



FAU Studien aus dem Maschinenbau 431

Julian Seßner

Multimodale Bildsegmentierung
gering strukturierter Umgebungen
für die Navigation am Beispiel
eines Assistenzsystems für
sehbeeinträchtigte Personen

Julian Seßner

Multimodale Bildsegmentierung gering strukturierter
Umgebungen für die Navigation

FAU Studien aus dem Maschinenbau

Band 431

Herausgeber/-innen:

Prof. Dr.-Ing. Jörg Franke

Prof. Dr.-Ing. Nico Hanenkamp

Prof. Dr.-Ing. habil. Tino Hausotte

Prof. Dr.-Ing. habil. Marion Merklein

Prof. Dr.-Ing. Sebastian Müller

Prof. Dr.-Ing. Michael Schmidt

Prof. Dr.-Ing. Sandro Wartzack

Julian Seßner

Multimodale Bildsegmentierung gering strukturierter Umgebungen für die Navigation

**am Beispiel eines Assistenzsystems
für sehbeeinträchtigte Personen**

Dissertation aus dem Lehrstuhl für Fertigungsautomatisierung
und Produktionssystematik (FAPS)

Prof. Dr.-Ing. Jörg Franke

Erlangen

FAU University Press

2023

Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek:
Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der
Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im
Internet über <http://dnb.d-nb.de> abrufbar.

Kontakt: Julian Seßner, Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg ( <https://ror.org/oof7hpc57>)

Bitte zitieren als

Seßner, Julian. 2023. *Multimodale Bildsegmentierung gering strukturierter Umgebungen für die Navigation am Beispiel eines Assistenzsystems für sehbeeinträchtigte Personen*. FAU Studien aus dem Maschinenbau Band 431. Erlangen: FAU University Press. DOI: 10.25593/978-3-96147-698-5.

Das Werk, einschließlich seiner Teile, ist urheberrechtlich geschützt.
Die Rechte an allen Inhalten liegen bei ihren jeweiligen Autoren.
Sie sind nutzbar unter der Creative-Commons-Lizenz BY-NC.

Der vollständige Inhalt des Buchs ist als PDF über den OPUS-Server der
Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg abrufbar:
<https://opus4.kobv.de/opus4-fau/home>

Verlag und Auslieferung:
FAU University Press, Universitätsstraße 4, 91054 Erlangen

Druck: docupoint GmbH

ISBN: 978-3-96147-697-8 (Druckausgabe)
eISBN: 978-3-96147-698-5 (Online-Ausgabe)
ISSN: 2625-9974
DOI: 10.25593/978-3-96147-698-5

**Multimodale Bildsegmentierung gering
strukturierter Umgebungen für die Navigation
am Beispiel eines Assistenzsystems für
sehbeeinträchtigte Personen**

Der Technischen Fakultät
der Friedrich-Alexander-Universität
Erlangen-Nürnberg

zur
Erlangung des Doktorgrades Dr.-Ing.

vorgelegt von

Julian Seßner, M.Sc.

Als Dissertation genehmigt
von der Technischen Fakultät
der Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg

Tag der mündlichen Prüfung: 08. 05. 2023

Gutachter: Prof. Dr.-Ing. Jörg Franke
Prof. Dr.-Ing. habil. Philipp Beckerle

Vorwort

Die vorliegende Arbeit durfte ich als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Lehrstuhl für Fertigungsautomatisierung und Produktionssystematik (FAPS) der Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg anfertigen.

Dem Lehrstuhlinhaber Prof. Dr.-Ing. Jörg Franke gilt dabei durch das entgegengebrachte Vertrauen und die Möglichkeit zur Promotion mein erster und besonderer Dank. Der Freiraum bei der Bearbeitung wissenschaftlicher Fragestellungen und die angeregten, wertschätzenden Diskussionen haben die Dissertation äußerst positiv geprägt.

Des Weiteren gilt mein Dank Prof. Dr.-Ing. habil. Sigrid Leyendecker für die Übernahme des Vorsitzes des Promotionsverfahrens, Prof. Dr.-Ing. Philipp Beckerle für die Übernahme des Zweitgutachtens und das konstruktive Feedback sowie an Prof. Dr.-Ing. Dietmar Fey als weiteres Mitglied des Prüfungsgremiums.

Ein großer Dank gilt auch den Kolleginnen und Kollegen des Lehrstuhls FAPS, insbesondere der Forschungsbereiche Biomechatronik und Medizintechnik für die kreative und angenehme Arbeitsatmosphäre und den wertvollen fachlichen Austausch. Der schöne gemeinsame Arbeitsalltag hat mich stets motiviert und ich bin dankbar gemeinsam innovative und spannende Forschungsthemen erarbeitet zu haben. Der Dank gilt dabei auch den Kolleginnen und Kollegen aus Verwaltung und Technik. Den motivierten Studierenden, die mich bei der Erarbeitung der Ergebnisse unterstützt haben, möchte ich ebenso danken.

Meinen Eltern gilt mein größter Dank, da sie mich mein Leben lang gefördert und immer ein offenes und interessiertes Ohr für mich hatten. Nur so hatte ich das Privileg meinen Weg einschlagen und Ausbildung und Promotion erfolgreich abschließen zu dürfen. Mein herzlichster Dank gilt zuletzt meiner Partnerin Katharina, die mich über all die Jahre stets verständnisvoll unterstützt und motiviert hat. Liebe Katharina, ich danke dir von Herzen für deine Unterstützung und bin unendlich froh dich an meiner Seite zu haben.

Inhaltsverzeichnis

Vorwort.....	iii
Abkürzungsverzeichnis.....	ix
Bildverzeichnis.....	xiii
Tabellenverzeichnis	xxiii
1 Einleitung	1
1.1 Motivation und Hintergrund	1
1.2 Zielsetzung.....	2
1.3 Vorgehensweise und Überblick der Arbeit.....	3
2 Grundlagen der autonomen Navigation und Perzeption mobiler Systeme.....	5
2.1 Navigation autonomer Systeme in Industrie, Verkehr und Forschung.....	5
2.1.1 Navigation fahrerloser Transportfahrzeuge in industriellen Anwendungen	7
2.1.2 Navigation autonomer Automobile in strukturierter Umgebung	8
2.1.3 Stand der Forschung zur Navigation autonomer Systeme in gering und unstrukturierter Umgebung.....	11
2.2 Sensorik zur Erfassung der Umgebung für die sichere autonome Navigation.....	13
2.2.1 2D-Kameras zur Bildgewinnung von Farbinformationen.....	13
2.2.2 3D-Kameras zur Bildgewinnung von Tiefeninformation.....	15
2.2.3 Weitere Sensorik zur Gewinnung von Abstandsinformationen der Umgebung.....	17
2.3 Methoden der Lokalisierung als weitere Befähiger der autonomen Navigation.....	18
2.3.1 Odometrie zur Messung der Eigenbewegung und Koppelung	19
2.3.2 Navigationssatellitensystem zur Peilungslokalisation und Navigation.....	20
3 Mobilitätshilfen und Assistenzsysteme für sehbeeinträchtigte Personen	23
3.1 Die menschliche optische Wahrnehmung und Fähigkeit zur Kompensation durch sensorische Substitution	23

3.2	Mobilitätsförderung und -hilfen für sehbeeinträchtigte Personen	29
3.3	Stand der Technik und Forschung von Assistenzsystemen für sehbeeinträchtigte Personen	30
3.3.1	Einteilung von Assistenzsystemen für sehbeeinträchtigte Personen	31
3.3.2	Kommerziell verfügbare Assistenzsysteme für Orientierung und Mobilität	32
3.3.3	Aktuelle Forschungsansätze von Assistenzsystemen für die Navigation sehbeeinträchtigter Personen.....	36
4	Konzeption eines Assistenzsystems zur Navigation sehbeeinträchtigter Personen in gering strukturierter Umgebung	43
4.1	Zusammenfassung des Stands der Technik und Forschung und Ableitung bestehender Defizite.....	43
4.2	Konzeption eines Assistenzsystems zur Navigation in gering strukturierter Umgebung.....	48
5	Verlaufsklassifizierung und Segmentierung von Wegen in gering strukturierter Umgebung	53
5.1	Grundlagen künstlicher neuronaler Netze als Methode der robusten Datenverarbeitung.....	53
5.1.1	Architekturen und Parameter künstlicher neuronaler Netze...	53
5.1.2	Strukturierung des Datensatzes und grundlegendes Vorgehen zur Anwendung eines künstlichen neuronalen Netzes	59
5.2	Wegverlaufsklassifizierung mittels faltender neuronaler Netze als effiziente Methode der Wegerfassung und Navigationsunterstützung	61
5.3	Binäre semantische Wegsegmentierung mittels künstlicher neuronaler Netze zur robusten Navigation.....	65
5.3.1	Architekturen von faltenden neuronalen Netzen zur Segmentierung von Bildern	65
5.3.2	Entwicklung einer Architektur und Hyperparametersatz eines künstlichen neuronalen Netzes zur robusten binären Wegsegmentierung	69
5.4	Methoden zur Steigerung der Effizienz des trainierten Modells.....	75
6	Segmentierung von Hindernissen in gering strukturierter Umgebung	79
6.1	Berechnung von Disparitätskarten als Ergebnis der Stereobildgebung und Grundlage für die Hindernissegmentierung..	79

6.2	Bodensegmentierung und dynamische Rollkompensation zur Datensatzerstellung für die Hinderniserfassung mittels Stereokameras	83
6.2.1	V-Disparitäts-Methode zur Segmentierung des Bodens	83
6.2.2	Bildbasierte Kompensation der Rollbewegung der Stereokamera.....	86
6.3	Binäre semantische Hindernissegmentierung mittels künstlicher neuronaler Netze zur sicheren Navigation.....	89
6.3.1	Semi-automatische Datensatzerstellung binär segmentierter Hindernisbilder	89
6.3.2	Entwicklung einer Architektur und Hyperparametersatzes eines künstlichen neuronalen Netzes zur robusten binären Wegsegmentierung.....	90
6.4	Hinderniskartierung mittels weiterer Sensormodalitäten zur Steigerung der Robustheit.....	98
6.4.1	Erfassung und Kartierung von lokalen Hindernissen mittels 3D-RADAR-Sensorik.....	98
6.4.2	Erfassung und Kartierung von lokalen Hindernissen mittels 3D-Ultraschallsensorik	101
7	Orchestrierung der Datenverarbeitung zur Navigation in gering strukturierter Umgebung.....	105
7.1	Multimodale Positionsbestimmung und Fusionierung zur robusten kontinuierlichen Lokalisation	105
7.2	Modulare hierarchische Kostenkarten zur Fusionierung von Wegverlaufs- und Hindernisinformationen.....	107
7.3	Globale und lokale Pfadplanung zur Navigation	114
7.4	Orchestrierung der Verarbeitungsschritte und Generierung von Navigationsanweisungen.....	116
8	Assistenzsystem für die Navigation sehbeeinträchtigter Personen in gering strukturierter Umgebung.....	121
8.1	Systemarchitektur und Konzeption des Assistenzsystems.....	121
8.1.1	Auswahl und Integration der eingebetteten Hardwarekomponenten des Assistenzsystems.....	121
8.1.2	Modulare Softwarearchitektur zur Integration von Umgebungsinterpretation und Navigation.....	127
8.2	Evaluation der Weg- und Hinderniskartierung im Rahmen von Labortests.....	128
8.2.1	Evaluation der Wegkartierung	128
8.2.2	Evaluation der Hinderniskartierung.....	131

8.3	Evaluation der gesamten Navigation im Rahmen von Feldtests	133
8.4	Evaluation des multimodalen Feedbacks im Rahmen einer Probandenstudie	137
9	Zusammenfassung und Ausblick	147
10	Summary and Outlook	151
11	Anhang	153
12	Literaturverzeichnis	161

Abkürzungsverzeichnis

Abkürzung	Begriff
1D	eindimensional
2D	zweidimensional
3D	dreidimensional
AutoML	Automated Machine Learning
ASIC	Anwendungsspezifischer, integrierter Chip
BN	Batch Normalization
CNN	engl. Convolutional neural networks
CPU	Computation processing unit
CRISP-ML(Q)	Cross-Industry Standard Machine Learning Process Model with Quality Assurance
DARPA	Defense Advanced Research Projects Agency
DGNSS	Differenzielles GNSS
DIN	Deutsche Industrie Norm
DWA	Dynamic Window Approach
EGNOS	European Geostationary Navigation Overlay System
Engl.	Englisch
EOA	Electronic orientation aid
ERM	Exzentrisch rotierende Massen
FCN	Fully Convolutional Neural Networks
FOV	Field of View
fps	Frames per Second
EKF	Extended Kalman-Filter
ELSI	Ethische, rechtliche und soziale Implikationen
ETA	Electronic travel aids
FMCW	Frequency modulated continuous wave

FTF	Fahrerloses Transportfahrzeug
GBAS	Ground based Augmentation Service
GKV	Gesetzlichen Krankenversicherung
GNSS	Globale Navigationssatellitensysteme
GPU	Graphics processing unit
GPGPU	General Purpose Computation on Graphics Processing Units
GPX	GPS Exchange Format
IMU	Inertial Measurement Unit
ICD ₁₁	Elfte Ausgabe der International Classification of Diseases
ICF	International Classification of Functioning, Disability and Health
IoU	Intersection over Union
IR	Infrarot
ISO	Internationale Organisation für Normung
IFR	International Federation of Robotics
KFZ	Kraftfahrzeug
KNN	Künstliches neuronales Netz
Lat	Latitude
LIDAR	Light Detection and Ranging
Long	Longitude
LRA	lineare Resonatoraktoren
LSVRC	Large Scale Visual Recognition Challenge
ML	Maschinelles Lernen
MFCW	Multiple frequency continuous wave
NAS	Neural Architecture Search
O&M	Orientierung und Mobilität
OSM	Open Street Map
PLD	Position locator devices

PSP	Pyramid Scene Parsing
Px	Pixel
R-CNN	Region-based CNN
RADAR	Radio Detection and Ranging
RANSAC	Random Sample Consensus Algorithmus
ReLU	Rectified Linear Unit
RGB	Rot, Grün, Blau
RGB-D	Rot, Grün, Blau – <i>Depth</i>
ROS	Robot Operating System
SAE	Society of Automotive Engineers
SBAS	Satellite Based Augmentation Service
SDG	Stochastic Gradient Descent
SLAM	Simultaneous Localisation and Mapping
SM	State Machine
ToF	Time of Flight
UKF	Unscented Kalman-Filter
UTM	Universale-Transversale-Mercator
US	Ultraschall
UWB	Ultra Wide Band
VGG	Visual Geometry Group
VIO	Visuelle-Interatale Odometrie
WHO	World Health Organization
XML	Extensible Markup Language
z. B.	Zum Beispiel

Bildverzeichnis

Bild 1:	Aufbau der vorliegenden Dissertationsschrift. Die Ziffern stehen für die Kapitelnummern.	3
Bild 2:	Beispielszenarien zu unterschiedlicher Strukturierung mit a) strukturierten Bedingungen einer deutschen Autobahn mit klaren optischen Markierungen und physischen Begrenzungen, b) gering strukturierte Umgebung in Form eines geschotterten Wirtschaftswegs ohne künstliche Markierungen oder Begrenzungen und c) natürlicher Vegetation ohne definierte Strukturen.	6
Bild 3:	Beispielbild aus dem Cityscape Datensatz zur semantischen Segmentierung von Kameraaufnahmen von Straßen [44]. Die Farben charakterisieren dabei die jeweiligen Klassen (z. B. Personen, Fahrbahn).	10
Bild 4:	Das autonome Fahrzeug Stanley gewann die DARPA Grand Challenge 2005 [50]. Auf dem Fahrzeug sind eine Vielzahl von Laserscannern angebracht. Der rot dargestellte Bereich zeigt die Hinderniserfassung auf Basis geometrischer Beziehungen.	11
Bild 5:	Darstellung der perspektivischen Projektion durch das Lochkameramodell. Der Objektpunkt p wird durch das Projektionszentrum o auf den Bildpunkt p' abgebildet. (In Anlehnung an [61])	14
Bild 6:	a) Aufbau des menschlichen Auges mit Kornea (1), Iris (2), Linse (3), Retina (4), Makula (5) und Sehnerv (6), b) Sehbahn der menschlichen, optischen Wahrnehmung bestehend aus dem linken (1) und rechten (6) Sehfeld, die beide jeweils vom rechten (2) und linken (3) Auge erfasst, im Chiasma des Gehirns (5) aufgeteilt und im visuellen Cortex (3) getrennt nach Seite verarbeitet werden. (In Anlehnung an [5]).....	25
Bild 7:	Hilfsmittel des GKV zur Unterstützung von Orientierung und Mobilität bei Sehbeeinträchtigungen mit a) Ultra Body Guard [122], b) Laser Langstock [125] und c) naviGürtel [125].	34
Bild 8:	Assistenzsysteme zur Unterstützung der Umgebungserfassung bei Sehbeeinträchtigungen. a) OrCam MyEye 2.0 Ergänzung für Brillen mit integrierter Objekterkennung [139]. b) Wicab	

Brainport Vision Pro zur Erfassung von Umrissen der Umgebung und elektro-taktile Übermittlung mittel Elektrodenarray für die Zunge [141].	35
Bild 9: Repetitiver Ablauf der autonomen Navigation untergliedert in Umgebungserfassung, Lokalisation, Pfadplanung und Bewegungsregelung. Die simultane Umgebungserfassung und Lokalisation kann mittels SLAM zur Erstellung einer Umgebungskarte zusammengefasst werden. (In Anlehnung an [15])	36
Bild 10: Vorgehensmodell zur ganzheitlichen Konzeption eines Assistenzsystems basierend auf dem V-Modell für mechatronische Systeme und dem Prozess zur Umsetzung von ML-Anwendungen für die Umgebungssegmentierung. (In Anlehnung an [222])	51
Bild 11: a) Darstellung eines biologischen Neurons mit 1) Dendriten, die über biochemische Reaktionen in Synapsen eine Erregung erfahren und diese an den Zellkörper (2) der Nervenzelle weiterleiten. Wird ein gewisser Schwellwert überschritten wird ein Aktionspotenzial ausgelöst und an das Axon (3) weitergeleitet. (In Anlehnung an [100]) b) Künstliches Neuron, dessen Eingangsdaten $x_{k,i}$ ($i \in [1; N]; k, N \in \mathbb{N}$) mit den Verbindungsgewichten $w_{k,i}$ ($i \in [1; N]; k, N \in \mathbb{N}$) multipliziert werden und nach Summation und Verarbeitung durch die Aktivierungsfunktion φ als Wert y_k ausgegeben werden. (In Anlehnung an [208])	54
Bild 12: Darstellung der Aktivierungsfunktion φ Rectified Linear Unit (ReLU) des gewichteten Inputs u_k . (In Anlehnung an [209])	55
Bild 13: Aufbau eines tiefen KNN mit Eingangsschicht (1), die die zu verarbeitenden Daten aufnimmt, versteckten Schichten (2) zur Verarbeitung der Daten und einer Ausgangsschicht (3) zur Ausgabe des Ergebnisses der Datenverarbeitung. (In Anlehnung an [208])	56
Bild 14: Faltungsschicht eines CNN. Der Input besteht aus einem Bild der Größe $h_1 \times b_1 \times t_1$ und wird von n Filtern der Größe $h_F \times b_F \times t_F$ bearbeitet. Das Resultat (Output) hat das Format $h_0 \times b_0 \times t_0$. (In Anlehnung an [224])	58

- Bild 15: Bilder des Datensatzes zur Wegverlaufsklassifikation. a) Kamerabilder der linken Kamera, wobei der Weg nach rechts zeigt, b) Kamerabilder der mittleren Kamera, wobei der Weg geradeaus zeigt, c) Kamerabilder der rechten Kamera, wobei der Weg nach links zeigt. Bilder entnommen aus dem Datensatz von $[P_1, S_2]$ 62
- Bild 16: Schematische Darstellung der Encoder-Decoder-Architekturen zur semantischen Segmentierung: a) *U-Net*-Architektur, die die Merkmalskarten nach jeder Faltungs- (Conv) und Entfaltungsschicht (Deconv) mit den kopierten (Copy) Merkmalskarten addiert (Add) (In Anlehnung an [237]). b) *Linknet*-Architektur, deren Encoder aus *Residual*-Blöcken besteht und die Merkmalskarten der Conv- und Deconv-Schichten verkettet (Concatenate) (In Anlehnung an [238]). c) *PSPNet*-Architektur, die das Eingangsbild über eine *ResNet*-Architektur zu einer Merkmalskarte verarbeitet, welche im *Pyramide Parsing Module* in unterschiedlicher Ausprägung aggregiert (*MaxPool*) und über eine weitere Faltungs- und Entfaltungsschicht verarbeitet und vergrößert wird. Die verketteten Merkmalskarten werden schließlich auf die ursprüngliche Größe entfaltet und als segmentiertes Bild ausgegeben (In Anlehnung an [239])...... 67
- Bild 17: Darstellung der Bewertungsmetrik Jaccard-Index für die Segmentierungsgenauigkeit der zwei Klassen A und B (a) über deren Schnittmenge (b) und Vereinigungsmenge (c). (In Anlehnung an [264])..... 68
- Bild 18: Beispielbilder des Datensatzes zur binären semantischen Segmentierung des begehbaren Untergrundes: a), c) Aufgenommene RGB-Bilder. b), d) Manuell segmentierte Bilder mit weißen Pixel als Weg und schwarzen Pixel als Umgebung $[P_2]$ 70
- Bild 19: Ergebnisse bezüglich IoU-Genauigkeit der Encoder-Decoder-Kombinationen zur binären semantischen Segmentierung gering strukturierter Wege. (In Anlehnung an $[P_2]$) 72
- Bild 20: Ergebnisse bezüglich der Bildwiederholrate in fps der trainierten CNN-Architekturen auf der mobilen Recheneinheit (NVIDIA Jetson TX2). Die Fehlerbalken geben die Standardabweichung an. Der schwarze Rahmen zeigt die für

die qualitative Bewertung ausgewählte <i>PSPNet-ResNet(18)</i> -Architektur. (In Anlehnung an [P2])	72
Bild 21: Auswirkung unterschiedlicher Downsampling-Faktoren der <i>PSPNet-ResNet(18)</i> -Architektur. a) RGB-Bild des Weges, b) binäres Label-Bild, c) Ergebnis mit Downsampling-Faktor 8, d) Ergebnis mit Downsampling-Faktor 4 [P2].	73
Bild 22: Ergebnisse der Wegsegmentierung bezüglich Validierungsgenauigkeit (IoU) und der Bildwiederholrate mit Standardabweichung als Fehlerbalken bei unterschiedlicher Anzahl der Filter pro Faltungsschicht des PSP-Moduls. (In Anlehnung an [P2])	74
Bild 23: Ergebnisse des Prunings des <i>PSPNet-ResNet(18)</i> -Modells mittels <i>Polynomial Weight Decay</i> und verschiedenen <i>Sparsity</i> -Werten hinsichtlich Validierungsgenauigkeit (IoU, blau) und Modellgröße in Byte (grün). Die blaue horizontale Linie markiert die ursprüngliche Genauigkeit. (In Anlehnung an [S6])	76
Bild 24: Ergebnisse der Wegsegmentierung der RGB-Bilder (a, d) für das ursprüngliche <i>PSPNet-ResNet(18)</i> -Modell (b, e) und das ausgedünnte Pendant (c, f) [S6].....	77
Bild 25: Grundlegendes Funktionsprinzip der Stereobildgebung. Der 3D-Punkt \mathbf{p} wird in den Bildebenen der zwei Kameras auf die Punkte \mathbf{p}'_l und \mathbf{p}'_r abgebildet. (In Anlehnung an [63])	80
Bild 26: Epipolargeometrie zur Korrespondenzanalyse. Durch Orientierung der Bildebenen zueinander reduziert sich die Suche korrespondierender Punkte \mathbf{p}'_r und \mathbf{p}'_l auf die blau markierte Epipolarlinie. Die Schnittpunkte von Verbindungslinie und Projektionszentren \mathbf{o}_r und \mathbf{o}_l werden als Epipole \mathbf{e}'_r und \mathbf{e}'_l bezeichnet. (In Anlehnung an [60])	81
Bild 27: Stereokamera mit den Kamerakoordinatensystemen $\mathbf{K}_{K,r}$ und $\mathbf{K}_{K,l}$ und dem Basiskoordinatensystem \mathbf{K}_{Ba} . $\mathbf{K}_{K,r}$ und $\mathbf{K}_{K,l}$ haben den Abstand b und die Höhe h in Bezug auf \mathbf{K}_{Ba} . Die Kameras sind im Nickwinkel θ bezüglich der xy -Ebene von \mathbf{K}_{Ba} orientiert. (In Anlehnung an [281])	84
Bild 28: Darstellung der v -Disparitäts-Methode. a) Disparitätsbild einer exemplarischen Szenerie. Die Graustufen der Pixel entsprechen dem Disparitätswert. b) Das v -Disparitäts-Bild entsteht durch	

- die zeilenweise Histogrammberechnung und -visualisierung. Der Boden des ursprünglichen Bildes stellt sich als Linie (grüne Linie) dar. c) Disparitätsbild mit entferntem Boden und verbleibenden Hindernissen. Weiße Pixel beinhalten hier keine Informationen. (In Anlehnung an [281])..... 85
- Bild 29: Vorversuch zur Darstellung des Einflusses einer Rollbewegung der Kamera auf die v-Disparitäts-Karte. a) Disparitätskarte. b) v-Disparitäts-Karte mit Bodenlinie (grün) bei einem Rollwinkel von 2° . c) v-Disparitäts-Karte mit Bodenlinie (grün) bei einem Rollwinkel von 8° . e) v-Disparitäts-Karte mit Bodenlinie (grün) bei einem Rollwinkel von 15° . (In Anlehnung an [P3])..... 86
- Bild 30: Darstellung des Vorgehens zur Berechnung des Rollwinkels β [P3]..... 87
- Bild 31: Ausschnitt der RGB-Bilder des Datensatzes zur Hindernissegmentierung, wobei parallel Tiefendaten der Intel Realsense D435 Kamera aufgezeichnet werden. (Bilder entnommen aus dem Datensatz von [S11])..... 90
- Bild 32: Aufbau der Encoder-Decoder-Architektur zur Hindernissegmentierung auf Basis der Tiefen- und RGB-Bilder und einer Tiefe d_{\max} von 5. (In Anlehnung an [P4])..... 92
- Bild 33: Darstellung der Ergebnisse zur Hindernissegmentierung mit Encoder-Decoder-Architekturen des Validierungsdatsatzes hinsichtlich Segmentierungsgenauigkeit (blau, Intersection over Union) und Bildwiederholrate (grün) in Bildern pro Sekunde (Standardabweichung als Fehlerbalken). Als Decoder wurden *ResNet(18)* (RN), *SeResNet(18)* (SRN) und *MobileNet* (MN) genutzt. (In Anlehnung an [P4])..... 94
- Bild 34: Exemplarische Szenerie eines Schotterweges mit Hindernissen in Form von Ästen mit a) RGB-Bild, b) dazugehöriger, binärer Hindernissegmentierung und c), d) darauffolgender binärer Hindernissegmentierung. (Bilder entnommen aus dem Datensatz von [S11]) 96
- Bild 35: Beispielszenario zur Bewertung der Hindernissegmentierung mit a) RGB-Bild, b) Hindernissegmentierung mit der v-Disparitäts-Methode c) Ergebnis der Segmentierung mit der *UNet-ResNet*-Architektur, d) *PSPNet-ResNet*-Architektur und e) *FuseNet*-Architektur [P4]...... 97

- Bild 36: Hindernisobjekte zur Erfassung mittels eines RADAR-Sensors, a) Auto, b) Metalltonne, c) Baum [S12].....100
- Bild 37: Exemplarisches Szenario einer Glasfront mit angrenzender Hausfassade und Innenwand mit a) RGB-Bild, b) kamerabasierte Hinderniskarte und c) Hinderniskarte auf Basis der Sensordaten des 3D-Ultraschallsensors TS₃ von Toposens [S13].....103
- Bild 38: Geometrische Zusammenhänge zur Berechnung der kartesischen Koordinaten der Eckpunkte $\mathbf{p}_{1,2,3,4}$ des segmentierten Wegbildes mit a) seitliche Ansicht und b) Draufsicht. Die Kamera mit dem Koordinatensystem \mathbf{K}_K wird dabei um den Winkel θ zum Boden geneigt und befindet sich in der Höhe h über dem Boden. Die Kamera hat den horizontalen Öffnungswinkel FOV_h und den vertikalen Öffnungswinkel FOV_v . Das bodengebundene zentrale Basiskoordinatensystem der Person ist \mathbf{K}_{Ba} . Die 2D-Wegkarte \mathbf{p}_{occ} hat das Koordinatensystem $\mathbf{K}_{p_{occ}}$. (In Anlehnung an [S17])108
- Bild 39: Überführung eines binären Wegbildes (a) in eine kostenbezogene Wegkarte \mathbf{p}_{cost} (b) mit dem Koordinatensystem $\mathbf{K}_{p_{occ}}$ und dem zentralen Basiskoordinatensystem \mathbf{K}_{Ba} der Person. Dabei wird die Hinderniskarte (1) ab einem Abstandswert r_2 (grüner Kreis) in Abhängigkeit des Abstands zu \mathbf{K}_{Ba} skaliert. Zusätzlich wird unterhalb ein Hindernisbereich (2) hinzugefügt, der bis zu einem radialen Abstand r_1 aus unbekanntem Kosten (schraffiert dargestellt) und dann aus Hinderniskosten bis zur Breite der Wegkarte in y -Richtung und d_0 in negativer x -Richtung in Bezug auf \mathbf{K}_{Ba} besteht.110
- Bild 40: Geometrische Zusammenhänge der Hinderniskarte \mathbf{o}_{occ}_t basierend auf der aktuellen Erfassung der Umgebung $\mathbf{o}_{occ}'_t$ und der vorherigen Hinderniskarte \mathbf{o}_{occ}_{t-1} . Die Hinderniskarten basieren wiederum auf den probabilistischen Karten $\mathbf{o}_{prob}_{t/t-1}$112
- Bild 41: Gesamtfusionierung der exemplarischen Weg- und Hinderniskostenkarten in der globalen Kostenkarte \mathbf{g}_{cost} . Die globale Kostenkarte wird dabei mit einem fixen Wert für

unbekannte Umgebungen (-1, schraffiert dargestellt) initialisiert.	114
Bild 42: Darstellung der Orchestrierung der Datenverarbeitungsschritte und deren Koordination über Zustandsautomaten (engl. <i>State Machine</i> , SM). Die Daten der Sensoren (GNSS, Kompass, RGBD- und Trackingkamera) werden von den jeweiligen Prozessen verarbeitet und entweder permanent oder bei Bedarf (Req./Resp. Call) bereitgestellt. Die Zustandsautomaten koordinieren die Erstellung der globalen und lokalen Kostenkarten, die darauf basierende Pfadplanung und die Erstellung des Feedbacks. Die übergeordnete SM verfügt dabei auch über eine Datenbank und kann im Falle eines Fehlers in einen sicheren Zustand überführt werden und den Nutzer entsprechend warnen.	119
Bild 43: Einteilung der Rotationsgeschwindigkeit der lokalen Trajektorie in je vier Zonen entsprechend der maximalen Rotationsgeschwindigkeit $v_{\text{rot,max}}$	120
Bild 44: Assistenzsystem für die Unterstützung der Navigation sehbeeinträchtigter Personen in Form eines Sportrucksacks (Ultimate Performance – Bala 1,5) mit eingebetteten Komponenten. a) Schultergurt mit acht integrierten Vibrationsmotoren, b) GNSS-Antenne, c) Rucksack mit USB- Hub, integrierter Energieversorgung, Treiber für die Ansteuerung der Vibrationsmotoren sowie Mikrocontroller für die Übersetzung zwischen dem USB und I ² C Datenbus, d) RGBD-Kamera, e) aktive Kamerastabilisierung, f) Stereokamera für das Tracking der Eigenbewegung und g) eingebettete Recheneinheit mit Trägerplatine [P7].....	126
Bild 45: Testszenarien zur Bewertung der Wegkartierung: a) Gerade Bahn mit einer Breite von 1 m, b) Bahn mit einer Breite von 1 m und einer Querbahn im Abstand von 2 m, c) Bahn mit einer Breite von 1 m und um 30° nach rechts orientiert.	129
Bild 46: Ergebnisse der Messungen bezüglich der Wegbreite (grün) und des Abstands (blau) mit entsprechenden linearen Trendlinien (gestrichelte Linien).....	129
Bild 47: Ergebnis der Wegkartierung mit um 30° gedrehtem Weg und a) überlagertem Segmentierungsergebnis und b) Kartierungsergebnis mit markierten Wegbegrenzungen.	130

- Bild 48: Darstellung der Messungen (Dreiecke) für die jeweiligen Messpunkte (Kreuze). Zusammengehörige Messungen und Messpunkte sind jeweils mit einer blauen Linie verbunden. Für den Messpunkt ($x = 4,5 \text{ m}$; $y = -1 \text{ m}$) konnte kein Hindernis kartiert werden. 131
- Bild 49: Vergleich zwischen Abstand und Abweichung für a) x-Werte und b) y-Werte. Die Messwerte sind als Boxplots dargestellt. Zusätzlich sind die Mittelwerte als Kreuz dargestellt und der Verlauf als Linie dargestellt. 132
- Bild 50: Karten des Feldtests zur Gesamtnavigation mit einer automatisiert erzeugten gpx-Datei (blau) und der durch GNSS erfassten Positionen (grün). Die zur Pfadplanung übergebenen Wegpunkte sind als orangene Pfeile eingezeichnet. 134
- Bild 51: Exemplarisches Szenario zur Fusionierung der Navigationskarten bestehend aus der Wegkostenkarte **p_cost** (blauer Rahmen) und der Hinderniskarte **o_occ** (grüner Rahmen). Das zentrale Koordinatensystem K_{Ba} ist mittig der mitgeführten Hinderniskarte eingezeichnet und die aktuelle Zielpose $K_{waypoint,1}$ ist als gelber Pfeil dargestellt. 135
- Bild 52: Ausschnitt zur Darstellung der Pfadplanung. Auf Basis der erstellen temporär statischen Wegkarte erfolgt zunächst eine globale Pfadplanung (türkise Linie) vom Basiskoordinatensystem K_{Ba} zum nächsten Wegpunkt $K_{waypoint,1}$. Der lokale Pfad (grüne Linie) wird auf Basis des globalen Pfades und der aktuellen lokalen Umgebung erstellt. . 135
- Bild 53: Darstellung der Feedbacksignale: a) Akustische und vibrotaktile Richtungsanweisungen untergliedert in vier Zonen je nach vorgegebener Rotationsgeschwindigkeit. Bei der akustischen Modalität symbolisieren die Grüntöne die Tonhöhe der Pieptöne. b)-e) vibrotaktiles Signal der weiteren Hinweise aufgeschlüsselt nach LRA mit b) Prozessfehler/Stop, c) Systemabsturz, d) Ziel erreicht und e) Reduktion der Geschwindigkeit. (In Anlehnung an [P7]) 138
- Bild 54: Probandin auf dem Laufband (Horizon Fitness, Paragon S) während der Durchführung der Studie zur Evaluation des Navigationsfeedbacks. 139

- Bild 55: a) Darstellung der richtig erkannten Signale im Durchschnitt aller Probanden mit Standardabweichung als Fehlerbalken und aufgeschlüsselt nach Bewegungsgeschwindigkeit und Modalität. Der orangene Balken markiert den Schwellwert von 90%. b) Darstellung der durchschnittlichen Antwortzeit in s (Standardabweichung als Fehlerbalken) auf den Navigationshinweis nach Geschwindigkeit und Modalität. Der orangene Balken markiert den Schwellwert von 2,7 s. (In Anlehnung an [P7]).....142
- Bild 56: Ergebnisse der Befragung der Studienteilnehmer (n=15) über fünfstufige Likert-Skalen als Box-Plots bezüglich des a) Tragekomforts von Rucksack und Kopfhörer (sehr schlecht = 1; sehr gut = 5) und der b) Unterscheidbarkeit der akustischen, vibrotaktilen und gekoppelten Signale in Abhängigkeit der Bewegungsgeschwindigkeit (sehr schlecht = 1, sehr gut = 5). (In Anlehnung an [P7]).....143
- Bild 57: Exemplarisch Indoor-Szenerie mit a) Farbbild eines Ganges eines öffentlichen Gebäudes mit verschiedenen Möbelstücken und Objekten und b) binäre Segmentierung der Hindernisse auf Basis des Tiefenbildes durch das trainierte CNN.149

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1:	Einstufung des automatisierten Fahrens nach SAE J3016 Norm nach [36].....	9
Tabelle 2:	Exemplarische 3D-Kameras mit unterschiedlichen Bildgebungsprinzipien.	16
Tabelle 3:	Einteilung der Sehbehinderung nach WHO anhand des Visus v und der Winkelauflösung des Auges in Minuten nach [5].	27
Tabelle 4:	Mechanismen der sensorischen Substitution nach [124]. Die Modalität, die als Ersatz genutzt wird, wird dabei zuerst genannt, gefolgt von der zu substituierenden Sinnesmodalität.	28
Tabelle 5:	Einteilung von Assistenzsysteme für sehbeeinträchtigte Personen für Orientierung und Mobilität nach [3].....	32
Tabelle 6:	Übersicht der Merkmale und deren Ausprägung aktueller Publikationen zu Assistenzsystemen für sehbeeinträchtigte Personen.....	42
Tabelle 7:	Durch die strukturierte Anpassung hinsichtlich Genauigkeit und Laufzeit optimierte Architektur des faltenden neuronalen Netzes für die Wegverlaufsklassifikation [P1].	64
Tabelle 8:	Quantisierungsmethoden des trainierten Modells nach [271, 274].....	78
Tabelle 9:	Ergebnisse der Quantisierungsmethoden im Vergleich zum geprunten PSPNet-ResNet(18)-Modell bezüglich Validierungsgenauigkeit (IoU) und Modellgröße in Byte [S6].	78
Tabelle 10:	Parametersatz der Encoder-Decoder-Architekturen zur Hindernissegmentierung nach[P4]. Die Filteranzahl von UNet entspricht dabei der ersten und letzten Schicht der Architektur und bei PSPNet der Filteranzahl des PSP-Moduls.	91

Tabelle 11:	Ergebnisse der Hinderniserkennung mit dem Radarsensor Walabot von Vayyar Imaging Ltd nach [S12]. Die Objekte Auto, Metalltonne und Baum werden dabei in fünf verschiedenen Messpunkten mit je fünf Messungen (n=5) erfasst. Für jeden Messpunkt sind der Mittelwert und die Standardabweichung dargestellt.	100
Tabelle 12:	Ergebnisse der Hinderniserkennung mit dem Ultraschallsensor TS3 von Toposens nach [S13]. Der Pappkarton (H: 0,275 m B: 0,4 m, T: 0,155 m) wird dabei in fünf verschiedenen Messpunkten mit je fünf Messungen (n=5) erfasst. Für jeden Messpunkt wird der Mittelwert und die Standardabweichung dargestellt.....	102
Tabelle 13:	Mögliche Werte und Wertebereiche der lokalen und globalen Kostenkarten als Grundlage der Pfadplanung.	109
Tabelle 14:	Mögliche Feedbacknachrichten des Assistenzsystems, deren Priorität und Erläuterung.	118
Tabelle 15:	Parameter und Werte der für die Kartierung genutzten Kamera (Intel Realsense D435) und deren Platzierung im Aufbau.....	128
Tabelle 16:	Konfusionsmatrix der emittierten und erkannten Warnungen für n1=11 Teilnehmer je nach Feedbackmodalität (akustisch (a), vibrotaktil (v), gekoppelt (g)) über alle Bewegungsgeschwindigkeiten und Probanden in Prozent nach [P7]. Grüntöne stellen dabei die korrekt klassifizierten Signale und Blautöne Fehlklassifikationen dar.	140
Tabelle 17:	Konfusionsmatrix der emittierten und erkannten Richtungsangaben für n1=11 Teilnehmer je nach Feedbackmodalität (akustisch (a), vibrotaktil (v), gekoppelt (g)) und Zone (Z1-Z4) für alle Bewegungsgeschwindigkeiten und Probanden in Prozent nach [P7]. Grüntöne stellen dabei die korrekt klassifizierten Signale und Blautöne Fehlklassifikationen dar.	141
Tabelle 18:	Initiale Architektur für die Klassifikation des Wegverlaufs zur Unterstützung der Navigation sehbeeinträchtigter Personen nach [P1].	153

Tabelle 19:	Zu untersuchende Parameter des faltenden neuronalen Netzes unterteilt in Blöcke. Je Block werden die Parameter mit der vorherigen besten Parameterkonfiguration verglichen und die beste Konfiguration hinsichtlich Genauigkeit und Laufzeit für den nächsten Block verwendet. Conv steht für die faltende Schicht und die Zahl n für die Anzahl der Filter je Schicht. MaxPool (2x2) steht für eine 2x2 Max Pooling Aggregationsschicht nach [P1].....	154
Tabelle 20:	Validierungsergebnisse sowie Klassifizierungsdauer der Anpassungen zur Implementierung einer optimalen Architektur und Hyperparameter für die Klassifikation der Wegverlaufes nach [P1].	155
Tabelle 21:	Ergebnisse der betrachteten Encoder-Decoder-Architekturkombinationen des Trainings und der Validierung hinsichtlich Verlust und Genauigkeit basierend auf dem Jaccard-Index. Die Bildwiederholrate wird auf einer mobilen Recheneinheit als Mittelwert der Trainings- und Validierungsdaten berechnet nach [P2].....	156
Tabelle 22:	Ergebnisse der Architektursuche für Hindernissegmentierung auf Basis der Tiefendaten nach [P4].....	157
Tabelle 23:	Ergebnis der FuseNet basierten Hindernissegmentierung hinsichtlich IoU Validierungsgenauigkeit und Bildwiederholrate nach [P4].	158
Tabelle 24:	Messergebnisse der Wegkartierung des geraden Weges mit Abstand 1 m.....	159
Tabelle 25:	Ergebnisse der Untersuchung des 3D-Ultraschallsensors TS ₃ der Firma Toposens hinsichtlich Anzahl (Anz.) der erfolgreichen Messungen und die durchschnittliche Intensität in W/m ² inklusive Standardabweichung des detektierten Signals für fünf Messpunkte und die Objekte Treppe, Hauswand und Stuhl sowie unterschiedlicher Anzahl an emittierten Ultraschallpulsen (10, 15, 20) nach [S13].	160

1 Einleitung

Die optische Wahrnehmung gilt als wichtigste Sinnesmodalität des Menschen und ein Großteil des menschlichen Gehirns ist an der Verarbeitung der optischen Wahrnehmung beteiligt [1]. Entsprechend gehen Beeinträchtigungen ebenjener Sinneswahrnehmung mit Herausforderungen im Alltags einher, die nur in Teilen durch die Nutzung der verbleibenden Sinnesmodalitäten [2] und Assistenzsystemen [3] kompensiert werden können .

1.1 Motivation und Hintergrund

Sehbeeinträchtigungen beruhen dabei auf vielfältigen Ursachen und unterscheiden sich in ihrer Ausprägung. Weltweit wurde im Jahr 2020 die Prävalenz von Personen die vollständig blind sind auf 43,3 Millionen geschätzt [4]. Weitere 295 Millionen Personen litten unter moderaten bis schwerwiegenden Sehbeeinträchtigungen. Im Zeitraum zwischen 1990 und 2020 stieg dabei die weltweite Prävalenz von Blindheit um 50,6% und von milden bis schwerwiegenden Augenerkrankungen sogar um 91,7% [4]. Bis zum Jahr 2050 wird ein weiterer Anstieg auf eine Zahl von 61,0 Millionen blinden Menschen geschätzt [4].

Um diesem Trend entgegenzuwirken, hatte sich die Weltgesundheitsorganisation mit dem weltweiten Gesundheitsprogramm VISION 2020 in den Jahren 2014-2019 zum Ziel gesetzt, die Bekanntheit von präventiven Maßnahmen zur Vermeidung von Augenerkrankungen und Rehabilitationsmaßnahmen zu verbessern [5]. Um Behinderungen von Menschen mit Beeinträchtigungen zu begegnen, sieht die Behindertenrechtskonvention der Vereinten Nationen aus dem Jahr 2008 umfassende Rechte zur Gleichbehandlung vor [6]. Mit der Ratifizierung der Konvention verpflichtet sich auch die Bundesrepublik Deutschland der Umsetzung und Einhaltung der Rechte von Menschen mit Beeinträchtigungen und Behinderungen [7].

Beeinträchtigungen der optischen Wahrnehmungen führen dabei zu Problemen der Mobilität, Selbstständigkeit, beim Nachgehen von alltäglichen Tätigkeiten, der körperlichen und psychischen Gesundheit und resultieren in einer Verschlechterung der Lebensqualität [8]. Um den Behinderungen zu begegnen, existieren zahlreiche Maßnahmen zur Rehabilitation. Diese reichen von technischen Geräten zur Unterstützung der verbleibenden Sehfähigkeit [9], speziellen Assistenzsystemen für unterschiedliche Aufgaben [10] oder speziellen Schulungen zur Nutzung der verbleibenden Sinne [11]. Gerade Orientierung und Mobilität (O&M) ist von Sehbehinderungen

stark beeinträchtigt [12]. Da dies jedoch ein entscheidender Aspekt für die Selbstbestimmtheit von Personen ist, wird dies in individuellen Mobilitätstrainings adressiert [11].

O&M ist hingegen auch bei technischen Systemen von großer Bedeutung. So werden alltägliche Verkehrsmittel zunehmend mit Assistenzsystemen zur Unterstützung der Nutzenden ausgestattet [13]. Auch die vollständige Autonomie liegt im Fokus der Entwicklung und entsprechende Befähiger wie umfassende Sensorik, robuste Datenverarbeitung und leistungsfähige Rechnersysteme werden entwickelt [14]. So kommen im Rahmen der Intra-logistik und Verkehr zunehmend autonome mobile Systeme zum Einsatz [15].

1.2 Zielsetzung

Um den Einfluss von Sehbeeinträchtigungen auf die Mobilität und damit auf die Lebensqualität zu verringern, werden auch technische Hilfsmittel genutzt. Entsprechend liegt es nahe, die technischen Grundlagen von autonomen mobilen Systemen zu nutzen und für die Unterstützung durch O&M zu befähigen. Hierbei stehen die Bedürfnisse der Nutzenden im Fokus und Konzeption und Entwicklung des technischen Systems beruhen auf den Anforderungen an eine sichere Navigation im Alltag. Vor allem die unterschiedlichen Umgebungen sind entsprechend zu berücksichtigen und eine robuste Analyse ist essentiell, um daraus eine sichere Navigation abzuleiten. Die gewonnenen Informationen sind schließlich der nutzenden, sehbeeinträchtigten Person zu vermitteln. Um eine möglichst umfangreiche Unterstützung zu ermöglichen, sind möglichst alle potenziellen Umgebungen zu adressieren. Gerade gering strukturierte Bereiche außerhalb geschlossener Räume sind dabei aufgrund der vielfältigen Varianten und fehlenden Struktur durch Wände oder Fahrbahnbegrenzungen herausfordernd. Entsprechend herrscht hier Forschungsbedarf nach einer robusten Interpretation der Umgebung, wie dem Verlauf von begehbaren Wegen oder die Detektion unterschiedlichster, teilweise unspezifischer Hindernisse. Die gewonnenen Informationen sind schließlich so zu fusionieren, dass die entsprechenden Navigationsinformationen abgeleitet werden können. Dabei sind zudem die Herausforderungen hinsichtlich einer mobilen Anwendung, wie geringe Ressourcen oder eines dynamisch geführten Sensors zu berücksichtigen.

1.3 Vorgehensweise und Überblick der Arbeit

Um das gesetzte Ziel der Arbeit zu erreichen, werden in den folgenden Kapiteln zunächst der Stand der Technik und Forschung beleuchtet. Hierfür werden in Kapitel 2 die technischen Grundlagen der autonomen Navigation von mobilen Systemen in unterschiedlichen Anwendungen und Umgebungen beleuchtet und die entscheidenden technischen Befähiger hierfür dargestellt. Kapitel 3 beleuchtet hingegen die Grundlagen von Sehbeeinträchtigungen und der Kompensation durch Mobilitätshilfen und Assistenzsysteme. Hierbei werden neben aktuell verfügbaren Mobilitätshilfen auch forschungsorientierte Assistenzsysteme analysiert. Kapitel 4 fasst schließlich die vorherigen Kapitel zusammen und leitet den entsprechenden Handlungsbedarf ab.

Zur Umsetzungen der Anforderungen werden wissenschaftliche Methoden zur Umgebungssegmentierung bezüglich unterschiedlicher Wege (Kapitel 5) und von Hindernissen (Kapitel 6) vorgestellt. Die Verarbeitungsschritte werden schließlich orchestriert und die gewonnen Informationen so fusioniert, dass konkrete Navigationsinformationen für die nutzende Person abgeleitet werden können (Kapitel 7).

Abschließend werden in Kapitel 8 auf Basis der Anforderungen und beschriebenen Methoden ein konkretes Assistenzsystem vorgestellt, das schließlich im Rahmen von verschiedenen Versuchen hinsichtlich der gestellten Anforderungen validiert wird. Der Aufbau der Arbeit ist in Bild 1 zusammengefasst.

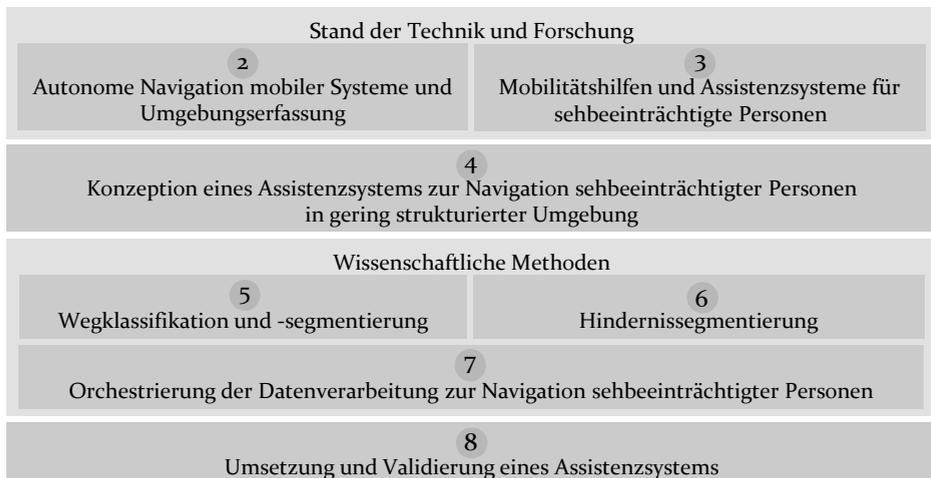


Bild 1: Aufbau der vorliegenden Dissertationsschrift. Die Ziffern stehen für die Kapitelnummern.

2 Grundlagen der autonomen Navigation und Perzeption mobiler Systeme

Der Begriff Navigation lässt sich durch die Bedeutung des lateinischen *navigare* herleiten, welcher mit „Führen eines Schiffs“ übersetzt wird [16]. Schiffsfahrer waren in der Lage durch den Einsatz von Hilfsmitteln, wie detaillierten Karten, Kompassen oder Sextanten sich auf offener See ohne charakteristische Landmarken zu lokalisieren und sicher zu einem Zielpunkt zu gelangen [17]. Die entsprechende Deutsche Industrie Norm (DIN) 13312:2005-12 bezieht sich primär auf die Navigation in See- und Luftfahrt, dennoch wird auch die Anwendbarkeit auf Raumfahrt und Landverkehr explizit erwähnt [16]. Die Navigation wird als Beobachtung, Messung und Auswertung zur Ermittlung der aktuellen Position, des Verlaufs der Position und nötige Maßnahmen zur Erreichung eines bestimmten Ziels beschrieben [16].

Das folgende Kapitel liefert einen Überblick über die Navigation im Kontext von autonomen, bodengebundenen Systemen. Dabei wird in Kapitel 2.1 zunächst die Navigation autonomer, technischer Systeme in verschiedenen Szenarien eingeführt. Befähiger einer autonomen Navigation wie Sensorik zur sicheren Umgebungserfassung (Kapitel 2.2) und Methoden zur Lokalisation (Kapitel 2.3) werden in den darauffolgenden Kapiteln eingeführt.

2.1 Navigation autonomer Systeme in Industrie, Verkehr und Forschung

Unter dem allgemeinen Begriff der autonomen, mechatronischen Systeme fallen primär Roboter, die wiederum vielfältigen Ausprägungen unterliegen [18]. Die Internationale Organisation für Normung (ISO) trifft mit der Norm 8374 hier die Unterscheidung zwischen industrieller Robotik zur Automatisierung und Servicerobotern, die unmittelbar für den Menschen nützliche Aufgaben erfüllen [19]. Die Entwicklung der Robotik und die damit verbundene Erschließung neuer Anwendungsfelder erfolgte in den letzten Jahren auch im Bereich Servicerobotik [20]. Die strikte Trennung zwischen Industrie- und Servicerobotik schwimmt dabei zunehmend so, dass in der Servicerobotik laut der *International Federation of Robotics* (IFR) auch in professionelle und private Anwendungen unterteilt werden kann [21].

Roboter nutzen dabei Sensoren zur Wahrnehmung der Umwelt und des eigenen Zustandes und Aktoren zur Manipulation ebenjener [22]. Bei mobilen Robotern werden die Aktoren genutzt, um die eigene Position im Raum zu verändern und eine sichere Navigation zu einem Zielpunkt durchzuführen [22].

Je nach Umgebung unterscheiden sich die Navigationsansätze hinsichtlich der Umgebungserfassung, Lokalisierung und der letztendlichen Pfadplanung. Eine Klassifikation der Umgebung erfolgt auf Basis der Strukturierung, wie sie im Folgenden vorgestellt und in Bild 2 dargestellt wird:

- Strukturiert (Bild 2 a): Befestigter und ebener Bodenbelag, definierte Begrenzungslinien und Schilder; öffentliche Straßen außerhalb geschlossener Räume oder innerhalb geschlossener Räume mit definierten Raumbegrenzungen und statischen Objekten
- Gering strukturiert (Bild 2 b): Befestigte (z. B. geschottert) und unbefestigte (Wirtschafts-)Wege außerhalb geschlossener Räume; optische und ggf. strukturelle Abgrenzung zu anderen Bereichen; keine künstlichen Markierungen oder klare Begrenzungen
- Unstrukturiert (Bild 2 c): Diverser, unebener Untergrund; undefinierte, fließende Abgrenzung zu anderen Bereichen; ohne den gezielten Einfluss des Menschen geschaffen oder durch Ereignisse wie z. B. Naturkatastrophen zerstört

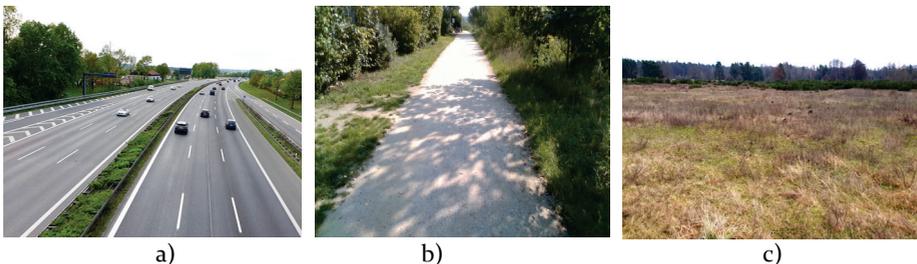


Bild 2: Beispielszenarien zu unterschiedlicher Strukturierung mit a) strukturierten Bedingungen einer deutschen Autobahn mit klaren optischen Markierungen und physischen Begrenzungen, b) gering strukturierte Umgebung in Form eines geschotterten Wirtschaftswegs ohne künstliche Markierungen oder Begrenzungen und c) natürlicher Vegetation ohne definierte Strukturen.

Die Umgebung entspricht dabei dem Arbeitsraum des mobilen Systems, das von einem Start- zu einem Zielpunkt kollisionsfrei navigieren soll. Je nach Umgebung und dessen Strukturierung unterscheiden sich Perzeption

und Navigation. So wird in Kapitel 2.1.1 zunächst die Navigation in strukturierten industriellen Umgebungen, in Kapitel 2.1.2 im Straßenverkehr und Kapitel 2.1.3 in gering und unstrukturierten Umgebungen adressiert.

2.1.1 Navigation fahrerloser Transportfahrzeuge in industriellen Anwendungen

In industriellen Anwendungen treten Serviceroboter als fahrerlose Transportfahrzeuge (FTF) für den innerbetrieblichen Materialfluss in Erscheinung [23]. In Kombination mit Informationsflusssystemen entstehen ganzheitliche schlanke Intralogistiksysteme die zur Steigerung der Qualität und Effizienz der Produktion beitragen [24]. Hierbei resultiert der Trend einer grundlegenden Flexibilisierung von Produktionsprozessen in ein Aufbrechen starr verketteter Fertigungssysteme und begründet den zunehmenden Einsatz von FTF [25, 24, 23].

Der Trend zur Flexibilisierung spiegelt sich auch in der Entwicklung der Navigation der FTF und der zunehmenden Autonomie wider. Die Navigation beruht dabei auf verschiedenen Methoden, die aus der technischen Entwicklung der Sensorik resultieren. Das einfachste Prinzip sind physische Leitlinien, die im oder auf dem Boden platziert sind [23]. Sie werden von Fahrzeugsensoren erfasst und die Bewegung des Fahrzeugs entsprechend so angepasst, dass dieses stets der Linie folgt. Die Antriebseinheiten des FTF sind in der Regel mit Inkrementalgebern ausgestattet und befähigen zu einer Berechnung und Regelung der Eigenbewegung [23]. Zusätzliche inertielle Messeinheiten liefern Beschleunigung und Drehrate und ermöglichen zusätzlich eine freie Trägheitsnavigation [15]. Durch Messfehler und Schlupf ist jedoch ein globales Referenzieren über ortsfeste Marker notwendig – die sogenannte Lagepeilung [26]. Durch den Einsatz von aktiven optischen Sensoren auf dem FTF können passive Marker oder markante Merkmale der Umgebung erfasst und zur Referenz genutzt werden [15]. Als letzte Methode zur Unterstützung der Navigation können auch aktive, bodenferne Marker in der Umgebung platziert werden, welche über Kommunikation mit Fahrzeugsensoren die Position des Fahrzeugs bestimmen [23]. Unter freiem Himmel können hierfür Globale Navigationssatellitensysteme (GNSS) genutzt werden, deren Positionsgenauigkeit jedoch stark schwanken kann [27]. In geschlossenen Räumen kann in der Regel keine Kommunikation zu den Satelliten hergestellt werden, weshalb hier lokale Funkbaken zum Einsatz kommen [23]. Für die flächendeckende Nutzung in großen, geschlossenen Bereichen sind eine Vielzahl an Funkbaken zu integrieren.

Kommen Abstandssensoren zum Einsatz, können diese zur Kartierung der Umgebung und Lokalisierung genutzt werden. Da der Prozess initial simultan abläuft, hat sich die englische Bezeichnung *Simultaneous Localisation and Mapping* (SLAM) etabliert [28, 29]. Auf Basis der erstellten Karte kann anschließend eine Lokalisierung im Raum erfolgen. Für die Navigation erfolgt schließlich eine Pfadplanung zu einem vorgegebenen Zielpunkt. Zur robusten Implementierungen der Methoden kommen vielfältige probabilistische Verfahren zum Einsatz [30]. Da die komplexen Algorithmen in zahlreichen Robotikanwendungen zum Einsatz kommen, haben sich zur effizienteren Entwicklung Software-Frameworks etabliert. Diese stellen sowohl standardisierte Konzepte für allgemeine Aufgaben, wie Kommunikation, als auch Lösungen für spezifischen Herausforderungen der Robotik bereit [31]. Allen voran ist hierbei das *Robot Operating System* (ROS) der *Open Source Robotics Foundation* zu nennen [31]. Für den speziellen Fall der mobilen Robotik existiert ein umfangreiches modulares Softwarepaket zur Umsetzung einer autonomen Navigation [32].

2.1.2 Navigation autonomer Automobile in strukturierter Umgebung

Die Mobilität ist ein grundlegendes Bedürfnis moderner Gesellschaften, das durch verschiedenste Verkehrsmittel befriedigt werden kann [33]. Für die individuelle Mobilität stellt das Automobil das Mittel der Wahl für einen Großteil der westlichen Bevölkerung dar [33]. Im *Modal Split*, der Nutzungsverteilung der verschiedenen Verkehrsmittel, hatte der motorisierte Individualverkehr im Jahr 2019 mit 80% den größten Anteil des Verkehrsaufkommens in der Bundesrepublik Deutschland [34]. Insgesamt wurden 2019 in Deutschland 917,4 Milliarden Kilometer im motorisierten Individualverkehr zurückgelegt [34].

In Kraftfahrzeugen (KFZ) kommen dabei zunehmend Assistenzsysteme zum Einsatz, die während der Fahrt in verschiedener Form unterstützen und langfristig das vollständig autonome Fahren ermöglichen sollen [35]. Ähnlich zur mobilen Robotik bedarf es einer Perzeption durch Sensorik und Aktorik zur (teil-)autonomen Navigation [35]. Die Norm J3016 des Verbands der Automobilingenieure (engl. *Society of Automotive Engineers*, SAE) unterteilt das autonome Fahren dabei in sechs Abstufungen (siehe Tabelle 1) [36]. Während bei den Stufen 0 bis 2 der Fahrbereich durch den menschlichen Fahrer überwacht wird, erfolgt in den Stufen 3 bis 5 die Überwachung durch das System [36].

Tabelle 1: Einstufung des automatisierten Fahrens nach SAE J3016 Norm nach [36].

Stufe	Bezeichnung	Beschreibung
0	Keine Automation	Komplett selbstständiges Fahren durch einen menschlichen Fahrer; Warn- und Sicherheitssysteme (z. B. Anti-Blockier-System) können jedoch aktiv sein.
1	Assistenzsysteme	Unterstützung der Längs- oder Querverführung in bestimmten Szenarien (z. B. adaptive Abstands- und Geschwindigkeitsregelung).
2	Teilautomation	Gleichzeitige Unterstützung der Längs- und Querverführung; Fahrer muss stets in der Lage sein die Kontrolle sofort übernehmen zu können (z. B. Autobahnassistent mit adaptiver Geschwindigkeitsregelung und Querverführung bis zu bestimmter Geschwindigkeitsgrenze und ständiger Überwachung und sofortiger Bereitschaft zur Übernahme durch Fahrer).
3	Bedingte Automation	Teilautomation und Übernahme der Kontrolle durch den Fahrer erst nach einer Aufforderung. (z. B. zuvor genannter Autobahnassistent mit zusätzlichen Rückfallstrategien).
4	Hochautomation	Teilautomation und auch bei ausbleibender Übernahme durch einen menschlichen Fahrer kann das KFZ in einen sicheren Zustand überführt werden (z. B. zuvor genannter Autobahnassistent der zusätzlich auch ohne Reaktion des Fahrers das Fahrzeug sicher zum Stillstand auf den Seitenstreifen bringt).
5	Vollautomation	Vollständige Übernahme der Längs- und Querverführung in allen Szenarien, die auch von einem menschlichen Fahrer beherrscht werden können (z. B. komplett autonomes Fahrzeug, das ohne Fahrer in sämtlichen Umgebungen navigieren kann).

Die Automatisierungslevel sind dabei auch abhängig von der Art der Umgebung, deren Untergrund und Markierungen. Die relevanten Unterscheidungsmerkmale für das autonome Fahren sind die Ausprägung von Straßenverkehrsregeln, strukturierenden Markierungen, genormten Verkehrszeichen sowie die Anzahl der Fahrstreifen [14]. Weitere, technisch orientierte Unterscheidungsmerkmale sind die Art des Beförderten, Gesamtmasse, Höchstgeschwindigkeit, Art der Verkehrsteilnehmer, Informationsfluss zwischen Fahrzeug und Insasse sowie die Art der Kontrollübergabe und -erweiterung [14, 37].

Befähiger des aktuellen Fortschritts der Forschung stellen dabei, wie auch in der mobilen Robotik, Softwareframeworks, wie Autoware [38], CommaAI openpilot [39], Baidu Apollo [40], Nvidia Drive [41] oder Apex.AI [42] dar. Dem komplexen Prozess der autonomen Navigation wird durch eine hierarchische Softwarearchitektur begegnet [43]. Erste erfolgreiche Umsetzungen von vollautonomen Fahrzeugen in strukturierter Umgebung gehen auf die *Urban Challenge* der *Defense Advanced Research Projects Agency* (DARPA) aus dem Jahr 2007 zurück [44]. Die wissenschaftlichen Fortschritte ermöglichen auch zunehmend die Integration in zugelassene KFZ so, dass neben etablierten Assistenzsystemen (Stufe 1) und Teilautomation (Stufe 2) auch zunehmend bedingte Automation (Stufe 3) kommerziell verfügbar ist [45]. In zuvor definierten strukturierter Umgebung und mit permanentem Fernzugriff ist auch das hochautomatisierte Fahren (Stufe 4) möglich [46].

Das maschinelle Lernen (ML) im Allgemeinen und die Anwendung künstlicher neuronaler Netze (KNN) im Speziellen kommen hierbei als entscheidende Befähiger zum Einsatz [47]. So können mit unterschiedlichsten robusten KNN-Ansätzen Aufgaben der Datenverarbeitung, Umgebungsinterpretation und Pfadplanung übernommen werden [48]. Einhergehen mit dem Einsatz von KNN steigt auch der Bedarf an umfassenden, annotierten Datensätzen zum Training der Modelle. Hierbei existieren neben statischen Datensätzen zur semantischen Segmentierung der Umgebung [49, 50] (siehe Bild 3) auch Datensätze mit der eigenen aktuellen Bewegung sowie annotierten Bewegungen anderer Verkehrsteilnehmer [51, 52]. Zur Verarbeitung der Daten mit KNN werden spezialisierte Rechnerarchitekturen mit ausreichend hoher Rechenkapazität benötigt [53].



Bild 3: Beispielbild aus dem Cityscape Datensatz zur semantischen Segmentierung von Kameraaufnahmen von Straßen. Die Farben charakterisieren dabei die jeweiligen Klassen (z. B. Personen, Fahrbahn) [50, 54].

Letztendlich werden die so gewonnenen Umgebungsinformationen zur Interpretation des Arbeitsraums genutzt und stellen eine wichtige Grundlage zur autonomen Navigation in strukturierter Umgebung dar.

2.1.3 Stand der Forschung zur Navigation autonomer Systeme in gering und unstrukturierter Umgebung

Auch die Navigation in gering und unstrukturierter Umgebung liegt im Fokus der Forschung. Historisch gesehen, wurden diese Szenarien vor allem für militärische Anwendungen noch vor den strukturierten Szenarien adressiert. Erste Veröffentlichungen zu unbemannten, bodengebundenen Fahrzeugen wurden auch hier durch das US-amerikanische *National Research Council* und der DARPA vorangetrieben [55, 56].

Das Siegerteam Burgard der DARPA Grand Challenge 2005 der Stanford Universität nutzte dabei einen mit zahlreichen Sensoren, Aktoren und Rechnern ausgestatteten Geländewagen (siehe Bild 4) und fasste die Entwicklung in Thrun *et al.* [57] zusammen.



Bild 4: Das autonome Fahrzeug Stanley gewann die DARPA Grand Challenge 2005. Auf dem Fahrzeug sind eine Vielzahl von Laserscannern angebracht. Der rot dargestellte Bereich zeigt die Hinderniserfassung auf Basis geometrischer Beziehungen [57].

Als Sensoren dienten sechs *Light Detection and Ranging* (LIDAR) Sensoren, zwei *Radio Detection and Ranging* (RADAR) Sensoren sowie eine Farbkamera zur Umgebungserfassung. Zur Lokalisierung wurden GNSS- und Inertial-sensorik (engl. *inertial measurement unit*, IMU) eingesetzt. Die Software wurde in insgesamt 30 Module und sechs hierarchischen Ebenen zur Bereitstellung und Verarbeitung der Sensordaten, Planung und Kontrolle einer sicheren Bewegung, Schnittstelle zur Aktorik des Fahrzeugs, Visualisierung sowie allgemeinen Softwarefunktionalitäten beispielsweise zur Kommunikation untergliedert [57]. Durch die fixe Orientierung der Sensoren konnte die Verarbeitung der Tiefendaten recht simpel über geometrische Beziehungen und Abstandsmessungen erfolgen (siehe Bild 4) [57]. Auf

Basis des detektierten hindernisfreien Bereichs vor dem Fahrzeug wurde schließlich ein Ausschnitt definiert und in das Farbbild überführt [57]. Die enthaltenen Farbwerte dienen als Grundlage für ein gaußsches Mischverteilungsmodell, das schließlich für die Segmentierung des Weges genutzt wurde [57].

Grundlegend unterteilt sich die Navigation hier in die Berechnung des Wegverlaufes und die Detektion von Hindernissen [57]. Ein wichtiger Aspekt für die Umgebungserfassung ist die redundante Sensordatenfusion. Redundanz entsteht durch die Verwendung des gleichen Messprinzips entweder durch mehrere Sensoren oder die zeitliche Fusionierung von Daten desselben Sensors [58]. Komplementäre Fusionierung entsteht durch Verwendung verschiedener Messprinzipien desselben Betrachtungsbereichs (engl. *Field of View*, FoV) oder die Fusionierung verschiedener FoV [58].

In gänzlich unstrukturiertem und unwegsamem Terrain bedarf es zunächst komplexer Roboterkinematiken (z. B. vierbeinige Roboter [59]), um eine Mobilität in dieser zu ermöglichen. Entsprechend steigt die Komplexität der Trajektorienplanung [59]. Aufgrund der komplexen Umgebung, geht die Perzeption der Umgebung verschiedenen Ungenauigkeiten einher, die bei einer Kartierung durch probabilistische Methoden berücksichtigt werden können [60]. Um eine vollständig autonome Navigation in unwegsamem Terrain zu ermöglichen, ist eine ganzheitliche Betrachtung der Perzeption und Regelung des Robotersystems nötig, was beispielsweise mit komplexen ML-Methoden umgesetzt werden kann [59].

Die semantische Segmentierung der gering strukturierten Umgebung trägt auch hier einen entscheidenden Beitrag zur Definition des Arbeitsraums und der erfolgreichen Umsetzung der Navigation bei und liegt entsprechend im Fokus der Forschung. Bartel *et al.* [61] nutzen einen mobilen Roboter mit einer konventionellen 2D-Kamera und einen zum Boden geeigneten 2D-LIDAR zur Detektion der befahrbaren Region. Die Farbbilder werden genutzt, um die Umgebung auf Basis von rudimentären Farbuunterschieden zu segmentieren, und die LIDAR-Daten werden zur Detektion von Hindernissen genutzt [61]. Suger und Burgard [62] führen eine semantische Segmentierung von 3D-LIDAR Daten durch und fusionieren diese mit einer statischen, semantischen Umgebungskarte zur Lokalisierung eines mobilen Roboters in gering strukturierter Umgebung. Valada *et al.* [63–65] nutzen KNN zur Umgebungssegmentierung gering strukturierter Umgebungen auf Basis von multispektralen und multimodalen Aufnahmen. Neben der Navigation mobiler bodengebundener Roboter wird die Verarbeitung von Umgebungsdaten mittels KNN auch für die Navigation

von autonomen Drohnen in gering strukturierten Umgebungen genutzt [66].

Zusammenfassend zeigt sich, dass autonome Fahrzeuge in unterschiedlichen Umgebungen erfolgreich eingesetzt werden können oder im Fokus der Forschung sind. Die Aufgaben können in die Perzeption und Interpretation von Umgebungs- und Positionsinformationen und die letztendliche Planung und Regelung der Bewegung untergliedert werden. Die Software wird hierfür hierarchisch strukturiert und Methoden des maschinellen Lernens ermöglichen eine robuste Datenverarbeitung, benötigen jedoch umfangreiche Datensätze für das Training und die Validierung der Modelle.

2.2 Sensorik zur Erfassung der Umgebung für die sichere autonome Navigation

In Kapitel 2.1 wurde gezeigt, dass für eine robuste Navigation, vor allem in herausfordernden Umgebungen, verschiedene Sensorprinzipien zur Erfassung essenziell sind. Im Folgenden wird ein Überblick über relevante Messprinzipien gegeben. Neben der Vorstellung von 2D-Kameras und der Grundlage der Bildgebung in Kapitel 2.2.1 werden in Kapitel 2.2.2 3D-Kameras vorgestellt und in Kapitel 2.2.3 weitere Sensorprinzipien zur Erfassung von Umgebungsinformationen skizziert.

2.2.1 2D-Kameras zur Bildgewinnung von Farbinformationen

Näherungsweise können Kamerasensoren über das Lochkameramodel modelliert werden (siehe Bild 5). Die folgende Einführung basiert dabei auf Standardwerken von Hartley und Zisserman [67] und Jähne [68]. Dabei wird der 3D-Objektpunkt $\mathbf{p} = (x, y, z)^T$ im Kamerakoordinatensystem \mathbf{K}_K auf den 2D-Bildpunkt $\mathbf{p}' = (x', y')^T$ projiziert [67]. \mathbf{p} befindet sich dabei in der Objektebene und wird über den Zentralstrahl durch das Projektionszentrum \mathbf{o} im Ursprung von \mathbf{K}_K auf \mathbf{p}' in der Bildebene mit dem 2D-Koordinatensystem \mathbf{K}_B abgebildet [67]. Die Bildebene befindet sich im Abstand der Kamerabrennweite f hinter der optischen Hauptebene [67]. Der Schnittpunkt zwischen der z -Achse und der Bildebene wird als Bildhauptpunkt $\mathbf{h} = (u_0, v_0)^T$ bezeichnet [67].

Durch die perspektivische Projektion kann der mathematische Zusammenhang zwischen \mathbf{p} und \mathbf{p}' wie folgt berechnet werden [68]:

$$\mathbf{p} = \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} \rightarrow \mathbf{p}' = \begin{pmatrix} -\frac{f}{z}x \\ \frac{f}{z}y \\ -\frac{f}{z}z \end{pmatrix} \quad (1)$$

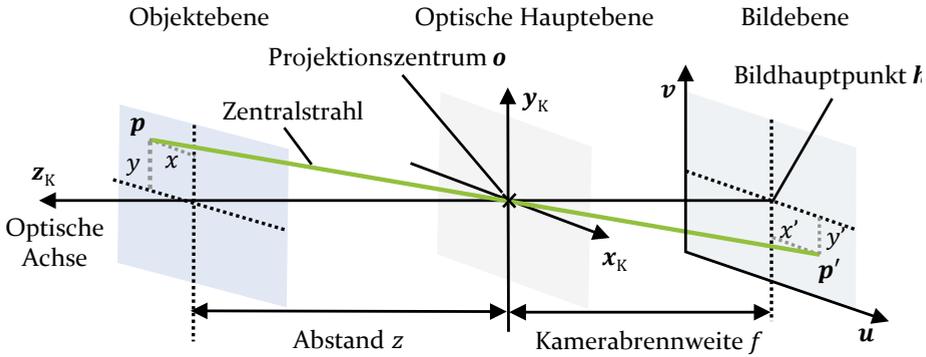


Bild 5: Darstellung der perspektivischen Projektion durch das Lochkameramodell. Der Objektobjekt \mathbf{p} wird durch das Projektionszentrum \mathbf{o} auf den Bildpunkt \mathbf{p}' abgebildet. (In Anlehnung an [68])

Durch die Projektion gehen Informationen über den Abstand z verloren [68]. Die Darstellung der Punkte in homogenen Koordinaten $\mathbf{p}_h = (x, y, z, 1)^T$ und $\mathbf{p}'_h = (x', y', 1)^T$ ermöglicht die Formulierung der perspektivischen Projektion als Matrixmultiplikation mit der 3×4 Projektionsmatrix \mathbf{P} [68]:

$$\mathbf{p}'_h = \mathbf{P} \cdot \mathbf{p}_h \text{ mit } \mathbf{P} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{1}{f} & 0 \end{pmatrix} \quad (2)$$

Als alternative Darstellung wird die Bildebene beim Lochkameramodell vor dem Projektionszentrum im Abstand der Kamerabrennweite f dargestellt [67]. Erfolgt die Darstellung des Bildpunktes im Bildkoordinatensystem \mathbf{K}_B , wird eine zusätzliche Translation der Koordinaten entsprechend des Bildhauptpunktes $\mathbf{h} = (u_0, v_0)^T$ berücksichtigt [67]. Ist die Bildebene über Pixel diskretisiert, ist deren Ausdehnung $s = s_x = s_y$ zu berücksichtigen. f/s wird zudem zum Faktor α zusammengefasst. Die Projektionsmatrix \mathbf{P} wird unter den genannten Bedingungen wie folgt dargestellt [67]:

$$\mathbf{P} = \begin{pmatrix} f s & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & f s & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & \alpha & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (3)$$

Die Projektionsmatrix \mathbf{P} und deren Elemente werden zudem als intrinsische Kameraparameter bezeichnet [69]. Auf Abbildungsfehler sowie etwaige Ausgleichsmethoden und Kalibrierverfahren wird an dieser Stelle nicht näher eingegangen. Deren Berücksichtigung über Näherungsverfahren ist jedoch essenziell für eine präzise Bildgebung. Ist der Objektpunkt in einem Weltkoordinatensystem \mathbf{K}_W definiert, ist zusätzlich die Transformation in das Kamerakoordinatensystem \mathbf{K}_K zu berücksichtigen und wird als extrinsische Kameraparameter bezeichnet [69].

In der Regel besteht die Bildebene aus einem Array verschiedener Photoelemente, die die Lichtintensität in einen Elektronenstrom überführen [68]. Über die spezifische Empfindlichkeit in den Wellenlängenbereichen rot, grün und blau (RGB) können so beispielsweise Farbbilder erzeugt werden [68].

2.2.2 3D-Kameras zur Bildgewinnung von Tiefeninformation

Formel (1) zeigt, dass durch die Projektion die Tiefeninformationen z verloren gehen. Da diese jedoch für die Repräsentation der Umgebung vor allem im Kontext der Navigation essenziell sind, werden im Folgenden Methoden zur 3D-Bildgebung vorgestellt. Die Bildgebungsprinzipien können in Triangulation und Laufzeitmessung (engl. *Time of Flight*, ToF) untergliedert werden [70]. Während Zweitere immer ein aktives Lichtsignal benötigen, können Triangulationsmethoden passiv und aktiv umgesetzt werden [70].

ToF-Methoden erfolgen auf Basis der Lichtgeschwindigkeit und der Ausbreitungsdauer, die das Licht vom emittierenden Aktor über die Reflexion in der Umgebung zum Sensor benötigt [71]. Dabei kann die Laufzeit direkt oder indirekt über den Phasenversatz eines modulierten Lichtsignals gemessen werden [70]. Passive Triangulation erfordert die Betrachtung einer Szenerie aus verschiedenen Perspektiven [67]. Dies kann entweder gleichzeitig durch zwei Kameras (Stereosehen) oder bei einer statischen Szenerie durch mehrere Bilder einer bewegten Kamera erfolgen [67]. Über den Versatz der gleichen optischen Merkmale in verschiedenen Bildern können schließlich Rückschlüsse auf den Abstand und die 3D-Position erfolgen [67]. Bei der aktiven Triangulation wird eine künstliche Lichtquelle ge-

nutzt, die ein definiertes Muster emittiert, das von der Umgebung reflektiert wird [70]. In der Regel werden hierfür Infrarot (IR)-Projektoren genutzt [71]. Die Verzerrung des bekannten Musters im detektierten Bild ermöglicht schließlich die Berechnung des Abstandes [71]. Handelt es sich bei dem Muster um eine projizierte Linie ist von Licht- oder Laserschnittverfahren die Rede [72]. Die Projektion eines 2D-Musters in die Umgebung wird als strukturiertes oder codiertes Licht bezeichnet [70]. Eine detaillierte Einführung in die Stereobildgebung erfolgt aufgrund der dortigen Anwendung in Kapitel 6.1.

Verschiedene innere und äußere Faktoren beeinflussen die Qualität der 3D-Bildgebung und resultieren in entsprechenden Vor- und Nachteilen der jeweiligen Methoden nach Giancola *et al.* [73]. Aufgrund der beschränkten Leistung der Projektoren kann es in Bereichen mit starker Umgebungsbeleuchtung, z. B. durch direkte Sonneneinstrahlung, zu einer Überlagerung des Signals kommen und die Bildqualität herabsetzen [73]. Bei passiven Methoden muss die Umgebung hingegen ausreichend ausgeleuchtet sein und markante Muster und Strukturen aufweisen, um eine Korrelation optischer Merkmale aus verschiedenen Perspektiven herstellen zu können [73]. Die Erkennung der Merkmale und die Korrelation benötigt zudem Rechenkapazität. Häufig werden die 3D-Kameras zusammen mit Farbkameras in einem System integriert und als RGB-Depth (RGBD)-Kamera bezeichnet [74].

Trotz einzelner Nachteile haben sich verschiedene 3D-Kameras auch auf dem Markt etabliert, die exemplarisch in Tabelle 2 vorgestellt werden. Hierbei kommen teilweise auch anwendungsspezifische, integrierte Chips (ASIC) zum Einsatz, die eine effiziente, eingebettete Vorverarbeitung und Filterung der Sensordaten ermöglichen [73].

Tabelle 2: Exemplarische 3D-Kameras mit unterschiedlichen Bildgebungsprinzipien.

Hersteller/Kamera	Bildgebungsprinzip	Quelle
Microsoft Kinect v1	Aktive Triangulation durch strukturiertes Licht	[75]
Microsoft Kinect v2	Phasenmoduliertes <i>Time of Flight</i>	[76]
Intel Realsense D435	Stereobildgebung mit zusätzlichem aktiven IR-Projektor und speziellem integriertem Chip für Stereomatching	[66]
Stereolabs ZED 2i	Stereobildgebung mit Software-Framework zur Tiefenberechnung auf einer externen Graphikprozessoreinheit und Kombination mit KNN-Applikationen	[77]

2.2.3 Weitere Sensorik zur Gewinnung von Abstandsinformationen der Umgebung

Neben den zuvor genannten Kamerasensoren, die elektromagnetische Wellen im sichtbaren oder IR-Bereich 2D bzw. 3D detektieren, existieren noch weitere für die Umgebungserfassung einsetzbare Sensoren.

Hierbei sind zunächst LIDAR-Sensoren zu nennen. Dabei wird in klassischen Systemen ein 1D-Laserabstandssensor um seine Achse rotiert und der Abstand während der Rotation gemessen [78]. Über Encoder in der Achse und den jeweiligen Abstandsmessungen kann so der Abstand zur Umgebung in einer Ebene bestimmt werden [78]. Im Vergleich zu Kamerasensoren weisen LIDAR-Sensoren je nach System einen größeren Öffnungswinkel von bis zu 360° [79] und eine geringere Empfindlichkeit gegenüber wechselnder Belichtung [80] auf. Durch die Anordnung mehrerer Laser-Sensoren können zeitgleich verschiedene Ebenen abgetastet werden und somit die Umgebung 3D erfasst werden. Die bislang etablierte und auch im Kontext des autonomen Fahrens häufig genutzten elektromechanischen LIDAR-Sensoren sind jedoch noch mit sehr hohen Kosten verbunden [80]. Aktuelle Entwicklungen zu Solid-State-LIDAR-Sensoren reduzieren potentiell die Komplexität und ermöglichen eine Massenfertigung [80, 79].

Auf elektromagnetischen Wellen aus dem Frequenzbereich der Mikrowellen basieren RADAR-Sensoren [81]. In aktuellen Systemen werden frequenzmodulierte Dauerstrich (engl. *frequency modulated continuous wave*, FMCW) und Multifrequenz-Dauerstrich (engl. *multiple frequency continuous wave*, MFCW) RADAR-Sensoren eingesetzt [81]. Während erstere eine kontinuierliche Frequenzänderung nutzen, werden bei letzteren diskrete Frequenzänderungen genutzt [81]. Je nach verfügbarem Frequenzspektrum werden die Sensoren auch als Ultrabreitband (engl. *ultra wide band*, UWB)-RADAR bezeichnet [82]. Über den Phasenversatz der emittierten und empfangenen Signale kann, wie zuvor bei optischen ToF-Sensoren, der Abstand zu reflektierenden Objekten gemessen werden. Zusätzlich kann durch den Dopplereffekt über den Frequenzunterschied der emittierten und empfangenen Signale die Geschwindigkeit des Objekts erfasst werden [81]. Kommen mehrere Antennen und Sensoren in einer Vorrichtung zum Einsatz, kann aus den jeweiligen Informationen auch die 3D-Position von reflektierenden Objekten berechnet werden [81].

RADAR-Sensoren können bereits kosteneffizient als Halbleiter gefertigt werden und sind auch in zahlreichen Massenanwendungen zu finden [83].

