



# FAPS

Prof. Dr.-Ing. Jörg Franke

Lehrstuhl für Fertigungsautomatisierung  
und Produktionssystematik

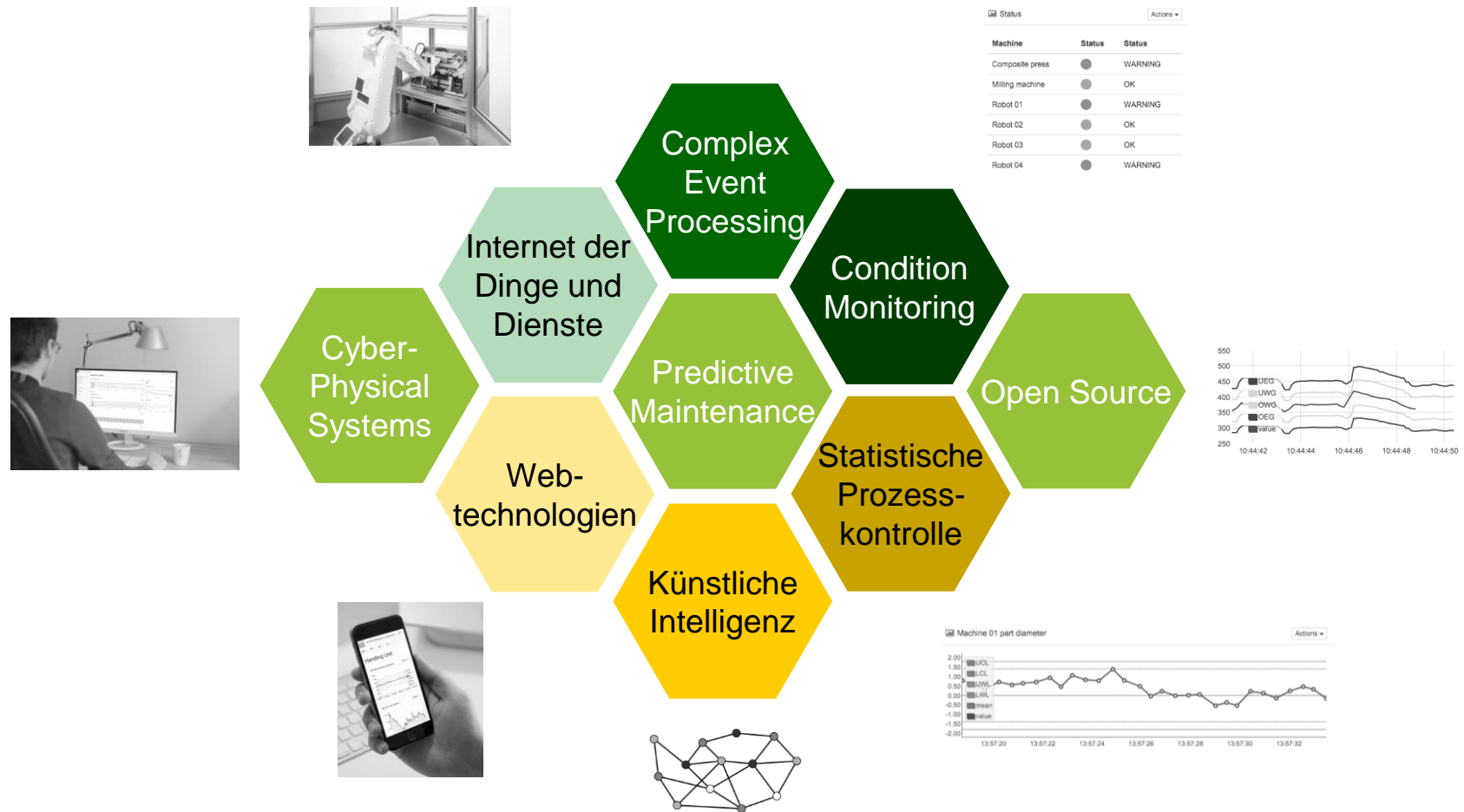
Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg



## **Datennutzung im Kontext der Fertigung am Beispiel von Predictive Maintenance**

M. Sc. Dominik Kißkalt

# Predictive Maintenance baut auf einer Vielzahl von weiteren Technologien im Kontext von Industrie 4.0 auf.



Der Inhalt des Vortrags ist folgendermaßen strukturiert.

## Grundlagen | I4.0 - Enabler

- Kommunikationsstandards / Datenmodelle
  - OPC UA
  - Automation ML
- Blackbox Modelle
  - Hybride zeitgesteuerte Automaten
  - Künstliche neuronale Netzwerke

## Anwendungsfall #1



## Anwendungsfall #2



# Im Kontext von Industrie 4.0 dringt der Einsatz von Condition Monitoring und Predictive Maintenance in die diskrete Produktion und deren Prozesse vor.

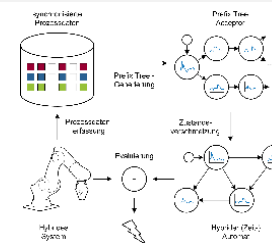
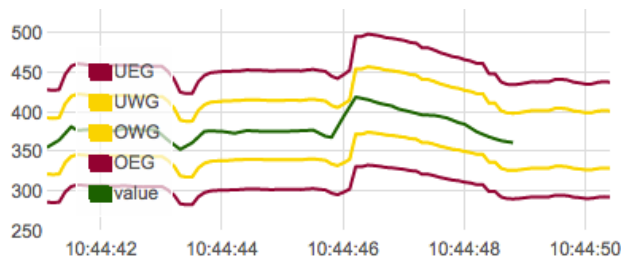
## Industrie 3.0

- **Whitebox-Ansatz**  
Entwicklung und Parametrisierung der Zustandsüberwachungssysteme setzt Experten-Wissen voraus
- **Überwachung von quasi stationären/kontinuierlichen Prozessen**  
Eine ganzheitliches Condition Monitoring von hybriden Systemen fehlt
- **Aktives Training**  
Inbetriebnahme und Training für Modelle setzten eine Überwachung durch den Experten voraus



## Industrie 4.0

- **Blackbox-Ansatz**  
Anzahl der Annahmen über das System werden minimiert
- **Überwachung von hybriden Systemen durch modellbasiertes Condition Monitoring**  
Automaten-Modelle oder Hidden Markov Modelle können das hybride Verhalten moderner Produktionsanlagen erlernen
- **Passives Training**  
Das CM-System bedarf keiner Überwachung durch einen Anwender während der Trainingsphase



Der Inhalt des Vortrags ist folgendermaßen strukturiert.

## Grundlagen | I4.0 - Enabler

- Kommunikationsstandards / Datenmodelle
  - OPC UA
  - Automation ML
- Blackbox Modelle
  - Hybride zeitgesteuerte Automaten
  - Künstliche neuronale Netzwerke

## Anwendungsfall #1



**Konnektierung durch das Thermo-Crimp Verfahren in der Elektromobilität**

## Anwendungsfall #2



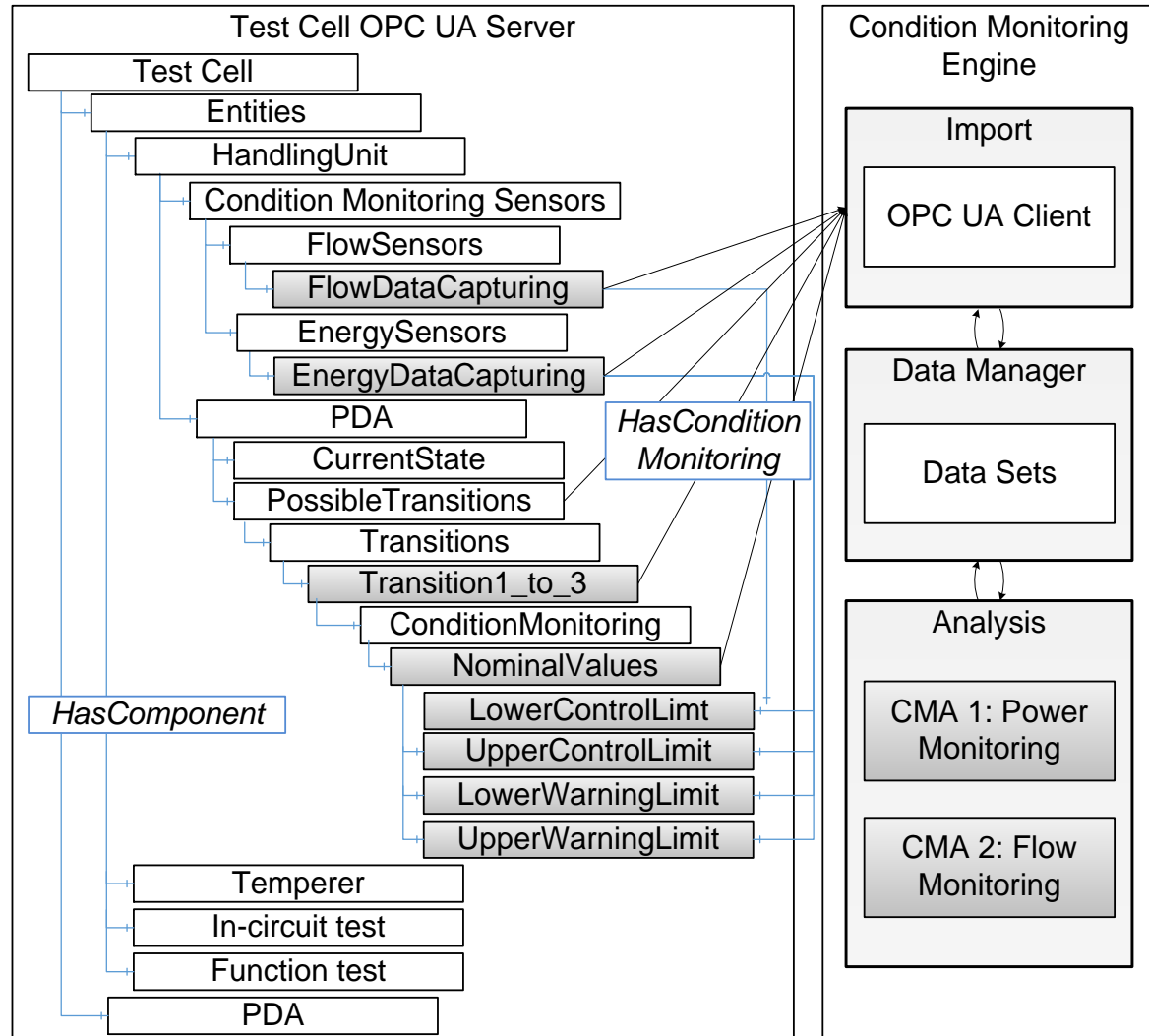
**Linearantriebe in der spanenden Fertigung**



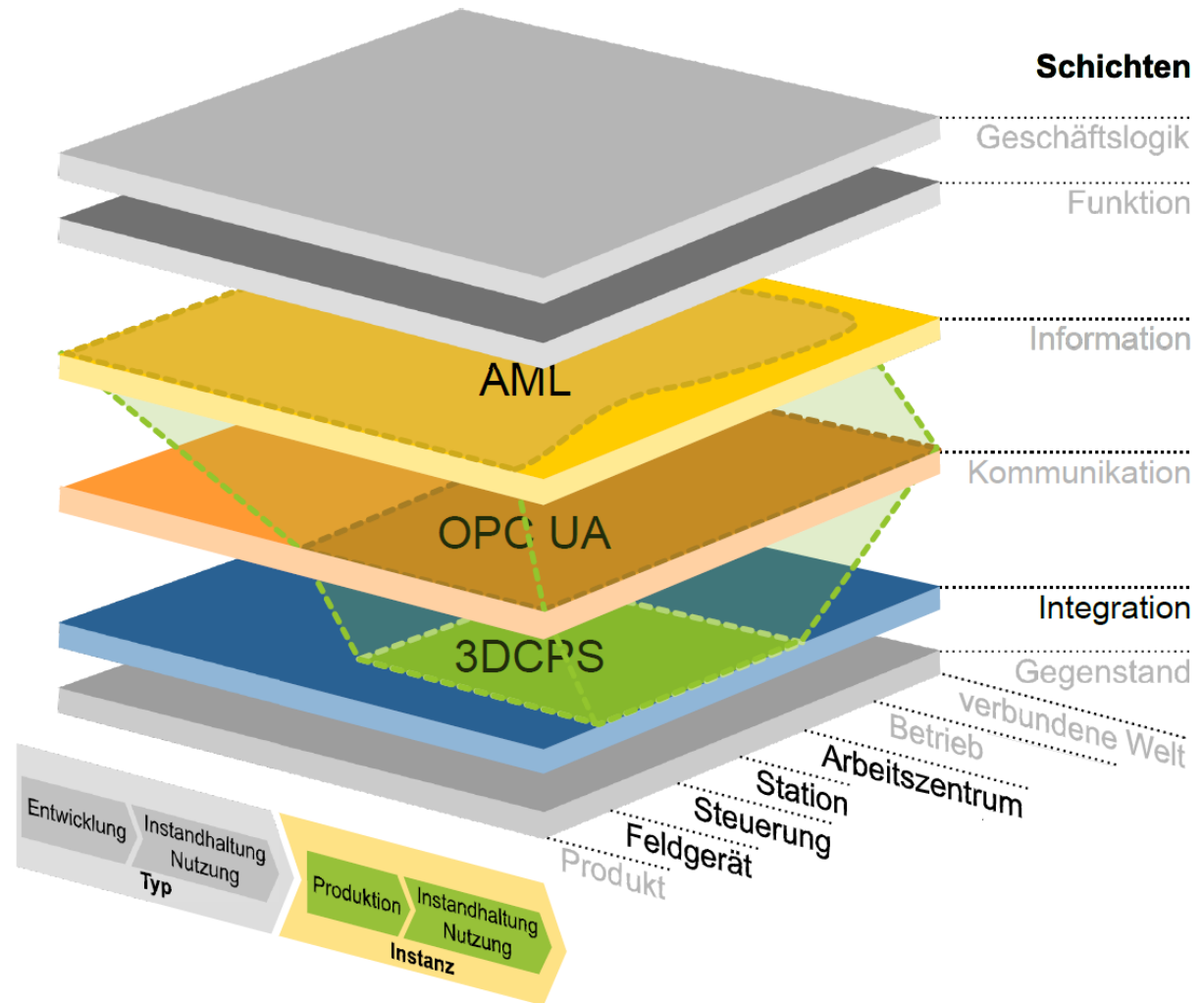
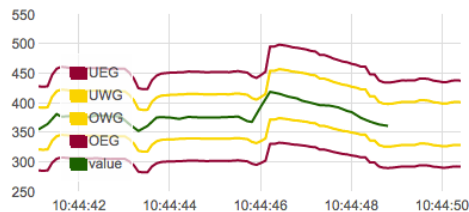
# Die semantische Beschreibung von einzelnen Komponenten erlaubt die automatisierte Parametrierung von Condition Monitoring Systemen.

## Condition Monitoring im CPS-Kontext.

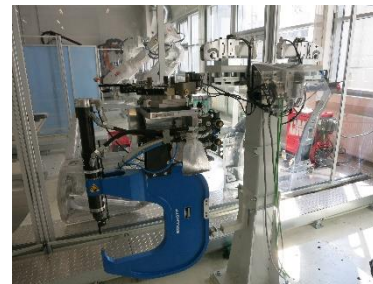
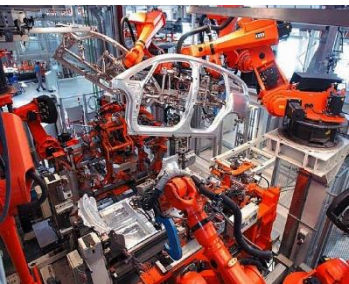
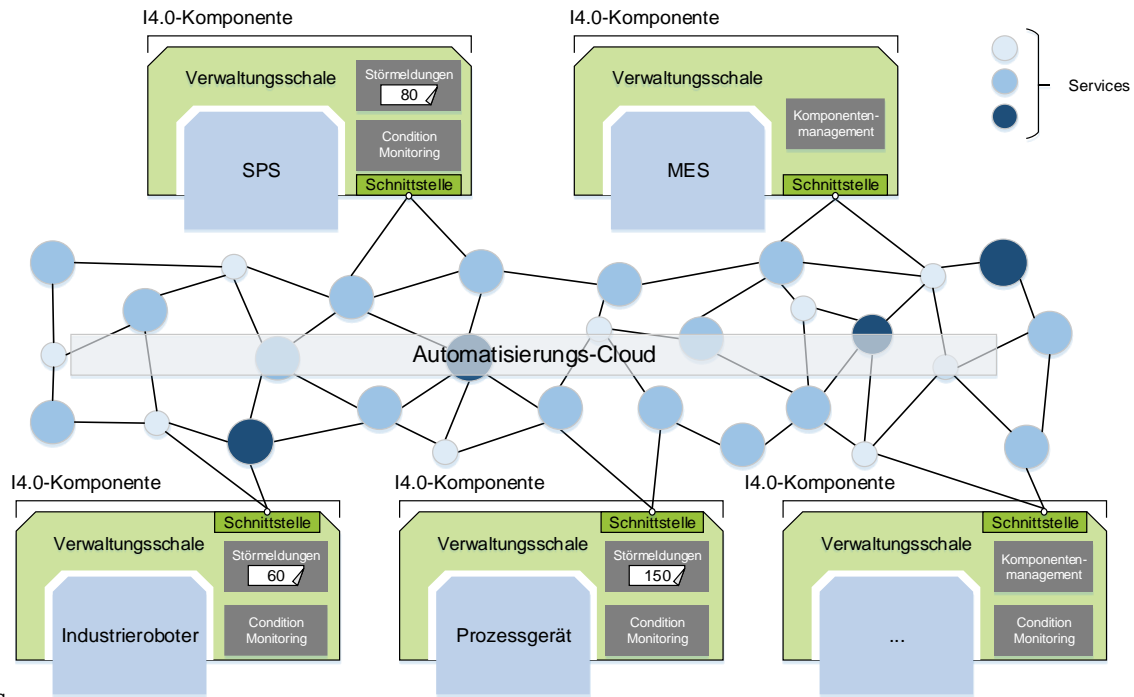
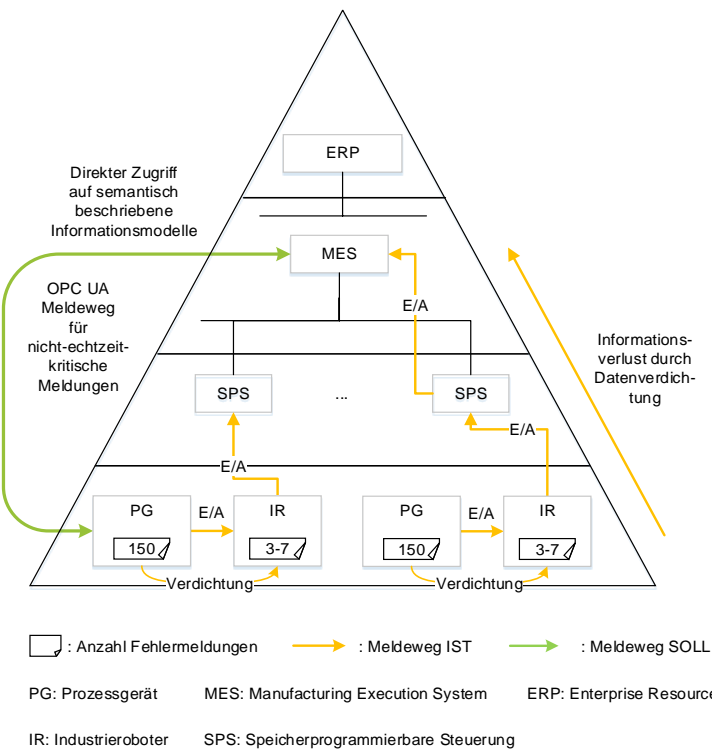
- Standardisierte Datenbereitstellung im Produktionsnetzwerk
- Automatische Konfiguration von Condition Monitoring Systemen auf Basis semantischer Informationen der Maschinen und Anlagen
- Basis für eine standardisierte Maschinenüberwachung und vorausschauende Instandhaltung
- Basis für weiterführende Selbstorganisationsprinzipien cyber-physikalischer Systeme



Vor dem Hintergrund von RAMI 4.0 können neuartige Assistenzsysteme für die modellbasierte Instandhaltung und Zustandsüberwachung erstellt werden.