Aufgrund der geringen Kosten finden sich RADAR-Sensoren unterschiedlicher Frequenzen, Reichweiten und Öffnungswinkel in modernen Automobilen [84]. Anzumerken ist jedoch, dass RADAR-Sensoren aufgrund ihres Frequenzbereichs lediglich Objekte aus Metall (z. B. Automobile) oder mit hohem Wasseranteil (z. B. Menschen) detektieren können [84].

Ein weiteres Sensorprinzip, das ebenfalls vor allem als 1D-Variante in mobilen Systemen verbreitet Anwendung findet, sind Ultraschallsensoren. Hierbei werden Schallwellen im nicht-hörbaren Frequenzbereich von 20 kHz bis 1 GHz genutzt [85]. Über den piezoelektrischen Effekt können spezielle Keramiken sowohl für die Erzeugung als auch für das Messen der Schallwellen genutzt und entsprechend kostengünstig produziert werden [86, 87]. Aufgrund des physikalischen Unterschieds zwischen elektromagnetischen und Schallwellen können Ultraschallsensoren Objekte detektieren, die optische Sensoren nur unzureichend erfassen können [85]. Hierzu zählen optisch stark reflektierende (glänzende) und durchsichtige Oberflächen oder Objekte die unzureichend ausgeleuchtet werden [85]. Auch in diesem Kontext werden Ansätze zur 3D-Wahrnehmung auf Basis von Triangulation [88, 89] oder Phasenverschiebung [90] untersucht. Aufgrund des Wellenlängenbereichs gehen Ultraschallsensoren jedoch auch mit Nachteilen, wie einer eingeschränkten Reichweite und Genauigkeit sowie Interferenz mit externen Ultraschallsignalen einher [85]. Das Grundprinzip der Echolokation wird auch in der Natur von verschiedenen Lebewesen wie Delphinen oder Fledermäusen [80] aber auch von Menschen mit Sehbehinderung [91] genutzt. Auch sind hier kompakte Systeme zur 3D-Umgebungserfassung mittels Ultraschall kommerziell verfügbar [92, 93].

2.3 Methoden der Lokalisierung als weitere Befähiger der autonomen Navigation

Auf Basis der erfassten Umgebung kann diese je nach Szenario zur Kartierung und Lokalisierung durch SLAM oder lediglich zur Planung eines kollisionsfreien Pfades auf sicherem Terrain genutzt werden. SLAM-Methoden setzen in der Regel eine statische und strukturierte Umgebung voraus, um Muster bei der Lokalisierung wiedererkennen zu können. Zwar können speziell erweiterte SLAM-Methoden auch in gering strukturierter Umgebung implementiert werden [94], jedoch muss die Umgebung bereits im Vorhinein bekannt sein, um eine globale Lokalisation zu ermöglichen. Im Folgenden werden Methoden vorgestellt, die eine Lokalisierung auch in gering strukturierter Umgebung ermöglichen. Die Bestimmung der Position wird dabei im Allgemeinen in eine Lagepeilung (globale Lokalisierung) in

der gesamten zu befahrenden Umgebung und eine Koppelung (lokale Lokalisierung) in einem kleineren Bereich unmittelbar um das Fahrzeug unterteilt und in der Regel lediglich in Bezug zu einer initialen Pose ermittelt. Zunächst wird im Folgenden die Koppelung mittels Odometrie in Kapitel 2.3.1 und anschließend die Lagepeilung mittels GNSS in Kapitel 2.3.2 eingeführt.

2.3.1 Odometrie zur Messung der Eigenbewegung und Koppelung

Laut ISO-Norm 19649:2017 zum Vokabular für mobile Roboter beschreibt die Odometrie die inkrementelle Distanzmessungen der Position und Orientierung durch interne Sensorik [22]. Interne Sensoren sind dabei in der Regel Winkelencoder der Antriebseinheiten, die auf Basis der Radumdrehung und der geometrischen Anordnung der Antriebseinheit, ebendiese inkrementelle Distanzmessung durchführen. Aufgrund von Ungenauigkeiten der geometrischen Maße und Schlupf der Antriebseinheiten ergeben sich jedoch Messfehler, die durch Integration in einem stetig anwachsenden Lokalisierungsfehler in Bezug auf die initiale Pose resultieren [15, 30]. Verfügt das zu lokalisierende Objekt nicht über interne Sensorik zur Messung der Antriebseinheit, müssen alternative Ansätze der Odometriemessung mittels interner Sensorik implementiert werden. Durch den Einsatz von IMU lassen sich lineare Beschleunigungen und rotatorische Geschwindigkeiten des Systems messen, die durch doppelte bzw. einfache zeitliche Integration eine Berechnung der Poseänderung ermöglichen [15]. Vor allem durch die doppelte Integration zur Positionsbestimmung wachsen deren Fehler aufgrund von Messungenauigkeiten und -rauschen jedoch mit der Zeit exponentiell an [15, 95]. So gilt auch bei diesem Messprinzip, dass es sich lediglich zur kurzfristigen, lokalen Positionsbestimmung eignet [15].

Verfügt das zu lokalisierende Objekt über Kamerasensorik, kann deren Datenstrom ebenfalls für die Berechnung inkrementeller Bewegungen genutzt werden. Nach Nistér *et al.* wird diese Methodik als visuelle Odometrie bezeichnet [96]. Dabei können die Bilder sowohl von einer monokularen Kamera als auch von Stereokameras stammen. Letztere ermöglicht durch die Berechnung des Abstandes die Skalierung der Bewegung und liefert eine genauere Odometriemessung [97]. Das Vorgehen zur Schätzung der Odometrie auf Basis der Kamerabilder kann grundlegend in merkmalsbasierte und erscheinungsbasierte (engl. *appearance*) Verfahren untergliedert werden [97]. Ersteres extrahiert zunächst optische Merkmale (z. B.

Kanten, Ecken), verfolgt deren Positionsänderung und nutzt diese schließlich für die Odometrieschätzung [98–100]. Die Schätzung des Versatzes basiert auf der Longuet-Higgins Methode [101], wobei zahlreiche Erweiterungen zur Steigerung der Robustheit implementiert wurden [97]. Erscheinungsbasierte Methoden hingegen nutzen größere optische Zusammenhänge durch die Betrachtung der Veränderungen einzelner Regionen basierend auf Intensitätsänderungen der Pixel [102]. Dabei wird das Konzept des optischen Flusses (engl. *optical flow*) nach Horn-Schunck [103] und Lucas-Kanade [104] genutzt. Mur-Atal und Tardos [105] haben für die praktische Anwendung von der visuellen Odometrie das umfangreiche Framework ORB-SLAM2 veröffentlicht, das zusätzlich auch Funktionalitäten zur Kartierung, Lokalisierung und SLAM ermöglicht. Neben der reinen visuellen Odometrie können zusätzliche Sensordaten von IMU genutzt werden (Visuelle-Interatale Odometrie – VIO) [106].

Aufgrund der optischen Umgebungsbetrachtung unterliegt die visuelle Odometrie gewissen Herausforderungen, wie unterschiedlicher Belichtung z. B. durch Schatten und direktes Sonnenlicht, fehlender optischer Merkmale oder dynamischer Objekte im Sichtfeld [97]. Zudem benötigt die visuelle Odometrie im Vergleich zur konventionellen Odometrie durch die zusätzliche Bildverarbeitung auch zusätzliche Rechenkapazität[97].

2.3.2 Navigationssatellitensystem zur Peilungslokalisation und Navigation

Die zuvor betrachteten Methoden zur Lokalisierung durch (visuelle) Odometrie ermöglichen lediglich die Koppelung auf Basis der initialen Pose und unterliegen verschiedenen Einschränkungen, z. B. durch Schlupf der Antriebsräder, Sensorrauschen der IMU oder durch optische Einflüsse. Zwar kann eine Lokalisierung auf Basis eines fixen Koordinatensystems durch die optische Peilungslokalisierung auf Basis einer Karte entstehen, jedoch muss diese Karte hochgenau sein und durch SLAM-Verfahren aufwendig erstellt werden. Gerade in vielfältigen, veränderlichen und gering strukturierter Umgebung ist dies eine große Herausforderung. Durch den Einsatz von GNSS kann eine globale Lokalisation außerhalb geschlossener Räume ermöglicht werden.

GNSS ist dabei ein Überbegriff für verschiedene Systeme, wie NAVSTAR GPS der USA, GLONASS aus Russland, Beidou aus China oder Galileo aus Europa [27]. Das Grundkonzept ist dabei jeweils identisch und die Systemarchitektur besteht aus drei Hauptkomponenten:

- Einer Reihe von Satelliten im Weltall auf einem Orbit um die Erde,
- bodengebundenen Kontrollstationen und
- zu lokalisierende Endgeräte [27].

Die Satelliten senden stetig Informationen bezüglich des aktuellen Zeitstempels und deren Orbit auf definierten Funkfrequenzen [107]. Die Endgeräte empfangen die Satellitensignale und nutzen diese zur Schätzung der eigenen Position [107]. Über die Laufzeit des Signals und die Lichtgeschwindigkeit lässt sich schließlich der Abstand zum Satelliten berechnen [27]. Stehen mehrere Satelliten und deren jeweiliger Orbit zur Verfügung, kann so die Position des Empfängers im 3D-Raum berechnet werden [107]. Dabei führen eine Reihe von Einflüssen zu Fehlern bei der Abstands- und resultierenden Positionsbestimmung. So können bereits kleine Ungenauigkeiten der Satellitenuhren, Laufzeitverzögerungen und Streuung durch die Atmosphäre der Erde sowie Mehrwegeeffekte durch reflektierende Objekte auf der Erde zu Messfehlern führen [107, 27].

Zur Kompensation der Messfehler existieren verschiedene Verfahren. Durch Referenzsysteme mit bekannter Position können Fehler durch Uhrendifferenzen und der Einfluss der Atmosphäre weitestgehend kompensiert werden (Differenzielles GNSS – DGNSS) [27]. Die Referenzsysteme können dabei je nach Anwendung bodengebundene Stationen (engl. *Ground based augmentation service*, GBAS) oder geostationäre Satelliten (engl. *Satellite based augmentation service*, SBAS) sein [27].

Das kostenfreie europäische SBAS DGNSS-System (engl. *European Geostationary Navigation Overlay System*, EGNOS) ermöglicht dabei aktuell eine Positionsgenauigkeit von bis zu 3 m und soll langfristig auf unter einen Meter verbessert werden [108]. Als bodengebundenes stationäres System steht in Deutschland der kostenpflichtige Satellitenpositionierungsdienst der deutschen Landesvermessung (SAPOS) mit dem Hochpräzisen Echtzeit Positionierungs-Service (HEPS) zur Verfügung [109]. HEPS ermöglicht Lagegenauigkeiten von bis zu 1-2 cm [110].

Der Navigation mittels GNSS liegt der Abgleich zwischen Soll- und Ist-Positionen zu Grunde. Soll-Positionen können dabei von einer Pfadplanung auf spezifischen Karten (z. B. *Open Street Map*, OSM) [111]) abhängig vom zu navigierenden Fahrzeug oder Person sein. GNSS-Koordinaten werden in der Regel über Polarkoordinaten als geographische Breite (engl. *latitude*, lat) und geographische Länge (engl. *longitude*, long) im Winkelmaß Grad (°) angegeben [112]. Diese ermöglichen zwar eine genaue Beschreibung der Position auf der Erdoberfläche, gehen jedoch mit komplexen Formeln zur Berechnung von Geodäten, also der kürzesten Verbindung zweier

Punkte auf einer Kugeloberfläche einher [112]. Die Navigation der hier primär betrachteten bodengebundenen, autonomen Systeme erfolgt jedoch im Verhältnis zur Erdoberfläche in kleinen Skalen, weshalb die Angabe in kartesischen Koordinaten im Zusammenhang mit kartesischen Karten der Umgebungserfassung zielführender ist und einer möglichst fehlerfreien Umrechnung bedarf. Die Universale-Transversale-Mercator-Abbildung (UTM) und das dazugehörige Koordinatensystem ermöglichen ebene Umrechnung durch die Nutzung von Taylorreihenentwicklung und unterschiedlichen Kompensationsmethoden [112].

Zur Kommunikation und Übergabe von GNSS-Daten und Pfaden, wie sie von Pfadplanungssystemen erzeugt werden, kann das quelloffene *GPS Exchange Format* (GPX) genutzt werden [113]. Dieses basiert auf der maschinenlesbaren Auszeichnungssprache *Extensible Markup Language* (XML) und Positionsinformationen in lat./long. Daten [113]. Die Daten können zudem mit Metainformationen z. B. bezüglich des Namens, der Höhe oder Genauigkeit angegeben werden. Einzelne Punkte (*engl. waypoint*) können zu Wegsegmenten (*engl. track segment*) oder Routen (*engl. route*) zusammengefasst werden [113].

3 Mobilitätshilfen und Assistenzsysteme für sehbeeinträchtigte Personen

Das vorherige Kapitel zeigt, dass mechatronische Systeme in vielfältigen Umgebungen autonom navigieren können. In industriellen Anwendungen gehören sie zum Stand der Technik und auch im Straßenverkehr gewinnen Kraftfahrzeuge durch die Integration vielfältiger Assistenzsysteme zunehmend an Autonomie. In der Forschung konnten unterschiedlichste Fahrzeuge bereits in vielfältigen Umgebungen erfolgreich vollständig autonom navigieren. Vereinzelt kommerziell verfügbare Systeme für den Straßenverkehr sind bislang auf SAE Level 3 und 4 beschränkt. Entscheidende Befähiger für eine zunehmende Autonomie sind dabei vielfältige Sensorsysteme zur Erfassung und Interpretation innerer und äußerer Zustände.

Auch die Selbstständigkeit des Menschen beruht auf der Wahrnehmung seiner Umwelt und unterliegt potentiellen Einschränkungen bei der Beeinträchtigung der Wahrnehmung. Die menschliche Wahrnehmung basiert ebenfalls auf der Erfassung innerer (Interozeption) und äußerer (Exterozeption) Zustände durch verschiedene Sinnesmodalitäten [114]. Aufgrund vielfältiger Erkrankungen kann es jedoch auch zu Einschränkungen der Wahrnehmung kommen [5]. Einschränkungen der optischen Wahrnehmung führen dabei auch stets zur Beeinträchtigung der Mobilität, da diese zu einem Großteil auf der Wahrnehmung und Verarbeitung optischer Informationen beruht [8]. Kapitel 3.1 befasst sich entsprechend mit der optischen Wahrnehmung, deren möglichen Beeinträchtigungen und dem Potential der menschlichen Wahrnehmung diese Beeinträchtigungen zu kompensieren. In Kapitel 3.2 werden konventionelle Mobilitätsförderungen und -hilfen für sehbeeinträchtigte Personen vorgestellt. Kapitel 3.3 zeigt schließlich einen umfangreichen Überblick des Stands der Forschung von Assistenzsystemen für die Mobilität sehbeeinträchtigter Personen.

3.1 Die menschliche optische Wahrnehmung und Fähigkeit zur Kompensation durch sensorische Substitution

Die folgende Einordnung der menschlichen Wahrnehmung im Allgemeinen und der optischen Wahrnehmung im Detail basiert auf dem Standardwerk von Schmidt und Schaible [114]. Die exterioere Wahrnehmung kann

grundlegend in visuelle, auditive, olfaktorische, gustatorische und haptische Wahrnehmung unterteilt werden. Letztere gliedert sich wiederum in die taktile Wahrnehmung und die Propriozeption [114]. Die taktile Wahrnehmung untergliedert sich in die Erfassung mechanischer und thermischer Reize sowie von Schmerz [114]. Die Propriozeption dient der Erfassung von Lage, Kraft und Bewegung des menschlichen Körpers. Mechanische Reize können zudem in verschiedene Intensitäten und Frequenzen untergliedert werden [114]. Das aktive Tasten von Strukturen wird dabei auch als haptische Wahrnehmung bezeichnet. Als zusätzliche Sinneswahrnehmung zählt die vestibuläre Wahrnehmung des Gleichgewichtssinns und die Enterozeption, die die Aktivität innerer Organe erfasst [114]. Je nach Sinnesmodalität und Ausprägung sind unterschiedliche, spezialisierte Sinneszellen für die Erfassung der Signale verantwortlich [114].

Optische Wahrnehmung

Die optische Wahrnehmung des Menschen ermöglicht die Erfassung elektromagnetischer Wellen der Länge von 400 bis 750 nm [114]. Bild 6 a) zeigt dabei den Aufbau des menschlichen Auges. Das Licht wird dabei zunächst vom dioptrischen Apparat, bestehend aus Kornea (1, Hornhaut), Kammerwasser, Linse (3) und Glaskörper gebrochen und auf die Retina (4, Netzhaut) fokussiert [114]. Die Form der Linse kann dabei durch den Ziliarkörper verändert werden und so die Brechkraft entsprechend des Abstandes des zu betrachtenden Objekts anpassen (Akkommodation) [114]. Die Menge des einfallenden Lichts kann durch die Iris (2, Regenbogenhaut) ähnlich einer Kamerablende variiert werden. Auf der Retina werden die Photonen durch Photorezeptoren in elektrochemische Signale umgewandelt und über den Sehnerv (6) an das Gehirn weitergeleitet [114]. Die Photorezeptoren können in Stäbchen und Zapfen unterteilt werden. Während erstere lediglich die Unterscheidung von Hell und Dunkel (skotopisches Sehen) ermöglichen, können letztere durch eingelagerte Sehfärbstoffe auch farbliche Unterschiede erkennen (photopisches Sehen) [114]. Am Ort des schärfsten Sehens, der Makula (5), befinden sich ausschließlich Zapfen in einer hohen Dichte [114]. In der Retina erfolgt durch die Verknüpfung der Sehzellrezeptoren bereits eine erste Vorverarbeitung, beispielsweise durch die Hervorhebung von Kontrasten [114]. Über die Sehbahn (Bild 6 b) erfolgt schließlich die Weiterleitung der Nervenimpulse an das Gehirn [114]. Die Sehnerven treffen dabei in der Sehnervkreuzung (4, Chiasma) zunächst aufeinander und es erfolgt jeweils die Aufteilung in das linke und rechte Sehfeld (1, 6) beider Augen (2, 5) [114]. Das linke Sehfeld wird in die rechte Gehirnhemisphäre und das rechte Sehfeld in die linke Hemisphäre geleitet

[114]. Die letztendliche Verarbeitung erfolgt im visuellen Cortex (3) der Gehirnrinde [114].

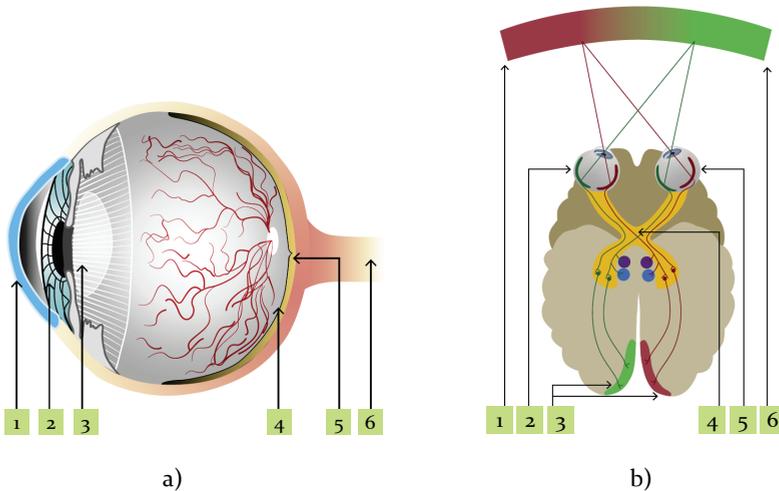


Bild 6: a) Aufbau des menschlichen Auges mit Kornea (1), Iris (2), Linse (3), Retina (4), Makula (5) und Sehnerv (6), b) Sehbahn der menschlichen, optischen Wahrnehmung bestehend aus dem linken (1) und rechten (6) Sehfeld, die beide jeweils vom rechten (2) und linken (3) Auge erfasst, im Chiasma des Gehirns (5) aufgeteilt und im visuellen Cortex (3) getrennt nach Seite verarbeitet werden. (in Anlehnung an [5])

Ein entscheidender Faktor zur Bewertung des Sehvermögens ist die Sehschärfe (Visus, v) der Augen. Diese wird nach Schmidt und Schaible [114] durch die Winkelauflösung des Auges α in Winkelminuten berechnet:

$$v = \frac{1}{\alpha} \quad (4)$$

Sehbeeinträchtigungen

Fehlsichtigkeit und Sehbeeinträchtigungen können durch pathophysiologische Veränderungen und Verletzungen des dioptrischen Apparats oder entlang der gesamten Sehbahn erfolgen. Deren folgende Zusammenfassung basiert auf Grehn [115]. Da die Hornhaut mit der Umgebung in direktem Kontakt ist, kann es durch Krankheitserreger zu Entzündungen und damit verbundenen Eintrübungen oder Vernarbung kommen [115]. Bei einer zu starken Beeinträchtigung des Lichtdurchlasses ist die Transplantation einer Spenderhornhaut der Goldstandard [115]. Auch Defekte der Iris durch Erkrankungen und Unfälle führen zu Beeinträchtigungen und können bislang nur durch statische Implantate ersetzt werden. Veränderungen

und Verletzung der Linse können zu deren Eintrübung (Grauer Star, Katarakt) führen [115]. Hier sind die Entfernung und der Ersatz mittels Transplantaten die Therapie der Wahl [115]. Statt einer Spenderlinse werden hier jedoch künstliche Intraokularlinsen genutzt. Kann der dioptrische Apparat die einfallenden Lichtstrahlen nicht scharf auf der Retina abbilden, ist von Refraktionsfehlern die Rede [115]. Hierbei kann durch das Einbringen zusätzlicher optischer Linsen (z. B. Brille, Kontaktlinse) oder refraktive Chirurgie die Fehlsichtigkeit behoben werden. Kommt es auf der Retina zu pathophysiologischen Veränderungen, ist die optische Reizwahrnehmung grundlegend gestört. Häufige Erkrankungen sind hierbei die diabetische Retinopathie oder die altersbedingte Makuladegeneration [115]. Auch auf der Sehbahn können vielfältige pathophysiologische Veränderungen zu einer verschlechterten oder gänzlich ausbleibenden optischen Wahrnehmung führen. Letztlich kann auch der visuelle Cortex durch Tumore oder Schlaganfälle geschädigt werden und ankommende Reize dadurch nicht korrekt interpretiert werden [115].

Die strukturierte Klassifikation der Beeinträchtigung der optischen Wahrnehmung wird von der Weltgesundheitsorganisation (engl. *World Health Organization*, WHO) durch die *International Classification of Functioning, Disability and Health* (ICF) [116] und die elfte Ausgabe der *International Classification of Diseases* (ICD11) [117] definiert. Eine Beeinträchtigung wird dabei als Störung der Funktion oder Körperstruktur aufgrund des Gesundheitszustandes definiert [116]. Beeinträchtigungen resultieren schließlich in einer eingeschränkten Teilhabe und werden als Behinderung zusammengefasst [116, 117].

Die verbleibende Sehschärfe dient als Grundlage der Einteilung des Schweregrades der Sehbehinderung. Die Messung erfolgt dabei nach dem Konzept der Sehprobentafeln nach Snellen [118], wobei unterschiedlich große Symbole aus einer bestimmten Entfernung gelesen werden müssen. Durch die Größe der noch lesbaren Symbole können Rückschlüsse auf den Visus gezogen werden. Die Angabe des Visus erfolgt dabei sowohl als Bruch der metrischen Angaben, als auch als Dezimalzahl [115]. Häufig wird die Dezimalzahl auch als irreführende Prozentangabe dargestellt, die den fälschlichen Schluss nahelegt, dass ein Visus von 1,0 das schärfste Sehen des Menschen ist.

Auf Basis des Visus erfolgt schließlich die Einteilung des Schweregrades der Sehbehinderung. Tabelle 3 liefert eine Übersicht über die Einteilung von Sehbehinderungen der WHO [5].

Tabelle 3: Einteilung der Sehbehinderung nach WHO anhand des Visus v und der Winkelauflösung des Auges in Minuten nach [5].

Einteilung	Visus v	Winkelauflösung in Minuten (')
Geringe Sehbehinderung	$< 0,5; \geq 0,3$	$> 2'; \leq 3,3'$
Moderate Sehbehinderung	$< 0,3; \geq 0,1$	$> 3,3'; \leq 10'$
Schwerwiegende Sehbehinderung	$< 0,1; \geq 0,05$	$> 10'; \leq 20'$
Blindheit	$< 0,05$	$> 20'$

Sensorische Substitution

Um den Beeinträchtigungen und Herausforderungen durch irreversible Sehbeeinträchtigungen zu begegnen, existieren zahlreiche Verfahren und Systeme. Bevor in den folgenden Kapiteln der Stand der Forschung von Assistenzsystemen vorgestellt wird, erfolgt an dieser Stelle ein Exkurs in die Neurophysiologie, um die adaptiven Fähigkeiten des Gehirns darzustellen.

Dies ist die grundlegende Motivation für Assistenzsysteme nach dem Prinzip der Sensorsubstitution. Aufgrund der multimodalen Sinneswahrnehmung des Menschen kann die ausbleibende optische Wahrnehmung in gewissem Maße durch andere Sinnesmodalitäten substituiert werden. Das menschliche Gehirn ist in funktionale Regionen unterteilt, die in der Großhirnrinde (Cortex cerebri) bereits Anfang des 20. Jahrhunderts von Brodmann postuliert wurden [119]. Hubel und Wiesel belegten die Hypothese schließlich im Tiermodell für den bereits genannten visuellen Cortex [120]. Des Weiteren konnte in Fallstudien gezeigt werden, dass vor allem bei Kindern trotz des Verlustes von Teilen des Gehirns, andere Areale die Funktion in gewissem Maße substituieren konnten [121]. Als zugrundeliegendes Konzept wird die Neuroplastizität von Bach-y-Rita postuliert [122]. Dabei werden neben der Verstärkung von bestehenden Neuronen und deren Verknüpfungen durch die synaptische Übertragung (multi-modale Plastizität), auch gänzlich neue Verbindungen etabliert und neu arrangiert (Kreuzplastizität) [123]. Im Kontext des Ausfalls einer Sinnesmodalität und der Kompensation durch verbleibende Sinnesmodalitäten beschreiben Bach-y-Rita und Kerckel das Konzept der sensorischen Substitution [124].

Nach der Übersichtsarbeit von Silva *et al.* [125] konnte die sensorische Substitution bei Sehbeeinträchtigungen in vielen Studien erfolgreich belegt werden. So kann selbst bei kompletter Blindheit eine Aktivierung des visuellen Cortex bei haptischer, akustischer oder olfaktorischer Sinneswahr-

nehmung festgestellt werden [125]. Durch die Kreuzplastizität der Neuronen und deren synaptischen Verbindungen kann sogar eine Zunahme der Dicke des Occipitallappens, dem Bereich des visuellen Cortex bei sehenden Personen gemessen werden [126]. Dies ist vor allem bei einer Erblindung in jungen Jahren der Fall, da hier die Entwicklung des Gehirns noch nicht abgeschlossen ist [127]. Der visuelle Cortex kann entsprechend stärker für die Verarbeitung verschiedener Sinnesmodalitäten genutzt werden und es bilden sich durch Kreuzplastizität verstärkte Synapsen aus [125]. Ab einem gewissen Alter ist die Entwicklung des Gehirns jedoch abgeschlossen und es kommt ausschließlich zu einer multi-modalen Plastizität des Gehirns [127].

Die Neuroplastizität durch sensorische Substitution erfolgt einerseits durch die natürlich verstärkte Nutzung anderer Sinnesmodalitäten, kann andererseits aber auch durch Hilfsmittel aktiv genutzt werden, um den Verlust der Sinneswahrnehmung und der damit verbundenen Fähigkeiten zu kompensieren [124]. Bach-y-Rita und Kercel fassen in ihrer Übersichtsarbeit entsprechende Ansätze zusammen und strukturieren diese anhand des Substitutionsmechanismus (siehe Tabelle 4) [124].

Tabelle 4: Mechanismen der sensorischen Substitution nach [124]. Die Modalität, die als Ersatz genutzt wird, wird dabei zuerst genannt, gefolgt von der zu substituierenden Sinnesmodalität.

Substitutionsmechanismus	Beschreibung
auditorisch-visuell	Die Informationen eines optischen Sensors werden in akustische Signale umgewandelt und einer sehbeeinträchtigten Person übermittelt.
taktil-visuell	Die Informationen eines optischen Sensors werden in elektro- oder vibrotaktile Signale umgewandelt und einer sehbeeinträchtigten Person übermittelt.
taktil-vestibular	Die Informationen einer IMU werden in elektro- oder vibrotaktile Signale umgewandelt und einer Person mit geschädigtem Vestibularorgan übermittelt.

Auf Basis der beschriebenen Mechanismen können verschiedenste Methoden und Systeme zur sensorischen Substitution in unterschiedlicher Form und Ausprägung entwickelt werden.

3.2 Mobilitätsförderung und -hilfen für sehbeeinträchtigte Personen

Wie bereits eingehend in Kapitel 2.1.2 beschrieben, stellt die individuelle Mobilität ein Grundbedürfnis des Menschen dar, welchem mit zahlreichen unterschiedlichen Verkehrsmitteln begegnet werden kann. Aufgrund der fehlenden oder eingeschränkten optischen Wahrnehmung können Personen mit Sehbeeinträchtigung optische Umgebungsmerkmale nicht zur Orientierung und sicheren Navigation nutzen. Um die Beeinträchtigung der Mobilität zu lindern, werden umfangreiche Schulungen während der Rehabilitation und Förderung durchgeführt [128]. Da die verbleibenden Sinnesmodalitäten nur eine eingeschränkte Umgebungs-wahrnehmung für eine sichere Mobilität ermöglichen, werden spezielle Mobilitätshilfen genutzt [128].

Der deutsche Spitzenverband der gesetzlichen Krankenversicherung (GKV) sieht im Hilfsmittelverzeichnis eine Definition von Hilfsmitteln vor für welche Betroffene eine finanzielle Unterstützung der Krankenkasse erhalten [129]. Das Hilfsmittelverzeichnis [130] dient im Folgenden als Grundlage für die Darstellung und unterscheidet in Methoden zur O&M sowie zur allgemeinen Informationsgewinnung und Kommunikation. Erstere ist beispielsweise der Blindenlangstock oder auch elektronische Hilfsmittel zur O&M. Zum Training des Umgangs der Mobilitätshilfen werden hier auch O&M-Schulungen aufgezählt. Für die Unterstützung der Kommunikation werden im Hilfsmittelverzeichnis Systeme zur Schriftumwandlung, Hardwareergänzungen für Computer, Systeme zur Informationsverarbeitung und Wiedergabe oder Schreibhilfen und -geräte aufgelistet [130]. Auch ein Blindenführhund wird primär zur Informationsgewinnung eingesetzt und daher auch dieser Kategorie zugeordnet [130].

Die primäre Mobilitätshilfe ist der Blindenlangstock oder weiße Langstock und dient der haptischen Wahrnehmung der unmittelbaren Umgebung und zur Vermeidung von Kollisionen mit Hindernissen [128]. Des Weiteren können Gegebenheiten der Umgebung, wie Bordstein- oder Bahnsteigkanten ertastet werden [130]. Auch Infrastrukturmaßnahmen, wie speziell strukturierte Pflastersteine (Bodenindikatoren) können eine zielgerichtete Unterstützung der Mobilität ermöglichen. Entsprechend der Substitutionseinteilung wird der weiße Langstock zur taktil-visuellen sensorischen Substitution gezählt, der jedoch auch mit Einschränkungen verbunden ist [128]. So können zum Beispiel nur bodennahe Hindernisse in geringer Distanz erfasst werden und die Navigation kann nur erfolgreich sein, wenn die sehbeeinträchtigte Person sich in der Umgebung auskennt und sich auch

bei der Abwesenheit von spezieller Infrastruktur orientieren kann und zum Ziel findet. Um Hindernisse im Bereich des Oberkörpers oder Kopfes zu erfassen, kommen elektronische Hilfsmittel, wie Abstandssensoren, zum Einsatz [130]. Der weiße Langstock soll jedoch auch als Erkennungsmerkmal dienen und der Umgebung signalisieren Rücksicht zu nehmen [130, 128, 131]. Die O&M-Schulungen erfolgen dabei zum Großteil in alltäglicher Umgebung [130, 131]. Je nach Alltag wird auch das Verhalten in speziellen Situationen, wie beim Einkaufen oder in öffentlichen Verkehrsmitteln, trainiert [128, 131].

Ein weiteres zugelassenes Hilfsmittel ist der Blindenführhund, ein speziell ausgebildeter Hund, der blinden und sehbeeinträchtigten Menschen in vielfältiger Art Unterstützung leisten kann [130]. Der Hund muss dafür zunächst grundlegend in einer Hundeschule ausgebildet werden, ehe er gemeinsam mit der sehbeeinträchtigten Person einen Einarbeitungslehrgang sowie eine abschließende Gespannprüfung absolviert [130]. Ein Blindenführhund ist zudem mit verschiedenen Herausforderungen und Verantwortung verbunden, die nicht jede sehbeeinträchtigte Person in Kauf nimmt [132]. In Deutschland haben nur 1,7% der sehbeeinträchtigten Personen einen Blindenführhund [133].

Insgesamt sind sowohl der weiße Langstock als auch der Blindenführhund mit verschiedenen Herausforderungen und Einschränkungen behaftet [128, 132]. Technische Assistenzsysteme bieten hier die Möglichkeit diesen Einschränkungen zu begegnen [10].

3.3 Stand der Technik und Forschung von Assistenzsystemen für sehbeeinträchtigte Personen

Trotz der genannten Mobilitätshilfen sind sehbeeinträchtigte Menschen häufig auf die Unterstützung sehender Personen angewiesen. Um die Selbstbestimmtheit und Sicherheit während O&M jedoch weiter zu steigern, werden Assistenzsysteme mit unterschiedlichsten Funktionen entwickelt und erforscht, die im folgenden Kapitel strukturiert und vorgestellt werden. Dabei erfolgt in Kapitel 3.3.1 zunächst eine grundlegende Einteilung von Assistenzsystemen für sehbeeinträchtigte Personen. In Kapitel 3.3.2 wird der Stand von kommerziell verfügbaren Assistenzsystemen auf Basis des Hilfsmittelkataloges der GKV zusammengefasst. In Kapitel 3.3.3 erfolgt schließlich ein Überblick des Stands der Forschung von Assistenzsystemen für sehbeeinträchtigte Personen mit dem Fokus auf der Unterstützung von O&M.

3.3.1 Einteilung von Assistenzsystemen für sehbeeinträchtigte Personen

Im Allgemeinen lassen sich die Assistenzsysteme nach Dakopoulos und Bourbakis [3] in deren übergeordneten Zweck und Funktionsweise einteilen:

- Verbesserung der Sehfähigkeit (z. B. Sehhilfen bei Fehlsichtigkeit)
- Austausch der geschädigten Anteile der Sehfähigkeit (z. B. Retina-implantate bei Erkrankungen der Retina)
- Substitution der Sehfähigkeit durch Mobilitätshilfen und Assistenzsysteme (z. B. Langstock bei Blindheit)

Eine Verbesserung der Sehfähigkeiten durch Sehhilfen, wie Brillen oder Bildschirmlupen setzen eine ausreichende, verbleibende Sehfähigkeit voraus [9].

Der Ersatz der Sehfähigkeit kann durch aktive Implantate der geschädigten Stelle der optischen Wahrnehmung erfolgen. Ein Beispiel hierfür sind aktive Retinaimplantate, die in das menschliche Auge implantiert werden und elektrische Impulse an den Sehnerv übertragen [134]. Hierbei kann zwischen subretinalen und epiretinalen Implantaten unterschieden werden [134]. Das Licht wird dabei entweder von einem externen oder internen photosensitiven Halbleiterarray erfasst und die elektrischen Impulse auf die Neuronen der Retina übertragen [134]. Die Implantation ist mit einer komplexen Operation verbunden und die zu erreichende Sehfähigkeit ermöglicht kein komplett selbstständiges Leben, da die Sehschärfe trotz Implantat sehr begrenzt ist [135]. Auch sind Retinaimplantate mit großen technischen Herausforderungen bezüglich des Dauereinsatzes im menschlichen Auge verbunden [135].

Ein Beispiel sind die Implantate *alpha-IMS* und *alpha-AMS* der Firma Retina Implant AG [136, 137]. Das subretinale *alpha-IMS* Implantat hat auf einer Größe von 9 mm² insgesamt 1500 Photodioden [137]. Der resultierende Öffnungswinkel des Sehfeldes beträgt vertikal und horizontal jeweils 10° [137]. In klinischen Studien konnte die grundlegende Funktionalität des Systems belegt werden [137]. Trotz einer europäischen Zulassung beider Systeme als Medizinprodukt konnten sich Retinaimplantate nicht auf dem Markt etablieren, sodass 2019 schließlich die Weiterentwicklung und Vermarktung der Systeme von Retina Implant eingestellt wurde [138].

Wie in den Kapiteln 3.1 und 3.2 dargestellt, besitzt der Mensch die Möglichkeit die beeinträchtigte optische Wahrnehmung in gewissen Maße zu substituieren. Hierfür werden die verbleibenden Sinneswahrnehmungen und

Hilfsmittel zur Informationserfassung oder O&M genutzt. Neben klassischen Mobilitätshilfen kann dies auch durch technische Systeme erfolgen. Dabei werden die relevanten Informationen durch Sensorik erfasst, verarbeitet und die gewonnenen Informationen durch eine verbleibende Sinnesmodalität der Person zur Verfügung gestellt. Die Miniaturisierung von Elektronikkomponenten hat seit den 1960er Jahren zur Entwicklung und Erforschung von unterschiedlichsten Assistenzsystemen zur Substitution der Sehfähigkeiten geführt [3]. Durch die Entwicklung vielfältiger Sensorik hat die Diversität der Systeme zugenommen [139]. Die Unterstützung der O&M ist dabei nach wie vor aufgrund der vielfältigen Umgebungsbedingungen herausfordernd und der Fokus liegt im Folgenden entsprechend primär auf Assistenzsystemen zur Unterstützung von O&M.

Dakopoulos und Bourbakis [3] nehmen die in Tabelle 5 dargestellte Unterteilung der Assistenzsysteme vor. In der Praxis ist eine strikte Unterteilung nicht immer möglich und zahlreiche Kombinationen aus der genannten Einteilung können in der Literatur gefunden werden.

Tabelle 5: Einteilung von Assistenzsystemen für sehbeeinträchtigte Personen für Orientierung und Mobilität nach [3].

Bezeichnung	Beschreibung
Elektronische Orientierungshilfen (engl. <i>electronic orientation aids</i> , EOA)	Vermittlung von Informationen zur Navigation und Erreichung eines bestimmten Zieles während der Bewegung.
Positionsbestimmungssysteme (engl. <i>position locator devices</i> , PLD)	Einsatz von GNSS zur Ermittlung der aktuellen Position und Vermittlung an nutzende Person.
Elektronische Mobilitätshilfen (engl. <i>electronic travel aids</i> , ETA)	Optische Erfassung und Verarbeitung von Informationen der Umgebung, Vermittlung über eine andere Sinneswahrnehmung nach dem Prinzip der Substitution.

3.3.2 Kommerziell verfügbare Assistenzsysteme für Orientierung und Mobilität

Das folgende Kapitel liefert einen Überblick über kommerziell verfügbare Assistenzsysteme für sehbeeinträchtigte Personen. Hierbei werden Systeme zur Verbesserung der optischen Wahrnehmung bei Sehbehinderungen mit verbleibender Sehfähigkeit außen vorgelassen und der Fokus auf solche Systeme gelegt, die primär für vollblinde Personen zur Unterstützung von Orientierung und Mobilität gedacht sind.

Um ein Assistenzsystem für Personen mit körperlichen Einschränkungen erfolgreich vermarkten zu können, ist in Deutschland die Aufnahme des Produktes in das Hilfsmittelverzeichnis der GKV essenziell [129]. Mit entsprechender Aufnahme werden die Kosten bei ärztlich attestierter Indikation von den gesetzlichen Krankenkassen getragen [129]. Andernfalls müssen die Kosten von den Nutzenden privat geleistet werden. Neben dem primären Hilfsmittel, dem weißen Langstock, beinhaltet das Hilfsmittelverzeichnis [130] der GKV ergänzende elektronische Hilfsmittel zur Unterstützung der O&M und dient im Folgenden als Strukturierungsgrundlage. Diese können einerseits zum Schutz vor Hinderniskollisionen im Oberkörper- und Kopfbereich dienen. Andererseits werden ebenfalls spezielle Systeme zur Orientierung unter Einbeziehung einer GNSS beschrieben. Die Assistenzsysteme gehen zudem mit speziellen Schulungen einher, die den Einsatz im Alltag schulen und ihre Eignung und Nützlichkeit für die nutzende Person überprüfen sollen. Entsprechende Assistenzsysteme werden aktuell jedoch lediglich als Ergänzung zu einem weißen Langstock für O&M angesehen [130]. Im Hilfsmittelverzeichnis sind in Gruppe 07 Blindenhilfsmittel aufgelistet [130]. Diese sind wiederum nach Ort und Funktion untergliedert. Für O&M sind sowohl Innen- als auch Außenbereiche relevant. In Untergruppe 02 finden sich schließlich elektronische Hilfsmittel für O&M. Insgesamt sind drei Systeme im Hilfsmittelverzeichnis zu finden (siehe Bild 7) [130].

Ein System, das in der Gruppe „Hindernismelder in Brillenform, zum Umhängen oder Handgeräte“ [130] gelistet ist, ist der *Ultra Body Guard* der Rehabilitations-Technik Broer GmbH & Co. KG (siehe Bild 7 a). Dabei handelt es sich um ein System mit Ultraschallsensor und Kompass zum Umhängen [140]. Der Ultraschallsensor erfasst Hindernisse in bis zu 3 m Entfernung in Kopf und Brusthöhe und der Kompass liefert Informationen zur aktuellen Orientierung [140]. Das Feedback kann sowohl akustisch, als auch vibrotaktil erfolgen [140]. Die Kosten des *Ultra Body Guards* belaufen sich auf ca. 3.200 € [141].

Als „Hindernismelder im Blindenlangstock integriert“ [130] ist der Laser Langstock der VISTAC GmbH (siehe Bild 7 b) gelistet. Dieser ist ein Lasersensor, der auf einen Blindenlangstock montiert werden kann [142]. Der Laser beleuchtet den Bereich in Brust und Kopfhöhe vor der Person [142]. In Fall einer Reflektion durch ein Objekt detektiert ein optischer Sensor das Signal und ein vibrotaktiler Signal wird erzeugt [142]. Die Reichweite des Sensors beträgt 1,45 m [142]. Der Preis des Aufsatzes beträgt ca. 2.000 € [143].

Als „Orientierungsgeräte am Körper tragbar“ [130] wird der naviGürtel der feelSpace GmbH (siehe Bild 7 c) aufgelistet. Dieser verfügt über einen integrierten Kompass oder kommuniziert über Bluetooth mit einer Smartphone App zur GNSS-Navigation [144]. Über integrierte Vibrationsmotoren kann so ein vibrotaktiler Feedback in unterschiedlicher Art übermittelt werden [144]. Die Kosten des Systems belaufen sich auf ca. 800 € [145]. Das Prinzip des naviGürtels und der sensorischen Augmentation konnte auch bereits erfolgreich in Probandenstudie mit sehbeeinträchtigten und sehenden Menschen evaluiert werden [146, 147].

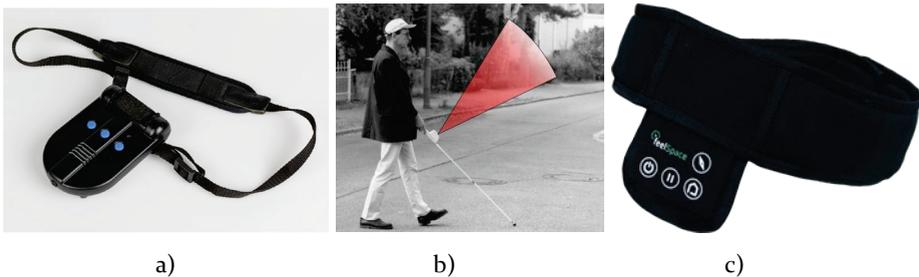


Bild 7: Hilfsmittel des GKV zur Unterstützung von Orientierung und Mobilität bei Sehbeeinträchtigungen mit a) Ultra Body Guard [141], b) Laser Langstock [143] und c) naviGürtel [143].

Neben den am Körper getragenen Assistenzsystemen, sind im öffentlichen Raum zudem verschiedene Infrastrukturmaßnahmen zu finden, die O&M sehbeeinträchtigter Personen unterstützen. Diese sind zum einen haptische Taster oder akustische Signalgeber an Ampelanlagen und zum anderen taktile Bodenplatten, die die Umgebungswahrnehmung mit dem Langstock verbessern sollen [148].

Neben spezifischen Assistenzsystemen haben auch Smartphones Einzug in das Leben sehbeeinträchtigter Personen gefunden. Durch spezielle Bedienungshilfen, die die Bildschirminhalte sprachlich wiedergeben (engl. *talk back*), können sehbeeinträchtigte Personen den Touchscreen auch ohne haptische Tastatur sicher bedienen [149]. Die beiden großen Hersteller von Betriebssystemen Google und Apple bieten entsprechende Hilfen an [150, 151]. Des Weiteren existieren auch spezielle Smartphone-Applikationen zur Unterstützung der Mobilität, die die vielfältigen, integrierten Sensoren von Smartphones nutzen. Die App *BlindSquare* nutzt die integrierte GNSS-Sensorik, OSM-Karten und die Plattform *Foursquare*, um die Navigation in urbanen Umgebungen außerhalb geschlossener Räume zu unterstützen und auf relevante Lokalitäten hinzuweisen [152]. Durch die Nutzung fußgänger-spezifischer Pfadplanung auf Basis von *OpenStreetMap* und zusätzlicher

Objekterkennung soll die Anwendung *Routago* die Mobilität weiter verbessern [153]. Für die Navigation innerhalb geschlossener Räume hat das Fraunhofer Institut für offene Kommunikationssysteme die Applikation *everGuide* entwickelt, die auf Basis zuvor mit SLAM erstellter Karten und zusätzlicher optischer Merkmale die Navigation unterstützt [154].

Weitere technisch relevante Assistenzsysteme sind in Bild 8 dargestellt. Neben dem konkreten Fokus auf die Navigation sind auch Assistenzsysteme zur Informationsaufnahme kommerziell verfügbar. Das System *OrCAM MyEye 2.0* kann an einer Brille angebracht werden und verfügt über eine offline Text-, Gesichts-, Objekt- und Barcodeerkennung [155]. Die Informationen werden über eine Sprachausgabe übermittelt [155]. Das System ist ebenfalls im Hilfsmittelverzeichnis eingetragen und kostet 4.500 € [156]. Die Firma Wicab vertreibt das System *Brainport Vision Pro*, das auf dem Konzept der taktil-visuellen Substitution beruht [157]. Über eine Kamera, die auf der Stirn getragen wird, wird die Umgebung erfasst, die Kanten hervorgehoben und in ein binäres Bild überführt [157]. Das Bild wird über ein Elektrodenarray und elektrotaktile Stimulation der Zunge übertragen [157]. Richardson *et al.* [158] zeigten die grundlegende Funktionalität zur räumlichen Wahrnehmung des Systems, wiesen jedoch auf die Wichtigkeit der Anpassbarkeit des Feedbacks an die Fähigkeiten und Bedürfnisse der sehbeeinträchtigten Person hin.



Bild 8: Assistenzsysteme zur Unterstützung der Umgebungserfassung bei Sehbeeinträchtigungen. a) OrCam MyEye 2.0 Ergänzung für Brillen mit integrierter Objekterkennung [155]. b) Wicab Brainport Vision Pro zur Erfassung von Umrissen der Umgebung und elektro-taktile Übermittlung mittel Elektrodenarray für die Zunge [157].

Zudem sind auch in diesem Kontext Smartphone Applikationen (z. B. *TapTapSee* [159]) für die Erkennung von umliegenden Objekten über die Erfassung mittels integrierter Kamera und die Interpretation über Cloud-Dienste verfügbar.

3.3.3 Aktuelle Forschungsansätze von Assistenzsystemen für die Navigation sehbeeinträchtigter Personen

Das vorherige Kapitel zeigt, dass im Stand der Technik bereits verschiedene kommerzielle Ansätze zur Unterstützung der O&M für sehbeeinträchtigte Personen auf dem Markt verfügbar sind. Die Systeme ermöglichen jedoch keine vollständige Assistenz bei O&M, sondern werden als Ergänzung zu konventionellen Mobilitätshilfen genutzt. Im Kontext der Forschung existieren hier vielfältige weitere Ansätze, die darüber hinausgehen. Um einen konkreten Überblick über für diese Arbeit relevante, wissenschaftliche Veröffentlichungen zu liefern, wird der Stand der Forschung zusammengefasst. Als Gliederungsgrundlage dient neben dem übergeordneten Systementwurf hierbei das Navigationskonzept autonomer mobiler Systeme, das in Bild 9 visualisiert wird. Hierbei wird die Navigation in den Prozess der Umgebungserfassung zur Erstellung eines Modells der Umgebung, der Lokalisation in dieser, der Pfadplanung zur Berechnung eines effizienten und sicheren Weges sowie der Regelung der Bewegung zur Umsetzung des Pfades untergliedert. Da zum aktuellen Stand der Forschung nur eingeschränkt aktiv in die Bewegungsregelung des menschlichen Körpers eingegriffen werden kann, befasst sich das Kapitel primär mit der Vermittlung der generierten Navigationsinformationen. Des Weiteren können Umgebungserfassung und Lokalisation zu SLAM kombiniert werden.

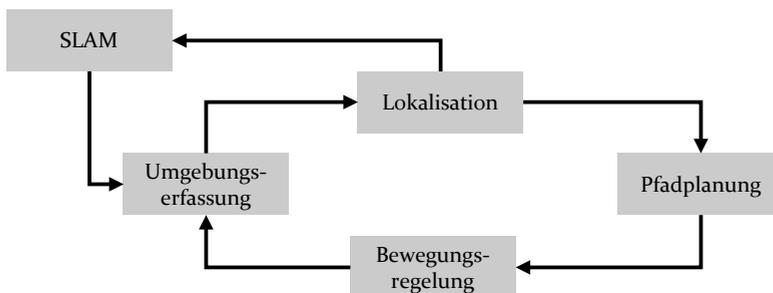


Bild 9: Repetitiver Ablauf der autonomen Navigation untergliedert in Umgebungserfassung, Lokalisation, Pfadplanung und Bewegungsregelung. Die simultane Umgebungserfassung und Lokalisation kann mittels SLAM zur Erstellung einer Umgebungskarte zusammengefasst werden. (In Anlehnung an [15])

Systementwurf

Die Unterscheidung der verschiedenen Systemkomponenten und deren Positionierung am Körper während der Navigation wird im Folgenden unter dem Begriff des Systementwurfs zusammengefasst. Ein erstes Unterscheidungsmerkmal ist dabei die Position der Sensorik während der Navigation. Diese kann extern über ein zusätzliches System, wie einen mobilen Roboter [160] oder eine Drohne [161], erfolgen. Beide Systeme navigieren autonom und sind über einen Stab oder ein Band mit der Person verbunden, um die Bewegungsrichtung zu übermitteln [160, 161]. Alternativ können die Sensoren von der sehbeeinträchtigten Person selbst getragen werden. Hierbei werden die Sensoren an unterschiedlichen Stellen des Körpers, wie auf dem Kopf [162, 163], in Form einer Brille [164–166], am Oberkörper [167–172] oder in der Hand [173, 174] getragen. Bei Letzterem lassen sich auch Systeme finden, die an Langstöcken angebracht werden [175]. Häufig handelt es sich hierbei um verteilte Systeme bestehend aus verschiedenen Komponenten zur Umgebungserfassung, Datenverarbeitung und weiteren Komponenten z. B. zur Energieversorgung. Außerdem werden Systeme erforscht, die ausschließlich Komponenten [174, 176] oder Rechenressourcen von Smartphones nutzen, um Daten externer Sensoren zu verarbeiten [177, 178].

Umgebungserfassung

Die Erfassung und Interpretation von Umgebungsinformationen wird im Folgenden in das Sensorprinzip und die dazugehörigen Sensordaten, den Einsatzbereich, potenzielle Anforderungen an Infrastruktur, die Form der Datenverarbeitung sowie letztendlich auch die gewonnenen Informationen eingeteilt.

Als Sensorsysteme werden neben klassischen RGB-Kameras [176, 179–181] in vielen Anwendungen auch RGBD-Kameras unterschiedlichster Art verwendet. Hierbei sind Sensoren im Einsatz, die nach dem Prinzip der aktiven Triangulation [164, 167, 182] oder dem Stereokameraprinzip [163, 168, 177, 178, 183–186] funktionieren. Zudem werden die RGBD-Kameras häufig in Verbindung mit zusätzlichen Sensoren verwendet, um mittels Sensordatenfusion eine Steigerung der Robustheit zu ermöglichen. Dabei eignen sich IMU-Sensoren beispielsweise zur Berechnung der Kameraorientierung [166].

Als Ergänzung der Umgebungserfassung werden Ultraschallsensoren [160, 168, 179], RADAR-Sensoren [171, 187] oder LIDAR-Sensoren [186, 188, 189] im Kontext der Unterstützung von O&M bei sehbeeinträchtigten Personen

genutzt. Weitere Unterscheidungsmerkmale können bezüglich der adressierten Umgebung getroffen werden, wobei primär zwischen ausschließlicher Nutzung innerhalb [164, 167, 168] und außerhalb [161, 160, 180, 181, 190, 191] geschlossener Räume unterschieden wird. Außerhalb geschlossener Räume wird hierbei in der Regel die Navigation in strukturierten und urbanen Umgebungen adressiert. Teilweise wird auch spezielle Infrastruktur zur Wegerkennung oder Lokalisation benötigt [160, 172, 192, 174]. So können speziell angebrachte Markierungen am Boden [174] oder Begrenzungslinien von Tartanbahnen [172] zur Erfassung des Wegverlaufes genutzt werden. Neben der Verarbeitung auf einer eingebetteten Recheneinheit, werden auch Ansätze zur Datenverarbeitung auf externen Servern beschrieben [169, 193].

Ein weiteres Unterscheidungsmerkmal der Umgebungserfassung sind die gewonnenen Informationen, wobei grundsätzlich zwischen der Erfassung des Weges und von Hindernissen unterschieden werden kann. Wie auch im Kontext des autonomen Fahrens (siehe Kapitel 2.1) werden ML-Methoden wie KNN eingesetzt. So werden KNN zur Segmentierung der Umgebung in RGB-Bildern innerhalb [190] oder außerhalb [176, 194] geschlossener Räume angewendet und so potenzielle Wege segmentiert. Für die Erfassung von Hindernissen können Tiefendaten von RGBD-Kameras genutzt werden. Hierbei müssen zunächst die relevanten Bildbereiche segmentiert werden, um beispielsweise den Boden als nicht gefährlichen Bereich zu identifizieren. Mittels Methoden der klassischen Bildverarbeitung kann so auf Basis der größten Ebene [183] oder der Kamerapose [195] der Bereich des Bodens ermittelt werden. Komplexere Segmentierungsansätze nutzen Methoden wie den *Random Sample Consensus* Algorithmus (RANSAC) [167, 168, 177, 193, 184], die *v*-Disparitäts-Methode [183] oder Partikel-Filter [196]. Des Weiteren können auch spezifische Objekte in den Bilddaten detektiert werden. So werden andere Verkehrsteilnehmer in RGB-Bildern mittels KNN lokalisiert und auf Basis des Vergleichs von Durchschnittsgrößen und der tatsächlichen Größe deren Abstand approximiert [180].

Alternativ kann auch parallel eine Objektlokalisierung in RGB-Bildern und eine Schätzung der Tiefeninformationen auf Basis der RGB-Bilder mittels KNN durchgeführt werden, um den Abstand der detektierten Objekte zu bestimmen [169]. Zudem können auch LIDAR-Sensoren zusammen mit RGB-Daten mittels klassischer Bildverarbeitung und KNN fusioniert und Objekte im 3D-Raum lokalisiert werden [170]. Um die Navigation an bestimmte Szenerien anzupassen werden auf KNN basierende Umgebungs-klassifikatoren [186, 165] genutzt. Um auch in urbanen Umgebungen und innerhalb geschlossener Räume transparente Hindernisse aus Glas mit

RGBD-Kameras zu detektieren, können *Transformer-CNN*-Architekturen eingesetzt werden, die eine Segmentierung ermöglichen [197]. Zudem werden bestimmte, für die Navigation relevante Objekte, wie Zebrastreifen oder Fußgängerampeln in RGB-Bildern klassifiziert und lokalisiert [161, 198, 199].

Neben der Unterstützung der Navigation existieren auch zahlreiche Ansätze zur Unterstützung der Kommunikation. So werden beispielsweise Gesichtsausdrücke des Kommunikationspartners erfasst [200], Alltagsobjekte lokalisiert und zum gesuchten Objekt navigiert [179, 201] oder der Abstand zu anderen Personen bestimmt, um während der COVID-19-Pandemie entsprechende Sicherheitsabstände einzuhalten [166].

Lokalisation

Für die Navigation in einem globalen Kontext ist die Information über die aktuelle Pose essenziell. Außerhalb geschlossener Räume werden primär GNSS-Sensoren für die Lokalisation genutzt [170, 193, 202]. Um den Ungenauigkeiten konventioneller GNSS-Sensorik zu begegnen, können zusätzlich optische Merkmale der Umgebung gespeichert und für eine spätere Lokalisation zusammen mit GNSS fusioniert werden [181]. Innerhalb geschlossener Räume ist GNSS nicht verfügbar, weshalb hier auf zusätzliche Infrastruktur z. B. in Form von optischen Markern [192, 174] oder alternativen Indoor-Lokalisations-Methoden zurückgegriffen werden muss [203]. Bei bekannten Umgebungen können SLAM-Methoden innerhalb und außerhalb geschlossener Räume zur Kartierung und Lokalisation genutzt werden [177, 186, 189, 204].

Pfadplanung

Mit den gewonnenen Informationen der Umgebungssegmentierung und Lokalisation kann ein sicherer Pfad abgeleitet werden. Grundsätzlich wird im Folgenden zwischen einer globalen und lokalen Pfadplanung unterschieden. Global wird ein Pfad zwischen der aktuellen globalen Pose und dem globalen Ziel berechnet. Lokal werden zusätzlich aktuelle Umgebungsinformationen berücksichtigt und auf Basis des unmittelbaren globalen Pfades die aktuell optimale Bewegungsrichtung abgeleitet.

Dabei werden in der Literatur verschiedene Komplexitätsgrade der Richtungsberechnung beschrieben. So kann die Übermittlung der Informationen der detektierten Hindernisse bereits zur Pfadplanung gezählt werden. In der Regel erfolgt die globale Pfadplanung dann durch die sehbeeinträchtigte Person selbst, die diese im Rahmen eines Mobilitätstrainings erlernt

hat. Durch zusätzliche Informationen bezüglich der unmittelbaren Umgebung kann dann die lokale Bewegungsrichtung angepasst werden [182, 195, 205]. Ebenfalls zur Unterstützung der globalen Navigation dient der Einsatz von Kompassen, die lediglich die aktuelle Orientierung z. B. in Form der Nordrichtung übermitteln [146].

Bei vorhandener Infrastruktur kann diese direkt zur Bestimmung der Bewegungsrichtung genutzt werden. So können über Kamerasensorik spezielle, in der Umgebung angebrachte Markierungen und Muster zur Lokalisation detektiert und entsprechende Richtungsanweisungen abgeleitet werden [160, 174]. Bei Systemen, die außerhalb geschlossener Räume zum Einsatz kommen, kann eine GNSS-Navigation genutzt werden. Im Falle einer Nutzung von Smartphones können hierbei konventionelle webbasierte Navigationslösungen eingesetzt werden [177, 180, 193, 206]. In Ergänzung dazu, können spezielle Karten genutzt werden, die eine spezielle GNSS-basierte Pfadplanung für Fußgänger oder sogar sehbeeinträchtigte Personen ermöglichen [202].

Im Falle einer bekannten Umgebung, kann eine mittels SLAM generierte Karte zur Pfadplanung dienen. Hierbei kommen dedizierte Pfadplanungsalgorithmen zum Einsatz, die einen globalen Pfad von der aktuellen Position zu dem gewünschten Ziel planen [168, 177, 204].

Ein weiterer Ansatz nach dem sogenannten *End-to-End-Learning* ermöglicht die direkte Schätzung der Richtungsanweisung auf Basis der Eingangsdaten einer RGBD-Kamera und KNN, die zunächst durch das Begehen der Räume und Wege von sehenden Personen trainiert werden [178].

Informationsübermittlung

Um die Navigationsinformationen an die sehbeeinträchtigte Person zu übermitteln, müssen die Informationen über eine verbleibende Sinnesmodalität übermittelt werden. Zur Strukturierung eignet sich neben der Substitutionsart der Grad der Datenverarbeitung. Die möglichen Substitutionsarten bei Sehbehinderungen werden grundlegend in taktil – visuell und akustisch-visuell untergliedert (siehe Kapitel 3.3.1).

Die taktilen Signale können wiederum in eine elektrotaktile, vibrotaktile oder haptische Feedbackgenerierung strukturiert werden. Die elektrotaktile Stimulation erfolgt dabei in der Regel über ein Elektrodenarray das an sensitiven Körperregionen, wie der Zunge, platziert wird [182]. Für die vibrotaktile Stimulation werden Vibrationsmotoren auf dem Körper platziert und Informationen über verschiedene Vibrationsmuster oder Orte übermittelt [172, 200, 206–208]. Haptische Stimulation erfordert das aktive

Er tasten von Strukturen und kann neben der klassischen Brailleschrift bei speziellen haptischen Displays zur Unterstützung von O&M gefunden werden [209–211].

Ein weiterer Ansatz, der durch taktile Stimulation unterbewusst Einfluss auf die Bewegungsrichtung nimmt, ist der *Hanger-Reflex* [212]. Hier kann durch laterale Aufbringung von unterschiedlichen Drücken an verschiedenen Körperregionen die Bewegungsrichtung direkt beeinflusst werden [212]. Des Weiteren kann eine elektrische Stimulation des Vestibularorgans über Hautelektroden auf dem Mastoid Einfluss auf die Bewegungsrichtung verblindeter oder sehbeeinträchtigter Personen nehmen [213].

Die akustische Stimulation kann ebenfalls in verschiedene Signalarten untergliedert werden, die mit der Datenverarbeitung und den zu vermittelnden Informationen einhergehen. So können die Informationen verbalisiert werden und mit einer Sprachgenerierungssoftware umgewandelt und übermittelt werden. Informationen zur Lokalisation von Objekten und Hindernissen können so direkt kommuniziert werden [170, 178, 179, 189, 201]. Entsprechend können auch Information der Pfadplanung hinsichtlich der lokalen Bewegungsrichtung akustisch kommuniziert werden [164, 167, 177, 192, 193, 184]. Neben der Sprache können auch akustische Signale auf Basis der Navigationsinformationen moduliert werden. So können beispielsweise Richtungsinformationen über Tonhöhe, Signalmuster oder Lautstärke moduliert werden [167, 164, 177, 214]. Eine alternative Methode nutzt direkt Daten der Umgebungserfassung, indem beispielsweise aus Tiefenbilddaten direkt akustische Signale (Sonifikation) erzeugt werden. So können nach dem Vorbild der Echolokalisation der Azimutwinkel über binaurale Töne [215] oder Töne von bestimmten Instrumenten [205] moduliert werden. Der Abstand wird entweder über die Tonhöhe [195] oder Lautstärke [215] moduliert.

In Tabelle 6 werden die Eigenschaften und Ausprägungen der verschiedenen Assistenzsysteme abschließend zusammengefasst und Referenzen zu den jeweiligen Publikationen genannt.

Tabelle 6: Übersicht der Merkmale und deren Ausprägung aktueller Publikationen zu Assistenzsystemen für sehbeeinträchtigte Personen.

Merkmale	Ausprägung		Referenzen
Systementwurf	Externes System (Roboter, Drohne)		[160, 161]
	Am Körper getragen	Kopf	[162, 163]
		Brille	[164–166]
		Oberkörper	[167–171]
		Hand	[172–175]
Smartphone-basiert		[174, 176–178]	
Umgebungserfassung	Sensorprinzip	RGB	[176, 179–181]
		RGBD	[163, 164, 177, 178, 182, 187, 186, 188–190]
		Ultraschall, RADAR, LIDAR	[160, 168, 171, 187, 186, 188–190]
	Einsatzbereich	Innerhalb geschloss. Räume	[164, 167, 168]
		Außerhalb geschloss. Räume	[160, 161, 180, 181, 190, 176, 191]
	Bedarf an spezieller Infrastruktur		[160, 172, 174, 192]
	Online Datenverarbeitung		[169, 193]
	Generierte Informationen	Umgebungssegmentierung (Farbbilder)	[176, 190, 168, 194]
		Hindernis-/Boden-segmentierung (Tiefendaten)	[167, 168, 177, 193, 183, 184, 196]
		Objektdetektion	[161, 169, 170, 180, 198, 199]
Lokalisation	GNSS		[170, 193, 202, 181]
	Infrastruktur-basiert durch optische Marker		[174, 192]
	SLAM		[177, 186, 189, 204]
Pfadplanung	Kommunikation lokaler Hindernisse		[182, 184, 205]
	GNSS-basiert mit statischen Wegkarten		[177, 180, 193, 202, 206]
	Kompass		[146]
	Pfadplanung mittels SLAM-Karte		[168, 177, 204]
Informationsvermittlung	Elektrotaktil		[182]
	Vibrotaktil		[172, 200, 206, 207, 209]
	Haptisch		[210–212]
	Akustisch	Sprachausgabe	[178, 170, 179, 189, 201]
		Signale zu Informationen	[164, 167, 177, 187]
		Sonifikation	[195, 205, 215]

4 Konzeption eines Assistenzsystems zur Navigation sehbeeinträchtigter Personen in gering strukturierter Umgebung

Die in Kapitel 3 vorgestellten Mobilitätshilfen und Assistenzsysteme für sehbeeinträchtigte Personen werden im Folgenden zusammengefasst und deren Defizite abgeleitet. Entsprechend wird der Forschungsbedarf zur Konzeption eines Assistenzsystems und dessen benötigte Fähigkeiten zur Unterstützung von O&M abgeleitet. Dabei werden entsprechende Forschungsfragen formuliert und die Systematik des Vorgehens zur Umsetzung des Gesamtkonzeptes definiert.

4.1 Zusammenfassung des Stands der Technik und Forschung und Ableitung bestehender Defizite

Der Stand der Technik zeigt, dass mobile Systeme in bekannten Umgebungen innerhalb geschlossener Räume autonom navigieren können und bereits verbreitet zum Einsatz kommen. Durch eine Kartierung der größtenteils strukturierten Umgebung mittels SLAM kann eine Lagepeilung und eine effiziente Navigation in dieser erfolgen. Neben der Kartierung kann die Sensorik auch für die unmittelbare Umgebungserfassung genutzt werden und das System somit auf nicht kartierte, dynamische Hindernisse sicher reagieren. Neben dem Einsatz von industriellen, autonomen Systemen, sind auch autonome Kraftfahrzeuge im Fokus der Forschung. Ein assistiertes Fahren in bestimmten strukturierten Umgebungen, wie Autobahnen mit fixen Fahrbahnbegrenzungslinien ist hierbei unter Einsatz von Kamera- und/oder RADAR-Sensorik möglich. In gering strukturierten Umgebungen kann auf unbefestigten Straßen durch Einsatz vielfältiger Sensorik und Sensordatenfusion ein autonomes Fahren unter bestimmten Bedingungen ermöglicht werden. Die Verarbeitung der Sensordaten beruht dabei zunehmend auf ML-Methoden wie KNN. Die umfängliche Nutzung der Technologien für die Unterstützung von O&M sind jedoch aufgrund anderer Umgebungsbedingungen und Anforderungen nur sehr bedingt möglich.

Methoden konventioneller Mobilitätstrainings für sehbeeinträchtigte Personen zeigen, dass eine selbstständige Mobilität mit einem Blindenlangstock oder Blindenführhund nur mit intensiven Schulungen in der bekannten Umgebung möglich ist. Abseits davon ist häufig die Unterstützung

sehender Personen nötig, was mit einer gewissen Abhängigkeit einhergeht. Insgesamt führt dies zu einer eingeschränkten Teilhabe und einer potenziell verringerten Lebensqualität. Der Stand der Technik und die im Hilfsmittelverzeichnis verfügbaren Systeme unterstützen zwar in bestimmten Situationen die Navigation und schaffen eine zusätzliche Sicherheit, jedoch werden sie lediglich als Ergänzung zu konventionellen Mobilitätshilfen angesehen und ermöglichen ebenfalls keine umfassende und gänzlich selbstständige O&M. Die Kosten solcher Systeme liegen zudem zwischen 800 € und 4.500 €.

Aktuelle Forschungsansätze haben zum Ziel, eine selbstständigere O&M in unterschiedlichsten Situationen zu ermöglichen und somit die Selbstbestimmtheit und Teilhabe sehbeeinträchtigter Personen zu verbessern. Im Gegensatz zu autonomen Fahrzeugen müssen die Systeme möglichst kompakt sein und dürfen ein bestimmtes Gewicht nicht überschreiten. Durch diese Einschränkungen sind auch Rechen- und Energiekapazität beschränkt. Die im vorherigen Kapitel dargestellten Forschungsansätze werden im Folgenden anhand der Systematik aus Kapitel 3.3.3 strukturiert zusammengefasst und der Forschungsbedarf abgeleitet.

Umgebungserfassung

Die Erfassung und Interpretation der aktuellen Umgebung stellt die Grundlage der autonomen, flexiblen Navigation dar. Im Kontext eines Assistenzsystems für O&M dient dies primär der Erfassung von begehbaren Wegen und von Hindernissen. Innerhalb geschlossener Räume ist davon auszugehen, dass jegliche Untergründe begehbar sind, weshalb eine Segmentierung der Wege hier entfallen kann. Eine Hinderniserfassung ist sowohl innerhalb, als auch außerhalb geschlossener Räume für eine sichere Navigation essenziell. Die Erfassung der begehbaren Umgebungen ermöglicht entsprechend primär die Erfassung von Wegverläufen außerhalb geschlossener Räume. Aktuelle Ansätze basieren dabei auf der Nutzung von KNN zur pixelweisen Segmentierung von RGB-Bildern. Hierbei kommen sowohl offline, als auch online Methoden zum Einsatz. Die Größe der KNN-Architektur steigt dabei mit der Anzahl an unterschiedlichen Segmentierungsklassen, was wiederum mit einem zunehmenden Rechenaufwand und größerem Datensatz einhergeht. Im Fall der mobilen Anwendung für ein Assistenzsystem ist jedoch die Echtzeitfähigkeit essentiell und es sind entsprechend kompakte und effiziente Architekturen für die Nutzung zu befähigen. Im Falle einer Anwendung für ein Assistenzsystem zur Unterstützung von O&M ist eine detaillierte Unterscheidung in vielfältige Klas-

sen (z. B. Bäume, Sträucher, Schotterweg, gepflasterter Weg) wenig relevant. Primär ist hier die robuste Unterscheidung zwischen begehbarem und nicht begehbarem Weg für die Navigation wichtig.

Ansätze zur Hinderniserfassung, die lediglich auf der Erfassung von Hindernisobjekten in Farbbildern beruhen, liefern keine direkte Information bezüglich des Abstandes und müssen dies über Größenvergleiche oder alternative Methoden umsetzen, was jedoch potentiell fehlerbehaftet und rechenintensiv ist. Die Implementierung der Objekterkennung in Farbbildern kann zwar effizient mittels KNN umgesetzt werden, jedoch beruht eine Hinderniserfassung so lediglich auf der Erfassung bekannter Objektklassen, was bedeutet, dass unbekannte oder nicht eindeutig klassifizierbare Objekte nicht erfasst werden können. Eine Erfassung unspezifischer Hindernisse beruht hingegen auf der Segmentierung des Bodens in den 3D-Daten. Die verbleibenden Informationen basieren schließlich auf jeglichen Objekten oberhalb des Bodens und sind entsprechend als Hindernis anzusehen. Bei strukturierter Umgebung und statisch orientierten Sensoren kann eine einfache Segmentierung über geometrische Beziehungen und dem Abstand zwischen Kamera und Umgebung erfolgen. Bei einer dynamisch geführten Kamera, wie es bei der Verwendung in Assistenzsystemen der Fall ist, ist die Orientierung und der Abstand zum Boden nicht konstant und nur in begrenztem Maße bekannt. Entsprechend muss die Bodenfläche robust und in Echtzeit in jedem Bild stetig neu segmentiert werden. Die hierfür im Stand der Forschung etablierten Methoden der klassischen Bildverarbeitung sind RANSAC oder die v -Disparitäts-Methode. Hier erfolgt die Segmentierung über eine Kaskade von Algorithmen, deren Parameter stetig präzise auf die jeweilige Umgebung und Anwendung abgestimmt werden müssten und so nur schwer mit einer ausreichenden Robustheit allgemeingültig umzusetzen sind. Auf Grund der Vielzahl an komplexen Verarbeitungsschritten ist die Berechnung zudem zeitintensiv und kann gerade auf mobilen Systemen nur begrenzt echtzeitfähig umgesetzt werden.

Lokalisierung

Die Lokalisierung ist ein weiterer Bestandteil zur Unterstützung von O&M. Die Grundprinzipien können sowohl innerhalb, als auch außerhalb geschlossener Räume zum Einsatz kommen. In geschlossenen Räumen ist entweder die Nutzung von spezieller Infrastruktur möglich, oder es ist eine detaillierte, initiale Kartierung mit konventionellen SLAM-Methoden und Lokalisierung in dieser möglich. Außerhalb geschlossener Räume kann auf

GNSS zur globalen Lokalisation zurückgegriffen werden. Die GNSS-Systeme des Stands der Technik sind zwar grundlegend weltweit verfügbar, bestimmte hochpräzise Kompensationsmethoden sind jedoch in der Regel kostenpflichtig, nicht überall verfügbar und/oder als alleinige Lokalisationsmethode zu ungenau für eine sichere Navigation sehbeeinträchtigter Personen. Alternativ werden auch außerhalb geschlossener Räume SLAM-Methoden mit GNSS kombiniert, was jedoch eine präzise Kartierung der Umgebung erfordert. Gerade bei der Nutzung in gering strukturierter Umgebung ist beispielsweise auf Grund unterschiedlicher Witterungsbedingungen und Jahreszeiten eine Lokalisation in der veränderlichen Umgebung nur unzureichend möglich.

Neben der globalen Lokalisation ist auch die kontinuierliche relative Lokalisation auf Basis einer initialen Pose essenziell, um die genaue Bewegung des Nutzens zu erfassen und entsprechende Navigationshinweise ableiten zu können. Fehlt Sensorik zur direkten Erfassung der Bewegung, beispielsweise auf Basis der Umdrehung der Antriebsräder, muss die Berechnung der Odometrie auf Basis von IMU oder Kameradaten implementiert werden. Im Kontext der Assistenzsysteme muss hier eine effiziente und robuste Implementierung erfolgen.

Pfadplanung

Das Ziel der Pfadplanung ist schließlich die Bestimmung der Bewegungsrichtung zur Erreichung eines definierten Ziels. Im Stand der Forschung verfügen nur wenige Ansätze zu Assistenzsystemen für sehbeeinträchtigte Personen über eine dedizierte Pfadplanung. Viel häufiger werden die generierten Umgebungsinformationen lediglich an die sehbeeinträchtigte Person übermittelt und dieser die eigentliche Navigation überlassen. Kommt eine Pfadplanung zum Einsatz, kann diese in unterschiedliche Abstufungen unterteilt werden, wobei in der Regel eine Unterteilung in globale und lokale Pfadplanung getroffen wird. Die globale Pfadplanung beruht dabei auf der globalen Lokalisation und der Berechnung eines optimalen Pfades auf einer statischen Karte zu einem globalen Ziel. Außerhalb geschlossener Räume kommen hierbei im Kontext der Assistenzsysteme primär GNSS-Navigation auf Basis einer entsprechenden Lokalisation und Pfadplanung in verschiedenen Karten zum Einsatz. Durch die Integration Cloud-basierter Navigationslösungen von Smartphones, werden diese häufig auch direkt genutzt, was eine permanente Internetverbindung voraussetzt. Die lokale Pfadplanung beruht schließlich auf dem globalen Pfad und den aktuellen Umgebungsinformationen, wobei eine Abwägung zwischen dem

Verfolgen des globalen Pfades und der Vermeidung von Hindernissen getroffen werden muss.

Entsprechend der genannten Einschränkungen durch Ungenauigkeiten bei der Lokalisierung, ist eine geschickte Verknüpfung verschiedener Methoden zur Lokalisierungs- und Umgebungserfassung nötig, um eine sichere Pfadplanung zu ermöglichen.

Informationsübermittlung

Wie aus dem Stand der Technik und Forschung ersichtlich, sind das akustische und haptische Feedback die häufigsten Modalitäten zur Übermittlung der generierten Information zu O&M. Die Ausprägung des akustischen Feedbacks reicht dabei von der Sonifikation der Umgebung durch komplex modulierte akustische Signale und der Sprachausgabe zur Übermittlung von Navigationsinformationen, bis hin zu einfachen akustischen Signalen zur Übermittlung von Richtungsangaben. Das taktile Feedback kann wiederum in ein elektrotaktiler, vibrotaktiler und haptischer Feedback unterteilt werden. Generell unterscheiden sich die Ansätze auch hier hinsichtlich der Vorverarbeitung der Umgebungsinformationen. So kann die Umgebung mittels Kamera-Sensorik erfasst und beispielsweise Kantensbilder über ein taktiles Array vermittelt werden. Eine weitere Alternative ist die Überführung der erfassten Umgebung in eine 2D-Umgebungskarte und die Darstellung über ein taktiles Array ähnlich einer Braille-Zeile. Auch Richtungsangaben können über tragbare Vibrationsmotoren an die sehbeeinträchtigte Person übermittelt werden.

Je komplexer die zu übermittelnden Informationen dabei sind, desto aufwändiger und zeitintensiver ist das Training zur Interpretation der Informationen und es steigt die Gefahr von Fehlinterpretation. Des Weiteren ist auch eine ausreichende Neuroplastizität des Gehirns der nutzenden Person nötig, welche stark variieren können. Bei komplexen Navigationsanweisungen werden die kognitiven Fähigkeiten der Person potenziell so gefordert, dass die Kommunikation mit anderen Personen beeinträchtigt wird.

Zusammenfassend werden im Stand der Forschung häufig nur Teilaspekte der Navigation beleuchtet und es existieren nur wenige Ansätze, die die Unterstützung von O&M ganzheitlich betrachten und dabei alle zuvor genannten Bestandteile der Navigation erfüllen. Dabei werden auf Grund der vereinfachten Umgebungsverarbeitung auch häufig nur Umgebungen in geschlossenen Räumen adressiert. So kommen trotz der vielfältigen Publikationen auf dem Gebiet der Assistenzsysteme für sehbeeinträchtigte Personen zahlreiche Übersichtsarbeiten zu dem Schluss, dass eine umfassende

Unterstützung von O&M mit aktuellen Ansätzen nicht möglich ist [3, 139, 216–218]. Zwar kommen zur Umgebungsverarbeitung mit optischen Sensoren auch schon robustere ML-Methoden zum Einsatz, deren Robustheit sollte jedoch entsprechend der Review-Ergebnisse von Messaoudi *et al.* [219] und Mandia *et al.* [220] noch weiter gesteigert und in Gesamtsysteme integriert werden. Besonderes Augenmerk sollte dabei auch auf die Steigerung der Effizienz der Modelle zur Gewährleistung der Echtzeitfähigkeit gelegt werden [219, 220]. Gerade im Bereich außerhalb geschlossener Räume in gering strukturierter Umgebung weist der Stand der Forschung aktuell noch verschiedene Einschränkungen auf. Da die alltägliche Mobilität jedoch auch in Bereichen mit geringerer Strukturierung, z. B. durch städtische Parks oder auf geschotterten Wegen erfolgt, ist auch in diesen Bereichen eine robuste und sichere Navigation essenziell.

4.2 Konzeption eines Assistenzsystems zur Navigation in gering strukturierter Umgebung

Entsprechend der Zusammenfassung des Standes der Forschung erfolgt im Folgenden die Konzeption eines Assistenzsystems für O&M von sehbeeinträchtigten Personen auf Basis des Forschungsbedarfs.

Aufgrund der Anwendung des Assistenzsystems für Personen ist deren Sichtweise im Sinne einer partizipativen Entwicklung essenziell für den Erfolg eines Assistenzsystems und fordert die entsprechende Betrachtung ethischer, rechtlicher und sozialer Implikationen (ELSI) [221]. Weinberger *et al.* [221] haben hier im Rahmen einer ELSI-Studie technikbezogene und technikfreie Aspekte von O&M Assistenzsystemen für sehbeeinträchtigte Personen beschrieben und werden im Folgenden zusammengefasst. Primär die technik-bezogenen Aspekte dienen im Folgenden als Rahmenbedingungen für die Ableitung des Konzeptes. Kommt bei der Umgebungserfassung Kameratechnik zum Einsatz spielen das Persönlichkeits- und Datenschutzrecht bei der Umsetzung der Datenverarbeitung eine wichtige Rolle [221]. Den Anforderungen kann hier nur begegnet werden, wenn die Datenverarbeitung eingebettet (offline) erfolgt und Bilddaten nicht gespeichert oder an externe Verarbeitungseinheiten kommuniziert werden [221]. Auch Anforderungen an das Feedback werden gestellt, wobei betont wird, dass das Feedback eindeutig sein muss und die gewonnenen Informationen sowie potenzielle Fehlerzustände vermitteln soll [221]. Die Feedbackmodalität und -ausführung soll dabei multimodal und adaptiv an die Präferenzen

der Nutzenden anpassbar sein [221]. Des Weiteren sollen proprietäre Lösungen vermieden werden und das Assistenzsystem möglichst erweiterbar sein und eine Konnektivität zu anderen Systemen aufweisen [221].

Um dem Forschungsbedarf zur Unterstützung bei O&M außerhalb geschlossener Räume und im speziellen in gering strukturierter Umgebung gerecht zu werden, erfolgt die Konzeption der einzelnen Bestandteile nach dem Vorbild einer autonomen Navigation. Hierbei stehen die grundlegenden Anforderungen nach Zuverlässigkeit, Genauigkeit und Effizienz im Vordergrund.

Hinsichtlich der Wegerfassung muss das System in der Lage sein, gering strukturierte Umgebungen so zu verarbeiten, dass sichere und begehbare Untergründe von umgebenden, nicht sicher begehbaren Untergründen mit ausreichender Genauigkeit unterschieden werden. Die Umsetzung muss dabei mit einer dynamisch geführten Kamera möglich sein und potenzielle Ungenauigkeiten müssen für die weitere Verarbeitung berücksichtigt werden. Für die Anwendung muss die Wegerfassung offline auf einem mobilen System mit ausreichender Geschwindigkeit erfolgen. Ähnliche Anforderungen gelten für die Hindernissegmentierung, da auch hier alltägliche, gering strukturierte Umgebungen so segmentiert werden müssen, dass Hindernisse mit ausreichender Genauigkeit erfasst werden. Bei der Nutzung der Positionsinformationen für die Navigation müssen auch hier potenzielle Ungenauigkeiten durch Fehlsegmentierung kompensiert und Herausforderungen der dynamisch geführten Kamera berücksichtigt werden. Letztendlich muss auch diese Implementierung der mobilen Anwendung gerecht werden. Zur Interpretation der Umgebung zeigt der Stand der Forschung, dass KNN auf Grund ihrer Robustheit konventionellen Bildverarbeitungslösungen überlegen sind und gerade durch die große Vielfalt gering strukturierter Umgebungen hier zu bevorzugen sind. Dem damit einhergehenden Bedarf an Trainingsdaten muss jedoch begegnet werden. Bei der Verarbeitung von RGB-Bildern kann die Nutzung von frei verfügbaren komplexen Datensätzen und Transferlernmethoden den Bedarf an spezifischen Trainingsdaten reduzieren. Tiefenbilder werden hingegen als Graustufenbilder mit einer hohen Bittiefe dargestellt und es existieren keine umfangreichen Datensätze, die für das Vortrainieren der Modelle genutzt werden können. Da hier zudem eine manuelle Annotation durch die nicht intuitive Darstellung herausfordernd ist, müssen effiziente Methoden zur Generierung eines Datensatzes gefunden werden. Durch die Konfiguration der Bildverarbeitungsparameter konventioneller Bildverarbeitungsmethoden an charakteristische Umgebungen, könnten diese hierfür genutzt werden. Des Weiteren stehen sich der Bedarf an Rechenleistung

komplexer KNN-Architekturen und der verfügbaren Rechenleistung mobiler Anwendungen konträr gegenüber, was die Untersuchung spezifischer kompakter Architekturen und weiterer Methoden zur Effizienzsteigerung erfordert.