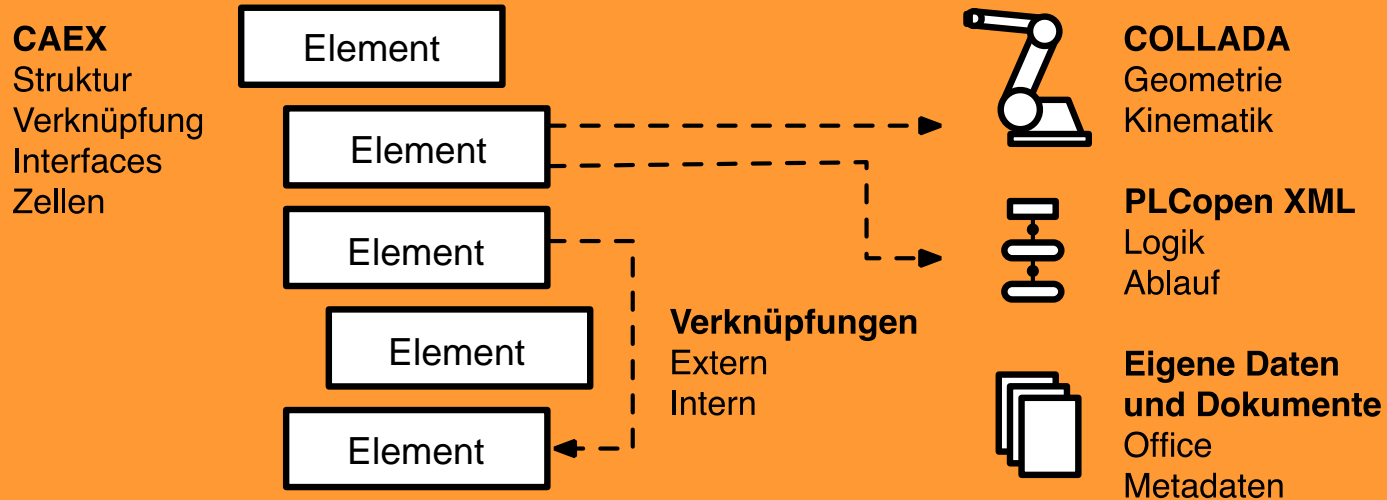
# Der Lehrstuhl FAPS untersucht die Entwicklung von smarten Bausteinen, um webbasierte Schnittstellen direkt in der Feldebene zu realisieren.



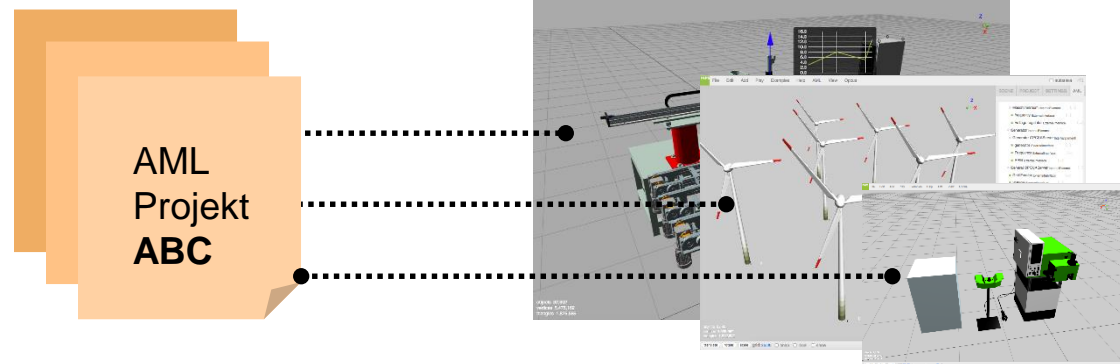


Alle Daten, Informationen und Konfigurationen werden in der jeweiligen AML-Projektdatei gespeichert.

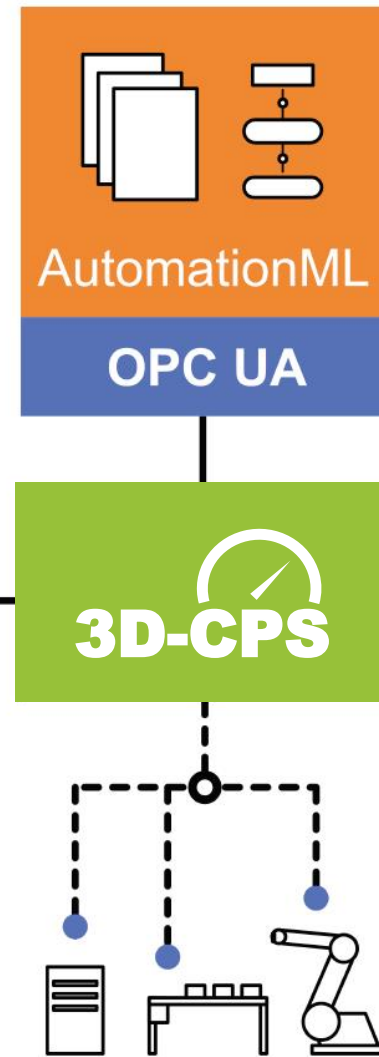
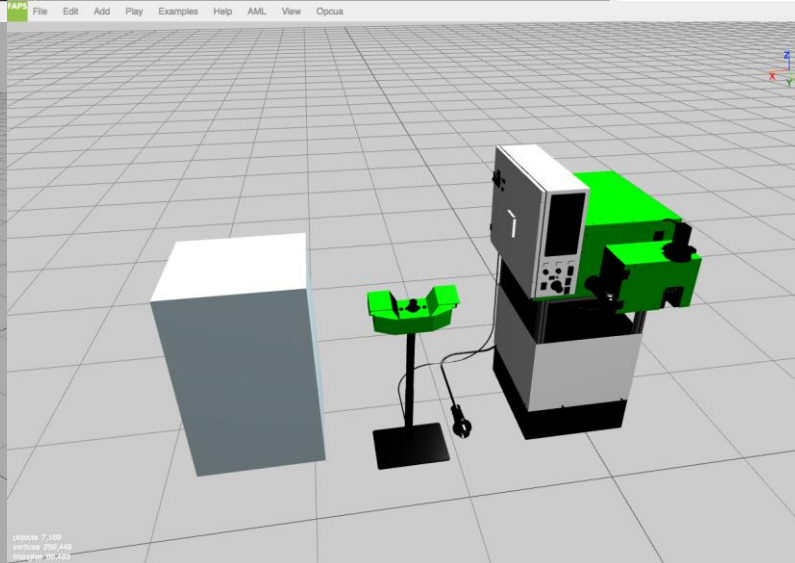
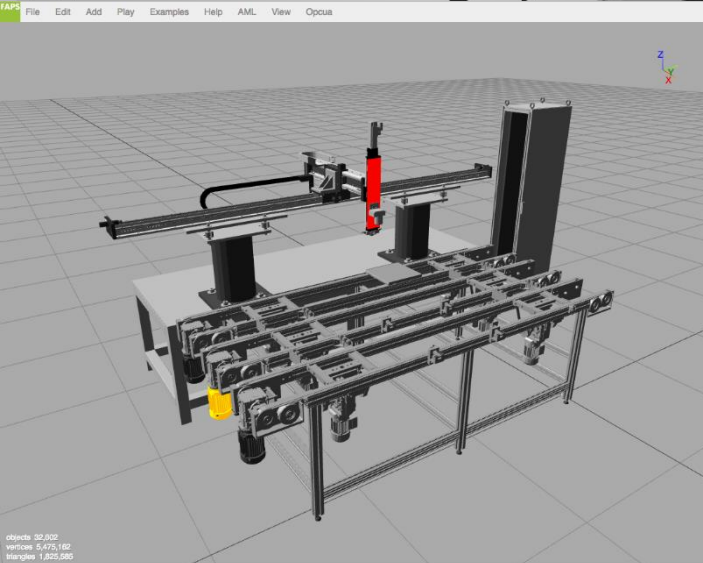
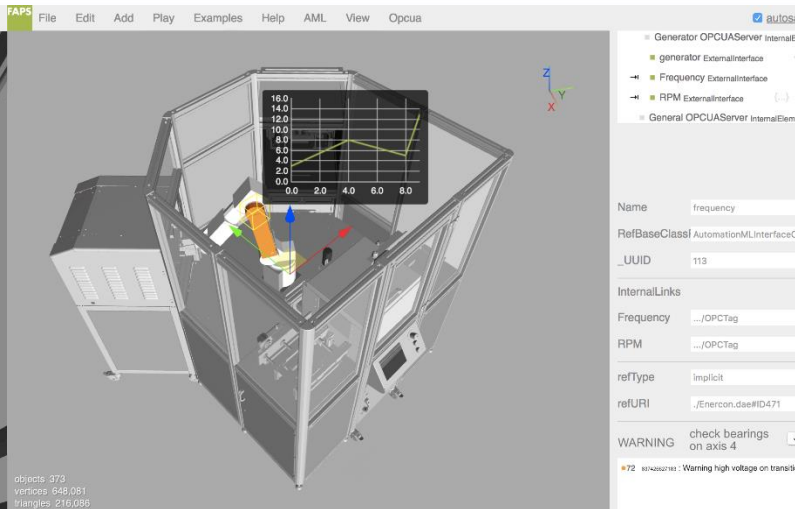
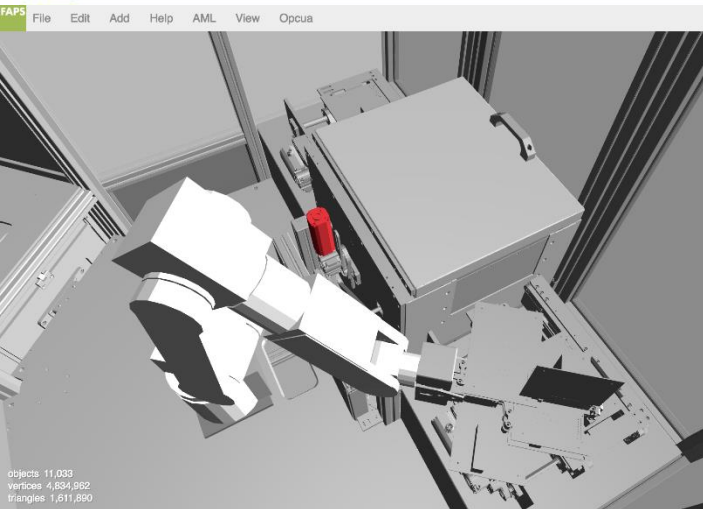
## Aufbau einer AutomationML-Datei