Die Lokalisation muss außerhalb geschlossener Räumlichkeiten in unterschiedlichsten Umgebungen möglich sein. Um Abhängigkeiten zu vermeiden, werden kostenfreie Lösungen präferiert und auf spezielle Infrastruktur verzichtet. Die gewonnenen Informationen müssen schließlich fusioniert und durch Pfadplanung eine sichere Trajektorie zu einem vorgegebenen Ziel berechnet werden.

Die Gesamtumsetzung basiert dabei auf der Orchestrierung der einzelnen Teilprozesse, welche modular konzipiert werden, um zukünftige Anpassungen und Ergänzungen zu ermöglichen. Potenzielle Fehler und Ausfälle müssen zudem detektiert und kommuniziert werden können. Hierbei werden finite Zustandsautomaten zur ausfallsicheren Orchestrierung von Teilfunktionen befähigt. Allgemeinere konzeptionelle Grundprinzipien des Assistenzsystems im Ganzen beinhalten auch die Gewährleistung des Datenschutzes, weshalb keine Bilddaten während der Nutzung zu speichern oder an ausgelagerte Server zu kommunizieren sind. Das Assistenzsystem wird zudem autark gestaltet und verfügt über entsprechende Energiespeicher. Bei der Integration in ein tragbares System wird dieses an unterschiedliche Personen anpassbar sein, um die Ergonomie zu erhöhen. Das letztendliche Feedback wird intuitiv gestaltet und entsprechend der Präferenzen der Nutzenden adaptierbar sein. Zur Steigerung der Intuitivität werden zur Unterstützung der Navigation primär die generierten Navigationsinformationen kommuniziert. Um die Sicherheit zu gewährleisten, sind jedoch auch Systemzustände und mögliche Fehlermeldungen zu kommunizieren. Die Signale müssen dabei in ausreichender Genauigkeit und Geschwindigkeit detektiert und interpretiert werden.

Entsprechend der Anforderungen und des Konzeptes werden die folgenden Forschungsfragen gestellt:

1. Können KNN für die Verarbeitung von RGB-Bildern robust und effizient gestaltet werden, um sie für die Berechnung des Wegverlaufs in gering strukturierter Umgebung auf einem kompakten Assistenzsystem zu befähigen?
2. Können klassische Bildverarbeitungsmethoden genutzt werden, um auf Basis von Tiefendaten einen umfassenden Datensatz zum Training von KNN für die Hindernissegmentierung zu generieren?

3. Können KNN robust und effizient für die Verarbeitung von Tiefendaten gestaltet werden, um sie für die Kartierung von umliegenden Hindernissen auf einem kompakten Assistenzsystem zu befähigen?
4. Können die generierten Umgebungsinformationen robust mittels finiten Zustandsautomaten fusioniert und die Einschränkungen einer mobilen Anwendung kompensiert werden, um eine sichere Pfadplanung und Navigation zu ermöglichen?
5. Können die generierten Informationen robust zu Navigationsanweisungen fusioniert und intuitiv über akustische und vibrotaktile Schnittstellen an die zu unterstützende Person übermittelt werden?

Um einen ganzheitlichen Systementwurf zu ermöglichen, erfolgt die Konzeptionierung des Systems grundlegend nach dem methodischen Vorgehen des V-Modells für mechatronische Systeme [222]. Bild 10 zeigt die grundlegende Struktur, wobei der Aspekt der Dekomposition mit den hier beschriebenen Anforderungen hinsichtlich von Teilaspekten der Navigation (Umgebungssegmentierung, Lokalisation) und Gestaltungsaspekten des Assistenzsystems dargestellt wird. Um ein strukturiertes Vorgehen und eine frühzeitige Absicherung der Anforderungen an eine Umgebungssegmentierung zu ermöglichen, orientiert sich das Vorgehen der KNN-Methoden an der *Cross-Industry Standard Machine Learning Process Model with Quality Assurance* (CRISP-ML(Q)) nach Studer *et al.* [223]. Die Schritte der Komposition des V-Modells beinhalten die Kartierung der Segmentierungsinformationen, Orchestrierung der Teilprozesse, Navigation und abschließende Generierung des Feedbacks. Das Vorgehensmodell gewährleistet die ganzheitliche Betrachtung und Konzeption eines Assistenzsystems für O&M sehbeeinträchtigter Personen.

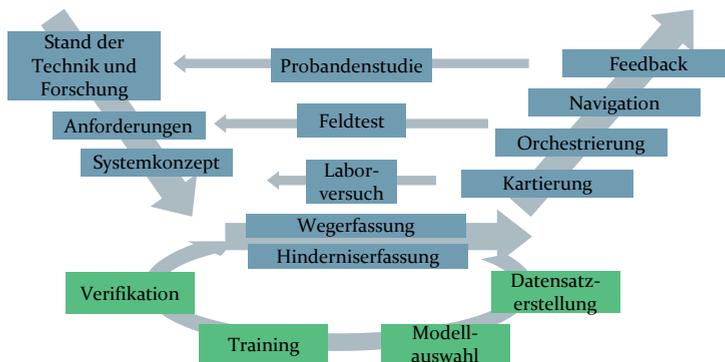


Bild 10: Vorgehensmodell zur ganzheitlichen Konzeption eines Assistenzsystems basierend auf dem V-Modell für mechatronische Systeme und dem Prozess zur Umsetzung von ML-Anwendungen für die Umgebungssegmentierung. (In Anlehnung an [222])

5 Verlaufsklassifizierung und Segmentierung von Wegen in gering strukturierter Umgebung

Das folgende Kapitel adressiert die Interpretation von Daten für die Erfassung von Wegen sowie deren Verlauf. In gering strukturierten Umgebungen außerhalb geschlossener Räume ist von einer hohen Varianz der Umgebungen, Wegbeläge und Witterungsbedingungen auszugehen. Entsprechend müssen für die Verarbeitung von Informationen ebenjener Umgebungen sowohl robuste und generalisierungsfähige, als auch effiziente Methoden entwickelt werden. Den Stand der Forschung und Technik stellen hier KNN dar, die das Mittel der Wahl für eine robuste und effiziente Bildverarbeitung sind. Entsprechend werden diese für die Erfassung des Weges befähigt und Kapitel 5.1 liefert zunächst einen allgemeinen Überblick über KNN. In Kapitel 5.2 wird das Konzept zur Klassifizierung des Wegverlaufes vorgestellt. Kapitel 5.3 stellt schließlich das Konzept zur Segmentierung von Wegen vor, das eine Grundlage für die Umgebungskartierung darstellt.

5.1 Grundlagen künstlicher neuronaler Netze als Methode der robusten Datenverarbeitung

Im Folgenden werden grundlegende Prinzipien von KNN für die Anwendung im Bereich der Bildverarbeitung erläutert und das Vorgehen zur Anpassung und Anwendung bei konkreten Herausforderungen beschrieben.

5.1.1 Architekturen und Parameter künstlicher neuronaler Netze

Das Vorbild von KNN sind biologische Neuronen, wie sie in Lebewesen in unterschiedlicher Ausprägung zu finden sind. Bild 11 zeigt den Vergleich zwischen biologischem (a) und künstlichem Neuron (b). Ein biologisches Neuron ist über Synapsen der Dendriten (Bild 11 a-1) mit anderen Neuronen verbunden [114]. Über Neurotransmitter werden biochemische Reaktionen in der Synapse ausgelöst und ein elektrisches Signal an den Zellkörper (Soma) (Bild 11 a-2) weitergeleitet [114]. Übersteigen die Signale der Dendriten einen gewissen Schwellwert wird ein Aktionspotenzial nach dem Alles-oder-Nichts-Prinzip ausgelöst und über das Axon (Bild 11 a-3) an andere

Neuronen weitergegeben [114]. Das künstliche Neuron Bild 11 b) hingegen ist eine mathematische Modellierung des biologischen Vorbilds.

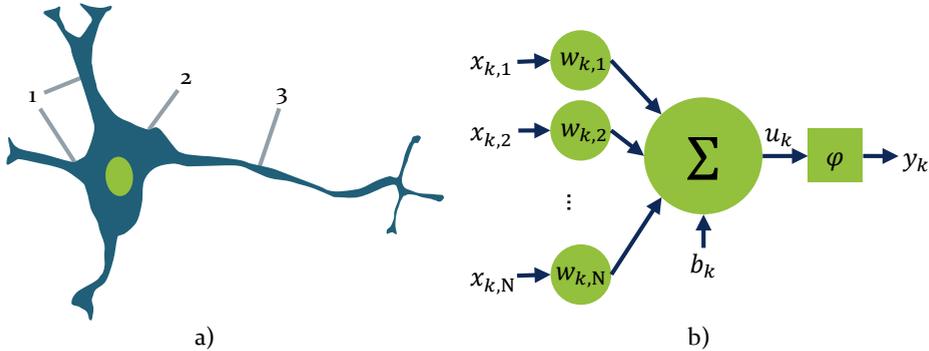


Bild 11: a) Darstellung eines biologischen Neurons mit 1) Dendriten, die über biochemische Reaktionen in Synapsen eine Erregung erfahren und diese an den Zellkörper (2) der Nervenzelle weiterleiten. Wird ein gewisser Schwellwert überschritten wird ein Aktionspotential ausgelöst und an das Axon (3) weitergeleitet. (In Anlehnung an [114]) b) Künstliches Neuron, dessen Eingangsdaten $x_{k,i}$ ($i \in [1; N]; k, N \in \mathbb{N}$) mit den Verbindungsgewichten $w_{k,i}$ ($i \in [1; N]; k, N \in \mathbb{N}$) multipliziert werden und nach Summation und Verarbeitung durch die Aktivierungsfunktion φ als Wert y_k ausgegeben werden. (In Anlehnung an [224])

Die N Eingangsdaten des k -ten Neurons werden in Form eines Vektors \mathbf{x}_k übergeben [224].

$$\mathbf{x}_k = [x_{k,1}, \dots, x_{k,N}]; k, N \in \mathbb{N} \quad (5)$$

Die einzelnen Eingangswerte werden mit den Gewichtungswerten $w_{k,i}$ multipliziert und über die Propagierungsfunktion in diesem Fall addiert [224].

$$u_k = \sum_{i=1}^N (x_{k,i} \cdot w_{k,i}) + b_k \quad (6)$$

Der Bias-Wert b_k ermöglicht die zusätzliche Beeinflussung des Ausgangswertes u_k . Alternative Propagierungsfunktionen sind die Multiplikation oder die Weitergabe des minimalen oder maximalen gewichteten Eingangswertes [224]. Über die Aktivierungsfunktion φ wird letztlich die Ausgabe des Neurons y_k berechnet [224]:

$$y_k = \varphi(u_k) \quad (7)$$

Als Aktivierungsfunktion werden Identitätsfunktion, Sprungfunktion, Sigmoidfunktion oder sogenannte Rektifizierter (engl. *Rectified Linear Unit*, ReLU) genutzt [225]. Eine ReLU-Funktion propagiert lediglich positive

Werte und konnte bei tiefen neuronalen Netzen und dem überwachten Lernen die besten Ergebnisse erzielen [226, 225]. Folgende Funktion und Bild 12 zeigen die entsprechende ReLU-Aktivierungsfunktion:

$$\varphi(u_k) = \max(0, u_k) \quad (8)$$

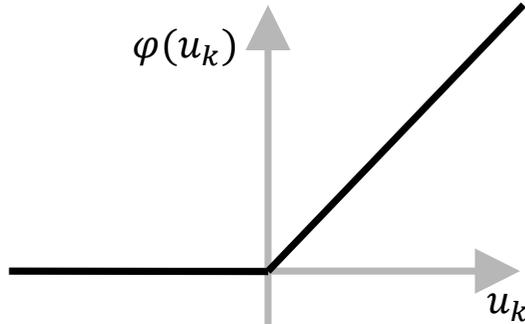


Bild 12: Darstellung der Aktivierungsfunktion φ Rectified Linear Unit (ReLU) des gewichteten Inputs u_k . (In Anlehnung an [225])

Weitere Alternativen berücksichtigen negative Werte beispielsweise durch eine Exponentialfunktion oder führen weitere Skalierungsfaktoren ein [224]. Eine weitere relevante Aktivierungsfunktion ist die *Softmax*- oder normalisierte Exponentialfunktion, welche vor allem bei Neuronen mit mehreren Ausgängen Anwendung findet [227].

$$y_k = \varphi(u_k) = \frac{e^{u_k}}{\sum_{i=1}^K e^{u_i}} \quad (9)$$

Wobei K die Gesamtanzahl der Ausgänge des künstlichen Neurons ist [227].

Aus den vorgestellten künstlichen Neuronen kann schließlich ein KNN formiert werden, wie es in Bild 13 beispielhaft skizziert ist. Die Eingangsdaten werden der Eingangsschicht (1) übergeben und von den versteckten Schichten (2) verarbeitet, um schließlich das Resultat über die Ausgangsschicht (3) auszugeben. Jedes Neuron ist dabei wie in Bild 11 b) aufgebaut. Ähnlich zum biologisch inspirierten einzelnen Neuron kann auch ein KNN als Verknüpfung von Neuronen eines biologischen Nervensystems gesehen werden [228]. Im menschlichen Gehirn wird die Verknüpfung aller Neuronen als Konnektom bezeichnet [229].

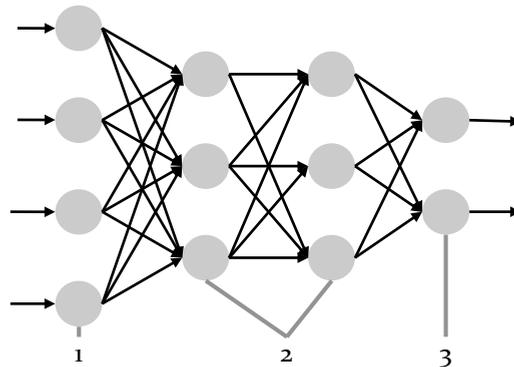


Bild 13: Aufbau eines tiefen KNN mit Eingangsschicht (1), die die zu verarbeitenden Daten aufnimmt, versteckten Schichten (2) zur Verarbeitung der Daten und einer Ausgangsschicht (3) zur Ausgabe des Ergebnisses der Datenverarbeitung. (in Anlehnung an [224])

Damit ein KNN ein korrektes Ergebnis ausgeben kann, muss ein Trainingsprozess mit einem Lernverfahren (engl. *Optimizer*) durchlaufen werden. Bei dem hier betrachteten überwachten Lernen werden Daten mit entsprechend korrektem Ergebnis benötigt [224]. Während des Trainings werden die Daten durch das KNN verarbeitet, das Ergebnis mit dem korrekten Ergebnis verglichen und der Fehler berechnet [224]. Basierend auf dem Einfluss eines jeden Neurons zum Gesamtfehler wird von der Ausgangsschicht zur Eingangsschicht eine Fehlerrückführung (engl. *Error Backpropagation*) durchgeführt [230, 231]. Um das Ergebnis zu verbessern, wird der Gradient der Fehlerkurve eines jeden Gewichtungsfaktors berechnet und eine Anpassung in negative Gradientenrichtung vorgenommen – das sogenannte Gradientenabstiegsverfahren (engl. *Gradient Descent*) [232]. Die Schrittweite der Anpassungen bei jedem Iterationsschritt entscheidet hier über die Schnelligkeit und den Erfolg des Lernens [224]. Auf Basis des Gradientenabstiegsverfahrens wurden zahlreiche Optimierungen vorgenommen. Das *Stochastic Gradient Descent* (SDG)-Verfahren wählt dabei eine zufällige Stichprobe einer fixen Größe (engl. *Batch Size*) aus dem gesamten Datensatz und passt die Gewichte erst nach der Analyse der Teilmenge an [232]. Der Vorteil liegt in der geringeren Anfälligkeit gegenüber lokalen Minima und einem schnelleren Lernprozess [224]. Bei steilen Fehlerprofilen kann es bei dem Verfahren dennoch zum Oszillieren um Minima kommen, weswegen als zusätzlicher Faktor das *Nesterov-Momentum* eingeführt wird [233]. Hierbei trägt der Verlauf des Fehlerprofils in einem größeren Bereich zur Anpassung der Schrittgröße bei [233]. Bleibt die Richtung bei aufeinanderfolgenden Iterationen konstant, so vergrößert sich die Schrittweite

[233]. Ändert sich die Richtung, wird die Schrittweite verringert, da dann eine Oszillation vorliegt [233]. Zahlreiche weitere Verfahren können der Literatur entnommen werden [224].

Aufgrund der Vielzahl an Parametern wird der Datensatz in der Regel mehrfach für den Trainingsprozess genutzt, wobei ein Durchlauf mit dem kompletten Trainingsdatensatz als Epoche bezeichnet wird [224]. Bei entsprechend erfolgreichem Lernen ist das KNN in der Lage charakteristische Muster der Trainingsdaten zu generalisieren und bisher nicht gesehene Daten korrekt zu verarbeiten. Passt sich das KNN im Trainingsprozess jedoch zu sehr an die Trainingsdaten an und ist nicht mehr in der Lage das Gelernte für die Verarbeitung neuer Daten zu nutzen, kommt es zu einer Überanpassung (engl. *Overfitting*) [224, 234]. Um einer Überanpassung entgegenzuwirken, können verschiedene Methoden genutzt werden. Zunächst ist ein umfangreicher Datensatz essenziell für ein erfolgreiches Training, jedoch ist die Anzahl an verfügbaren, qualitativ hochwertigen Daten in der Regel beschränkt. Eine Gegenmaßnahme ist es, zunächst die Anzahl an Neuronen zu verringern, da diese dann genutzt werden müssen, um die relevantesten Muster abzubilden. Jedoch müssen ausreichend Neuronen verfügbar sein, die eine korrekte Interpretation der Daten ermöglichen [234]. Des Weiteren kann ein frühzeitiges Beenden des Lernprozesses die Generalisierbarkeit verbessern, da so bei einem begrenzten Datensatz ein wiederholtes Anwenden und potentiell Auswendiglernen der Trainingsdaten reduziert wird [234]. Jedoch muss auch hier ein Kompromiss gefunden werden, der die eine ausreichende Anzahl an Iterationsschritten für das Training ermöglicht. Des Weiteren tragen Regularisierungsmethoden zu einer Anpassung der Gewichte und zur Vermeidung von Überanpassung bei [224, 235]. So werden zum Beispiel Neuronen mit geringen Gewichten auf null gesetzt. Die *Dropout*-Methode führt zu einer zufälligen Deaktivierung einzelner Neuronen und künstlichen Verknappung der Gesamtanzahl, wodurch die verbleibenden Neuronen gezwungen sind die Daten zu lernen [236].

Bilddaten stellen aufgrund der Datenstruktur in Form von 2D/3D-Matrizen besondere Anforderungen an deren Verarbeitung. Je nach Bildformat wird das Bild mit binären (Schwarz-Weiß), ganzzahligen oder Gleitkomma-Variablen (Graustufen) oder mehreren Matrizen für je einen Farbkanal (Farbbilder) dargestellt. Die relevanten Muster in Bildern sind dabei in lokalen Bereichen unterschiedlicher Größe zu finden und werden mit Hilfe lokaler Bildoperatoren detektiert. Diese basieren auf der Faltungsoperation zweier Matrizen, welche in diesem Fall ein lokaler Bildausschnitt und eine Filtermatrix sind [231]. Der lokale Bereich deckt dabei nur einen Bruchteil des

gesamten Bildes ab, wodurch die Filtermatrix über das gesamte Bild iteriert werden muss. Die Filtermatrix repräsentiert dabei ein Bildmerkmal und überführt das ursprüngliche Bild in eine Merkmalskarte [231]. Das beschriebene Vorgehen findet nicht nur in der klassischen Bildverarbeitung Anwendung, sondern ist auch essenzieller Bestandteil von CNN [231]. Bild 14 zeigt schematisch die Faltung eines Eingangsbildes I mit n Filtern F und das resultierende Ergebnis O . Die Schicht des CNN wird daher auch Faltungsschicht (engl. *convolutional layer*) bezeichnet [231]. Die Größe der Ausgangsmatrix ist zusätzlich von dem Verhalten am Rand der Eingangsmatrix (engl. *Padding*) und der Schrittweite der Faltungsoperation (engl. *Striding*) abhängig [224].

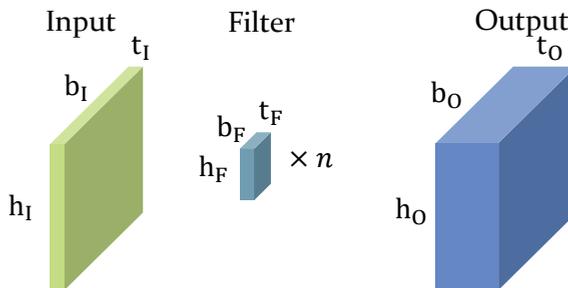


Bild 14: Faltungsschicht eines CNN. Der Input besteht aus einem Bild der Größe $h_I \times b_I \times t_I$ und wird von n Filtern der Größe $h_F \times b_F \times t_F$ bearbeitet. Das Resultat (Output) hat das Format $h_O \times b_O \times t_O$. (In Anlehnung an [224])

Neben der reinen Faltung kommt auch bei CNN eine anschließende Aktivierungsfunktion, zum Beispiel in Form der ReLU-Funktion zum Einsatz [224, 237]. Als weitere relevante Schichtart sind Aggregationsschichten (engl. *Pooling Layer*) zu nennen. Diese reduzieren die Größe der Merkmalskarten, indem beispielsweise lediglich der maximale Wert einer lokalen Region überführt wird (*Max-Pooling*) [224, 237]. Die Reduktion von Größe und Höhe der Merkmalskarten führt zu einer Aggregation abstrakter, optischer Merkmale, wie sie in ersten Schichten detektiert werden, hin zu komplexeren optischen Merkmalen, die letztlich charakteristische Regionen des gesuchten Bildes repräsentieren [238]. Im Falle der Klassifikation von Bildern erfolgt die Ausgabe des CNN über vollvernetzte Schichten, die einen Vektor der Klassifikationswahrscheinlichkeit ausgeben [224, 237].

Die genannten Schichten werden häufig iterativ kombiniert und die Verbindungsgewichte der Faltungsschichten und vollvernetzten Schichten trainiert [239, 237]. Aufgrund der Vielzahl an Kombinationsmöglichkeiten ist eine Orientierung an etablierten Netzwerkarchitekturen sinnvoll. Einen entscheidenden Durchbruch erlangte hier die *Alex-Net* CNN-Architektur

von Krizhevsky *et al.* [237], die im Jahr 2012 bei der *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge* (LSVRC) [240] gewinnen konnte. Ziel des Wettbewerbes ist die Klassifikation von Bildern aus dem *ImageNet*-Datensatz, der aus über 14 Millionen klassifizierten Bildern besteht [241]. Im Rahmen der LSVRC mussten 1000 verschiedene Objektklassen bestimmt werden [240]. Die Eingangsdaten der Größe $224 \times 224 \times 3$ werden durch eine Reihe von *Convolutional* und *Pooling* Schichten bearbeitet, ehe sie durch zwei vollvernetzte Schichten auf den Klassifikationsvektor der Größe $1 \times 1 \times 1000$ abgebildet werden [237]. Das CNN stellt den ersten erfolgreichen *Deep Learning* Ansatz bei der LSVRC dar und war damit Wegbereiter für weitere Ansätze und den Durchbruch von CNN zur Bildverarbeitung [224]. Der Ansatz von Simonyan und Zisserman [242] der *Visual Geometry Group* (VGG), Universität Oxford, folgt dem Grundprinzip von *AlexNet*, reduziert jedoch die Filtergröße (3×3) und vergrößert die Tiefe des CNN. Aufgrund der großen Menge von 138 Millionen Parametern ist die Nutzung der VGG-Architektur zwar sehr rechenintensiv, sie dient jedoch häufig als Entwurfsgrundlage [243].

Zusammenfassend sind für den Erfolg vom CNN zahlreiche Abwägungen hinsichtlich der Architektur, des Trainingsprozesses und des Datensatzes notwendig.

5.1.2 Strukturierung des Datensatzes und grundlegendes Vorgehen zur Anwendung eines künstlichen neuronalen Netzes

Umfang, Qualität und Diversität des Datensatzes tragen entscheidend für den Erfolg maschineller Lernmethoden bei. Der Umfang ist gerade bei KNN aufgrund der großen Anzahl an anzupassenden Gewichtungparametern und der damit verbundenen vielzähligen iterativen Trainingsschritte essenziell. Die Diversität des Datensatzes geht mit der Generalisierbarkeit des trainierten Modells einher. Die Anzahl an Daten ist jedoch in den meisten Anwendungsfällen beschränkt.

Um das Training des Modells bewerten zu können, werden Kreuzvalidierungsmethoden genutzt [244, 245]. Dabei wird der Datensatz für das Training, die Validierung zur Überprüfung des Fortschritts während des Trainings und das abschließende, bewertende Testen der verschiedenen Trainingsparameter aufgeteilt [244]. Die Trennung des Datensatzes kann zufällig, empirisch durch zahlreiche *Trial-and-Error* Versuche oder systematisch erfolgen [244, 245]. Letzteres erfordert eine strukturierte Anordnung des Datensatzes. Handelt es sich bei dem Datensatz um eine Zeitreihe,

kann dieser in Blöcke in chronologischer Reihenfolge unterteilt und entsprechend aufgeteilt werden (engl. *convenience sampling*) [246].

Des Weiteren sind die Architektur des KNN und die Trainingsprozessparameter essenziell für den Erfolg des Modells. Eingangs- und Ausgangsschicht der KNN-Architektur sind entsprechend der Eingangs- und Ausgangsdatenstruktur zu definieren. Die versteckten Schichten variieren bezüglich zahlreicher Parameter wie Art, Anzahl und Größe. Hierbei sind im Stand der Forschung vielfältige etablierte Architekturen verfügbar, die für zahlreiche Anwendungsfälle genutzt werden können [243].

In der Literatur werden zudem auch automatisierte Methoden zur Suche optimaler Architekturen (engl. *Neural Architecture Search*, NAS) beschrieben [247]. Die Verfahren gehen jedoch in der Regel mit einem großen Rechenaufwand bei einem umfassenden Suchraum einher [247]. Des Weiteren werden die Architekturen primär hinsichtlich Genauigkeit optimiert. Weitere Anforderungen bezüglich Effizienz auf eingebetteten Systemen oder qualitativer Segmentierungsergebnisse werden hier zum aktuellen Stand der Forschung nicht direkt adressiert. Da NAS-Methoden jedoch aktuell im Fokus der Forschung sind und die genannten Nachteile gezielt adressieren, ist davon auszugehen, dass zukünftige Ansätze zufriedenstellende Ergebnisse liefern können [247].

Neben der übergeordneten Architekturdefinition können zahlreiche weitere Parameter bezüglich Datenverarbeitung und Trainingsprozess, sogenannte Hyperparameter, angepasst werden. Eine intuitive Methode zur Optimierung der Hyperparameter ist zunächst einen Parametersatz zu definieren und schließlich jeweils einen Parameter zu variieren. So kann dessen Optimum für die aktuelle Parameterkonfiguration gefunden und mit dem nächsten Parameter fortgefahren werden (sequenzielle Parameteroptimierung, engl. *sequential parameter search*) [248]. Hierbei ist jedoch ein gewisser Erfahrungsschatz nötig und auch Kreuzkorrelationen können nur in beschränktem Maße aufgedeckt werden [249, 248]. So besteht die Gefahr in ein lokales Minimum zu konvergieren. Um dies zu umgehen und den genauen Einfluss der jeweiligen Hyperparameter und deren Werte auf die Genauigkeit zu evaluieren, können jedoch auch alle möglichen Kombinationen für das Training verwendet (engl. *Grid Search*) und hinsichtlich der erzielten Genauigkeit evaluiert werden [250]. Aufgrund der Vielzahl an Parameterkombinationen bedarf dieses Vorgehen jedoch großer Rechenkapazität, langer Trainingszeiten oder eines stark eingeschränkten Parameterraums [249]. Um auch bei geringer Vorerfahrung den Aufwand weiter zu reduzieren, haben sich weitere Suchmethoden, wie *Random Grid Search*

etabliert [249]. Dabei wird die Kombination der Hyperparameter zufällig ausgewählt. Bergstra und Benigo [249] konnten dennoch Nachweisen, dass trotz des reduzierten Parameterraumes die Genauigkeit bei *Random Grid Search* mit einer vollständigen *Grid Search* vergleichbar ist. Mit der *Sequential Parameter Search* Methode eines erfahrenen ML-Ingenieurs waren die Ergebnisse ebenfalls vergleichbar [249].

Das Training selbst kann durch das Transferlernen beschleunigt und bereits trainierte Gewichte wiederbenutzt werden [251]. So werden die KNN mit großen Datensätzen grundlegend trainiert, anschließend werden die Gewichte der ersten Schichten beibehalten und nur die letzten Schichten des KNN für den aktuellen Anwendungsfall mit einem begrenzten Datensatz trainiert [251]. Dies ist möglich, da der schichtweise Aufbau von tiefen KNN zu Beginn nur sehr abstrakte Muster detektiert und die zu klassifizierenden Objekte erst in späteren Schichten detektiert werden [228]. Die vorhandenen Trainingsdaten können daher effizienter für die Anpassung der Gewichte in späteren Schichten genutzt werden. Die Nutzung bekannter Architekturen erleichtert dabei das Transferlernen, da deren vortrainierte Kantengewichte in der Regel frei verfügbar sind.

5.2 Wegverlaufsklassifizierung mittels faltender neuronaler Netze als effiziente Methode der Wegerfassung und Navigationsunterstützung

Entsprechend der erlangten Erkenntnisse des Stands der Technik, werden im Folgenden CNN zur Unterstützung der Navigation sehbeeinträchtigter Personen befähigt. Dabei wird im Folgenden eine grundlegende Funktionalität zur Bestimmung des Wegverlaufes in gering strukturierter Umgebung mittels CNN unmittelbar vor der zu navigierenden Person vorgestellt. Die Inhalte dieses Kapitels wurden durch Erkenntnisse der studentischen Arbeiten von Tobias Hummel [S₁], Martin Lauer-Schmaltz [S₂] und Benjamin Reinken [S₃] ergänzt und wurden im Rahmen einer wissenschaftlichen Publikation [P₁] veröffentlicht.

Wie dargelegt, ist ein umfassender Datensatz essenziell für das erfolgreiche Training eines KNN und dessen Generalisierungsfähigkeit. Zwar wurden im Kontext des autonomen Fahrens bereits verschiedene Datensätze publiziert, jedoch unterscheiden sich die Umgebungen zu den hier betrachteten Szenarien und sind daher hier nicht nutzbar. Der Ansatz von Giusti *et al.* [66] beinhaltet einen umfangreichen Datensatz bestehend aus ca. 24.000 Bildern von Weitwinkelkameras aufgeteilt in drei Klassen. Je eine Klasse

zeigt dabei Bilder, die nach rechts oder links neben den Weg zeigen und Bilder in Richtung des Weges beinhalten. Durch die Nutzung weitwinkliger Bilder und die horizontale Ausrichtung der Kameras wird der unmittelbare Bereich vor der Person jedoch nicht erfasst. Für die Hinderniserfassung auf Basis der Tiefendaten ist der Bereich unmittelbar vor der Person jedoch essenziell und Bedarf einer Neigung der Kamera um die Nickachse. Nur so kann das Kamerasichtfeld entsprechend ausgerichtet werden. Da Farb- und Tiefenbilder bei der Verwendung einer RGBD-Kamera eine identische Ausrichtung vorweisen, wird ein eigener Datensatz erstellt. Hierfür werden drei Kameras in einem definierten Nickwinkel (35°) und einem Versatz des Gierwinkels von jeweils 45° zueinander ausgerichtet. Die Aufzeichnung des Datensatzes erfolgt durch das Abschreiten verschiedenster Umgebungen und Ausrichtung der mittleren Kamera in die Wegrichtung. So können die erzeugten Bilddaten der jeweiligen Kameras bereits bei der Erstellung den entsprechenden Klassen zugeordnet werden. Das ermöglicht eine effiziente Erstellung und bei Bedarf Ergänzung des Datensatzes ohne aufwendige manuelle Klassifizierung einzelner Bilder. Der Datensatz umfasst letztendlich 100.000 Bilder in unterschiedlichen, gering strukturierten Umgebungen bei unterschiedlichen Wetter- und Belichtungsbedingungen. Bild 15 zeigt einige Beispiele des Datensatzes der linken (a), mittleren (b) und rechten Kamera (c).

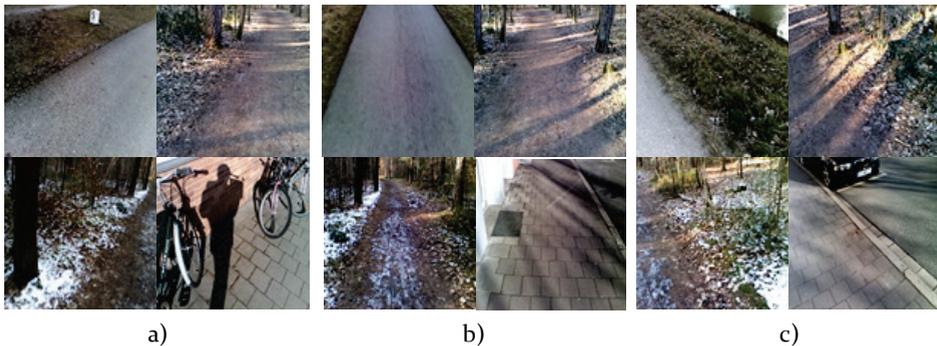


Bild 15: Bilder des Datensatzes zur Wegverlaufsklassifikation. a) Kamerabilder der linken Kamera, wobei der Weg nach rechts zeigt, b) Kamerabilder der mittleren Kamera, wobei der Weg geradeaus zeigt, c) Kamerabilder der rechten Kamera, wobei der Weg nach links zeigt. Bilder entnommen aus dem Datensatz von [P1, S2].

Der vorliegende Anwendungsfall erfordert einerseits eine robuste Klassifizierung, andererseits muss der Algorithmus aufgrund der beschränkten Ressourcen effizient auf einer eingebetteten mobilen Recheneinheit aus-

föhrbar sein. Vorversuche mit der publizierten Architektur und Trainingsparametern von Giusti *et al.* brachten mit dem hier erstellten Datensatz keine zufriedenstellenden Ergebnisse, weshalb ein methodisches Vorgehen durch sequenzielle Architektur- und Parameteroptimierung zur Anpassung einer CNN-Architektur im Folgenden vorgestellt wird. Da die Optimierungs- und Bewertungsmethoden in der Regel auf die Optimierung der Genauigkeit abzielen, die Laufzeit jedoch für den vorliegenden Anwendungsfall essenziell ist, muss diese ebenfalls zur Hyperparameterauswahl herangezogen werden. Die VGG-Architektur dient dabei als Vorlage für den grundlegenden Aufbau der einzelnen faltenden Schichten. Da jedoch im Vergleich zur LSVRC lediglich drei statt 1.000 Klassen unterschieden werden müssen, sind wesentlich weniger Parameter notwendig und die Tiefe des CNN kann entsprechend reduziert werden.

Tabelle 18 des Anhangs zeigt die initiale Architektur des CNN. Um den Anforderungen sowohl hinsichtlich Genauigkeit, als auch Laufzeit gerecht zu werden, wird zunächst die grundlegende Architektur variiert und schließlich eine strukturierte Hyperparameteroptimierung durchgeführt. Primär erfolgt die Bewertung hinsichtlich der Klassifikationsgenauigkeit und sekundär hinsichtlich der Laufzeit der Klassifikation. Als Verlustfunktion dient die kategorische Kreuzentropie. Die initiale Optimierungsmethode ist *Adam* [252] bei einer Batch-GröÙe von 50 und einer Epochenanzahl von 20. Die Eingangsbilder haben eine GröÙe von 100 x 100 Pixel (Px) und eine Tiefe von 3 für die drei Farbkanäle. Die Daten werden dabei zu 60% für das Training, 15% zur Validierung und 15% für den abschließenden Test eingesetzt. Die Daten liegen chronologisch vor, was eine entsprechend strukturierte Aufteilung ermöglicht und die Generalisierungsfähigkeit gewährleistet. Die weiteren Anpassungen werden zunächst in Blöcke unterteilt, wobei in jedem Block nur ein Parameter der Architektur des CNN oder der weiteren Hyperparameter des Trainings angepasst wird und für die folgenden Blöcke das beste Ergebnis verwendet wird. Folgende Anpassungen werden dabei vorgenommen und sequenziell optimiert:

- Architektur der faltenden Schichten
- Anzahl der faltenden Blöcke
- Filteranzahl der faltenden Schichten
- Anzahl der Neuronen der vollvernetzten Schicht
- Aktivierungsfunktion der faltenden Schichten
- Anteil der zufällig deaktivierten Neuronen (*Dropout-Rate*)
- Optimierungsfunktion

Tabelle 19 des Anhangs zeigt die einzelnen Parameterkonfiguration der 17 Anpassungsschritte. Je Block wird die beste Konfiguration hinsichtlich Klassifikationsgenauigkeit und Klassifikationsdauer evaluiert. Details der Ergebnisse der Einzelversuche sind Tabelle 20 im Anhang zu entnehmen. Die finale Architektur ist in Tabelle 7 dargestellt. Dabei kann die initiale Architektur noch weiter komprimiert werden so, dass insgesamt lediglich zwei Faltungsschichten mit je 32 Faltungsoperatoren das Optimum hinsichtlich Klassifikationsgenauigkeit und Laufzeit liefern.

Tabelle 7: Durch die strukturierte Anpassung hinsichtlich Genauigkeit und Laufzeit optimierte Architektur des faltenden neuronalen Netzes für die Wegverlaufsklassifikation [P1].

Schicht	Operator	Datenstruktur
Eingangsschicht	-	100 × 100 × 3
Faltungsschicht 1	3 × 3 × 3, n=32, ReLu	100 × 100 × 32
Aggregationsschicht 1	2 × 2, MaxPooling, 25% Dropout-Rate	50 × 50 × 32
Faltungsschicht 2	3 × 3 × 32, n=32, ReLu	50 × 50 × 32
Aggregationsschicht 2	2 × 2, MaxPooling, 25% Dropout-Rate	25 × 25 × 32
Vollvernetzte Schicht	ReLU, 25% Dropout-Rate	100
Ausgangsschicht	SoftMax	3

Hinsichtlich der Optimierungsfunktion zeigt die *Adam*-Funktion nach Kingma und Ba [252] die besten Ergebnisse. Für den Testdatensatz können abschließend die folgenden Werte erzielt werden:

- Genauigkeit: 99,9%
- Klassifikationsdauer: 0,030 s

Somit können die auf der Literatur beruhenden Ergebnisse bei weitem übertroffen werden. Auch die Integration auf eine eingebettete Prozessoreinheit (Nvidia Jetson TX2) zeigte vergleichbare Ergebnisse. Da die Ausgabe des CNN direkt in eine Bewegungsrichtung überführt werden kann, kann der gezeigte Ansatz direkt für die Unterstützung der Navigation genutzt werden.

5.3 Binäre semantische Wegsegmentierung mittels künstlicher neuronaler Netze zur robusten Navigation

Um neben der unmittelbaren Wegverlaufsklassifikation auch Bereiche mit mehreren potenziellen Verlaufsrichtungen, wie an Weggabelungen oder -kreuzungen verarbeiten zu können, muss eine pixelbasierte Segmentierung des Eingangsbildes erfolgen. Aufgrund der positiven Eigenschaften von CNN hinsichtlich Robustheit werden im Folgenden auch entsprechende Ansätze untersucht. Entsprechend werden zunächst Konzepte von CNN zur Bildsegmentierung vorgestellt. Auf Basis eines eigens erstellten Datensatzes erfolgt schließlich die methodische Optimierung verschiedener Architekturen, um den Anforderungen hinsichtlich Genauigkeit und Effizienz für eine sichere Segmentierung von Wegen in Farbbildern zur Unterstützung der Navigation gerecht zu werden.

5.3.1 Architekturen von faltenden neuronalen Netzen zur Segmentierung von Bildern

Im Vergleich zur Klassifizierung wird bei der Segmentierung jedem Pixel eine entsprechende semantische Klasse zugewiesen. Auch hier sind klassische Bildverarbeitungsmethoden unter Verwendung von Merkmalsdetektoren den CNN meist unterlegen [253]. Die Methoden zur semantischen Segmentierung mittels CNN können dabei in drei Klassen unterteilt werden: *Region-based CNN* (R-CNN), *Fully Convolutional Neural Network* (FCN) und *weakly supervised* semantische Segmentierung [253]. Letztere haben dabei die geringste Segmentierungsgenauigkeit und werden im Folgenden nicht näher betrachtet. R-CNN detektieren zunächst optisch relevante Bildbereiche und klassifizieren diese Region. Eine pixelbasierte Segmentierung ist damit jedoch nicht direkt möglich [253].

FCN hingegen basieren ausschließlich auf Faltungs- und Aggregationschichten [254], dienen der direkten semantischen Segmentierung und werden im Folgenden ausführlich betrachtet. Erste Ansätze basierten zunächst auf etablierten CNN zur Klassifizierung, wie AlexNet oder VGG16 [254]. Statt der vollvernetzten Schichten zur Klassifikation werden jedoch zusätzliche faltende Schichten mit der Filtergröße 1×1 und einer Tiefe entsprechend der Anzahl an Klassen angehängt [254]. Zusätzlich werden die resultierenden Merkmalskarten durch Interpolation vergrößert (engl. *upsampling*) [254]. Als *Upsampling*-Methode wird dabei die umgekehrte Faltungsoperation (Entfaltung, engl. *deconvolution*) durchgeführt [254].

Da FCN im Gegensatz zu den zuvor beschriebenen R-CNN eine pixelbasierte semantische Segmentierung per se ermöglichen und so eine detaillierte Erfassung des Wegverlaufes möglich ist, werden im Folgenden relevante Forschungsansätze erläutert und in den folgenden Kapiteln für die Anwendung befähigt. In der Literatur werden für die semantische Segmentierung auf Basis der FCN sogenannte Encoder-Decoder-Architekturen genutzt [255]. Der Encoder (engl. *Backbone*) entspricht dabei einer Kombination von Faltungs- und Aggregationsschichten, die Informationen über die räumliche Verteilung von Mustern und Objekten erfassen [255]. Als Encoder werden in der Regel etablierte CNN-Architekturen genutzt [255]. Hervorzuheben sind hier neben den bereits genannten Architekturen weitere effiziente CNN, wie *EfficientNet* [256], *MobileNet* [257, 258], *ResNet* [259] und *ResNeXT* [260]. Die für die Klassifikation verantwortlichen vollvernetzten Schichten entfallen hier. Stattdessen folgt ein Decoder, der die Merkmalskarten auf die ursprüngliche Größe entfaltet und jedem Pixel eine Klasse zuweist [255]. Im Folgenden werden entsprechende Architekturen grundlegend erläutert.

Als Erweiterung zu FCN zählt die *UNet*-Architektur von Ronneberger *et al.* [261]. Bild 16 a) zeigt die schematische Struktur der Architektur. Entscheidend sind die Verbindung (engl. *skip connection*) zwischen dem Encoder und dem Decoder [261]. Durch das Verketteten (engl. *concatenate*) der Merkmalskarten des Encoders vor den jeweiligen *Max-Pooling*-Schichten und der des Decoders nach den jeweiligen Entfaltungsschichten können relevante Informationen kommuniziert werden [261].

Die *Linknet*-Architektur von Chaurasia und Culurciello [262] nutzt als Encoder die *ResNet*-Architektur mit *Residual*-Blöcken nach He *et al.* [259], wobei ein Bypass der Merkmalskarten eingeführt wird und so nach einer faltenden Schicht die verarbeiteten Informationen und die unverarbeiteten Informationen addiert werden. Damit kann der Herausforderung von tiefen CNN und einer zunehmenden Verkleinerung des Gradienten (engl. *Vanishing Gradient Problem*) begegnet werden [259]. Eine weitere Eigenschaft der *Linknet*-Architektur ist die Addition der Merkmalskarten des Encoders und Decoders [262]. Bild 16 b) zeigt den entsprechenden schematischen Aufbau der *Linknet*-Architektur.

Die *Pyramid Scene Parsing* (PSP)-Architektur nach Zhao *et al.* [263] nutzt als Encoder ursprünglich ebenfalls die erwähnte *ResNet*-Architektur. Zudem wird ein *Pyramid Parsing Module* eingeführt, das die Merkmalskarte des Encoders in verschiedenen Stufen zusammenfasst und jeweils über weitere Faltungsschichten Merkmale extrahiert [263]. Über eine Entfaltung

und Verkettung der generierten Merkmalskarten wird schließlich durch eine zusätzliche Faltungsschicht das segmentierte Bild erzeugt [263]. Bild 16 c) zeigt den schematischen Aufbau der *PSPNet*-Architektur, wobei der Encoder lediglich als Eingang und resultierende Merkmalskarte verkürzt dargestellt wird.

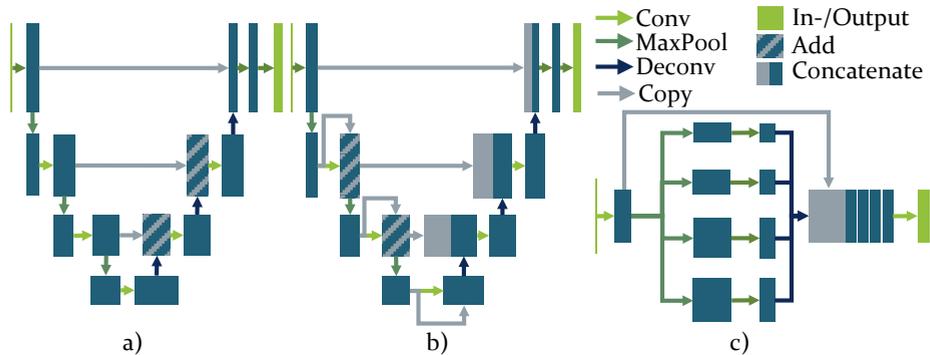


Bild 16: Schematische Darstellung der Encoder-Decoder-Architekturen zur semantischen Segmentierung: a) *U-Net*-Architektur, die die Merkmalskarten nach jeder Faltungs- (Conv) und Entfaltungsschicht (Deconv) mit den kopierten (Copy) Merkmalskarten addiert (Add) (In Anlehnung an [261]). b) *Linknet*-Architektur, deren Encoder aus *Residual*-Blöcken besteht und die Merkmalskarten der Conv- und Deconv-Schichten verkettet (Concatenate) (In Anlehnung an [262]). c) *PSPNet*-Architektur, die das Eingangsbild über eine *ResNet*-Architektur zu einer Merkmalskarte verarbeitet, welche im *Pyramide Parsing Module* in unterschiedlicher Ausprägung aggregiert (*MaxPool*) und über eine weitere Faltungs- und Entfaltungsschicht verarbeitet und vergrößert wird. Die verketteten Merkmalskarten werden schließlich auf die ursprüngliche Größe entfaltet und als segmentiertes Bild ausgegeben (In Anlehnung an [263]).

Als Bewertungsmetrik für die Segmentierungsgenauigkeit des trainierten Modells wird der Jaccard-Index (engl. *Intersection over Union*, IoU) gewählt [264]. Dabei werden richtig-positiv segmentierte Pixel durch die Summe der richtig-positiv, falsch-negativ und falsch-positiv segmentierten Pixel dividiert [264]. Bild 17 visualisiert die Teilmengen eines segmentierten Bereichs A und der korrekten Segmentierung B , wobei in a) beide Teilmengen separat, in b) die Schnittmenge und in c) die Vereinigungsmenge dargestellt sind. Die IoU-Metrik berechnet sich entsprechend nach Formel (10) [264]:

$$IoU(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (10)$$

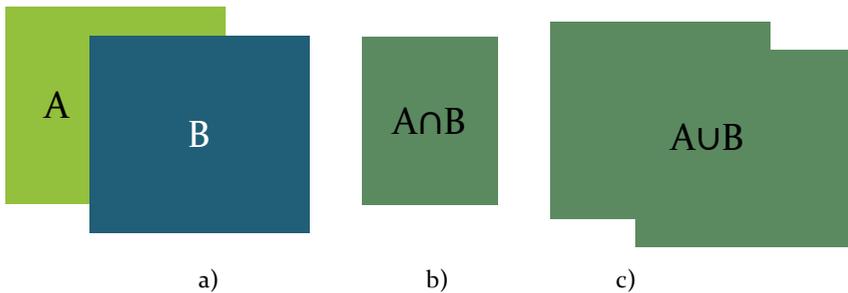


Bild 17: Darstellung der Bewertungsmetrik Jaccard-Index für die Segmentierungsgenauigkeit der zwei Klassen A und B (a) über deren Schnittmenge (b) und Vereinigungsmenge (c). (In Anlehnung an [264])

Entsprechend der etablierten Datensätze zur Klassifizierung von Bildern existieren auch für die Segmentierung umfangreiche und vielfältige Datensätze für unterschiedliche Anwendungsszenarien. Alltagsobjekte können mit dem PASCAL *Visual Object Classes* (VOC) Datensatz [265] oder dem *Common Objects in Context* (COCO) Datensatz [266] trainiert werden. Da die semantische Segmentierung von Umgebungen im Kontext des autonomen Fahrens von großer Relevanz ist, haben sich auch hier verschiedene Datensätze etabliert. Auch in gering strukturierten Umgebungen abseits von befestigten Straßen wurden Datensätze aufgezeichnet. Mit einem mobilen Roboter wurde ein multimodaler und –spektraler Datensatz in einem Waldgebiet aufgezeichnet und manuell in die Klassen Hindernis, Weg, Himmel, Gras, Vegetation und undefiniert segmentiert [64].

Zusammenfassend zeigt sich, dass eine semantische Segmentierung von Bilddaten mittels Encoder-Decoder Architekturen möglich ist. Dabei werden verschiedene faltende und entfaltende Schichten miteinander kombiniert, um Pixel eines Bildes einer entsprechenden Klasse zuzuweisen. Auf Grund der Vielzahl an Parametern der Architekturen ist ein umfassender Datensatz für das Training nötig. Im Stand der Forschung sind hierfür vielfältige Datensätze aus verschiedensten Umgebungen verfügbar. Je nach Anwendungsfall sind jedoch spezielle Daten nötig, die eine Spezialisierung auf den konkreten Anwendungsfall ermöglichen. Für die Bewertung der Segmentierungsgüte werden spezielle Metriken wie der Jaccard-Index herangezogen. Die Erkenntnisse liefern die Grundlage für die dedizierte Untersuchung von Encoder-Decoder Architekturen für die Wegverlaufssegmentierung in gering strukturierter Umgebung.

5.3.2 Entwicklung einer Architektur und Hyperparametersatz eines künstlichen neuronalen Netzes zur robusten binären Wegsegmentierung

Basierend auf den Erkenntnissen des Stands der Technik und der vorherigen Kapitel wird im Folgenden ein strukturiertes Vorgehen zur Etablierung einer CNN-Architektur und entsprechender Hyperparameter zur Segmentierung gering strukturierter Wege im Farbbild der Kamera gewählt. Die detaillierte pixelbasierte Segmentierung kann für die Kartierung und Fusionierung der Umgebungsinformationen genutzt werden. Zudem wird zunächst ein Datensatz der adressierten Umgebungen erstellt und manuell binär segmentiert. Die Inhalte dieses Kapitels wurden durch Erkenntnisse der studentischen Arbeiten von Jan Brackenhammer [S4], und Mira Schmid [S5] ergänzt. Zudem wurden wichtige Ergebnisse im Rahmen einer wissenschaftlichen Publikation [P2] veröffentlicht.

Verschiedene Vorversuche mit verfügbaren Datensätzen, z. B. von Valada *et al.* [64] zeigten, dass der gewählte Blick- und Öffnungswinkel der montierten Kameras nicht mit den hier definierten Anforderungen übereinstimmen. Das Ziel des Kapitels ist die präzise Segmentierung der direkten Umgebung vor der Person. Daher ist es nötig, auch hier einen eigenen Datensatz zu erstellen, der der späteren Konfiguration der Kamera entspricht und damit auch die Anwendbarkeit der hier entwickelten Methoden gewährleistet.

Entsprechend wird eine RGBD-Kamera (Intel Realsense D435) an einem Laptop platziert und Farbbilder der Auflösung 1920 x 1080 Pixel aufgezeichnet. Die Datenaufnahme erfolgt mit einer möglichst hohen Varianz verschiedener Umgebungsbedingungen und Bodenbeläge. Insgesamt können somit 386 Farbbilder aufgezeichnet und manuell binär segmentiert werden. Dabei werden 248 Bildtupel für das Training, 60 zur Evaluation und 60 für das abschließende Testen genutzt. Bild 18 a) und c) zeigen zwei RGB-Bilder und b), d) entsprechend segmentierte Bilder.

Im Vergleich zur Wegverlaufsklassifikation und Datensätzen aus dem Stand der Forschung ist der Datensatz wesentlich kleiner. Da hier jedoch keine neue Architektur definiert wird, sondern vielmehr etablierte Architekturen zur semantischen Segmentierung von RGB-Bildern spezifisch adaptiert werden, können Methoden des Transferlernens angewendet werden und somit der Bedarf an Trainingsdaten potentiell reduziert werden. Dabei werden die Architekturen mit frei verfügbaren größeren Datensätzen vortrainiert und lediglich die entscheidenden letzten Schichten für den speziellen Anwendungsfall neu trainiert.

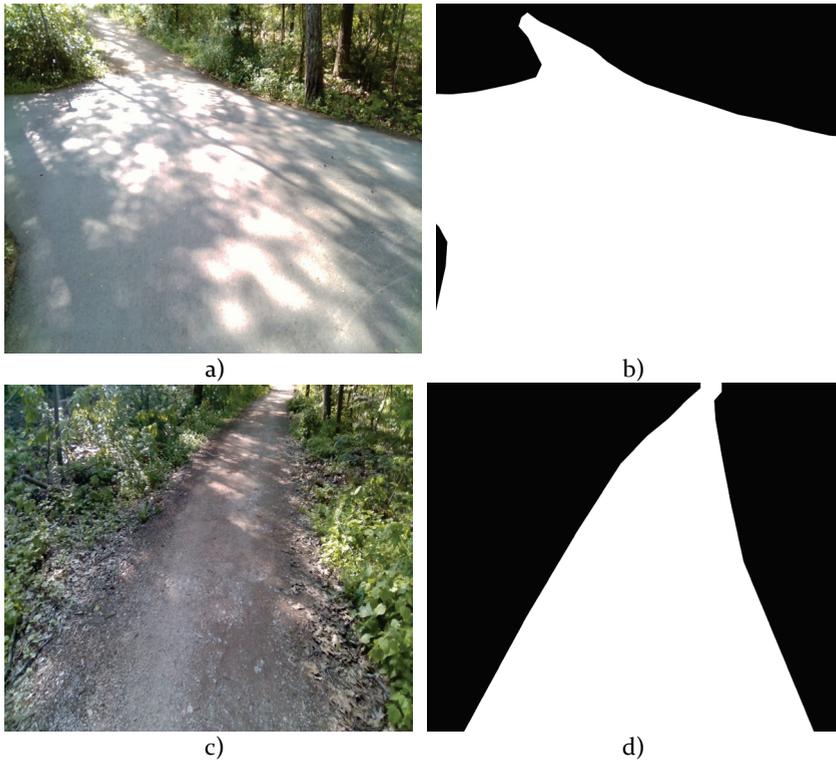


Bild 18: Beispielbilder des Datensatzes zur binären semantischen Segmentierung des begehbaren Untergrundes: a), c) Aufgenommene RGB-Bilder. b), d) Manuell segmentierte Bilder mit weißen Pixel als Weg und schwarzen Pixel als Umgebung [P₂].

Im Gegensatz zum beschriebenen Stand der Forschung wird hier die binäre Segmentierung genutzt, da eine ausreichend hohe Segmentierungsgenauigkeit mit kleineren Netzarchitekturen und einer entsprechend besseren Laufzeit zu erwarten ist. Hierfür werden verschiedene Encoder- und Decoder-Architekturen gewählt und deren Konfiguration iterativ trainiert und hinsichtlich Genauigkeit quantitativ und qualitativ evaluiert. Zusätzlich erfolgt eine Evaluation bezüglich der Laufzeit und der daraus resultierenden Bildwiederholrate auf einer mobilen Grafikprozessoreinheit (engl. *graphics processing unit*, GPU), um die spätere Anwendbarkeit zu gewährleisten. Ziel ist eine IoU-Genauigkeit von mindestens 90% und eine Bildwiederholrate von mindestens 10 Bildern pro Sekunde (engl. *Frames per Second*, *fps*) zu erzielen. Mit aktuellen Methoden zur semantischen Segmentierung mittels CNN sind beispielsweise bei dem Cityscape-Datensatz (siehe Bild 3) vergleichbare IoU-Segmentierungsgenauigkeiten zu erzielen [54].

Als Decoder-Architekturen werden die im Stand der Technik beschriebenen *UNet*, *Linknet* und *PSPNet* genutzt. Die Encoder-Architekturen zur Hervorhebung charakteristischer Muster basieren ebenfalls auf dem Stand der Forschung und wurden in Vorversuchen ausgewählt. Die folgende Auflistung zeigt die Encoder-Architekturen, die für die Wegsegmentierung herangezogen werden. Dabei wird eine detaillierte Beschreibung des Aufbaus hier verzichtet und auf referenzierte Quellen verwiesen. Die Angaben in den Klammern beziehen sich auf die konkrete Konfiguration der jeweiligen Architektur.

- *DenseNet(121)* [267]
- *EfficientNet(b0, b5)* [256]
- *Inception(v3)* [268]
- *MobileNet(v1, v2)* [257]
- *ResNet(18)* [259]
- *ResNeXt(50)* [260]
- *VGG(16)* [242]

Basierend auf [232] werden folgende initiale Trainingsparameter definiert:

- Optimierungsverfahren: *Stochastic Gradient Descent*
- *Batch*-Größe: 16
- Anzahl der Trainingsepochen: 100
- Aktivierungsfunktion: *SoftMax*
- Verlustfunktion: Kreuzentropie

Anschließend erfolgt eine Optimierung der Trainingsparameter. Um die Trainingseffizienz zu steigern, werden die Verbindungsgewichte des Encoders mit dem *ImageNet*-Datensatz vortrainiert und initiiert. Die Bilder werden entsprechend der Vorgaben der Architekturen auf 224×224 Px bei *Linknet* und *UNet* und 240×240 Px bei *PSPNet* skaliert. Im Vergleich zur vorherigen Wegverlaufsklassifikation sind die Eingangsdaten mehr als viermal so groß, was mit der detaillierteren Analyse und Segmentierung des Bildes zu begründen ist. Neben der Bewertung der Genauigkeit werden die Architekturen ebenfalls hinsichtlich ihrer Laufzeit bewertet. Dafür werden die trainierten CNN nach jeder Anpassung einzelner Parameter der Architektur auf eine mobile Recheneinheit (NVIDIA Jetson TX2) portiert und die Bildwiederholrate auf Basis des Trainings- und Evaluationsdatensatzes berechnet. Bild 19 zeigt die Ergebnisse der IoU-Genauigkeit der Architekturkonfigurationen. Die Validierungs-IoU-Werte sind alle größer als 0,85 und die Mittelwerte der Encoder-Architekturen unterscheiden sich nur marginal.

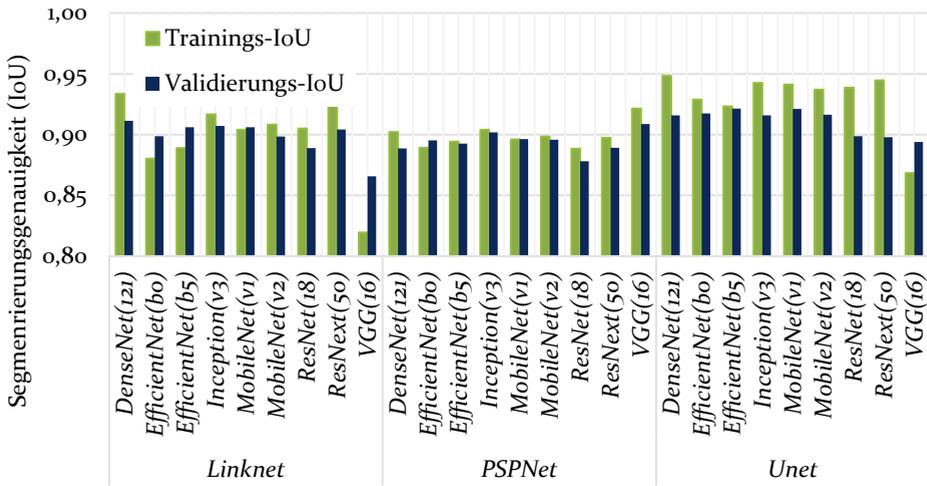


Bild 19: Ergebnisse bezüglich IoU-Genauigkeit der Encoder-Decoder-Kombinationen zur binären semantischen Segmentierung gering strukturierter Wege. (In Anlehnung an [P2])

Die Ergebnisse der Laufzeitbetrachtung auf der mobilen Recheneinheit sind Bild 20 zu entnehmen. Aufgrund der beschränkten Speicherkapazitäten und Softwareinkompatibilitäten konnten die Kombinationen *UNet-EfficientNet(b5)* und alle *ResNext(50)*-Encoder-Architekturen auf der mobilen Recheneinheit nicht evaluiert werden.

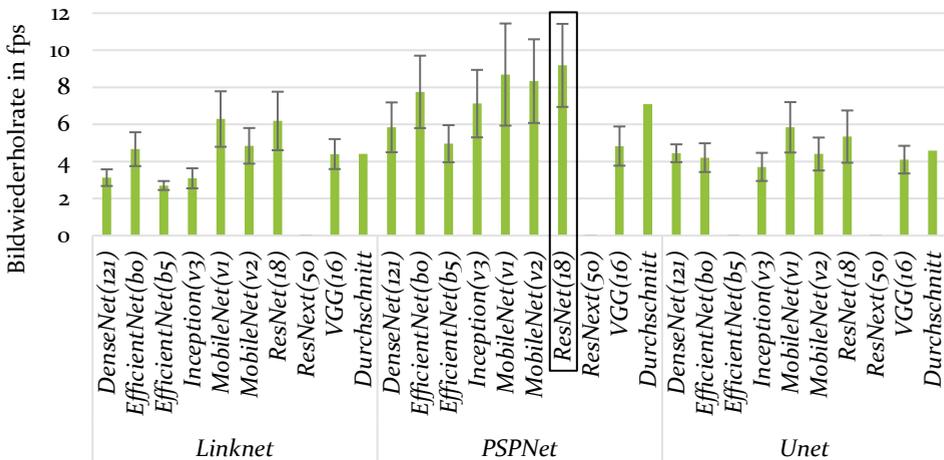


Bild 20: Ergebnisse bezüglich der Bildwiederholrate in fps der trainierten CNN-Architekturen auf der mobilen Recheneinheit (NVIDIA Jetson TX2). Die Fehlerbalken geben die Standardabweichung an. Der schwarze Rahmen zeigt die für die qualitative Bewertung ausgewählte *PSPNet-ResNet(18)*-Architektur. (In Anlehnung an [P2])

Der Vergleich der Decoder-Architekturen zeigt, dass die *PSPNet*-Architektur im Durchschnitt die höchste Bildwiederholrate hat. Insgesamt hat die Encoder-Decoder-Architektur *PSPNet-ResNet(18)* (schwarzer Rahmen in Bild 20) die höchste Bildwiederholrate mit $9,18 \pm 2,24$ fps. Die Varianz entsteht primär durch die dynamische Zuweisung von Rechenressourcen. Zwar ist die Validierungsgenauigkeit mit $0,87$ knapp unter der geforderten Zielmarke, jedoch tragen weitere Anpassungen zu einer Verbesserung der Genauigkeit bei.

Die qualitative Analyse des Segmentierungsergebnisses (siehe Bild 21) zeigt zunächst eine gröbere Segmentierung, deren Auflösung mit dem *Downsampling*-Faktor einhergeht. Dieser beschreibt den Skalierungsfaktor der Größe des Eingangsbildes zur letzten Merkmalskarte des Encoders. Der initiale Wert von 8 wird mit einem *Downsampling*-Faktor von 4 verglichen.

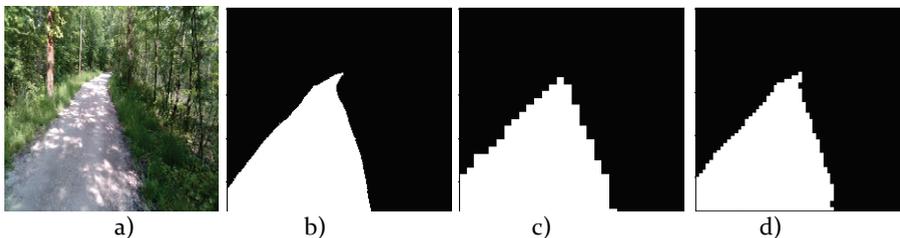


Bild 21: Auswirkung unterschiedlicher Downsampling-Faktoren der *PSPNet-ResNet(18)*-Architektur. a) RGB-Bild des Weges, b) binäres Label-Bild, c) Ergebnis mit Downsampling-Faktor 8, d) Ergebnis mit Downsampling-Faktor 4 [P2].

Dabei steigt der quantitative IoU-Wertes der Validierung von $0,87$ beim *Downsampling*-Faktor 8 auf $0,89$ beim *Downsampling*-Faktor 4. Qualitativ zeigt sich, dass mit einer feineren Segmentierung in den Randbereichen aufgrund der Perspektive der Kamera vor allem in größerer Entfernung mit einer genaueren Berechnung des Wegverlaufes einhergeht und somit eine präzisere Pfadplanung im weiteren Verlauf durchgeführt werden kann. Die Evaluation der Laufzeit auf der mobilen Prozessoreinheit zeigt jedoch, dass die Bildwiederholrate um $31,7\%$ auf $6,27 \pm 2,77$ fps sinkt.

Um die Genauigkeit weiter zu steigern, werden weitere Optimierungsmethoden, wie *Adadelta*, *Adagrad*, *Adam*, *Adamax*, *Nadam*, *RMSProp* mit dem zuvor verwendeten SGD-Verfahren verglichen. Das *Adamax* Optimierungsverfahren zeigt hierbei die größte Validierungsgenauigkeit von $0,93$ und einen konstanten Trainingsverlauf.

Um dem konkreten Forschungsbedarf bezüglich einer effizienten Anwendung der Wegsegmentierung für ein mobiles Assistenzsystem gerecht zu

werden, werden weitere Maßnahmen zu Steigerung der Effizienz der Architektur untersucht. Die *PSPNet*-Architektur hat hierbei die Möglichkeit die Anzahl der Filter pro Faltungsschicht in dem PSP-Modul zu variieren. Neben der initialen Konfiguration von 512 Filtern werden auch 256, 128, 64, 32, 16 und 8 Filter hinsichtlich der IoU-Genauigkeit und Bildwiederholrate evaluiert (siehe Bild 22).

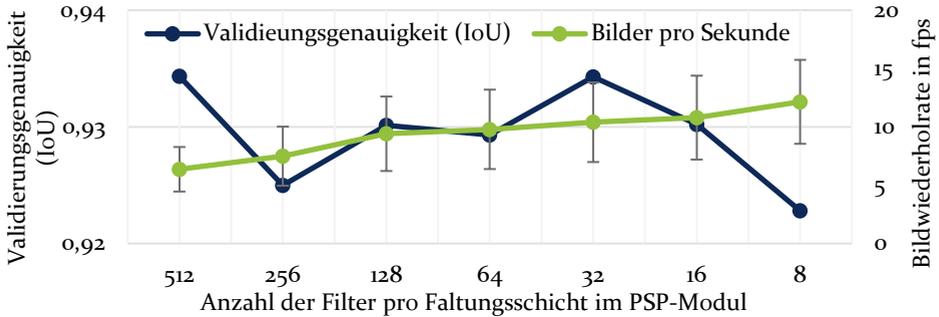


Bild 22: Ergebnisse der Wegsegmentierung bezüglich Validierungsgenauigkeit (IoU) und der Bildwiederholrate mit Standardabweichung als Fehlerbalken bei unterschiedlicher Anzahl der Filter pro Faltungsschicht des PSP-Moduls. (in IAAnlehnung an [P2])

Es zeigt sich, dass durch die Reduktion der Filteranzahl mehr Bilder pro Sekunde bearbeitet werden können. Die Validierungs-IoU sinkt zunächst auf einen Wert von 0,925 bei 256 Filtern, steigt jedoch schließlich auf den von 0,934 bei 32 Filtern, ehe sie wieder sinkt und bei 8 Filtern lediglich einen Wert von 0,923 zeigt. Das Verhalten lässt sich durch die unterschiedliche Anzahl an zu trainierenden Parametern erklären. Als Kompromiss wird entsprechend ein Wert von 32 Filtern pro Faltungsschicht des PSP-Moduls gewählt. Im Optimum von 32 Filtern sind die verfügbaren Daten ausreichend, um die einzelnen Parameter optimal anzupassen und die Parameter reichen aus, um die gezeigten Informationen zu lernen. Die durchschnittliche Bildwiederholrate beträgt dabei $10,40 \pm 3,41$ fps und erfüllt damit zwar die Vorgabe, jedoch für die Streuung zu einer möglichen Unterschreitung der Sollrate und muss noch weiter optimiert werden.

Abschließend werden die weiteren Hyperparameter im Rahmen einer *Random Grid Search*, aufgrund des großen Parameterraumes optimiert. Zu den Parametern zählen die *Batch*-Größe, *Dropout*-Rate, Lernrate, Art des *Poolings* und eine zusätzliche Normalisierung eines *Batches*. Dabei werden aus den 720 Kombinationsmöglichkeiten zufällig 63 Kombinationen ausgewählt. Das beste Ergebnis kann dabei mit einer Konfiguration mit *Batch*-

Größe 2, *Dropout*-Rate 30%, Lernrate von 0,002, *Average-Pooling* und ohne *Batch*-Normalisierung erzielt werden. Die Validierungsgenauigkeit (IoU) beträgt dabei 0,934.

Das trainierte Modell wird final hinsichtlich der Generalisierungsfähigkeit mit dem Testdatensatz bewertet. Hierbei wird eine identische IoU-Genauigkeit von 0,934 erreicht. Auf Basis des segmentierten Farbbildes wird schließlich eine Umgebungskarte des Weges berechnet. Das Vorgehen und die Fusionierung werden in Kapitel 7 beschrieben. Um der mobilen, eingebetteten Anwendung gerecht zu werden, stellt sich jedoch zunächst die Frage, ob weitere Maßnahmen getroffen werden können die die Effizienz steigern ohne dabei die Segmentierungsgenauigkeit zu sehr zu beeinträchtigen.

5.4 Methoden zur Steigerung der Effizienz des trainierten Modells

Zwar wurde das zuvor trainierte KNN durch die Untersuchung der verschiedenen Architekturen und deren Konfigurationen bereits hinsichtlich Effizienz und Genauigkeit optimiert, jedoch trüge eine weitere Effizienzoptimierung der Steigerung der Sicherheit bei und trägt zum Erkenntnisgewinn hinsichtlich des dargestellten Forschungsbedarf bei. Hierbei gilt es passende Methoden zu untersuchen, die die Segmentierungsgenauigkeit nicht so beeinträchtigen, dass diese unter den geforderten Schwellwert fällt. So ist es von Vorteil, dass je nach KNN und Anwendungsfall nur ein Bruchteil der Gewichtungparameter einen entscheidenden Einfluss auf das Ergebnis hat [269]. Während das Vorgehen noch zu Beginn in Anlehnung an das natürliche Vorbild von KNN als *Optimal Brain Damage* [269] bezeichnet wurde, wird aktuell die Bezeichnung *Deep Compression* [270] gewählt. Des Weiteren können die Multiplikationen mit den Verbindungsgewichten an die Genauigkeit der genutzten Prozessorarchitektur durch Veränderung der Bittiefe adaptiert werden (engl. *Quantisation*) [271]. Anzumerken bleibt jedoch, dass die zuvor durchgeführte Untersuchung und Auswahl der optimalen Architektur nicht gänzlich durch *Pruning* ersetzt werden kann [272]. Die besten Resultate lassen sich demnach durch die Kombination aus beiden Methoden erzielen [272].

Entsprechend der initial gestellten Forschungsfrage wird die zuvor trainierte optimale Architektur mittels verschiedener *Deep Compression*-Methoden verarbeitet und untersucht inwiefern dies die Effizienz weiter steigern kann, ohne dabei die Genauigkeit quantitativ und qualitativ zu

negativ zu beeinflussen. Die Inhalte dieses Kapitels wurden durch Erkenntnisse der studentischen Arbeit von Ludwig Simon [S6] ergänzt.

Pruning

Um jene Neuronen des KNN zu identifizieren, die nur unwesentlich zur Wegsegmentierung beitragen, werden zunächst *Pruning*-Verfahren untersucht. Hierfür wird die in Vorversuchen optimierte *Polynomial Decay Sparsity*-Methode [273] gewählt. Die Anzahl an Parameter wird dabei schrittweise bis zu einer definierten *Sparsity* reduziert und das Modell bei jedem Zwischenschritt nachtrainiert. *Sparsity* beschreibt dabei den Anteil aller Neuronen, die durch das *Pruning* entfernt werden.

Für die Untersuchung des Einflusses der *Sparsity* auf die Segmentierungsgenauigkeit wird deren Wert in 0,1 Schritten von 0,1 bis 0,99 variiert. Das *Pruning* erfolgt dabei jeweils innerhalb von 25 Epochen, bei einer Batchgröße von 2 und einer Lernrate von 0,002. Bild 23 zeigt das Ergebnis bezüglich der Segmentierungsgenauigkeit (IoU) und der Modellgröße des ausgedünnten Modells. Die horizontale, blaue Linie zeigt dabei die Segmentierungsgenauigkeit 0,934 des vorherigen Kapitels.

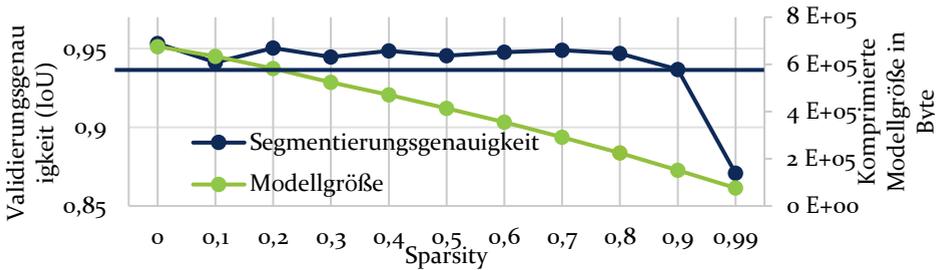


Bild 23: Ergebnisse des *Prunings* des *PSPNet-ResNet(18)*-Modells mittels *Polynomial Weight Decay* und verschiedenen *Sparsity*-Werten hinsichtlich Validierungsgenauigkeit (IoU, blau) und Modellgröße in Byte (grün). Die blaue horizontale Linie markiert die ursprüngliche Genauigkeit. (In Anlehnung an [S6])

Es wird ersichtlich, dass die Modellgröße indirekt proportional mit dem *Pruning*-Faktor abnimmt. Die Segmentierungsgenauigkeit steigt jedoch bereits bei einem *Pruning*-Faktor von 0,1 auf 0,941 und liegt somit über der Genauigkeit des ursprünglichen Modells. Der Wert bleibt bis zu einem *Pruning*-Faktor von 0,8 weitestgehend konstant, weshalb dieser Wert im Folgenden detaillierter betrachtet wird. Im Vergleich zum initialen Modell können die verarbeitenden Neuronen des Modells hier von 117.529 auf 36.837 verringert werden, was eine Reduktion um 68,7% bedeutet. Entsprechend geht eine Reduktion der Berechnungsschritte und Verbesserung der Verarbeitungsgeschwindigkeit einher.

Zur weiteren Bewertung wird ein zusätzlicher qualitativer Vergleich in Bild 24 dargestellt. Hierbei werden zwei RGB-Bilder (a, d), die nicht Bestandteil des gelabelten Datensatzes sind, mit dem ursprünglichen *PSPNet-ResNet-18* Modell und dem, mit dem Faktor 0,8 ausgedünnten Pendant segmentiert. Der Vergleich der Segmentierung des geteerten Weges (b, c) zeigt, dass dieser in beiden Bildern erfolgreich segmentiert werden kann. Einzig der Übergang vom geteerten zum geschotterten Weg auf der linken Seite zeigt Unterschiede auf. Dies ist jedoch nicht eindeutig als Vor- oder Nachteil zu werten. Während auf dem geteerten Weg (a) die starke Sonneneinstrahlung im Hintergrund keinen direkten Einfluss auf die Segmentierung zeigt, zeigt sich auf dem geschotterten Weg (d) mit dem ursprünglichen Modell (e) eine Fehlsegmentierung. Diese reduziert sich jedoch deutlich mit dem geprunten Modell (f), was als positiv hervorzuheben ist.

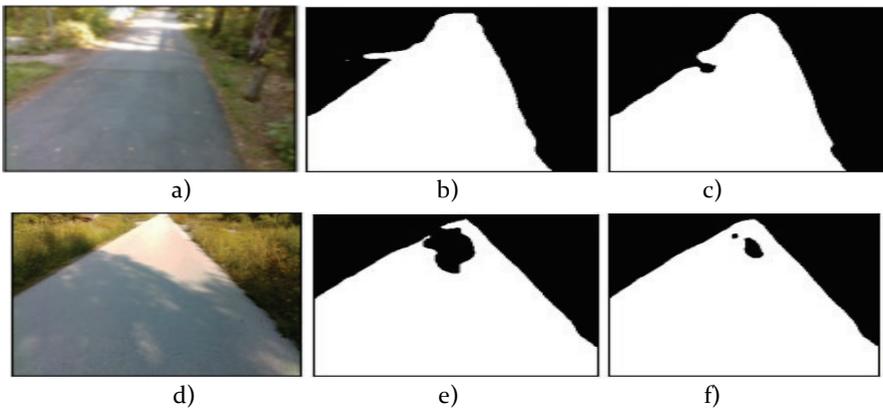


Bild 24: Ergebnisse der Wegsegmentierung der RGB-Bilder (a, d) für das ursprüngliche *PSPNet-ResNet(18)*-Modell (b, e) und das ausgedünnte Pendant (c, f) [S6].

Quantisierung

Neben dem *Pruning* wird auch die Quantisierungsmethodik implementiert. Hierbei wird die Bit-Tiefe der Neuronen, die in der Regel auf 32-bit Fließkommazahlen (engl. *Float*) beruhen, nach dem Training reduziert oder als ganzzahlige (engl. *Integer*) Zahlen dargestellt [271]. Entsprechend kann zunächst der Speicherbedarf des Modells reduziert und den begrenzten Ressourcen der mobilen Anwendung gerecht werden [271].

Tabelle 8 beschreibt die hier betrachteten Quantisierungsmethoden. Zur möglichst verlustfreien 8-bit Integerumwandlung der Aktivierungen, muss ein repräsentativer Auszug des Datensatzes zur Verfügung gestellt werden. So kann basierend auf dem Wertebereich der Aktivierungen die Quantisierung gezielt angewendet werden [271]. Die Steigerung der Effizienz bei der

Anwendung der Segmentierung ist abhängig von der genutzten Rechnerarchitektur. Während die Umwandlung in 8-bit Integer vor allem bei konventionellen Prozessoren oder Mikroprozessoren zu einer Verringerung der Latenz führt, kann die Umwandlung von 16-bit Fließkommazahl bei GPU angewendet werden [271, 274].

Tabelle 8: Quantisierungsmethoden des trainierten Modells nach [271, 274].

Quantisierungsmethode	Beschreibung
<i>Dynamic Range</i>	Gewichte des KNN werden als 8-bit <i>Integer</i> -Werte gespeichert und bei der Anwendung im Gleitkommazahlen umgewandelt. Zusätzlich wird die Bittiefe der Aktivierungsparameter, je nach Wert dynamisch angepasst.
<i>Integer</i> (8-bit)	Alle Parameter (Gewichte und Aktivierungen) des Modells werden in 8-bit <i>Integer</i> -Werte umgewandelt.
<i>Float</i> (16-bit)	Alle Parameter (Gewichte und Aktivierungen) werden von 32-bit zu 16-bit Fließkommazahlen umgewandelt.

Die genannten Methoden werden auf das mit dem Faktor 0,8 geprunte KNN angewendet und die Ergebnisse hinsichtlich Segmentierungsgenauigkeit und Modellgröße in Tabelle 9 zusammengefasst.

Tabelle 9: Ergebnisse der Quantisierungsmethoden im Vergleich zum geprunten *PSPNet-ResNet(18)*-Modell bezüglich Validierungsgenauigkeit (IoU) und Modellgröße in Byte [S6].

Quantisierungsmethode	Validierungsgenauigkeit (IoU)	Modellgröße in Byte
Original	0,949	291.453
<i>Dynamic Range</i>	0,949	90.905
<i>Integer</i> (8 bit)	0,768	99.181
<i>Float</i> (16 bit)	0,949	167.265

Die Validierungsgenauigkeit für die Quantisierungsmethoden *Dynamic Range* und 16-bit *Float* bleiben dabei konstant und die Modellgröße reduziert sich bei Ersterer um 68,9% und bei Zweiterer um 42,6%. Die 8-bit *Integer*-Methode ermöglicht zwar auch eine Reduktion der Modellgröße (66,0%), jedoch verringert sich die Genauigkeit ebenfalls um 19,1% und ist daher nicht praktikabel. Zusammenfassend zeigt sich, dass die Effizienz der Wegsegmentierung mit den gezeigten *Deep Compression*-Methoden noch um ein Vielfaches gesteigert werden kann ohne die Segmentierungsgenauigkeit zu stark zu beeinflussen.

6 Segmentierung von Hindernissen in gering strukturierter Umgebung

Neben der Berechnung des Wegverlaufes sind auch die Positionen von Hindernissen essenziell für eine sichere Pfadplanung und die daraus resultierende Navigation. Da in den zuvor genutzten 2D-Farbbildern Abstandsinformationen verloren gehen, dies aber für die Segmentierung unterschiedlichster Hindernisse vor allem in gering strukturierter Umgebung essenziell ist, werden detaillierte Tiefeninformationen der Umgebung benötigt. Primär werden im Stand der Technik für die Umgebungserfassung bei der autonomen Navigation optische Tiefensensoren für die Erfassung der unterschiedlichsten Hindernisse genutzt. Dabei kommen sowohl LIDAR- als auch 3D-Kamerasensoren zum Einsatz. Zwar hat die Entwicklung von LIDAR-Sensoren durch die Entwicklung von Solid-State-Systemen zu einer Reduktion von Komplexität und Kosten geführt, dennoch muss aktuell ein Kompromiss zwischen Kosten, Auflösung, Sichtfeld und Gewicht getroffen werden. Im Gegensatz dazu haben sich 3D-Kameras durch die Nutzung im Endverbrauchermarkt etabliert und verfügen über eine wesentlich höhere Auflösung bei kompakter Bauweise und geringen Kosten. Um potentiellen Nachteilen optischer Sensoren bei schlechten Beleuchtungsbedingungen zu begegnen, sollten weitere Sensormodalitäten wie Radar oder Ultraschall eingesetzt werden.

Entsprechende wird im Folgenden in Kapitel 6.1 zunächst das grundlegende Prinzip zur Berechnung der Tiefeninformationen erläutert. In Kapitel 6.2 werden Methoden der klassischen Bildverarbeitung zur Segmentierung der Hindernisse in gering strukturierter Umgebung dargelegt. Die v-Disparitäts-Methode ist dabei Grundlage für die in Kapitel 6.3 erforschten KNN-Modelle zur Segmentierung von Hindernissen in Tiefenbildern. Um Nachteile optischer Sensormodalitäten zu kompensieren, wird die Hinderniserfassung mittels weiterer Sensormodalitäten in Kapitel 6.4 untersucht.

6.1 Berechnung von Disparitätskarten als Ergebnis der Stereobildgebung und Grundlage für die Hindernissegmentierung

Die im Stand der Technik vorgestellten 2D- und 3D-Bildgebungsmethoden sowie den jeweiligen Vor- und Nachteilen von 3D-Kamerakzepten bilden

die Grundlage für die Tiefenwahrnehmung. Aufgrund des vorliegenden Anwendungsfalls in gering strukturierter Umgebung, außerhalb geschlossener Räume, sind aktive 3D-Kameras nur bedingt geeignet, da stets mit starker Umgebungsbeleuchtung durch Sonneneinstrahlung zu rechnen ist und eine aktive Ausleuchtung durch einen Projektor nur schwer detektierbar ist [73]. Das Stereokameraprinzip hingegen eignet sich gut für die Anwendung außerhalb geschlossener Räume, auch wenn es mit Herausforderungen durch die aufwändigere Berechnung der Tiefenwahrnehmung einher geht [73].