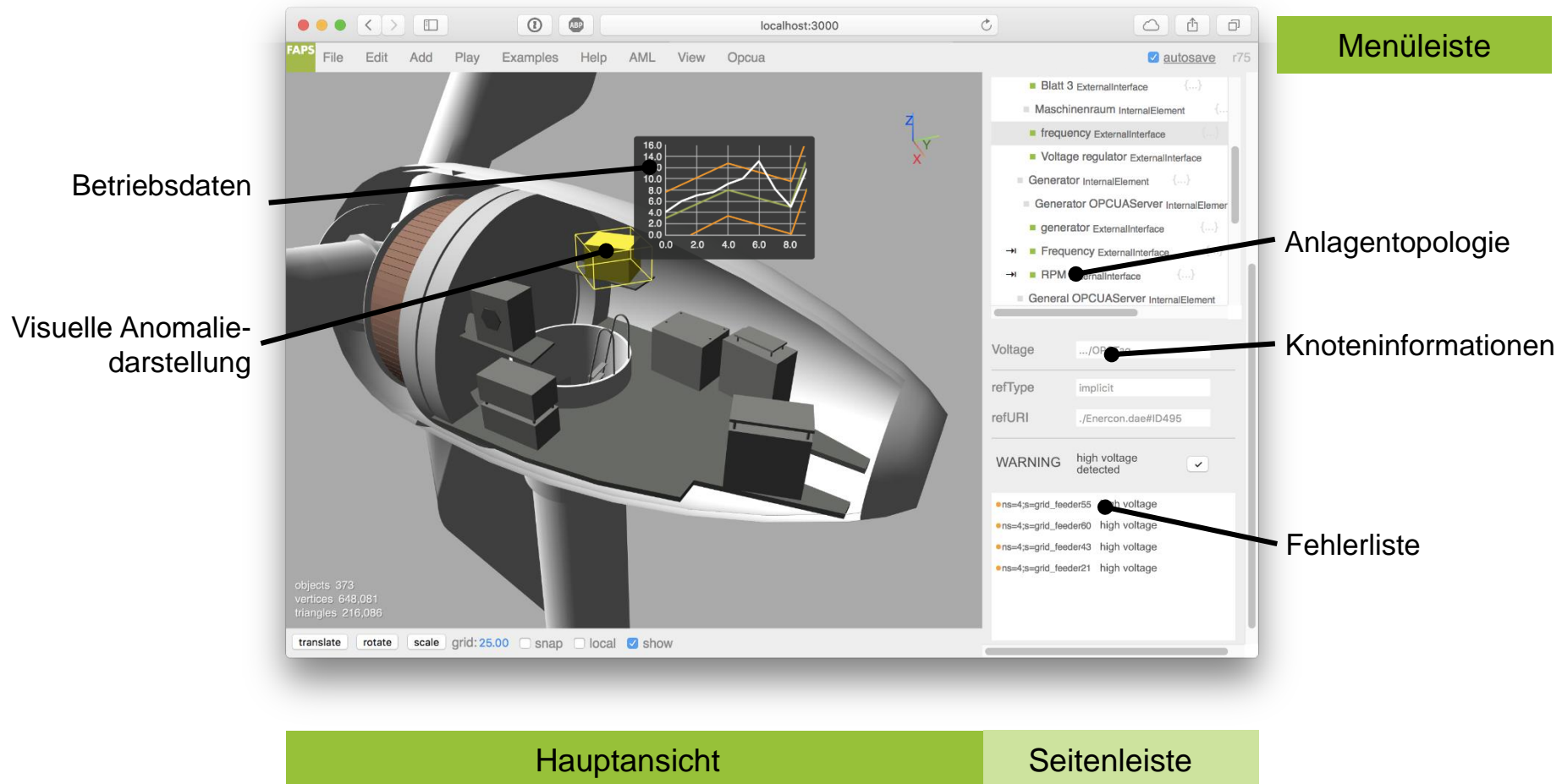
Verschiedene Projekte können ohne Neukonfiguration der 3D-CPS Software geladen werden. Alle Anlagen Informationen und Daten sind in dem jeweiligen AML-Projekt gespeichert.



Vor dem Hintergrund von RAMI 4.0 können neuartige Assistenzsysteme für die modellbasierte Instandhaltung und Zustandsüberwachung erstellt werden.



Die Benutzeroberfläche ist in die Bereiche Seitenleiste, Hauptansicht und Menüleiste unterteilt.



Der Inhalt des Vortrags ist folgendermaßen strukturiert.

## Grundlagen | I4.0 - Enabler

- Kommunikationsstandards / Datenmodelle
  - OPC UA
  - Automation ML
- Blackbox Modelle
  - Hybride zeitgesteuerte Automaten
  - Künstliche neuronale Netzwerke