Wie KNN ähnelt auch die Stereobildgebung der menschlichen Wahrnehmung. Statt der zwei Augen werden jedoch zwei fix zueinander angeordnete Kameras genutzt. Die Berechnung der Tiefeninformation bei einer Stereokamera erfolgt über die Unterschiede der Umgebungsabbildung in den beiden Kamerabildern [73]. Exemplarisch zeigt Bild 25 die Projektion des 3D-Objektpunktes \mathbf{p} auf die 2D-Punkte \mathbf{p}'_l und \mathbf{p}'_r auf der rechten und linken Bildebene des Stereokamerasystemen.

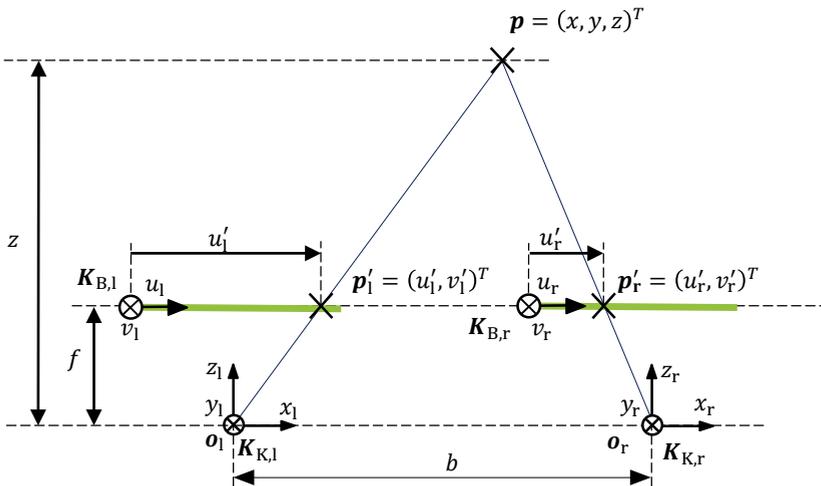


Bild 25: Grundlegendes Funktionsprinzip der Stereobildgebung. Der 3D-Punkt \mathbf{p} wird in den Bildebenen der zwei Kameras auf die Punkte \mathbf{p}'_l und \mathbf{p}'_r abgebildet. (In Anlehnung an [73])

In homogenen Koordinaten ergibt sich der folgende Zusammenhang:

$$\mathbf{p}_h = (x, y, z, 1)^T \rightarrow \mathbf{p}'_{h,l} = (u'_l, v'_l, 1)^T, \mathbf{p}'_{h,r} = (u'_r, v'_r, 1)^T \quad (II)$$

Die beiden Bildebenen ($\mathbf{K}_{B,r}, \mathbf{K}_{B,l}$) sind in der Darstellung im Abstand der Kamerabrennweite f vor den Kamerakoordinatensystemen $\mathbf{K}_{K,r}$ und $\mathbf{K}_{K,l}$,

die zueinander den Basisabstand b haben, platziert [73]. Der Abstand z entspricht dabei näherungsweise z_r und z_l und kann über die Disparität d , die der Differenz der u -Koordinaten der beiden Bildpunkte entspricht, berechnet werden [73].

In Anlehnung an [73] ergibt sich der folgende Zusammenhang:

$$d = |u'_l - u'_r| \quad (12)$$

$$z = \frac{b f}{d} = \frac{b f}{|u'_l - u'_r|} \quad (13)$$

Dabei ist entscheidend, dass die Kameras präzise kalibriert sind und entsprechend intrinsische sowie extrinsische Kameraparameter bekannt sind [69]. Das Ergebnisbild wird auch als Disparitätskarte bezeichnet, wobei jedem Pixel des 2D-Bildes der entsprechende Disparitätswert zugewiesen wird [73].

Für die Bestimmung der beiden korrespondierenden Bildpunkte \mathbf{p}'_l und \mathbf{p}'_r (Korrespondenzanalyse, engl. *Stereomatching*) wird die Epipolargeometrie genutzt (siehe Bild 26) [67]. Die beiden Bildebenen sind zur besseren Darstellung zueinander gekippt, wobei der Winkel in der Praxis meist geringer ist. Hierbei sind Projektionszentren \mathbf{o}_r und \mathbf{o}_l hinter den Bildebenen angeordnet und deren Verbindung ist die Basislinie. Auf Basis der Position \mathbf{p}'_l , beschränkt sich die Suche nach \mathbf{p}'_r auf die blau dargestellte Epipolarlinie. \mathbf{e}_r und \mathbf{e}_l werden als Epipole und die mit dem Objektpunkt \mathbf{p} aufgespannte Ebene als Epipolarebene bezeichnet [275, 67].

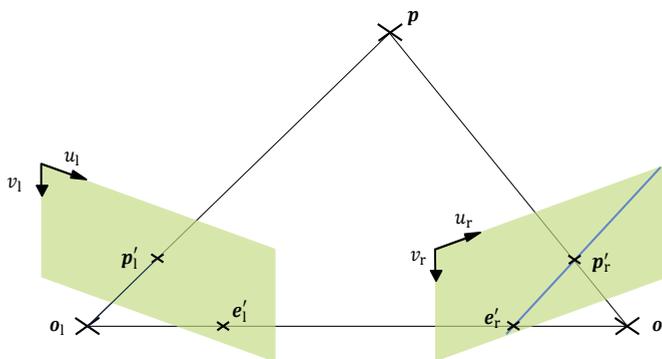


Bild 26: Epipolargeometrie zur Korrespondenzanalyse. Durch Orientierung der Bildebenen zueinander reduziert sich die Suche korrespondierender Punkte \mathbf{p}'_r und \mathbf{p}'_l auf die blau markierte Epipolarlinie. Die Schnittpunkte von Verbindungslinie und Projektionszentren \mathbf{o}_r und \mathbf{o}_l werden als Epipole \mathbf{e}'_r und \mathbf{e}'_l bezeichnet. (In Anlehnung an [67])

Die mathematische Beziehung der beiden homogenen Bildpunkte wird über die Fundamentalmatrix F , nach [67, 275] wie folgt beschrieben:

$$\mathbf{p}'_r{}^T F \mathbf{p}'_l = 0 \quad (14)$$

Die Korrespondenzanalyse beruht schließlich auf der Suche korrespondierender Punkte entlang der Epipolarlinie. In der Praxis werden hierfür merkmalsbasierte oder korrelationsbasierte Korrespondenzanalysen durchgeführt [73]. Während Erstere auf der Beschreibung optischer Merkmale beruht, wird bei Zweiterer ein lokaler Bereich aus dem ursprünglichen Bild ausgewählt und über eine Korrelationsfunktion der am besten passende Bereich im zweiten Bild gesucht [73]. Die korrelationsbasierte Analyse gilt dabei zwar als rechenintensiver, jedoch können dichtere Disparitätskarten erstellt werden [73]. Aufgrund der dichteren Karten wird häufig die Bezeichnung *Dense Correspondence* genutzt [276]. Die allgemeine Taxonomie der *Dense Correspondence*, kann in folgende Schritte unterteilt werden: [276]

1. Berechnung der Korrelationskosten
2. Aggregation der Kosten
3. Berechnung und Optimierung der Disparität
4. Verfeinerung der Disparität

Auf Basis der Taxonomie konnten vielfältige Algorithmen entwickelt werden [277]. Für die Robotik im Allgemeinen und für den hier präsentierten Anwendungsfall im Speziellen ist zudem eine effiziente Implementierung der Algorithmen entscheidend, um die Tiefeninformationen in Echtzeit erfassen zu können [278]. Eine effiziente und robuste Implementierung ist das *Semi Global Matching* [279]. Neben der softwareseitigen Optimierung der Stereobildgebung existieren auch hardwareseitige Methoden, um die Genauigkeit und Dichte der Disparitätskarte zu erhöhen. Beispielsweise kann durch die Integration eines aktiven Projektors die Szenerie zusätzlich mit Merkmalen und Mustern angereichert werden, was das Stereomatching vereinfacht [66]. Das Verfahren wird auch als aktive Stereobildgebung bezeichnet [66]. Ein kommerziell verfügbares System, das die genannten Funktionen beinhaltet, ist die bereits erwähnte Intel Realsense D435 Stereokamera [76].

6.2 Bodensegmentierung und dynamische Rollkompensation zur Datensatzerstellung für die Hinderniserfassung mittels Stereokameras

Basierend auf der vorgestellten Stereobildgebung und der resultierenden Disparitätskarte werden im Folgenden Methoden zur Hindernissegmentierung vorgestellt, welche wiederum für die Erstellung eines Datensatzes zum Training von KNN genutzt werden. Die Umsetzung kann grundlegend in die Segmentierung des Bodens mit der v -Disparitäts-Methode (Kapitel 6.2.1) und die Kompensation dynamischer Rollwinkelveränderungen (Kapitel 6.2.2) untergliedert werden. Die vorgestellten Methoden wurden durch Erkenntnisse der studentischen Arbeiten von Christoph Koch [S7], Moritz Manert [S8, S9] und Christian Gerlach [S10] ergänzt. Wichtige Aspekte wurden zudem im Rahmen einer wissenschaftlichen Publikation [P3] vorgestellt.

6.2.1 V -Disparitäts-Methode zur Segmentierung des Bodens

Die Grundlage zur Kartierung von Hindernissen stellt die Segmentierung des sicher begehbaren Untergrunds dar. In der Literatur haben sich hierfür zwei grundlegende Methoden etabliert: RANSAC nach Fischler und Bolles [280] und die v -Disparitäts-Methode nach Labayrade *et al.* [281]. Beide Methoden werden auch in Forschungsarbeiten für die Unterstützung von O&M sehbeeinträchtigter Personen genutzt [168, 184, 282]. RANSAC eignet sich primär zur Detektion der prominentesten Ebene in einem Bild [283] und eignet sich somit für die Anwendung in strukturierter Umgebung, in denen die Bodenfläche häufig die größte Ebene in den Bilddaten darstellt. In gering strukturierter Umgebung hingegen ist der Untergrund häufig uneben und stellt in bestimmten Szenarien einen geringeren Anteil des Gesamtbildes dar. Die grundlegende v -Disparitäts-Methode basiert auf [281, 284, 285].

Bild 27 zeigt zunächst den Zusammenhang der Koordinatensysteme. Das Basiskoordinatensystem K_{Ba} wird als mitbewegtes und bodengebundenes Koordinatensystem der Person definiert. Die beiden Kamerakoordinatensysteme $K_{K,r}$ der rechten und $K_{K,l}$ der linken Kamera sowie die entsprechenden Bildkoordinatensysteme $K_{B,l}$ und $K_{B,r}$ werden ebenfalls mitbewegt und symmetrisch zu K_{Ba} angeordnet. Die Stereokamera ist dabei in der Höhe h mit einem Nickwinkel θ zum Untergrund ausgerichtet.

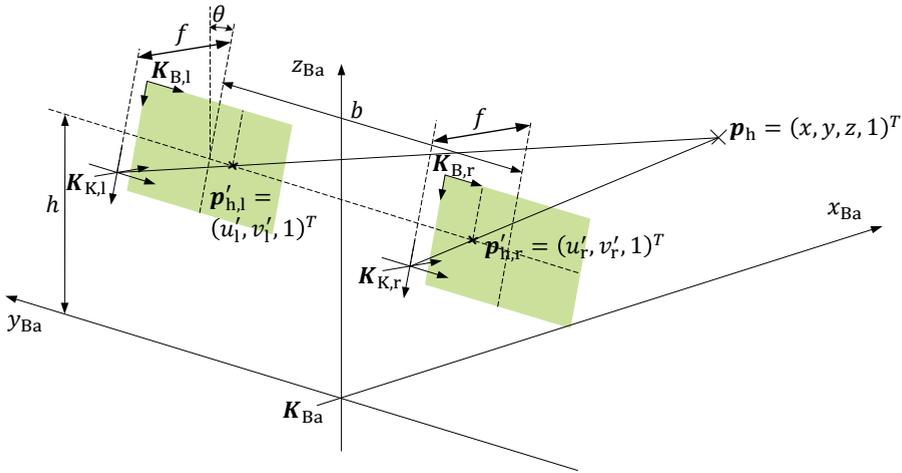


Bild 27: Stereokamera mit den Kamerakoordinatensystemen $K_{K,r}$ und $K_{K,l}$ und dem Basiskoordinatensystem K_{Ba} . $K_{K,r}$ und $K_{K,l}$ haben den Abstand b und die Höhe h in Bezug auf K_{Ba} . Die Kameras sind im Nickwinkel θ bezüglich der xy -Ebene von K_{Ba} orientiert. (In Anlehnung an [281])

Die Graustufen der Pixel des Disparitätsbilds I_d repräsentieren den Disparitätswert. Für die weitere Analyse wird I_d in ein v -Disparitäts-Bild $I_{d,v}$ überführt (siehe Bild 28). Hierbei wird für jede Zeile von I_d ein Histogramm der Disparitätswerte erstellt und das Histogramm als neue Zeile in $I_{d,v}$ dargestellt [285]. Die Ordinate von $I_{d,v}$ entspricht dabei der ursprünglichen Ordinate von I_d , also dem v -Wert der aktuellen Zeile [285]. Auf der Abszisse von $I_{d,v}$ wird hingegen die Disparität d aufgetragen [285]. Die Breite entspricht demnach dem maximalen Disparitätswert d_{max} . Die Graustufe der Pixel von $I_{d,v}$ entspricht der Summe einzelner Disparitätswerte in jeder Zeile.

Die Bodenebene wird durch geometrische Beziehungen in $I_{d,v}$ als markante Linie dargestellt (siehe grüne Linie in Bild 28 b) [281, 284]. Zur Segmentierung der Linie in $I_{d,v}$ wird im Rahmen dieser Arbeit die progressiv probabilistische Hough-Transformation nach Matas *et al.* [286], auf Basis der ursprünglichen Implementierung von Hough [287] und Duda *et al.* [288] genutzt. Je nach Umgebung liefert die Hough-Transformation verschiedene Linien, die jedoch aufgrund des bekannten Nickwinkels θ der Kamera und der Höhe h der Kamera einer weiteren Filterung unterzogen werden und so die korrekte Bodenlinie segmentiert werden kann. Auf Basis der segmentierten Bodenlinie und eines entsprechenden Schwellwertes wird

schließlich über die Geradengleichung in jeder Zeile der dazugehörige Disparitätswertebereich berechnet. Im ursprünglichen Disparitätsbild I_d kann so der resultierende Disparitätswertebereich der betrachteten Zeile entfernt werden. Somit werden lediglich die Hindernisse oberhalb des Bodens dargestellt (Bild 28 c).

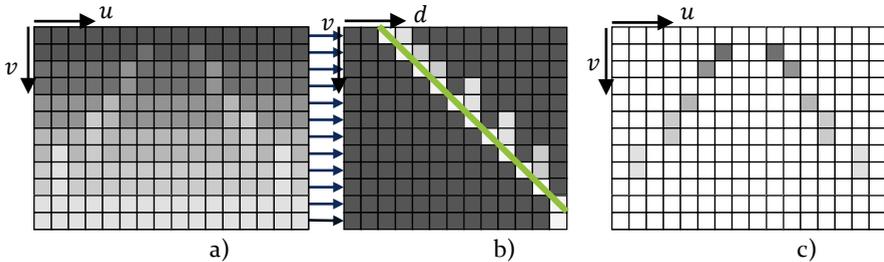


Bild 28: Darstellung der v-Disparitäts-Methode. a) Disparitätsbild einer exemplarischen Szenerie. Die Graustufen der Pixel entsprechen dem Disparitätswert. b) Das v-Disparitäts-Bild entsteht durch die zeilenweise Histogrammberechnung und -visualisierung. Der Boden des ursprünglichen Bildes stellt sich als Linie (grüne Linie) dar. c) Disparitätsbild mit entferntem Boden und verbleibenden Hindernissen. Weiße Pixel beinhalten hier keine Informationen. (In Anlehnung an [281])

Da sich die Pose der Kamera aufgrund von Oberkörperbewegungen in Bezug auf die Bodenebene permanent verändert, ist es im Gegensatz zu autonomen Fahrzeugen notwendig, die Bodensegmentierung bei jedem Bild erneut durchzuführen. Zudem verfügen die genutzten Algorithmen über eine Vielzahl von Parametern, die für die jeweiligen Szenarien präzise angepasst werden müssen. So ist beispielsweise der Schwellwert des Bereichs um die Bodenlinie entscheidend für eine robuste Hindernissegmentierung. Während ein zu groß gewählter Schwellwert kleine Hindernisse dem Boden zuordnet, führt ein zu kleiner Schwellwert zu falsch-positiven Hindernissegmentierungen. Ähnliches gilt für weitere Parameter der zahlreichen genutzten Bildverarbeitungsmethoden. Um der Herausforderung zu begegnen, eignen sich die zuvor beschriebenen Methoden des maschinellen Lernens, welche in Kapitel 6.3 adressiert werden. Eine grundlegendere Herausforderung der v-Disparitäts-Methode wird jedoch zunächst im folgenden Kapitel adressiert.

6.2.2 Bildbasierte Kompensation der Rollbewegung der Stereokamera

Wie Bild 28 zeigt, ist es entscheidend, dass die x -Achsen von Kamera- und Basiskoordinatensystem parallel zueinander sind und die Kamera entsprechend ohne Rotation um die Rollachse ausgerichtet ist. Nur so bilden die jeweiligen Disparitätswerte des Bodens bei der Erstellung der v -Disparitätskarte ein Maximum in jeder Zeile. Dies ist wiederum essenziell für die präzise Linien- und entsprechende Bodensegmentierung. Beim Laufen ist der Oberkörper jedoch auch um die Rollachse in Bewegung, was auch stets auf eine mitgeführte Kamera übertragen wird. Bild 29 zeigt exemplarisch ein Disparitätsbild (a) und die dazugehörigen v -Disparitäts-Bilder mit Rollwinkeln der Kamera von b) 2° , c) 8° und d) 15° . Während in Bild 29 b) noch kaum weiße Pixel außerhalb der detektierten Bodenlinie (grün) zu sehen sind, häufen sich diese mit zunehmendem Bodenwinkel (Bild 29 c, d). Das Resultat ist die Verbreiterung der Histogramme in jeder Zeile, was mit einer ungenauen Segmentierung des Bodens durch die Liniendetektoren einhergeht (Bild 29 c, d). Entsprechend erfolgt eine uneindeutige Zuweisung von Disparitätswerten des Bodens.

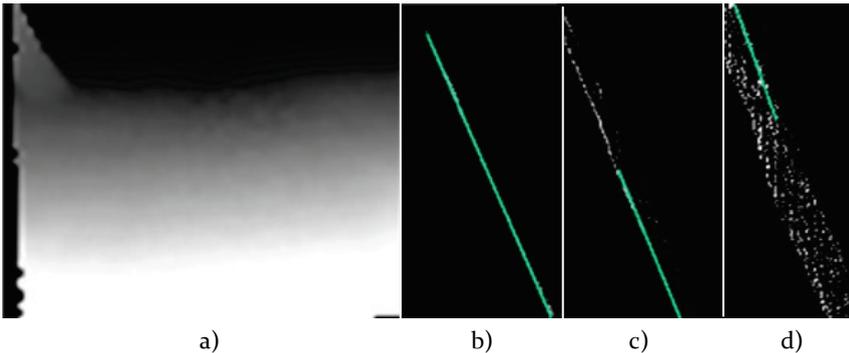


Bild 29: Vorversuch zur Darstellung des Einflusses einer Rollbewegung der Kamera auf die v -Disparitäts-Karte. a) Disparitätskarte. b) v -Disparitäts-Karte mit Bodenlinie (grün) bei einem Rollwinkel von 2° . c) v -Disparitäts-Karte mit Bodenlinie (grün) bei einem Rollwinkel von 8° . e) v -Disparitäts-Karte mit Bodenlinie (grün) bei einem Rollwinkel von 15° . (In Anlehnung an [P3])

Abhilfe kann hier die zusätzliche Stabilisierung der Kamera mit Hilfe eines aktiven Kameragimbals schaffen. Dabei wird die Orientierung der Kamera über Elektromotoren und Inertialsensorik geregelt. Die Systeme gehen jedoch mit höheren Kosten und einem höheren Gewicht des Gesamtsystems einher. Während das Sichtfeld der Kamera bei Rotationen um die Nick- oder Gierachse stark verändert wird und hier die aktive Kompensation sinnvoll sein kann, resultiert eine Rotation um die Rollachse lediglich in

der Drehung des Bildes um den Mittelpunkt was durch Bildverarbeitung einfach kompensiert werden kann. Zudem sind die Drehwinkel um die Rollachse im Vergleich zu anderen Rotationsachsen während der Bewegung des Menschen kleiner. Um den Rotationswinkel der Kameras zu bestimmen kann ein IMU genutzt werden. Sollte der Weg jedoch seitlich abfallend sein, wird es auch hier durch die vertikale Ausrichtung des Oberkörpers zu Artefakten kommen.

Aufbauend auf den Veröffentlichungen zur v-Disparitäts-Methode haben Labayrade und Aubert [289] eine Lösung der Herausforderung durch eine bildbasierte Berechnung der Kameraorientierung in strukturierter Umgebung vorgestellt. Zwar konnten sie zeigen, dass die Roll- und Nickwinkel genau berechnet werden können, jedoch ist die Berechnung rechenintensiv und es muss ein Fluchtpunkt von Straßenbegrenzungen und -markierungen zu sehen sein. Entsprechend kann die Methode in den hier adressierte, gering strukturierte Umgebungen nicht genutzt werden.

Skulimowski *et al.* [183] schlagen hingegen eine optische Bestimmung des Rollwinkels auf Basis der Orientierung der prominentesten Ebene im Disparitätsbild vor. Dafür wird die Differenz der Disparität von Punktepaaren auf unterschiedlich rotierten Achsen berechnet. Jener Winkel, bei dem eine minimale Differenz am häufigsten unter den betrachteten Paaren auftritt, wird entsprechend als Rollwinkel angenommen. Darauf aufbauend erfolgt im Folgenden ebenjene Berechnung.

Bild 30 zeigt die Punkte p_{nm} mit eines Disparitätsbildes der Breite w und Höhe h .

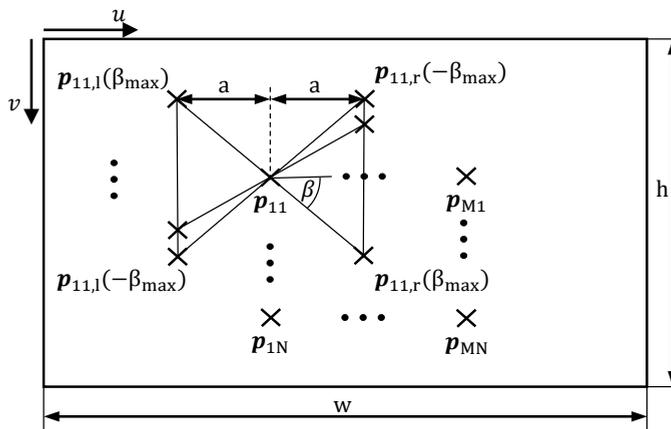


Bild 30: Darstellung des Vorgehens zur Berechnung des Rollwinkels β [P3].

Die Punkte decken die Mitte des Bildes ab, da hier die Wahrscheinlichkeit, dass die Pixel den Weg beinhalten am größten sind. Für den Punkt \mathbf{p}_{11} werden die unterschiedlich orientierten Achsen mit den entsprechenden Punkten $\mathbf{p}_{11,r}(\beta)$ und $\mathbf{p}_{11,l}(\beta)$, dem Rollwinkel $\beta \in [-\beta_{\max}, \dots, \beta_{\max}]$ und der Schrittweite β' exemplarisch dargestellt. Dabei gilt für die Position der Punkte \mathbf{p}_{mn} folgende Berechnungsvorschrift:

$$\mathbf{p}_{mn} = (u_m, v_n)^T \text{ mit } n \in [1, N]; N \in \mathbb{N}; m \in [1, M]; M \in \mathbb{N} \quad (15)$$

$$u_m(m) = \frac{1}{3}w + \frac{m}{3 * M} w \quad (16)$$

$$v_n(n) = \frac{1}{3}h + \frac{n}{3 * N} h \quad (17)$$

Für die Punkte $\mathbf{p}_{mn,r}$ und $\mathbf{p}_{mn,l}$ ergibt sich in Abhängigkeit des Rollwinkels β folgender Zusammenhang:

$$\mathbf{p}_{mn,r} = (u_{m,r}, v_{n,r})^T, \quad \mathbf{p}_{mn,l} = (u_{m,l}, v_{n,l})^T \quad (18)$$

$$u_{m,r} = u_m + a, \quad u_{m,l} = u_m - a \quad (19)$$

$$v_{n,r} = v_n + \tan(\beta) a, \quad v_{n,l} = v_n - \tan(\beta) a \quad (20)$$

Mit den so berechneten Punkten werden schließlich deren Disparitätswerte verglichen und bei Unterschreitung eines Schwellwertes das Voting für den jeweiligen Winkel erhöht. Abschließend wird der Winkel mit dem höchsten Voting als Rollwinkel angenommen und das Bild entsprechend in die entgegengesetzte Richtung rotiert. Da die Rotation jedoch um die \mathbf{z}_{Ba} -Achse des Basiskoordinatensystems erfolgt, muss der Nickwinkel θ der Kamera bei der Kompensation berücksichtigt werden. Entsprechender Pseudocode und weitere Informationen können [P3] entnommen werden.

Mit den genannten Methoden kann nach manueller Optimierung der vielfältigen Parameter eine robuste Segmentierung der Hindernisse durchgeführt werden. Jedoch müssen für verschiedene Umgebungen die Parameter häufig angepasst werden und so ist eine universelle Nutzung der Methodik nicht gewährleistet. ML-Methoden bieten jedoch die Möglichkeit die Diversität der Umgebungen zu berücksichtigen und werden im Folgenden untersucht.

6.3 Binäre semantische Hindernissegmentierung mittels künstlicher neuronaler Netze zur sicheren Navigation

Entsprechend der Herausforderungen klassischer Bildverarbeitungs- methoden hinsichtlich der robusten Parametrisierung und der potenziellen Abhilfe durch ML-Methoden werden im Folgenden entsprechende Methoden zur robusten Hindernissegmentierung befähigt. Der Anforderung an einen umfassenden und diversen Datensatz wird dabei mit der zuvor beschriebenen v -Disparitäts-Methode begegnet (Kapitel 6.3.1). In Kapitel 6.3.2 werden verschiedene Encoder-Decoder-Architekturen trainiert und miteinander verglichen. Die Inhalte dieses Kapitels wurden durch Erkenntnisse der studentischen Arbeit von Fabian Schade [S11] ergänzt und wurde im Rahmen einer wissenschaftlichen Publikation [P4] veröffentlicht.

6.3.1 Semi-automatische Datensatzerstellung binär segmentierter Hindernisbilder

Aufgrund der höheren Anzahl an Graustufen und der begrenzten Graustufenauflösung der menschlichen Wahrnehmung, können Tiefenbilder nur in begrenztem Maße durch die menschliche Wahrnehmung interpretiert werden. Für die Erstellung eines Datensatzes für maschinelle Lernverfahren eignen sich menschliche Annotatoren für die Segmentierung deshalb nur bedingt. Zwar könnten Hindernisse auch teilweise auf Basis von RGB-Bildern segmentiert werden, jedoch gehen hier die Tiefeninformationen bei der 2D-Bildprojektion verloren und es können nur Strukturen sicher segmentiert werden, die in Farbbildern eindeutig als Hindernis zu erkennen sind. Gerade für die Navigation sehbeeinträchtigter Personen in gering strukturierter Umgebung sind jedoch auch kleinere, bodennahe Objekte, die sich farblich nur bedingt von der unmittelbaren Umgebung abheben, für eine sichere Navigation relevant. Durch die Verwendung der in Kapitel 6.2 dargestellten Methoden können Tiefenbilder jedoch effizient segmentiert werden.

Entsprechend der Anforderungen an einen Datensatz wird auch hier eine umfassende Sammlung an multimodalen Bilddaten durch das Abschreiten zahlreicher Wege und die Aufzeichnung der Farb- und Tiefenbilder erzeugt. Da der Fokus hier auf der Hindernissegmentierung liegt, werden vermehrt Umgebungen mit entsprechenden Hindernissen erfasst. Neben natürlichen Hindernissen (z. B. Bäume, Sträucher) und künstlichen Hindernissen (z. B. Treppen, Geländer), werden auch zusätzliche Hindernisse im

Weg platziert. Zur Aufzeichnung wird eine Intel Realsense D435 RGBD-Kamera genutzt. Die Parameter der zuvor beschriebenen Bodensegmentierung mittels v -Disparitäts-Methode werden vor allem hinsichtlich der Bodentoleranz für jede Szenerie manuell angepasst, um einen bestmöglichen Datensatz zu erhalten. Bild 31 zeigt exemplarisch drei RGB-Bilder des Datensatzes.



Bild 31: Ausschnitt der RGB-Bilder des Datensatzes zur Hindernissegmentierung, wobei parallel Tiefendaten der Intel Realsense D435 Kamera aufgezeichnet werden. (Bilder entnommen aus dem Datensatz von [S11])

Die resultierenden Tiefenbilder der Hindernisse werden entsprechend in Binärbilder überführt und somit als Label-Bild für das Training der CNN genutzt. Insgesamt können so 1.834 Datensätze bestehend aus RGB-Bild, Tiefenbild und binär segmentiertem Hindernisbild erstellt werden. Dabei sind die verschiedenen Modalitäten zueinander so registriert, dass die Pixelposition der verschiedenen Modalitäten der gleichen Objektposition zuzuordnen ist. Der Datensatz wird in 1.123 Trainingsdaten, 402 Validierungsdaten und 309 Testdaten aufgeteilt. Die Daten liegen auch hier chronologisch vor, was eine entsprechend strukturierte Aufteilung ermöglicht und die Generalisierungsfähigkeit gewährleistet.

6.3.2 Entwicklung einer Architektur und Hyperparametersatzes eines künstlichen neuronalen Netzes zur robusten binären Wegsegmentierung

Um auch hier eine optimale Netzwerkarchitektur und Hyperparameterauswahl zu erzielen, werden auf Basis der Erkenntnisse des Kapitels 5.3 verschiedene Vorversuche umgesetzt. Somit kann der Parametersatz der Architektur- und Hyperparameter reduziert und die Zielerreichung abgesichert werden. Als Zielwert wird auch hier eine IoU-Segmentierungs-genauigkeit von 90% und eine Bildwiederholrate von 10 fps adressiert. Neben den erwähnten Decoder-Architekturen werden auch verschiedene Encoder-Architekturen evaluiert, dabei werden zusätzlich *Squeeze-and-Execution* (SeResNet)-Architekturen nach Hu *et al.* [290] untersucht. Für die weiteren

Untersuchungen hat sich in Vorversuchen die in Tabelle 10 dargestellte Auswahl ergeben.

Tabelle 10: Parametersatz der Encoder-Decoder-Architekturen zur Hindernissegmentierung nach[P4]. Die Filteranzahl von *UNet* entspricht dabei der ersten und letzten Schicht der Architektur und bei *PSPNet* der Filteranzahl des PSP-Moduls.

Parameter	Ausprägung
Decoder	<i>UNet</i> , <i>PSPNet</i>
Encoder	<i>ResNet(18)</i> , <i>SeResNet(18)</i> , <i>MobileNet(v1)</i>
Input-Größe	480x480 Px, 224x224 Px(<i>UNet</i>)/240x240 Px(<i>PSPNet</i>)
Filteranzahl	<i>UNet</i> : 256-16, 128-8 <i>PSPNet</i> : 512, 256, 128, 64, 32

Die Trainingsparameter werden ebenfalls in Vorversuchen durch die *Random Grid Search* Methodik optimiert. So wird die Sigmoid-Funktion als Aktivierungsfunktion, Adam als Optimierungsfunktion, eine Epochenanzahl von 100 und eine Batch-Größe von 4 ermittelt. Die optimale Lernrate wird mit 0,0001 für *UNet*-Decoder und 0,001 für *PSPNet*-Decoder ermittelt. Die Parameter aus Tabelle 10 werden quantitativ hinsichtlich der Validierungsgenauigkeit in Form der IoU-Metrik und der Bildwiederholrate der Segmentierung auf einer mobilen Recheneinheit (Nvidia Jetson TX2) bewertet. Die Pixel der Ergebnisbilder werden als Wahrscheinlichkeit $p \in [0,0; 1,0]$ angegeben, die die Wahrscheinlichkeit repräsentiert, dass das Pixel ein Hindernis darstellt. Zum Vergleich mit den binären Labelbildern werden die Ergebnisse binärisiert, wobei ein Schwellwert von 0,3 angenommen wird. Dieser zeigte in Vorversuchen einen optimalen Kompromiss zwischen der Kartierung von Hindernissen und der Robustheit gegenüber Artefakten.

Da im Datensatz neben den Tiefendaten und Segmentierungslabel auch dazugehörige Farbbilder zu finden sind, liegt es nahe, auch diese für die Hindernissegmentierung zu nutzen, da ggf. zusätzliche Informationen der Farbbilder durch die faltenden Schichten extrahiert und genutzt werden können. Da die bisher betrachteten CNN-Architekturen jedoch nur für die Segmentierung einzelner Eingangsbilder genutzt werden, bedarf es einer Erweiterung der Architektur zur simultanen Nutzung verschiedener Eingangsdaten. Als Vorlage dient im Folgenden das *FuseNet*-Konzept nach Hazirbas *et al.* [291], welches jedoch für die Anwendung auf Basis von Vor-

versuchen angepasst wird. Die übergeordnete Encoder-Decoder-Architektur basiert dabei auf der *UNet*-Architektur, wobei die Merkmalskarten nach den jeweiligen Verarbeitungsschichten aus Encoder und Decoder verkettet werden. Der Encoder basiert dabei auf der *ResNet*-Architektur und die Merkmalskarten der Tiefen- und RGB-Bilder werden nach jedem Verarbeitungsblock entsprechend der *FuseNet*-Architektur durch Addition fusioniert. Bild 32 zeigt den Aufbau des CNN für eine Tiefe $d_{\max} = 5$.

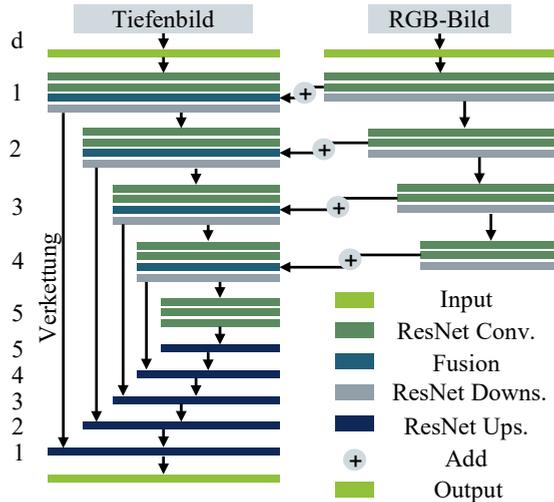


Bild 32: Aufbau der Encoder-Decoder-Architektur zur Hindernissegmentierung auf Basis der Tiefen- und RGB-Bilder und einer Tiefe d_{\max} von 5. (In Anlehnung an [P4])

Die Verarbeitungsblöcke aus Bild 32 werden im Folgenden näher spezifiziert. Dabei wird die initiale Filteranzahl als n_0 und die aktuelle Tiefe der Schicht als d bezeichnet.

Input Block

- 7×7 Faltung, n_0 Filter, Striding 2, Batch Normalization (BN), ReLU Aktivierungsfunktion
- 3×3 MaxPooling, Striding 1
- 3×3 Faltung, n_0 Filter; BN, ReLU
- 3×3 Faltung, n_0 Filter; BN, ReLU

ResNet Faltungsblock

- 3×3 Faltung, $2^{d-1} n_0$ Filter, Striding 1, BN, ReLU
- 3×3 Faltung, $2^{d-1} n_0$ Filter, Striding 1, BN, ReLU
- Addierung der resultierenden Merkmalskarte und des Inputs

ResNet Downsampling Block

- Pfad 1
 - 3×3 Faltung, $2^{d-1}n_0$ Filter, Striding 2, BN, ReLU
 - 3×3 Faltung, $2^{d-1}n_0$ Filter, Striding 1, BN, ReLU
- Pfad 2
 - 3×3 Faltung, $2^{d-1}n_0$ Filter, Striding 2, BN, ReLU
- Addition der resultierenden Merkmalskarten aus Pfad 1 und 2

Fusion Block

- Addition der Merkmalskarte der RGB und Tiefenbilder der aktuellen Schicht

ResNet Upsampling Block

- 2×2 Entfaltung
- Verkettung der resultierenden Merkmalskarten mit der Merkmalskarte der gleichen Größe aus dem Encoder
- 3×3 Faltung, $2^{d-1}n_0$ Filter, Striding 1, BN, ReLU
- 3×3 Faltung, $2^{d-1}n_0$ Filter, Striding 1, BN, ReLU

Ausgangsschicht

- 1×1 Faltung, Striding 1, Sigmoid Aktivierungsfunktion

Zur Auswahl der optimalen Architektur werden die Anzahl der initialen Filter n_0 zwischen 8, 16 und 32 und die Tiefe d zwischen 4 und 5 variiert. Die Eingangsbildgröße wird sowohl für das Farbbild als auch für das Tiefenbild auf 256×256 Px gesetzt. Auf Basis der Literatur und Vorversuchen werden als Optimierungsfunktion die Adam Methode, eine Lernrate von 0,0001 und eine Batch-Size von 4 als Trainingshyperparameter gewählt.

Quantitative Bewertung

Die Ergebnisse hinsichtlich Evaluationsgenauigkeit und Segmentierungsgeschwindigkeit sind Tabelle 22 und der multimodalen Segmentierung sind Tabelle 23 des Anhangs zu entnehmen. Bild 33 zeigt die Ergebnisse der Architekturen hinsichtlich Segmentierungsgenauigkeit und Bildwiederholrate als Diagramm.

Bezüglich der IoU-Segmentierungsgenauigkeit von durchschnittlich 0,669 bei *PSPNet* und 0,752 bei *UNet* der tiefenbildbasierten Segmentierung zeigt sich quantitativ eine Reduktion der Genauigkeit im Vergleich zur v-Disparitäts-Methodik, deren Daten hier zur quantitativen Bewertung genutzt werden. Das insgesamt beste Ergebnis von 0,768 kann bei der tiefenbildbasierten Segmentierung mit der *UNet-ResNet(18)*-Architektur, der Filteranzahl 128-8 und der Eingangsgröße von 224×224 Px erreicht werden..

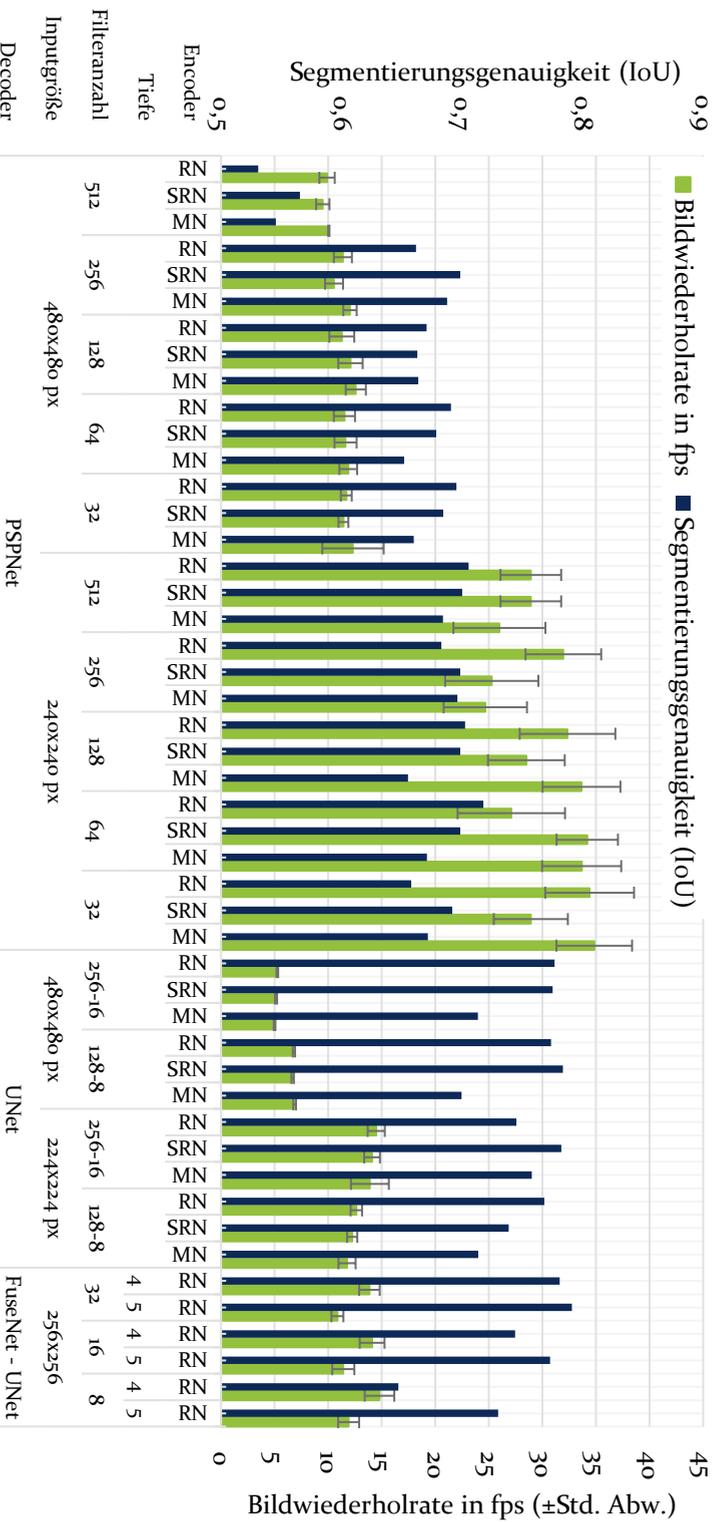


Bild 33: Darstellung der Ergebnisse zur Hindernissegmentierung mit Encoder-Decoder-Architekturen des Validierungsdatensatzes hinsichtlich Segmentierungsgenauigkeit (blau, Intersection over Union) und Bildwiederholrate (grün) in Bildern pro Sekunde (Standardabweichung als Fehlerbalken). Als Decoder wurden *ResNet(18)* (RN), *SeResNet(18)* (SRN) und *MobileNet* (MN) genutzt. (In Anlehnung an [P4])

Der genaueste *PSPNet*-basierte Ansatz der tiefenbildbasierten Segmentierung liefert eine IoU-Genauigkeit von 0,718 bei einer Eingangsgröße von 240×240 Px, einer Filteranzahl von 128 und *ResNet(18)*-Architektur. Der fusionierte Ansatz liefert bei einer Filteranzahl $n_0 = 32$ und einer Tiefe $d = 5$ im Vergleich zu besten tiefenbildbasierten Architektur eine weitere Verbesserung um 0,023 auf 0,791

Bezüglich der Bildwiederholrate zeigt sich für die ausschließlich tiefenbildbasierte Segmentierung der größte Zusammenhang zwischen Bildwiederholrate und Eingangsbildgröße. Bei *PSPNet*-Architekturen ist bei einer Eingangsgröße von 480×480 Px die durchschnittliche Bildwiederholrate 11,32 fps und bei 240×240 Px 30,22 fps. Bei *UNet* wird eine durchschnittliche Bildwiederholrate von 5,96 fps bei 480×480 Px und 13,18 fps bei 224×224 Px erreicht. Die durchschnittliche Bildwiederholrate der *FuseNet*-basierten Ansätze liegt bei 12,63 fps und korreliert somit aufgrund der ähnlichen Grundstruktur mit den *UNet* basierten Ansätzen. Die maximale Bildwiederholrate von $14,79 \pm 1,38$ fps bei einer Tiefe $d = 4$ und einer initialen Filteranzahl von $n_0 = 8$. Die beste Segmentierungsgenauigkeit geht hierbei jedoch mit der geringsten Bildwiederholrate von 10,86 fps einher. Insgesamt zeigt die quantitative Auswertung, dass auch hier ein Kompromiss zwischen Genauigkeit und Bildwiederholrate für die betrachteten Architekturen getroffen werden muss. Die *PSPNet*-Architekturen stellen sich bei der tiefenbildbasierten Hindernissegmentierung als wesentlich effizienter dar und kommen der Forderung einer hohen Bildwiederholrate und dem damit verbundenen geringeren Bedarf an Rechenkapazität der Hindernissegmentierung nach. Jedoch zeigt sich, dass die quantitative Segmentierungsgenauigkeit im Vergleich zur Genauigkeit der Wegsegmentierung schlechter ist und der dort gesetzten Genauigkeitsanforderung von 90% nicht nachkommt. Für eine detaillierte Bewertung des Ergebnisses erfolgt eine zusätzliche qualitative Bewertung.

Qualitative Bewertung

Eine zusätzliche qualitative Bewertung der Ergebnisse wird zur Einordnung der quantitativen Ergebnisse vorgenommen. Dabei werden die Resultate der zuvor beschriebenen Konfigurationen und die ursprüngliche v-Disparitäts-Methodik miteinander verglichen.

Zunächst werden einzelne Trainingsbilder zur besseren Einordnung der Ergebnisse herangezogen. Bild 34 a) zeigt exemplarisch ein Farbbild eines Schotterweges mit Ästen als potenzielle Hindernisse und das dazugehörige

Binärbild der segmentierten Hindernisse (b) sowie die Ergebnisse der Hindernissegmentierung der zwei direkt darauffolgenden Bilder (c, d).

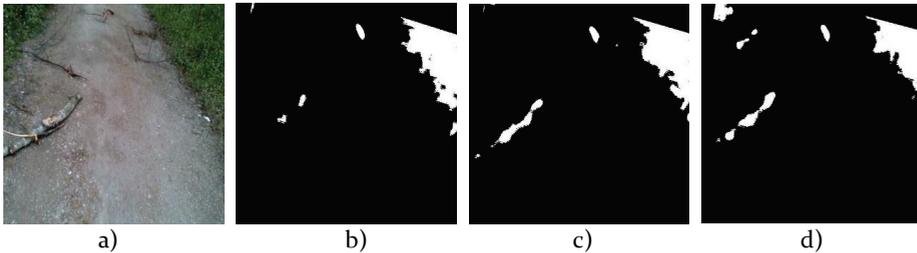


Bild 34: Exemplarische Szenerie eines Schotterweges mit Hindernissen in Form von Ästen mit a) RGB-Bild, b) dazugehöriger, binärer Hindernissegmentierung und c), d) darauffolgender binärer Hindernissegmentierung. (Bilder entnommen aus dem Datensatz von [S11])

Hierbei zeigt sich, dass trotz nahezu identischer Kamerapose die Hindernisse unterschiedlich segmentiert werden. Während in der rechten oberen Ecke aufgrund der Rollwinkelkompensation eine Lücke der Hindernisse in allen Bildern zu sehen ist, ist das Hindernis im entfernteren Teil des Weges in allen Bildern zu sehen. Der größere Ast im vorderen Bereich ist in b) nur in geringem Ausmaß und in c) und d) in zufriedenstellendem Ausmaß zu sehen. Hierbei ist festzustellen, dass nicht alle Hindernisbilder die Hindernisse gänzlich abdecken, da es trotz sorgfältiger Parameteranpassung zu Fehlsegmentierungen kommen kann. Diese Feststellung ist einerseits Motivation für eine robustere Methodik zur Hindernissegmentierung mittels KNN, andererseits sollte dies bei der Nutzung und Bewertung der quantitativen Ergebnisse berücksichtigt werden.

Bild 35 zeigt ein Beispielszenario als RGB-Bild (a) mit entsprechender v -Disparitäts-Karte (b) und den Ergebnissen der *UNet-ResNet(18)*-Architektur als Graustufenbild bei einer Eingangsgröße von 224×224 Px und 128-8 Faltungsoperatoren (c), der *PSPNet-ResNet(18)*-Architektur als Graustufenbild bei 240×240 Px Eingangsgröße und 128 Filtern (d) sowie der *FuseNet*-Architektur mit einer initialen Filteranzahl $n_0 = 16$ und der Tiefe $d = 5$ (e). Das RGB-Bild dient dabei als Grundlage der qualitativen Bewertung der Hindernissegmentierung, da das Tiefenbild für die detaillierte menschliche Interpretation ungeeignet ist. Als Szenerie wird ein gepflasterter Weg mit links angrenzender Hecke, Grünfläche und Gebäuden im Hintergrund gewählt. Neben statischen Hindernissen (Poller, Baum) werden weitere Hindernisse (Tasche – orange Markierung und Fahrrad – grüne Markierung) auf dem Weg platziert, um die Erfassung unterschiedlichster Hindernisse bewerten zu können.

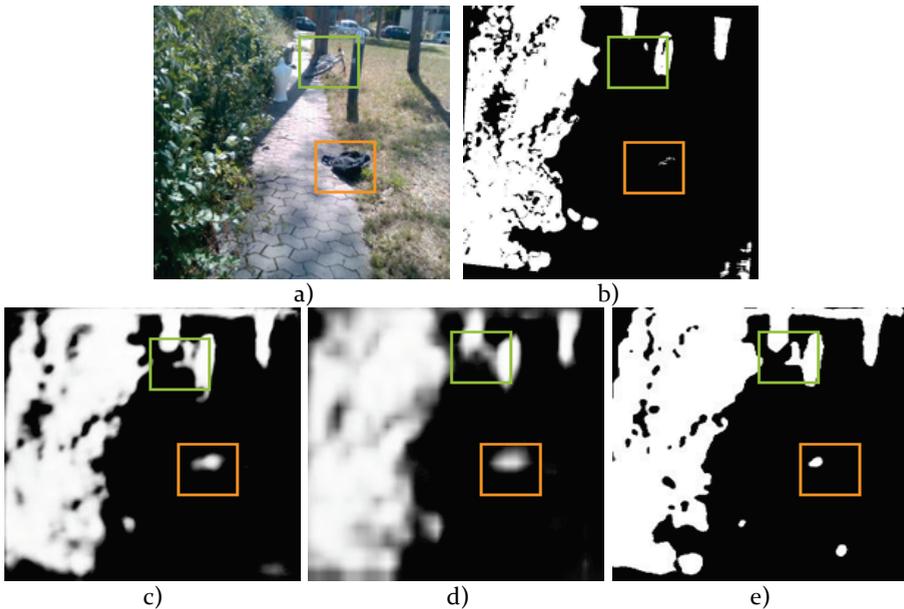


Bild 35: Beispielszenario zur Bewertung der Hindernissegmentierung mit a) RGB-Bild, b) Hindernissegmentierung mit der v -Disparitäts-Methode c) Ergebnis der Segmentierung mit der *UNet-ResNet*-Architektur, d) *PSPNet-ResNet*-Architektur und e) *FuseNet*-Architektur. (In Anlehnung an [P4])

Die Hecke wird dabei von allen Methoden als Hindernis erfasst. Im v -Disparitätsbild sind hierbei einzelne Lücken zu sehen, die auf eine fehlerhafte Stereobildgebung zurückzuführen sind. Diese sind jedoch zu vernachlässigen. Die Grünfläche wird von allen Methoden zum Großteil korrekterweise nicht als Hindernis segmentiert. Lediglich im unteren rechten Bildrand ist im v -Disparitäts-Bild ein Hindernis eingezeichnet, welches in c) und d) nur dezent zu sehen ist. Hierbei ist der Schwellwert der Pixel zur Binärisierung entscheidend für eine korrekte Klassifikation. Es ist jedoch auch möglich, dass bei der v -Disparitäts-Methode eine Fehlsegmentierung aufgetreten ist. Der *FuseNet*-Ansatz in d) segmentiert die Stelle hingegen nicht, sondern detektiert einen kleinen Bereich daneben, der in den anderen Methoden nicht segmentiert wurde. Die Autos und Gebäude im Hintergrund werden in der v -Disparitäts-Methode nicht dargestellt, während die dargestellten trainierten Modelle diesen Bereich erfolgreich segmentieren. Der Rucksack am rechten Wegrand (orangener Rahmen) ist in den mittels CNN segmentierten Bildern deutlich zu erkennen. Hingegen wird dieses Hindernis mittels v -Disparitäts-Methodik nur mit wenigen Pixel segmentiert, was mit einer lokal zu großen Bodentoleranz zu erklären ist. Die statischen Hindernisse (Bäume, Poller) in entfernteren Bildregionen werden sowohl

in b) als auch in c), d) und e) korrekt dargestellt. Während das am Wegrand liegende Fahrrad (grüner Rahmen) in b) lediglich durch einen kleinen Bereich segmentiert wird, wird das Objekt in den Bildern c), d) und e) deutlicher dargestellt.

Das exemplarische Szenario zeigt, wie auch in Bild 34, dass es trotz manueller Anpassung der Parameter der v -Disparitäts-Methode sowohl zu falsch-positiv als auch zu falsch-negativ Hindernissegmentierungen kommt. Die Hindernissegmentierung mittels Encoder-Decoder-CNN weisen jedoch geringere Fehlsegmentierungen auf. Entsprechend zeigt sich, dass die Modelle trotz teilweise fehlerhafter Trainingsdaten eine korrekte Segmentierung erlernen können. Zudem erklärt diese Diskrepanz auch die scheinbar unzureichende quantitative Segmentierungsqualität. Den besten Kompromiss aus quantitativer und qualitativer Segmentierungsqualität und Segmentierungsgeschwindigkeit hat demnach die *PSPNet-ResNet*-Architektur in der zuvor beschriebenen Konfiguration. Der *FuseNet*-Ansatz liefert in der vorliegenden Anwendung keinen entscheidenden Vorteil.

6.4 Hinderniskartierung mittels weiterer Sensormodalitäten zur Steigerung der Robustheit

Wie der Stand der Forschung zur Navigation autonomer Systeme darlegt, erfordert eine sichere Navigation die Erfassung der Umgebung mittels multimodaler Sensorik, um gewisse Einschränkungen einzelner Sensoren kompensieren und bestimmten Umgebungsszenarien gerecht werden zu können. Zwar erfolgt durch die Erfassung von Farbbildern und Tiefeninformationen auf Basis von IR-Stereobildern bereits eine multimodale Umgebungserfassung, jedoch handelt es sich hierbei primär um elektromagnetische Wellen im sichtbaren und dem angrenzenden Frequenzspektrum. Zur Steigerung der Robustheit werden im Folgenden Methoden zur 3D-Umgebungserfassung mittels RADAR- und Ultraschallsensorik vorgestellt. Die Inhalte dieses Kapitels wurden durch Erkenntnisse der studentischen Arbeiten von Fabian Schöpf [S12] und Tom Strack [S13] ergänzt.

6.4.1 Erfassung und Kartierung von lokalen Hindernissen mittels 3D-RADAR-Sensorik

Die bereits grundlegend vorgestellte RADAR-Sensorik stellt auch in gewissen Einsatzszenarien, wie in urbanen Umgebungen eine sinnvolle Ergänzung zur Umgebungserfassung für sehbeeinträchtigte Personen dar. So ist hier vermehrt mit mittels RADAR detektierbaren Objekten aus Metall (z.

B. Automobile, Fahrräder, Straßenschilder) oder hohem Wasseranteil (z. B. Personen, Tiere) zu rechnen. Kommt es bei der zuvor beschriebenen Kamertechnik zu Fehlern der Bildgebung oder sind nur unzureichende optische Merkmale für eine Disparitätsbilderstellung verfügbar, kann RADAR-Sensorik ergänzend eingesetzt werden.

Als RADAR-Messprinzip wird ein MFCW-RADAR mit UWB-Spektrum genutzt, um so eine möglichst hohe Reichweite und Genauigkeit erzielen zu können. Exemplarisch wird im Folgenden das RADAR-System Walabot (Developer) der Firma Vayyar Imaging Ltd. genutzt. Entsprechend der regulatorischen Anforderungen der europäischen Union ist das Frequenzspektrum auf 6,3-8 GHz beschränkt [292]. Der Sensor verfügt insgesamt über 18 Antennen und entspricht demnach einem *Multi Input Multi Output* System [292]. Zur Generierung und Verarbeitung der RADAR-Signale wird ein integrierter ASIC genutzt (Vayyar VYYR2401 A3) [292].

Über eine entsprechende Softwareschnittstelle können interne Filteralgorithmen angepasst und die Daten des Sensors ausgelesen werden [293]. Die Daten werden zur weiteren Verarbeitung und späteren Fusionierung in eine Hinderniskarte überführt. Der Sensor wird dabei auf einen radialen Abstand von bis zu 5 m, einem Azimutwinkel von $\pm 60^\circ$ in der horizontalen Ebene und einem Elevationswinkel von $\pm 10^\circ$ in der vertikalen Ebene konfiguriert und die Genauigkeit des Sensors untersucht. Exemplarisch wird die Hinderniserfassung für ein Auto, eine Metalltonne und einen Baum bewertet (siehe Bild 36). Dabei werden fünf verschiedene Messpunkte (MP) in unterschiedlichen Abständen und Winkeln eingenommen und fünf ($n=5$) Messungen je Objekt und Messpunkt erfasst. Der Abstand wird initial manuell ausgerichtet und ausgemessen.

Der Baum an MP 4 konnte von dem System nicht erfasst werden. Ansonsten konnten bei allen Objekten und Messpunkten jeweils fünf Messungen durchgeführt werden. Tabelle 11 zeigt die Messergebnisse der jeweiligen Messpunkte und untersuchten Objekte.

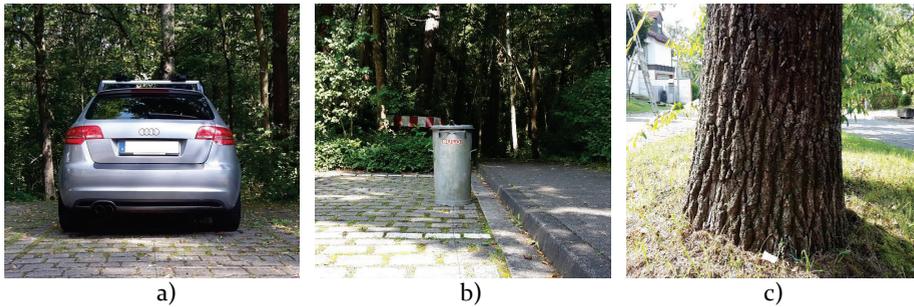


Bild 36: Hindernisobjekte zur Erfassung mittels eines RADAR-Sensors, a) Auto, b) Metalltonne, c) Baum [S12].

Tabelle 11: Ergebnisse der Hinderniserkennung mit dem Radarsensor Walabot von Vayyar Imaging Ltd nach [S12]. Die Objekte Auto, Metalltonne und Baum werden dabei in fünf verschiedenen Messpunkten mit je fünf Messungen ($n=5$) erfasst. Für jeden Messpunkt sind der Mittelwert und die Standardabweichung dargestellt.

Messpunkte	1	2	3	4	5
Radialer (rad)Abstand in cm	100,00	250,00	450,00	250,00	250,00
Azimutwinkel in °	0,00	0,00	0,00	30,00	45,00
Auto					
Durchschnitt radialer Abstand \pm Standardabweichung in cm	107,3 $\pm 0,03$	262,4 $\pm 0,07$	478,5 $\pm 0,23$	268,2 $\pm 0,14$	305,6 $\pm 0,56$
Azimutwinkel \pm Standardabweichung in °	0,77 $\pm 0,06$	-2,39 $\pm 0,06$	-1,52 $\pm 0,20$	26,48 $\pm 0,04$	37,24 $\pm 0,40$
Metalltonne					
Durchschnitt radialer Abstand \pm Standardabweichung in cm	106,8 $\pm 0,03$	255,8 $\pm 0,04$	461,3 $\pm 0,16$	252,7 $\pm 0,06$	255,9 $\pm 0,05$
Azimutwinkel \pm Standardabweichung in °	-1,40 $\pm 0,02$	0,29 $\pm 0,03$	-1,71 $\pm 0,27$	32,80 $\pm 0,15$	40,87 $\pm 0,17$
Baum					
Durchschnitt radialer Abstand \pm Standardabweichung in cm	109,2 $\pm 0,47$	252,0 $\pm 0,45$	461,3 $\pm 7,94$	-	230,1 $\pm 1,79$
Azimutwinkel \pm Standardabweichung in °	-8,09 $\pm 0,31$	4,82 $\pm 1,15$	1,57 $\pm 2,56$	-	4,85 $\pm 6,76$

Zu erkennen ist, dass die metallischen Objekte robust erkannt werden. Die Abweichung des Abstandes ist beim Auto in Bereichen zwischen 4,9% (MP 2) und 22,2% (MP 5). Die Abweichung des Azimutwinkels ist vor allem bei MP 4 und MP 5 mit 11,8% und 17,2 % relativ groß. Bei der Metalltonne liegt die Abweichung des radialen Abstandes zwischen 1,1% (MP 4) und 6,8% (MP 1) und sind damit wesentlich geringer als beim Auto. Auch die

Abweichungen des Azimutwinkels sind mit 9,3% und 9,2% für MP 4 und MP 5 geringer als zuvor. Der Baum zeigt eine radiale Abweichung von 0,4% bei MP 2 und 8,1% bei MP1. Die Abweichung des Azimutwinkels liegt bei MP 5 bei 89,2%. Die geringen Standardabweichungen lassen jedoch auch den Schluss zu, dass es sich um systematische Messfehler, z. B. durch die Messfehler bei der Positionierung oder Ungenauigkeiten durch unklare Reflexionspunkte der RADAR-Signale handelt.

Zwar ist die Genauigkeit bei nicht-metallischen Objekten eingeschränkt, jedoch kann der Sensor für die hier skizzierte Anwendung beispielsweise in urbanen Einsatzszenarien als Ergänzung sinnvoll genutzt werden. Die so erfassten Hindernisse können direkt in eine entsprechende Hinderniskarte der Umgebung überführt werden. Aufgrund des Messprinzips ist beispielsweise nicht von einer Erfassung des Bodens auszugehen, der mit aufwändigen Methoden entfernt werden muss.

6.4.2 Erfassung und Kartierung von lokalen Hindernissen mittels 3D-Ultraschallsensorik

Neben elektromagnetischen Wellen sind auch akustische Signale, die auf Schallwellen beruhen, für die Umgebungserfassung einsetzbar. Hierbei werden emittierte Schallwellen von umliegenden Objekten reflektiert und vom Sensor detektiert.

Für die weitere Integration und Bewertung der Genauigkeit wird der 3D-Ultraschallsensor TS3 der Firma Toposens GmbH genutzt. Dieser verfügt über einen Ultraschallemitter mit einer Frequenz von 41 kHz und drei Empfänger [93]. So kann ein Abstand von bis zu 5 m und ein Öffnungswinkel von 140° in horizontaler und vertikaler Ebene erfasst werden [93]. Über integrierte Thermo- und Hygrometer erfolgt eine interne Berechnung der Schallgeschwindigkeit und eine damit verbundene Kalibrierung [93, 92].

Der Sensor verfügt außerdem über eine umfangreiche Software-Bibliothek, die für die Anpassung und Auswertung der Sensorsignale genutzt werden kann [294]. So wird auch hier eine Hinderniskarte der Umgebung erzeugt, um eine multimodale Fusionierung der Sensordaten zu ermöglichen. Das Sensorprinzip wird hinsichtlich zweier Kriterien bewertet. Einerseits wird die generelle Detektierbarkeit von unterschiedlichen Hindernissen und andererseits die Positionsgenauigkeit bewertet. Für die erste Untersuchung werden verschiedene Hindernisse wie eine Hauswand, ein Gartenstuhl, eine Glaswand und eine Treppe in fünf Messpunkten von 1 bis 5 m Abstand erfasst. Bei jedem Messpunkt werden zehn ($n=10$) Messwerte der erfassten

Intensität des reflektierten Schallpulses ermittelt. Zusätzlich wird die Intensität des emittierten Schallpulses durch die Anzahl der Schallimpulse des Emitters ($n=10, 15, 20$) variiert. Hierbei bleibt die durchschnittliche emittierte Energie konstant, was bedeutet, dass der Schalldruckpegel eines einzelnen Signals mit geringer Anzahl der Schallimpulse theoretisch steigt. In Tabelle 25 im Anhang werden die Ergebnisse der verschiedenen Objekte dargestellt. Des Weiteren wird ähnlich zum vorherigen Kapitel das Sensorprinzip hinsichtlich Messgenauigkeit der Hindernispositionen untersucht. Als exemplarisches Hindernis wird hier ein Pappkarton (Höhe: 0,275 m, Breite: 0,4 m, Tiefe: 0,155 m) genutzt, welcher in fünf verschiedenen Messpunkten vor dem Sensor platziert wird. Die zuvor variierte Anzahl der Ultraschallpulse pro Messung wird hier auf 10 gesetzt. Tabelle 12 zeigt Abstand und Azimutwinkel der Messpunkte sowie die Messwerte inklusive Standardabweichung für je fünf ($n=5$) Messungen.

Tabelle 12: Ergebnisse der Hinderniserkennung mit dem Ultraschallsensor TS₃ von Toposens nach [S13]. Der Pappkarton (H: 0,275 m B: 0,4 m, T: 0,155 m) wird dabei in fünf verschiedenen Messpunkten mit je fünf Messungen ($n=5$) erfasst. Für jeden Messpunkt wird der Mittelwert und die Standardabweichung dargestellt.

Messpunkt	1	2	3	4	5
Rad. Abstand in cm	100	200	300	200	200
Azimutwinkel in °	0	0	0	15	20
Durchschnittlicher Abstand ± Standardabweichung in cm	96,9 ±0,00	194,2 ± 0,08	291,7 ±0,07	195,1 ±0,15	194,5 ±0,08
Azimutwinkel ± Standardabweichung in °	-0,7 ±0,20	-2,1 ±0,10	0,6 ±0,20	16,4 ±0,24	23,8 ±0,09

Die Ergebnisse der verschiedenen Objekte aus Tabelle 25 zeigen, dass der untersuchte Sensor lediglich bis zu einem Abstand von 3 m den Kunststoffstuhl, bis zu 4 m die untersuchten Objekte Treppe und Hauswand und in 5 m lediglich die untersuchte Glaswand detektiert. Die Intensität der detektierten Reflexionen nimmt dabei erwartungsgemäß mit zunehmenden Abstand ab. Die Untersuchungen zur Messgenauigkeit zeigen, dass der Abstand mit einer Abweichung zwischen 2,5% bei MP 3 und 3,1% bei MP 1 relativ genau gemessen werden kann. Der Messfehler des Azimutwinkels variiert hingegen zwischen 9,3% bei MP 4 und 19% bei MP 5. Auch hier zeigt sich bei den Messungen eine relativ kleine Standardabweichung, was auf einen systematischen Messfehler, z. B. aufgrund einer ungenauen Messung

der realen Position oder einer Diskrepanz zwischen der realen Messposition und Zuordnung der Position der Reflexion des emittierten Signals zustande kommt.

Neben der quantitativen Evaluation des Sensors erfolgt auch eine qualitative Untersuchung anhand eines exemplarischen Szenarios und dessen Hinderniskartierung. Bild 37 zeigt in a) ein RGB-Bild einer Glasfront im Abstand von 2 m, die in b) in eine Hinderniskarte auf Basis der v-Disparitäts-Methode und in c) auf Basis der Daten des Ultraschallsensors überführt wird. Die Karten werden dabei in der Draufsicht dargestellt und die Quadrate haben eine Kantenlänge von 1 m.

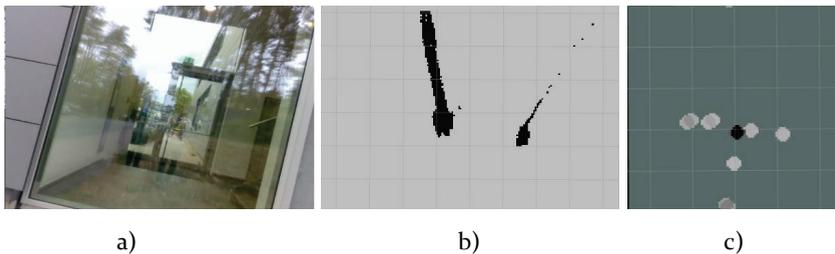


Bild 37: Exemplarisches Szenario einer Glasfront mit angrenzender Hausfassade und Innenwand mit a) RGB-Bild, b) kamerabasierte Hinderniskarte und c) Hinderniskarte auf Basis der Sensordaten des 3D-Ultraschallsensors TS₃ von Toposens [S₁₃].

Während in b) im Abstand von 2 m lediglich der Beginn der Hausfassade und der Innenwand dargestellt ist, ist in c) im Abstand von 2 m ein zentrales Hindernis zu sehen, was der Glasscheibe entspricht. Hierbei ist zu erwähnen, dass die Hinderniskarte in b) lediglich binäre Werte und in c) die Intensität des detektierten Signals dargestellt wird. Entsprechend ist zu sehen, dass die Glasfront primär mit einem einzigen Signal (zentraler schwarzer Punkt im Abstand von 2 m) dargestellt wird.

Ähnlich wie bei dem RADAR-Sensor zuvor zeigt sich, dass der Ultraschallsensor lediglich eine rudimentäre Erfassung und Kartierung von Hindernissen ermöglicht. Entsprechend eignen sich die Sensoren primär als Ergänzung zu der bisherigen tiefenbildbasierten Hindernissegmentierung und -kartierung.

7 **Orchestrierung der Datenverarbeitung zur Navigation in gering strukturierter Umgebung**

In den vorherigen Kapiteln wurde mittels unterschiedlicher Sensorprinzipien und Datenverarbeitungsmethoden eine Interpretation der Umgebung hinsichtlich des Wegverlaufes und der Position potenzieller Hindernisse vorgestellt. Zwar lassen sich einzelne Methoden, wie die Wegverlaufsklassifikation für die direkte Erzeugung eines Feedbacks nutzen, um sehbeeinträchtigte Personen auf einem Weg navigieren, jedoch ergeben sich verschiedene Einschränkungen, z. B. bei Kreuzungen oder Hindernissen. Zur Umsetzung einer umfassenden Navigation für sehbeeinträchtigte Personen ist eine Fusion der zuvor erzeugten Umgebungsinformationen, Lokalisationsinformationen sowie Positionsinformationen des Ziels essenziell. Dabei werden im Folgenden verschiedene kartesische 3D-Koordinatensysteme eingeführt. Die letztendliche Navigation erfolgt jedoch 2D in der Ebene, wobei die gewonnenen 2D- und 3D-Bildinformationen in ebenjene Ebene projiziert werden müssen.

In Kapitel 7.1 wird zunächst das Vorgehen zur multimodalen Lokalisation bestehend aus GNSS und VIO sowie deren Fusionierung vorgestellt. In Kapitel 7.2 erfolgt die Fusionierung der generierten Umgebungsinformationen über hierarchische Kostenkarten. Kapitel 7.3 beschreibt die Nutzung der Informationen zur Generierung eines Pfades zum gesetzten Ziel. In Kapitel 7.4 wird die Methodik zur robusten Orchestrierung der einzelnen Verarbeitungsschritte und Ableitung des Feedbacks für die sehbeeinträchtigte Person vorgestellt. Die Inhalte des Kapitels werden durch Erkenntnisse den studentischen Arbeiten von Moritz Manert [S9], Nikolaus Pfaller [S14], Sönke Prophet [S15], Julian Lang [S16] und Martin Lauer-Schmaltz [S17] ergänzt.

7.1 **Multimodale Positionsbestimmung und Fusionierung zur robusten kontinuierlichen Lokalisation**

Im Folgenden werden die Anforderungen sowie potenzielle Einschränkungen durch die hier adressierte Anwendung beschrieben und Methoden zur Fusionierung der Positionsinformationen vorgestellt. Folgende Anforderungen werden an die Lokalisation gestellt:

- Lagepeilung durch Bestimmung der aktuellen Position und Orientierung des Basiskoordinatensystems zum Zeitpunkt t ($\mathbf{K}_{\text{Ba},t}$) in Bezug auf die initiale Pose des lokalen Referenzkoordinatensystems ($\mathbf{K}_{\text{loc_ref}}$)
- Bestimmung der Transformation zwischen der aktuellen Pose ($\mathbf{K}_{\text{Ba},t}$) in Bezug auf die Pose des Ziel oder Zwischenziels ($\mathbf{K}_{\text{waypoint},n}$)
- Koppellokalisation durch Bestimmung der Änderung von Position und Orientierung des Basiskoordinatensystems ${}^{\text{Ba},t+1}\mathbf{T}_{\text{Ba},t}$

Die Lagepeilung und Berechnung der Transformationen zur nächsten globalen Wegpose kann mittels GNSS erfolgen, wobei mit potentiellen Ungenauigkeiten zu rechnen und diese zu kompensieren sind. Da das übergeordnete Ziel jedoch je nach Umgebung in großer Entfernung liegt und die Umgebungskarte nur aus dem aktuell sichtbaren Bereich entsteht, bedarf es verschiedener Zwischenziele. Diese werden durch eine Pfadplanung auf entsprechenden globalen Wegkarten berechnet. Da das System möglichst multifunktional und ohne Abhängigkeit von lokaler Infrastruktur auskommen soll, ist einerseits mit GNSS-Fehlerquellen durch Mehrwegeeffekte in urbanen Regionen oder Abschattung in urbanen und bewaldeten Regionen zu rechnen. Andererseits kann nicht überall mit der Verfügbarkeit von GBAS gerechnet werden. Jedoch kann von der Verfügbarkeit von überregionalen SBAS-Funktionen ausgegangen werden. Zur Steigerung der Robustheit sind solche GNSS-Empfänger zu nutzen, die mehrere (regionale) GNSS (Galileo, NAVSTAR GPS, GLONASS, Beidou) empfangen können. Das lokale europäische Galileo-GNSS hat bei freier Nutzung (*Open Service*) eine durchschnittlichen Genauigkeit von 4 m, was weitere Maßnahmen nötig macht [295].

Für die Fusionierung der GNSS-Informationen sind die Informationen zu aktuellem Höhen- und Breitengrad über die UTM-Abbildung in kartesische Koordination umzurechnen [112]. Um den Einschränkungen der Umrechnung zu begegnen, wird im Folgenden die Implementierung nach Karney genutzt [296, 297]. Hier besteht die Möglichkeit, die globalen Koordinaten in Bezug auf ein lokales Referenzkoordinatensystem $\mathbf{K}_{\text{loc_ref}}$ in kartesische Koordinaten umzurechnen. Im Folgenden wird $\mathbf{K}_{\text{loc_ref}}$ als initiale, global ortsfeste Pose zu Beginn der Navigation angenommen.

Neben der globalen Position ist die Orientierung essenziell für die Bestimmung der Bewegungsrichtung. Entsprechend wird eine IMU mit Kompass, Drehraten- und Beschleunigungssensor für die Bestimmung der absoluten Orientierung genutzt. Als weiteren Input zur Lokalisation eignet sich VIO

für die Koppellokalisation, da hier in Bezug auf eine initiale Pose ergänzend zu GNSS eine genauere relative Lokalisation ermöglicht werden kann.

Zur Fusionierung der Sensordaten für die dynamische Lokalisation eignet sich das Kalman-Filter [298], wobei der Zustand eines linearen Systems auf Basis von fehlerbehafteten Messungen geschätzt wird. Da das Verhalten mobiler Systemen jedoch häufig nicht-linear ist, kann das erweiterte Kalman-Filter (engl. *Extended Kalman-Filter*, EKF) angewendet werden [299]. Hierbei wird das Systemverhalten durch eine Taylorreihenentwicklung linearisiert und unterliegt demnach auch gewissen Einschränkungen [299]. Um den Einschränkungen zu begegnen und dennoch eine Zustandsschätzung zur Lokalisation des Assistenzsystems zu ermöglichen, eignet sich das *Unscented Kalman-Filter* (UKF) nach [300] und wird entsprechend integriert.

7.2 Modulare hierarchische Kostenkarten zur Fusionierung von Wegverlaufs- und Hindernisinformationen

Neben den Transformationen zwischen relevanten Koordinatensystemen zur Lokalisation sind auch die Umgebungsinformationen eine entscheidende Grundlage zur Planung eines sicheren und effizienten Pfades. Hierbei werden im Folgenden die Methoden zur Fusionierung der Weg- und Hindernisinformationen vorgestellt, die hierfür in entsprechende Navigationskarten überführt werden.

Kartierung der Wegsegmentierung

Die segmentierten Kamerabilder des Wegverlaufs müssen hierfür über eine perspektivische Projektion in eine 2D-Karte in der Bodenebene überführt werden. Bild 38 zeigt dafür die geometrischen Zusammenhänge zur Berechnung der kartesischen Koordinaten der Eckpunkte in Abhängigkeit der Höhe h , des Abstands d , des Nickwinkels θ und des vertikalen und horizontalen Öffnungswinkels $FOV_{h/v}$ der an der Brust getragenen Kamera. d_0 stellt dabei die Höhe eines Hilfsbereichs dar, der für die Unterstützung der Pfadplanung eingeführt wird und in Bild 39 erläutert wird. Für die RGBD-Kamera werden sowohl für das RGB-Modul, als auch für das Stereomodul im Folgenden ein einzelnes Koordinatensystem K_K angenommen. d ist der Versatz zwischen K_{Ba} und K_K in x -Richtung.

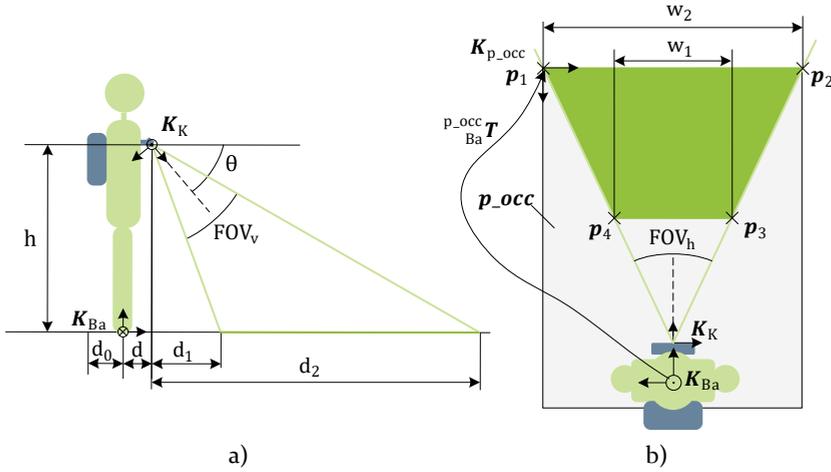


Bild 38: Geometrische Zusammenhänge zur Berechnung der kartesischen Koordinaten der Eckpunkte $p_{1,2,3,4}$ des segmentierten Wegbildes mit a) seitliche Ansicht und b) Draufsicht. Die Kamera mit dem Koordinatensystem K_K wird dabei um den Winkel θ zum Boden geneigt und befindet sich in der Höhe h über dem Boden. Die Kamera hat den horizontalen Öffnungswinkel FOV_h und den vertikalen Öffnungswinkel FOV_v . Das bodengebundene zentrale Basiskoordinatensystem der Person ist K_{Ba} . Die 2D-Wegkarte p_{occ} hat das Koordinatensystem $K_{p_{occ}}$. (In Anlehnung an [S17])

Für die Berechnung werden zunächst die Abstände d_1 und d_2 des unteren und oberen Bildrandes und die dazugehörigen Bildbreiten w_1 und w_2 in kartesischen Werten berechnet:

$$d_1 = h * \tan \left(90^\circ - \left(\theta + \frac{FOV_v}{2} \right) \right) \quad (21)$$

$$d_2 = h * \tan \left(90^\circ - \left(\theta - \frac{FOV_v}{2} \right) \right) \quad (22)$$

$$w_1 = 2 * \tan \left(\frac{FOV_h}{2} \right) * \sqrt{d_1^2 + h^2} \quad (23)$$

$$w_2 = 2 * \tan \left(\frac{FOV_h}{2} \right) * \sqrt{d_2^2 + h^2} \quad (24)$$

Entsprechend der berechneten Werte ergeben sich für die 2D-Eckpunkte folgende Koordinaten in Bezug auf das Basiskoordinatensystem K_{Ba} :

$$Ba p_1 = \left(d + d_2, \frac{w_2}{2} \right)^T \quad (25)$$

$$Ba p_2 = \left(d + d_2, -\frac{w_2}{2} \right)^T \quad (26)$$

$${}_{Ba}\mathbf{p}_3 = \left(d + d_1, \frac{w_1}{2}\right)^T \quad (27)$$

$${}_{Ba}\mathbf{p}_4 = \left(d + d_1, -\frac{w_1}{2}\right)^T \quad (28)$$

Die Transformation der perspektivischen Projektion erfolgt dabei über die 3×3 Projektionsmatrix \mathbf{M}_P und den 2D-Eckpunkten ${}_{B}\mathbf{p}_{i,h}$ des Bildes im Bildkoordinatensystem \mathbf{K}_B als homogene Koordinaten:

$${}_{Ba}\mathbf{p}_{i,h} = \mathbf{M}_P {}_{B}\mathbf{p}_{i,h} \text{ mit } i \in [1,2,3,4] \quad (29)$$

Das transformierte Bild wird schließlich in eine 2D-Wegkarte (engl. *path map*) mit dem ortsfesten Koordinatensystem \mathbf{K}_{p_occ} überführt.

Die Karten werden zudem in eine Rasterkarte (engl. *occupancy grid*) überführt, wobei jedem quadratischen Pixel der Höhe und Breite s in Meter die folgenden Werte zugewiesen werden können:

- 0: Auf dem Weg
- 1: Außerhalb des Weges
- -1: Unbekannt

Die Wegrasterkarte $\mathbf{p_occ}$ hat dementsprechend eine Breite von w_2/s und eine Höhe von $(d + d_2 + d_0)/s$ in Pixel.

Die Berechnung des Pfades wird mit Hilfe von Kostenabschätzungen getroffen, weshalb die Pixelwerte in Kosten überführt werden. Dies erfolgt zum einen durch die Überführung in einen Graustufenfarbraum zur Berechnung der Kosten des jeweiligen Pixels. Die möglichen Kosten der Pixel sind in Tabelle 13 zusammengefasst.

Tabelle 13: Mögliche Werte und Wertebereiche der lokalen und globalen Kostenkarten als Grundlage der Pfadplanung.

Wert/-bereich	Bedeutung
-1	Unbekannt
0	Auf dem Weg
1-253	In der Nähe des Wegrandes
254	Außerhalb des Weges

Zum anderen erfolgt eine abstandsabhängige Anpassung der Kosten. Dies ist nötig, da es in entfernten Bildbereichen zu falsch-negativen Fehlseg-

mentierungen des Weges kommen kann, die potenziell in einer sackgasenähnlichen Struktur resultieren und der globale Pfadplaner hier nicht in der Lage wäre einen Pfad zu einem Zielpunkt außerhalb der Karte zu planen. Bild 39 a) zeigt ein schematisches Bild mit binär segmentiertem Weg, welches in eine Wegkostenkarte p_cost in Bild 39 b) überführt wird. Das Koordinatensystem ist dabei K_{p_occ} der Rasterkarte.

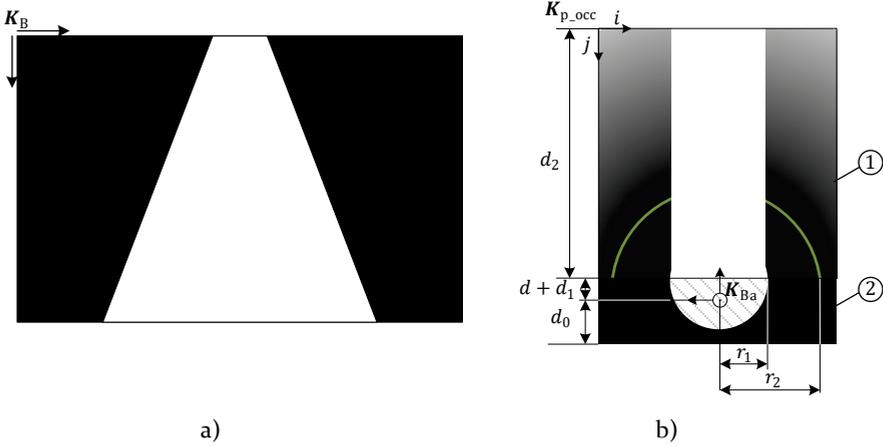


Bild 39: Überführung eines binären Wegbildes (a) in eine kostenbezogene Wegkarte p_cost (b) mit dem Koordinatensystem K_{p_occ} und dem zentralen Basiskoordinatensystem K_{Ba} der Person. Dabei wird die Hinderniskarte (1) ab einem Abstandswert r_2 (grüner Kreis) in Abhängigkeit des Abstands zu K_{Ba} skaliert. Zusätzlich wird unterhalb ein Hindernisbereich (2) hinzugefügt, der bis zu einem radialen Abstand r_1 aus unbekanntem Kosten (schraffiert dargestellt) und dann aus Hinderniskosten bis zur Breite der Wegkarte in y -Richtung und d_0 in negativer x -Richtung in Bezug auf K_{Ba} besteht.