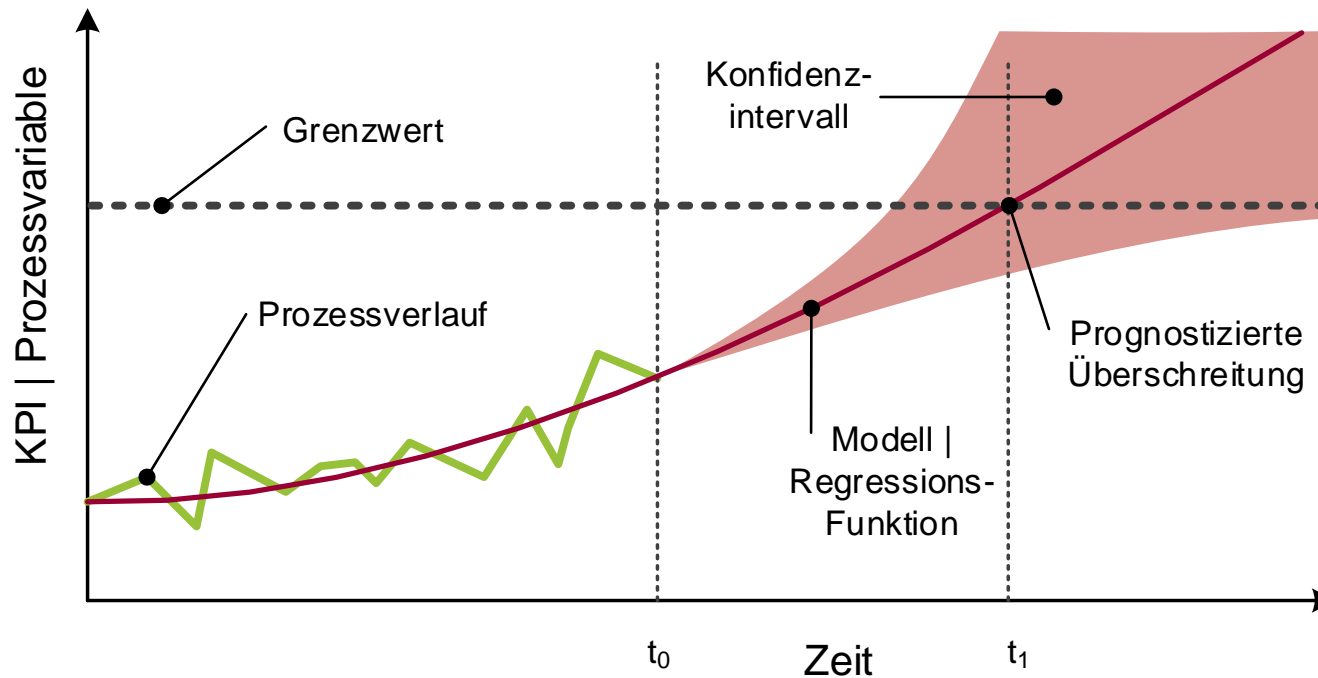
## Anwendungsfall #1



## Anwendungsfall #2



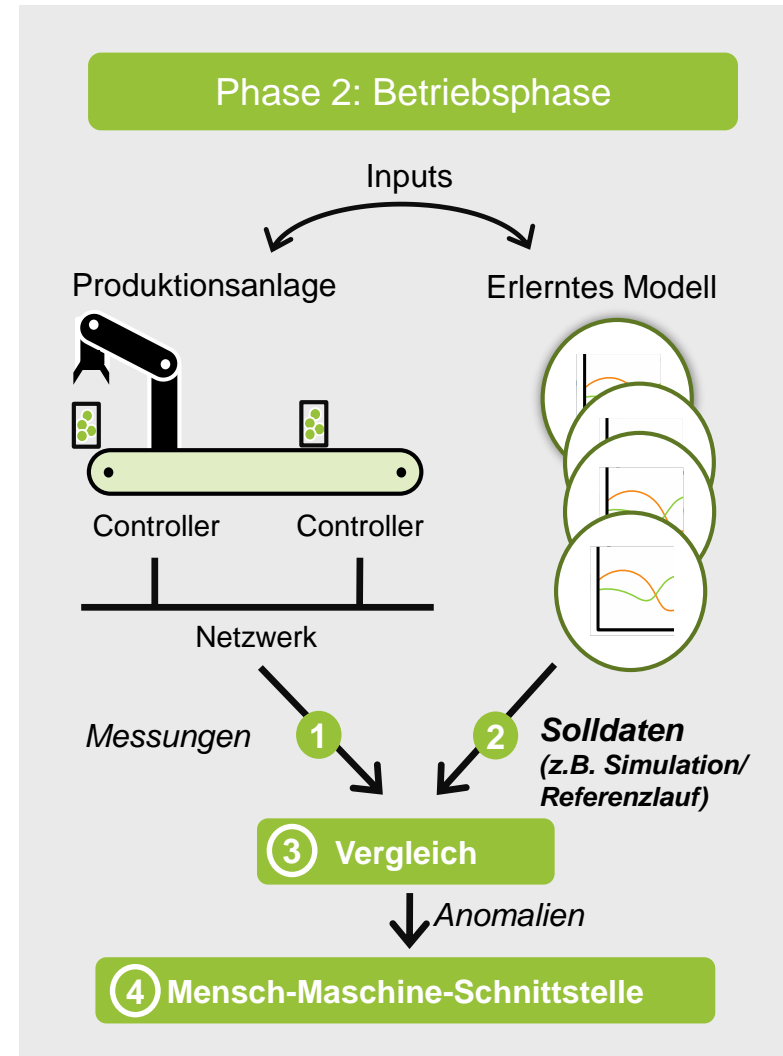
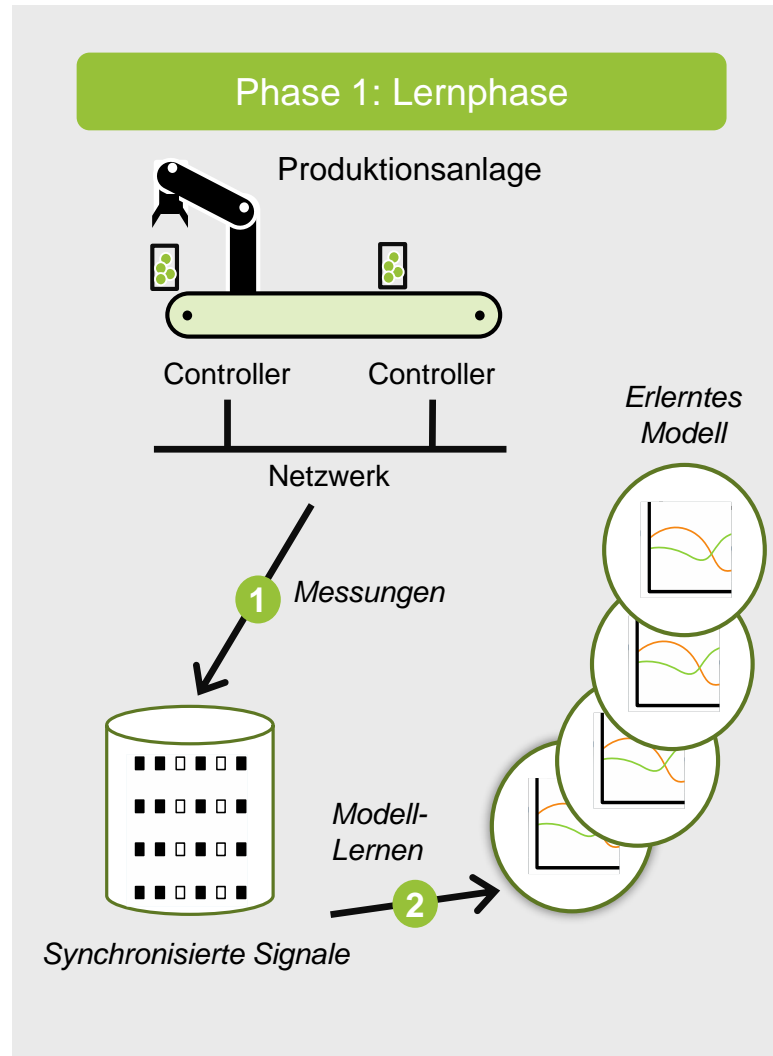
## Predictive Analytics Techniken bilden die Grundlage für die vorausschauende Wartung von Industrieanlagen.

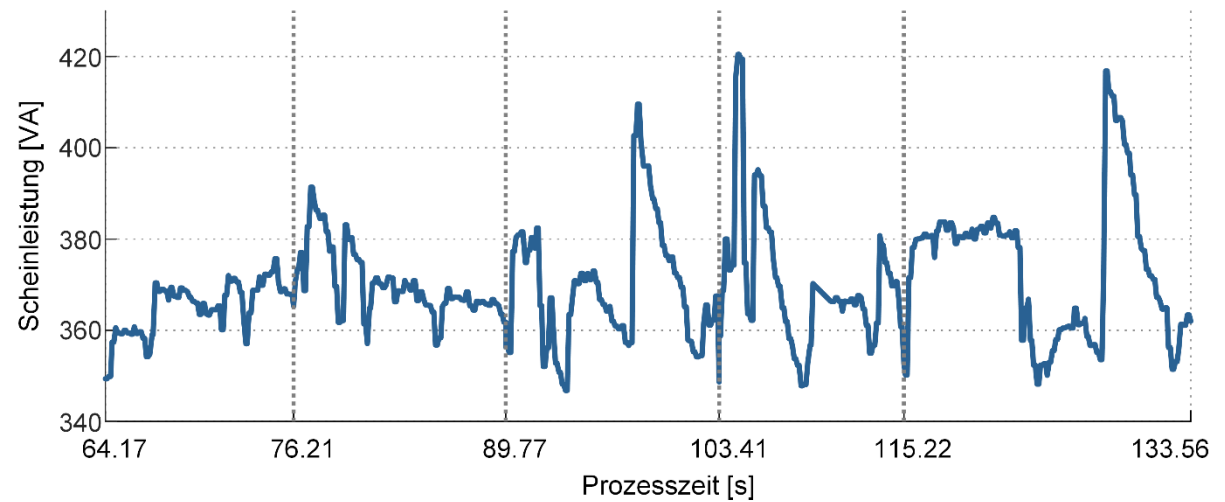
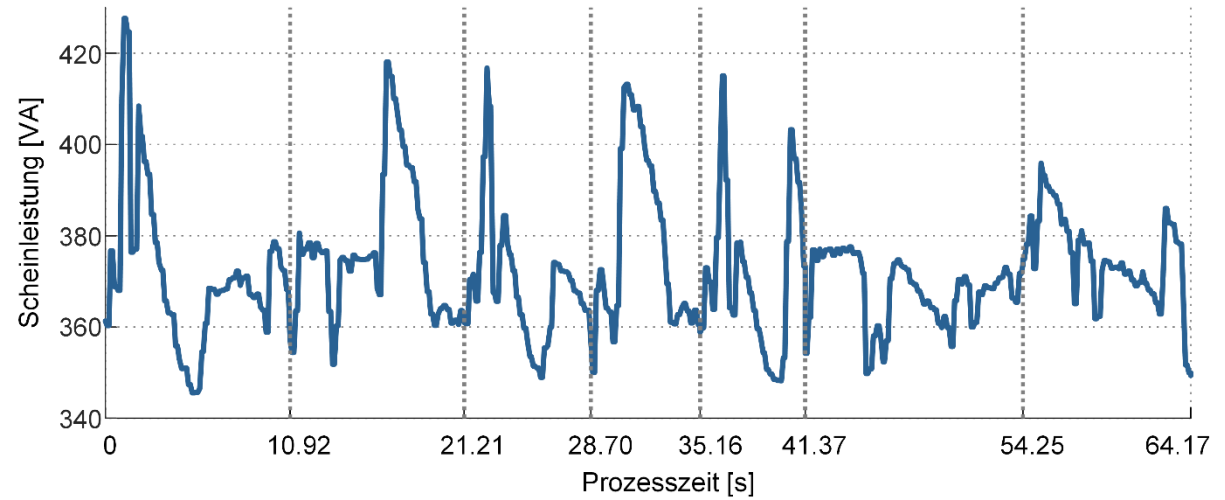
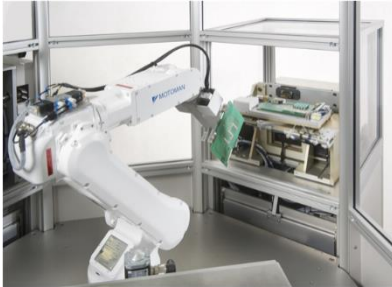