Hierbei ergibt sich für die resultierenden Kosten $p_cost'(i, j)$ in Abhängigkeit der vorherigen Kosten $p_cost(i, j)$ und dem radialen Abstand r zum Basiskoordinatensystem K_{Ba} der folgende Zusammenhang:

$$p_cost'(i, j) = \begin{cases} p_cost(i, j) & \text{für } r \leq r_2 \wedge j < d_2 \\ p_cost(i, j) - \alpha(r - r_2) & \text{für } r > r_2 \wedge j < d_2 \end{cases} \quad (30)$$

r_2 ist dabei der Schwellwert, ab dessen Abstand die Reduktion der Kosten erfolgt. α ist dabei ein zusätzlicher Skalierungsfaktor, der die Stärke der Kostenreduktion bestimmt. Der kartesische Abstand r berechnet sich dabei wie folgt:

$$r = \sqrt{\left(i - \frac{w_2}{2}\right)^2 + (j - d - d_2)^2} \quad (31)$$

Des Weiteren wird unterhalb der Karte ein zusätzlicher Bereich hinzugefügt, welcher einen Wertebereich für unbekannte Regionen in einem Radius von r_1 um \mathbf{K}_{Ba} und einen nicht traversierbaren Bereich bis zu einem Abstand d_0 in negative x -Richtung darstellt. Auch dies ist notwendig, um eine robuste globale Pfadplanung durchzuführen, da die Pfadplanung durch das begrenzte Sichtfeld der Kamera sonst die Möglichkeit hätte einen Pfad um die aktuelle Wegkarte herum zu planen.

Kartierung der Hindernisinformationen

Grundlegend für die Verarbeitung der segmentierten Hindernisse ist die Überführung der Tiefeninformationen in eine 2D-Karte zur Fusionierung mit der segmentierten Wegkarte. Dafür wird zunächst jeder Disparitätswert mit Hilfe der Kameradaten, wie dem Basisabstand b oder der Brennweite f nach Formel (13) in Tiefendaten umgerechnet. In einem weiteren Schritt wird das 2D-Tiefenbild vom Bildkoordinatensystem in eine 3D-Punktewolke im Kamerakoordinatensystem \mathbf{K}_K transformiert. Dafür werden die Bildkoordinaten $(u, v)^T$ mit den intrinsischen Kameraparameter in Form der invertierten Projektionsmatrix aus Formel (3) in die Kamerakoordinaten $(y, x)^T$ rückprojiziert. Zusammen mit dem zuvor berechneten Tiefenwert z ergeben sich die 3D-Objektpunkte der Punktewolke im Kamerakoordinatensystem \mathbf{K}_K . Für die Fusionierung muss die Punktewolke schließlich in das bodengebundene Basis-koordinatensystem \mathbf{K}_{Ba} überführt werden. Dafür wird aus der Rotation um den Nickwinkel θ und der Höhe h die Transformationsmatrix ${}_{Ba}^K\mathbf{T}$ bestimmt. Zur Erstellung der 2D-Karte im Basiskoordinatensystem werden schließlich alle Punkte auf die xy -Ebene projiziert.

Somit werden die lokalen Hindernisse stets dynamisch kartiert. Bei der Hinderniskartierung ist der unmittelbare Bereich um die Person entscheidend für eine sichere Navigation. Zur Kompensation des durch den eingeschränkten Öffnungswinkel der Kamera nicht sichtbaren Bereichs unmittelbar vor der Person, muss eine zeitliche Fusionierung der Informationen erfolgen. Andernfalls könnte es bei der Navigation dazu führen, dass Hindernisse zunächst erfasst werden, jedoch beim Herantreten aus dem Sichtfeld vor der Person geraten und es somit zu einer Kollision kommen kann. Durch die höhere Frequenz der Kartenaktualisierung wird zudem die Möglichkeit der probabilistischen Kartierung genutzt. Somit werden kurzfristige Artefakte durch falsch-positive oder falsch-negative Segmentierungen nicht direkt zu Hindernissen oder freien Bereichen überführt. Bild 40 zeigt den geometrischen Zusammenhang zur Berechnung der Hindernis-Raster-

karte zum Zeitpunkt t $\mathbf{o_occ}_t$ und entsprechende probabilistische Hinderniskarte $\mathbf{o_prob}_t$ auf Basis der aktuellen Messung $\mathbf{o_occ}'_t$ und der vorherigen probabilistischen Hinderniskarte $\mathbf{o_prob}_{t-1}$.

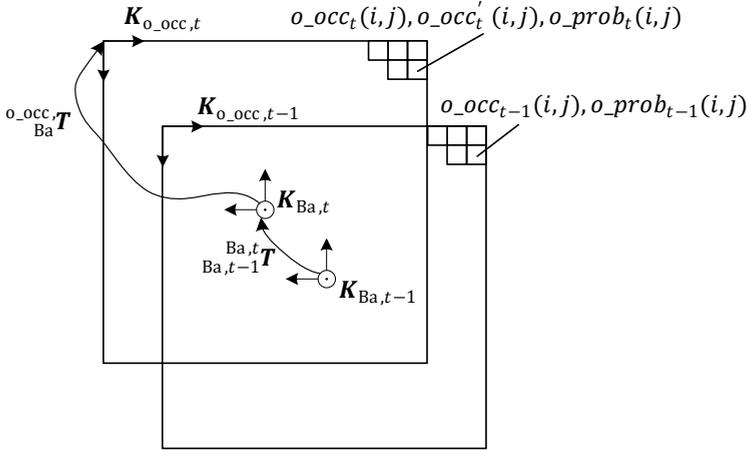


Bild 40: Geometrische Zusammenhänge der Hinderniskarte $\mathbf{o_occ}_t$ basierend auf der aktuellen Erfassung der Umgebung $\mathbf{o_occ}'_t$ und der vorherigen Hinderniskarte $\mathbf{o_occ}_{t-1}$. Die Hinderniskarten basieren wiederum auf den probabilistischen Karten $\mathbf{o_prob}_{t/t-1}$.

Die Transformation einzelner Rasterkoordinaten (i, j) zwischen den Zeitschritten $t - 1$ und t erfolgt zum einen über die Transformationsmatrix $\mathbf{T}_{Ba,t-1}^{Ba,t}$ und zum anderen über die konstante Transformationen in das Kartenkoordinatensystem zum jeweiligen Zeitpunkt $\mathbf{T}_{Ba}^{o_occ}$. Input ist die Rasterkartenmessung $\mathbf{o_occ}'_t$, die in die Rasterkarte $\mathbf{o_occ}_t$ überführt werden soll. Zusätzlich wird eine probabilistische Rasterkarte $\mathbf{o_prob}$ der identischen Größe eingeführt, die bei jedem Zeitschritt aktualisiert wird und ganzzahlige Werte zwischen -1 (unbekannt), 0 (kein Hindernis), bzw. zwischen 1 und 100 (Hinderniswahrscheinlichkeit) annehmen kann. Für die Berechnungen der einzelnen Wahrscheinlichkeitswerte der Zellen ergibt sich der folgende Zusammenhang:

$$\mathbf{o_occ}_t \mathbf{o_prob}_t(i, j) = \begin{cases} \mathbf{o_occ}_t \mathbf{o_prob}_{t-1}(i, j) + \beta_1 & \text{falls } \mathbf{o_occ}_t \mathbf{o_occ}'_t(i, j) = 1 \\ \mathbf{o_occ}_t \mathbf{o_prob}_{t-1}(i, j) - \beta_1 & \text{falls } \mathbf{o_occ}_t \mathbf{o_occ}'_t(i, j) = 0 \\ \mathbf{o_occ}_t \mathbf{o_prob}_{t-1}(i, j) & \text{falls } \mathbf{o_occ}_t \mathbf{o_occ}'_t(i, j) = -1 \end{cases} \quad (32)$$

Der vorangestellte Index gibt das Bezugskoordinatensystem an. Hierbei dient β_1 als Inkrement bzw. Dekrement. Entscheidend ist hierbei, dass die Wahrscheinlichkeit $\mathbf{o_prob}(i, j)$ nicht verändert wird, falls in der aktuellen

Messung $o_occ'(i, j)$ der Wert -1 vorliegt und entsprechend keine Messung erfolgt. Dies ist beispielsweise im toten Winkel direkt vor der Person der Fall. Demnach werden erfasste Hindernisse auch in diesem Bereich kartiert und für die lokale Pfadplanung herangezogen.

Auf Basis der berechneten Wahrscheinlichkeiten erfolgt schließlich die Berechnung der resultierenden Rasterkarte o_occ_t :

$$o_occ_t(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{falls } o_prob_t(i, j) \geq \beta_2 \\ 0 & \text{falls } o_prob_t(i, j) < \beta_2 \wedge > -1 \\ -1 & \text{falls } o_prob_t(i, j) = -1 \end{cases} \quad (33)$$

Übersteigt die Wahrscheinlichkeit $o_prob_t(i, j)$ den Schwellwert β_2 , so wird an dieser Stelle in $o_occ_t(i, j)$ ein Hindernis eingezeichnet. Die so erzeugte Rasterhinderniskarte wird schließlich in eine Kostenkarte o_cost_t überführt. Hierbei wird zunächst lediglich der Wert 1 in den Wert 254 übersetzt, um einen nicht traversierbaren Bereich entsprechend Tabelle 13 zu klassifizieren.

Die in Kapitel 6.4 vorgestellten Methoden der Hinderniserfassung mittels RADAR- und Ultraschallsensor ergeben ebenfalls eine Hinderniskarte. Diese werden nach Überführung in eine kartesische Darstellung modular mittels Formel 33 zu einer gesamten Hinderniskarte fusioniert, um somit Einschränkungen einzelner Sensoren je nach Anwendungsgebiet begegnen zu können.

Des Weiteren werden die Karten hierarchisch nach Lu *et al.* [301] effizient kombiniert. So werden durch eine schichtweise Betrachtung der Karten neue Informationen effizient integriert und fusioniert. Die erstellte Wegkarte wird in die globale Kostenkarte g_cost auf Basis der zeitbezogenen Transformationen integriert. g_cost wird dabei mit den Kosten -1 (unbekannt) initialisiert. Die Hinderniskarte wird gesondert betrachtet und wird entsprechend nicht zu g_cost fusioniert. Bild 41 zeigt exemplarisch die Fusionierung der jeweiligen Kostenkarten und Koordinatensysteme. Die Größe von g_cost wird dabei so gewählt, dass sich die aktuell betrachteten Wegposen $K_{waypoint, n}$ und die initiale Pose $K_{loc, ref}$ innerhalb der Kartenbegrenzung befinden. Die Transformationen ${}_{loc, ref}^{g_cost}T$, ${}_{loc, ref}^{waypoint, n}T$ sind dabei statisch. Die restlichen Transformationen sind zeitbezogen und entsprechend dynamisch anzusehen. Als weitere hierarchische Ebene erfolgt die Vergrößerung der Hindernisse und Bereiche außerhalb des Weges entsprechend der Ausdehnung der Person während der Bewegung, was näherungsweise einer Überführung der Umgebungsdarstellung vom Arbeits- in den Konfigurationsraum entspricht.

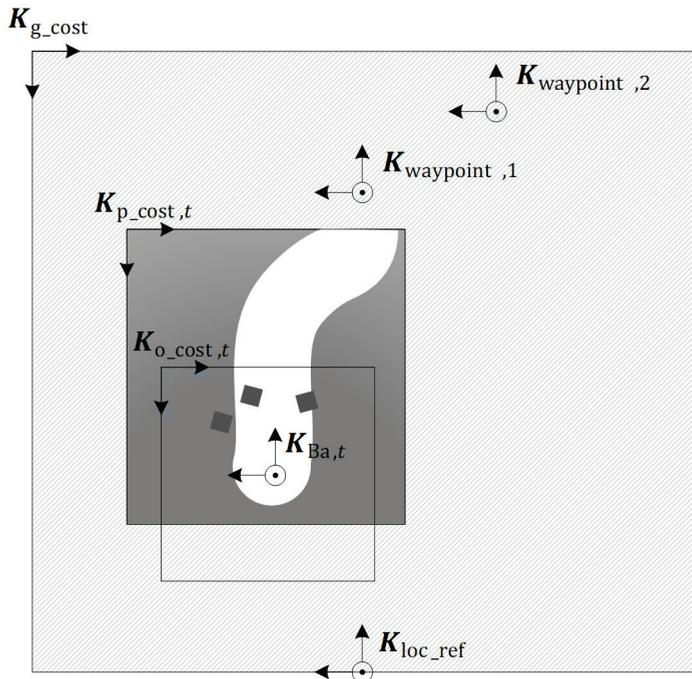


Bild 41: Gesamtfusionierung der exemplarischen Weg- und Hinderniskostenkarten in der globalen Kostenkarte g_cost . Die globale Kostenkarte wird dabei mit einem fixen Wert für unbekannte Umgebungen (-1, schraffiert dargestellt) initialisiert.

7.3 Globale und lokale Pfadplanung zur Navigation

Die fusionierten Karten stellen die Grundlage für die Berechnung eines kollisionsfreien Pfades zum Ziel dar. Hierbei wird eine Unterscheidung in drei Pfade getroffen:

- Grobplanung unter Einbeziehung potenziell fehlerbehafteter GNSS-Lokalisierung
- Planung auf Basis des detektierten Wegverlaufes
- Feinplanung zur Erzeugung des Feedbacks auf Basis des berechneten Pfades und aktueller umliegender Hindernis- und Weginformationen

Der GNSS-basierte Pfad stellt dabei die übergeordnete Instanz dar. Hierbei wird auf Basis einer globalen Navigationskarte eine Routenplanung zu einem vorgegebenen globalen Ziel durchgeführt. Frei verfügbare Programmierschnittstellen des *openrouteservice* [302] auf Basis der OSM [111] ermöglichen eine automatisierte Routenerstellung. Hier sind auch Anpassungen für die spezifische Navigation von Fußgängern [303] und sehbeein-

trächtigten Personen [202] möglich. Alternativ kann ein GNSS-Pfad auch manuell über entsprechende Tools oder durch Aufzeichnung während des Abschreitens des Weges erzeugt werden. Dabei werden einzelne Positionen des Pfades als Wegpunkte in geografischen Koordinaten berechnet und dienen im weiteren Verlauf als Grundlage für die globale Pfadplanung zwischen der aktuellen Pose $\mathbf{K}_{\text{Ba},t}$ und der nächsten Wegpose $\mathbf{K}_{\text{waypoint},n}$. Zur Kompensation von Ungenauigkeiten der GNSS-Lokalisierung ist der Abstand zwischen den Wegpunkten relevant. Hierfür werden zunächst Schwellwerte definiert, die den minimalen und maximalen Abstand der Wegpunkte definieren. Vor allem bei Geraden approximieren GNSS-Routenplaner diese lediglich mit dem Anfangs- und Endpunkt. Entsprechend werden die geographischen Koordinaten wie zuvor nach Karney [297, 296] über die UTM-Abbildung in kartesische Koordinaten überführt und entweder auf Verbindungsgeraden zwischen zweier zu weit entfernter Wegpunkte neue Wegpunkte in einem zusätzlich definierten Abstand interpoliert oder bei zu geringem Abstand diese aus der Liste entfernt.

Die erstellte Liste von $\mathbf{K}_{\text{waypoint},n}$ mit $n \in [1, N]$ und $N \in \mathbb{N}$ dient als Grundlage für die globale Pfadplanung. Die aktuell Zielpose wird entsprechend der verfügbaren Wegposen und des kartesischen Abstandes zur aktuellen Pose definiert. Unterschreitet der Abstand dabei einen definierten Schwellwert, wird die nächste Wegpose ausgewählt und als Zielpose gesetzt. Sollte es sich bei der nächsten Wegpose um das übergeordnete Ziel handeln, wird der Nutzer beim Erreichen des Zielpunktes entsprechend benachrichtigt.

Auf Basis der aktuellen Zielpose $\mathbf{K}_{\text{waypoint},n}$, der aktuellen Pose $\mathbf{K}_{\text{Ba},t}$ und der globalen Kostenkarte $\mathbf{g_cost}$ wird schließlich der globale Pfad berechnet. Dieser sollte einerseits stets auf dem aktuell erkannten Weg verlaufen und dabei möglichst optimal, das heißt mit dem kürzesten Pfad zum Ziel finden. Hierfür werden die Kosten und relevanten Posen zu einer Potentialkarte verknüpft, die wiederum Grundlage für die globale Pfadplanung ist [304]. Die Berechnung des Pfades erfolgt mittels etablierter Algorithmen wie dem Dijkstra-Algorithmus, der sich optimal für der ganzheitlichen Betrachtung des Potentialfeldes eignet [305].

Auf Basis des globalen Pfades und der aktuellen Umgebungsinformationen wird schließlich der lokale Pfad berechnet, welcher wiederum in ein entsprechendes Feedback überführt wird. Der lokale Pfadplaner hat dabei die Aufgabe einerseits dem globalen Pfad zu folgen, andererseits jedoch Kollisionen mit Hindernissen, die bei der globalen Pfadplanung nicht berücksichtigt werden, zu vermeiden. Zudem müssen die dynamischen Fähigkeiten des mobilen Systems oder im vorliegenden Fall der Person in Betracht

gezogen werden. Ein entsprechender Algorithmus ist dafür der *Dynamic Window Approach* (DWA) nach Fox *et al.* [306], der auch hier Anwendung findet.

7.4 Orchestrierung der Verarbeitungsschritte und Generierung von Navigationsanweisungen

Neben der Fusionierung der Daten ist auch eine Koordination der Verarbeitungsschritte essenziell für eine robuste und effiziente Navigation. So werden im Folgenden die einzelnen Verarbeitungsschritte zu funktionalen Blöcken aggregiert und deren Orchestrierung für die sichere Navigation sehbeeinträchtigter Personen vorgestellt. Das zu Grunde liegende Konzept basiert dabei auf finiten Zustandsautomaten (engl. *State Machine*, SM), welche die Ausführung von Grundfähigkeiten wie z. B. Datenverarbeitungsschritte und die damit verbundene Sensordatenfusion koordinieren. Neben dem klassischen Konzept der Zustandsautomaten, die jeweils einen Zustand entsprechend des vorherigen Zustandes und definierter Übergangsbedingungen einnehmen können, existieren erweiterbare Konzepte wie Verhaltensbäume (engl. *Behavior Trees*), die auch die parallele Ausführung von Aktionen ermöglichen [307].

Auf Basis der im vorherigen Kapitel beschriebenen Verarbeitungs- und Fusionierungsschritte, werden vier separate Zustandsautomaten definiert. Hierfür werden zunächst alle relevanten Verarbeitungsschritte als Service-Client-Methodik implementiert, was in Teilen dem Konzept von Pütz *et al.* [308] folgt. So werden die Ressourcen des Systems zur Datenverarbeitung nur genutzt, wenn die jeweiligen Daten benötigt werden. Dabei stellen die datenverarbeitenden Softwareknoten die Server dar, welcher über Clients der Zustandsautomaten getriggert werden. Eine weitere Aufgabe der Zustandsautomaten ist das Erfassen von Fehlerfällen und die entsprechende Warnung des Nutzers zur Gewährleistung der Sicherheit. Dafür werden in den ausführenden Knoten entsprechende Fehlerfälle abgefangen und in einen sicheren Zustand überführt sowie die entsprechenden Fehler an die SM weitergeleitet. Der sichere Zustand verhindert somit ein unkontrolliertes Beenden der Prozesse und die Weiterleitung an die SM ermöglicht die Warnung des Nutzers. Im Folgenden werden die vier parallelen Zustandsautomaten, welche von dem übergeordneten Zustandsautomat *Navigation SM* koordiniert werden, vorgestellt. Eine zusätzliche Datenbank (SQL) ermöglicht die Kommunikation von Daten innerhalb und über die SM hinaus.

Global Costmap State Machine

Die Global Costmap SM stößt im Zustand *Get Global Costmap* zunächst die Wegsegmentierung sowie die Überführung in die Wegkostenkarte *p_cost* und Integration in die Gesamtkostenkarte *g_cost* an. Aufgrund der aktualisierten globalen Umgebungsinformationen wird anschließend im Zustand *Get Global Path* der globale Pfad berechnet oder optimiert und dem lokalen Pfadplaner zur Verfügung gestellt. Der abschließende Zustand *Check Status* überprüft einerseits den Erfolg der durchgeführten Prozessschritte und andererseits die Einhaltung der vorgegebenen Aktualisierungszeit. Sollte beispielsweise der globale Pfadplaner keinen Pfad zum nächsten Wegpunkt planen können oder die Prozesse nicht in einem zuvor definierten Zeitrahmen erfolgen, so wird dies in diesem Status erfasst und die gesamte SM in den Zustand *Secure State* überführt.

Local Costmap State Machine

Die Local Costmap SM triggert im Zustand *Get Local Costmap* zunächst die Hindernissegmentierung auf Basis der Tiefendaten und die Überführung in die entsprechende Hinderniskarte. Diese wird entsprechend stetig aktualisiert und der lokalen Pfadplanung bei Bedarf zur Verfügung gestellt. Auch hier überprüft der Zustand *Check Status* die Rechtzeitigkeit und den Erfolg der Berechnungsschritte. Bei Fehlern wird die übergeordnete SM in den Zustand *Secure State* überführt.

Path Planner State Machine

Die Aufgabe der Path Planner SM ist die Überprüfung der Aktualität des Zwischenziels in Form des aktuellen Wegpunktes und die Durchführung der globalen und lokalen Pfadplanung. Der Zustand *Get Waypoint* startet die Überprüfung und Aktualisierung der Wegpose und stellt diese der globalen Pfadplanung bei Bedarf zur Verfügung. Der Zustand *Get Global Path* triggert, wie auch in der Global Costmap SM die Berechnung der globalen Pfadplanung. Dies ist an beiden Stellen nötig, da sowohl bei einer Aktualisierung der Wegpose als auch einer Aktualisierung der relevanten Umgebungsinformationen eine Anpassung des globalen Pfades nötig ist. Im Zustand *Execute Path* wird schließlich die lokale Pfadplanung getriggert. Diese generiert schließlich auf Basis der lokalen Kostenkarte und der aktuellen Eigenbewegung eine lokale Trajektorie, die bestmöglich dem globalen Pfad folgt und dabei die Kollision mit Hindernissen ausschließt. Auch hier überprüft der *Check Status* Zustand die Ausführung der Pfadplaner auf Erfolg und Rechtzeitigkeit. Sollte der Zustand *Get Waypoint* zum Schluss kommen, dass die aktuelle Position der Zielposition entspricht, wird die

SM an dieser Stelle beendet und die globale SM in den Zustand *Secure State* überführt.

Feedback State Machine

Abschließend werden in der Feedback SM die Berechnung und Bereitstellung der Navigationshinweise koordiniert. Der Zustand *Provide Feedback* führt dafür die Berechnung des Feedbacks auf Basis der aktuellen lokalen Trajektorie aus. Das Feedback wird schließlich über die präferierte und an den Nutzenden adaptierte Modalität übermittelt. Auch hier wird im Zustand *Check Status* der aktuelle Zustand überprüft und im Fehlerfall die globale SM in den Zustand *Secure State* überführt. Sollte sich die globale SM aufgrund eines Fehlerfalls im Zustand *Secure State* befinden, so triggert dieser Zustand ebenfalls die Generierung einer Feedback-Nachricht.

Bild 42 zeigt die Gesamtarchitektur zur Orchestrierung der einzelnen Verarbeitungsprozesse auf Basis von Sensordaten und die dazugehörige Koordination über vier parallele Zustandsautomaten. Zusätzlich ist die SQL-Datenbank (*Nav SM Database*) dargestellt, die für die Bereitstellung von Parametern und zum Austausch von Daten zwischen den einzelnen SM genutzt wird.

Die zu übermittelnden Nachrichten sind dabei in Fehlermeldungen und Bewegungsanweisungen unterteilt. Tabelle 14 gibt einen Überblick über die verschiedenen Meldungen, deren Priorisierung und Erläuterung.

Tabelle 14: Mögliche Feedbacknachrichten des Assistenzsystems, deren Priorität und Erläuterung.

Feedbacknachricht	Priorität	Erläuterung
Systemabsturz	1	Ein fehlerhafter Prozess oder Sensor führt zum Absturz des Systems. System muss neu gestartet werden. Nutzer muss sofort stehenbleiben.
Fehlermeldung	2	Ein Prozess konnte nicht erfolgreich oder rechtzeitig durchgeführt werden. Nutzer muss stehen bleiben und auf weitere Anweisungen des Systems warten. Prozess wird z. B. erneut berechnet.
Ziel erreicht	3	Die aktuelle Position des Nutzers befindet sich am Gesamtziel.
Geschwindigkeit verringern	4	Die translatorische Geschwindigkeit des lokalen Pfades ist unterhalb der aktuellen Geschwindigkeit. Der Nutzer muss die Geschwindigkeit reduzieren.
Richtungsanweisungen	5	Der lokale Pfadplaner hat einen sicheren Pfad berechnet. Dem Nutzer wird die Richtung über eine spezielle Signalfolge vermittelt.

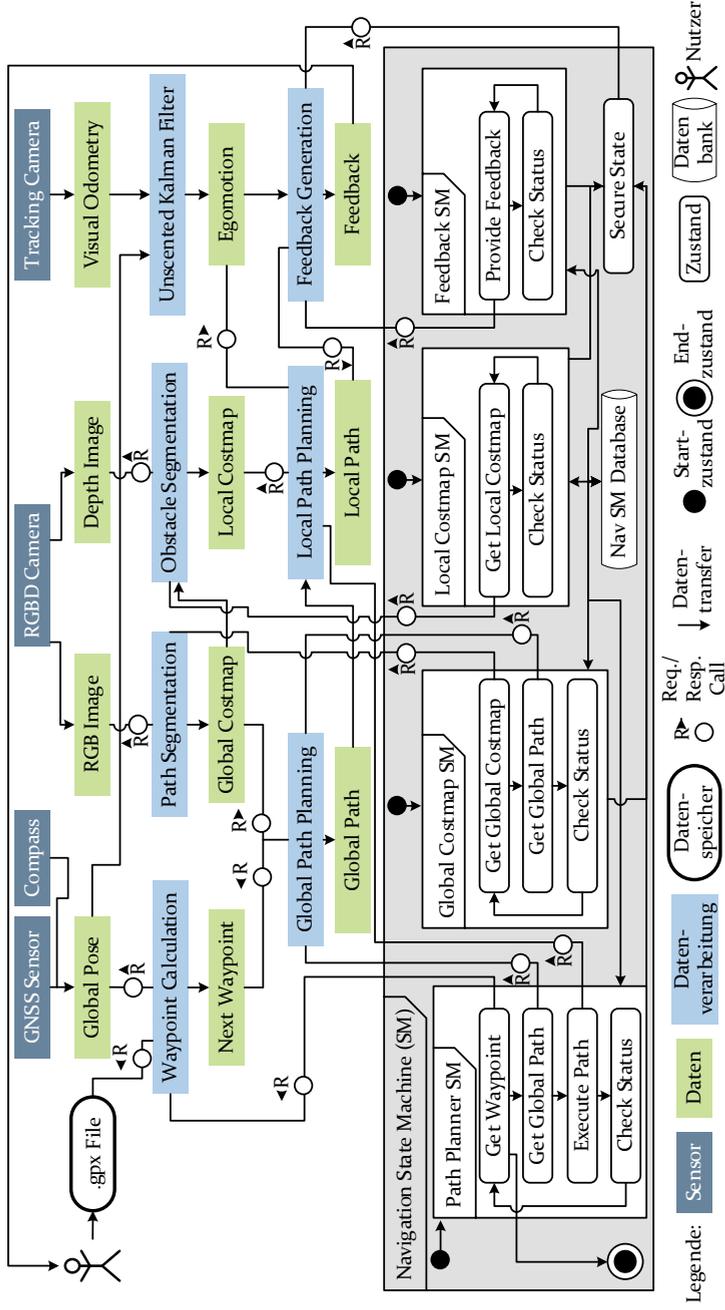


Bild 42: Darstellung der Orchestrierung der Datenverarbeitungsschritte und deren Koordination über Zustandsautomaten (engl. *State Machine, SM*). Die Daten der Sensoren (GNSS, Kompass, RGBD- und Trackingkamera) werden von den jeweiligen Prozessen verarbeitet und entweder permanent oder bei Bedarf (Req./Resp. Call) bereitgestellt. Die Zustandsautomaten koordinieren die Erstellung der globalen und lokalen Kostenkarten, die darauf basierende Pfadplanung und die Erstellung des Feedbacks. Die übergeordnete SM verfügt dabei auch über eine Datenbank und kann im Falle eines Fehlers in einen sicheren Zustand überführt werden und den Nutzer entsprechend warnen.

Hierbei werden die Nachrichten entsprechend ihrer Priorität, die sich entsprechend der Schwere des Fehlerfalls orientiert, übermittelt. Die Richtungsanweisungen beruhen auf der berechneten lokalen Trajektorie, die sich entsprechend aus einer optimalen, translatorischen und rotatorischen Geschwindigkeit zusammensetzt. Sollte die translatorische Geschwindigkeit der aktuellen Trajektorie geringer als die der aktuellen Eigenbewegung sein, wird eine entsprechende Nachricht generiert. Die rotatorische Geschwindigkeit unterscheidet sich entsprechend der Rotationsrichtung und der Geschwindigkeit selbst. Dabei wird der Pfadplaner mit der maximalen Rotationsgeschwindigkeit $v_{rot,max}$ parametrisiert. Das generierte Feedback der Richtungsangabe muss dabei einerseits deutlich unterscheidbar sein und andererseits eine möglichst genaue Navigation ermöglichen. Als Kompromiss wird hier eine Unterteilung in vier Zonen je Seite gewählt, die in Bild 43 dargestellt ist.

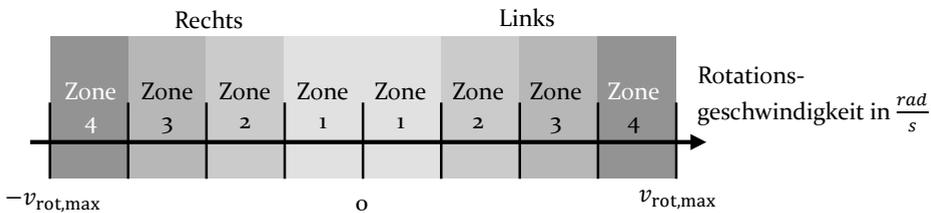


Bild 43: Einteilung der Rotationsgeschwindigkeit der lokalen Trajektorie in je vier Zonen entsprechend der maximalen Rotationsgeschwindigkeit $v_{rot,max}$.

Zusammenfassend ermöglichen die hier vorgestellten Methoden zur Sensordatenfusion sowie Orchestrierung der Datenverarbeitungsprozesse zur Interpretation von Lokalisierungs- und Umgebungsinformationen die robuste Navigation in gering strukturierter Umgebung. Dabei werden im besonderen Maße die Anforderungen hinsichtlich des Umgangs mit Unsicherheiten und potenziellen Fehlsegmentierungen, der beschränkten Ressourcen und den Sicherheitsanforderungen adressiert. Zudem ermöglicht die umfangreiche Datenverarbeitung die Generierung eines wenig komplexen Signals, das intuitiv verstanden werden kann. Neben den genutzten globalen und lokalen Pfadplanungsmethoden existieren weitere Konzepte. Diese können alternativ genutzt werden und bringen je nach Umgebung gegebenenfalls längere Berechnungszeiten mit sich, eignen sich jedoch besser für dynamische Hindernisse [309].

8 Assistenzsystem für die Navigation sehbeeinträchtigter Personen in gering strukturierter Umgebung

Basierend auf den vorgestellten Methoden wird im folgenden Kapitel die konkrete Umsetzung, Implementierung und Evaluation für die Anwendung in einem Assistenzsystem zur Unterstützung von O&M sehbeeinträchtigter Personen in gering strukturierter Umgebung vorgestellt. Kapitel 8.1 befasst sich mit der Konzeption und Umsetzung eines Demonstrators. Die Evaluation der implementierten Methoden zur Umgebungssegmentierung erfolgt in Kapitel 8.2 zunächst im Rahmen von Labortests. Die Untersuchung der Gesamtnavigation erfolgt in Kapitel 8.3 im Rahmen eines exemplarischen Feldtests. Abschließend wird die Schnittstelle zum Nutzenden im Rahmen einer Probandenstudie untersucht und in Kapitel 8.4 dargestellt.

8.1 Systemarchitektur und Konzeption des Assistenzsystems

Zur Validierung von Teil- und Gesamtfunktionen wird ein Demonstrator nach den in Kapitel 4.2 definierten Anforderungen konzipiert und im Folgenden vorgestellt. Entsprechend des V-Modells für mechatronische Systeme erfolgt die Unterteilung in Hard- (Kapitel 8.1.1) und Softwarekomponenten (Kapitel 8.1.2). Die Inhalte dieses Kapitels wurden durch Erkenntnisse der studentischen Arbeiten [S₂, S₃, S₅–S₁₆, S₁₈–S₂₄] ergänzt. Zudem wurden die Konzepte Bestandteil wissenschaftlicher Publikationen [P₁–P₃, P₅–P₇].

8.1.1 Auswahl und Integration der eingebetteten Hardwarekomponenten des Assistenzsystems

Zur Umsetzung des Assistenzsystems werden verschiedene Hardwarekomponenten benötigt, die die benötigten Daten in ausreichender Qualität bereitstellen, diese lokal verarbeiten und die gewonnenen Informationen über eine Feedbacknachricht der sehbeeinträchtigten Person zur Verfügung stellt.

RGBD-Kamera

Für die Erzeugung von Tiefenbildern wurden verschiedene Alternativen mit ihren jeweiligen Vor- und Nachteilen vorgestellt. In den hier primär adressierten Szenarien mit gering strukturierter Umgebung außerhalb geschlossener Räume ist einerseits von einer ausreichenden Anzahl an optischen Merkmalen und andererseits von potenziell starker Umgebungsbeleuchtung durch Sonneneinstrahlung auszugehen. Entsprechend eignen sich aktive, kompakte Sensorprinzipien nicht, sondern es ist eine passive Tiefenbildgebung nach dem Stereokameraprinzip zu bevorzugen. Dem damit einhergehenden Rechenaufwand für die Berechnung der optischen Merkmale und deren *Matching* (siehe Kapitel 6.1) widerspricht zwar dem grundsätzlichen Prinzip zur Reduktion von Rechenbedarf der mobilen Anwendung, jedoch handelt es sich hierbei um identische, sich wiederholende Rechenoperation, die effizient mittels eines ASIC durchgeführt werden können. Um die Fusionierung von Weg- und Hinderniskarten zu erleichtern, ist es nötig, dass die Farbbilder ebenfalls aus dem identischen Blickwinkel erstellt werden und somit eine zusätzliche RGB-Kamera in das Kamerasystem integriert ist. Ein System, das die hier geforderten Eigenschaften erfüllt und auch entsprechend integriert wird, ist die RGBD-Kamera Realsense D435 der Firma Intel [76]. Die Kamera verfügt über einen *Vision Processor D4* ASIC, der die Tiefenberechnung auf dem Kamerasystem durchführt [310].

Kamerastabilisierung

Da die Kamera durch die Person selbst getragen wird und so Körperbewegungen direkt übertragen werden, muss eine zusätzliche Stabilisierung der Kamera vorgenommen werden, um eine konstante Bildqualität, konstanten Bildausschnitt sowie eine konstante Kameraorientierung zu gewährleisten. Gerade bei einer am Oberkörper angebrachten Kamera kommt es auch zu Nick- und Gierbewegungen des Oberkörpers. So können bei schnelleren Laufgeschwindigkeiten Rotationen des Oberkörpers von $\pm 20^\circ$ um die Nickachse auftreten [311]. Dabei sind vor allem Drehungen um die Nickachse gänzlich zu kompensieren, um hier die Orientierung konstant zu halten. Somit bleiben die extrinsischen Kameraparameter für die Rückprojektion und perspektivische Projektion der Bilddaten konstant. Bewegungen um die Gierachse sollten dabei so stabilisiert werden, dass kurzfristige Bewegungen aufgrund von Oberkörperdrehungen während der Bewegung kompensiert, konstante Drehungen durch Richtungsänderungen während des Gehens jedoch übernommen werden.

Zur Kompensation der Bewegungen kommt hier eine aktive kardanische Stabilisierung (Gimbal) zum Einsatz. Zwar geht dies auch mit einem gewissen Eigengewicht einher, dies kann jedoch durch die Verwendung kompakter Motoren und Konstruktionselemente möglichst geringgehalten werden. Als zentrales Element kommt primär der Gimbaltrieb BaseCam SimpleBGC 8-bit für die Stabilisierung um die Nick- und Gierachse zum Einsatz. Zusätzlich wird über eine IMU (Invensense MPU-6050) die Kameraorientierung erfasst und für die Regelung des Systems genutzt. Als Antriebseinheit werden speziell gewickelte bürstenlose Gleichstrommotoren (Gierachse: dys BGM 4108-130, Nickachse: Quarum Gimbal Motor 2208) verwendet. Die Konstruktion des Gimbals basiert dabei auf leichtgewichtigen, additiv gefertigten Kunststoff- und gelaserten Aluminiumbauteilen.

GNSS

Neben der optischen Erfassung der Umgebung ist auch die Lagepeilung in dieser nötig, was mittels GNSS-Sensorik gelöst wird. Diese empfängt über eine dedizierte Antenne zunächst Signale der Satelliten. Die Antenne ist in der Lage die Signale verschieden GNSS zu empfangen. Die Auswertung der Signale und Berechnung der Position unter Fusionierung verschiedener GNSS-Informationen sowie zusätzliche Filterungsschritte erfolgen schließlich ebenfalls auf einem dedizierten ASIC. Für die Integration wird ein System mit dedizierter Antenne gewählt, um eine möglichst optimale Platzierung wählen zu können und die bestmögliche Lokalisierungsgenauigkeit erzielen zu können. Als Antenne wird hier das System Mike 11 des Herstellers Siretta gewählt und als Auswerteeinheit das GNSS-click-5 von Mikro-Elektronika mit einem integrierten ASIC NEO-M8 des Herstellers u-blox. Dieser ermöglicht den zeitgleichen Empfang von drei von vier möglichen GNSS (GPS, Galileo, GLONASS und Beidou).

Tracking-Kamera

Neben der globalen Lokalisation durch GNSS, ist auch die kontinuierliche Lokalisation und das Ableiten der Eigenbewegung für die Navigation essenziell. Hierbei eignet sich im vorliegenden Fall die Methodik der visuellen Odometrie. Da der Verlauf der selben optischen Merkmale über eine Zeitreihe von Bildern betrachtet wird, ist es essenziell, dass diese selbst bei schnelleren Bewegungen über einige Bilder hinweg zu sehen sind. Entsprechend sind Kameras mit ausreichend großen Öffnungswinkeln zu wählen. Da für eine genaue Bestimmung der Odometrie auch Tiefenbildgebungsprinzipien zum Einsatz kommen und auch hier die zuvor genannten Vor- und Nachteile der 3D-Bildgebungsprinzipien zum Tragen kommen, ist auch bei dieser Kamera die Stereobildgebung zu bevorzugen. Zudem ist die

Nutzung von IMU-Daten zur Steigerung der Robustheit nach dem VIO-Prinzip zu bevorzugen. Da die bereits beschriebene Intel Realsense D345 Stereokamera primär für die Erzeugung von präzisen Tiefeninformationen konzipiert ist, entspricht deren Öffnungswinkel keinem Weitwinkelobjektiv und kann entsprechend nur unzureichend für die visuelle Odometrie genutzt werden.

Entsprechend ist eine weitere Weitwinkelstereokamera zu nutzen. Zur Begegnung des zusätzlichen Rechenbedarfs wird auch hier ein Ansatz zur eingebetteten Berechnung der VIO genutzt. Als Trackingkamera wird die Intel Realsense T265 genutzt, die mit Weitwinkelstereokameras, IMU und einem dedizierte Intel Movidius Myriad 2 (MA215x) ASIC zur Berechnung der visuellen Odometrie ausgestattet ist [312]. Im Vergleich zum Stand der Forschung (z. B. OBR2-SLAM) konnten in verschiedenen Szenarien vergleichbare Genauigkeiten erzielt werden [313–315].

Kompass

Da für die Navigation neben der globalen Position, die durch GNSS bestimmt werden kann, auch eine globale Orientierung essenziell ist, wird ein zusätzlicher Kompass benötigt. Hierbei kann eine IMU mit neun Freiheitsgraden (3 Achsen Accelerometer, 3 Achsen Drehratensensor und 3 Achsen Magnetometer) die nötigen Daten zur Verfügung stellen. Auch hier ist eine sensornahe Vorverarbeitung z. B. durch Filterung durch einen ASIC vorteilhaft. Als entsprechendes Sensorsystem wird ein Chip des Herstellers adafruit mit einem integrierten BNO-055 Sensor der Firma Bosch Sensortec genutzt.

Zentrale Recheneinheit

Für die Verarbeitung der Bilddaten zur Interpretation der Umgebungsinformationen und deren Fusionierung wird eine zentrale Recheneinheit benötigt. Aufgrund der Vielzahl an unterschiedlichen Prozessen wird hierbei einerseits eine konventionelle Prozessorarchitektur (CPU) genutzt. Andererseits ist für die effiziente Verarbeitung der Bilddaten eine GPU für die Nutzung von *General Purpose Computation on Graphics Processing Units* (GPGPU) essenziell. Die vorgestellten Methoden zur Bildverarbeitung mittels CNN und für die Implementierung genutzten Softwarebibliotheken (Google Tensorflow [316]) erfordern für GPGPU die Programmierschnittstelle CUDA des Herstellers Nvidia. Da die physischen Abmessungen des Systems ebenfalls möglichst kompakt sein sollten, sind Komplettsysteme für mobile Anwendungen des Herstellers Nvidia geeignet. Als konkretes System wird hierfür die Nvidia Jetson TX2 Recheneinheit genutzt. Für die

kompakte Integration wird dieses zusammen mit der Trägerplatine J120 des Herstellers Auvideo, welche entsprechende Hardwareschnittstellen (z. B. USB) bereitstellt. Zusätzlich wird auch ein USB-Hub integriert, um ausreichend Steckplätze für die zuvor genannten Sensoren bereitzustellen. Das Betriebssystem *Linux4Tegra* (L4T) wird ebenfalls von Nvidia bereitgestellt und basiert auf dem Linux Ubuntu Betriebssystem.

Feedbacksystem

Zur Übermittlung der generierten Navigationshinweise müssen entsprechende Aktoren integriert werden. Um den Präferenzen der Nutzer gerecht werden zu können, wird ein multimodales Konzept aus akustischem und vibrotaktilen Feedback gewählt. Da die akustische Wahrnehmung mit zu den wichtigsten verbleibenden Sinneswahrnehmungen sehbeeinträchtigter Personen zählt und außenstehende Personen durch die akustischen Signale nicht gestört werden sollen, wird ein Knochenschallkopfhörer gewählt. Dieser überträgt akustische Reize mittels auf den Schläfen aufliegenden Schallgebern und ermöglicht somit das zeitgleiche normale Hören über das menschliche Gehör. Für die Kommunikation mit der Recheneinheit wird eine kabellose Übertragung präferiert, um die Bewegungsfreiheit nicht weiter einzuschränken. Das Nvidia Jetson TX2 verfügt hierfür über eine Bluetooth-Schnittstelle. Als Knochenschallkopfhörer wird das System Aftershokz Titanium Mini des Herstellers Trekz genutzt.

Für die vibrotaktile Stimulation sind ebenfalls entsprechende Aktoren zu wählen und in das System so zu integrieren, dass die generierten Navigationsinformationen sicher übermittelt werden können. Grundsätzlich sind Vibrationsmotoren in den zwei Bauformen als exzentrisch rotierende Massen (ERM) und lineare Resonatoraktoren (LRA) in unterschiedlichen Formen verfügbar. Für die Applikation des Assistenzsystems ist ein Kompromiss aus kleiner Bauform und ausreichend großer Vibrationsintensität zu wählen. Dabei ist die Vibrationsintensität auch von der Art und der Platzierung der Aktoren abhängig. Im Folgenden werden LRAs gewählt, da diese aufgrund ihrer geringeren bewegten Masse über ein schnelleres Ansprechverhalten verfügen und somit komplexere Signalmuster erzeugen können [317]. Dabei werden die LRA so gewählt, dass die Eigenfrequenz f_0 im Sensitivitätsmaximum der für die Erfassung von Vibrationen verantwortlichen Mechanorezeptoren der Haut (Vater-Parcini-Korpuskel) liegt [318]. Konkret werden acht LRA (Jinlong Machinery & Electronics, Inc., G1040003D) mit einer Eigenfrequenz f_0 von 170 Hz in das System integriert. Für die Ansteuerung werden zudem acht haptische Treiber (Texas Instruments DRV-2605L) über ein Evaluationsmodul (Texas Instruments

DRV2605LEVM-MD) integriert. Um die LRA-Treiber über den integrierten I²C-Bus anzusteuern, wird ein zusätzlicher Mikrocontroller (Arduino Nano) integriert. Dieser wird wiederum über USB mit der zentralen Recheneinheit verknüpft. Die Treiber ermöglichen die automatische Anpassung der Ansteuerungsfrequenz und können sich somit an Veränderungen aufgrund von Fertigungstoleranzen oder Alterungserscheinungen anpassen. Zusätzlich stellen die genannten Treiber eine umfangreiche Bibliothek an Vibrationsmustern bereit, die für die Erzeugung intuitiver, vibrotaktiler Feedbacksignale genutzt wird. Für die mechanische Integration der LRA ist eine sichere und möglichst großflächige Auflage auf der Haut nötig. Dies wird durch die additive Fertigung spezieller Motoraufnahmen aus flexiblem Kunststoff gewährleistet.

Rucksack

Um alle hier beschriebenen Hardwarekomponenten für die mobile Anwendung zu verknüpfen, werden diese in einen leichtgewichtigen und ergonomischen Rucksack eingebettet (siehe Bild 44).

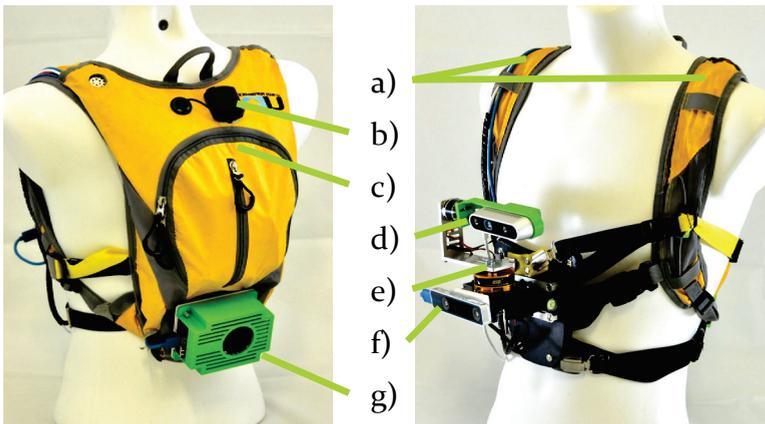


Bild 44: Assistenzsystem für die Unterstützung der Navigation sehbeeinträchtigter Personen in Form eines Sportrucksacks (Ultimate Performance – Bala 1,5) mit eingebetteten Komponenten. a) Schultergurt mit acht integrierten Vibrationsmotoren, b) GNSS-Antenne, c) Rucksack mit USB-Hub, integrierter Energieversorgung, Treiber für die Ansteuerung der Vibrationsmotoren sowie Mikrocontroller für die Übersetzung zwischen dem USB und I²C Datenbus, d) RGBD-Kamera, e) aktive Kamerastabilisierung, f) Stereokamera für das Tracking der Eigenbewegung und g) eingebettete Recheneinheit mit Trägerplatine [P7].

Dieser hat den Vorteil, dass die Komponenten körpernah getragen werden können. Für die Sensorik und das aktive Stabilisierungssystem wird an der

Brust des Nutzenden eine Kunststoffplatte angebracht und mit den Schulter- und Hüftgurten verbunden. Für die Integration der technischen Komponenten im Rucksack selbst wird eine segmentierte Trägerplatte aus Acrylglas integriert.

8.1.2 Modulare Softwarearchitektur zur Integration von Umgebungsinterpretation und Navigation

Um die Komponenten und die vorgestellten Methoden softwareseitig zu integrieren, muss eine entsprechende Kommunikation zu den Sensoren, die Verarbeitung der Daten, deren Fusionierung und die Ansteuerung der Aktoren erfolgen. Hierfür sind Funktionalitäten wie die Bereitstellung von Hardwaretreibern, eine Abstrahierung der Hardwareschnittstellen sowie eine Modularisierung der Softwarefunktionalitäten für den Umgang mit der vorliegenden Komplexität essenziell. Als Softwareframework wird hierfür das Meta-Betriebssystem ROS (Version *Melodic Morenia*) für die vorliegende Anwendung qualifiziert. Über ROS kann die Software in Knoten und Pakete strukturiert und standardisierte Kommunikationsmethoden genutzt werden [319].

Für die Integration der Sensorik und Aktorik werden spezifische ROS-Hardwaretreiber in das System integriert. Die Schnittstelle zur RGBD- und Tracking-Kamera wird über die Intel Treiber *librealsense* [320] und *real-sense-ros* [321] bereitgestellt. Der ublox GNSS-Sensor wird über den entsprechenden ublox ROS-Treiber von Kumar Robotics [322] integriert. Die IMU wird mit Hilfe des ROS-Treibers *ros_imu_bn0055* [323] softwareseitig integriert. Die Sensordatenfusionierung mittels UKF basiert auf der Implementierung im ROS-Paket *robot_localization* von Charles River Analytics, Inc. [324]. Die Verarbeitung der Bilddaten erfolgt mit den Tools OpenCV [325] für klassische Bildverarbeitungsschritte, Tensorflow [316] und Keras [326] für CNN-Applikationen. Die Segmentierungsmethoden werden über die Python-Bibliothek *segmentation_models* von Yakubovskiy integriert [327]. Die Integration des in Kapitel 7 beschriebenen Navigationsframeworks erfolgt über das ROS-Metapaket zur Navigation mobiler Roboter [328, 32] und dessen Erweiterung zur Generierung einer serviceorientierten Architektur [308, 329]. Die Implementierung der Zustandsautomaten erfolgt mit des Softwareframeworks SMACH und dessen ROS-Integration [330].

8.2 Evaluation der Weg- und Hinderniskartierung im Rahmen von Labortests

Neben der quantitativen und qualitativen Bewertung der Weg- (Kapitel 5.3) und Hindernissegmentierung (Kapitel 6.3) ist eine Untersuchung der Kartierungsmethoden wichtig für die Bewertung der Umgebungserfassung. Hierfür wird das Assistenzsystem mit der integrierten 3D-Kamera (Intel Realsense D435) statisch in der Versuchsumgebung platziert. So können reproduzierbare Bedingungen geschaffen und der reale Messaufbau vermessen werden. Der Aufbau weist dabei die in Tabelle 15 beschriebenen Parameter auf.

Tabelle 15: Parameter und Werte der für die Kartierung genutzten Kamera (Intel Realsense D435) und deren Platzierung im Aufbau.

Parameter	Wert
Kamerahöhe h	1,484 m
Kameranickwinkel θ	30°
Horizontaler Kameraöffnungswinkel FOV_h	54,4°
Vertikaler Kameraöffnungswinkel FOV_v	43,5°

Hierbei ist anzumerken, dass der horizontale Öffnungswinkel von den Angaben im Datenblatt der Kamera [310] abweicht und manuell erfasst wird. Die Kamera ist ab Werk kalibriert und wird keiner weiteren Kalibrierung unterzogen. Die erzeugten Karten haben eine Auflösung von $0,05 \frac{m}{px}$.

8.2.1 Evaluation der Wegkartierung

Auf Basis der binären Wegsegmentierung wird mit Hilfe der Kameraparameter aus Tabelle 15 zunächst Breite und Abstand des oberen und unteren Bildrandes in der Realität berechnet (siehe Formeln (21) bis (24)) und die entsprechenden Eckpunkte im Basiskoordinatensystem abgeleitet (siehe Formel (25) bis (28)). Die gewonnenen Informationen dienen der Erstellung der Wegkarte mittels perspektivischer Projektion. Zur Bewertung der Genauigkeit werden im Rahmen eines Laborversuchs verschiedene exemplarische Szenarien spezifiziert, erfasst und bewertet. Hierzu wird ein Weg mittels grüner Bahnen simuliert und in einer definierten Orientierung und Position auf einer ebenen Fläche ausgelegt. Das Assistenzsystem wird statisch so positioniert, dass die Kamera die relevanten Bereiche erfasst und die Farbbilder segmentiert werden. Bild 45 zeigt die Testszenarien, wobei in a) die Bahnen in einem Abstand von 1 m gerade ausgelegt werden. In b)

werden zusätzlich in unterschiedlichen Abständen Querbahnen ausgelegt. In c) sind die Bahnen analog zu a) platziert, werden jedoch um 30° gedreht ausgelegt. Die Messung der Abstände des realen Aufbaus erfolgt manuell.

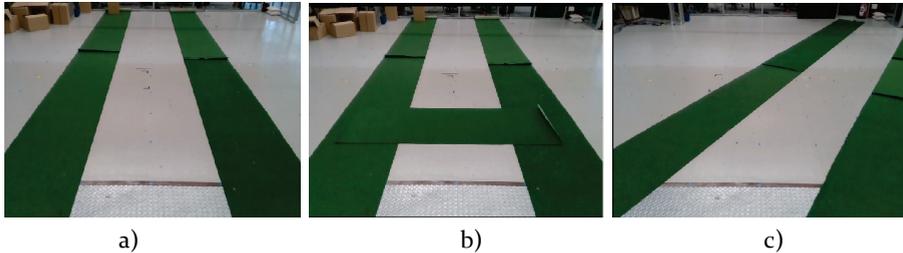


Bild 45: Testszzenarien zur Bewertung der Wegkartierung: a) Gerade Bahn mit einer Breite von 1 m, b) Bahn mit einer Breite von 1 m und einer Querbahn im Abstand von 2 m, c) Bahn mit einer Breite von 1 m und um 30° nach rechts orientiert.

Zur Bewertung der Kartierungsgenauigkeit wird in Szenario a) die Wegbreite in Schritten von 0,5 m vom unteren bis zum oberen Ende des Sichtfelds gemessen. In Szenario b) werden die Querbahnen in 1 m Schritten abgelegt und jeweils der Abstand in der erzeugten Karte gemessen. Im letzten Szenario c) wird schließlich der Verlauf des kartierten Weges gemessen. Tabelle 24 des Anhangs zeigt die Messergebnisse der Szenarien a) und b); welche als Diagramm in Bild 46 dargestellt sind.

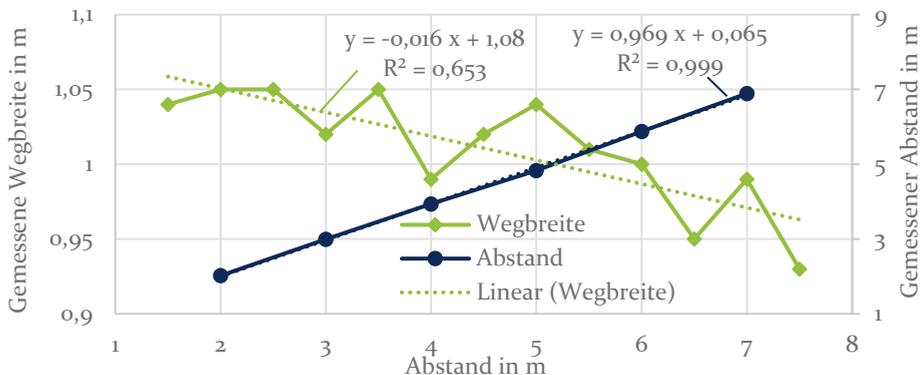


Bild 46: Ergebnisse der Messungen bezüglich der Wegbreite (grün) und des Abstands (blau) mit entsprechenden linearen Trendlinien (gestrichelte Linien).

Die Wegbreite (grüner Graph) wird dabei mit Werten zwischen 0,93 m beim Abstand von 7,5 m und 1,05 m bei Distanzen von 2 m, 2,5 m und 3,5 m gemessen. Die prozentuale Abweichung liegt damit bei zwischen -7% und 5%. Die lineare Regressionsanalyse (grün gestrichelter Graph) zeigt, dass durch die Steigung von -0,016 ($R^2=0,653$) die Wegbreite mit zunehmendem

Abstand tendenziell abnimmt. Die Abstandsmessung (blauer Graph) ergibt eine betragsmäßig minimale Abweichung von 0,02 m bei einem Abstand von 2 m bis zu einer betragsmäßig maximalen Abstandsdifferenz von -0,17 m bei 5 m. Insgesamt ist die prozentuale Abweichung der Abstandsmessung maximal -3,4%. Die lineare Regressionsanalyse zeigt hier eine Steigung von 0,97 und einen Ursprung von 0,07 bei einem Bestimmtheitsmaß von $R^2=0,999$. Beide Messungen weisen entsprechend eine geringe systematische Abweichung auf, die durch eine genauere Kalibrierung kompensiert werden kann. Insgesamt sind die Messungen im unmittelbaren Umfeld vor der Kamera jedoch am genauesten und werden erst mit zunehmendem Abstand auf dem Weg fehlerbehafteter. Dies ist als positiv zu bewerten, da somit die Pfadplanung im unmittelbaren Umfeld korrekt erfolgen kann.

Bild 47 zeigt in a) das mit dem Segmentierungsergebnis überlagerte Farbbild des um 30° gedrehten Weges. In Bild 47 b) wird die resultierende Wegkarte mit farblich hervorgehobenen Wegbegrenzungen dargestellt. Während die Segmentierung für die linke Begrenzung sehr genau ist, zeigt sich auf der rechten Seite eine zunehmende Fehlsegmentierung. Entsprechend nimmt die Wegbreite in der Wegkarte mit größerem Abstand ab. Der hier untersuchte Aspekt der Orientierung des Weges ergibt für den linken Wegrand einen Winkel von 33° und für den rechten Wegrand einen Winkel von 27° und damit einem Fehler von $\pm 3^\circ$. Der Einfluss auf die Navigation ist jedoch vernachlässigbar, da die Richtung des Weges insgesamt korrekt erfasst wird.

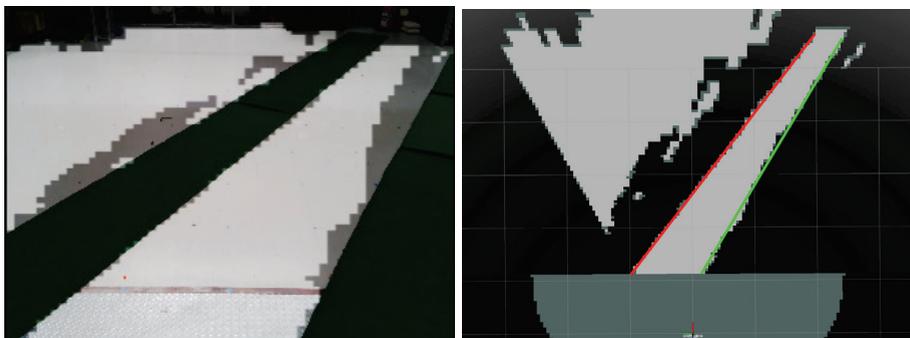


Bild 47: Ergebnis der Wegkartierung mit um 30° gedrehtem Weg und a) überlagertem Segmentierungsergebnis und b) Kartierungsergebnis mit markierten Wegbegrenzungen.

8.2.2 Evaluation der Hinderniskartierung

Neben der Evaluation der Wegkartierung wird auch die Hinderniskartierung einer Bewertung unterzogen. Dabei werden die 3D-Informationen der Hindernisse durch eine Rückprojektion mit der invertierten Projektionsmatrix (Formel (3)) und den jeweiligen Tiefeninformationen der zum Hindernis gehörigen Pixel berechnet. Auf Basis extrinsischer Kameraparameter (Orientierung und Kamerahöhe) werden die 3D-Informationen schließlich in eine 2D-Karte projiziert und visualisiert. Für die Evaluation wird in der zuvor genutzten Umgebung ein 0,5 x 0,5 m Raster manuell ausgemessen und markiert. Als Hindernis wird ein 1 m hoher Zylinder mit einem Durchmesser von 0,04 m an den Messpunkten platziert. Für die Segmentierung wird die v -Disparitäts-Methode genutzt. Hierfür werden die Parameter der Bildverarbeitungsalgorithmen entsprechend angepasst. Das Hindernis wird auf den jeweiligen Rasterpunkten platziert. Pro Messpunkt werden zwei ($n=2$) Karten erstellt und die Abstände manuell ausgewertet. Die Ergebnisse der Messungen sind graphisch in Bild 48 dargestellt, wobei die tatsächliche Position als Kreuz und die Messpunkte als Dreieck dargestellt werden und über eine blaue Linie miteinander verbunden sind.

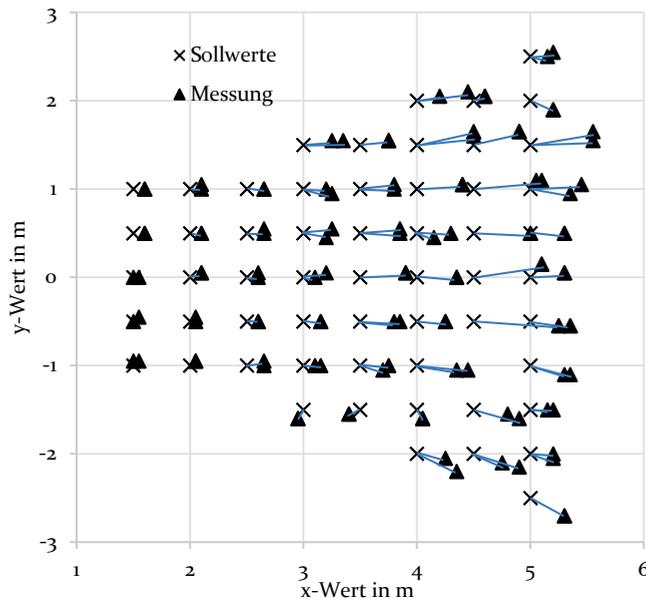


Bild 48: Darstellung der Messungen (Dreiecke) für die jeweiligen Messpunkte (Kreuze). Zusammengehörige Messungen und Messpunkte sind jeweils mit einer blauen Linie verbunden. Für den Messpunkt ($x = 4,5$ m; $y = -1$ m) konnte kein Hindernis kartiert werden.

Für den Messpunkt mit den Koordinaten $x = 4,5$ m und $y = -1$ m konnten keine Messwerte aufgenommen werden, da das Hindernis nicht kartiert wurde. Hier kam es vermutlich zu Gegenlicht und Lichtreflexionen auf dem relativ glatten Boden der Laborhalle, was die Stereobildgebung an dieser Stelle beeinträchtigt hat. Die Ergebnisse aus Bild 48 zeigen, dass das verwendete Hindernis in 98% der Messungen korrekt detektiert wird. Das Hindernis ist dabei im Verhältnis zu potenziellen, zylindrischen Hindernissen (z. B. Bäumen) mit einem Durchmesser von 0,04 m wesentlich kompakter und so ist davon auszugehen, dass alltägliche Hindernisse mit einer noch höheren Wahrscheinlichkeit detektiert werden. Des Weiteren ist eine Fehlmessung erst in einem Abstand von 4,5 m aufgetreten. Es ist davon auszugehen, dass nähere Hindernisse aufgrund der Perspektive und der damit verbundenen größeren Darstellung im Bild mit einer höheren Wahrscheinlichkeit detektiert werden und entsprechend rechtzeitig darauf reagiert werden kann. Bild 49 zeigt die Fehler in x- und y-Richtung in Abhängigkeit des Abstands und x/y-Richtung als Boxplot. Zusätzlich werden die Mittelwerte (Kreuz) und deren Verlauf in den Diagrammen dargestellt.

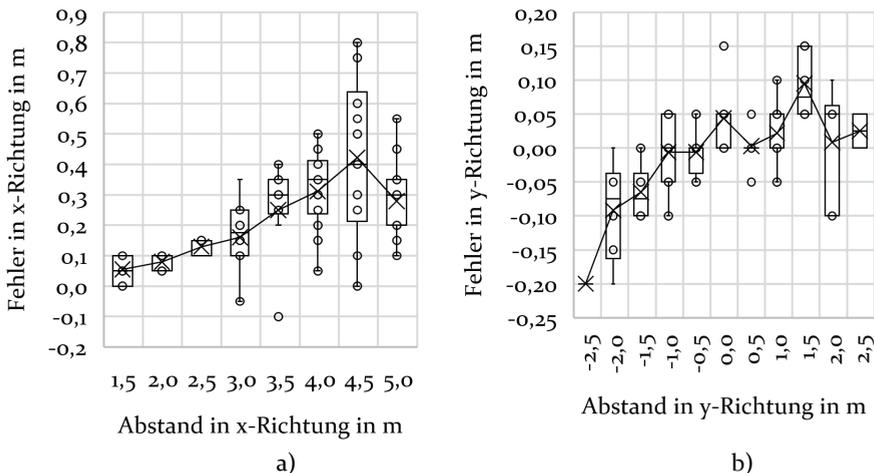


Bild 49: Vergleich zwischen Abstand und Abweichung für a) x-Werte und b) y-Werte. Die Messwerte sind als Boxplots dargestellt. Zusätzlich sind die Mittelwerte als Kreuz dargestellt und der Verlauf als Linie dargestellt.

Bei der Betrachtung der Abweichungen in Bild 49 a) und b) fällt in beiden Richtungen auf, dass die Varianz der Messungen mit größerem Abstand tendenziell zunimmt. In x-Richtung zeigt der Verlauf des Mittelwertes der Messabweichung bis zum Abstand 4,5 m eine stetige Zunahme. Dies lässt

sich einerseits mit einer potenziell fehlerhaften Kalibrierung ab Werk erklären und andererseits mit der Transformation zwischen Tiefen- und Disparitätswerten durch die v-Disparitäts-Methode. Durch fehlerhafte Werte und Rundungsfehler kann es bei der Umrechnung zu den gezeigten systematischen Fehlern kommen. Eine ausführlichere Kalibrierung kann auch hier zu genaueren Messergebnissen führen. Eine weitere Erkenntnis ergibt sich durch die Betrachtung der Streuung der x-Messwerte, welche ebenfalls direkt proportional zum Abstand ist. Diese geht jedoch mit den Angaben im Datenblatt der Kamera einher.

8.3 Evaluation der gesamten Navigation im Rahmen von Feldtests

Neben der Evaluation der einzelnen Umgebungserfassungsmethoden und deren Kartierung wird die Gesamtnavigation im Rahmen eines repräsentativen Feldtests qualitativ evaluiert. Hierfür wird eine Teststrecke definiert, welche durch eine Person mit dem vorgestellten Assistenzsystem abgelaufen wird. Dabei werden die Daten der Sensoren aufgezeichnet und im Nachgang der Datenverarbeitung zugeführt, um die Ergebnisse der Lokalisation, Kartierungen und Pfadplanung zu visualisieren und qualitativ bewerten zu können. Im Folgenden wird zunächst ein Überblick über die Teststrecke und deren Eigenschaften gegeben, gefolgt von der Bewertung der Lokalisation, Kartierung und Pfadplanung. Somit kann die Funktionalität der Datenfusion und Orchestrierung der Verarbeitungsschritte bewertet werden.

Die Teststrecke beinhaltet einen gepflasterten Weg in einer vielfältigen, gering strukturierten Umgebung. Zwar sind in der Umgebung einige Gebäude und befestigte Straßen zu verorten, dennoch ist der Weg von natürlicher Vegetation (Wiese, Büsche) gesäumt und ist entsprechend als gering strukturiert anzusehen. Die Umgebung wurde auch für die Bewertung der Weg- und Hindernissegmentierung in Kapitel 5.3 und 6.3 herangezogen, weshalb diese Aspekte nicht detailliert analysiert werden. Die Wetterbedingungen bei der Versuchsdurchführung sind sonnig und klar. Zunächst werden Start- und Zielpunkt der Strecke definiert und eine entsprechende automatisierte Routenplanung wird mit einem dafür vorgesehen Onlinetool (*OpenStreetMap OpenRouteService* [302]) durchgeführt und die Route als gpx-Datei exportiert. Die Datei wird der Zielpunktsetzung zur Verfügung gestellt, wobei die Zielpunkte stets mit der aktuellen Position verglichen werden.

Bild 52 zeigt einen entsprechenden Ausschnitt, wobei der globale Pfad (blaue Linie) zu dem nächsten Wegpunkt geplant wird. Auf Basis der aktuellen lokalen Kostenkarte und des globalen Pfades erfolgt schließlich die lokale Pfadplanung mit dem entsprechend parametrisierten DWA-Planer (grüne Linie), deren Informationen letztendlich in ein Feedback überführt werden.

Ergebnisse

Bild 50 zeigt den Kartenausschnitt der ausgewählten Strecke mit Start- und Zielpunkt inklusive der geplanten Strecke (blau) und der Sensordaten des GNSS-Sensors (grün). Des Weiteren sind die für die Pfadplanung relevanten Wegposen eingezeichnet (orangene Pfeile, $K_{\text{waypoint},n}$).

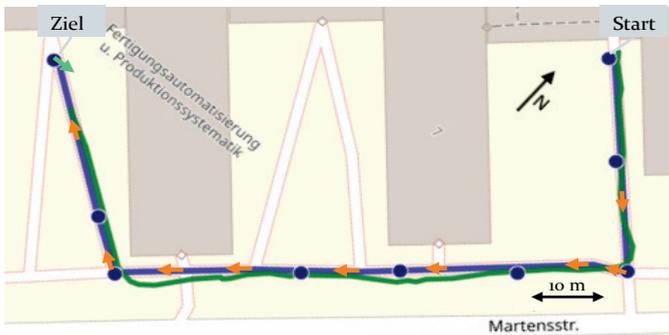


Bild 50: Karten des Feldtests zur Gesamtnavigation mit einer automatisch erzeugten gpx-Datei (blau) und der durch GNSS erfassten Positionen (grün). Die zur Pfadplanung übergebenen Wegpunkte sind als orangene Pfeile eingezeichnet.

Die gewonnenen Daten der 3D-Kamera (Intel Realsense D435) werden schließlich für die Weg- und Hindernissegmentierung genutzt und zu den entsprechenden Karten überführt. Dabei soll im Folgenden die Fusionierung der Karten zu hierarchischen Kostenkarten exemplarisch anhand eines Szenarios beschrieben werden. Bild 51 zeigt die überlagerten Karten, bestehend aus der globalen Wegkarte p_cost (blauer Rahmen) und der lokalen Hinderniskarte o_occ (grüner Rahmen). Die Kosten der Wegkarte werden dabei zur besseren Darstellung farbig dargestellt, wobei lila für die nicht zugänglichen Bereiche und die verschiedenen Rottöne für abgestufte Kosten stehen. Der gelbe Pfeil markiert die aktuelle Wegpose $K_{\text{waypoint},1}$ und das zentrale Basis-kordinaten-system der Person (K_{Ba}). Auf Basis der Wegpunkte und erstellten Karten erfolgt schließlich die Pfadplanung zur Erreichung der Wegpunkte.

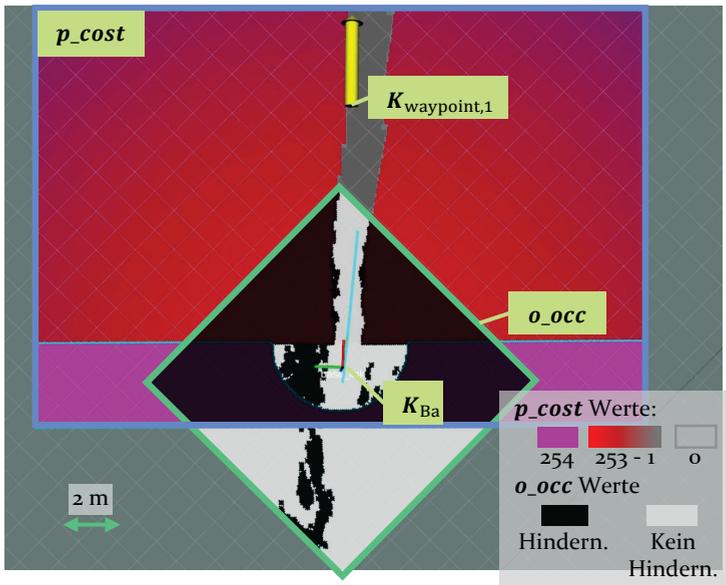


Bild 51: Exemplarisches Szenario zur Fusionierung der Navigationskarten bestehend aus der Wegkostenkarte p_cost (blauer Rahmen) und der Hinderniskarte o_occ (grüner Rahmen). Das zentrale Koordinatensystem K_{Ba} ist mittig der mitgeführten Hinderniskarte eingezeichnet und die aktuelle Zielpose $K_{waypoint,1}$ ist als gelber Pfeil dargestellt.

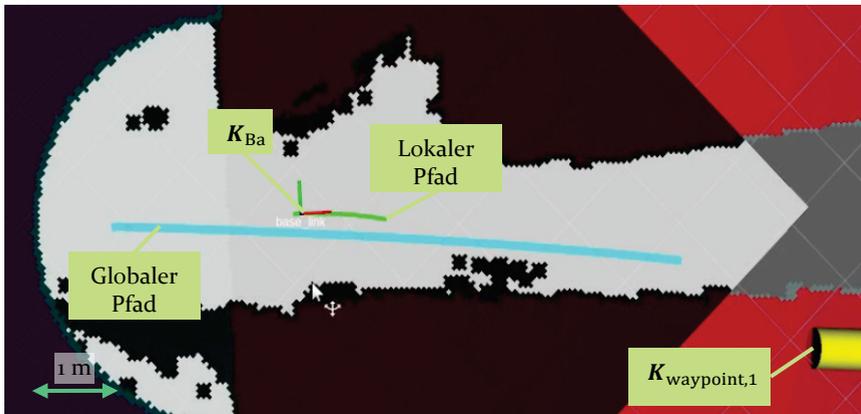


Bild 52: Ausschnitt zur Darstellung der Pfadplanung. Auf Basis der erstellten temporär statischen Wegkarte erfolgt zunächst eine globale Pfadplanung (türkise Linie) vom Basiskoordinatensystem K_{Ba} zum nächsten Wegpunkt $K_{waypoint,1}$. Der lokale Pfad (grüne Linie) wird auf Basis des globalen Pfades und der aktuellen Umgebung erstellt.

Diskussion

Die übergeordnete Pfadplanung auf Basis der OSM (blaue Linie) in Bild 50 zeigt zunächst eine erfolgreiche Planung vom Start zum Ziel. Bei der tatsächlichen Lokalisation (grüne Linie) ist an einigen Stellen auf der zweiten Geraden ein Versatz von wenigen Metern zu sehen. Nicht dargestellt ist die Fusionierung mit der IMU zur Berechnung der Orientierung, die jedoch die gesetzten Anforderungen erfüllt. Die Berechnung der Wegpunkte ist ebenfalls als positiv hervorzuheben, da diese an korrekter Stelle auf dem Weg platziert sind und vor allem die Orientierung durch die Auswertung der gpx-Datei erfolgreich verläuft und korrekt übermittelt wird. Hierbei ist hervorzuheben, dass auf Geraden nur sporadisch Wegpunkte gesetzt werden, bei Kurven diese jedoch in geringeren Abständen übermittelt werden, um eine genaue Navigation zu ermöglichen. Die Erstellung der Karten in Bild 51 erfolgt ebenfalls korrekt. So wird der Weg in der globalen Karte korrekt als freier Bereich dargestellt und der Hilfsbereich unterhalb der Karte ebenfalls korrekt dargestellt. Die Reduktion der Kosten des Bereichs außerhalb des Weges in Abhängigkeit des radialen Abstands wird ebenfalls korrekt durchgeführt. In der lokalen, mitgeführten Karte der Größe 10 x 10 m werden die Hindernisse der seitlichen Gebüsche korrekt kartiert und auch außerhalb des Kamerasichtbereichs, unmittelbar vor der Person gespeichert und entsprechend der Bewegung der Person transformiert. Die Pfadplanung aus Bild 52 ist schließlich ebenfalls als positiv zu bewerten. Die globale Pfadplanung erfolgt bei Aktualisierung der globalen Karte oder der nächsten Wegpose. Dargestellt ist ein Ausschnitt des Pfades, wobei dieser dem freien Bereich folgt und in Richtung des Wegpunktes verläuft. Hervorzuheben ist hierbei der Fakt, dass sich der Wegpunkt fälschlicherweise außerhalb des Weges befindet, was durch eine Diskrepanz der in Bild 50 dargestellten Pfade oder eines kleinen Orientierungsversatzes zu erklären ist. Durch die Maßnahme der radialen Reduktion der Kosten in der Wegkostenkarte p_cost kann dennoch ein Pfad zu dem Wegpunkt geplant werden. Die Kostendarstellung und Potentialfeldmethode führen dazu, dass der Pfad zunächst auf dem als frei erkannten Weg und schließlich durch den Bereich außerhalb des Weges verläuft. Durch eine rechtzeitige Aktualisierung des Wegpunktes kann die Navigation außerhalb des Weges jedoch vermieden werden. Der lokale Pfad wird hier als grüne Linie dargestellt und folgt korrekterweise dem globalen Pfad, ohne dabei mit Hindernissen zu kollidieren.

8.4 Evaluation des multimodalen Feedbacks im Rahmen einer Probandenstudie

Um die Sicherheit während der Navigation gewährleisten zu können, ist neben der Datenverarbeitung auch die abschließende Übermittlung und Interpretation der Navigationsanweisungen essenziell. Entsprechend wird im Folgenden zunächst die Generierung der akustischen und vibrotaktilen Feedbackmuster vorgestellt und schließlich deren Detektierbarkeit im Rahmen einer Probandenstudie untersucht. Die Inhalte dieses Kapitels wurden durch Erkenntnisse der studentischen Arbeiten von Franziska Dellert [S21] ergänzt und wurden im Rahmen einer wissenschaftlichen Publikation [P7] veröffentlicht.

Feedbackmodulation und Versuchsaufbau

Die in Kapitel 7.4 und Tabelle 14 vorgestellten Feedbacknachrichten untergliedern sich in Warnungen (Systemabsturz, Fehler bei der Datenverarbeitung) einer Nachricht für die Zielerreichung und Navigationsanweisungen (langsamer laufen, Richtungsangaben). Die Richtungsangaben der lokalen Trajektorie werden dabei in vier Abstufungen je Seite unterteilt (siehe Bild 43). Somit werden insgesamt zwölf verschiedene Nachrichten generiert, die während der Nutzung unterschieden werden müssen.

Die Bereitstellung der akustischen Signale erfolgt über die Knochenschallkopfhörer die über eine Bluetooth-Schnittstelle an die Recheneinheit gekoppelt sind. Für die Generierung der akustischen Nachrichten wird ein ROS-Knoten implementiert, der die Nachrichten der Feedback-SM abonniert und akustische Nachrichten entsprechend ihrer Priorität über Bluetooth kommuniziert. Dabei werden Warnungen und der Navigationshinweis langsamer zu laufen über gesprochene kurze Sprachnachrichten und Richtungsangaben über modulierte Pieptöne erzeugt. Bild 53 a) zeigt die Signalfolge für die jeweilige Zone. Die Grüntöne markieren dabei die Tonhöhe. Die Modulation des vibrotaktilen Feedbacks hingegen wird nur mit einer Signalart generiert, deren Abfolge jedoch identisch zur akustischen Variante ist. Dabei wird für die Ansteuerung der LRA das Signal mit der höchsten Intensität aus der Bibliothek des haptischen Treibers gewählt, welches im Rahmen von Vorversuchen bestimmt werden konnte. Für die verbleibenden vibrotaktilen Nachrichten werden Signale mittels aller acht LRA in den Schultergurten moduliert. Hierbei werden je nach Nachricht bestimmte LRA zeitgleich oder zeitlich versetzt stimuliert. Bild 53 b) zeigt die Abfolge für die Warnung Prozessfehler/Stop, c) für die Warnung Systemabsturz, d) für Ziel erreicht und e) für die Reduktion der Geschwindigkeit.

Entscheidend ist, dass die Signale rechtzeitig und eindeutig von den Nutzenden während der Navigation identifiziert werden, um die geforderte Reaktion umzusetzen. Um dies zu evaluieren, wird eine Probandenstudie konzipiert, bei der die Umgebungsbedingungen möglichst identisch sind und es zu keiner Gefährdung der Teilnehmenden kommt.

Für die Generierung des Feedbacks wird der Demonstrator des Assistenzsystems, wie es in Kapitel 8.1 vorgestellt wird, genutzt, wobei die Feedbacksignale über ein separates Softwaretool reproduzierbar generiert werden. Zusätzlich wird der Versuch nicht unter freiem Himmel, sondern in einem geschlossenen Raum auf einem Laufband (Horizon Fitness, Paragon S) durchgeführt. Hierbei können Umgebungsgeräusche weitestgehend ausgeschlossen und einheitliche Laufgeschwindigkeiten gewährleistet werden.

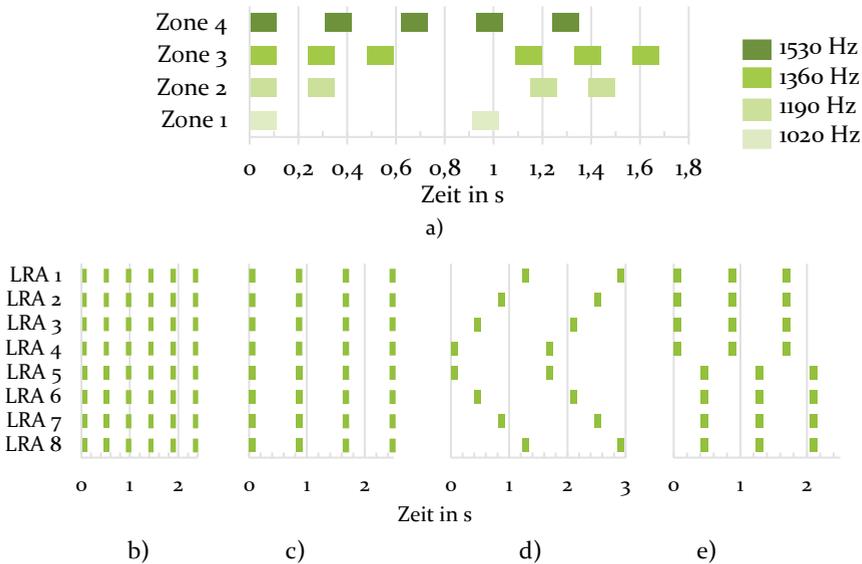


Bild 53: Darstellung der Feedbacksignale: a) Akustische und vibrotaktile Richtungsanweisungen untergliedert in vier Zonen je nach vorgegebener Rotationsgeschwindigkeit. Bei der akustischen Modalität symbolisieren die Grüntöne die Tonhöhe der Pieptöne. b)-e) vibrotaktiles Signal der weiteren Hinweise aufgeschlüsselt nach LRA mit b) Prozessfehler/Stopp, c) Systemabsturz, d) Ziel erreicht und e) Reduktion der Geschwindigkeit. (In Anlehnung an [P7])

Der Ablauf der Studie ist für jeden Probanden identisch und wird in die folgenden fünf Abschnitte untergliedert:

- Vorstellung des Ziels der Studie durch die Versuchsleitung; Klärung etwaiger Fragen der Teilnehmenden und Unterzeichnung der Einwilligungserklärung

- Anlegen und Anpassung des Rucksacks und des Knochenschallkopfhörers; Befragung des Probanden nach dem Tragekomfort
- Vorstellung des Feedbackkonzepts mit dem grundlegenden Konzept der Navigation und den resultierenden Signalen; selbstständiges Testen der Feedbacksignale über das implementierte Softwaretool; Einprägen der Bedeutung (max. 5 Minuten)
- Durchführung der Studie mit drei unterschiedlichen Geschwindigkeiten (0 km/h, 3,5 km/h und 7 km/h) und Feedbackmodalitäten (akustisch, vibrotaktil, gekoppelt); Befragung der Teilnehmenden nach jeder Modalität und Geschwindigkeit
- Abschließende Befragung zum Gesamtkonzept

Die Versuchsabschnitte haben grundsätzlich einen identischen Aufbau, wobei die Laufgeschwindigkeit von stehend (0 km/h) auf gehend (3,5 km/h) und joggend (7 km/h) erhöht wird. Die akustischen und vibrotaktilen Feedbacksignale werden jeweils separat und gekoppelt getestet. Je Feedbackmodalität wird jedes der zwölf Signale insgesamt zweimal übermittelt. Die Reihenfolge der Signale erfolgt zufällig. Bild 54 zeigt die Versuchsleiterin für Vorversuche auf dem Laufband.



Bild 54: Probandin auf dem Laufband (Horizon Fitness, Paragon S) während der Durchführung der Studie zur Evaluation des Navigationsfeedbacks.

Die Teilnehmenden haben die Aufgabe das erkannte Signal mündlich zu nennen, sobald dieses erkannt wird. Über das für die Generierung verantwortliche Softwaretool wird die Reaktionszeit und das tatsächlich erkannte Signal erfasst. Nach jeder Modalität und Geschwindigkeit wird der Proband gebeten die Signale hinsichtlich der Unterscheidbarkeit untereinander mit

einer fünfstufigen Likert-Skala [331] subjektiv zu bewerten. Abschließend werden weitere Fragen zum allgemeinen Konzept des Systems gestellt. Das Studiendesign ist von der Ethikkommission der Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg geprüft und bewilligt worden (Nr 173_21 B).