- Über ein Modell der Prozessvariable lässt sich der zukünftige Prozessverlauf prognostizieren
- Die Identifikation der relevanten Prozessvariablen, bzw. die Definition wirtschaftlich sinnvoller Grenzwerte stellen die kritischen Verfahrensschritte dar
- Die Prognose unterliegt einer durch das Konfidenzintervall spezifizierbaren Ungenauigkeit
- Die Leistungsfähigkeit des Prognosesystems lässt sich durch die Faktoren wie Berechnungsaufwand, Stabilität und Genauigkeit messen

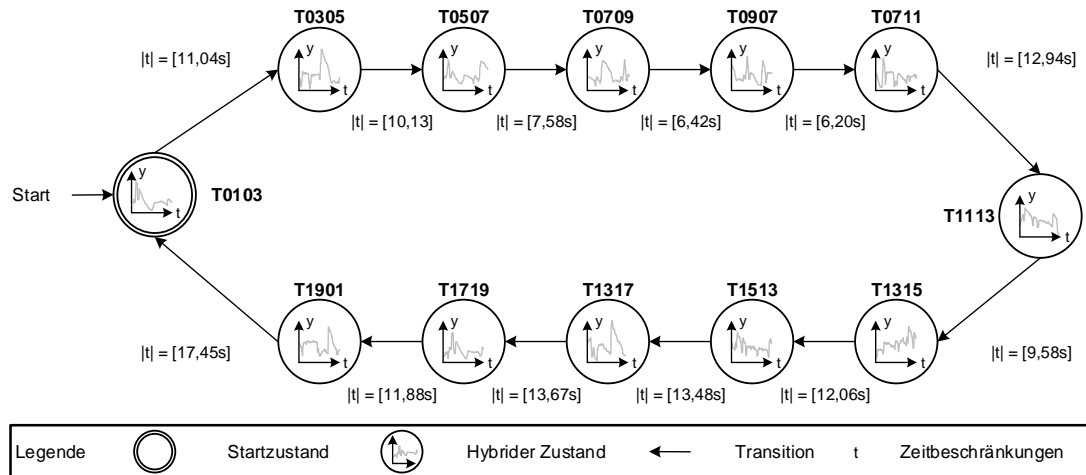
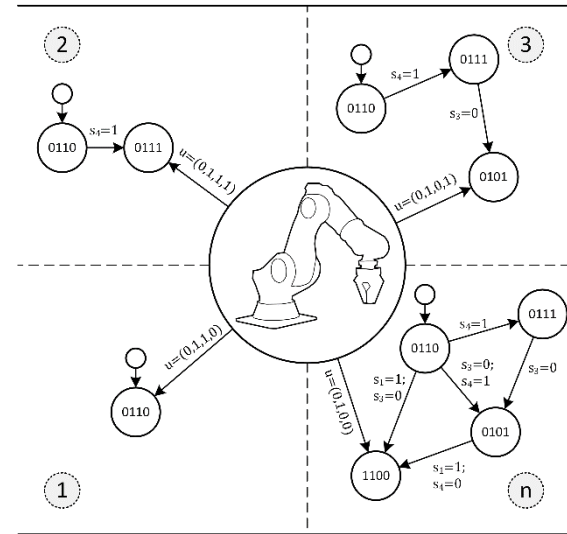


# Modellbasiertes Condition Monitoring umfasst eine Lern- und eine Betriebsphase.





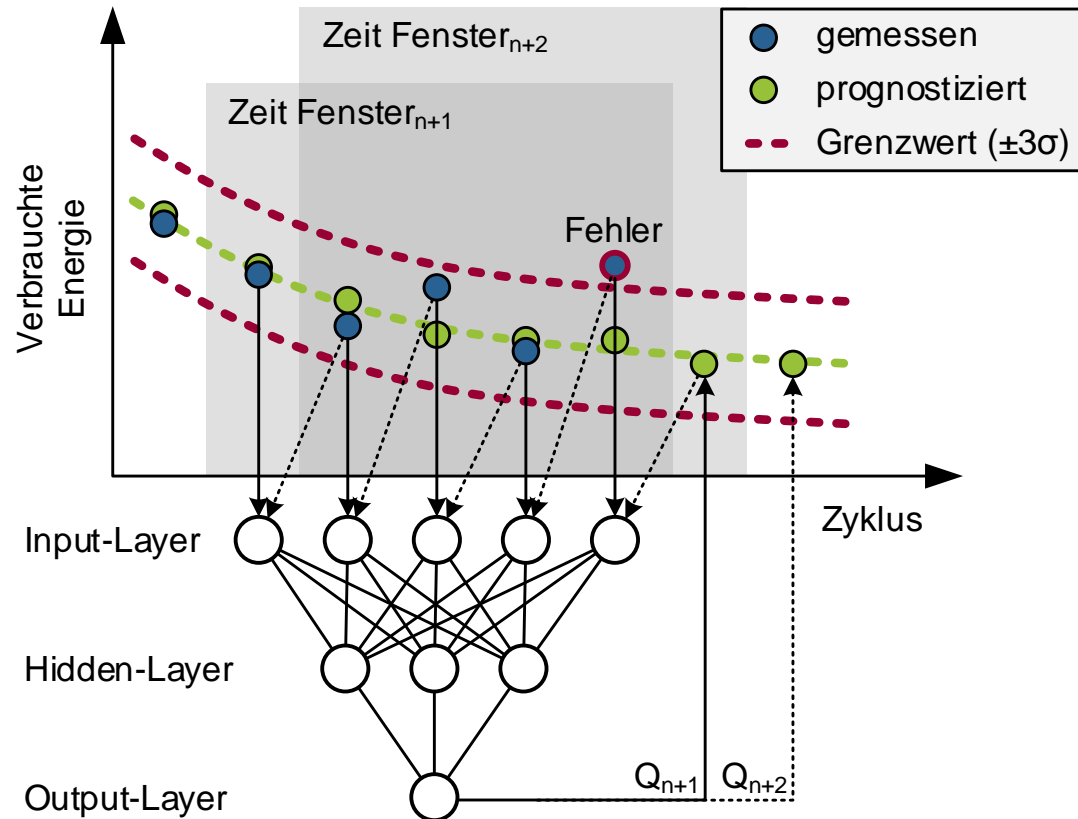
Für die Abbildung des kontinuierlichen Prozessverhaltens stehen Regressionsanalysen und Methoden des maschinellen Lernens bereit.



**Feedforward KNNs bieten die Möglichkeit zeitlich variierende Verschleißverläufe zu prognostizieren.**

### Künstliche Neuronale Netzwerke

- Ein Künstliches Neuronales Netzwerk besteht aus mindestens drei Schichten
- Der Einsatzphase geht eine Trainingsphase mit definierten Solldaten voraus
- Durch das Rückführen von prognostizierten Werten lassen sich mehrere Zeitschritte im Voraus prognostizieren
- Für die Konzeption von KNNs bestehen keine allgemeingültigen Regeln



Der Inhalt des Vortrags ist folgendermaßen strukturiert.

## Grundlagen | I4.0 - Enabler

- Kommunikationsstandards / Datenmodelle
  - OPC UA
  - Automation ML
- Blackbox Modelle
  - Hybride zeitgesteuerte Automaten
  - Künstliche neuronale Netzwerke

## Anwendungsfall #1



**Konnektierung durch das Thermo-Crimp Verfahren im Elektromaschinenbau**

## Anwendungsfall #2



**Linearantriebe in der spanenden Fertigung**



# Das Thermo Crimp Verfahren wird unter anderem für die Konnektierung in der Elektromobilität genutzt.

## Verbesserungspotentiale im Heißcrimprozess

Mechanische Spannungen führen zu **nicht-deterministischen, variierenden Einsatzzeiten** von etwa 5000 Crimpprozessen pro Elektrode und **ungeplantem Instandhaltungsbedarf**

Elektrodenaustauschintervalle basieren auf **implizitem Expertenwissen**

Prüfung der Verbindungsqualität basiert auf einer **zusätzlicher Widerstandsmessung**

## Mögliche Lösungen

Online-Überwachung von Verschleißkomponenten durch die Überwachung von kontinuierlichen Prozessvariablen der **elektrischen Energie** und **Temperatur** für die Erkennung von Verschleißzuständen

**Kontinuierliche Evaluierung der Prozessparameter** und Produktqualität unter Verzicht auf zusätzliche, kostenintensive End-Of-Line Tests