Ergebnisse der Probandenstudie

Insgesamt konnten 15 Probanden (n=15) die Studie erfolgreich durchführen. Die Studienpopulation bestand aus acht weiblichen und sieben männlichen Teilnehmenden im Alter von 20 bis 28 Jahren und einer Körpergröße von 160 bis 192 cm. Die Evaluation mit Aufnahme des erkannten Feedbacks konnte bei 11 Teilnehmenden (n₁=11) Probanden vollständig erfolgen, wohingegen die allgemeine Korrektheit und Reaktionszeit für alle 15 Probanden aufgezeichnet werden konnte. Als Zielwerte wird 90% für die Korrektheit der erkannten Signale und 2,7 s als Reaktionszeit angenommen. Letztere basiert auf einer maximalen Geschwindigkeit von 8 km/h und einer Mindestreichweite der Hinderniserkennung von 6 m. Die Ergebnisse aller Teilnehmer und Geschwindigkeiten werden als Konfusionsmatrix in Prozent für Warnungen (Tabelle 16) und Richtungsangaben (Tabelle 17) dargestellt. Die Werte der jeweiligen Modalität addieren sich in den Zeilen zu je 100%, da jeder Proband bei jedem Signal eine Antwort gegeben hat.

Tabelle 16: Konfusionsmatrix der emittierten und erkannten Warnungen für n₁=11 Teilnehmer je nach Feedbackmodalität (akustisch (a), vibrotaktil (v), gekoppelt (g)) über alle Bewegungsgeschwindigkeiten und Probanden in Prozent nach [P7]. Grüntöne stellen dabei die korrekt klassifizierte Signale und Blautöne Fehlklassifikationen dar.

		Erkannte Feedbacknachricht in %														
		Fehler			System-absturz			Ziel erreicht			Langsamer laufen			Links Zone 1		
		a	v	g	a	v	g	a	v	g	a	v	g	a	v	g
Emittierte Feedbacknachricht	Fehler	100	89,4	100	0	0	0	0	9,1	0	0	1,5	0	0	0	0
	System-absturz	0	0	0	100	92,5	100	0	3,0	0	0	4,5	0	0	0	0
	Ziel erreicht	0	1,5	0	0	3,0	0	100	95,5	100	0	0	0	0	0	0
	Langs. laufen	0	9,1	0	0	3,0	0	0	6,1	0	100	80,3	100	0	1,5	0

Zusätzlich werden in Bild 55 a) die korrekt erkannten Signale aller Probanden je nach Gehgeschwindigkeit und Modalität als Mittelwert in Prozent angegeben. Der Fehlerbalken stellt dabei die Standardabweichung dar. Des Weiteren ist auch die Reaktionszeit entscheidend für die erfolgreiche Unterstützung der Navigation. Hierfür wird in Bild 55 b) die Antwortzeit nach Geschwindigkeit und Modalität dargestellt. Die Zielwerte der Genauigkeit (90%) und der Reaktionszeit (2,7 s) werden als orangene Balken angegeben.

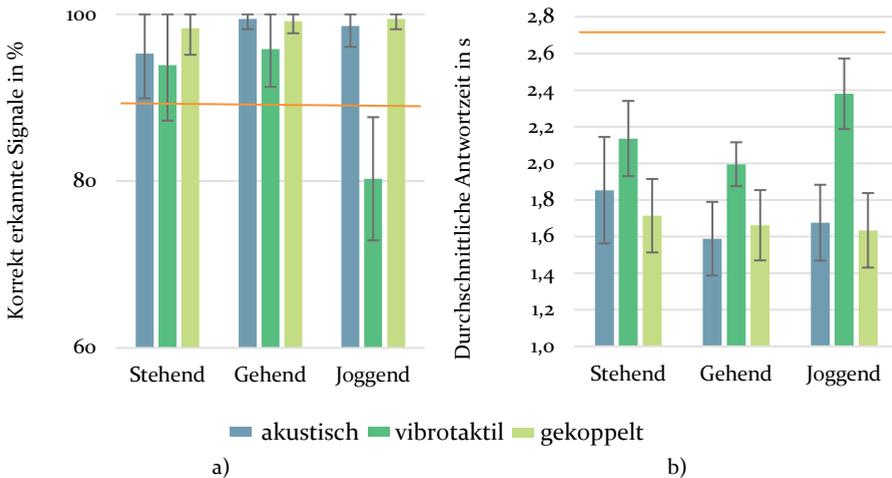


Bild 55: a) Darstellung der richtig erkannten Signale im Durchschnitt aller Probanden mit Standardabweichung als Fehlerbalken und aufgeschlüsselt nach Bewegungsgeschwindigkeit und Modalität. Der orangene Balken markiert den Schwellwert von 90%. b) Darstellung der durchschnittlichen Antwortzeit in s (Standardabweichung als Fehlerbalken) auf den Navigationshinweis nach Geschwindigkeit und Modalität. Der orangene Balken markiert den Schwellwert von 2,7 s. (In Anlehnung an [P7])

Neben den objektiven Ergebnissen wird auch das subjektive Befinden der Teilnehmenden mittels Fragebögen und fünfstufigen Likert-Skalen bezüglich des Tragekomforts (Bild 56 a, 1 = sehr schlecht; 5 = sehr gut) und der Unterscheidbarkeit der Modalitäten (Bild 56 b, 1 = sehr schlecht; 5 = sehr gut) bei unterschiedlichen Bewegungsgeschwindigkeiten abgefragt.

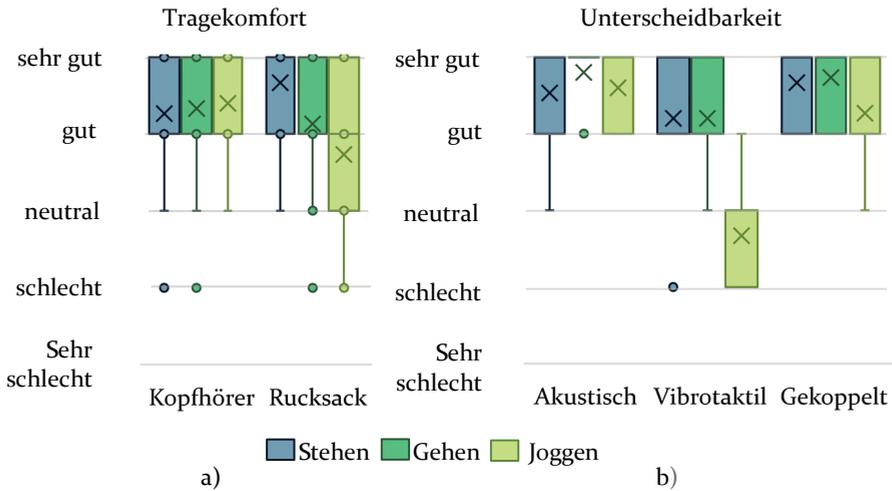


Bild 56: Ergebnisse der Befragung der Studienteilnehmer ($n=15$) über fünfstufige Likert-Skalen als Box-Plots bezüglich des a) Tragekomforts von Rucksack und Kopfhörer (sehr schlecht = 1; sehr gut = 5) und der b) Unterscheidbarkeit der akustischen, vibrotaktile und gekoppelten Signale in Abhängigkeit der Bewegungsgeschwindigkeit (sehr schlecht = 1, sehr gut = 5). (In Anlehnung an [P7])

Diskussion

Die Ergebnisse der Konfusionsmatrix zeigen zunächst eine eindeutige Unterscheidbarkeit aller Modalitäten und Richtungsangaben zwischen rechter und linker Seite. Hinsichtlich der Warnsignale, der Benachrichtigung zur Erreichung des Ziels und der Aufforderung zur Reduktion der Geschwindigkeit können alle akustischen und gekoppelten Signale zu 100% erkannt werden. Die vibrotaktile Modulation kann nicht eindeutig erkannt werden. Während die Modulation für *Ziel erreicht* mit einer Genauigkeit von 95%, *Systemabsturz* mit 92% und *Stopp/ Prozessfehler* mit 90% ausreichend genau erkannt werden können, kann das Signal *Langsamer laufen* nur zu 80% erkannt werden. Dass hierbei sogar in 2% der Fälle eine einseitige Navigationsanweisung erkannt wird, lässt darauf schließen, dass die abwechselnde Modulation (siehe Bild 53 d) für einige Probanden unintuitiv ist. Die akustischen und gekoppelten Richtungsanweisungen erreichen ebenfalls in allen Fällen die geforderte Genauigkeit von 90%. Die vibrotaktile Modulation zeigt auch hier durchschnittlich eine geringere Erkennungsrate und kann bei Zone 3 rechts und links nicht die geforderte Genauigkeit erreichen. Die Konfusionsmatrix zeigt, dass die Signale von Zone 2 am häufigsten mit Zone 3 verwechselt werden. Auch dies kann mit der Ähnlichkeit der beiden Signale erklärt werden.

Die Betrachtung der Korrektheit der Antworten in Abhängigkeit der Modalität und Geschwindigkeit in Bild 55 liefert einen Rückschluss auf die Ursache des schlechteren Abschneidens des vibrotaktilen Feedbacks. Während im Stehen durchschnittlich $94\pm 7\%$ und im Gehen durchschnittlich $96\pm 5\%$ der vibrotaktilen Signale korrekt erkannt werden, sinkt die Erkennungsrate bei der höchsten Geschwindigkeit signifikant ($p < 0,0001$, $t = 7,204$) auf lediglich $80\pm 7\%$. Die akustische und gekoppelte Erkennungsrate sinkt hingegen nicht bei der Geschwindigkeitssteigerung von Gehen auf Joggen. Das schlechtere Abschneiden des vibrotaktilen Feedbacks ist mit dem größeren Bewegungsumfang während des Joggens und der damit verbundenen stärkeren Relativbewegung zwischen Oberkörper und Assistenzsystem zu erklären. Somit wirkt per se ein stärkerer haptischer Reiz auf die Haut und die Mechanorezeptoren können das vibrotaktile Signal schlechter detektieren. Die im Verhältnis zum akustischen und gekoppelten Feedback höhere Standardabweichung der Erkennungsgenauigkeit des vibrotaktilen Feedbacks liefert Rückschlüsse auf Unterschiede bei der Perzeption. Dies kann durch die unterschiedlich gute Passform des Rucksacks erklärt werden. Zwar kann dieser durch Gurte und elastische Bänder in gewissem Umfang an den Probanden angepasst werden, jedoch scheint dies für die unterschiedlichen Körperstaturen und -größen der Probanden nicht auszureichen, um den Genauigkeitsanforderungen stets gerecht zu werden. Die durchschnittlichen Reaktionszeiten liegen für alle Modalitäten und Geschwindigkeit unter dem geforderten Grenzwert von 2,7 s. Selbst die vibrotaktile Stimulation im Joggen ist mit durchschnittlich $2,38\pm 0,19$ s signifikant ($p < 0,0001$) unter 2,7 s.

Das subjektive Empfinden des Tragekomforts des Assistenzsystems (siehe Bild 56 a) nimmt vom Gehen ($4,13\pm 0,87$) zum Joggen ($3,60\pm 0,95$) zwar nicht statistisch signifikant ab ($p = 0,1223$, $t = 1,593$), jedoch zeigt die Vergrößerung der Streuung einen stärkeren Einfluss der unterschiedlichen Körpergrößen und Staturen auf den Tragekomfort durch den größeren Bewegungsumfang. Der Knochenschallkopfhörer weist stets einen hohen Tragekomfort auf. Diese Einschätzungen werden schließlich auch durch die subjektive Wahrnehmungen zur Unterscheidbarkeit der Signale (siehe Bild 56 b) bestätigt. Während die subjektive Unterscheidbarkeit des vibrotaktilen Feedbacks im Stehen und Gehen mit einem Mittelwert von je 4,20 und einer Standardabweichung von $\pm 0,75$ konstant ist, nimmt sie im Joggen signifikant ($p < 0,0001$, $n = 15$) auf einen Mittelwert von 2,67 und einer Standardabweichung von $\pm 0,97$ ab. Dieser Zusammenhang lässt sich auch deutlich an der Darstellung der Boxplots erkennen.

Insgesamt verbessert sich die objektive und subjektive Wahrnehmung von der stehenden zur gehenden Untersuchung, bzw. zeigt keine signifikante Veränderung. Erwartungsgemäß wäre durch die Bewegung von einer schlechteren Wahrnehmung der Feedbackstimulation auszugehen. Dies lässt sich jedoch durch einen zusätzlichen Lerneffekt der Probanden zwischen den beiden Versuchsabschnitten erklären. Demnach scheint die im Rahmen der Studie durchgeführte Einführung von insgesamt zehn Minuten nicht ausreichend zu sein und sollte auf 15 Minuten erweitert werden, wobei vor allem das Lernen und Ausprobieren der verschiedenen Signale intensiviert und gegebenenfalls vor dem Beginn abgefragt werden sollte.

Insgesamt kann der Versuch zur Bewertung der Feedbackmodalitäten als erfolgreich bewertet werden. Zwar schnitt das akustische und gekoppelte Feedback vor allem bei höheren Geschwindigkeiten besser ab, jedoch konnte das vibrotaktile Feedback vor allem bei den Richtungsangaben zufriedenstellende Ergebnisse erzielen. Zusätzlich ist zu erwähnen, dass die Untersuchung aus Sicherheitsgründen mit sehenden Personen durchgeführt wurde. Für die Anwendung bei sehbeeinträchtigten Personen ist davon auszugehen, dass diese über eine anders ausgeprägte Sinneswahrnehmung verfügen und sensibler auf akustische und haptische Reize reagieren [2].

Für die Anwendung der Modalitäten kann demnach entweder das hier verwendete gekoppelte Feedback empfohlen werden. Alternativ kann auch eine Unterscheidung zwischen den zu übermittelnden Signalen getroffen werden. So könnten für die Richtungsanweisungen in niedrigeren Zonen vibrotaktile Signale gewählt werden, da diese die akustische Wahrnehmung nicht beeinflussen und häufiger auftreten. Dringlichere Signale (z. B. Zone 4, Stopp) oder Anweisungen, die durch vibrotaktile Signale nur aufwendig kodiert werden können, könnten als akustische Nachrichten moduliert werden und somit eine sichere Navigation gewährleisten.

9 Zusammenfassung und Ausblick

Die vorliegende Arbeit zeigt, dass mit Hilfe von ML-Methoden eine Interpretation von Farb- und Tiefenbildern gering strukturierter Umgebungen möglich ist und zur Unterstützung von O&M sehbeeinträchtigter Personen genutzt werden kann. Im Folgenden erfolgt zunächst eine Zusammenfassung der Ergebnisse hinsichtlich der gestellten Forschungsfragen. Zudem wird ein Ausblick auf weitere Forschungsthemen gegeben.

Die erste Forschungsfrage bezüglich der effizienten Verarbeitung von Kamerabildern auf einem kompakten und autarken Assistenzsystem, um eine robuste Schätzung des Wegverlaufes in gering strukturierter Umgebung zu ermöglichen, kann mit Ja beantwortet werden. Hierfür wurde ein grundlegender Ansatz zur Klassifikation des Wegverlaufes in Farbbildern entwickelt, der eine sehr effiziente Interpretation des Weges unmittelbar vor der Person ermöglicht. Für eine detailliertere Interpretation des Weges wurde ein erweiterter Ansatz zur pixelbasierten Segmentierung des Wegverlaufes implementiert. Hierbei wurde zunächst ein umfangreicher Datensatz mit binär segmentierten Farbbildern erstellt und damit eine strukturierte Auswahl und Anpassung von verschiedenen CNN-Architekturen hinsichtlich Genauigkeit und Effizienz vorgenommen. So kann eine mobile, eingebettete Anwendung der Wegsegmentierung umgesetzt werden und diesbezüglich der Stand der Forschung erweitert werden.

Die zweite Forschungsfrage hinsichtlich der effizienten und robusten Erfassung von Hindernisinformationen in gering strukturierter Umgebung kann ebenfalls mit Ja beantwortet werden. Der Herausforderung auch unspezifische Hindernisse in gering strukturierter Umgebung detektieren zu müssen, wurde mit der Segmentierung von Tiefendaten begegnet. Auch hier wurden CNN als Verarbeitungsmethode befähigt. Um den Anforderungen an einen umfassenden Datensatz gerecht zu werden, musste zunächst der Herausforderung begegnet werden, dass Tiefendaten gering strukturierter Umgebungen aufgrund der unintuitiven Darstellung nicht effizient manuell segmentiert werden können. Hierfür konnte erstmals gezeigt werden, dass die semi-automatische Datensatzerstellung mit klassischen Bildverarbeitungsalgorithmen dies ermöglicht. Hierbei wurde die v-Disparitäts-Methode unter Berücksichtigung geometrischer Zusammenhänge für die Segmentierung der Hindernisse befähigt und einzelne Parameter wurden für unterschiedliche Szenarien spezifisch adaptiert. Mit dem Datensatz wurden ebenfalls unterschiedliche CNN-Architekturen hinsicht-

lich Genauigkeit und Effizienz untersucht und optimiert. Neben der alleinigen Nutzung von Tiefendaten wurde auch ein Ansatz zur multimodalen Nutzung von Tiefen- und Farbdaten untersucht, jedoch keine umfangreiche Verbesserung der Segmentierungsgenauigkeit erzielt. Als Ergänzung wurden auch alternative Sensormodalitäten (3D-RADAR, 3D-Ultraschall) positiv evaluiert, um gewissen Einschränkungen von Tiefenkameras begegnen zu können.

Die Forschungsfrage bezüglich der Fusionierung der gewonnenen Umgebungsinformationen und der Kompensation von Einschränkungen der mobilen Anwendung kann ebenfalls positiv beantwortet werden. Dies wurde bislang im Stand der Technik und Forschung von Assistenzsystemen für O&M nur unzureichend adressiert. Mittels intrinsischer und extrinsischer Kameraparameter können die segmentierten Bildinformationen in 2D-Karten überführt und hierarchisch, probabilistisch fusioniert werden. Die Kartierungsmethoden wurden dabei erfolgreich in Labortests validiert. Der Ansatz ermöglicht die flexible Erweiterung mit weiteren Sensordaten, z. B. des RADAR- oder Ultraschall-Sensors. Die erstellten Karten waren, zusammen mit der Lagepeilung mittels GNSS und einer Koppellokalisation mittels VIO, Grundlage für die Durchführung einer Pfadplanung. Die effiziente und sichere Durchführung der einzelnen Verarbeitungsschritte wurde durch den Einsatz einer serviceorientierten Softwarearchitektur sowie der Verwendung von parallelen, hierarchischen Zustandsautomaten zur Orchestrierung ermöglicht. So können die Verarbeitungsschritte bedarfsgerecht durchgeführt sowie etwaige Prozessfehler detektiert und kommuniziert werden. So steigt neben der Effizienz auch die Sicherheit für Nutzende. Die Methodik geht damit über den Stand der Forschung hinaus und ermöglicht auch zukünftig die modulare Erweiterung und Anwendung in unterschiedlichsten Einsatzszenarien.

Die Forschungsfrage zur intuitiven und sicheren Übermittlung der generierten Navigationsanweisungen kann auf Grundlage der Ergebnisse der Probandenstudie ebenfalls positiv beantwortet werden. Durch die umfangreiche Verarbeitung der Umgebungsinformationen kann eine intuitive Feedbacknachricht generiert und übermittelt werden. Durch das multimodale Feedback können die Präferenzen der Nutzenden individuell berücksichtigt werden. Im Vergleich zu Forschungsansätzen, die durch eine geringe Verarbeitung der Daten und ein komplexes Feedbacksignal generieren, ermöglicht der vorgestellte Ansatz eine schnelle Verwendung des Assistenzsystems ohne umfangreiche Trainings. Zudem werden die verbleibenden Sinne nur auf das Nötigste durch das Assistenzsystem beeinträchtigt.

Auf Basis des dargestellten Konzeptes können zukünftig weitere Umgebungen, z. B. innerhalb geschlossener Räume adressiert werden. Während hier beispielsweise die Segmentierung von Hindernissen bereits mit dem dargestellten Ansatz funktioniert (Bild 57), müssen für die Lokalisierung hier andere Methoden genutzt werden.

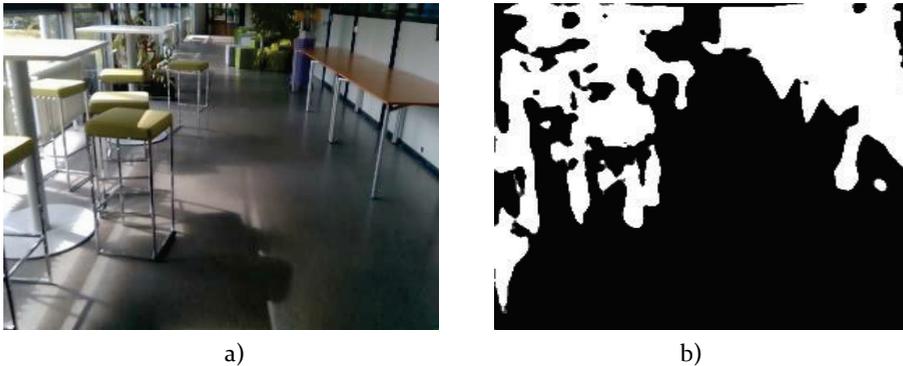


Bild 57: Exemplarisch Indoor-Szenerie mit a) Farbbild eines Ganges eines öffentlichen Gebäudes mit verschiedenen Möbelstücken und Objekten und b) binäre Segmentierung der Hindernisse auf Basis des Tiefenbildes durch das trainierte CNN [Su].

Auf Basis der vorgestellten ML-Methoden können automatisierte Verfahren zum Training der Modelle nach dem *Machine Learning Operations* Prinzip [332] implementiert werden. Da die Modelle bereits für vielfältige Umgebungen trainiert wurden, eignet sich auch das *Active Learning* Konzept zur Überwachung der Genauigkeit. Hierbei könnten auch spezialisierte KNN für unterschiedliche Umgebungen eingesetzt werden, die bei Bedarf je nach aktueller Umgebung genutzt werden. Um potentielle Stigmatisierungen und Kosten weiter zu reduzieren, ist die Integration der Datenverarbeitung in Smartphones als Ersatz für das hier dargestellte Assistenzsystem in Form eines Rucksacks möglich. Hierfür ist neben einer ausreichenden Rechenleistung auch die Qualität der Sensordaten entscheidend. Neben der Optimierung der Bildverarbeitungsalgorithmen ist auch das gezielte Testen mit sehbeeinträchtigten Personen essenziell für eine weitere Verbesserung des Ansatzes. Hier sind vor allem auch Parameter der Pfadplanung zu untersuchen, um so die sichere Umsetzung der übermittelten Informationen gewährleisten zu können. So kann der Nachweis der Wirksamkeit erfolgen, welcher Voraussetzung für das Inverkehrbringen des Assistenzsystems ist. Hierfür sind auch Anforderungen für eine Zulassung als Medizinprodukt zu erfüllen und die Finanzierungsmöglichkeiten durch die GKV klären.

10 Summary and Outlook

This dissertation shows that ML methods can be used to interpret colour and depth images of low-structured environments and can be used to support O&M for visually impaired people. In the following, the results are summarised with regard to the research questions raised. In addition, an outlook on further research topics is given.

The first research question regarding the efficient processing of camera images on a compact and autonomous assistance system to enable a robust estimation of the path in a low-structured environment can be answered in the affirmative. For this purpose, a basic approach for the classification of the path course in colour images was developed, which enables a very efficient interpretation of the path right in front of the person. For a more detailed interpretation of the path, an extended approach for pixel-based segmentation of the path was implemented. Here, an extensive data set with binary segmented colour images was first created and thus a structured selection and adaptation of different CNN architectures with regard to accuracy and efficiency was carried out. In this way, a mobile, embedded application of path segmentation can be implemented and the state of research can be expanded in this regard.

The second research question regarding the efficient and robust detection of obstacle information in low-structured environments can also be answered in the affirmative. The challenge of also having to detect non-specific obstacles in a low-structured environment was met with the segmentation of depth data. Here, too, CNN were enabled as a processing method. In order to meet the requirements of a comprehensive data set, the challenge first had to be met that depth data of low-structured environments cannot be efficiently segmented manually due to the unintuitive representation. For this purpose, it was shown for the first time that semi-automatic dataset generation with classical image processing algorithms makes this possible. Here, the v-disparity method was enabled for the segmentation of the obstacles, taking into account geometric correlations, and individual parameters were specifically adapted for different scenarios. The data set was also used to investigate and optimise different CNN architectures in terms of accuracy and efficiency. In addition to the sole use of depth data, an approach for multimodal use of depth and colour data was also investigated, but no extensive improvement in segmentation accuracy was achieved. As a complement, alternative sensor modalities (3D RADAR, 3D

ultrasound) were also positively evaluated to address certain limitations of depth cameras.

The research question on the intuitive and safe transmission of the generated navigation instructions can also be answered positively based on the results of the subject study. Through the extensive processing of the environmental information, an intuitive feedback message can be generated and transmitted. Due to the multimodal feedback, the preferences of the users can be taken into account individually. Compared to research approaches that generate a complex feedback signal through a small amount of data processing, the presented approach allows for a quick use of the assistance system without extensive training. In addition, the remaining senses are only affected by the assistance system to the extent necessary.

Based on the presented concept, other environments can be addressed in the future, e.g. within closed rooms. While here, for example, the segmentation of obstacles already works with the presented approach (Bild 57), other methods must be used for localisation here.

Based on the ML methods presented, automated procedures for training the models can be implemented according to the Machine Learning Operations principle [302]. Since the models have already been trained for diverse environments, the Active Learning concept is also suitable for monitoring accuracy. Here, specialised CNN could also be used for different environments, which are used as needed depending on the current environment. To further reduce potential stigmatisation and costs, it is possible to integrate data processing into smartphones as a substitute for the assistance system presented here in the form of a backpack. In addition to sufficient computing power, the quality of the sensor data is also crucial for this.

In addition to optimising the image processing algorithms, specific testing with visually impaired persons is essential for further improvement of the approach. In particular, path planning parameters must be investigated in order to be able to guarantee the safe implementation of the transmitted information. In this way, proof of effectiveness can be provided, which is a prerequisite for placing the assistance system on the market. For this, requirements for approval as a medical device must also be fulfilled and the financing possibilities through the health insurance system must be clarified.

11 Anhang

Tabelle 18: Initiale Architektur für die Klassifikation des Wegverlaufs zur Unterstützung der Navigation sehbeeinträchtigter Personen nach [P1].

Schicht	Operator	Datenstruktur
Eingangsschicht	-	$100 \times 100 \times 3$
Faltungsschicht	$3 \times 3 \times 3$, n=32, ReLu	$100 \times 100 \times 32$
Faltungsschicht	$3 \times 3 \times 32$, n=32, ReLu	$100 \times 100 \times 32$
Aggregationsschicht	2×2 , MaxPooling, 25% Dropout	$50 \times 50 \times 32$
Faltungsschicht	$3 \times 3 \times 32$, n=64, ReLu	$50 \times 50 \times 64$
Faltungsschicht	$3 \times 3 \times 64$, n=64, ReLu	$50 \times 50 \times 64$
Aggregationsschicht	2×2 , MaxPooling, 25% Dropout	$25 \times 25 \times 64$
Vollvernetzte Schicht	ReLU, Dropout 25%	100
Ausgangsschicht	SoftMax	3

Tabelle 19: Zu untersuchende Parameter des faltenden neuronalen Netzes unterteilt in Blöcke. Je Block werden die Parameter mit der vorherigen besten Parameterkonfiguration verglichen und die beste Konfiguration hinsichtlich Genauigkeit und Laufzeit für den nächsten Block verwendet. Conv steht für die faltende Schicht und die Zahl n für die Anzahl der Filter je Schicht. MaxPool (2x2) steht für eine 2x2 Max Pooling Aggregationsschicht nach [P1].

Block	Parameter	Nr.	Parameterwert
		0	Siehe Tabelle 18 des Anhangs
1	Architektur der faltenden Schichten	1	Conv (n=32), MaxPool (2x2)
		2	Conv (n=32), Conv (n=32), MaxPool (2x2)
		3	Conv (n=32), MaxPool (2x2), Conv (n=64), MaxPool (2x2)
		4	4 x Conv (n=32), MaxPool (2x2), 4 x Conv (n=32), MaxPool (2x2)
2	Anzahl der faltenden Blöcke	5	3 faltende Blöcke
3	Filteranzahl	6	32 Filter je Faltungsschicht
		7	64 Filter je Faltungsschicht
4	Neuronen der vollvernetzen Schicht	8	50
5	Aktivierungsfunktion der faltenden Schichten	9, 10	ELU, SELU
6	Dropout-Rate	11	50%
7	Optimierungsfunktion	12 - 17	SGD mit Nesterov, RMSprop, Adadelata, Adamax, Adam mit Amsgrad, Nadam

Tabelle 20: Validierungsergebnisse sowie Klassifizierungsdauer der Anpassungen zur Implementierung einer optimalen Architektur und Hyperparameter für die Klassifikation der Wegverlaufes nach [P1].

Nr.	Validierungsergebnis		Klassifizierungsdauer
	Genauigkeit	Verlust	
0	0,99	<0,001	0,048 s
1	0,996	0,024	0,027 s
2	0,994	0,023	0,040 s
3	0,999	0,002	0,036 s
4	0,999	<0,001	0,053 s
5	0,999	0,001	0,050 s
6	0,999	0,001	0,033 s
7	0,999	0,002	0,038 s
8	0,999	0,001	0,041 s
9	0,999	0,001	0,033 s
10	0,999	0,002	0,038 s
11	0,999	0,003	0,038 s
12	0,999	0,001	0,029 s
13	0,999	0,005	0,027 s
14	0,999	0,003	0,029 s
15	0,999	0,001	0,032 s
16	0,999	0,002	0,035 s
17	0,999	0,004	0,032 s

Tabelle 21: Ergebnisse der betrachteten Encoder-Decoder-Architekturkombinationen des Trainings und der Validierung hinsichtlich Verlust und Genauigkeit basierend auf dem Jaccard-Index. Die Bildwiederholrate wird auf einer mobilen Recheneinheit als Mittelwert der Trainings- und Validierungsdaten berechnet nach [P2].

Decoder	Encoder	Validierungsgenauigkeit		Bildwiederholrate (±Stadardabw.) in fps
		Loss	IoU	
LinkNet	<i>densenet121</i>	0,1003	0,9114	3,1277 (±0,44n92)
	<i>efficientnetbo</i>	0,0920	0,8986	4,6644 (±0,9131)
	<i>efficientnetb5</i>	0,0843	0,9061	2,7034 (±0,2423)
	<i>inceptionv3</i>	0,0995	0,9071	3,0933 (±0,5416)
	<i>mobilenet</i>	0,0840	0,9061	6,2897 (±1,4970)
	<i>mobilenetv2</i>	0,0951	0,8984	4,8446 (±0,9617)
	<i>resnet18</i>	0,1049	0,8888	6,1863 (±1,5775)
	<i>resnext50</i>	0,1063	0,9042	n.v.
	<i>vgg16</i>	0,1176	0,8657	4,4003 (±0,8082)
PSPNet	<i>densenet121</i>	0,0983	0,8886	5,8423 (±1,3446)
	<i>efficientnetbo</i>	0,0835	0,8952	7,7552 (±1,9535)
	<i>efficientnetb5</i>	0,0993	0,8926	4,9595 (±0,9995)
	<i>inceptionv3</i>	0,0841	0,9018	7,1223 (±1,8201)
	<i>mobilenet</i>	0,0850	0,8963	8,6899 (±2,7552)
	<i>mobilenetv2</i>	0,0824	0,8958	8,3344 (±2,2581)
	<i>resnet18</i>	0,1041	0,8780	9,1837 (±2,2400)
	<i>resnext50</i>	0,0891	0,8891	n.v.
	<i>vgg16</i>	0,0789	0,9087	4,8309 (±1,0573)
UNet	<i>densenet121</i>	0,0924	0,9159	4,4449 (±0,4803)
	<i>efficientnetbo</i>	0,0883	0,9175	4,2070 (±0,7755)
	<i>efficientnetb5</i>	0,0725	0,9215	n.v.
	<i>inceptionv3</i>	0,1076	0,9157	3,7077 (±0,7587)
	<i>mobilenet</i>	0,0854	0,9211	5,8438 (±1,3599)
	<i>mobilenetv2</i>	0,0829	0,9165	4,4023(±0,8887)
	<i>resnet18</i>	0,1069	0,8986	5,3430 (±1,4090)
	<i>resnext50</i>	0,1464	0,8978	n.v.
	<i>vgg16</i>	0,0874	0,8938	4,1001 (±0,7462)

Tabelle 22: Ergebnisse der Architektursuche für Hindernissegmentierung auf Basis der Tiefendaten nach [P4].

Decoder	Encoder	Filteranzahl	Eingangsgröße	Validierungsergebnis IoU	Bildwiederholrate (\pm Stand.Abw) in fps
PSPNet	<i>Resnet18</i>	512	480x480	0,5308	9,893 \pm 0,718
	<i>Seresnet18</i>	512	480x480	0,5653	9,496 \pm 0,622
	<i>Mobilenet</i>	512	480x480	0,5456	10,059 \pm 0,0597
	<i>Resnet18</i>	256	480x480	0,6618	11,370 \pm 0,843
	<i>Seresnet18</i>	256	480x480	0,6984	10,549 \pm 0,837
	<i>Mobilenet</i>	256	480x480	0,6875	12,035 \pm 0,624
	<i>Resnet18</i>	128	480x480	0,6706	11,268 \pm 1,164
	<i>Seresnet18</i>	128	480x480	0,6628	12,08 \pm 1,139
	<i>Mobilenet</i>	128	480x480	0,6635	12,576 \pm 0,939
	<i>Resnet18</i>	64	480x480	0,6908	11,517 \pm 0,988
	<i>Seresnet18</i>	64	480x480	0,6786	11,621 \pm 1,031
	<i>Mobilenet</i>	64	480x480	0,6519	11,871 \pm 0,829
	<i>Resnet18</i>	32	480x480	0,6953	11,689 \pm 0,509
	<i>Seresnet18</i>	32	480x480	0,6844	11,421 \pm 0,4624
	<i>Mobilenet</i>	32	480x480	0,66	12,315 \pm 2,865
	<i>Resnet18</i>	512	240x240	0,7055	28,915 \pm 2,832
	<i>Seresnet18</i>	512	240x240	0,7002	28,915 \pm 2,832
	<i>Mobilenet</i>	512	240x240	0,6841	25,981 \pm 4,295
	<i>Resnet18</i>	256	240x240	0,6828	31,951 \pm 3,531
	<i>Seresnet18</i>	256	240x240	0,6985	25,267 \pm 4,351
	<i>Mobilenet</i>	256	240x240	0,6961	24,665 \pm 3,888
	<i>Resnet18</i>	128	240x240	0,7025	32,341 \pm 4,464
	<i>Seresnet18</i>	128	240x240	0,6986	28,499 \pm 3,581
	<i>Mobilenet</i>	128	240x240	0,6552	33,645 \pm 3,634
	<i>Resnet18</i>	64	240x240	0,7176	27,093 \pm 5,014
	<i>Seresnet18</i>	64	240x240	0,6984	34,182 \pm 2,865
	<i>Mobilenet</i>	64	240x240	0,6708	33,661 \pm 3,691
	<i>Resnet18</i>	32	240x240	0,6578	34,404 \pm 4,144
	<i>Seresnet18</i>	32	240x240	0,6918	28,915 \pm 3,456

	<i>Mobilenet</i>	32	240x240	0,6715	34,833 ±3,532
<i>U_{net}</i>	<i>Resnet18</i>	256-16	480x480	0,7766	5,255 ±0,076
	<i>Seresnet18</i>	256-16	480x480	0,7752	5,134 ±0,095
	<i>Mobilenet</i>	256-16	480x480	0,7131	4,996 ±0,078
	<i>Resnet18</i>	128-8	480x480	0,7739	6,802 ±0,107
	<i>Seresnet18</i>	128-8	480x480	0,7837	6,684 ±0,116
	<i>Mobilenet</i>	128-8	480x480	0,6996	6,868 ±0,129
	<i>Resnet18</i>	256-16	224x224	0,7451	14,485 ±0,800
	<i>Seresnet18</i>	256-16	224x224	0,7823	14,097 ±0,735
	<i>Mobilenet</i>	256-16	224x224	0,7579	13,893 ±1,769
	<i>Resnet18</i>	128-8	224x224	0,7683	12,627 ±0,535
	<i>Seresnet18</i>	128-8	224x224	0,7386	12,241 ±0,476
	<i>Mobilenet</i>	128-8	224x224	0,7135	11,760 ±0,800

Tabelle 23: Ergebnis der FuseNet basierten Hindernissegmentierung hinsichtlich IoU Validierungsgenauigkeit und Bildwiederholrate nach [P4].

Tiefe d	Filteranzahl n_0	Validierungs- genauigkeit (IoU)	Bildwiederholrate ± Standardabweichung in fps
4	8	0,647	14,79 ±1,38
4	16	0,744	14,10 ±1,16
4	32	0,781	13,85 ±0,96
5	8	0,730	11,91 ±0,98
5	16	0,773	11,41 ±1,03
5	32	0,791	10,86 ±0,56

Tabelle 24: Messergebnisse der Wegkartierung des geraden Weges mit Abstand 1 m.

Abstand	Wegbreite in m		Abstand		
	Messung	Abweichung	Messung in m	Abweichung in m	Abweichung in %
1,5	1,04	0,04	-	-	-
2	1,05	0,05	2,02	0,02	1,00
2,5	1,05	0,05	-	-	-
3	1,02	0,02	2,99	-0,01	-0,33
3,5	1,05	0,05	-	-	-
4	0,99	-0,01	3,94	-0,06	-1,50
4,5	1,02	0,02	-	-	-
5	1,04	0,04	4,83	-0,17	-3,40
5,5	1,01	0,01	-	-	-
6	1	0	5,88	-0,12	-2,00
6,5	0,95	-0,05	-	-	-
7	0,99	-0,01	6,89	-0,11	-1,57
7,5	0,93	-0,07	-	-	-

Tabelle 25: Ergebnisse der Untersuchung des 3D-Ultraschallsensors TS₃ der Firma Toposens hinsichtlich Anzahl (Anz.) der erfolgreichen Messungen und die durchschnittliche Intensität in W/m² inklusive Standardabweichung des detektierten Signals für fünf Messpunkte und die Objekte Treppe, Hauswand und Stuhl sowie unterschiedlicher Anzahl an emittierten Ultraschallpulsen (10, 15, 20) nach [S13].

Abstand		1 m			2 m			3 m			4 m			5 m		
Hindernis	US Pulse	Anz.	Intensität in W/m ² Durschn. ±Std.Ab.	Anz.	Intensität in W/m ² Durschn. ±Std.Ab.	Anz.	Intensität in W/m ² Durschn. ±Std.Ab.	Anz.	Intensität in W/m ² Durschn. ±Std.Ab.	Anz.	Intensität in W/m ² Durschn. ±Std.Ab.	Anz.	Intensität in W/m ² Durschn. ±Std.Ab.	Anz.	Intensität in W/m ² Durschn. ±Std.Ab.	
Treppe	10	10	0,24 ±0,03	10	0,53 ±0,02	10	0,67 ±0,09	10	0,28 ±0,02	0	-					
	15	10	0,40 ±0,08	7	0,22 ±0,02	10	0,66 ±0,04	10	0,36 ±0,02	0	-					
	20	10	0,47 ±0,23	10	0,25 ±0,02	10	0,48 ±0,07	9	0,31 ±0,05	0	-					
Hauswand	10	10	2,33 ±0,02	2	0,99 ±0,09	8	0,57 ±0,05	8	0,41 ±0,02	0	-					
	15	10	2,11 ±0,60	10	1,31 ±0,06	9	0,73 ±0,02	8	0,50 ±0,06	0	-					
	20	10	1,85 ±0,88	10	1,16 ±0,47	9	0,60 ±0,23	4	0,42 ±0,01	0	-					
Stuhl	10	10	0,22 ±0,02	9	0,22 ±0,01	1	0,12	0	-	0	-					
	15	10	0,33 ±0,01	0	-	4	0,13 ±0,00	0	-	0	-					
	20	10	0,44 ±0,01	0	-	0	-	0	-	0	-					
Glasscheibe	10	10	2,47 ±0,03	10	1,11 ±0,03	10	0,62 ±0,02	10	0,37 ±0,02	2	0,25 ±0,01					
	15	10	1,87 ±0,87	10	1,28 ±0,07	10	0,71 ±0,05	10	0,45 ±0,03	0	-					
	20	10	1,57 ±0,99	10	1,29 ±0,06	9	0,72 ±0,03	5	0,47 ±0,02	1	0,29					

12 Literaturverzeichnis

- [1] BELLEBAUM, C., P. THOMA und I. DAUM. *Neuropsychologie*. Wiesbaden: VS Verl. für Sozialwiss, 2012. Lehrbuch. ISBN 978-3-531-16827-2
- [2] GORI, M., C. CAMPUS, S. SIGNORINI, E. RIVARA und A.J. BREMNER. Multisensory spatial perception in visually impaired infants. *Current biology : CB*, 2021, **31**(22), S. 5093-5101.e5. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.cub.2021.09.011
- [3] DAKOPOULOS, D. und N.G. BOURBAKIS. Wearable Obstacle Avoidance Electronic Travel Aids for Blind. A Survey. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 2010, **40**(1), S. 25-35. ISSN 1094-6977. Verfügbar unter: doi:10.1109/TSMCC.2009.2021255
- [4] BOURNE, R., J.D. STEINMETZ, S. FLAXMAN, P.S. BRIANT, H.R. TAYLOR, S. RESNIKOFF, R.J. CASSON, A. ABDOLI, E. ABU-GHARBIEH und A. AFSHIN, et al. Trends in prevalence of blindness and distance and near vision impairment over 30 years: an analysis for the Global Burden of Disease Study. *The Lancet Global Health*, 2021, **9**(2), S. e130-e143. ISSN 2214109X. Verfügbar unter: doi:10.1016/S2214-109X(20)30425-3
- [5] WORLD HEALTH ORGANIZATION. *World report on vision*, 2019. ISBN 978-92-4-151657-0
- [6] Vereinte Nationen. *Übereinkommen der Vereinten Nationen über die Rechte von Menschen mit Behinderungen*, 2008
- [7] Bundesregierung Deutschland. *Gesetz zu dem Übereinkommen der Vereinten Nationen vom 13. Dezember 2006 über die Rechte von Menschen mit Behinderungen sowie zu dem Fakultativprotokoll vom 13. Dezember 2006 zum Übereinkommen der Vereinten Nationen über die Rechte von Menschen mit Behinderungen*, 21. Dezember 2008
- [8] LANGELAAN, M., M.R. de BOER, R.M.A. VAN NISPEN, B. WOUTERS, A.C. MOLL und G.H.M.B. VAN RENS. Impact of visual impairment on quality of life: a comparison with quality of

- life in the general population and with other chronic conditions. *Ophthalmic epidemiology*, 2007, **14**(3), S. 119-126. ISSN 0928-6586. Verfügbar unter: doi:10.1080/09286580601139212
- [9] VIRGILI, G., R. ACOSTA, S.A. BENTLEY, G. GIACOMELLI, C. ALLCOCK und J.R. EVANS. Reading aids for adults with low vision. *The Cochrane database of systematic reviews*, 2018, **4**, S. CD003303. Verfügbar unter: doi:10.1002/14651858.CD003303.pub4
- [10] HERSH, M.A. und M.A. JOHNSON. *Assistive technology for visually impaired and blind people*. London: Springer, 2008. ISBN 978-1-84628-866-1
- [11] VAN NISPEN, R.M., G. VIRGILI, M. HOEBEN, M. LANGELAAN, J. KLEVERING, J.E. KEUNEN und G.H. VAN RENS. Low vision rehabilitation for better quality of life in visually impaired adults. *The Cochrane database of systematic reviews*, 2020, **1**, S. CD006543. Verfügbar unter: doi:10.1002/14651858.CD006543.pub2
- [12] PISSALOUX, E. und R. VELÁZQUEZ, Hg. *Mobility of Visually Impaired People. Fundamentals and ICT Assistive Technologies*. Cham: Springer, 2018. ISBN 978-3-319-54444-1
- [13] HEß, A. und S. POLST. *Mobilität und Digitalisierung: Vier Zukunftsszenarien*. Gütersloh, 2017
- [14] MAURER, M., J.C. GERDES, B. LENZ und H. WINNER. *Autonomes Fahren*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2015. ISBN 978-3-662-45853-2
- [15] HERTZBERG, J., K. LINGEMANN und A. NÜCHTER. *Mobile Roboter. Eine Einführung aus Sicht der Informatik*. Berlin, Heidelberg: Springer Vieweg, 2012. SpringerLink Bücher. ISBN 9783642017261
- [16] Deutsche Institut für Normung e.V. 13312: 2005-02, *Navigation*. Berlin: Beuth Verlag GmbH
- [17] DUTTON, B. *Dutton's nautical navigation*. 15. ed. Annapolis, Md.: Naval Institute Press, 2004. ISBN 9781557502483
- [18] SICILIANO, B. und O. KHATIB, Hg. *Springer Handbook of Robotics*. Berlin, Heidelberg: Springer Science+Business Media, 2008. ISBN 978-3-540-23957-4

- [19] International Organization for Standardization - ISO. 8373: 2012, *Robots and robotic devices — Vocabulary*
- [20] HUTTER, M. und R. SIEGWART, Hg. *Field and Service Robotics*. Cham: Springer International Publishing, 2018. Springer Proceedings in Advanced Robotics. ISBN 978-3-319-67360-8
- [21] INTERNATIONAL FEDERATION OF ROBOTICS. *Executive Summary World Robotics 2020 Service Robots, 2020*
- [22] International Organization for Standardization - ISO. 19649: 2017-03, *Mobile Robots - Vocabulary*
- [23] ULLRICH, G. *Fahrerlose Transportsysteme. Eine Fibel - mit Praxisanwendungen - zur Technik - für die Planung*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2014. ISBN 978-3-8348-2591-9
- [24] DOMBROWSKI, U. und T. MIELKE, Hg. *Ganzheitliche Produktionssysteme. Aktueller Stand und zukünftige Entwicklungen*. Berlin: Springer Vieweg, 2015. VDI-Buch. ISBN 9783662461648
- [25] VDI Verein Deutscher Ingenieure e.V. - Gesellschaft Produktion und Logistik. 2870 Blatt 1: 2012-07, *Ganzheitliche Produktionssysteme*
- [26] ULLRICH, G. Navigations- und Steuerungssysteme für die freie Navigation von Radfahrzeugen. In: W. BRAUER, G. SCHMIDT und F. FREYBERGER, Hg. *Autonome Mobile Systeme 1996*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1996, S. 281-291. ISBN 978-3-540-61751-8
- [27] GROVES, P.D. *Principles of GNSS, inertial, and multisensor integrated navigation systems*. Second edition. Boston: Artech House, 2013. GNSS technology and application series. ISBN 1608070069
- [28] DISSANAYAKE, G., H. DURRANT-WHYTE und T. BAILEY. A computationally efficient solution to the simultaneous localisation and map building (SLAM) problem. In: *Proceedings / ICRA 2000, IEEE International Conference on Robotics and Automation. April 24 - 28, 2000, San Francisco Hilton Hotel, San Francisco, California*. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 2000, S. 1009-1014. ISBN 0-7803-5886-4

- [29] THRUN, S. Robotic Mapping: A Survey. In: *Exploring Artificial Intelligence in the New Millennium*. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 2003, S. 1-35. ISBN 1558608117
- [30] THRUN, S., W. BURGARD und D. FOX. *Probabilistic robotics*. Cambridge, Massachusetts: MIT Press, 2006. Intelligent robotics and autonomous agents series. ISBN 9780262201629
- [31] QUIGLEY, M., K. CONLEY, B. GERKEY, J. FAUST, T. FOOTE, J. LEIBS, R. WHEELER und A.Y. NG. ROS: an open-source Robot Operating System. In: *ICRA workshop on open source software*, 2009, S. 5
- [32] OPEN SOURCE ROBOTICS FOUNDATION, INC. *Robot Operating System (ROS) Wiki - navigation* [online] [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <http://wiki.ros.org/navigation>
- [33] BARTZ, F.M. *Mobilitätsbedürfnisse und ihre Satisfaktoren. Die Analyse von Mobilitätstypen im Rahmen eines internationalen Segmentierungsmodells*. Dissertation. Köln, 2015
- [34] BUNDESMINISTERIUM FÜR VERKEHR UND DIGITALE INFRASTRUKTUR. *Verkehr in Zahlen 2021/2022*. 50. Auflage. Flensburg, 2021
- [35] YURTSEVER, E., J. LAMBERT, A. CARBALLO und K. TAKEDA. A Survey of Autonomous Driving: Common Practices and Emerging Technologies. *IEEE Access*, 2020, **8**, S. 58443-58469. Verfügbar unter: doi:10.1109/ACCESS.2020.2983149
- [36] SAE International. J3016: 2018-06, *Taxonomy and Definitions for Terms Related to Driving Automation Systems for On-Road Motor Vehicles*
- [37] GERLACH, J. und D. BOSSERHOFF. *Richtlinien für integrierte Netzgestaltung*. RIN. Ausg. 2008. Köln: FGSV-Verl., 2009. FGSV R1 - Regelwerke. 121. ISBN 9783939715795
- [38] AUTOWARE. *The Autoware Foundation - Open Source for Autonomous Driving* [online]. 9 April 2022 [Zugriff am: 9. April 2022]. Verfügbar unter: <https://www.autoware.org/>
- [39] COMMA AI. *openpilot* [online]. *Open Source Driver Assistance System*. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://github.com/commaai/openpilot>

- [40] FAN, H., F. ZHU, C. LIU, L. ZHANG, L. ZHUANG, D. LI, W. ZHU, J. HU, H. LI und Q. KONG. *Baidu Apollo EM Motion Planner* [online]. 21 Juli 2018, 12:00. Verfügbar unter: <https://arxiv.org/pdf/1807.08048>
- [41] NVIDIA CORPORATION. *NVIDIA DRIVE - Autonomous Vehicle Development Platforms* [online]. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://developer.nvidia.com/drive>
- [42] APEX.AI, INC. *Autonomous Driving Software* [online]. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://www.apex.ai/>
- [43] VAN, N.D., M. SUALEH, D. KIM und G.-W. KIM. A Hierarchical Control System for Autonomous Driving towards Urban Challenges. *Applied Sciences*, 2020, **10**(10), S. 3543. Verfügbar unter: doi:10.3390/app10103543
- [44] SICILIANO, B., O. KHATIB, F. GROEN, M. BUEHLER, K. IAGNEMMA und S. SINGH. *The DARPA urban challenge. Autonomous vehicles in city traffic*. Berlin: Springer, 2009. Springer Tracts in Advanced Robotics. Vol. 56. ISBN 978-3-642-03990-4
- [45] MERCEDES-BENZ RESEARCH & DEVELOPMENT. *Drive Pilot* [online]. 2019 [Zugriff am: 3. Dezember 2020]. Verfügbar unter: <https://www.daimler.com/dokumente/innovation/sonstiges/2019-02-20-vssa-mercedes-benz-drive-pilot-a.pdf>
- [46] EASYMILE SAS. *Level 4 operations* [online]. 6 Mai 2022 [Zugriff am: 23. Mai 2022]. Verfügbar unter: <https://easymile.com/technology/supervision>
- [47] HUANG, Y. und Y. CHEN. *Autonomous Driving with Deep Learning: A Survey of State-of-Art Technologies*, 11. Juni 2020
- [48] MOZAFFARI, S., O.Y. AL-JARRAH, M. DIANATI, P. JENNINGS und A. MOUZAKITIS. Deep Learning-Based Vehicle Behavior Prediction for Autonomous Driving Applications: A Review. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020, S. 1-15. ISSN 1524-9050. Verfügbar unter: doi:10.1109/TITS.2020.3012034
- [49] NEUHOLD, G., T. OLLMANN, S.R. BULO und P. KONTSCHIEDER. The Mapillary Vistas Dataset for Semantic Understanding of Street Scenes. In: *2017 IEEE International Conference on Computer Vision. ICCV 2017 : proceedings : 22-29*

- October 2017, Venice, Italy. Piscataway, NJ: IEEE, 2017, S. 5000-5009. ISBN 978-1-5386-1032-9
- [50] CORDTS, M., M. OMRAN, S. RAMOS, T. REHFELD, M. ENZWEILER, R. BENENSON, U. FRANKE, S. ROTH und B. SCHIELE. The Cityscapes Dataset for Semantic Urban Scene Understanding. In: *29th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2016 : proceedings : 26 June-1 July 2016, Las Vegas, Nevada*. Piscataway, NJ: IEEE, 2016, S. 3213-3223. ISBN 978-1-4673-8851-1
- [51] HOUSTON, J., G. ZUIDHOF, L. BERGAMINI, Y. YE, L. CHEN, A. JAIN, S. OMARI, V. IGLOVIKOV und P. ONDRUSKA. *One Thousand and One Hours: Self-driving Motion Prediction Dataset*, 25. Juni 2020
- [52] MOTIONAL. *nuScenes Dataset* [online]. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://www.nuscenes.org/>
- [53] TESLA, INC. *Tesla AI Day* [online], 2021. 20 August 2021 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://www.youtube.com/watch?v=joz4FweCy4M&t=6335s>
- [54] MAX-PLANCK-GESELLSCHAFT ZUR FÖRDERUNG DER WISSENSCHAFTEN E.V. *Cityscapes Dataset - Benchmark Suite* [online]. 4 Juni 2022 [Zugriff am: 4. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://www.cityscapes-dataset.com/benchmarks/>
- [55] NATIONAL RESEARCH COUNCIL. *Technology development for Army unmanned ground vehicles*. Washington, D.C: National Academies Press, 2002. ISBN 978-0-309-08620-2
- [56] SICILIANO, B., O. KHATIB, F. GROEN, M. BUEHLER, K. IAGNEMMA und S. SINGH. *The 2005 DARPA Grand Challenge. The great robot race*. Berlin: Springer, 2007. Springer Tracts in Advanced Robotics. Vol. 36. ISBN 978-3-540-73428-4
- [57] THRUN, S., M. MONTEMERLO, H. DAHLKAMP, D. STAVENS, A. ARON, J. DIEBEL, P. FONG, J. GALE, M. HALPENNY und G. HOFFMANN, et al. Stanley: The robot that won the DARPA Grand Challenge. *Journal of Field Robotics*, 2006, **23**(9), S. 661-692. ISSN 15564959. Verfügbar unter: doi:10.1002/rob.20147
- [58] HU, J., B. ZHENG, C. WANG, C. ZHAO, X. HOU, Q. PAN und Z. XU. A survey on multi-sensor fusion based obstacle detection for intelligent ground vehicles in off-road environments. *Frontiers of*

- Information Technology & Electronic Engineering*, 2020, **21**(5), S. 675-692. ISSN 2095-9184. Verfügbar unter: doi:10.1631/FITEE.1900518
- [59] MIKI, T., J. LEE, J. HWANGBO, L. WELLHAUSEN, V. KOLTUN und M. HUTTER. Learning robust perceptive locomotion for quadrupedal robots in the wild. *Science Robotics*, 2022, **7**(62), S. eabk2822. Verfügbar unter: doi:10.1126/scirobotics.abk2822
- [60] FANKHAUSER, P., M. BLOESCH und M. HUTTER. Probabilistic Terrain Mapping for Mobile Robots With Uncertain Localization. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2018, **3**(4), S. 3019-3026. ISSN 2377-3766. Verfügbar unter: doi:10.1109/LRA.2018.2849506
- [61] BARTEL, A., F. MEYER, C. SINKE, T. WIEMANN, A. NCHTER, K. LINGEMANN und J. HERTZBERG. Real-time outdoor trail detection on a mobile robot. In: *Proceedings of the 13th IASTED International Conference on Robotics, Applications and Telematics*, 2007, S. 477-482
- [62] B. SUGER und W. BURGARD. Global outer-urban navigation with OpenStreetMap. In: *2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2017, S. 1417-1422
- [63] VALADA, A., J. VERTENS, A. DHALL und W. BURGARD. AdapNet: Adaptive semantic segmentation in adverse environmental conditions. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). May 29-June 3, 2017, Singapore : ICRA 2017*. Piscataway, NJ: IEEE, 2017, S. 4644-4651. ISBN 978-1-5090-4633-1
- [64] VALADA, A., G.L. OLIVEIRA, T. BROX und W. BURGARD. Deep Multispectral Semantic Scene Understanding of Forested Environments Using Multimodal Fusion. In: D. KULIĆ, Y. NAKAMURA, O. KHATIB und G. VENTURE, Hg. *2016 International Symposium on Experimental Robotics*. Cham: Springer International Publishing, 2017, S. 465-477. ISBN 978-3-319-50114-7
- [65] VALADA, A., R. MOHAN und W. BURGARD. Self-Supervised Model Adaptation for Multimodal Semantic Segmentation. *International Journal of Computer Vision*, 2019, **13**(3), S. 32. ISSN 0920-5691. Verfügbar unter: doi:10.1007/s11263-019-01188-y

- [66] GIUSTI, A., J. GUZZI, D. CIRESAN, F.-L. HE, J.P. RODRIGUEZ, F. FONTANA, M. FAESSLER, C. FORSTER, J. SCHMIDHUBER und G. DI CARO, et al. A Machine Learning Approach to Visual Perception of Forest Trails for Mobile Robots. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2015, S. 1. ISSN 2377-3766. Verfügbar unter: doi:10.1109/LRA.2015.2509024
- [67] HARTLEY, R. und A. ZISSERMAN. *Multiple view geometry in computer vision*. 2. ed. Cambridge: Cambridge Univ. Press, 2003. ISBN 978-0-511-18618-9
- [68] JÄHNE, B. *Digitale Bildverarbeitung und Bildgewinnung*. 7., neu bearbeitete Aufl. 2012. Berlin: Springer, 2012. ISBN 978-3-642-04951-4
- [69] TSAI, R. A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses. *IEEE Journal on Robotics and Automation*, 1987, 3(4), S. 323-344. ISSN 0882-4967. Verfügbar unter: doi:10.1109/JRA.1987.1087109
- [70] ZANUTTIGH, P., G. MARIN, C. DAL MUTTO, F. DOMINIO, L. MINTO und G.M. CORTELAZZO. *Time-of-Flight and Structured Light Depth Cameras. Technology and Applications*. Cham: Springer International Publishing, 2016. ISBN 978-3-319-30971-2
- [71] DAL MUTTO, C., P. ZANUTTIGH und G.M. CORTELAZZO. *Time-of-flight cameras and Microsoft Kinect*. New York, NY: Springer, 2012. Springer briefs in electrical and computer engineering. ISBN 978-1-4614-3806-9
- [72] SCHREIBER, L. Lichtschnittverfahren. In: L. SCHREIBER, Hg. *Messung gekrümmter Flächen mit berührungslosen Verfahren*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1989, S. 57-102. ISBN 978-3-540-51493-0
- [73] GIANCOLA, S., M. VALENTI und R. SALA. *A Survey on 3D Cameras: Metrological Comparison of Time-of-Flight, Structured-Light and Active Stereoscopy Technologies*. Cham: Springer International Publishing, 2018. SpringerBriefs in Computer Science. ISBN 978-3-319-91760-3
- [74] CRUZ, L., D. LUCIO und L. VELHO. Kinect and RGBD Images: Challenges and Applications. In: *2012 25th SIBGRAPI Conference*

- on *Graphics, Patterns and Images Tutorials*: IEEE, 2012, S. 36-49. ISBN 978-0-7695-4830-2
- [75] SARBOLANDI, H., D. LEFLOCH und A. KOLB. Kinect range sensing: Structured-light versus Time-of-Flight Kinect. *Computer Vision and Image Understanding*, 2015, **139**, S. 1-20. ISSN 10773142. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.cviu.2015.05.006
- [76] KESELMAN, L., J.I. WOODFILL, A. GRUNNET-JEPSEN und A. BHOWMIK. Intel RealSense Stereoscopic Depth Cameras. *CoRR*, 2017, **abs/1705.05548**. Verfügbar unter: doi:05548
- [77] STEREO LABS INC. *ZED 2i Stereocamera* [online]. *Camera and SDK Overview*, 2022 [Zugriff am: 30. Mai 2022]. Verfügbar unter: <https://www.stereolabs.com/assets/datasheets/zed-2i-datasheet-feb2022.pdf>
- [78] GOTZIG, H. und G.O. GEDULD. LIDAR-Sensorik. In: H. WINNER, S. HAKULI, F. LOTZ und C. SINGER, Hg. *Handbuch Fahrerassistenzsysteme*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2015, S. 317-334. ISBN 978-3-658-05733-6
- [79] HOU, Y. und Z. ZHAO. Lidar Technology. In: Y. LI und H. SHI, Hg. *Advanced Driver Assistance Systems and Autonomous Vehicles*. Singapore: Springer Nature Singapore, 2022, S. 245-263. ISBN 978-981-19-5052-0
- [80] KASTURI, A., V. MILANOVIC, D.B. LOVELL, F. HU, D. HO, Y. SU und L. RISTIC. Comparison of MEMS mirror LiDAR architectures. In: W. PIYAWATTANAMETHA, Y.-H. PARK und H.P. ZAPPE, Hg. *MOEMS and Miniaturized Systems XIX. 1-3 February 2020, San Francisco, California, United States*. Bellingham, Washington: SPIE, 2020, S. 31. ISBN 9781510633490
- [81] MERRILL I. SKOLNIK. *Radar handbook*. 3. [rev.] ed. New York, NY: McGraw Hill, 2008. ISBN 9780071485470
- [82] HUSSAIN, M. Ultra-wideband impulse radar-an overview of the principles. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 1998, **13**(9), S. 9-14. ISSN 08858985. Verfügbar unter: doi:10.1109/62.715515
- [83] EVANS, R.J., P.M. FARRELL, G. FELIC, H.T. DUONG, H.V. LE, J. LI, M. LI, W. MORAN und E. SKAFIDAS. Consumer radar: Opportunities and challenges. In: *2014 European Radar Conference (EuRAD 2014)*. Rome, Italy, 8 - 10 October 2014 ; [part

- of the 2014 European Microwave Week. Piscataway, NJ: IEEE, 2014, S. 5-8. ISBN 978-2-8748-7037-8
- [84] PATOLE, S.M., M. TORLAK, D. WANG und M. ALI. Automotive radars: A review of signal processing techniques. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2017, **34**(2), S. 22-35. ISSN 1053-5888. Verfügbar unter: doi:10.1109/MSP.2016.2628914
- [85] KLEEMAN, L. und R. KUC. Sonar Sensing. In: B. SICILIANO und O. KHATIB, Hg. *Springer Handbook of Robotics*. Berlin, Heidelberg: Springer Science+Business Media, 2008, S. 491-519. ISBN 978-3-540-23957-4
- [86] HORSLEY, D.A., O. ROZEN, Y. LU, S. SHELTON, A. GUEDES, R. PRZYBYLA, H.-Y. TANG und B.E. BOSER. Piezoelectric micromachined ultrasonic transducers for human-machine interfaces and biometric sensing. In: H.-G. BYUN, Hg. *IEEE SENSORS 2015. November 1-4, 2015, Busan, South Korea : proceedings*. Piscataway, NJ: IEEE, 2015, S. 1-4. ISBN 978-1-4799-8203-5
- [87] KAZYS, R.J., R. SLITERIS und J. SESTOKE. Air-Coupled Low Frequency Ultrasonic Transducers and Arrays with PMN-32%PT Piezoelectric Crystals. *Sensors*, 2017, **17**(1). ISSN 1424-8220. Verfügbar unter: doi:10.3390/s17010095
- [88] KRECZMER, B. Azimuth Angle Determination for the Arrival Direction for an Ultrasonic Echo Signal. *Journal of Automation, Mobile Robotics & Intelligent Systems*, 2017, **11**(2), S. 31-41. ISSN 18978649. Verfügbar unter: doi:10.14313/JAMRIS_2-2017/14
- [89] STECKEL, J., A. BOEN und H. PEREMANS. Broadband 3-D Sonar System Using a Sparse Array for Indoor Navigation. *IEEE Transactions on Robotics*, 2013, **29**(1), S. 161-171. ISSN 1552-3098. Verfügbar unter: doi:10.1109/TRO.2012.2221313
- [90] KRECZMER, B. Direction of Echo Arrival Estimation by Indirect Determination of the Phase Shift. In: Z.S. HIPPE, J.L. KULIKOWSKI und T. MROCZEK, Hg. *Human-Computer Systems Interaction. Backgrounds and Applications 4*. Cham: Springer International Publishing, 2017, S. 14-30. ISBN 978-3-319-62119-7
- [91] KOLARIK, A.J., S. CIRSTEA, S. PARDHAN und B.C.J. MOORE. A summary of research investigating echolocation abilities of blind

- and sighted humans. *Hearing research*, 2014, **310**, S. 60-68.
Verfügbar unter: doi:10.1016/j.heares.2014.01.010
- [92] NANCY SECKEL und ADI SINGH. Physics of 3D Ultrasonic Sensors, 2019. Verfügbar unter: doi:10.13140/RG.2.2.25396.19849
- [93] TOPOSENS GMBH. *ULTRASONIC 3D ECHOLOCATION SENSOR - Toposens* [online]. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://toposens.com/ultrasonic-3d-echolocation-sensor/>
- [94] KALISZ, A., M. SUN, J. GEDSCHOLD, T. WEGNER, G. GALDO und J. THIELECKE. Error Evaluation of Semantic VSLAM Algorithms for Smart Farming. In: *Proceedings of the 17th International Joint Conference on Computer Vision, Imaging and Computer Graphics Theory and Applications (VISIGRAPP 2022)*. Setúbal: SciTePress - Science and Technology Publications Lda, 2022, S. 801-810. ISBN 978-989-758-555-5
- [95] HESCH, J.A., D.G. KOTTAS, S.L. BOWMAN und S.I. ROUMELIOTIS. Camera-IMU-based localization: Observability analysis and consistency improvement. *The International Journal of Robotics Research*, 2014, **33**(1), S. 182-201. ISSN 0278-3649.
Verfügbar unter: doi:10.1177/0278364913509675
- [96] NISTER, D., O. NARODITSKY und J. BERGEN. Visual odometry. In: *Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2004. Washington D.C., USA, 27 June - 2 July 2004*. Los Alamitos, Calif.: IEEE Computer Society, 2004, S. 652-659. ISBN 0-7695-2158-4
- [97] AQEL, M.O.A., M.H. MARHABAN, M.I. SARIPAN und N.B. ISMAIL. Review of visual odometry: types, approaches, challenges, and applications. *SpringerPlus*, 2016, **5**(1), S. 1897. ISSN 2193-1801. Verfügbar unter: doi:10.1186/s40064-016-3573-7
- [98] NISTÉR, D., O. NARODITSKY und J. BERGEN. Visual odometry for ground vehicle applications. *Journal of Field Robotics*, 2006, **23**(1), S. 3-20. ISSN 15564959. Verfügbar unter: doi:10.1002/rob.20103
- [99] JIANG, Y., Y. XU und Y. LIU. Performance evaluation of feature detection and matching in stereo visual odometry. *Neurocomputing*, 2013, **120**, S. 380-390. ISSN 09252312. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.neucom.2012.06.055

- [100] SUAIB, N.M., M.H. MARHABAN, M.I. SARIPAN und S.A. AHMAD. Performance evaluation of feature detection and feature matching for stereo visual odometry using SIFT and SURF. In: *2014 IEEE Region 10 symposium (TENSYMP 2014)*. Kuala Lumpur, Malaysia, 14 - 16 April 2014. Piscataway, NJ: IEEE, 2014, S. 200-203. ISBN 978-1-4799-2027-3
- [101] LONGUET-HIGGINS, H.C. A computer algorithm for reconstructing a scene from two projections. *Nature*, 1981, 293(5828), S. 133-135. Verfügbar unter: doi:10.1038/293133a0
- [102] ZHANG, A.M. und L. KLEEMAN. Robust Appearance Based Visual Route Following for Navigation in Large-scale Outdoor Environments. *The International Journal of Robotics Research*, 2009, 28(3), S. 331-356. ISSN 0278-3649. Verfügbar unter: doi:10.1177/0278364908098412
- [103] HORN, B.K. und B.G. SCHUNCK. Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, 1981, 17(1-3), S. 185-203. ISSN 00043702. Verfügbar unter: doi:10.1016/0004-3702(81)90024-2
- [104] LUCAS, B.D. und T. KANADE. An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision. In: *Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence - Volume 2*. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 1981, S. 674-679
- [105] MUR-ARTAL, R. und J.D. TARDOS. ORB-SLAM2: An Open-Source SLAM System for Monocular, Stereo, and RGB-D Cameras. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017, 33(5), S. 1255-1262. ISSN 1552-3098. Verfügbar unter: doi:10.1109/TRO.2017.2705103
- [106] AGARWAL, A., J.R. CROUSE und E.N. JOHNSON. Evaluation of a Commercially Available Autonomous Visual Inertial Odometry Solution for Indoor Navigation. In: M. MATIJAŠEVIĆ, Hg. 2020 *International Conference on Unmanned Aircraft Systems. ICUAS'20 : June 9-12, 2020 (moved to September 1-4, 2020)*, Divani Caravel Hotel, Athens, Greece GR-16121. [Piscataway, NJ]: IEEE, 2020, S. 372-381. ISBN 978-1-7281-4278-4
- [107] SUBIRANA, J.S., J.M.J. ZORZONA und M. HERNÁNDEZ-PAJARES. *GNSS data processing*. Noordwijk: ESA, May 2013. TM / European Space Agency. 23/2. ISBN 978-92-9221-886-7

- [108] EUROPEAN SPACE AGENCY. *EGNOS Future and Evolutions - Navipedia* [online]. 18 März 2020 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: https://gssc.esa.int/navipedia/index.php/EGNOS_Future_and_Evolutions
- [109] ZENTRALE STELLE SAPOS. *Dienste und Anwendungen - HEPS* [online]. 26 Januar 2021 [Zugriff am: 26. Januar 2021]. Verfügbar unter: <https://zentrale-stelle-sapos.de/dienste-anwendungen-alternativ/>
- [110] BAYERISCHES LANDESAMT FÜR DIGITALISIERUNG, BREITBAND UND VERMESSUNG. *Bayerische Vermessungsverwaltung - Produkte - Dienste & Anwendungen - SAPOS* [online]. 26 Januar 2021 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://www.ldbv.bayern.de/produkte/dienste/sapos.html>
- [111] OPENSTREETMAP FOUNDATION. *OpenStreetMap* [online]. 6 Juli 2021 [Zugriff am: 6. Juli 2021]. Verfügbar unter: <https://www.openstreetmap.org>
- [112] LANGE, N. de. *Geoinformatik in Theorie und Praxis. Grundlagen von Geoinformationssystemen, Fernerkundung und digitaler Bildverarbeitung*. 4th ed. 2020. Berlin: Springer Berlin Heidelberg; Imprint: Springer Spektrum, 2020. ISBN 9783662607091
- [113] *GPX: the GPS Exchange Format* [online]. 6 Juli 2021 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://www.topografix.com/gpx.asp>
- [114] SCHMIDT, F. und H.-G. SCHAIBLE. *Neuro- und Sinnesphysiologie*. 5., neu bearb. Aufl. Heidelberg: Springer Medizin, 2006. Springer-Lehrbuch. ISBN 3-540-25700-4
- [115] GREHN, F. *Augenheilkunde*. 31., überarbeitete Auflage. Berlin: Springer, 2012. ISBN 978-3-642-11332-1
- [116] WORLD HEALTH ORGANIZATION. *International classification of functioning, disability and health. ICF*. Geneva: World Health Organization. ISBN 92 4 154542 9
- [117] WORLD HEALTH ORGANIZATION. *Classification of Diseases (ICD)* [online]. 2 Februar 2021 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://www.who.int/classifications/classification-of-diseases>

- [118] SNELLEN, H. *Probierbuchstaben zur bestimmung der Sehschärfe*. 4. Auflage. Berlin: Verlag von Hermann Peters, 1873
- [119] BRODMANN, K. *Vergleichende Lokalisationslehre der Grosshirnrinde in ihren Prinzipien dargestellt auf Grund des Zellenbaues*. Leipzig: Verlag von Johann Ambrosius Barth, 1909
- [120] HUBEL, D.H. und T.N. WIESEL. Receptive fields and functional architecture of monkey striate cortex. *The Journal of physiology*, 1968, **195**(1), S. 215-243. ISSN 0022-3751. Verfügbar unter: doi:10.1113/jphysiol.1968.sp008455
- [121] BACH-Y-RITA, P. Theoretical basis for brain plasticity after a TBI. *Brain injury*, 2003, **17**(8), S. 643-651. ISSN 0269-9052. Verfügbar unter: doi:10.1080/0269905031000107133
- [122] BACH-Y-RITA, P. Brain plasticity as a basis for recovery of function in humans. *Neuropsychologia*, 1990, **28**(6), S. 547-554. ISSN 00283932. Verfügbar unter: doi:10.1016/0028-3932(90)90033-K
- [123] BAVELIER, D. und H.J. NEVILLE. Cross-modal plasticity: where and how? *Nature reviews. Neuroscience*, 2002, **3**(6), S. 443-452. ISSN 1471-003X. Verfügbar unter: doi:10.1038/nrn848
- [124] BACH-Y-RITA, P. und S. W KERCEL. Sensory substitution and the human-machine interface. *Trends in cognitive sciences*, 2003, **7**(12), S. 541-546. ISSN 1364-6613. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.tics.2003.10.013
- [125] SILVA, P.R., T. FARIAS, F. CASCIIO, L. DOS SANTOS, V. PEIXOTO, E. CRESPO, C. AYRES, M. AYRES, V. MARINHO und V.H. BASTOS, et al. Neuroplasticity in visual impairments. *Neurology international*, 2018, **10**(4), S. 7326. ISSN 2035-8385. Verfügbar unter: doi:10.4081/ni.2018.7326
- [126] JIANG, J., W. ZHU, F. SHI, Y. LIU, J. LI, W. QIN, K. LI, C. YU und T. JIANG. Thick visual cortex in the early blind. *The Journal of neuroscience : the official journal of the Society for Neuroscience*, 2009, **29**(7), S. 2205-2211. Verfügbar unter: doi:10.1523/JNEUROSCI.5451-08.2009
- [127] SADATO, N., T. OKADA, M. HONDA und Y. YONEKURA. Critical period for cross-modal plasticity in blind humans: a functional MRI study. *NeuroImage*, 2002, **16**(2), S. 389-400. ISSN 1053-8119. Verfügbar unter: doi:10.1006/nimg.2002.1111

- [128] VIRGILI, G. und G. RUBIN. Orientation and mobility training for adults with low vision. *The Cochrane database of systematic reviews*, 2010, (5), S. CD003925. Verfügbar unter: doi:10.1002/14651858.CD003925.pub3
- [129] BRECHTEL, T. Heil- und Hilfsmittel. In: C. THIELSCHER, Hg. *Handbuch Medizinökonomie I*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2021, S. 365-373. ISBN 978-3-658-17781-2
- [130] GKV SPITZENVERBAND. *Hilfsmittelverzeichnis des GKV-Spitzenverbandes - Blindenhilfsmittel* [online] [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://hilfsmittel.gkv-spitzenverband.de/home/verzeichnis/10f58232-ae18-484c-b3bo-117715701a3a>
- [131] BRAMBIG, M. *Fachgutachten zum Unterrichtsbedarf für eine Schulung in Orientierung und Mobilität mit dem Langstock für sehgeschädigte Personen*, 2002
- [132] WIGGETT-BARNARD, C. und H. STEEL. The experience of owning a guide dog. *Disability and rehabilitation*, 2008, **30**(14), S. 1014-1026. ISSN 0963-8288. Verfügbar unter: doi:10.1080/09638280701466517
- [133] DEUTSCHE BLINDENFÜHRUNDE E.V. *Blindenführhunde | Wissenswertes* [online]. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://dbfh.de/blindenfuehrhunde/#ueberblindenfuehrhunde>
- [134] MILLS, J.O., A. JALIL und P.E. STANGA. Electronic retinal implants and artificial vision: Journey and present. *Eye (Basingstoke)*, 2017, **31**(10), S. 1383-1398. Verfügbar unter: doi:10.1038/eye.2017.65
- [135] NOWIK, K., E. LANGWIŃSKA-WOŚKO, P. SKOPIŃSKI, K.E. NOWIK und J.P. SZAFLIK. Bionic eye review - An update. *Journal of clinical neuroscience : official journal of the Neurosurgical Society of Australasia*, 2020, **78**, S. 8-19. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.jocn.2020.05.041
- [136] STINGL, K., K.U. BARTZ-SCHMIDT, D. BESCH, A. BRAUN, A. BRUCKMANN, F. GEKELER, U. GREPPMAIER, S. HIPPEL, G. HÖRTDÖRFER und C. KERNSTOCK, et al. Artificial vision with wirelessly powered subretinal electronic implant alpha-IMS. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 2013,

- 280(1757), S. 20130077. ISSN 0962-8452. Verfügbar unter:
doi:10.1098/rspb.2013.0077
- [137] STINGL, K., K.U. BARTZ-SCHMIDT, D. BESCH, C.K. CHEE, C.L. COTTRIAL, F. GEKELER, M. GROPE, T.L. JACKSON, R.E. MACLAREN und A. KOITSCHEV, et al. Subretinal Visual Implant Alpha IMS--Clinical trial interim report. *Vision research*, 2015, **111**(Pt B), S. 149-160. Verfügbar unter:
doi:10.1016/j.visres.2015.03.001
- [138] *Retina Implant AG stellt Geschäftstätigkeit ein | PRO RETINA Deutschland e. V* [online]. 16 Februar 2021 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://www.pro-retina.de/retina-implant-ag-stellt-geschaefstaetigkeit-ein>
- [139] FERNANDES, H., P. COSTA, V. FILIPE, H. PAREDES und J. BARROSO. A review of assistive spatial orientation and navigation technologies for the visually impaired. *Universal Access in the Information Society*, 2019, **18**(1), S. 155-168. ISSN 1615-5289. Verfügbar unter: doi:10.1007/s10209-017-0570-8
- [140] INSTITUT DER DEUTSCHEN WIRTSCHAFT KÖLN, REHADAT. *Ultra Body Guard UBG* [online]. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: https://www.rehadat-hilfsmittel.de/de/produkte/mobilitaet-orientierung/orientierungshilfen-blindenstoecke/akustische-taktile-visuelle-elektronische-orientierungshilfen/index.html?reloaded&sort=produktde_final_sort_tec+asc&page=20&mode=detail&listtitle=
- [141] SZBLIND ONLINE SHOP - HILFSMITTEL. *Ultra-Body-Guard* [online]. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://szb.abacuscity.ch/de/A~01.102/Ultra-Body-Guard>
- [142] INSTITUT DER DEUTSCHEN WIRTSCHAFT KÖLN, REHADAT. *Griff Laser-Langstock* [online]. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: https://www.rehadat-hilfsmittel.de/de/produkte/mobilitaet-orientierung/orientierungshilfen-blindenstoecke/akustische-taktile-visuelle-elektronische-orientierungshilfen/index.html?reloaded&sort=produktde_final_sort_tec+asc&page=17&mode=detail&listtitle=

- [143] VISTAC GmbH [online]. 3 November 2020 [Zugriff am: 3. November 2020]. Verfügbar unter: <https://www.vistac.de/index.shtml>
- [144] FEELSPACE GMBH. *naviGürtel* [online] [Zugriff am: 8. November 2019]. Verfügbar unter: <https://www.feelspace.de/>
- [145] REGIONALES BUSINESS MAGAZIN - OSNABRÜCK. *feelSpace: Start-up aus Osnabrück entwirft vibrierenden Navi-Gürtel* [online], 2018. 12 April 2018 [Zugriff am: 16. Februar 2021]. Verfügbar unter: <https://osnabrueck.rb-magazin.de/2018/02/23/feelspace-start-up-aus-osnabrueck-entwirft-vibrierenden-navi-guertel/>
- [146] KÄRCHER, S., S. FENZLAFF, D. HARTMANN, S. NAGEL und P. KÖNIG. Sensory Augmentation for the Blind. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2012, 6, S. 37. ISSN 1662-5161. Verfügbar unter: doi:10.3389/fnhum.2012.00037
- [147] KÖNIG, S.U., F. SCHUMANN, J. KEYSER, C. GOEKE, C. KRAUSE, S. WACHE, A. LYTOCHKIN, M. EBERT, V. BRUNSCH und B. WAHN, et al. Learning New Sensorimotor Contingencies: Effects of Long-Term Use of Sensory Augmentation on the Brain and Conscious Perception. *PloS one*, 2016, 11(12), S. e0166647. Verfügbar unter: doi:10.1371/journal.pone.0166647
- [148] RAILBETON. *RAILBETON. Betonbauteile für Verkehrswege | Barrierefreies Bauen* [online]. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://www.railbeton.de/de/barrierefreiesbauen/>
- [149] RODRIGUES, A., K. MONTAGUE, H. NICOLAU und T. GUERREIRO. Getting Smartphones to Talkback. Understanding the Smartphone Adoption Process of Blind Users. In: Y. YESILADA und J.P. BIGHAM, Hg. *ASSETS'15. Proceedings of the 17th International ACM SIGACCESS Conference on Computers and Accessibility : October 26-28, 2015, Lisbon, Portugal*. New York, NY: ACM Association for Computing Machinery, 2015, S. 23-32. ISBN 9781450334006
- [150] GOOGLE INC. *Android-Bedienungshilfen - Bedienungshilfen für Android-Hilfe* [online]. 23 Februar 2021 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: https://support.google.com/accessibility/android/answer/6006564?hl=de&ref_topic=6007234

- [151] APPLE SUPPORT. *Einführung in die Funktionen der Bedienungshilfen auf dem iPhone* [online]. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://support.apple.com/de-de/guide/iphone/iph3e2e4367/ios>
- [152] *BlindSquare* [online]. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://www.blindsquare.com/de/>
- [153] ROUTAGO. *Routago - Assist - Sichere Fußgängernavigation* [online]. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://www.routago.de/>
- [154] FRAUNHOFER FOKUS. *Indoor-Navigation* [online]. *Hochpräzise Indoor-Navigation auf dem Smartphone*. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://www.fokus.fraunhofer.de/go/indoor-navigation>
- [155] ORCAM GMBH. *Hilfe für Blinde und Menschen mit eingeschränktem Sehvermögen* [online] [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://www.orcam.com/de/>
- [156] INSTITUT DER DEUTSCHEN WIRTSCHAFT KÖLN, REHADAT. *OrCam MyEye 2.0* [online]. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://www.rehadat-gkv.de/produkt/index.html?sys=07.99.04.6002&s3f=s3f>
- [157] BRAINPORT. *Assistive Technology | BrainPort Technologies | United States* [online] [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://www.wicab.com/brainport-vision-pro>
- [158] RICHARDSON, M.L., T. LLOYD-ESENKAYA, K. PETRINI und M.J. PROULX. Reading with the Tongue: Individual Differences Affect the Perception of Ambiguous Stimuli with the BrainPort. In: R. BERNHAUPT, Hg. *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. New York, NY, United States: Association for Computing Machinery, 2020, S. 1-10. ISBN 9781450367080
- [159] TAPTAPSEE. *Blind and Visually Impaired Assistive Technology* [online]. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://taptapseeapp.com/>
- [160] CHUANG, T.-K., H.-C. WANG, N.-C. LIN, J.-S. CHEN, C.-H. HUNG, Y.-W. HUANG, C. TENG, H. HUANG, L.-F. YU und L. GIARRE. Deep Trail-Following Robotic Guide Dog in Pedestrian Environments for People who are Blind and Visually Impaired -