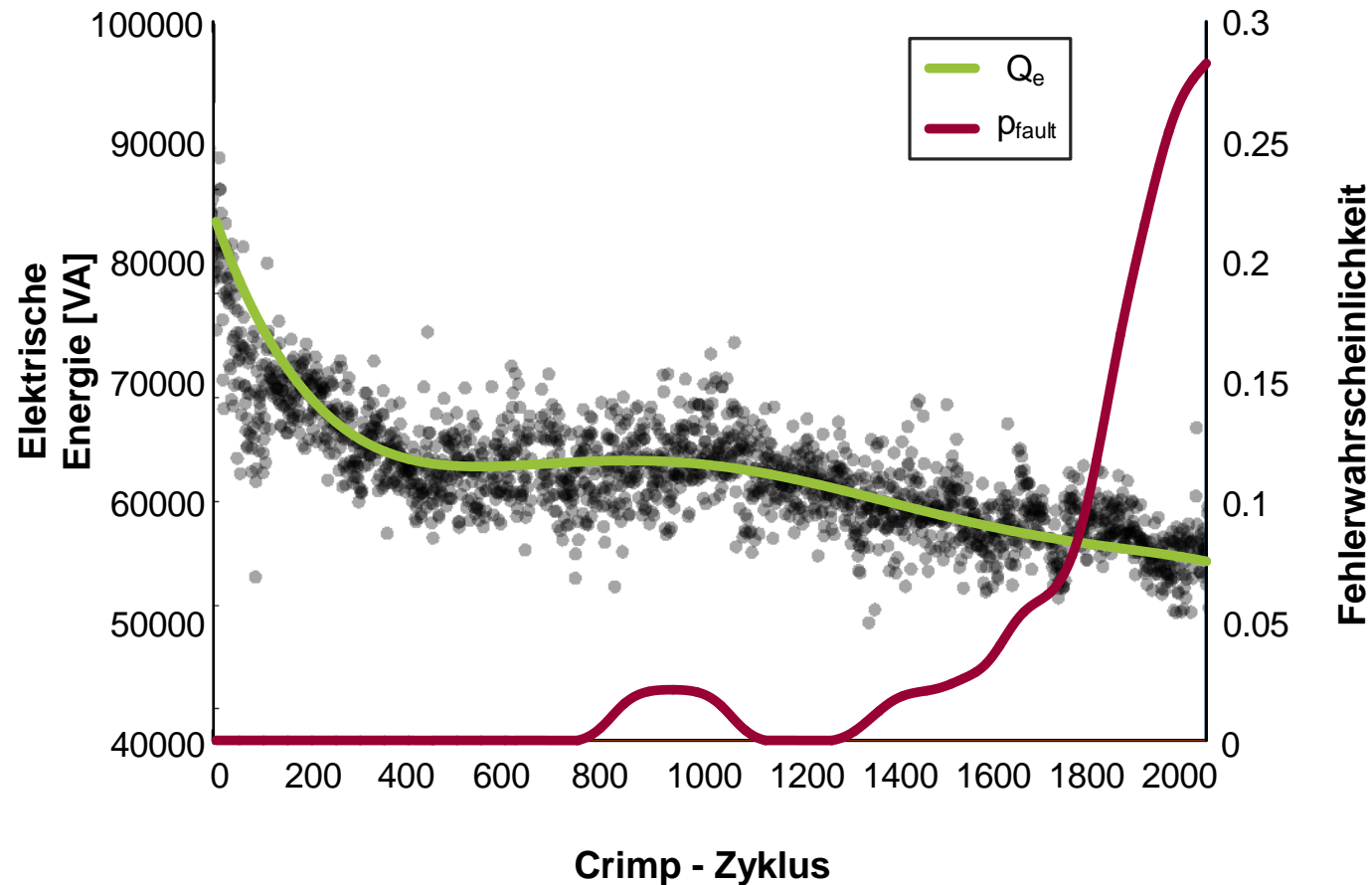


## Effekte durch Elektrodenverschleiß

**Schlechte Krafteinbringung** durch die Deformation der Elektrodengeometrie

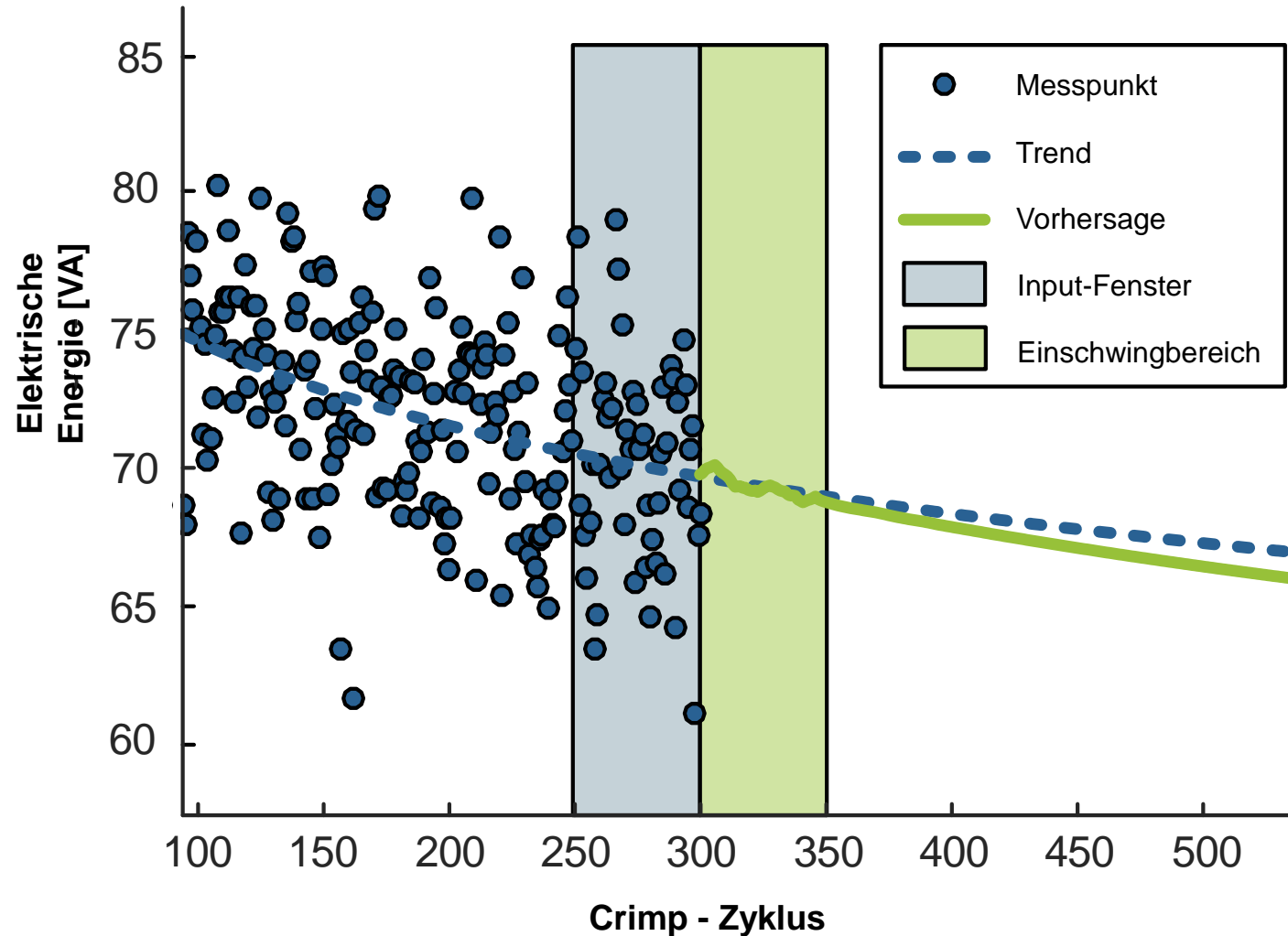
**Geringer Wärmeeintrag** durch die Änderung von Elektrodenoberfläche und Widerstand

Mit den implementierten Funktionalitäten können der Energieverbrauch und die Rate der defekten Crimpverbindungen prognostiziert werden.

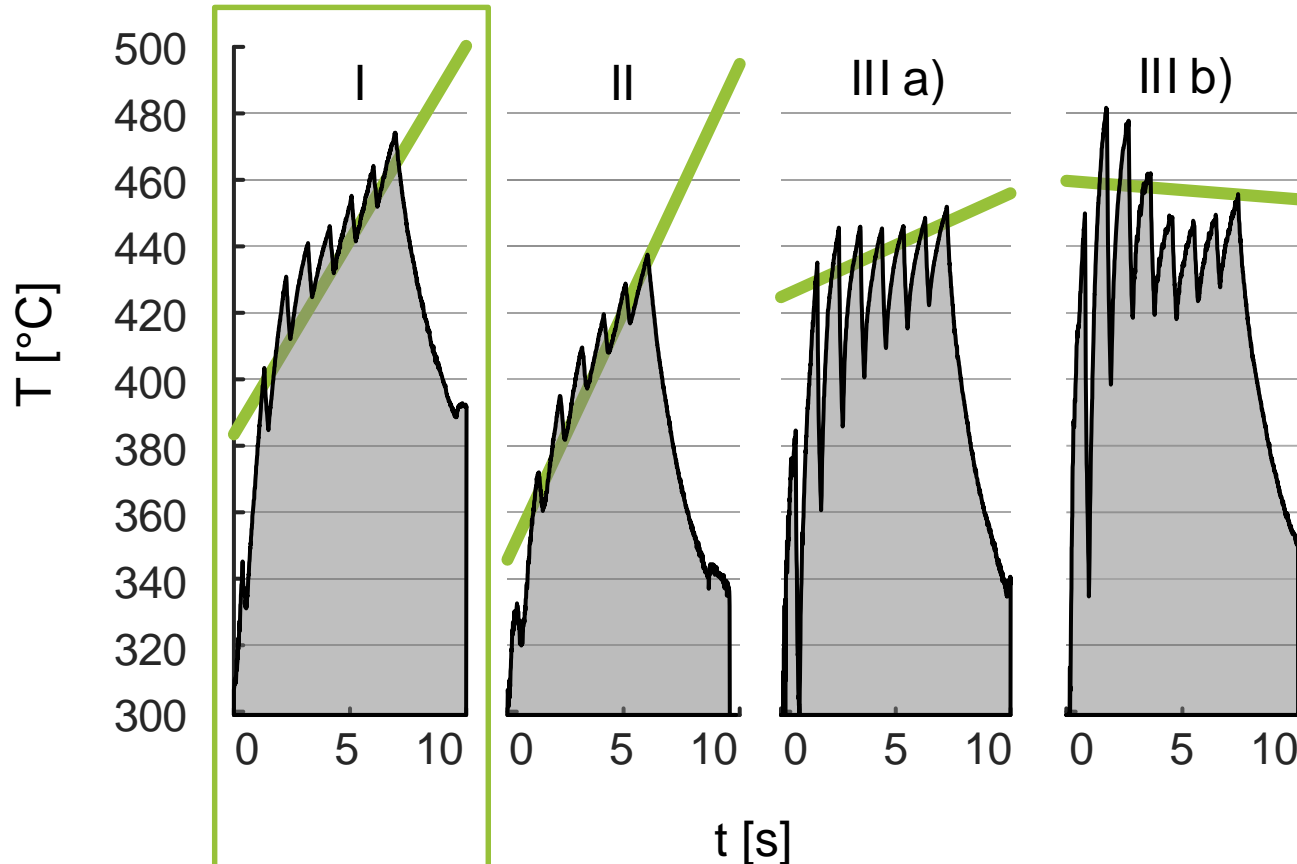


**Der elektrische Energieverbrauch korreliert negativ mit der Fehlerwahrscheinlichkeit.**

Der elektrische Energieverbrauch der Crimpzyklen kann mit Hilfe eines Künstlichen Neuronalen Netzes prognostiziert werden.