- Learning from Virtual and Real Worlds. In: K. LYNCH, Hg. 2018 *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. 21-25 May 2018. Piscataway, NJ: IEEE, 2018, S. 5849-5855. ISBN 978-1-5386-3081-5
- [161] TAN, H., C. CHEN, X. LUO, J. ZHANG, C. SEIBOLD, K. YANG und R. STIEFELHAGEN. *Flying Guide Dog: Walkable Path Discovery for the Visually Impaired Utilizing Drones and Transformer-based Semantic Segmentation* [online]. 16 August 2021, 12:00
- [162] KAUL, O.B. *HapticHead - Augmenting Reality via Tactile Cues*. Dissertation. Hannover: Hannover : Institutionelles Repositorium der Leibniz Universität Hannover, 2021
- [163] SKULIMOWSKI, P., M. OWCZAREK, A. RADECKI, M. BUJACZ, D. RZESZOTARSKI und P. STRUMILLO. Interactive sonification of U-depth images in a navigation aid for the visually impaired. *Journal on Multimodal User Interfaces*, 2019, **13**(3), S. 219-230. ISSN 1783-7677. Verfügbar unter: doi:10.1007/s12193-018-0281-3
- [164] BAI, J., S. LIAN, Z. LIU, K. WANG und D. LIU. Smart guiding glasses for visually impaired people in indoor environment. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2017, **63**(3), S. 258-266. ISSN 0098-3063. Verfügbar unter: doi:10.1109/TCE.2017.014980
- [165] CHENG, R., K. WANG, J. BAI und Z. XU. Unifying Visual Localization and Scene Recognition for People With Visual Impairment. *IEEE Access*, 2020, **8**, S. 64284-64296. Verfügbar unter: doi:10.1109/ACCESS.2020.2984718
- [166] MARTINEZ, M., K. YANG, A. CONSTANTINESCU und R. STIEFELHAGEN. Helping the Blind to Get through COVID-19: Social Distancing Assistant Using Real-Time Semantic Segmentation on RGB-D Video. *Sensors*, 2020, **20**(18). ISSN 1424-8220. Verfügbar unter: doi:10.3390/s20185202
- [167] ALADREN, A., G. LOPEZ-NICOLAS, L. PUIG und J.J. GUERRERO. Navigation Assistance for the Visually Impaired Using RGB-D Sensor With Range Expansion. *IEEE Systems Journal*, 2016, **10**(3), S. 922-932. ISSN 1932-8184. Verfügbar unter: doi:10.1109/JSYST.2014.2320639
- [168] BAI, J., S. LIAN, Z. LIU, K. WANG und D. LIU. Virtual-Blind-Road Following Based Wearable Navigation Device for Blind

- People. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2018, **64**(1), S. 136-143. ISSN 0098-3063. Verfügbar unter: doi:10.1109/TCE.2018.2812498
- [169] BAUER, Z., A. DOMINGUEZ, E. CRUZ, F. GOMEZ-DONOSO, S. ORTS-ESCOLANO und M. CAZORLA. Enhancing perception for the visually impaired with deep learning techniques and low-cost wearable sensors. *Pattern Recognition Letters*, 2020, **137**, S. 27-36. ISSN 01678655. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.patrec.2019.03.008
- [170] KAUR, B. und J. BHATTACHARYA. A scene perception system for visually impaired based on object detection and classification using multi-modal DCNN. *Journal of Electronic Imaging*, 2019, **28**(01), S. 1. ISSN 1017-9909. Verfügbar unter: doi:10.1117/1.JEI.28.1.013031
- [171] KIURU, T., M. METSO, M. UTRAINEN, K. METSÄVAINIO, H.-M. JAUHONEN, R. RAJALA, R. SAVENIUS, M. STRÖM, T.-N. JYLHÄ und R. JUNTUNEN, et al. Assistive device for orientation and mobility of the visually impaired based on millimeter wave radar technology—Clinical investigation results. *Cogent Engineering*, 2018, **5**(1), S. 1450322. Verfügbar unter: doi:10.1080/23311916.2018.1450322
- [172] MANCINI, A., E. FRONTONI und P. ZINGARETTI. Mechatronic System to Help Visually Impaired Users During Walking and Running. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, S. 1-12. ISSN 1524-9050. Verfügbar unter: doi:10.1109/TITS.2017.2780621
- [173] DANG, Q.K., Y. CHEE, D.D. PHAM und Y.S. SUH. A Virtual Blind Cane Using a Line Laser-Based Vision System and an Inertial Measurement Unit. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2016, **16**(1). Verfügbar unter: doi:10.3390/s16010095
- [174] CROCE, D., L. GIARRE, F. PASCUCCHI, I. TINNIRELLO, G.E. GALIOTO, D. GARLISI und A. LO VALVO. An Indoor and Outdoor Navigation System for Visually Impaired People. *IEEE Access*, 2019, **7**, S. 170406-170418. Verfügbar unter: doi:10.1109/ACCESS.2019.2955046
- [175] CARDILLO, E., V. DI MATTIA, G. MANFREDI, P. RUSSO, A. de LEO, A. CADDEMI und G. CERRI. An Electromagnetic Sensor Prototype to Assist Visually Impaired and Blind People in Autonomous Walking. *IEEE Sensors Journal*, 2018, **18**(6), S. 2568-

2576. ISSN 1530-437X. Verfügbar unter:
doi:10.1109/JSEN.2018.2795046
- [176] SHADI SALEH, HADI SALEH, MOHAMMAD AMIN NAZARI , WOLFRAM HARDT. Outdoor Navigation for Visually Impaired based on Deep Learning. In: *Proceedings of the 6th International Conference Actual Problems of System and Software Engineering*. 6. Auflage. Moscow, Russia: IEEE Computer Society, 2019, S. 397-406
- [177] BAI, J., Z. LIU, Y. LIN, Y. LI, S. LIAN und D. LIU. Wearable Travel Aid for Environment Perception and Navigation of Visually Impaired People. *Electronics*, 2019, **8**(6), S. 697. Verfügbar unter: doi:10.3390/electronics8060697
- [178] LIN, Y., K. WANG, W. YI und S. LIAN. Deep Learning Based Wearable Assistive System for Visually Impaired People. In: *2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW), october 27 - November 2, 2019, Seoul, Korea*. Los Alamitos: IEEE = Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2019, S. 2549-2557. ISBN 978-1-7281-5023-9
- [179] CALABRESE, B., R. VELÁZQUEZ, C. DEL-VALLE-SOTO, R. de FAZIO, N.I. GIANNOCARO und P. VISCONTI. Solar-Powered Deep Learning-Based Recognition System of Daily Used Objects and Human Faces for Assistance of the Visually Impaired. *Energies*, 2020, **13**(22), S. 6104. Verfügbar unter: doi:10.3390/en13226104
- [180] CHEN, Q., L. WU, Z. CHEN, P. LIN, S. CHENG und Z. WU. Smartphone Based Outdoor Navigation and Obstacle Avoidance System for the Visually Impaired. In: R. CHAMCHONG und K.W. WONG, Hg. *Multi-disciplinary trends in artificial intelligence. 13th International Conference, MIWAI 2019, Kuala Lumpur, Malaysia, November 17-19, 2019, Proceedings*. Cham, Switzerland: Springer, 2019, S. 26-37. ISBN 978-3-030-33708-7
- [181] CHENG, R., K. WANG, L. LIN und K. YANG. Visual Localization of Key Positions for Visually Impaired People. In: *2018 24th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). 20-24 Aug. 2018*. Piscataway, NJ: IEEE, 2018, S. 2893-2898. ISBN 978-1-5386-3788-3
- [182] HOANG, V.-N., T.-H. NGUYEN, T.-L. LE, T.-H. TRAN, T.-P. VUONG und N. VUILLERME. Obstacle detection and warning

- system for visually impaired people based on electrode matrix and mobile Kinect. *Vietnam Journal of Computer Science*, 2017, 4(2), S. 71-83. ISSN 2196-8888. Verfügbar unter: doi:10.1007/s40595-016-0075-z
- [183] SKULIMOWSKI, P., M. OWCZAREK und P. STRUMIŁŁO. Ground plane detection in 3D scenes for an arbitrary camera roll rotation through "V-disparity" representation. In: *Proceedings of the 2017 Federated Conference on Computer Science and Information Systems*: IEEE, 2017, S. 669-674
- [184] POGGI, M. und S. MATTOCCIA. A wearable mobility aid for the visually impaired based on embedded 3D vision and deep learning. In: *2016 IEEE Symposium on Computers and Communication (ISCC). Took place 27 June-1 July 2016 in Messina, Italy*. Piscataway, NJ: IEEE, 2016, S. 208-213. ISBN 978-1-5090-0679-3
- [185] YANG, K., L.M. BERGASA, E. ROMERA und K. WANG. Robustifying semantic cognition of traversability across wearable RGB-depth cameras. *Applied optics*, 2019, 58(12), S. 3141-3155. Verfügbar unter: doi:10.1364/AO.58.003141
- [186] ZHANG, Y., H. CHEN, K. YANG, J. ZHANG und R. STIEFELHAGEN. Perception Framework through Real-Time Semantic Segmentation and Scene Recognition on a Wearable System for the Visually Impaired. In: *2021 IEEE International Conference on Real-time Computing and Robotics (RCAR)*: IEEE, 15. Juli 2021 - 19. Juli 2021, S. 863-868. ISBN 978-1-6654-3678-6
- [187] WANG, K., R. CHENG, K. YANG, J. BAI und N. LONG. Fusion of millimeter wave radar and RGB-depth sensors for assisted navigation of the visually impaired. In: N.A. SALMON und F. GUMBMAN, Hg. *Millimetre Wave and Terahertz Sensors and Technology XI. 10-11 September 2018, Berlin, Germany*. Bellingham, Washington, USA: SPIE, 2018, S. 5. ISBN 9781510621831
- [188] ZHANG, H. und C. YE. A Visual Positioning System for Indoor Blind Navigation. In: *2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. [Piscataway, NJ]: IEEE, 2020, S. 9079-9085. ISBN 978-1-7281-7395-5
- [189] LIU, H., R. LIU, K. YANG, J. ZHANG, K. PENG und R. STIEFELHAGEN. *HIDA: Towards Holistic Indoor Understanding*

for the Visually Impaired via Semantic Instance Segmentation with a Wearable Solid-State LiDAR Sensor, 7. Juli 2021

- [190] SALEH, K., R.A. ZEINELDIN, M. HOSSNY, S. NAHAVANDI und N.A. EL-FISHAWY. Navigational path detection for the visually impaired using fully convolutional networks. In: *2017 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC). Banff Center, Banff, Canada, October 5-8, 2017*. Piscataway, NJ: IEEE, 2017, S. 1399-1404. ISBN 978-1-5386-1645-1
- [191] SPIERS, A.J. und A.M. DOLLAR. Outdoor pedestrian navigation assistance with a shape-changing haptic interface and comparison with a vibrotactile device. In: S. CHOI und K.J. KUCHENBECKER, Hg. *IEEE Haptics Symposium 2016. Philadelphia, Pennsylvania, USA, 8-11 April 2016 : proceedings*. Piscataway, NJ: IEEE, 2016, S. 34-40. ISBN 978-1-5090-0903-9
- [192] ELGENDY, M., T. GUZSVINECZ und C. SIK-LANYI. Identification of Markers in Challenging Conditions for People with Visual Impairment Using Convolutional Neural Network. *Applied Sciences*, 2019, 9(23), S. 5110. Verfügbar unter: doi:10.3390/app9235110
- [193] ELMANNAI, W.M. und K.M. ELLEITHY. A Highly Accurate and Reliable Data Fusion Framework for Guiding the Visually Impaired. *IEEE Access*, 2018, 6, S. 33029-33054. Verfügbar unter: doi:10.1109/ACCESS.2018.2817164
- [194] MALŪKAS, U., R. MASKELIUNAS, R. DAMASEVICIUS und M. WOŹNIAK. Real Time Path Finding for Assisted Living Using Deep Learning. *Journal of Universal Computer Science*, 2018, 24. Verfügbar unter: doi:10.3217/jucs-024-04-0475
- [195] SKULIMOWSKI, P. und P. STRUMILLO. Interactive Travel Aid for the Visually Impaired: from Depth Maps to Sonic Patterns and Verbal Messages. In: KRZHIZHANOVSKAYA, Hg. *Computational Science - ICCS 2020*. Cham: Springer International Publishing, 2020, S. 299-311. ISBN 978-3-030-50435-9
- [196] OWCZAREK, M., P. SKULIMOWSKI und P. STRUMILLO. Particle Filter for Reliable Estimation of the Ground Plane from Depth Images in a Travel Aid for the Blind. In: A. BARTOSZEWICZ, J. KABZIŃSKI und J. KACPRZYK, Hg. *ADVANCED, CONTEMPORARY CONTROL. Proceedings of kka*

- 2020-the 20th. [S.l.]: SPRINGER NATURE, 2020, S. 821-833. ISBN 978-3-030-50935-4
- [197] ZHANG, J., K. YANG, A. CONSTANTINESCU, K. PENG, K. MULLER und R. STIEFELHAGEN. Trans4Trans: Efficient Transformer for Transparent Object and Semantic Scene Segmentation in Real-World Navigation Assistance. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, S. 1-14. ISSN 1524-9050. Verfügbar unter: doi:10.1109/TITS.2022.3161141
- [198] YU, S., H. LEE und J.H. KIM. *Street Crossing Aid Using Lightweight CNNs for the Visually Impaired* [online]. 14 September 2019, 12:00. Verfügbar unter: <http://arxiv.org/pdf/1909.09598v1>
- [199] YU, S., H. LEE und J. KIM. *LYTNet: A Convolutional Neural Network for Real-Time Pedestrian Traffic Lights and Zebra Crossing Recognition for the Visually Impaired* [online]. 23 Juli 2019, 12:00. Verfügbar unter: <http://arxiv.org/pdf/1907.09706v1>
- [200] BUIMER, H.P., M. BITTNER, T. KOSTELIJK, T.M. VAN DER GEEST, A. NEMRI, R.J.A. VAN WEZEL und Y. ZHAO. Conveying facial expressions to blind and visually impaired persons through a wearable vibrotactile device. *PloS one*, 2018, **13**(3), S. e0194737. Verfügbar unter: doi:10.1371/journal.pone.0194737
- [201] KIM, T., S. KIM, J. CHOI, Y. LEE und B. LEE. Say and Find it. In: F. GUIMBRETIÈRE, M. BERNSTEIN und K. REINECKE, Hg. *The Adjunct Publication of the 32nd Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology - UIST '19*. New York, New York, USA: ACM Press, 2019, S. 27-29. ISBN 9781450368179
- [202] COHEN, A. und S. DALYOT. Route planning for blind pedestrians using OpenStreetMap. *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, 2020, S. 239980832093390. ISSN 2399-8083. Verfügbar unter: doi:10.1177/2399808320933907
- [203] SIMÕES, W.C.S.S., G.S. MACHADO, A.M.A. SALES, M.M. de LUCENA, N. JAZDI und V.F. de LUCENA. A Review of Technologies and Techniques for Indoor Navigation Systems for the Visually Impaired. *Sensors*, 2020, **20**(14), S. 3935. ISSN 1424-8220. Verfügbar unter: doi:10.3390/s20143935
- [204] ZHANG, H. und C. YE. An Indoor Wayfinding System Based on Geometric Features Aided Graph SLAM for the Visually Impaired. *IEEE Transactions on Neural Systems and*

- Rehabilitation Engineering*, 2017, **25**(9), S. 1592-1604. ISSN 1534-4320. Verfügbar unter: doi:10.1109/TNSRE.2017.2682265
- [205] HU, W., K. WANG, K. YANG, R. CHENG, Y. YE, L. SUN und Z. XU. A Comparative Study in Real-Time Scene Sonification for Visually Impaired People. *Sensors*, 2020, **20**(11). ISSN 1424-8220. Verfügbar unter: doi:10.3390/s20113222
- [206] VELÁZQUEZ, R., E. PISSALOUX, P. RODRIGO, M. CARRASCO, N. GIANNOCARO und A. LAY-EKUAKILLE. An Outdoor Navigation System for Blind Pedestrians Using GPS and Tactile-Foot Feedback. *Applied Sciences*, 2018, **8**(4), S. 578. Verfügbar unter: doi:10.3390/app8040578
- [207] MEDIA COMPUTING GROUP - RWTH AACHEN UNIVERSITY. *Haptic Vest and Haptic Toolkit* [online] [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://hci.rwth-aachen.de/haptic-vest>
- [208] KAUL, O.B. und M. ROHS. HapticHead. In: G. MARK, Hg. *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. New York, NY: ACM, 2017, S. 3729-3740. ISBN 9781450346559
- [209] PISSALOUX, E.E., R. VELAZQUEZ und F. MAINGREAUD. A New Framework for Cognitive Mobility of Visually Impaired Users in Using Tactile Device. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 2017, **47**(6), S. 1040-1051. ISSN 2168-2291. Verfügbar unter: doi:10.1109/THMS.2017.2736888
- [210] ZARATE, J.J., O. GUDOZHNIK, A.S. RUCH und H. SHEA. Keep in Touch. In: G. MARK, Hg. *Proceedings of the 2017 CHI Conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*. S.l.: ACM New York NY USA, 2017, S. 349-352. ISBN 9781450346566
- [211] PAWLUK, D.T.V., R.J. ADAMS und R. KITADA. Designing Haptic Assistive Technology for Individuals Who Are Blind or Visually Impaired. *IEEE transactions on haptics*, 2015, **8**(3), S. 258-278. Verfügbar unter: doi:10.1109/TOH.2015.2471300
- [212] KON, Y., T. NAKAMURA, M. SATO und H. KAJIMOTO. Effect of Hanger Reflex on walking. In: S. CHOI und K.J. KUCHENBECKER, Hg. *IEEE Haptics Symposium 2016. Philadelphia, Pennsylvania, USA, 8-11 April 2016 : proceedings*. Piscataway, NJ: IEEE, 2016, S. 313-318. ISBN 978-1-5090-0903-9

- [213] FITZPATRICK, R.C., D.L. WARDMAN und J.L. TAYLOR. Effects of galvanic vestibular stimulation during human walking. *The Journal of physiology*, 1999, **517** (Pt 3), S. 931-939. ISSN 0022-3751. Verfügbar unter: doi:10.1111/j.1469-7793.1999.0931s.x
- [214] YANG, K., K. WANG, L.M. BERGASA, E. ROMERA, W. HU, D. SUN, J. SUN, R. CHENG, T. CHEN und E. LÓPEZ. Unifying Terrain Awareness for the Visually Impaired through Real-Time Semantic Segmentation. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2018, **18**(5). Verfügbar unter: doi:10.3390/s18051506
- [215] YE, Y., K. WANG, W. HU, H. LI, K. YANG, L. SUN und Z. CHEN. A Wearable Vision-To-Audio Sensory Substitution Device for Blind Assistance and the Correlated Neural Substrates. *Journal of Physics: Conference Series*, 2019, **1229**, S. 12026. ISSN 1742-6588. Verfügbar unter: doi:10.1088/1742-6596/1229/1/012026
- [216] ELMANNAI, W. und K. ELLEITHY. Sensor-Based Assistive Devices for Visually-Impaired People: Current Status, Challenges, and Future Directions. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2017, **17**(3). Verfügbar unter: doi:10.3390/s17030565
- [217] REAL, S. und A. ARAUJO. Navigation Systems for the Blind and Visually Impaired: Past Work, Challenges, and Open Problems. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2019, **19**(15). Verfügbar unter: doi:10.3390/s19153404
- [218] ISLAM, M.M., M. SHEIKH SADI, K.Z. ZAMLI und M.M. AHMED. Developing Walking Assistants for Visually Impaired People: A Review. *IEEE Sensors Journal*, 2019, **19**(8), S. 2814-2828. ISSN 1530-437X. Verfügbar unter: doi:10.1109/JSEN.2018.2890423
- [219] MESSAOUDI, M.D., B.-A.J. MENELAS und H. MCHEICK. Review of Navigation Assistive Tools and Technologies for the Visually Impaired. *Sensors*, 2022, **22**(20). ISSN 1424-8220. Verfügbar unter: doi:10.3390/s22207888
- [220] MANDIA, S., A. KUMAR, K. VERMA und J.K. DEEGWAL. Vision-Based Assistive Systems for Visually Impaired People: A Review. In: M. TIWARI, Y. ISMAIL, K. VERMA und A.K. GARG, Hg. *Optical and Wireless Technologies*. Singapore: Springer Nature Singapore, 2023, S. 163-172. ISBN 978-981-19-1645-8
- [221] WEINBERGER, N., M. WINKELMANN, K. MÜLLER, S. RITTERBUSCH und R. STIEFELHAGEN. Public Participation in

- the Development Process of a Mobility Assistance System for Visually Impaired Pedestrians. *Societies*, 2019, **9**(2), S. 32.
Verfügbar unter: doi:10.3390/soc9020032
- [222] VEREIN DEUTSCHER INGENIEURE, VERBAND DER ELEKTROTECHNIK ELEKTRONIK INFORMATIONSTECHNIK. 2206: 11-2021, *Entwicklung mechatronischer und cyber-physischer Systeme*
- [223] STUDER, S., T.B. BUI, C. DRESCHER, A. HANUSCHKIN, L. WINKLER, S. PETERS und K.-R. MÜLLER. Towards CRISP-ML(Q): A Machine Learning Process Model with Quality Assurance Methodology. *Machine Learning and Knowledge Extraction*, 2021, **3**(2), S. 392-413. Verfügbar unter: doi:10.3390/make3020020
- [224] AGGARWAL, C.C. *Neural networks and deep learning. A Textbook*. Cham, Switzerland: Springer International Publishing AG, 2018. ISBN 3319944649
- [225] FUKUSHIMA, K. Cognitron: a self-organizing multilayered neural network. *Biological cybernetics*, 1975, **20**(3-4), S. 121-136. ISSN 0340-1200. Verfügbar unter: doi:10.1007/BF00342633
- [226] GLOTZ, X., A. BORDES und Y. BENGIO. Deep Sparse Rectifier Neural Networks. In: G. GORDON, D. DUNSON und M. DUDÍK, Hg. *Proceedings of the Fourteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*. Fort Lauderdale, FL, USA: PMLR, 2011, S. 315-323
- [227] BRIDLE, J. Training stochastic model recognition algorithms as networks can lead to maximum mutual information estimation of parameters. *Advances in neural information processing systems*, 1989, **2**
- [228] LECUN, Y., Y. BENGIO und G. HINTON. Deep learning. *Nature*, 2015, **521**(7553), S. 436-444. Verfügbar unter: doi:10.1038/nature14539
- [229] SPORNS, O., G. TONONI und R. KÖTTER. The human connectome: A structural description of the human brain. *PLoS computational biology*, 2005, **1**(4), S. e42. Verfügbar unter: doi:10.1371/journal.pcbi.0010042

- [230] RUMELHART, D.E., G.E. HINTON und R.J. WILLIAMS. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 1986, 323(6088), S. 533-536
- [231] LECUN, Y., B. BOSER, J.S. DENKER, D. HENDERSON, R.E. HOWARD, W. HUBBARD und L.D. JACKEL. Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition. *Neural Computation*, 1989, 1(4), S. 541-551. ISSN 0899-7667. Verfügbar unter: doi:10.1162/neco.1989.1.4.541
- [232] BENGIO, Y. Practical Recommendations for Gradient-Based Training of Deep Architectures. In: G. MONTAVON, G.B. ORR und K.-R. MÜLLER, Hg. *Neural Networks: Tricks of the Trade: Second Edition*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2012, S. 437-478. ISBN 978-3-642-35289-8
- [233] SUTSKEVER, I., J. MARTENS, G. DAHL und G. HINTON. On the importance of initialization and momentum in deep learning. In: S. DASGUPTA und D. MCALLESTER, Hg. *Proceedings of the 30th International Conference on Machine Learning*. Atlanta, Georgia, USA: PMLR, 2013, S. 1139-1147
- [234] SALMAN, S. und X. LIU. Overfitting mechanism and avoidance in deep neural networks. *arXiv preprint arXiv:1901.06566*, 2019
- [235] DOMINGOS, P. A few useful things to know about machine learning. *Communications of the ACM*, 2012, 55(10), S. 78-87. ISSN 00010782. Verfügbar unter: doi:10.1145/2347736.2347755
- [236] SRIVASTAVA, N., G. HINTON, A. KRIZHEVSKY, I. SUTSKEVER und R. SALAKHUTDINOV. Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting. *Journal of Machine Learning Research*, 2014, (15), S. 1929-1958
- [237] ALEX KRIZHEVSKY, I. SUTSKEVER und G.E. HINTON. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. In: F. PEREIRA, C. J. C. BURGESS, L. BOTTOU und K. Q. WEINBERGER, Hg. *Advances in Neural Information Processing Systems 25*: Curran Associates, Inc, 2012, S. 1097-1105
- [238] ZEILER, M.D. und R. FERGUS. Visualizing and Understanding Convolutional Networks. In: D. FLEET, T. PAJDLA, B. SCHIELE und T. TUYTELAARS, Hg. *Computer vision - ECCV 2014. 13th European conference, Zurich, Switzerland, September 6 - 12, 2014* ;

- proceedings, part I*. Cham: Springer, 2014, S. 818-833. ISBN 978-3-319-10589-5
- [239] SIMONYAN, K. und A. ZISSERMAN. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. In: *Proceedings of International Conference on Learning Representations - ICLR 2015*
- [240] RUSSAKOVSKY, O., J. DENG, H. SU, J. KRAUSE, S. SATHEESH, S. MA, Z. HUANG, A. KARPATY, A. KHOSLA und M. BERNSTEIN, et al. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge. *International Journal of Computer Vision*, 2015, **115**(3), S. 211-252. ISSN 0920-5691. Verfügbar unter: doi:10.1007/s11263-015-0816-y
- [241] DENG, J., W. DONG, R. SOCHER, L.-J. LI, K. LI und L. FEI-FEI. ImageNet: A large-scale hierarchical image database. In: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. CVPR 2009 ; 20 - 25 June 2009, Miami [Beach], FL, USA*. Piscataway, NJ: IEEE, 2009, S. 248-255. ISBN 978-1-4244-3992-8
- [242] SIMONYAN, K. und A. ZISSERMAN. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. In: *Proceedings of International Conference on Learning Representations - ICLR 2015*
- [243] KHAN, A., A. SOHAIL, U. ZAHOORA und A.S. QURESHI. A survey of the recent architectures of deep convolutional neural networks. *Artificial Intelligence Review*, 2020, **53**(8), S. 5455-5516. ISSN 0269-2821. Verfügbar unter: doi:10.1007/s10462-020-09825-6
- [244] MAY, R.J., H.R. MAIER und G.C. DANDY. Data splitting for artificial neural networks using SOM-based stratified sampling. *Neural networks : the official journal of the International Neural Network Society*, 2010, **23**(2), S. 283-294. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.neunet.2009.11.009
- [245] ANCTIL, F. und N. LAUZON. Generalisation for neural networks through data sampling and training procedures, with applications to streamflow predictions. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2004, **8**(5), S. 940-958. Verfügbar unter: doi:10.5194/hess-8-940-2004
- [246] BOWDEN, G.J., H.R. MAIER und G.C. DANDY. Optimal division of data for neural network models in water resources applications. *Water Resources Research*, 2002, **38**(2), S. 2-1-2-11. ISSN 00431397. Verfügbar unter: doi:10.1029/2001WR000266

- [247] REN, P., Y. XIAO, X. CHANG, P.-Y. HUANG, Z. LI, X. CHEN und X. WANG. A Comprehensive Survey of Neural Architecture Search. *ACM Computing Surveys*, 2022, **54**(4), S. 1-34. ISSN 0360-0300. Verfügbar unter: doi:10.1145/3447582
- [248] BERGSTRA, J. und Y. BENGIO. Random Search for Hyper-Parameter Optimization. *Journal of Machine Learning Research*, 2012, (13), S. 281-305
- [249] PONTES, F.J., G.F. AMORIM, P.P. BALESTRASSI, A.P. PAIVA und J.R. FERREIRA. Design of experiments and focused grid search for neural network parameter optimization. *Neurocomputing*, 2016, **186**, S. 22-34. ISSN 09252312. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.neucom.2015.12.061
- [250] PAN, S.J. und Q. YANG. A Survey on Transfer Learning. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2010, **22**(10), S. 1345-1359. ISSN 1041-4347. Verfügbar unter: doi:10.1109/TKDE.2009.191
- [251] KINGMA, D.P. und J. BA. Adam: A Method for Stochastic Optimization. In: *Proceedings of International Conference on Learning Representations - ICLR 2015*, 2015
- [252] GUO, Y., Y. LIU, T. GEORGIOU und M.S. LEW. A review of semantic segmentation using deep neural networks. *International Journal of Multimedia Information Retrieval*, 2018, **7**(2), S. 87-93. ISSN 2192-6611. Verfügbar unter: doi:10.1007/s13735-017-0141-z
- [253] LONG, J., E. SHELHAMER und T. DARRELL. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation. In: *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition - CVPR 2015*
- [254] GARCIA-GARCIA, A., S. ORTS-ESCOLANO, S. OPREA, V. VILLENA-MARTINEZ, P. MARTINEZ-GONZALEZ und J. GARCIA-RODRIGUEZ. A survey on deep learning techniques for image and video semantic segmentation. *Applied Soft Computing*, 2018, **70**, S. 41-65. ISSN 15684946. Verfügbar unter: doi:10.1016/j.asoc.2018.05.018
- [255] TAN, M. und Q.V. LE. EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks. In: *Proceedings of International Conference on Machine Learning - ICML 2019*

- [256] HOWARD, A.G., M. ZHU, B. CHEN, D. KALENICHENKO, W. WANG, T. WEYAND, M. ANDREETTO und H. ADAM. *MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications* [online] [Zugriff am: 24. Januar 2022]. Verfügbar unter: <http://arxiv.org/pdf/1704.04861v1>
- [257] SANDLER, M., A. HOWARD, M. ZHU, A. ZHMOGINOV und L.-C. CHEN. MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks, 21. März 2019. Verfügbar unter: <https://arxiv.org/pdf/1801.04381>
- [258] HE, K., X. ZHANG, S. REN und J. SUN. Deep Residual Learning for Image Recognition. In: *29th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2016 : proceedings : 26 June-1 July 2016, Las Vegas, Nevada*. Piscataway, NJ: IEEE, 2016, S. 770-778. ISBN 978-1-4673-8851-1
- [259] XIE, S., R. GIRSHICK, P. DOLLAR, Z. TU und K. HE. Aggregated Residual Transformations for Deep Neural Networks. In: *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, S. 5987-5995
- [260] RONNEBERGER, O., P. FISCHER und T. BROX. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. In: N. NAVAB, J. HORNEGGER, W.M. WELLS und A.F. FRANGI, Hg. *Medical image computing and computer-assisted intervention - MICCAI 2015. 18th international conference, Munich, Germany, October 5-9, 2015; proceedings*. Cham: Springer, 2015, S. 234-241. ISBN 978-3-319-24573-7
- [261] CHAURASIA, A. und E. CULURCIELLO. LinkNet: Exploiting encoder representations for efficient semantic segmentation. In: *VCIP 2017, Dec. 10-13, 2017, St. Petersburg, U.S.A*. Piscataway, NJ: IEEE, 2017, S. 1-4. ISBN 978-1-5386-0462-5
- [262] ZHAO, H., J. SHI, X. QI, X. WANG und J. JIA. Pyramid Scene Parsing Network. In: *30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2017 : 21-26 July 2016, Honolulu, Hawaii : proceedings*. Piscataway, NJ: IEEE, 2017, S. 6230-6239. ISBN 978-1-5386-0457-1
- [263] RAHMAN, M.A. und Y. WANG. Optimizing Intersection-Over-Union in Deep Neural Networks for Image Segmentation. In: G. BEBIS, Hg. *Advances in visual computing. 12th international symposium, ISVC 2016, Las Vegas, NV, USA, December 12-14, 2016*

- : *proceedings*. Cham: Springer, 2016, S. 234-244. ISBN 978-3-319-50834-4
- [264] EVERINGHAM, M., L. VAN GOOL, C.K.I. WILLIAMS, J. WINN und A. ZISSERMAN. The Pascal Visual Object Classes (VOC) Challenge. *International Journal of Computer Vision*, 2010, **88**(2), S. 303-338. ISSN 0920-5691. Verfügbar unter: doi:10.1007/s11263-009-0275-4
- [265] LIN, T.-Y., M. MAIRE, S. BELONGIE, J. HAYS, P. PERONA, D. RAMANAN, P. DOLLÁR und C.L. ZITNICK. Microsoft COCO: Common Objects in Context. In: D. FLEET, T. PAJDLA, B. SCHIELE und T. TUYTELAARS, Hg. *Computer Vision - ECCV 2014*. Cham: Springer International Publishing, 2014, S. 740-755. ISBN 978-3-319-10602-1
- [266] HUANG, G., Z. LIU, L. VAN DER MAATEN und K.Q. WEINBERGER. Densely Connected Convolutional Networks. In: *30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2017 : 21-26 July 2016, Honolulu, Hawaii : proceedings*. Piscataway, NJ: IEEE, 2017, S. 2261-2269. ISBN 978-1-5386-0457-1
- [267] SZEGEDY, C., V. VANHOUCKE, S. IOFFE, J. SHLENS und Z. WOJNA. Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision. In: *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, S. 2818-2826
- [268] LECUN, Y., J. DENKER und S. SOLLA. Optimal Brain Damage. In: D. TOURETZKY, Hg. *Advances in Neural Information Processing Systems*: Morgan-Kaufmann, 1990
- [269] SONG HAN, HUIZI MAO und WILLIAM J. DALLY. Deep Compression: Compressing Deep Neural Network with Pruning, Trained Quantization and Huffman Coding. In: YOSHUA BENGIO und YANN LECUN, Hg. *4th International Conference on Learning Representations, ICLR 2016, San Juan, Puerto Rico, May 2-4, 2016, Conference Track Proceedings*, 2016
- [270] JACOB, B., S. KLIGYS, B. CHEN, M. ZHU, M. TANG, A. HOWARD, H. ADAM und D. KALENICHENKO. Quantization and Training of Neural Networks for Efficient Integer-Arithmetic-Only Inference. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2018

- [271] BLALOCK, D., J.J. GONZALEZ ORTIZ, J. FRANKLE und J. GUTTAG. What is the State of Neural Network Pruning? In: I. DHILLON, D. PAPALIOPOULOS und V. SZE, Hg. *Proceedings of Machine Learning and Systems*, 2020, S. 129-146
- [272] MICHAEL ZHU und SUYOG GUPTA. *To prune, or not to prune: exploring the efficacy of pruning for model compression* [online], 2017 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://research.google/pubs/pub46512/>
- [273] GOOGLE TENSORFLOW. *Post-training quantization | TensorFlow Lite* [online]. 17 November 2021 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: https://www.tensorflow.org/lite/performance/post_training_quantization?hl=en
- [274] LONGUET-HIGGINS, H.C. A computer algorithm for reconstructing a scene from two projections. In: M.A. FISCHLER und O. FIRSCHEIN, Hg. *Readings in Computer Vision. Issues, Problem, Principles, and Paradigms*. s.l.: Elsevier Reference Monographs, 2014, S. 61-62. ISBN 9780080515816
- [275] SCHARSTEIN, D., R. SZELISKI und R. ZABIH. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms. In: *IEEE Workshop on Stereo and Multi-Baseline Vision. (SMBV 2001) : proceedings : 9-10 December 2001, Kauai, Hawaii*. Los Alamitos, Calif: IEEE, 2001, S. 131-140. ISBN 0-7695-1327-1
- [276] SZELISKI, R. *Computer vision. Algorithms and applications*. London: Springer, 2011. Texts in computer science. ISBN 9781848829343
- [277] MEI, X., X. SUN, M. ZHOU, S. JIAO, H. WANG und X. ZHANG. On building an accurate stereo matching system on graphics hardware. In: *IEEE International Conference on Computer Vision workshops (ICCV workshops), 2011. 6 - 13 Nov. 2011, Barcelona, Spain*. Piscataway, NJ: IEEE, 2011, S. 467-474. ISBN 978-1-4673-0063-6
- [278] HIRSCHMÜLLER, H. Stereo processing by semiglobal matching and mutual information. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, **30**(2), S. 328-341. ISSN 01628828. Verfügbar unter: doi:10.1109/TPAMI.2007.1166

- [279] FISCHLER, M.A. und R.C. BOLLES. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, 1981, 24(6), S. 381-395. ISSN 00010782. Verfügbar unter: doi:10.1145/358669.358692
- [280] LABAYRADE, R., D. AUBERT und J.-P. TAREL. Real time obstacle detection in stereovision on non flat road geometry through "v-disparity" representation. In: *IV '2002. IEEE Intelligent Vehicles Symposium proceedings : June 17-21, 2002, Versailles, France*. Piscataway, NJ: IEEE, 2003, S. 646-651. ISBN 0-7803-7346-4
- [281] SE, S. und M. BRADY. Ground plane estimation, error analysis and applications. *Robotics and Autonomous Systems*, 2002, 39(2), S. 59-71. ISSN 0921-8890. Verfügbar unter: doi:10.1016/S0921-8890(02)00175-6
- [282] KIRCALI, D. und F.B. TEK. Ground Plane Detection Using an RGB-D Sensor. In: T. CZACHÓRSKI, E. GELENBE und R. LENT, Hg. *Information Sciences and Systems 2014. ISCIS 29th Annual Symposium*. Cham: Springer International Publishing, 2014, S. 69-77. ISBN 978-3-319-09464-9
- [283] HU, Z. und K. UCHIMURA. U-V-disparity: an efficient algorithm for stereovision based scene analysis. In: *IEEE Proceedings. Intelligent Vehicles Symposium, 2005*, S. 48-54
- [284] ZHENCHENG HU, F. LAMOSA und K. UCHIMURA. A Complete U-V-Disparity Study for Stereovision Based 3D Driving Environment Analysis. In: *Fifth International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling (3DIM'05)*, 13. Juni 2005, S. 204-211
- [285] MATAS, J., C. GALAMBOS und J. KITTLER. Robust Detection of Lines Using the Progressive Probabilistic Hough Transform. *Computer Vision and Image Understanding*, 78(1), 119-137. *Computer Vision and Image Understanding*, 2000, 78(1), S. 119-137. ISSN 10773142. Verfügbar unter: doi:10.1006/CVIU.1999.0831
- [286] . Method and means for recognizing complex patterns. Erfinder: Paul V C Hough. United States of America. US3069654A
- [287] DUDA, R.O. und P.E. HART. Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures. *Communications of the ACM*,

- 1972, **15**(1), S. 11-15. ISSN 00010782. Verfügbar unter:
doi:10.1145/361237.361242
- [288] R. LABAYRADE und D. AUBERT. A single framework for vehicle roll, pitch, yaw estimation and obstacles detection by stereovision. In: *IEEE IV2003 Intelligent Vehicles Symposium. Proceedings (Cat. No.03TH8683)*, 2003, S. 31-36
- [289] HU, J., L. SHEN und G. SUN. Squeeze-and-Excitation Networks. In: *2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2018 : proceedings : 18-22 June 2018, Salt Lake City, Utah*. Piscataway, NJ: IEEE, 2018, S. 7132-7141. ISBN 978-1-5386-6420-9
- [290] HAZIRBAS, C., L. MA, C. DOMOKOS und D. CREMERS. FuseNet: Incorporating Depth into Semantic Segmentation via Fusion-Based CNN Architecture. In: S.-H. LAI, V. LEPETIT, K. NISHINO und Y. SATO, Hg. *13th Asian Conference on Computer Vision, Taipei, Taiwan, November 20-24, 2016*. Cham: Springer, 2017, S. 213-228. ISBN 978-3-319-54180-8
- [291] VAYYAR IMAGING LTD. *Walabot - Technical Brief* [online] [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter:
<https://walabot.com/docs/walabot-tech-brief-416>
- [292] VAYYAR IMAGING LTD. *Walabot 3D Sensor | Walabot API: Imaging Features* [online]. 3 August 2020 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: https://api.walabot.com/_features.html
- [293] SINGH, A., S. DENGLER und C. LANG. Tools for Prototyping with 3D Ultrasonics in ROS. *Journal of Open Source Software*, 2019, **4**(39), S. 1531. Verfügbar unter: doi:10.21105/joss.01531
- [294] *Galileo Performances - Navipedia* [online]. 21 Mai 2021 [Zugriff am: 10. Februar 2022]. Verfügbar unter:
https://gssc.esa.int/navipedia/index.php/Galileo_Performances
- [295] KARNEY, C. *GeographicLib* [online]. *Version 1.51*. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter:
<https://geographiclib.sourceforge.io/html/index.html>
- [296] KARNEY, C.F.F. Transverse Mercator with an accuracy of a few nanometers. *Journal of Geodesy*, 2011, **85**(8), S. 475-485. ISSN 0949-7714. Verfügbar unter: doi:10.1007/s00190-011-0445-3

- [297] KALMAN, R.E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Journal of Basic Engineering*, 1960, **82**(1), S. 35-45. ISSN 0021-9223. Verfügbar unter: doi:10.1115/1.3662552
- [298] MARCHTHALER, R. und S. DINGLER. *Kalman-Filter. Einführung in die Zustandsschätzung und ihre Anwendung für eingebettete Systeme*. Wiesbaden: Springer Vieweg, 2017. ISBN 978-3-658-16727-1
- [299] JULIER, S.J. und J.K. UHLMANN. New extension of the Kalman filter to nonlinear systems. In: I. KADAR, Hg. *Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition VI*: SPIE, 1997, S. 182
- [300] LU, D.V., D. HERSHBERGER und W.D. SMART. Layered costmaps for context-sensitive navigation. In: *2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. (IROS 2014) ; Chicago, Illinois, USA, 14 - 18 September 2014*. Piscataway, NJ: IEEE, 2014, S. 709-715. ISBN 978-1-4799-6934-0
- [301] HEIGIT GMBH. *Openrouteservice* [online]. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://openrouteservice.org/>
- [302] RITTERBUSCH, S. und H. KUCHARÉK. Robust and Incremental Pedestrian Path Network Generation on OpenStreetMap for Safe Route Finding. In: K. MIESENBERGER und G. KOUROUPETROGLOU, Hg. *Computers Helping People with Special Needs*. Cham: Springer International Publishing, 2018, S. 302-309. ISBN 978-3-319-94274-2
- [303] OPEN SOURCE ROBOTICS FOUNDATION, INC. *Robot Operating System (ROS) Wiki - global_planner* [online]. 31 Mai 2022 [Zugriff am: 31. Mai 2022]. Verfügbar unter: http://wiki.ros.org/global_planner
- [304] DIJKSTRA, E.W. A note on two problems in connexion with graphs. *Numerische Mathematik*, 1959, **1**(1), S. 269-271. ISSN 0029-599X. Verfügbar unter: doi:10.1007/bf01386390
- [305] FOX, D., W. BURGARD und S. THRUN. The dynamic window approach to collision avoidance. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 1997, **4**(1), S. 23-33. ISSN 1070-9932. Verfügbar unter: doi:10.1109/100.580977
- [306] COLLEDANCHISE, M. und P. ÖGREN. *Behavior Trees in Robotics and AI*: CRC Press, 2018. ISBN 9780429950902

- [307] PUTZ, S., J. SANTOS SIMON und J. HERTZBERG. Move Base Flex A Highly Flexible Navigation Framework for Mobile Robots. In: *IROS Madrid 2018. 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems : Towards a Robotic Society : October, 1-5, 2018, Madrid, Spain, Madrid Municipal Conference Centre*. [Piscataway, New Jersey]: IEEE, 2018?, S. 3416-3421. ISBN 978-1-5386-8094-0
- [308] PITTNER, M., M. HILLER, F. PARTICKE, L. PATINO-STUDENCKI und J. THIELECKE. Systematic Analysis of Global and Local Planners for Optimal Trajectory Planning. In: *ISR 2018: 50th International Symposium on Robotics. 20-21 June 2018*. Frankfurt am Main: VDE, 2018
- [309] CCE TECH PUBS - INTEL CORP. Intel® RealSense™ Camera 400 Series (DS5) Product Family Datasheet
- [310] LI, Y., R.S. KAKAR, M.A. WALKER, L. GUAN und K.J. SIMPSON. Upper Trunk-Pelvis Coordination During Running Using the Continuous Relative Fourier Phase Method. *Journal of applied biomechanics*, 2018, 34(4), S. 312-319. Verfügbar unter: doi:10.1123/jab.2017-0250
- [311] CCE TECH PUBS - INTEL CORP. *Intel RealSense Tracking Module 2 (TM2) Datasheet* [online] [Zugriff am: 24. Januar 2021]. Verfügbar unter: https://www.intelrealsense.com/wp-content/uploads/2019/09/Intel_RealSense_Tracking_Camera_Datasheet_Rev004_release.pdf
- [312] BAYER, J. und J. FAIGL. On Autonomous Spatial Exploration with Small Hexapod Walking Robot using Tracking Camera Intel RealSense T265. In: *2019 European Conference on Mobile Robots (ECMR): IEEE, 92019*, S. 1-6. ISBN 978-1-7281-3605-9
- [313] OUERGHI, S., N. RAGOT, R. BOUTTEAU und X. SAVATIER. Comparative Study of a Commercial Tracking Camera and ORB-SLAM2 for Person Localization. In: *Proceedings of the 15th International Joint Conference on Computer Vision, Imaging and Computer Graphics Theory and Applications: SCITEPRESS - Science and Technology Publications*, 27. Februar 2020 - 29. Februar 2020, S. 357-364. ISBN 978-989-758-402-2
- [314] ALAPETITE, A., Z. WANG, J.P. HANSEN, M. ZAJĄCZKOWSKI und M. PATALAN. Comparison of Three Off-the-Shelf Visual

- Odometry Systems. *Robotics*, 2020, **9**(3), S. 56. Verfügbar unter: doi:10.3390/robotics9030056
- [315] TENSORFLOW. *Tensorflow: An Open Source Machine Learning Framework for Everyone* [online]. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://github.com/tensorflow/tensorflow>
- [316] CHOI, S. und K.J. KUCHENBECKER. Vibrotactile Display: Perception, Technology, and Applications. *Proceedings of the IEEE*, 2013, **101**(9), S. 2093-2104. ISSN 0018-9219. Verfügbar unter: doi:10.1109/JPROC.2012.2221071
- [317] BISWAS, A., M. MANIVANNAN und M.A. SRINIVASAN. Multiscale layered biomechanical model of the pacinian corpuscle. *IEEE transactions on haptics*, 2015, **8**(1), S. 31-42. Verfügbar unter: doi:10.1109/TOH.2014.2369416
- [318] OPEN SOURCE ROBOTICS FOUNDATION, INC. *ROS/Concepts - ROS Wiki* [online]. 8 Oktober 2021 [Zugriff am: 8. Oktober 2021]. Verfügbar unter: <http://wiki.ros.org/ROS/Concepts>
- [319] INTEL CORP. *librealsense: Intel® RealSense™ SDK* [online]. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://github.com/IntelRealSense/librealsense>
- [320] INTEL CORP. *IntelRealSense/realsense-ros: Intel(R) RealSense(TM) ROS Wrapper for D400 series, SR300 Camera and T265 Tracking Module* [online]. 8 Oktober 2021 [Zugriff am: 8. Oktober 2021]. Verfügbar unter: <https://github.com/IntelRealSense/realsense-ros>
- [321] KUMARROBOTICS. *ublox: A driver for ublox gps* [online]. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://github.com/KumarRobotics/ublox>
- [322] VASQUEZ ZAVALA, R. *ros_imu_bno055 - ROS Wiki* [online]. 30 April 2022 [Zugriff am: 30. April 2022]. Verfügbar unter: http://wiki.ros.org/ros_imu_bno055
- [323] CHARLES RIVER ANALYTICS, I. *robot_localization ROS package* [online]. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: https://github.com/cra-ros-pkg/robot_localization

- [324] INTEL CORP. *OpenCV: Open Source Computer Vision Library* [online]. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://github.com/opencv/opencv>
- [325] KERAS. *Keras: Deep Learning for humans* [online]. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <https://github.com/keras-team/keras>
- [326] YAKUBOVSKIY, P. *Segmentation Models* [online] [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: https://github.com/qubvel/segmentation_models
- [327] EITAN MARDER-EPPSTEIN, ERIC BERGER, TULLY FOOTE, BRIAN GERKEY und KURT KONOLIGE. The Office Marathon: Robust Navigation in an Indoor Office Environment. In: *International Conference on Robotics and Automation*, 2010
- [328] MAGAZINO. *Move Base Flex* [online]. 9 Oktober 2021 [Zugriff am: 9. Oktober 2021]. Verfügbar unter: https://github.com/magazino/move_base_flex
- [329] OPEN SOURCE ROBOTICS FOUNDATION, INC. *Robot Operating System (ROS) Wiki - SMACH* [online]. 8 Juni 2022 [Zugriff am: 8. Juni 2022]. Verfügbar unter: <http://wiki.ros.org/smach>
- [330] LIKERT, R. *A technique for the measurement of attitudes*, 1932
- [331] GIFT, N. und A. DEZA. *Practical MLOps. Operationalizing machine learning models*. First edition. Sebastapol, CA: O'Reilly Media, 2021. ISBN 9781098102982

12.1 Verzeichnis promotionsbezogener, eigener Publikationen

- [P1] SESSNER, J., M. LAUER-SCHMALTZ, S. REITELSHÖFER und J. FRANKE. Path Detection with Artificial Neural Networks for the Navigation of Visually Impaired Jogger. In: ROBERT WEIDNER UND ATHANASIOS KARAFILIDIS, Hg. *Dritte Transdisziplinäre Konferenz "Technische Unterstützungssysteme, die die Menschen wirklich wollen*, 2018, S. 169-177. ISBN 978-3-86818-246-0
- [P2] SESSNER, J., M. SCHMID, M. LAUER-SCHMALZ und J. FRANKE. Path Segmentation with Artificial Neural Networks in Low Structured Environments for the Navigation of Visually Impaired

- People. In: *International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics (BioRob)*, 2020, S. 1242-1247
- [P3] SESSNER, J., C. RAMER, M. MANERT, S. REITELSHOFER und J. FRANKE. Robust Obstacle Mapping for Visually Impaired Jogger on Less Structured Paths *. In: *IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII)*: IEEE, 2019, S. 450-455. ISBN 978-1-5386-3615-2
- [P4] SESSNER, J., F. SCHADE und J. FRANKE. Obstacle Segmentation with Encoder-Decoder Architectures in Low Structured Environments for the Navigation of Visually Impaired People. In: *International Conference of IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2022, S. 4269-4273
- [P5] RAMER, C., T. LICHTENEGGER, J. SESSNER, M. LANDGRAF und J. FRANKE. An adaptive, color based lane detection of a wearable jogging navigation system for visually impaired on less structured paths. In: *6th IEEE RAS/EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics (BioRob)*, June 26-29, 2016, UTown, Singapore. Piscataway, NJ: IEEE, 2016, S. 741-746. ISBN 978-1-5090-3287-7
- [P6] RAMER, C., J. SESSNER, M. SCHOLZ, X. ZHANG und J. FRANKE. Fusing low-cost sensor data for localization and mapping of automated guided vehicle fleets in indoor applications. In: *2015 IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI)*. Date: 14-16 Sept. 2015. Piscataway, NJ: IEEE, 2015, S. 65-70. ISBN 978-1-4799-7772-7
- [P7] SESSNER, J., F. DELLERT und J. FRANKE. Multimodal Feedback to Support the Navigation of Visually Impaired People. In: *IEEE/SICE International Symposium on System Integration 2022*, 2022, S. 196-201

12.2 Verzeichnis promotionsbezogener studentischer Arbeiten

- [S1] HUMMEL, T. *Konzeptionierung und Umsetzung einer Wegerkennung mittels künstlicher neuronaler Netze für die Navigation blinder Jogger*. Bachelorarbeit. Erlangen, 1. März 2018
- [S2] LAUER-SCHMALTZ, M. *Evaluation GPU-basierter Trainingsmöglichkeiten und Optimierung von Hyperparametern*

- künstlicher neuronaler Netze zur Navigation blinder Jogger.*
Bachelorarbeit. Erlangen, 31. Mai 2018
- [S3] REINKEN, B. *Integration einer Wegerkennung mittels Künstlicher Neuronaler Netze in ein Assistenzsystem für die Navigation blinder Jogger.* Bachelorarbeit. Erlangen, 30. Oktober 2018
- [S4] BRACKENHAMMER, J. *Segmentierung von Farbbildern mittels Künstlicher Neuronaler Netze für die Navigation blinder Personen.* Bachelorarbeit. Erlangen, 3. Juni 2019
- [S5] SCHMID, M. *Evaluation und Integration von Algorithmen zur Wegsegmentierung mittels Künstlicher Neuronaler Netze in ein Assistenzsystem für blinde Personen.* Bachelorarbeit. Erlangen-Nürnberg, 2. Dezember 2019
- [S6] SIMON, L. *Untersuchung von Deep Compression Methoden und Semi-Supervised Learning für die robuste und effiziente Umgebungserfassung zur Navigation sehbeeinträchtigter Personen.* Bachelorarbeit. Erlangen, 3. Januar 2022
- [S7] KOCH, C. *Integration einer 3D Stereokamera und Optimierung einer Hinderniserkennung für blinde und sehbehinderte Jogger.* Masterarbeit. Erlangen, 9. September 2016
- [S8] MANERT, M. *2D Projektion von 3D Tiefeninformationen zur Kartierung von Hindernissen bei der Navigation blinder Jogger.* Projektarbeit. Erlangen, 22. November 2017
- [S9] MANERT, M. *Implementierung von Methoden zur Steigerung der Robustheit einer Hinderniskartierung für die Navigation blinder Jogger.* Masterarbeit. Erlangen, 8. November 2018
- [S10] GERLACH, C. *Fusionierung lokaler Hinderniskarten einer Stereokamera für die Navigation sehbehinderter Personen.* Bachelorarbeit. Erlangen, 1. Juli 2019
- [S11] SCHADE, F. *Konzeptionierung und Evaluation einer Hindernissegmentierung in Disparitätsbildern mittels künstlicher neuronaler Netze für die Navigation sehbehinderter Personen.* Masterarbeit. Erlangen, 6. Oktober 2020
- [S12] SCHÖPF, F. *Implementierung eines Radarsensors in das Robot Operating System zur Hinderniserkennung für die Navigation blinder Jogger.* Projektarbeit. Erlangen, 1. September 2017

- [S13] STRACK, T. *Evaluation eines 3D-Ultraschallsensors und Integration in zwei Assistenzsysteme für sehbehinderte Personen*. Bachelorarbeit. Erlangen, 13. Juli 2020
- [S14] PFALLER, N. *Implementierung einer Pfadplanung anhand von Hinderniskarten für die Navigation blinder Jogger*. Masterarbeit. Erlangen, 1. August 2018
- [S15] PROPHET, S. *Integration einer globalen Satellitennavigation in ein Assistenzsystem zur Navigation blinder Personen*. Bachelorarbeit. Erlangen, 30. April 2020
- [S16] LANG, J. *Integration von Sensordaten in ein Navigationsframework zur Assistenz sehbehinderter Menschen beim Joggen*. Projektarbeit. Erlangen, 5. August 2020
- [S17] LAUER-SCHMALTZ, M. *Sensordatenfusionierung und Ablaufsteuerung eines modularen Navigationsframeworks zur Navigation sehbehinderter Menschen in gering strukturierter Umgebung*. Masterarbeit. Erlangen, 1. Dezember 2020
- [S18] SCHLEIFER, M. *Optimierung von Bildverarbeitungsalgorithmen hinsichtlich der Laufzeit auf einer eingebetteten Graphikprozessoreinheit für die Navigation blinder Jogger*. Bachelorarbeit. Erlangen, 1. Juni 2018
- [S19] MUHAMMAD OMER EHSAN. *Optimization of Color Based Path Detection to Aid Navigation for the Visually Impaired Jogger Using an Embedded Graphics Processing Unit*. Masterarbeit. Erlangen, 15. November 2016
- [S20] SCHRÖDER, J. *Optimierung einer farbbasierten Wegerkennung durch Nutzung einer GPU und Anpassung der Bildverarbeitungsalgorithmen für blinde und sehbehinderte Jogger*. Masterarbeit. Erlangen, 30. Juni 2017
- [S21] DELLERT, F. *Entwicklung und Evaluation vibrotaktile und auditiver sensorischer Augmentation für die Navigation sehbehinderter Personen*. Masterarbeit. Erlangen-Nürnberg, 23. Juli 2021
- [S22] AHMET, S. *Konstruktion eines aktiven Stabilisierungssystems einer Stereokamera für die Navigation blinder und sehbehinderter Jogger*. Bachelorarbeit. Erlangen, 30. November 2016

- [S23] THIEME, K. *Entwicklung einer Android Smartphone App zur satellitengestützten Navigation blinder und sehbehinderter Jogger*. Bachelorarbeit. Erlangen, 18. April 2017
- [S24] WAGNER, Y. *Entwicklung einer Fernsteuerung und Evaluation von vibrotakilem Feedback zur Navigation sehbehinderter Jogger*. Bachelorarbeit. Erlangen, 3. Juli 2017

Reihenübersicht

Koordination der Reihe (Stand 2023):
Geschäftsstelle Maschinenbau, Dr.-Ing. Oliver Kreis, www.mb.fau.de/diss/

Im Rahmen der Reihe sind bisher die nachfolgenden Bände erschienen.

Band 1 – 52
Fertigungstechnik – Erlangen
ISSN 1431-6226
Carl Hanser Verlag, München

Band 53 – 307
Fertigungstechnik – Erlangen
ISSN 1431-6226
Meisenbach Verlag, Bamberg

ab Band 308
FAU Studien aus dem Maschinenbau
ISSN 2625-9974
FAU University Press, Erlangen

Die Zugehörigkeit zu den jeweiligen Lehrstühlen ist wie folgt gekennzeichnet:

Lehrstühle:

FAPS	Lehrstuhl für Fertigungsautomatisierung und Produktionssystematik
FMT	Lehrstuhl für Fertigungsmesstechnik
KTmfk	Lehrstuhl für Konstruktionstechnik
LFT	Lehrstuhl für Fertigungstechnologie
LGT	Lehrstuhl für Gießereitechnik
LPT	Lehrstuhl für Photonische Technologien
REP	Lehrstuhl für Ressourcen- und Energieeffiziente Produktionsmaschinen

Band 1: Andreas Hemberger

Innovationspotentiale in der rechnerintegrierten Produktion durch wissensbasierte Systeme
FAPS, 208 Seiten, 107 Bilder. 1988.
ISBN 3-446-15234-2.

Band 2: Detlef Classe

Beitrag zur Steigerung der Flexibilität automatisierter Montagesysteme durch Sensorintegration und erweiterte Steuerungskonzepte
FAPS, 194 Seiten, 70 Bilder. 1988.
ISBN 3-446-15529-5.

Band 3: Friedrich-Wilhelm Nolting

Projektierung von Montagesystemen
FAPS, 201 Seiten, 107 Bilder, 1 Tab. 1989.
ISBN 3-446-15541-4.

Band 4: Karsten Schlüter

Nutzungsgradsteigerung von Montagesystemen durch den Einsatz der Simulationstechnik
FAPS, 177 Seiten, 97 Bilder. 1989.
ISBN 3-446-15542-2.

Band 5: Shir-Kuan Lin

Aufbau von Modellen zur Lageregelung von Industrierobotern
FAPS, 168 Seiten, 46 Bilder. 1989.
ISBN 3-446-15546-5.

Band 6: Rudolf Nuss

Untersuchungen zur Bearbeitungsqualität im Fertigungssystem Laserstrahlschneiden
LFT, 206 Seiten, 115 Bilder, 6 Tab. 1989.
ISBN 3-446-15783-2.

Band 7: Wolfgang Scholz

Modell zur datenbankgestützten Planung automatisierter Montageanlagen
FAPS, 194 Seiten, 89 Bilder. 1989.
ISBN 3-446-15825-1.

Band 8: Hans-Jürgen Wißmeier

Beitrag zur Beurteilung des Bruchverhaltens von Hartmetall-Fließpreßmatrizen
LFT, 179 Seiten, 99 Bilder, 9 Tab. 1989.
ISBN 3-446-15921-5.

Band 9: Rainer Eisele

Konzeption und Wirtschaftlichkeit von Planungssystemen in der Produktion
FAPS, 183 Seiten, 86 Bilder. 1990.
ISBN 3-446-16107-4.

Band 10: Rolf Pfeiffer

Technologisch orientierte Montageplanung am Beispiel der Schraubtechnik
FAPS, 216 Seiten, 102 Bilder, 16 Tab. 1990.
ISBN 3-446-16161-9.

Band 11: Herbert Fischer

Verteilte Planungssysteme zur Flexibilitätsteigerung der rechnerintegrierten Teilefertigung
FAPS, 201 Seiten, 82 Bilder. 1990.
ISBN 3-446-16105-8.

Band 12: Gerhard Kleineidam

CAD/CAP: Rechnergestützte Montagefeinplanung
FAPS, 203 Seiten, 107 Bilder. 1990.
ISBN 3-446-16112-0.

Band 13: Frank Vollertsen

Pulvermetallurgische Verarbeitung eines übereutektoiden verschleißfesten Stahls
LFT, XIII u. 217 Seiten, 67 Bilder, 34 Tab. 1990.
ISBN 3-446-16133-3.

Band 14: Stephan Biermann

Untersuchungen zur Anlagen- und Prozeßdiagnostik für das Schneiden mit CO₂-Hochleistungslasern
LFT, VIII u. 170 Seiten, 93 Bilder, 4 Tab. 1991.
ISBN 3-446-16269-0.

Band 15: Uwe Geißler

Material- und Datenfluß in einer flexiblen Blechbearbeitungszelle
LFT, 124 Seiten, 41 Bilder, 7 Tab. 1991.
ISBN 3-446-16358-1.

Band 16: Frank Oswald Hake

Entwicklung eines rechnergestützten Diagnosesystems für automatisierte Montagezellen
FAPS, XIV u. 166 Seiten, 77 Bilder. 1991.
ISBN 3-446-16428-6.

Band 17: Herbert Reichel

Optimierung der Werkzeugbereitstellung durch rechnergestützte Arbeitsfolgenbestimmung
FAPS, 198 Seiten, 73 Bilder, 2 Tab. 1991.
ISBN 3-446-16453-7.

Band 18: Josef Scheller

Modellierung und Einsatz von Softwaresystemen für rechnergeführte Montagezellen
FAPS, 198 Seiten, 65 Bilder. 1991.
ISBN 3-446-16454-5.

Band 19: Arnold vom Ende

Untersuchungen zum Biegeumformung mit elastischer Matrize
LFT, 166 Seiten, 55 Bilder, 13 Tab. 1991.
ISBN 3-446-16493-6.

Band 20: Joachim Schmid

Beitrag zum automatisierten Bearbeiten von Keramikguß mit Industrierobotern
FAPS, XIV u. 176 Seiten, 111 Bilder, 6 Tab. 1991.
ISBN 3-446-16560-6.

Band 21: Egon Sommer

Multiprozessorsteuerung für kooperierende Industrieroboter in Montagezellen
FAPS, 188 Seiten, 102 Bilder. 1991.
ISBN 3-446-17062-6.

Band 22: Georg Geyer

Entwicklung problemspezifischer Verfahrensketten in der Montage
FAPS, 192 Seiten, 112 Bilder. 1991.
ISBN 3-446-16552-5.

Band 23: Rainer Flohr

Beitrag zur optimalen Verbindungstechnik in der Oberflächenmontage (SMT)
FAPS, 186 Seiten, 79 Bilder. 1991.
ISBN 3-446-16568-1.

Band 24: Alfons Rief

Untersuchungen zur Verfahrensfolge Laserstrahlschneiden und -schweißen in der Rohkarosseriefertigung
LFT, VI u. 145 Seiten, 58 Bilder, 5 Tab. 1991.
ISBN 3-446-16593-2.

Band 25: Christoph Thim

Rechnerunterstützte Optimierung von Materialflußstrukturen in der Elektronikmontage durch Simulation
FAPS, 188 Seiten, 74 Bilder. 1992.
ISBN 3-446-17118-5.

Band 26: Roland Müller

CO₂-Laserstrahlschneiden von kurzglasverstärkten Verbundwerkstoffen
LFT, 141 Seiten, 107 Bilder, 4 Tab. 1992.
ISBN 3-446-17104-5.

Band 27: Günther Schäfer

Integrierte Informationsverarbeitung bei der Montageplanung
FAPS, 195 Seiten, 76 Bilder. 1992.
ISBN 3-446-17117-7.

Band 28: Martin Hoffmann

Entwicklung einer CAD/CAM-Prozesskette für die Herstellung von Blechbiegeteilen
LFT, 149 Seiten, 89 Bilder. 1992.
ISBN 3-446-17154-1.

Band 29: Peter Hoffmann

Verfahrensfolge Laserstrahlschneiden und -schweißen: Prozeßführung und Systemtechnik in der 3D-Laserstrahlbearbeitung von Blechformteilen
LFT, 186 Seiten, 92 Bilder, 10 Tab. 1992. ISBN 3-446-17153-3.

Band 30: Olaf Schrödel

Flexible Werkstattsteuerung mit objektorientierten Softwarestrukturen
FAPS, 180 Seiten, 84 Bilder. 1992. ISBN 3-446-17242-4.

Band 31: Hubert Reinisch

Planungs- und Steuerungswerkzeuge zur impliziten Geräteprogrammierung in Roboterzellen
FAPS, XI u. 212 Seiten, 112 Bilder. 1992. ISBN 3-446-17380-3.

Band 32: Brigitte Bärnreuther

Ein Beitrag zur Bewertung des Kommunikationsverhaltens von Automatisierungsgeräten in flexiblen Produktionszellen
FAPS, XI u. 179 Seiten, 71 Bilder. 1992. ISBN 3-446-17451-6.

Band 33: Joachim Hutfless

Laserstrahlregelung und Optikdiagnostik in der Strahlführung einer CO₂-Hochleistungslaseranlage
LFT, 175 Seiten, 70 Bilder, 17 Tab. 1993. ISBN 3-446-17532-6.

Band 34: Uwe Günzel

Entwicklung und Einsatz eines Simulationsverfahrens für operative und strategische Probleme der Produktionsplanung und -steuerung
FAPS, XIV u. 170 Seiten, 66 Bilder, 5 Tab. 1993. ISBN 3-446-17604-7.

Band 35: Bertram Ehmann

Operatives Fertigungscontrolling durch Optimierung auftragsbezogener Bearbeitungsabläufe in der Elektronikfertigung
FAPS, XV u. 167 Seiten, 114 Bilder. 1993. ISBN 3-446-17658-6.

Band 36: Harald Kolléra

Entwicklung eines benutzerorientierten Werkstattprogrammiersystems für das Laserstrahlschneiden
LFT, 129 Seiten, 66 Bilder, 1 Tab. 1993. ISBN 3-446-17719-1.

Band 37: Stephanie Abels

Modellierung und Optimierung von Montageanlagen in einem integrierten Simulationssystem
FAPS, 188 Seiten, 88 Bilder. 1993. ISBN 3-446-17731-0.

Band 38: Robert Schmidt-Heibel

Laserstrahlbohren durchflußbestimmender Durchgangslöcher
LFT, 145 Seiten, 63 Bilder, 11 Tab. 1993. ISBN 3-446-17778-7.

Band 39: Norbert Lutz

Oberflächenfeinbearbeitung keramischer Werkstoffe mit XeCl-Excimerlaserstrahlung
LFT, 187 Seiten, 98 Bilder, 29 Tab. 1994. ISBN 3-446-17970-4.

Band 40: Konrad Grampp

Rechnerunterstützung bei Test und Schulung an Steuerungssystemen von SMD-Bestücklinien
FAPS, 178 Seiten, 88 Bilder. 1995. ISBN 3-446-18173-3.

Band 41: Martin Koch

Wissensbasierte Unterstützung der Angebotsbearbeitung in der Investitionsgüterindustrie
FAPS, 169 Seiten, 68 Bilder. 1995. ISBN 3-446-18174-1.

Band 42: Armin Gropp

Anlagen- und Prozeßdiagnostik beim Schneiden mit einem gepulsten Nd:YAG-Laser
LFT, 160 Seiten, 88 Bilder, 7 Tab. 1995. ISBN 3-446-18241-1.

Band 43: Werner Heckel

Optische 3D-Konturerfassung und on-line Biegewinkelmessung mit dem Lichtschnittverfahren
LFT, 149 Seiten, 43 Bilder, 11 Tab. 1995. ISBN 3-446-18243-8.

Band 44: Armin Rothhaupt

Modulares Planungssystem zur Optimierung der Elektronikfertigung
FAPS, 180 Seiten, 101 Bilder. 1995. ISBN 3-446-18307-8.

Band 45: Bernd Zöllner

Adaptive Diagnose in der Elektronikproduktion
FAPS, 195 Seiten, 74 Bilder, 3 Tab. 1995. ISBN 3-446-18308-6.

Band 46: Bodo Vormann

Beitrag zur automatisierten Handhabungsplanung komplexer Blechbiegeteile
LFT, 126 Seiten, 89 Bilder, 3 Tab. 1995. ISBN 3-446-18345-0.

Band 47: Peter Schnepf

Zielkostenorientierte Montageplanung
FAPS, 144 Seiten, 75 Bilder. 1995. ISBN 3-446-18397-3.

Band 48: Rainer Klotzbücher

Konzept zur rechnerintegrierten Materialversorgung in flexiblen Fertigungssystemen
FAPS, 156 Seiten, 62 Bilder. 1995. ISBN 3-446-18412-0.

Band 49: Wolfgang Greska

Wissensbasierte Analyse und Klassifizierung von Blechteilen
LFT, 144 Seiten, 96 Bilder. 1995. ISBN 3-446-18462-7.

Band 50: Jörg Franke

Integrierte Entwicklung neuer Produkt- und Produktionstechnologien für räumliche spritzgegossene Schaltungsträger (3-D MID)
FAPS, 196 Seiten, 86 Bilder, 4 Tab. 1995. ISBN 3-446-18448-1.

Band 51: Franz-Josef Zeller

Sensorplanung und schnelle Sensorregelung für Industrieroboter
FAPS, 190 Seiten, 102 Bilder, 9 Tab. 1995. ISBN 3-446-18601-8.

Band 52: Michael Solvie

Zeitbehandlung und Multimedia-Unterstützung in Feldkommunikationssystemen
FAPS, 200 Seiten, 87 Bilder, 35 Tab. 1996. ISBN 3-446-18607-7.

Band 53: Robert Hopperdietzel

Reengineering in der Elektro- und Elektronikindustrie
FAPS, 180 Seiten, 109 Bilder, 1 Tab. 1996. ISBN 3-87525-070-2.

Band 54: Thomas Rebhahn

Beitrag zur Mikromaterialbearbeitung mit Excimerlasern - Systemkomponenten und Verfahrensoptimierungen
LFT, 148 Seiten, 61 Bilder, 10 Tab.
1996. ISBN 3-87525-075-3.

Band 55: Henning Hanebuth

Laserstrahlhartlöten mit Zweistrahltechnik
LFT, 157 Seiten, 58 Bilder, 11 Tab.
1996. ISBN 3-87525-074-5.

Band 56: Uwe Schönherr

Steuerung und Sensordatenintegration für flexible Fertigungszellen mitkooperierenden Robotern
FAPS, 188 Seiten, 116 Bilder, 3 Tab.
1996. ISBN 3-87525-076-1.

Band 57: Stefan Holzer

Berührungslose Formgebung mit Laserstrahlung
LFT, 162 Seiten, 69 Bilder, 11 Tab.
1996. ISBN 3-87525-079-6.

Band 58: Markus Schultz

Fertigungsqualität beim 3D-Laserstrahlschweißen von Blechformteilen
LFT, 165 Seiten, 88 Bilder, 9 Tab.
1997. ISBN 3-87525-080-X.

Band 59: Thomas Krebs

Integration elektromechanischer CA-Anwendungen über einem STEP-Produktmodell
FAPS, 198 Seiten, 58 Bilder, 8 Tab.
1997. ISBN 3-87525-081-8.

Band 60: Jürgen Sturm

Prozeßintegrierte Qualitätssicherung in der Elektronikproduktion
FAPS, 167 Seiten, 112 Bilder, 5 Tab.
1997. ISBN 3-87525-082-6.

Band 61: Andreas Brand

Prozesse und Systeme zur Bestückung räumlicher elektronischer Baugruppen (3D-MID)
FAPS, 182 Seiten, 100 Bilder. 1997.
ISBN 3-87525-087-7.

Band 62: Michael Kauf

Regelung der Laserstrahlleistung und der Fokusparameter einer CO₂-Hochleistungslaseranlage
LFT, 140 Seiten, 70 Bilder, 5 Tab.
1997. ISBN 3-87525-083-4.

Band 63: Peter Steinwasser

Modulares Informationsmanagement in der integrierten Produkt- und Prozeßplanung
FAPS, 190 Seiten, 87 Bilder. 1997.
ISBN 3-87525-084-2.

Band 64: Georg Liedl

Integriertes Automatisierungskonzept für den flexiblen Materialfluß in der Elektronikproduktion
FAPS, 196 Seiten, 96 Bilder, 3 Tab.
1997. ISBN 3-87525-086-9.

Band 65: Andreas Otto

Transiente Prozesse beim Laserstrahlschweißen
LFT, 132 Seiten, 62 Bilder, 1 Tab.
1997. ISBN 3-87525-089-3.

Band 66: Wolfgang Blöchl

Erweiterte Informationsbereitstellung an offenen CNC-Steuerungen zur Prozeß- und Programmoptimierung
FAPS, 168 Seiten, 96 Bilder. 1997.
ISBN 3-87525-091-5.

Band 67: Klaus-Uwe Wolf

Verbesserte Prozeßführung und Prozeßplanung zur Leistungs- und Qualitätssteigerung beim Spulnwickeln
FAPS, 186 Seiten, 125 Bilder. 1997.
ISBN 3-87525-092-3.

Band 68: Frank Backes

Technologieorientierte Bahnplanung für die 3D-Laserstrahlbearbeitung
LFT, 138 Seiten, 71 Bilder, 2 Tab.
1997. ISBN 3-87525-093-1.

Band 69: Jürgen Kraus

Laserstrahlumformen von Profilen
LFT, 137 Seiten, 72 Bilder, 8 Tab.
1997. ISBN 3-87525-094-X.

Band 70: Norbert Neubauer

Adaptive Strahlführungen für CO₂-Laseranlagen
LFT, 120 Seiten, 50 Bilder, 3 Tab.
1997. ISBN 3-87525-095-8.

Band 71: Michael Steber

Prozeßoptimierter Betrieb flexibler Schraubstationen in der automatisierten Montage
FAPS, 168 Seiten, 78 Bilder, 3 Tab.
1997. ISBN 3-87525-096-6.

Band 72: Markus Pfestorf

Funktionale 3D-Oberflächenkenngrößen in der Umformtechnik
LFT, 162 Seiten, 84 Bilder, 15 Tab.
1997. ISBN 3-87525-097-4.

Band 73: Volker Franke

Integrierte Planung und Konstruktion von Werkzeugen für die Biegebearbeitung
LFT, 143 Seiten, 81 Bilder. 1998.
ISBN 3-87525-098-2.

Band 74: Herbert Scheller

Automatisierte Demontagesysteme und recyclinggerechte Produktgestaltung elektronischer Baugruppen
FAPS, 184 Seiten, 104 Bilder, 17 Tab. 1998. ISBN 3-87525-099-0.

Band 75: Arthur Meßner

Kaltmassivumformung metallischer Kleinstteile - Werkstoffverhalten, Wirkflächenreibung, Prozeßauslegung
LFT, 164 Seiten, 92 Bilder, 14 Tab.
1998. ISBN 3-87525-100-8.

Band 76: Mathias Glasmacher

Prozeß- und Systemtechnik zum Laserstrahl-Mikroschweißen
LFT, 184 Seiten, 104 Bilder, 12 Tab.
1998. ISBN 3-87525-101-6.

Band 77: Michael Schwind

Zerstörungsfreie Ermittlung mechanischer Eigenschaften von Feinblechen mit dem Wirbelstromverfahren
LFT, 124 Seiten, 68 Bilder, 8 Tab.
1998. ISBN 3-87525-102-4.

Band 78: Manfred Gerhard

Qualitätssteigerung in der Elektronikproduktion durch Optimierung der Prozeßführung beim Löten komplexer Baugruppen
FAPS, 179 Seiten, 113 Bilder, 7 Tab.
1998. ISBN 3-87525-103-2.

Band 79: Elke Rauh

Methodische Einbindung der Simulation in die betrieblichen Planungs- und Entscheidungsabläufe
FAPS, 192 Seiten, 114 Bilder, 4 Tab.
1998. ISBN 3-87525-104-0.

Band 80: Sorin Niederkorn

Mefseinrichtung zur Untersuchung der Wirkflächenreibung bei umformtechnischen Prozessen
LFT, 99 Seiten, 46 Bilder, 6 Tab.
1998. ISBN 3-87525-105-9.

Band 81: Stefan Schubert

Regelung der Fokuslage beim Schweißen mit CO₂-Hochleistungslasern unter Einsatz von adaptiven Optiken
LFT, 140 Seiten, 64 Bilder, 3 Tab.
1998. ISBN 3-87525-106-7.

Band 82: Armando Walter Colombo

Development and Implementation of Hierarchical Control Structures of Flexible Production Systems Using High Level Petri Nets
FAPS, 216 Seiten, 86 Bilder. 1998. ISBN 3-87525-109-1.

Band 83: Otto Meedt

Effizienzsteigerung bei Demontage und Recycling durch flexible Demontagetechnologien und optimierte Produktgestaltung
FAPS, 186 Seiten, 103 Bilder. 1998. ISBN 3-87525-108-3.

Band 84: Knuth Götz

Modelle und effiziente Modellbildung zur Qualitätssicherung in der Elektronikproduktion
FAPS, 212 Seiten, 129 Bilder, 24 Tab. 1998. ISBN 3-87525-112-1.

Band 85: Ralf Luchs

Einsatzmöglichkeiten leitender Klebstoffe zur zuverlässigen Kontaktierung elektronischer Bauelemente in der SMT
FAPS, 176 Seiten, 126 Bilder, 30 Tab. 1998. ISBN 3-87525-113-7.

Band 86: Frank Pöhlau

Entscheidungsgrundlagen zur Einführung räumlicher spritzgegossener Schaltungsträger (3-D MID)
FAPS, 144 Seiten, 99 Bilder. 1999. ISBN 3-87525-114-8.

Band 87: Roland T. A. Kals

Fundamentals on the miniaturization of sheet metal working processes
LFT, 128 Seiten, 58 Bilder, 11 Tab.
1999. ISBN 3-87525-115-6.

Band 88: Gerhard Luhn

Implizites Wissen und technisches Handeln am Beispiel der Elektronikproduktion
FAPS, 252 Seiten, 61 Bilder, 1 Tab.
1999. ISBN 3-87525-116-4.

Band 89: Axel Sprenger

Adaptives Streckbiegen von Aluminium-Strangpreßprofilen
LFT, 114 Seiten, 63 Bilder, 4 Tab.
1999. ISBN 3-87525-117-2.

Band 90: Hans-Jörg Pucher

Untersuchungen zur Prozeßfolge Umformen, Bestücken und Laserstrahllöten von Mikrokontakten
LFT, 158 Seiten, 69 Bilder, 9 Tab.
1999. ISBN 3-87525-119-9.

Band 91: Horst Arnet

Profilbiegen mit kinematischer Gestalterzeugung
LFT, 128 Seiten, 67 Bilder, 7 Tab.
1999. ISBN 3-87525-120-2.

Band 92: Doris Schubart

Prozeßmodellierung und Technologieentwicklung beim Abtragen mit CO₂-Laserstrahlung
LFT, 133 Seiten, 57 Bilder, 13 Tab.
1999. ISBN 3-87525-122-9.

Band 93: Adrianus L. P.

Coremans
Laserstrahlsintern von Metallpulver - Prozeßmodellierung, Systemtechnik, Eigenschaften laserstrahlgesinterter Metallkörper
LFT, 184 Seiten, 108 Bilder, 12 Tab.
1999. ISBN 3-87525-124-5.

Band 94: Hans-Martin Biehler

Optimierungskonzepte für Qualitätsdatenverarbeitung und Informationsbereitstellung in der Elektronikfertigung
FAPS, 194 Seiten, 105 Bilder. 1999. ISBN 3-87525-126-1.

Band 95: Wolfgang Becker

Oberflächenausbildung und tribologische Eigenschaften excimerlaserstrahlbearbeiteter Hochleistungskeramiken
LFT, 175 Seiten, 71 Bilder, 3 Tab.
1999. ISBN 3-87525-127-X.

Band 96: Philipp Hein

Innenhochdruck-Umformen von Blechpaaren: Modellierung, Prozeßauslegung und Prozeßführung
LFT, 129 Seiten, 57 Bilder, 7 Tab.
1999. ISBN 3-87525-128-8.

Band 97: Gunter Beitinger

Herstellungs- und Prüfverfahren für thermoplastische Schaltungsträger
FAPS, 169 Seiten, 92 Bilder, 20 Tab.
1999. ISBN 3-87525-129-6.

Band 98: Jürgen Knoblach

Beitrag zur rechnerunterstützten verursachungsgerechten Angebotskalkulation von Blechteilen mit Hilfe wissensbasierter Methoden
LFT, 155 Seiten, 53 Bilder, 26 Tab.
1999. ISBN 3-87525-130-X.

Band 99: Frank Breitenbach

Bildverarbeitungssystem zur Erfassung der Anschlußgeometrie elektronischer SMT-Bauelemente
LFT, 147 Seiten, 92 Bilder, 12 Tab.
2000. ISBN 3-87525-131-8.

Band 100: Bernd Falk

Simulationsbasierte Lebensdauer vorhersage für Werkzeuge der Kaltmassivumformung
LFT, 134 Seiten, 44 Bilder, 15 Tab.
2000. ISBN 3-87525-136-9.

Band 101: Wolfgang Schlögl

Integriertes Simulationsdaten-Management für Maschinenentwicklung und Anlagenplanung
FAPS, 169 Seiten, 101 Bilder, 20 Tab. 2000. ISBN 3-87525-137-7.

Band 102: Christian Hinsel

Ermüdungsbruchversagen hergestoffbeschichteter Werkzeugstähle in der Kaltmassivumformung
LFT, 130 Seiten, 80 Bilder, 14 Tab.
2000. ISBN 3-87525-138-5.

Band 103: Stefan Bobbert

Simulationsgestützte Prozessauslegung für das Innenhochdruck-Umformen von Blechpaaren
LFT, 123 Seiten, 77 Bilder. 2000. ISBN 3-87525-145-8.

Band 104: Harald Rottbauer
Modulares Planungs- und Fertigungswerkzeug zum Produktionsmanagement in der Elektronikproduktion
FAPS, 166 Seiten, 106 Bilder. 2001.
ISBN 3-87525-139-3.

Band 105: Thomas Hennige
Flexible Formgebung von Blechen durch Laserstrahlumformen
LFT, 119 Seiten, 50 Bilder. 2001.
ISBN 3-87525-140-7.

Band 106: Thomas Menzel
Wissensbasierte Methoden für die rechnergestützte Charakterisierung und Bewertung innovativer Fertigungsprozesse
LFT, 152 Seiten, 71 Bilder. 2001.
ISBN 3-87525-142-3.

Band 107: Thomas Stöckel
Kommunikationstechnische Integration der Prozeßebene in Produktionssysteme durch Middleware-Frameworks
FAPS, 147 Seiten, 65 Bilder, 5 Tab. 2001. ISBN 3-87525-143-1.

Band 108: Frank Pitter
Verfügbarkeitssteigerung von Werkzeugmaschinen durch Einsatz mechatronischer Sensorlösungen
FAPS, 158 Seiten, 131 Bilder, 8 Tab. 2001. ISBN 3-87525-144-X.

Band 109: Markus Korneli
Integration lokaler CAP-Systeme in einen globalen Fertigungsdatenverbund
FAPS, 121 Seiten, 53 Bilder, 11 Tab. 2001. ISBN 3-87525-146-6.

Band 110: Burkhard Müller
Laserstrahljustieren mit Excimer-Lasern - Prozeßparameter und Modelle zur Aktorkonstruktion
LFT, 128 Seiten, 36 Bilder, 9 Tab. 2001. ISBN 3-87525-159-8.

Band 111: Jürgen Göhringer
Integrierte Telediagnose via Internet zum effizienten Service von Produktionssystemen
FAPS, 178 Seiten, 98 Bilder, 5 Tab. 2001. ISBN 3-87525-147-4.

Band 112: Robert Feuerstein
Qualitäts- und kosteneffiziente Integration neuer Bauelementetechnologien in die Flachbaugruppenfertigung
FAPS, 161 Seiten, 99 Bilder, 10 Tab. 2001. ISBN 3-87525-151-2.

Band 113: Marcus Reichenberger
Eigenschaften und Einsatzmöglichkeiten alternativer Elektroniklote in der Oberflächenmontage (SMT)
FAPS, 165 Seiten, 97 Bilder, 18 Tab. 2001. ISBN 3-87525-152-0.

Band 114: Alexander Huber
Justieren vormontierter Systeme mit dem Nd:YAG-Laser unter Einsatz von Aktoren
LFT, 122 Seiten, 58 Bilder, 5 Tab. 2001. ISBN 3-87525-153-9.

Band 115: Sami Krimi
Analyse und Optimierung von Montagesystemen in der Elektronikproduktion
FAPS, 155 Seiten, 88 Bilder, 3 Tab. 2001. ISBN 3-87525-157-1.

Band 116: Marion Merklein
Laserstrahlumformen von Aluminiumwerkstoffen - Beeinflussung der Mikrostruktur und der mechanischen Eigenschaften
LFT, 122 Seiten, 65 Bilder, 15 Tab. 2001. ISBN 3-87525-156-3.

Band 117: Thomas Collisi
Ein informationslogistisches Architekturkonzept zur Akquisition simulationsrelevanter Daten
FAPS, 181 Seiten, 105 Bilder, 7 Tab. 2002. ISBN 3-87525-164-4.

Band 118: Markus Koch
Rationalisierung und ergonomische Optimierung im Innenausbau durch den Einsatz moderner Automatisierungstechnik
FAPS, 176 Seiten, 98 Bilder, 9 Tab. 2002. ISBN 3-87525-165-2.

Band 119: Michael Schmidt
Prozeßregelung für das Laserstrahl-Punktschweißen in der Elektronikproduktion
LFT, 152 Seiten, 71 Bilder, 3 Tab. 2002. ISBN 3-87525-166-0.

Band 120: Nicolas Tiesler
Grundlegende Untersuchungen zum Fließpressen metallischer Kleinstteile
LFT, 126 Seiten, 78 Bilder, 12 Tab. 2002. ISBN 3-87525-175-X.

Band 121: Lars Pursche
Methoden zur technologieorientierten Programmierung für die 3D-Lasermikrobearbeitung
LFT, 111 Seiten, 39 Bilder, 0 Tab. 2002. ISBN 3-87525-183-0.

Band 122: Jan-Oliver Brassel
Prozeßkontrolle beim Laserstrahl-Mikroschweißen
LFT, 148 Seiten, 72 Bilder, 12 Tab. 2002. ISBN 3-87525-181-4.

Band 123: Mark Geisel
Prozeßkontrolle und -steuerung beim Laserstrahlschweißen mit den Methoden der nichtlinearen Dynamik
LFT, 135 Seiten, 46 Bilder, 2 Tab. 2002. ISBN 3-87525-180-6.

Band 124: Gerd Eßer
Laserstrahlunterstützte Erzeugung metallischer Leiterstrukturen auf Thermoplastsubstraten für die MID-Technik
LFT, 148 Seiten, 60 Bilder, 6 Tab. 2002. ISBN 3-87525-171-7.

Band 125: Marc Fleckenstein
Qualität laserstrahl-gefügter Mikroverbindungen elektronischer Kontakte
LFT, 159 Seiten, 77 Bilder, 7 Tab. 2002. ISBN 3-87525-170-9.

Band 126: Stefan Kaufmann
Grundlegende Untersuchungen zum Nd:YAG-Laserstrahlfügen von Silizium für Komponenten der Optoelektronik
LFT, 159 Seiten, 100 Bilder, 6 Tab. 2002. ISBN 3-87525-172-5.

Band 127: Thomas Fröhlich
Simultanes Löten von Anschlußkontakten elektronischer Bauelemente mit Diodenlaserstrahlung
LFT, 143 Seiten, 75 Bilder, 6 Tab. 2002. ISBN 3-87525-186-5.

Band 128: Achim Hofmann

Erweiterung der Formgebungsgrenzen beim Umformen von Aluminiumwerkstoffen durch den Einsatz prozessangepasster Platinen
LFT, 113 Seiten, 58 Bilder, 4 Tab.
2002. ISBN 3-87525-182-2.

Band 129: Ingo Kriebitzsch

3 - D MID Technologie in der Automobilelektronik
FAPS, 129 Seiten, 102 Bilder, 10 Tab.
2002. ISBN 3-87525-169-5.

Band 130: Thomas Pohl

Fertigungsqualität und Umformbarkeit laserstrahlgeschweißter Formplatinen aus Aluminiumlegierungen
LFT, 133 Seiten, 93 Bilder, 12 Tab.
2002. ISBN 3-87525-173-3.

Band 131: Matthias Wenk

Entwicklung eines konfigurierbaren Steuerungssystems für die flexible Sensorführung von Industrierobotern
FAPS, 167 Seiten, 85 Bilder, 1 Tab.
2002. ISBN 3-87525-174-1.

Band 132: Matthias Negenandack

Neue Sensorik und Aktorik für Bearbeitungsköpfe zum Laserstrahlschweißen
LFT, 116 Seiten, 60 Bilder, 14 Tab.
2002. ISBN 3-87525-184-9.

Band 133: Oliver Kreis

Integrierte Fertigung - Verfahrensintegration durch Innenhochdruck-Umformen, Trennen und Laserstrahlschweißen in einem Werkzeug sowie ihre tele- und multimediale Präsentation
LFT, 167 Seiten, 90 Bilder, 43 Tab.
2002. ISBN 3-87525-176-8.

Band 134: Stefan Trautner

Technische Umsetzung produktbezogener Instrumente der Umweltpolitik bei Elektro- und Elektronikgeräten
FAPS, 179 Seiten, 92 Bilder, 11 Tab.
2002. ISBN 3-87525-177-6.

Band 135: Roland Meier

Strategien für einen produktorientierten Einsatz räumlicher spritzgegossener Schaltungsträger (3-D MID)
FAPS, 155 Seiten, 88 Bilder, 14 Tab.
2002. ISBN 3-87525-178-4.

Band 136: Jürgen Wunderlich

Kostensimulation - Simulationsbasierte Wirtschaftlichkeitsregelung komplexer Produktionssysteme
FAPS, 202 Seiten, 119 Bilder, 17 Tab.
2002. ISBN 3-87525-179-2.

Band 137: Stefan Novotny

Innenhochdruck-Umformen von Blechen aus Aluminium- und Magnesiumlegierungen bei erhöhter Temperatur
LFT, 132 Seiten, 82 Bilder, 6 Tab.
2002. ISBN 3-87525-185-7.

Band 138: Andreas Licha

Flexible Montageautomatisierung zur Komplettmontage flächenhafter Produktstrukturen durch kooperierende Industrieroboter
FAPS, 158 Seiten, 87 Bilder, 8 Tab.
2003. ISBN 3-87525-189-X.

Band 139: Michael Eisenbarth

Beitrag zur Optimierung der Aufbau- und Verbindungstechnik für mechatronische Baugruppen
FAPS, 207 Seiten, 141 Bilder, 9 Tab.
2003. ISBN 3-87525-190-3.

Band 140: Frank Christoph

Durchgängige simulationsgestützte Planung von Fertigungseinrichtungen der Elektronikproduktion
FAPS, 187 Seiten, 107 Bilder, 9 Tab.
2003. ISBN 3-87525-191-1.

Band 141: Hinnerk Hagenah

Simulationsbasierte Bestimmung der zu erwartenden Maßhaltigkeit für das Blechbiegen
LFT, 131 Seiten, 36 Bilder, 26 Tab.
2003. ISBN 3-87525-192-X.

Band 142: Ralf Eckstein

Scherschneiden und Biegen metallischer Kleinstteile - Materialeinfluss und Materialverhalten
LFT, 148 Seiten, 71 Bilder, 19 Tab.
2003. ISBN 3-87525-193-8.

Band 143: Frank H. Meyer-Pittroff

Excimerlaserstrahlbiegen dünner metallischer Folien mit homogener Lichtlinie
LFT, 138 Seiten, 60 Bilder, 16 Tab.
2003. ISBN 3-87525-196-2.

Band 144: Andreas Kach

Rechnergestützte Anpassung von Laserstrahlschneidbahnen an Bauteilabweichungen
LFT, 139 Seiten, 69 Bilder, 11 Tab.
2004. ISBN 3-87525-197-0.

Band 145: Stefan Hierl

System- und Prozesstechnik für das simultane Löten mit Diodenlaserstrahlung von elektronischen Bauelementen
LFT, 124 Seiten, 66 Bilder, 4 Tab.
2004. ISBN 3-87525-198-9.

Band 146: Thomas Neudecker

Tribologische Eigenschaften keramischer Blechumformwerkzeuge - Einfluss einer Oberflächenendbearbeitung mittels Excimerlaserstrahlung
LFT, 166 Seiten, 75 Bilder, 26 Tab.
2004. ISBN 3-87525-200-4.

Band 147: Ulrich Wenger

Prozessoptimierung in der Wickeltechnik durch innovative maschinenbauliche und regelungstechnische Ansätze
FAPS, 132 Seiten, 88 Bilder, 0 Tab.
2004. ISBN 3-87525-203-9.

Band 148: Stefan Slama

Effizienzsteigerung in der Montage durch marktorientierte Montagestrukturen und erweiterte Mitarbeiterkompetenz
FAPS, 188 Seiten, 125 Bilder, 0 Tab.
2004. ISBN 3-87525-204-7.

Band 149: Thomas Wurm

Laserstrahljustieren mittels Aktoren - Entwicklung von Konzepten und Methoden für die rechnerunterstützte Modellierung und Optimierung von komplexen Aktorsystemen in der Mikrotechnik
LFT, 122 Seiten, 51 Bilder, 9 Tab.
2004. ISBN 3-87525-206-3.

Band 150: Martino Celeghini
Wirkmedienbasierte Blechumformung: Grundlagenuntersuchungen zum Einfluss von Werkstoff und Bauteilgeometrie
LFT, 146 Seiten, 77 Bilder, 6 Tab.
2004. ISBN 3-87525-207-1.

Band 151: Ralph Hohenstein
Entwurf hochdynamischer Sensor- und Regelsysteme für die adaptive Laserbearbeitung
LFT, 282 Seiten, 63 Bilder, 16 Tab.
2004. ISBN 3-87525-210-1.

Band 152: Angelika Hutterer
Entwicklung prozessüberwachender Regelkreise für flexible Formgebungsprozesse
LFT, 149 Seiten, 57 Bilder, 2 Tab.
2005. ISBN 3-87525-212-8.

Band 153: Emil Egerer
Massivumformen metallischer Kleinstteile bei erhöhter Prozesstemperatur
LFT, 158 Seiten, 87 Bilder, 10 Tab.
2005. ISBN 3-87525-213-6.

Band 154: Rüdiger Holzmann
Strategien zur nachhaltigen Optimierung von Qualität und Zuverlässigkeit in der Fertigung hochintegrierter Flachbaugruppen
FAPS, 186 Seiten, 99 Bilder, 19 Tab.
2005. ISBN 3-87525-217-9.

Band 155: Marco Nock
Biegeumformen mit Elastomerwerkzeugen Modellierung, Prozessauslegung und Abgrenzung des Verfahrens am Beispiel des Rohrbiegens
LFT, 164 Seiten, 85 Bilder, 13 Tab.
2005. ISBN 3-87525-218-7.

Band 156: Frank Niebling
Qualifizierung einer Prozesskette zum Laserstrahlsintern metallischer Bauteile
LFT, 148 Seiten, 89 Bilder, 3 Tab.
2005. ISBN 3-87525-219-5.

Band 157: Markus Meiler
Großserientauglichkeit trocken-schmierstoffbeschichteter Aluminiumbleche im Presswerk Grundlegende Untersuchungen zur Tribologie, zum Umformverhalten und Bauteilversuche
LFT, 104 Seiten, 57 Bilder, 21 Tab.
2005. ISBN 3-87525-221-7.

Band 158: Agus Sutanto
Solution Approaches for Planning of Assembly Systems in Three-Dimensional Virtual Environments
FAPS, 169 Seiten, 98 Bilder, 3 Tab.
2005. ISBN 3-87525-220-9.

Band 159: Matthias Boiger
Hochleistungssysteme für die Fertigung elektronischer Baugruppen auf der Basis flexibler Schaltungsträger
FAPS, 175 Seiten, 111 Bilder, 8 Tab.
2005. ISBN 3-87525-222-5.

Band 160: Matthias Pitz
Laserunterstütztes Biegen höchstfester Mehrphasenstähle
LFT, 120 Seiten, 73 Bilder, 11 Tab.
2005. ISBN 3-87525-223-3.

Band 161: Meik Vahl
Beitrag zur gezielten Beeinflussung des Werkstoffflusses beim Innenhochdruck-Umformen von Blechen
LFT, 165 Seiten, 94 Bilder, 15 Tab.
2005. ISBN 3-87525-224-1.

Band 162: Peter K. Kraus
Plattformstrategien - Realisierung einer varianz- und kostenoptimierten Wertschöpfung
FAPS, 181 Seiten, 95 Bilder, 0 Tab.
2005. ISBN 3-87525-226-8.

Band 163: Adrienn Cser
Laserstrahlschmelzabtrag - Prozessanalyse und -modellierung
LFT, 146 Seiten, 79 Bilder, 3 Tab.
2005. ISBN 3-87525-227-6.

Band 164: Markus C. Hahn
Grundlegende Untersuchungen zur Herstellung von Leichtbauverbundstrukturen mit Aluminiumschaumkern
LFT, 143 Seiten, 60 Bilder, 16 Tab.
2005. ISBN 3-87525-228-4.

Band 165: Gordana Michos
Mechatronische Ansätze zur Optimierung von Vorschubachsen
FAPS, 146 Seiten, 87 Bilder, 17 Tab.
2005. ISBN 3-87525-230-6.

Band 166: Markus Stark
Auslegung und Fertigung hochpräziser Faser-Kollimator-Arrays
LFT, 158 Seiten, 115 Bilder, 11 Tab.
2005. ISBN 3-87525-231-4.

Band 167: Yurong Zhou
Kollaboratives Engineering Management in der integrierten virtuellen Entwicklung der Anlagen für die Elektronikproduktion
FAPS, 156 Seiten, 84 Bilder, 6 Tab.
2005. ISBN 3-87525-232-2.

Band 168: Werner Enser
Neue Formen permanenter und lösbarer elektrischer Kontaktierungen für mechatronische Baugruppen
FAPS, 190 Seiten, 112 Bilder, 5 Tab.
2005. ISBN 3-87525-233-0.

Band 169: Katrin Melzer
Integrierte Produktpolitik bei elektrischen und elektronischen Geräten zur Optimierung des Product-Life-Cycle
FAPS, 155 Seiten, 91 Bilder, 17 Tab.
2005. ISBN 3-87525-234-9.

Band 170: Alexander Putz
Grundlegende Untersuchungen zur Erfassung der realen Vorspannung von armierten Kaltfließpresswerkzeugen mittels Ultraschall
LFT, 137 Seiten, 71 Bilder, 15 Tab.
2006. ISBN 3-87525-237-3.

Band 171: Martin Prechtel
Automatisiertes Schichtverfahren für metallische Folien - System- und Prozesstechnik
LFT, 154 Seiten, 45 Bilder, 7 Tab.
2006. ISBN 3-87525-238-1.

Band 172: Markus Meidert
Beitrag zur deterministischen Lebensdauerabschätzung von Werkzeugen der Kaltmassivumformung
LFT, 131 Seiten, 78 Bilder, 9 Tab.
2006. ISBN 3-87525-239-X.

Band 173: Bernd Müller
Robuste, automatisierte Montagesysteme durch adaptive Prozessführung und montageübergreifende Fehlerprävention am Beispiel flächiger Leichtbauteile
FAPS, 147 Seiten, 77 Bilder, 0 Tab.
2006. ISBN 3-87525-240-3.

Band 174: Alexander Hofmann
Hybrides Laserdurchstrahlschweißen von Kunststoffen
LFT, 136 Seiten, 72 Bilder, 4 Tab.
2006. ISBN 978-3-87525-243-9.

Band 175: Peter Wölflick

Innovative Substrate und Prozesse mit feinsten Strukturen für blei-freie Mechatronik-Anwendungen
FAPS, 177 Seiten, 148 Bilder, 24 Tab. 2006.

ISBN 978-3-87525-246-0.

Band 176: Attila Komlodi

Detection and Prevention of Hot Cracks during Laser Welding of Aluminium Alloys Using Advanced Simulation Methods

LFT, 155 Seiten, 89 Bilder, 14 Tab. 2006. ISBN 978-3-87525-248-4.

Band 177: Uwe Popp

Grundlegende Untersuchungen zum Laserstrahlstrukturieren von Kaltmassivumformwerkzeugen
LFT, 140 Seiten, 67 Bilder, 16 Tab. 2006. ISBN 978-3-87525-249-1.

Band 178: Veit Rückel

Rechnergestützte Ablaufplanung und Bahngenerierung Für kooperierende Industrieroboter
FAPS, 148 Seiten, 75 Bilder, 7 Tab. 2006. ISBN 978-3-87525-250-7.

Band 179: Manfred Dirscherl

Nicht-thermische Mikrojustier-technik mittels ultrakurzer Laserpulse

LFT, 154 Seiten, 69 Bilder, 10 Tab. 2007. ISBN 978-3-87525-251-4.

Band 180: Yong Zhuo

Entwurf eines rechnergestützten integrierten Systems für Konstruktion und Fertigungsplanung räumlicher spritzgegossener Schal-tungsträger (3D-MID)

FAPS, 181 Seiten, 95 Bilder, 5 Tab. 2007. ISBN 978-3-87525-253-8.

Band 181: Stefan Lang

Durchgängige Mitarbeiterinforma-tion zur Steigerung von Effizienz und Prozesssicherheit in der Pro-duktion

FAPS, 172 Seiten, 93 Bilder. 2007. ISBN 978-3-87525-257-6.

Band 182: Hans-Joachim Krauß

Laserstrahlinduzierte Pyrolyse prä-keramischer Polymere

LFT, 171 Seiten, 100 Bilder. 2007. ISBN 978-3-87525-258-3.

Band 183: Stefan Junker

Technologien und Systemlösungen für die flexibel automatisierte Be-stückung permanent erregter Läu-fer mit oberflächenmontierten Dauermagneten

FAPS, 173 Seiten, 75 Bilder. 2007. ISBN 978-3-87525-259-0.

Band 184: Rainer Kohlbauer

Wissensbasierte Methoden für die simulationsgestützte Auslegung wirkmedienbasierter Blechum-formprozesse

LFT, 135 Seiten, 50 Bilder. 2007. ISBN 978-3-87525-260-6.

Band 185: Klaus Lamprecht

Wirkmedienbasierte Umformung tiefgezogener Vorformen unter besonderer Berücksichtigung maßge-schneiderter Halbzeuge

LFT, 135 Seiten, 81 Bilder. 2007. ISBN 978-3-87525-265-1.

Band 186: Bernd Zolleiß

Optimierte Prozesse und Systeme für die Bestückung mechatroni-scherBaugruppen

FAPS, 180 Seiten, 117 Bilder. 2007. ISBN 978-3-87525-266-8.

Band 187: Michael Kerausch

Simulationsgestützte Prozessausle-gung für das Umformen lokal wär-mebehandelter Aluminiumplatin-en

LFT, 146 Seiten, 76 Bilder, 7 Tab. 2007. ISBN 978-3-87525-267-5.

Band 188: Matthias Weber

Unterstützung der Wandlungsfä-higkeit von Produktionsanlagen durch innovative Softwaresysteme

FAPS, 183 Seiten, 122 Bilder, 3 Tab. 2007. ISBN 978-3-87525-269-9.

Band 189: Thomas Frick

Untersuchung der prozessbestim-menden Strahl-Stoff-Wechselwir-kungen beim Laserstrahlschwei-ßen von Kunststoffen

LFT, 104 Seiten, 62 Bilder, 8 Tab. 2007. ISBN 978-3-87525-268-2.

Band 190: Joachim Hecht

Werkstoffcharakterisierung und Prozessauslegung für die wirk-medienbasierte Doppelblech-Um-formung von Magnesiumlegierun-gen

LFT, 107 Seiten, 91 Bilder, 2 Tab. 2007. ISBN 978-3-87525-270-5.

Band 191: Ralf Völkl

Stochastische Simulation zur Werkzeuglebensdaueroptimierung und Präzisionsfertigung in der Kaltmassivumformung

LFT, 178 Seiten, 75 Bilder, 12 Tab. 2008. ISBN 978-3-87525-272-9.

Band 192: Massimo Tolazzi

Innenhochdruck-Umformen ver-stärkter Blech-Rahmenstrukturen

LFT, 164 Seiten, 85 Bilder, 7 Tab. 2008. ISBN 978-3-87525-273-6.

Band 193: Cornelia Hoff

Untersuchung der Prozesseinfluss-größen beim Presshärten des höchstfesten Vergütungsstahls 22MnB5

LFT, 133 Seiten, 92 Bilder, 5 Tab. 2008. ISBN 978-3-87525-275-0.

Band 194: Christian Alvarez

Simulationsgestützte Methoden zur effizienten Gestaltung von Löt-prozessen in der Elektronikpro-duktion

FAPS, 149 Seiten, 86 Bilder, 8 Tab. 2008. ISBN 978-3-87525-277-4.

Band 195: Andreas Kunze

Automatisierte Montage von mak-romechatronischen Modulen zur flexiblen Integration in hybride Pkw-Bordnetze

FAPS, 160 Seiten, 90 Bilder, 14 Tab. 2008.

ISBN 978-3-87525-278-1.

Band 196: Wolfgang Hußnätter

Grundlegende Untersuchungen zur experimentellen Ermittlung und zur Modellierung von Fließ-ortkurven bei erhöhten Tempera-turen

LFT, 152 Seiten, 73 Bilder, 21 Tab. 2008. ISBN 978-3-87525-279-8.

Band 197: Thomas Bigl

Entwicklung, angepasste Herstellungsverfahren und erweiterte Qualitätssicherung von einsatzgerechten elektronischen Baugruppen
FAPS, 175 Seiten, 107 Bilder, 14 Tab.
2008.
ISBN 978-3-87525-280-4.

Band 198: Stephan Roth

Grundlegende Untersuchungen zum Excimerlaserstrahl-Abtragen unter Flüssigkeitsfilmen
LFT, 113 Seiten, 47 Bilder, 14 Tab.
2008. ISBN 978-3-87525-281-1.

Band 199: Artur Giera

Prozesstechnische Untersuchungen zum Rührreißschweißen metallischer Werkstoffe
LFT, 179 Seiten, 104 Bilder, 36 Tab.
2008. ISBN 978-3-87525-282-8.

Band 200: Jürgen Lechler

Beschreibung und Modellierung des Werkstoffverhaltens von presshärtbaren Bor-Manganstählen
LFT, 154 Seiten, 75 Bilder, 12 Tab.
2009. ISBN 978-3-87525-286-6.

Band 201: Andreas Blankl

Untersuchungen zur Erhöhung der Prozessrobustheit bei der Innenhochdruck-Umformung von flächigen Halbzeugen mit vor- bzw. nachgeschalteten Laserstrahlfügeoperationen
LFT, 120 Seiten, 68 Bilder, 9 Tab.
2009. ISBN 978-3-87525-287-3.

Band 202: Andreas Schaller

Modellierung eines nachfrageorientierten Produktionskonzeptes für mobile Telekommunikationsgeräte
FAPS, 120 Seiten, 79 Bilder, 0 Tab.
2009. ISBN 978-3-87525-289-7.

Band 203: Claudius Schimpf

Optimierung von Zuverlässigkeitsuntersuchungen, Prüfabläufen und Nacharbeitsprozessen in der Elektronikproduktion
FAPS, 162 Seiten, 90 Bilder, 14 Tab.
2009.
ISBN 978-3-87525-290-3.

Band 204: Simon Dietrich

Sensoriken zur Schwerpunktslagebestimmung der optischen Prozessmissionen beim Laserstrahlfließschweißen
LFT, 138 Seiten, 70 Bilder, 5 Tab.
2009. ISBN 978-3-87525-292-7.

Band 205: Wolfgang Wolf

Entwicklung eines agentenbasierten Steuerungssystems zur Materialflussorganisation im wandelbaren Produktionsumfeld
FAPS, 167 Seiten, 98 Bilder.
2009. ISBN 978-3-87525-293-4.

Band 206: Steffen Polster

Laserdurchstrahlschweißen transparenter Polymerbauteile
LFT, 160 Seiten, 92 Bilder, 13 Tab.
2009. ISBN 978-3-87525-294-1.

Band 207: Stephan Manuel Dörfler

Rührreißschweißen von walzplattiertem Halbzeug und Aluminiumblech zur Herstellung flächiger Aluminiumschaum-Sandwich-Verbundstrukturen
LFT, 190 Seiten, 98 Bilder, 5 Tab.
2009. ISBN 978-3-87525-295-8.

Band 208: Uwe Vogt

Seriennahe Auslegung von Aluminium Tailored Heat Treated Blanks
LFT, 151 Seiten, 68 Bilder, 26 Tab.
2009. ISBN 978-3-87525-296-5.

Band 209: Till Laumann

Qualitative und quantitative Bewertung der Crashtauglichkeit von höchstfesten Stählen
LFT, 117 Seiten, 69 Bilder, 7 Tab.
2009. ISBN 978-3-87525-299-6.

Band 210: Alexander Diehl

Größeneffekte bei Biegeprozessen-Entwicklung einer Methodik zur Identifikation und Quantifizierung
LFT, 180 Seiten, 92 Bilder, 12 Tab.
2010. ISBN 978-3-87525-302-3.

Band 211: Detlev Staud

Effiziente Prozesskettenauslegung für das Umformen lokal wärmebehandelter und geschweißter Aluminiumbleche
LFT, 164 Seiten, 72 Bilder, 12 Tab.
2010. ISBN 978-3-87525-303-0.

Band 212: Jens Ackermann

Prozesssicherung beim Laserdurchstrahlschweißen thermoplastischer Kunststoffe
LPT, 129 Seiten, 74 Bilder, 13 Tab.
2010. ISBN 978-3-87525-305-4.

Band 213: Stephan Weidel

Grundlegende Untersuchungen zum Kontaktzustand zwischen Werkstück und Werkzeug bei umformtechnischen Prozessen unter tribologischen Gesichtspunkten
LFT, 144 Seiten, 67 Bilder, 11 Tab.
2010. ISBN 978-3-87525-307-8.

Band 214: Stefan Geißdörfer

Entwicklung eines mesoskopischen Modells zur Abbildung von Größeneffekten in der Kaltmassivumformung mit Methoden der FE-Simulation
LFT, 133 Seiten, 83 Bilder, 11 Tab.
2010. ISBN 978-3-87525-308-5.

Band 215: Christian Matzner

Konzeption produktspezifischer Lösungen zur Robustheitssteigerung elektronischer Systeme gegen die Einwirkung von Betaung im Automobil
FAPS, 165 Seiten, 93 Bilder, 14 Tab.
2010. ISBN 978-3-87525-309-2.

Band 216: Florian Schüßler

Verbindungs- und Systemtechnik für thermisch hochbeanspruchte und miniaturisierte elektronische Baugruppen
FAPS, 184 Seiten, 93 Bilder, 18 Tab.
2010.
ISBN 978-3-87525-310-8.

Band 217: Massimo Cojutti

Strategien zur Erweiterung der Prozessgrenzen bei der Innenhochdruck-Umformung von Rohren und Blechpaaren
LFT, 125 Seiten, 56 Bilder, 9 Tab.
2010. ISBN 978-3-87525-312-2.

Band 218: Raoul Plettke

Mehrkriterielle Optimierung komplexer Aktorsysteme für das Laserstrahljustieren
LFT, 152 Seiten, 25 Bilder, 3 Tab.
2010. ISBN 978-3-87525-315-3.

Band 219: Andreas Dobroschke
Flexible Automatisierungslösungen für die Fertigung wickeltechnischer Produkte

FAPS, 184 Seiten, 109 Bilder, 18 Tab. 2011.

ISBN 978-3-87525-317-7.

Band 220: Azhar Zam

Optical Tissue Differentiation for Sensor-Controlled Tissue-Specific Laser Surgery

LPT, 99 Seiten, 45 Bilder, 8 Tab. 2011. ISBN 978-3-87525-318-4.

Band 221: Michael Rösch

Potenziale und Strategien zur Optimierung des Schablonendruckprozesses in der Elektronikproduktion

FAPS, 192 Seiten, 127 Bilder, 19 Tab. 2011.

ISBN 978-3-87525-319-1.

Band 222: Thomas Rechtenwald

Quasi-isothermes Laserstrahl-sintern von Hochtemperatur-Thermoplasten - Eine Betrachtung werkstoff-prozessspezifischer Aspekte am Beispiel PEEK

LPT, 150 Seiten, 62 Bilder, 8 Tab. 2011. ISBN 978-3-87525-320-7.

Band 223: Daniel Craiovan

Prozesse und Systemlösungen für die SMT-Montage optischer Bauelemente auf Substrate mit integrierten Lichtwellenleitern

FAPS, 165 Seiten, 85 Bilder, 8 Tab. 2011. ISBN 978-3-87525-324-5.

Band 224: Kay Wagner

Beanspruchungsangepasste Kaltmassivumformwerkzeuge durch lokal optimierte Werkzeugoberflächen

LFT, 147 Seiten, 103 Bilder, 17 Tab. 2011. ISBN 978-3-87525-325-2.

Band 225: Martin Brandhuber

Verbesserung der Prognosegüte des Versagens von Punktschweißverbindungen bei höchstfesten Stahlgüten

LFT, 155 Seiten, 91 Bilder, 19 Tab. 2011. ISBN 978-3-87525-327-6.

Band 226: Peter Sebastian Feuser

Ein Ansatz zur Herstellung von pressgehärteten Karosseriekomponenten mit maßgeschneiderten mechanischen Eigenschaften:

Temperierte Umformwerkzeuge. Prozessfenster, Prozesssimulation und funktionale Untersuchung LFT, 195 Seiten, 97 Bilder, 60 Tab. 2012. ISBN 978-3-87525-328-3.

Band 227: Murat Arbak

Material Adapted Design of Cold Forging Tools Exemplified by Powder Metallurgical Tool Steels and Ceramics

LFT, 109 Seiten, 56 Bilder, 8 Tab. 2012. ISBN 978-3-87525-330-6.

Band 228: Indra Pitz

Beschleunigte Simulation des Laserstrahlumformens von Aluminiumblechen

LPT, 137 Seiten, 45 Bilder, 27 Tab. 2012. ISBN 978-3-87525-333-7.

Band 229: Alexander Grimm

Prozessanalyse und -überwachung des Laserstrahlhartlötens mittels optischer Sensorik

LPT, 125 Seiten, 61 Bilder, 5 Tab. 2012. ISBN 978-3-87525-334-4.

Band 230: Markus Kaupper

Biegen von höhenfesten Stahlblechwerkstoffen - Umformverhalten und Grenzen der Biegebarkeit

LFT, 160 Seiten, 57 Bilder, 10 Tab. 2012. ISBN 978-3-87525-339-9.

Band 231: Thomas Kroiß

Modellbasierte Prozessauslegung unter Berücksichtigung der Werkzeug- und Pressenauffederung

LFT, 169 Seiten, 50 Bilder, 19 Tab. 2012. ISBN 978-3-87525-341-2.

Band 232: Christian Goth

Analyse und Optimierung der Entwicklung und Zuverlässigkeit räumlicher Schaltungsträger (3D-MID)

FAPS, 176 Seiten, 102 Bilder, 22 Tab. 2012.

ISBN 978-3-87525-340-5.

Band 233: Christian Ziegler

Ganzheitliche Automatisierung mechatronischer Systeme in der Medizin am Beispiel Strahlentherapie

FAPS, 170 Seiten, 71 Bilder, 19 Tab. 2012. ISBN 978-3-87525-342-9.

Band 234: Florian Albert

Automatisiertes Laserstrahl-löten und -reparaturlöten elektronischer Baugruppen

LPT, 127 Seiten, 78 Bilder, 11 Tab. 2012. ISBN 978-3-87525-344-3.

Band 235: Thomas Stöhr

Analyse und Beschreibung des mechanischen Werkstoffverhaltens von presshärtbaren Bor-Manganstählen

LFT, 118 Seiten, 74 Bilder, 18 Tab. 2013. ISBN 978-3-87525-346-7.

Band 236: Christian Kägeler

Prozessdynamik beim Laserstrahl-schweißen verzinkter Stahlbleche im Überlappstoß

LPT, 145 Seiten, 80 Bilder, 3 Tab. 2013. ISBN 978-3-87525-347-4.

Band 237: Andreas Sulzberger

Seriennahe Auslegung der Prozesskette zur wärmeunterstützten Umformung von Aluminiumblechwerkstoffen

LFT, 153 Seiten, 87 Bilder, 17 Tab. 2013. ISBN 978-3-87525-349-8.

Band 238: Simon Opel

Herstellung prozessangepasster Halbzeuge mit variabler Blechdicke durch die Anwendung von Verfahren der Blechmassivumformung

LFT, 165 Seiten, 108 Bilder, 27 Tab. 2013. ISBN 978-3-87525-350-4.

Band 239: Rajesh Kanawade

In-vivo Monitoring of Epithelium Vessel and Capillary Density for the Application of Detection of Clinical Shock and Early Signs of Cancer Development

LPT, 124 Seiten, 58 Bilder, 15 Tab. 2013. ISBN 978-3-87525-351-1.

Band 240: Stephan Busse

Entwicklung und Qualifizierung eines Schneidclinchverfahrens

LFT, 119 Seiten, 86 Bilder, 20 Tab. 2013. ISBN 978-3-87525-352-8.

Band 241: Karl-Heinz Leitz
Mikro- und Nanostrukturierung mit kurz und ultrakurz gepulster Laserstrahlung
LPT, 154 Seiten, 71 Bilder, 9 Tab.
2013. ISBN 978-3-87525-355-9.

Band 242: Markus Michl
Webbasierte Ansätze zur ganzheitlichen technischen Diagnose
FAPS, 182 Seiten, 62 Bilder, 20 Tab.
2013.
ISBN 978-3-87525-356-6.

Band 243: Vera Sturm
Einfluss von Chargenschwankungen auf die Verarbeitungsgrenzen von Stahlwerkstoffen
LFT, 113 Seiten, 58 Bilder, 9 Tab.
2013. ISBN 978-3-87525-357-3.

Band 244: Christian Neudel
Mikrostrukturelle und mechanisch-technologische Eigenschaften widerstandspunktgeschweißter Aluminium-Stahl-Verbindungen für den Fahrzeugbau
LFT, 178 Seiten, 171 Bilder, 31 Tab.
2014. ISBN 978-3-87525-358-0.

Band 245: Anja Neumann
Konzept zur Beherrschung der Prozessschwankungen im Presswerk
LFT, 162 Seiten, 68 Bilder, 15 Tab.
2014. ISBN 978-3-87525-360-3.

Band 246: Ulf-Hermann Quentin
Laserbasierte Nanostrukturierung mit optisch positionierten Mikrolinsen
LPT, 137 Seiten, 89 Bilder, 6 Tab.
2014. ISBN 978-3-87525-361-0.

Band 247: Erik Lamprecht
Der Einfluss der Fertigungsverfahren auf die Wirbelstromverluste von Stator-Einzelzahnblechpaketen für den Einsatz in Hybrid- und Elektrofahrzeugen
FAPS, 148 Seiten, 138 Bilder, 4 Tab.
2014. ISBN 978-3-87525-362-7.

Band 248: Sebastian Rösel
Wirkmedienbasierte Umformung von Blechhalbzeugen unter Anwendung magnetorheologischer Flüssigkeiten als kombiniertes Wirk- und Dichtmedium
LFT, 148 Seiten, 61 Bilder, 12 Tab.
2014. ISBN 978-3-87525-363-4.

Band 249: Paul Hippchen
Simulative Prognose der Geometrie indirekt pressgehärteter Karosseriebauteile für die industrielle Anwendung
LFT, 163 Seiten, 89 Bilder, 12 Tab.
2014. ISBN 978-3-87525-364-1.

Band 250: Martin Zubeil
Versagensprognose bei der Prozesssimulation von Biegeumform- und Falzverfahren
LFT, 171 Seiten, 90 Bilder, 5 Tab.
2014. ISBN 978-3-87525-365-8.

Band 251: Alexander Kühn
Flexible Automatisierung der Statormontage mit Hilfe einer universellen ambidexteren Kinematik
FAPS, 142 Seiten, 60 Bilder, 26 Tab.
2014.
ISBN 978-3-87525-367-2.

Band 252: Thomas Albrecht
Optimierte Fertigungstechnologien für Rotoren getriebeintegrierter PM-Synchronmotoren von Hybridfahrzeugen
FAPS, 198 Seiten, 130 Bilder, 38 Tab.
2014.
ISBN 978-3-87525-368-9.

Band 253: Florian Risch
Planning and Production Concepts for Contactless Power Transfer Systems for Electric Vehicles
FAPS, 185 Seiten, 125 Bilder, 13 Tab.
2014.
ISBN 978-3-87525-369-6.

Band 254: Markus Weigl
Laserstrahlschweißen von Mischverbindungen aus austenitischen und ferritischen korrosionsbeständigen Stahlwerkstoffen
LPT, 184 Seiten, 110 Bilder, 6 Tab.
2014. ISBN 978-3-87525-370-2.

Band 255: Johannes Noneder
Beanspruchungserfassung für die Validierung von FE-Modellen zur Auslegung von Massivumformwerkzeugen
LFT, 161 Seiten, 65 Bilder, 14 Tab.
2014. ISBN 978-3-87525-371-9.

Band 256: Andreas Reinhardt
Ressourceneffiziente Prozess- und Produktionstechnologie für flexible Schaltungsträger
FAPS, 123 Seiten, 69 Bilder, 19 Tab.
2014. ISBN 978-3-87525-373-3.

Band 257: Tobias Schmuck
Ein Beitrag zur effizienten Gestaltung globaler Produktions- und Logistiknetzwerke mittels Simulation
FAPS, 151 Seiten, 74 Bilder.
2014.
ISBN 978-3-87525-374-0.

Band 258: Bernd Eichenhüller
Untersuchungen der Effekte und Wechselwirkungen charakteristischer Einflussgrößen auf das Umformverhalten bei Mikroumformprozessen
LFT, 127 Seiten, 29 Bilder, 9 Tab.
2014. ISBN 978-3-87525-375-7.

Band 259: Felix Lütteke
Vielseitiges autonomes Transportsystem basierend auf Weltmodellerstellung mittels Datenfusion von Deckenkameras und Fahrzeugsensoren
FAPS, 152 Seiten, 54 Bilder, 20 Tab.
2014.
ISBN 978-3-87525-376-4.

Band 260: Martin Grüner
Hochdruck-Blechumformung mit formlos festen Stoffen als Wirkmedium
LFT, 144 Seiten, 66 Bilder, 29 Tab.
2014. ISBN 978-3-87525-379-5.

Band 261: Christian Brock
Analyse und Regelung des Laserstrahl-tiefschweißprozesses durch Detektion der Metall dampffackelposition
LPT, 126 Seiten, 65 Bilder, 3 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-380-1.

Band 262: Peter Vatter
Sensitivitätsanalyse des 3-Rollen-Schubbiegens auf Basis der Finite Elemente Methode
LFT, 145 Seiten, 57 Bilder, 26 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-381-8.

Band 263: Florian Klämpfl
Planung von Laserbestrahlungen durch simulationsbasierte Optimierung
LPT, 169 Seiten, 78 Bilder, 32 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-384-9.

Band 264: Matthias Domke

Transiente physikalische Mechanismen bei der Laserablation von dünnen Metallschichten
LPT, 133 Seiten, 43 Bilder, 3 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-385-6.

Band 265: Johannes Götz

Community-basierte Optimierung des Anlagenengineerings
FAPS, 177 Seiten, 80 Bilder, 30 Tab.
2015.
ISBN 978-3-87525-386-3.

Band 266: Hung Nguyen

Qualifizierung des Potentials von Verfestigungseffekten zur Erweiterung des Umformvermögens aus-härtbarer Aluminiumlegierungen
LFT, 137 Seiten, 57 Bilder, 16 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-387-0.

Band 267: Andreas Kuppert

Erweiterung und Verbesserung von Versuchs- und Auswertetechniken für die Bestimmung von Grenzformänderungskurven
LFT, 138 Seiten, 82 Bilder, 2 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-388-7.

Band 268: Kathleen Klaus

Erstellung eines Werkstofforientierten Fertigungsprozessfensters zur Steigerung des Formgebungsvermögens von Aluminiumlegierungen unter Anwendung einer zwischengeschalteten Wärmebehandlung
LFT, 154 Seiten, 70 Bilder, 8 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-391-7.

Band 269: Thomas Svec

Untersuchungen zur Herstellung von funktionsoptimierten Bauteilen im partiellen Presshärteprozess mittels lokal unterschiedlich temperierter Werkzeuge
LFT, 166 Seiten, 87 Bilder, 15 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-392-4.

Band 270: Tobias Schrader

Grundlegende Untersuchungen zur Verschleißcharakterisierung beschichteter Kaltmassivumformwerkzeuge
LFT, 164 Seiten, 55 Bilder, 11 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-393-1.

Band 271: Matthäus Brela

Untersuchung von Magnetfeld-Messmethoden zur ganzheitlichen Wertschöpfungsoptimierung und Fehlerdetektion an magnetischen Aktoren
FAPS, 170 Seiten, 97 Bilder, 4 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-394-8.

Band 272: Michael Wieland

Entwicklung einer Methode zur Prognose adhäsiven Verschleißes an Werkzeugen für das direkte Presshärten
LFT, 156 Seiten, 84 Bilder, 9 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-395-5.

Band 273: René Schramm

Strukturierte additive Metallisierung durch kaltaktives Atmosphärendruckplasma
FAPS, 136 Seiten, 62 Bilder, 15 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-396-2.

Band 274: Michael Lechner

Herstellung beanspruchungsangepasster Aluminiumblechhalbzeuge durch eine maßgeschneiderte Variation der Abkühlgeschwindigkeit nach Lösungsglühen
LFT, 136 Seiten, 62 Bilder, 15 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-397-9.

Band 275: Kolja Andreas

Einfluss der Oberflächenbeschaffenheit auf das Werkzeugeinsatzverhalten beim Kaltfließpressen
LFT, 169 Seiten, 76 Bilder, 4 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-398-6.

Band 276: Marcus Baum

Laser Consolidation of ITO Nanoparticles for the Generation of Thin Conductive Layers on Transparent Substrates
LPT, 158 Seiten, 75 Bilder, 3 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-399-3.

Band 277: Thomas Schneider

Umformtechnische Herstellung dünnwandiger Funktionsbauteile aus Feinblech durch Verfahren der Blechmassivumformung
LFT, 188 Seiten, 95 Bilder, 7 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-401-3.

Band 278: Jochen Merhof

Sematische Modellierung automatisierter Produktionssysteme zur Verbesserung der IT-Integration zwischen Anlagen-Engineering und Steuerungsebene
FAPS, 157 Seiten, 88 Bilder, 8 Tab.
2015. ISBN 978-3-87525-402-0.

Band 279: Fabian Zöllner

Erarbeitung von Grundlagen zur Abbildung des tribologischen Systems in der Umformsimulation
LFT, 126 Seiten, 51 Bilder, 3 Tab.
2016. ISBN 978-3-87525-403-7.

Band 280: Christian Hezler

Einsatz technologischer Versuche zur Erweiterung der Versagensvorhersage bei Karosseriebauteilen aus höchstfesten Stählen
LFT, 147 Seiten, 63 Bilder, 44 Tab.
2016. ISBN 978-3-87525-404-4.

Band 281: Jochen Bönig

Integration des Systemverhaltens von Automobil-Hochvoltleitungen in die virtuelle Absicherung durch strukturmechanische Simulation
FAPS, 177 Seiten, 107 Bilder, 17 Tab.
2016.
ISBN 978-3-87525-405-1.

Band 282: Johannes Kohl

Automatisierte Datenerfassung für diskret ereignisorientierte Simulationen in der energieflexiblen Fabrik
FAPS, 160 Seiten, 80 Bilder, 27 Tab.
2016.
ISBN 978-3-87525-406-8.

Band 283: Peter Bechtold

Mikroschockwellenumformung mittels ultrakurzer Laserpulse
LPT, 155 Seiten, 59 Bilder, 10 Tab.
2016. ISBN 978-3-87525-407-5.

Band 284: Stefan Berger

Laserstrahlschweißen thermoplastischer Kohlenstoffaserverbundwerkstoffe mit spezifischem Zusatzdraht
LPT, 118 Seiten, 68 Bilder, 9 Tab.
2016. ISBN 978-3-87525-408-2.

Band 285: Martin Borschlegl
Methods-Energy Measurement -
Eine Methode zur Energieplanung
für Fügeverfahren im Karosseriebau
FAPS, 136 Seiten, 72 Bilder, 46 Tab.
2016.
ISBN 978-3-87525-409-9.

Band 286: Tobias Rackow
Erweiterung des Unternehmenscontrollings um die Dimension Energie
FAPS, 164 Seiten, 82 Bilder, 29 Tab.
2016.
ISBN 978-3-87525-410-5.

Band 287: Johannes Koch
Grundlegende Untersuchungen zur Herstellung zyklisch-symmetrischer Bauteile mit Nebenformelementen durch Blechmassivumformung
LFT, 125 Seiten, 49 Bilder, 17 Tab.
2016. ISBN 978-3-87525-411-2.

Band 288: Hans Ulrich Vierzigmann
Beitrag zur Untersuchung der tribologischen Bedingungen in der Blechmassivumformung - Bereitstellung von tribologischen Modellversuchen und Realisierung von Tailored Surfaces
LFT, 174 Seiten, 102 Bilder, 34 Tab.
2016. ISBN 978-3-87525-412-9.

Band 289: Thomas Senner
Methodik zur virtuellen Absicherung der formgebenden Operation des Nasspressprozesses von Gelege-Mehrschichtverbunden
LFT, 156 Seiten, 96 Bilder, 21 Tab.
2016. ISBN 978-3-87525-414-3.

Band 290: Sven Kreitlein
Der grundoperationsspezifische Mindestenergiebedarf als Referenzwert zur Bewertung der Energieeffizienz in der Produktion
FAPS, 185 Seiten, 64 Bilder, 30 Tab.
2016.
ISBN 978-3-87525-415-0.

Band 291: Christian Roos
Remote-Laserstrahlschweißen verzinkter Stahlbleche in Kehlnahtgeometrie
LPT, 123 Seiten, 52 Bilder, 0 Tab.
2016. ISBN 978-3-87525-416-7.

Band 292: Alexander Kahrmanidis
Thermisch unterstützte Umformung von Aluminiumblechen
LFT, 165 Seiten, 103 Bilder, 18 Tab.
2016. ISBN 978-3-87525-417-4.

Band 293: Jan Tremel
Flexible Systems for Permanent Magnet Assembly and Magnetic Rotor Measurement / Flexible Systeme zur Montage von Permanentmagneten und zur Messung magnetischer Rotoren
FAPS, 152 Seiten, 91 Bilder, 12 Tab.
2016. ISBN 978-3-87525-419-8.

Band 294: Ioannis Tsoupis
Schädigungs- und Versagensverhalten hochfester Leichtbauwerkstoffe unter Biegebeanspruchung
LFT, 176 Seiten, 51 Bilder, 6 Tab.
2017. ISBN 978-3-87525-420-4.

Band 295: Sven Hildering
Grundlegende Untersuchungen zum Prozessverhalten von Silizium als Werkzeugwerkstoff für das Mikroscherschneiden metallischer Folien
LFT, 177 Seiten, 74 Bilder, 17 Tab.
2017. ISBN 978-3-87525-422-8.

Band 296: Sasia Mareike Hertweck
Zeitliche Pulsformung in der Lasermikromaterialbearbeitung - Grundlegende Untersuchungen und Anwendungen
LPT, 146 Seiten, 67 Bilder, 5 Tab.
2017. ISBN 978-3-87525-423-5.

Band 297: Paryanto
Mechatronic Simulation Approach for the Process Planning of Energy-Efficient Handling Systems
FAPS, 162 Seiten, 86 Bilder, 13 Tab.
2017. ISBN 978-3-87525-424-2.

Band 298: Peer Stenzel
Großserientaugliche Nadelwickeltechnik für verteilte Wicklungen im Anwendungsfall der E-Traktionsantriebe
FAPS, 239 Seiten, 147 Bilder, 20 Tab.
2017.
ISBN 978-3-87525-425-9.

Band 299: Mario Lušić
Ein Vorgehensmodell zur Erstellung montageführender Werkerinformationssysteme simultan zum Produktentstehungsprozess
FAPS, 174 Seiten, 79 Bilder, 22 Tab.
2017.
ISBN 978-3-87525-426-6.

Band 300: Arnd Buschhaus
Hochpräzise adaptive Steuerung und Regelung robotergeführter Prozesse
FAPS, 202 Seiten, 96 Bilder, 4 Tab.
2017. ISBN 978-3-87525-427-3.

Band 301: Tobias Laumer
Erzeugung von thermoplastischen Werkstoffverbunden mittels simultanem, intensitätsselektivem Laserstrahlschmelzen
LPT, 140 Seiten, 82 Bilder, 0 Tab.
2017. ISBN 978-3-87525-428-0.

Band 302: Nora Unger
Untersuchung einer thermisch unterstützten Fertigungskette zur Herstellung umgeformter Bauteile aus der härtesten Aluminiumlegierung EN AW-7020
LFT, 142 Seiten, 53 Bilder, 8 Tab.
2017. ISBN 978-3-87525-429-7.

Band 303: Tommaso Stellin
Design of Manufacturing Processes for the Cold Bulk Forming of Small Metal Components from Metal Strip
LFT, 146 Seiten, 67 Bilder, 7 Tab.
2017. ISBN 978-3-87525-430-3.

Band 304: Bassim Bachy
Experimental Investigation, Modeling, Simulation and Optimization of Molded Interconnect Devices (MID) Based on Laser Direct Structuring (LDS) / Experimentelle Untersuchung, Modellierung, Simulation und Optimierung von Molded Interconnect Devices (MID) basierend auf Laser Direktstrukturierung (LDS)
FAPS, 168 Seiten, 120 Bilder, 26 Tab.
2017.
ISBN 978-3-87525-431-0.

Band 305: Michael Spahr
Automatisierte Kontaktierungsverfahren für flachleiterbasierte Pkw-Bordnetzsysteme
FAPS, 197 Seiten, 98 Bilder, 17 Tab.
2017. ISBN 978-3-87525-432-7.

- Band 306: Sebastian Suttner**
Charakterisierung und Modellierung des Spannungszustandsabhängigen Werkstoffverhaltens der Magnesiumlegierung AZ31B für die numerische Prozessauslegung LFT, 150 Seiten, 84 Bilder, 19 Tab. 2017. ISBN 978-3-87525-433-4.
- Band 307: Bhargav Potdar**
A reliable methodology to deduce thermo-mechanical flow behaviour of hot stamping steels LFT, 203 Seiten, 98 Bilder, 27 Tab. 2017. ISBN 978-3-87525-436-5.
- Band 308: Maria Löffler**
Steuerung von Blechmassivumformprozessen durch maßgeschneiderte tribologische Systeme LFT, viii u. 166 Seiten, 90 Bilder, 5 Tab. 2018. ISBN 978-3-96147-133-1.
- Band 309: Martin Müller**
Untersuchung des kombinierten Trenn- und Umformprozesses beim Fügen artungleicher Werkstoffe mittels Schneidclinverfahren LFT, xi u. 149 Seiten, 89 Bilder, 6 Tab. 2018. ISBN: 978-3-96147-135-5.
- Band 310: Christopher Kästle**
Qualifizierung der Kupfer-Drahtbondtechnologie für integrierte Leistungsmodule in harschen Umgebungsbedingungen FAPS, xii u. 167 Seiten, 70 Bilder, 18 Tab. 2018. ISBN 978-3-96147-145-4.
- Band 311: Daniel Vipavc**
Eine Simulationsmethode für das 3-Rollen-Schubbiegen LFT, xiii u. 121 Seiten, 56 Bilder, 17 Tab. 2018. ISBN 978-3-96147-147-8.
- Band 312: Christina Ramer**
Arbeitsraumüberwachung und autonome Bahnplanung für ein sicheres und flexibles Roboter-Assistenzsystem in der Fertigung FAPS, xiv u. 188 Seiten, 57 Bilder, 9 Tab. 2018. ISBN 978-3-96147-153-9.
- Band 313: Miriam Rauer**
Der Einfluss von Poren auf die Zuverlässigkeit der Lötverbindungen von Hochleistungs-Leuchtdioden FAPS, xii u. 209 Seiten, 108 Bilder, 21 Tab. 2018. ISBN 978-3-96147-157-7.
- Band 314: Felix Tenner**
Kamerabasierte Untersuchungen der Schmelze und Gasströmungen beim Laserstrahlschweißen verzinkter Stahlbleche LPT, xxiii u. 184 Seiten, 94 Bilder, 7 Tab. 2018. ISBN 978-3-96147-160-7.
- Band 315: Aarief Syed-Khaja**
Diffusion Soldering for High-temperature Packaging of Power Electronics FAPS, x u. 202 Seiten, 144 Bilder, 32 Tab. 2018. ISBN 978-3-87525-162-1.
- Band 316: Adam Schaub**
Grundlagenwissenschaftliche Untersuchung der kombinierten Prozesskette aus Umformen und Additive Fertigung LFT, xi u. 192 Seiten, 72 Bilder, 27 Tab. 2019. ISBN 978-3-96147-166-9.
- Band 317: Daniel Gröbel**
Herstellung von Nebenformelementen unterschiedlicher Geometrie an Blechen mittels Fließpressverfahren der Blechmassivumformung LFT, x u. 165 Seiten, 96 Bilder, 13 Tab. 2019. ISBN 978-3-96147-168-3.
- Band 318: Philipp Hildenbrand**
Entwicklung einer Methodik zur Herstellung von Tailored Blanks mit definierten Halbzeugeigenschaften durch einen Taumelprozess LFT, ix u. 153 Seiten, 77 Bilder, 4 Tab. 2019. ISBN 978-3-96147-174-4.
- Band 319: Tobias Konrad**
Simulative Auslegung der Spann- und Fixierkonzepte im Karosserierohbau: Bewertung der Baugruppenmaßhaltigkeit unter Berücksichtigung schwankender Einflussgrößen LFT, x u. 203 Seiten, 134 Bilder, 32 Tab. 2019. ISBN 978-3-96147-176-8.
- Band 320: David Meinel**
Architektur applikationsspezifischer Multi-Physics-Simulationskonfiguratoren am Beispiel modularer Triebzüge FAPS, xii u. 166 Seiten, 82 Bilder, 25 Tab. 2019. ISBN 978-3-96147-184-3.
- Band 321: Andrea Zimmermann**
Grundlegende Untersuchungen zum Einfluss fertigungsbedingter Eigenschaften auf die Ermüdungsfestigkeit kaltmassivumgeformter Bauteile LFT, ix u. 160 Seiten, 66 Bilder, 5 Tab. 2019. ISBN 978-3-96147-190-4.
- Band 322: Christoph Amann**
Simulative Prognose der Geometrie nassgepresster Karosseriebauteile aus Gelege-Mehrschichtverbunden LFT, xvi u. 169 Seiten, 80 Bilder, 13 Tab. 2019. ISBN 978-3-96147-194-2.
- Band 323: Jennifer Tenner**
Realisierung schmierstofffreier Tiefziehprozesse durch maßgeschneiderte Werkzeugoberflächen LFT, x u. 187 Seiten, 68 Bilder, 13 Tab. 2019. ISBN 978-3-96147-196-6.
- Band 324: Susan Zöllner**
Mapping Individual Subjective Values to Product Design KTMfK, xi u. 223 Seiten, 81 Bilder, 25 Tab. 2019. ISBN 978-3-96147-202-4.
- Band 325: Stefan Lutz**
Erarbeitung einer Methodik zur semiempirischen Ermittlung der Umwandlungskinetik durchhärtender Wälzlagerstähle für die Wärmebehandlungssimulation LFT, xiv u. 189 Seiten, 75 Bilder, 32 Tab. 2019. ISBN 978-3-96147-209-3.
- Band 326: Tobias Gnibl**
Modellbasierte Prozesskettenabildung rührreibgeschweißter Aluminiumhalbzeuge zur umformtechnischen Herstellung höchstfester Leichtbau-strukturteile LFT, xii u. 167 Seiten, 68 Bilder, 17 Tab. 2019. ISBN 978-3-96147-217-8.

Band 327: Johannes Bürner
Technisch-wirtschaftliche Optionen zur Lastflexibilisierung durch intelligente elektrische Wärmespeicher
FAPS, xiv u. 233 Seiten, 89 Bilder, 27 Tab. 2019.
ISBN 978-3-96147-219-2.

Band 328: Wolfgang Böhm
Verbesserung des Umformverhaltens von mehrlagigen Aluminiumblechwerkstoffen mit ultrafeinkörnigem Gefüge
LFT, ix u. 160 Seiten, 88 Bilder, 14 Tab. 2019.
ISBN 978-3-96147-227-7.

Band 329: Stefan Landkammer
Grundsatzuntersuchungen, mathematische Modellierung und Ableitung einer Auslegungsmethodik für Gelenkantriebe nach dem Spinnenbeinprinzip
LFT, xii u. 200 Seiten, 83 Bilder, 13 Tab. 2019.
ISBN 978-3-96147-229-1.

Band 330: Stephan Rapp
Pump-Probe-Ellipsometrie zur Messung transients optischer Materialeigenschaften bei der Ultrakurzpuls-Lasermaterialbearbeitung
LPT, xi u. 143 Seiten, 49 Bilder, 2 Tab. 2019.
ISBN 978-3-96147-235-2.

Band 331: Michael Scholz
Intralogistics Execution System mit integrierten autonomen, servicebasierten Transportentitäten
FAPS, xi u. 195 Seiten, 55 Bilder, 11 Tab. 2019.
ISBN 978-3-96147-237-6.

Band 332: Eva Bogner
Strategien der Produktindividualisierung in der produzierenden Industrie im Kontext der Digitalisierung
FAPS, ix u. 201 Seiten, 55 Bilder, 28 Tab. 2019.
ISBN 978-3-96147-246-8.

Band 333: Daniel Benjamin Krüger
Ein Ansatz zur CAD-integrierten muskuloskelettalen Analyse der Mensch-Maschine-Interaktion
KTmfk, x u. 217 Seiten, 102 Bilder, 7 Tab. 2019.
ISBN 978-3-96147-250-5.

Band 334: Thomas Kuhn
Qualität und Zuverlässigkeit laserdirektstrukturierter mechatronisch integrierter Baugruppen (LDS-MID)
FAPS, ix u. 152 Seiten, 69 Bilder, 12 Tab. 2019.
ISBN: 978-3-96147-252-9.

Band 335: Hans Fleischmann
Modellbasierte Zustands- und Prozessüberwachung auf Basis sozio-cyber-physischer Systeme
FAPS, xi u. 214 Seiten, 111 Bilder, 18 Tab. 2019.
ISBN: 978-3-96147-256-7.

Band 336: Markus Michalski
Grundlegende Untersuchungen zum Prozess- und Werkstoffverhalten bei schwingungsüberlagerter Umformung
LFT, xii u. 197 Seiten, 93 Bilder, 11 Tab. 2019.
ISBN: 978-3-96147-270-3.

Band 337: Markus Brandmeier
Ganzheitliches ontologiebasiertes Wissensmanagement im Umfeld der industriellen Produktion
FAPS, xi u. 255 Seiten, 77 Bilder, 33 Tab. 2020.
ISBN: 978-3-96147-275-8.

Band 338: Stephan Purr
Datenerfassung für die Anwendung lernender Algorithmen bei der Herstellung von Blechformteilen
LFT, ix u. 165 Seiten, 48 Bilder, 4 Tab. 2020.
ISBN: 978-3-96147-281-9.

Band 339: Christoph Kiener
Kaltfließpressen von gerad- und schrägverzahnten Zahnrädern
LFT, viii u. 151 Seiten, 81 Bilder, 3 Tab. 2020.
ISBN 978-3-96147-287-1.

Band 340: Simon Spreng
Numerische, analytische und empirische Modellierung des Heißerimpprozesses
FAPS, xix u. 204 Seiten, 91 Bilder, 27 Tab. 2020.
ISBN 978-3-96147-293-2.

Band 341: Patrik Schwingenschlögl
Erarbeitung eines Prozessverständnisses zur Verbesserung der tribologischen Bedingungen beim Presshärten
LFT, x u. 177 Seiten, 81 Bilder, 8 Tab. 2020.
ISBN 978-3-96147-297-0.

Band 342: Emanuela Affronti
Evaluation of failure behaviour of sheet metals
LFT, ix u. 136 Seiten, 57 Bilder, 20 Tab. 2020.
ISBN 978-3-96147-303-8.

Band 343: Julia Degner
Grundlegende Untersuchungen zur Herstellung hochfester Aluminiumblechbauteile in einem kombinierten Umform- und Abschreckprozess
LFT, x u. 172 Seiten, 61 Bilder, 9 Tab. 2020.
ISBN 978-3-96147-307-6.

Band 344: Maximilian Wagner
Automatische Bahnplanung für die Aufteilung von Prozessbewegungen in synchrone Werkstück- und Werkzeugbewegungen mittels Multi-Roboter-Systemen
FAPS, xxi u. 181 Seiten, 111 Bilder, 15 Tab. 2020.
ISBN 978-3-96147-309-0.

Band 345: Stefan Härter
Qualifizierung des Montageprozesses hochminiaturisierter elektronischer Bauelemente
FAPS, ix u. 194 Seiten, 97 Bilder, 28 Tab. 2020.
ISBN 978-3-96147-314-4.

Band 346: Toni Donhauser
Ressourcenorientierte Auftragsregelung in einer hybriden Produktion mittels betriebsbegleitender Simulation
FAPS, xix u. 242 Seiten, 97 Bilder, 17 Tab. 2020.
ISBN 978-3-96147-316-8.

Band 347: Philipp Amend

Laserbasiertes Schmelzkleben von Thermoplasten mit Metallen LPT, xv u. 154 Seiten, 67 Bilder. 2020. ISBN 978-3-96147-326-7.

Band 348: Matthias Ehlert

Simulationsunterstützte funktionale Grenzlagenabsicherung KTmfk, xvi u. 300 Seiten, 101 Bilder, 73 Tab. 2020. ISBN 978-3-96147-328-1.

Band 349: Thomas Sander

Ein Beitrag zur Charakterisierung und Auslegung des Verbundes von Kunststoffsubstraten mit harten Dünnschichten KTmfk, xiv u. 178 Seiten, 88 Bilder, 21 Tab. 2020. ISBN 978-3-96147-330-4.

Band 350: Florian Pilz

Fließpressen von Verzahnungselementen an Blechen LFT, x u. 170 Seiten, 103 Bilder, 4 Tab. 2020. ISBN 978-3-96147-332-8.

Band 351: Sebastian Josef Katona

Evaluation und Aufbereitung von Produktsimulationen mittels abweichungsbehafteter Geometrie-Modelle KTmfk, ix u. 147 Seiten, 73 Bilder, 11 Tab. 2020. ISBN 978-3-96147-336-6.

Band 352: Jürgen Herrmann

Kumulatives Walzplattieren. Bewertung der Umformeigenschaften mehrlagiger Blechwerkstoffe der ausscheidungshärtbaren Legierung AA6014 LFT, x u. 157 Seiten, 64 Bilder, 5 Tab. 2020. ISBN 978-3-96147-344-1.

Band 353: Christof Küstner

Assistenzsystem zur Unterstützung der datengetriebenen Produktentwicklung KTmfk, xii u. 219 Seiten, 63 Bilder, 14 Tab. 2020. ISBN 978-3-96147-348-9.

Band 354: Tobias Gläsel

Prozessketten zum Laserstrahlschweißen von flachleiterbasierten Formspulenumwicklungen für automobilen Traktionsantriebe FAPS, xiv u. 206 Seiten, 89 Bilder, 11 Tab. 2020. ISBN 978-3-96147-356-4.

Band 355: Andreas Meinel

Experimentelle Untersuchung der Auswirkungen von Axialschwingungen auf Reibung und Verschleiß in Zylinderrollenlagern KTmfk, xii u. 162 Seiten, 56 Bilder, 7 Tab. 2020. ISBN 978-3-96147-358-8.

Band 356: Hannah Riedle

Haptische, generische Modelle weicher anatomischer Strukturen für die chirurgische Simulation FAPS, xxx u. 179 Seiten, 82 Bilder, 35 Tab. 2020. ISBN 978-3-96147-367-0.

Band 357: Maximilian Landgraf

Leistungselektronik für den Einsatz dielektrischer Elastomere in aktorischen, sensorischen und integrierten sensomotorischen Systemen FAPS, xxiii u. 166 Seiten, 71 Bilder, 10 Tab. 2020. ISBN 978-3-96147-380-9.

Band 358: Alireza Esfandiyari

Multi-Objective Process Optimization for Overpressure Reflow Soldering in Electronics Production FAPS, xviii u. 175 Seiten, 57 Bilder, 23 Tab. 2020. ISBN 978-3-96147-382-3.

Band 359: Christian Sand

Prozessübergreifende Analyse komplexer Montageprozessketten mittels Data Mining FAPS, XV u. 168 Seiten, 61 Bilder, 12 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-398-4.

Band 360: Ralf Merkl

Closed-Loop Control of a Storage-Supported Hybrid Compensation System for Improving the Power Quality in Medium Voltage Networks FAPS, xxvii u. 200 Seiten, 102 Bilder, 2 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-402-8.

Band 361: Thomas Reitberger

Additive Fertigung polymerer optischer Wellenleiter im Aerosol-Jet-Verfahren FAPS, xix u. 141 Seiten, 65 Bilder, 11 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-400-4.

Band 362: Marius Christian Fechter

Modellierung von Vorentwürfen in der virtuellen Realität mit natürlicher Fingerinteraktion KTmfk, x u. 188 Seiten, 67 Bilder, 19 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-404-2.

Band 363: Franziska Neubauer

Oberflächenmodifizierung und Entwicklung einer Auswertemethodik zur Verschleißcharakterisierung im Presshärteprozess LFT, ix u. 177 Seiten, 42 Bilder, 6 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-406-6.

Band 364: Eike Wolfram Schäfer

Web- und wissensbasierter Engineering-Konfigurator für roboterzentrierte Automatisierungslösungen FAPS, xxiv u. 195 Seiten, 108 Bilder, 25 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-410-3.

Band 365: Daniel Gross

Untersuchungen zur kohlenstoffdioxidbasierten kryogenen Minimalmengenschmierung REP, xii u. 184 Seiten, 56 Bilder, 18 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-412-7.

Band 366: Daniel Junker

Qualifizierung laser-additiv gefertigter Komponenten für den Einsatz im Werkzeugbau der Massivumformung LFT, vii u. 142 Seiten, 62 Bilder, 5 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-416-5.

Band 367: Tallal Javied

Totally Integrated Ecology Management for Resource Efficient and Eco-Friendly Production FAPS, xv u. 160 Seiten, 60 Bilder, 13 Tab. 2021. ISBN 978-3-96147-418-9.

Band 368: David Marco Hochrein

Wälzlager im Beschleunigungsfeld – Eine Analysestrategie zur Bestimmung des Reibungs-, Axial-schub- und Temperaturverhaltens von Nadelkränzen – KTmfk, xiii u. 279 Seiten, 108 Bilder, 39 Tab. 2021.
ISBN 978-3-96147-420-2.

Band 369: Daniel Gräf

Funktionalisierung technischer Oberflächen mittels prozessüberwachter aerosolbasierter Drucktechnologie
FAPS, xxii u. 175 Seiten, 97 Bilder, 6 Tab. 2021.
ISBN 978-3-96147-433-2.

Band 370: Andreas Gröschl

Hochfrequent fokusbandsmodulierte Konfokalsensoren für die Nanokoordinatenmesstechnik
FMT, x u. 144 Seiten, 98 Bilder, 6 Tab. 2021.
ISBN 978-3-96147-435-6.

Band 371: Johann Tüchsen

Konzeption, Entwicklung und Einführung des Assistenzsystems D-DAS für die Produktentwicklung elektrischer Motoren
KTmfk, xii u. 178 Seiten, 92 Bilder, 12 Tab. 2021.
ISBN 978-3-96147-437-0.

Band 372: Max Marian

Numerische Auslegung von Oberflächenmikrotexturen für geschmierte tribologische Kontakte
KTmfk, xviii u. 276 Seiten, 85 Bilder, 45 Tab. 2021.
ISBN 978-3-96147-439-4.

Band 373: Johannes Strauß

Die akustooptische Strahlformung in der Lasermaterialbearbeitung
LPT, xvi u. 113 Seiten, 48 Bilder. 2021. ISBN 978-3-96147-441-7.

Band 374: Martin Hohmann

Machine learning and hyper spectral imaging: Multi Spectral Endoscopy in the Gastro Intestinal Tract towards Hyper Spectral Endoscopy
LPT, x u. 137 Seiten, 62 Bilder, 29 Tab. 2021.
ISBN 978-3-96147-445-5.

Band 375: Timo Kordaß

Lasergestütztes Verfahren zur selektiven Metallisierung von epoxidharzbasierten Duromeren zur Steigerung der Integrationsdichte für dreidimensionale mechatronische Package-Baugruppen
FAPS, xviii u. 198 Seiten, 92 Bilder, 24 Tab. 2021.
ISBN 978-3-96147-443-1.

Band 376: Philipp Kestel

Assistenzsystem für den wissensbasierten Aufbau konstruktionsbegleitender Finite-Elemente-Analysen
KTmfk, xviii u. 209 Seiten, 57 Bilder, 17 Tab. 2021.
ISBN 978-3-96147-457-8.

Band 377: Martin Lerchen

Messverfahren für die pulverbettbasierte additive Fertigung zur Sicherstellung der Konformität mit geometrischen Produktspezifikationen
FMT, x u. 150 Seiten, 60 Bilder, 9 Tab. 2021.
ISBN 978-3-96147-463-9.

Band 378: Michael Schneider

Inline-Prüfung der Permeabilität in weichmagnetischen Komponenten
FAPS, xxii u. 189 Seiten, 79 Bilder, 14 Tab. 2021.
ISBN 978-3-96147-465-3.

Band 379: Tobias Sprügel

Sphärische Detektorflächen als Unterstützung der Produktentwicklung zur Datenanalyse im Rahmen des Digital Engineering
KTmfk, xiii u. 213 Seiten, 84 Bilder, 33 Tab. 2021.
ISBN 978-3-96147-475-2.

Band 380: Tom Häfner

Multipulseffekte beim Mikro-Materialabtrag von Stahllegierungen mit Pikosekunden-Laserpulsen
LPT, xxviii u. 159 Seiten, 57 Bilder, 13 Tab. 2021.
ISBN 978-3-96147-479-0.

Band 381: Björn Heling

Einsatz und Validierung virtueller Absicherungsmethoden für abweichungs-behaftete Mechanismen im Kontext des Robust Design
KTmfk, xi u. 169 Seiten, 63 Bilder, 27 Tab. 2021.
ISBN 978-3-96147-487-5.

Band 382: Tobias Kolb

Laserstrahl-Schmelzen von Metallen mit einer Serienanlage – Prozesscharakterisierung und Erweiterung eines Überwachungssystems
LPT, xv u. 170 Seiten, 128 Bilder, 16 Tab. 2021.
ISBN 978-3-96147-491-2.

Band 383: Mario Meinhardt

Widerstandselementschweißen mit gestauchten Hilfsfügeelementen - Umformtechnische Wirkzusammenhänge zur Beeinflussung der Verbindungsfestigkeit
LFT, xii u. 189 Seiten, 87 Bilder, 4 Tab. 2022.
ISBN 978-3-96147-473-8.

Band 384: Felix Bauer

Ein Beitrag zur digitalen Auslegung von Fügeprozessen im Karosseriebau mit Fokus auf das Remote-Laserstrahlschweißen unter Einsatz flexibler Spanntechnik
LFT, xi u. 185 Seiten, 74 Bilder, 12 Tab. 2022.
ISBN 978-3-96147-498-1.

Band 385: Jochen Zeitler

Konzeption eines rechnergestützten Konstruktionssystems für optomechatronische Baugruppen
FAPS, xix u. 172 Seiten, 88 Bilder, 11 Tab. 2022.
ISBN 978-3-96147-499-8.

Band 386: Vincent Mann

Einfluss von Strahloszillation auf das Laserstrahlschweißen hochfester Stähle
LPT, xiii u. 172 Seiten, 103 Bilder, 18 Tab. 2022.
ISBN 978-3-96147-503-2.

Band 387: Chen Chen

Skin-equivalent opto-/elastofluidic in-vitro microphysiological vascular models for translational studies of optical biopsies

LPT, xx u. 126 Seiten, 60 Bilder, 10 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-505-6.

Band 388: Stefan Stein

Laser drop on demand joining as bonding method for electronics assembly and packaging with high thermal requirements

LPT, x u. 112 Seiten, 54 Bilder, 10 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-507-0

Band 389: Nikolaus Urban

Untersuchung des Laserstrahlschmelzens von Neodym-Eisen-Bor zur additiven Herstellung von Permanentmagneten

FAPS, x u. 174 Seiten, 88 Bilder, 18 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-501-8.

Band 390: Yiting Wu

Großflächige Topographiemessungen mit einem Weißlichtinterferenzmikroskop und einem metrologischen Rasterkraftmikroskop FMT, xii u. 142 Seiten, 68 Bilder, 11 Tab. 2022.

ISBN: 978-3-96147-513-1.

Band 391: Thomas Papke

Untersuchungen zur Umformbarkeit hybrider Bauteile aus Blechgrundkörper und additiv gefertigter Struktur

LFT, xii u. 194 Seiten, 71 Bilder, 16 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-515-5.

Band 392: Bastian Zimmermann

Einfluss des Vormaterials auf die mehrstufige Kaltumformung vom Draht

LFT, xi u. 182 Seiten, 36 Bilder, 6 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-519-3.

Band 393: Harald Völkl

Ein simulationsbasierter Ansatz zur Auslegung additiv gefertigter FLM-Faserverbundstrukturen

KTmfk, xx u. 204 Seiten, 95 Bilder, 22 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-523-0.

Band 394: Robert Schulte

Auslegung und Anwendung prozessangepasster Halbzeuge für Verfahren der Blechmassivumformung

LFT, x u. 163 Seiten, 93 Bilder, 5 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-525-4.

Band 395: Philipp Frey

Umformtechnische Strukturierung metallischer Einleger im Folgeverbund für mediendichte Kunststoff-Metall-Hybridbauteile

LFT, ix u. 180 Seiten, 83 Bilder, 7 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-534-6.

Band 396: Thomas Johann Luft

Komplexitätsmanagement in der Produktentwicklung - Holistische Modellierung, Analyse, Visualisierung und Bewertung komplexer Systeme

KTmfk, xiii u. 510 Seiten, 166 Bilder, 16 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-540-7.

Band 397: Li Wang

Evaluierung der Einsetzbarkeit des lasergestützten Verfahrens zur selektiven Metallisierung für die Verbesserung passiver Intermodulation in Hochfrequenzanwendungen

FAPS, xxii u. 151 Seiten, 72 Bilder, 22 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-542-1.

Band 398: Sebastian Reitelshöfer

Der Aerosol-Jet-Druck Dielektrischer Elastomere als additives Fertigungsverfahren für elastische mechatronische Komponenten

FAPS, xxv u. 206 Seiten, 87 Bilder, 13 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-547-6.

Band 399: Alexander Meyer

Selektive Magnetmontage zur Verringerung des Rastmomentes permanenterregter Synchronmotoren

FAPS, xv u. 164 Seiten, 90 Bilder, 18 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-555-1.

Band 400: Rong Zhao

Design verschleißreduzierender amorpher Kohlenstoffschichtsysteme für trockene tribologische Gleitkontakte

KTmfk, x u. 148 Seiten, 69 Bilder, 14 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-557-5.

Band 401: Christian P. J. Schwarzer

Kupfersintern als Fügetechnologie für Leistungselektronik

FAPS, xxvii u. 234 Seiten, 125 Bilder, 24 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-566-7.

Band 402: Alexander Horn

Grundlegende Untersuchungen zur Gradierung der mechanischen Eigenschaften pressgehärteter Bauteile durch eine örtlich begrenzte Aufkohlung

LFT, xii u. 204 Seiten, 58 Bilder, 6 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-568-1.

Band 403: Artur Klos

Werkstoff- und umformtechnische Bewertung von hochfesten Aluminiumblechwerkstoffen für den Karosseriebau

LFT, x u. 192 Seiten, 73 Bilder, 12 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-572-8.

Band 404: Harald Schmid

Ganzheitliche Erarbeitung eines Prozessverständnisses von Tiefziehprozessen mit Ziehsticken auf Basis mechanischer und tribologischer Analysen

LFT, xiii u. 211 Seiten, 78 Bilder, 5 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-577-3.

Band 405: Johannes Henneberg

Blechmassivumformung von Funktionsbauteilen aus Bandmaterial

LFT, viii u. 176 Seiten, 101 Bilder, 2 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-579-7.

Band 406: Anton Schmailzl

Festigkeits- und zeitoptimierte Prozessführung beim quasi-simultanen Laser-Durchstrahlschweißen

LPT, xiii u. 157 Seiten, 84 Bilder, 7 Tab. 2022.

ISBN 978-3-96147-583-4.

Band 407: Alexander Wolf
Modellierung und Vorhersage menschlichen Interaktionsverhaltens zur Analyse der Mensch-Produkt Interaktion
KTmfk, x u. 207 Seiten, 69 Bilder, 10 Tab. 2022.
ISBN 978-3-96147-585-8.

Band 408: Tim Weikert
Modifikationen amorpher Kohlenstoffschichten zur Anpassung der Reibungsbedingungen und zur Erhöhung des Verschleißschutzes
KTmfk, xvii u. 258 Seiten, 91 Bilder, 9 Tab. 2022.
ISBN 978-3-96147-589-6.

Band 409: Stefan Götz
Frühzeitiges konstruktionsbegleitendes Toleranzmanagement
KTmfk, xvii u. 276 Seiten, 127 Bilder, 13 Tab. 2022.
ISBN 978-3-96147-593-3.

Band 410: Markus Hubert
Einsatzpotenziale der Rotationsschneidtechnologie in der Verarbeitung von metallischen Funktionsfolien für mechatronische Produkte
FAPS, xviii u. 139 Seiten, 86 Bilder, 7 Tab. 2022.
ISBN 978-3-96147-603-9.

Band 411: Manfred Vogel
Grundlagenuntersuchungen und Erarbeitung einer Methodik zur Herstellung maßgeschneiderter Halbzeuge auf Basis eines neuartigen flexiblen Walzprozesses
LFT, ix u. 176 Seiten, 61 Bilder, 11 Tab. 2022.
ISBN 978-3-96147-605-3.

Band 412: Michael Weigelt
Multidimensionale Optionenanalyse alternativer Antriebskonzepte für die individuelle Langstreckenmobilität
FAPS, xv u. 222 Seiten, 89 Bilder, 38 Tab. 2022.
ISBN 978-3-96147-607-7.

Band 413: Frank Bodendorf
Machine Learning im Cost Engineering des Supply Managements
FAPS, xiii u. 165 Seiten, 75 Bilder, 13 Tab. 2023.
ISBN 978-3-96147-609-1.

Band 414: Maximilian Metzner
Planung und Simulation taktiler, intelligenter und kollaborativer Roboterfähigkeiten in der Montage
FAPS, xix u. 174 Seiten, 72 Bilder, 3 Tab. 2023.
ISBN 978-3-96147-611-4.

Band 415: Tina Buker
Ein Ansatz zur Reduktion produktinduzierter Nutzerstigmatisierung durch Förderung einer gleichermaßen gebrauchstauglichen wie emotionalen Produktgestalt
KTmfk, x u. 236 Seiten, 54 Bilder, 44 Tab. 2022.
ISBN 978-3-96147-613-8.

Band 416: Marlene Kuhn
Model-based Traceability System Development for Complex Manufacturing Applying Blockchain and Graphs
FAPS, xv u. 167 Seiten, 63 Bilder, 10 Tab. 2022.
ISBN 978-3-96147-615-2.

Band 417: Benjamin Lengenfelder
Remote photoacoustic sensing using speckle-analysis for biomedical imaging
LPT, xv u. 124 Seiten, 86 Bilder, 10 Tab. 2023.
ISBN 978-3-96147-617-6.

Band 418: Benjamin Pohrer
Analyse des Zusammenhangs zwischen dem tribochemischen Aufbau von Grenzschichten und der Ausbildung von White Etching Crack-Schäden
KTmfk, xv u. 258 Seiten, 103 Bilder, 10 Tab. 2023.
ISBN 978-3-96147-621-3.

Band 419: Matthias Friedlein
Zuverlässigkeitsmethoden zur Beschleunigung von Qualifizierungsuntersuchungen für Steckkontakte
FAPS, xxv u. 162 Seiten, 98 Bilder, 7 Tab. 2023.
ISBN 978-3-96147-625-1.

Band 420: Thomas Stoll
Laser Powder Bed Fusion von Kupfer auf Aluminiumoxid-Keramiken
FAPS, xxvii u. 236 Seiten, 103 Bilder, 11 Tab. 2023.
ISBN 978-3-96147-631-2.

Band 421: Eric Eschner
Relation of Particle Motion and Process Zone Formation as a Basis for Sensing Approaches within PBF-LB/M
LPT, xiv u. 143 Seiten, 87 Bilder, 0 Tab. 2023.
ISBN 978-3-96147-633-6.

Band 422: Fanuel Mehari
Laser-induced Breakdown Spectroscopy (LIBS) as a diagnostics tool for biological tissue analysis.
LPT, xv u. 145 Seiten, 68 Bilder, 12 Tab. 2023.
ISBN 978-3-96147-641-1.

Band 423: Uwe Leicht
Ultraschallüberlagertes Umformen und Verstemmen von Stahlwerkstoffen
LFT, xi u. 165 Seiten, 65 Bilder, 6 Tab. 2023.
ISBN 978-3-96147-643-5.

Band 424: Thomas Braun
Potenzialanalyse der plasmabasierten, strukturierten Metallisierung thermoaktiver Oberflächen im industriellen Hausbau
FAPS, xvii u. 152 Seiten, 72 Bilder, 11 Tab. 2023.
ISBN 978-3-96147-653-4.

Band 425: Reinhardt Seidel
Modellbasierte Optimierung des Selektivwellenlötprozesses
FAPS, xxii u. 167 Seiten, 73 Bilder, 23 Tab. 2023.
ISBN: 978-3-96147-651-0.

Band 426: Matthias Lenzen
Maßgeschneiderte Werkstoffcharakterisierung für die numerische Auslegung von Blechumformprozessen
LFT, xi u. 187 Seiten, 77 Bilder, 13 Tab. 2023.
ISBN: 978-3-96147-663-3.

Band 427: Matthias Graser
Analyse lokaler Kurzzeitwärmebehandlungsmethoden zur Verbesserung des Umformverhaltens und der Bauteileigenschaften von Aluminiumstrangpresshohlprofilen
LFT, xi u. 169 Seiten, 81 Bilder, 1 Tab. 2023.
ISBN: 978-3-96147-666-4.

Band 428: Markus Lieret

Sicheres autonomes Flugroboter-
system für den Einsatz im Produk-
tions- und Logistikumfeld
FAPS, xix u. 198 Seiten, 54 Bilder,
7 Tab. 2023.
ISBN 978-3-96147-668-8.

Band 429: Petar Vukovic

Simulation komplexer Kommuni-
kationssysteme in der Fertigungs-
automatisierung
FAPS, xiv u. 163 Seiten, 57 Bilder, 21
Tab. 2023.
ISBN 978-3-96147-673-2.

Band 430: Fabian Knieps

Finite Elemente Simulation dünns-
ter Verpackungsstähle: Entwick-
lung einer geeigneten Charakteri-
sierungs- und Validierungsstrate-
gie
LFT, xix, 189 Seiten, 122 Bilder, 17
Tab. 2023
ISBN 978-3-96147-689-3

Band 431: Julian Seßner

Multimodale Bildsegmentierung
gering strukturierter Umgebungen
für die Navigation am Beispiel
eines Assistenzsystems für sehbe-
einräftigte Personen
FAPS, xxv, 203 Seiten, 57 Bilder, 25
Tab. 2023
ISBN 978-3-96147-697-8

Abstract

Impairments in visual perception lead to major challenges in everyday mobility for people. Conventional mobility aids such as white canes do often do not provide sufficient support in unknown or unstructured unfamiliar or unstructured environments, so the assistance of sighted persons is needed.

In order to enable an increased level of autonomy anyway, machine learning methods for assistance are investigated in the context of this dissertation. In this approach, data from a 3D camera are semantically segmented using convolutional neural networks to map pathways and obstacles in low-structured environments. Furthermore, complementary sensor modalities for sensing the environment are investigated. The acquired information can be transformed into environment maps and used for navigation by computing a safe path.

Finally, the navigation instructions can be intuitively transmitted to the user via acoustic and vibrotactile interfaces. Using a demonstrator in the form of a backpack, the methods are evaluated in laboratory and field tests. User-friendliness and intuitiveness are examined within the scope of subject studies.

Beeinträchtigungen der optischen Wahrnehmung führen bei Menschen zu großen Herausforderungen der alltäglichen Mobilität. Konventionelle Mobilitätshilfen wie der Blindenlangstock liefern in unbekanntenen oder unstrukturierten Umgebungen häufig keine ausreichende Unterstützung, sodass die Assistenz sehender Personen benötigt wird.

Um dennoch ein erhöhtes Maß an Selbstständigkeit zu ermöglichen, werden im Rahmen dieser Dissertation Methoden des maschinellen Lernens für die Assistenz untersucht. Dabei werden Daten einer 3D-Kamera mittels faltender neuronaler Netze semantisch segmentiert, um Wegverläufe und Hindernisse in gering strukturierter Umgebung zu kartieren. Des Weiteren werden ergänzende Sensormodalitäten zur Erfassung der Umgebung untersucht. Die gewonnenen Informationen können in Umgebungskarten überführt und durch die Berechnung eines sicheren Pfades für die Navigation genutzt werden.

Die Navigationsanweisungen können schließlich über akustische und vibrotaktile Schnittstellen an die nutzende Person intuitiv übermittelt werden. Mittels eines Demonstrators in Form eines Rucksacks werden die Methoden im Rahmen von Labor- und Feldtests bewertet. Die Nutzerfreundlichkeit und Intuitivität werden im Rahmen von Probandenstudien untersucht.