Die Form der Temperaturkurve ist ein Indikator für die Qualität einer Crimpverbindung.

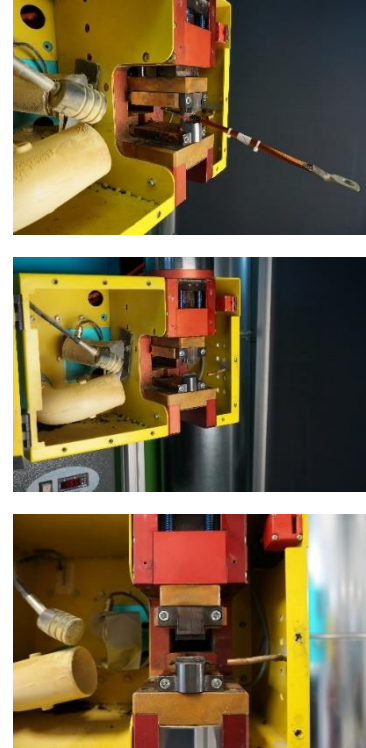


**Fehlerfreie  
Crimp  
Verbindung**

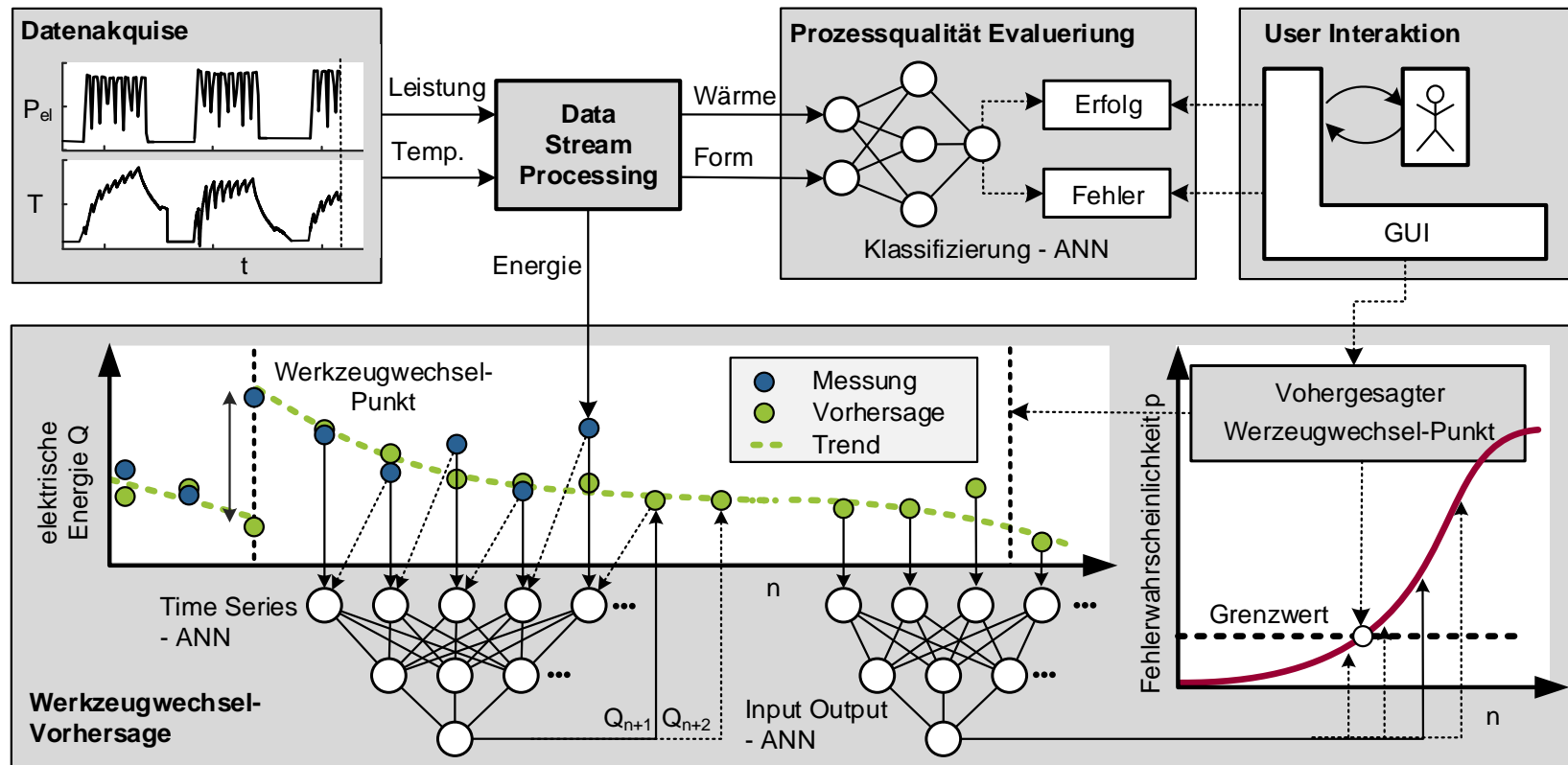
**Fall II:** Zu wenig  
Energie eingebracht  
wegen ansteigendem  
Werkzeugwiderstand

**Fall III a + b:** Unzureichende  
Verdampfung der Isolation  
wegen veränderter  
Werkzeuggeometrie

**Fehlerhafte  
Crimpverbindung**

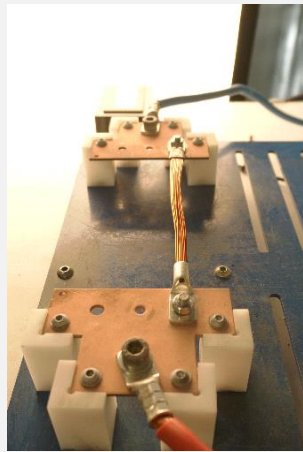


Die Methodik der implementierten Datenanalyse fokussiert auf die Vorhersage von Werkzeugwechsellpunkten und auf eine Online-Prozessqualitätsevaluation.





Mit den Kenngrößen Sensitivität und Fall-Out können die Ergebnisse evaluiert werden.



**Referenz  
Prozess  
Qualität**  
Messung  
des  
Ohm'schen  
Widerstands

**Prognose Prozess Qualität**  
Künstliches neuronales Netzwerk

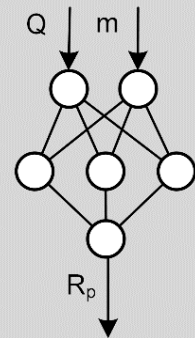
**Ermittelte Klasse**

**Verbindung als  
fehlerhaft klassifiziert**

$R_{1_p} > 0.01 \Omega \parallel$   
 $R_{2_p} > 0.01 \Omega$

**Verbindung als  
fehlerfrei klassifiziert**

$R_{1_p} \leq 0.01 \Omega \&\&$   
 $R_{2_p} \leq 0.01 \Omega$



**Tatsächliche Klasse**

**Verbindung ist fehlerhaft**

$R_{1_m} > 0.01 \Omega \parallel$   
 $R_{2_m} > 0.01 \Omega$

**Verbindung ist fehlerfrei**

$R_{1_m} \leq 0.01 \Omega \&\&$   
 $R_{2_m} \leq 0.01 \Omega$

**True Positive  
(TP)**

**False Negative  
(FN)**

**Sensitivität**  
 $TP / (TP + FN)$   
**= 82%**

**False Positive  
(FP)**

**True Negative  
(TN)**

**Fall-Out**  
 $FP / (FP + TN)$   
**= 15%**

Der Inhalt des Vortrags ist folgendermaßen strukturiert.

## Grundlagen | I4.0 - Enabler

- Kommunikationsstandards / Datenmodelle
  - OPC UA
  - Automation ML
- Blackbox Modelle
  - Hybride zeitgesteuerte Automaten
  - Künstliche neuronale Netzwerke

## Anwendungsfall #1



## Anwendungsfall #2



## Die Quantifizierung des Verschleißes eines KGTs erfolgt über die Analyse unterschiedlicher physikalischer Größen.

### Situation

- Fertigung von [REDACTED] Pumpengehäuse/Tag auf [REDACTED] STAMA Zerspanungszentren

### Problem

- Ungeplante Instandhaltungszeiten durch nicht deterministische KGT-Ausfälle

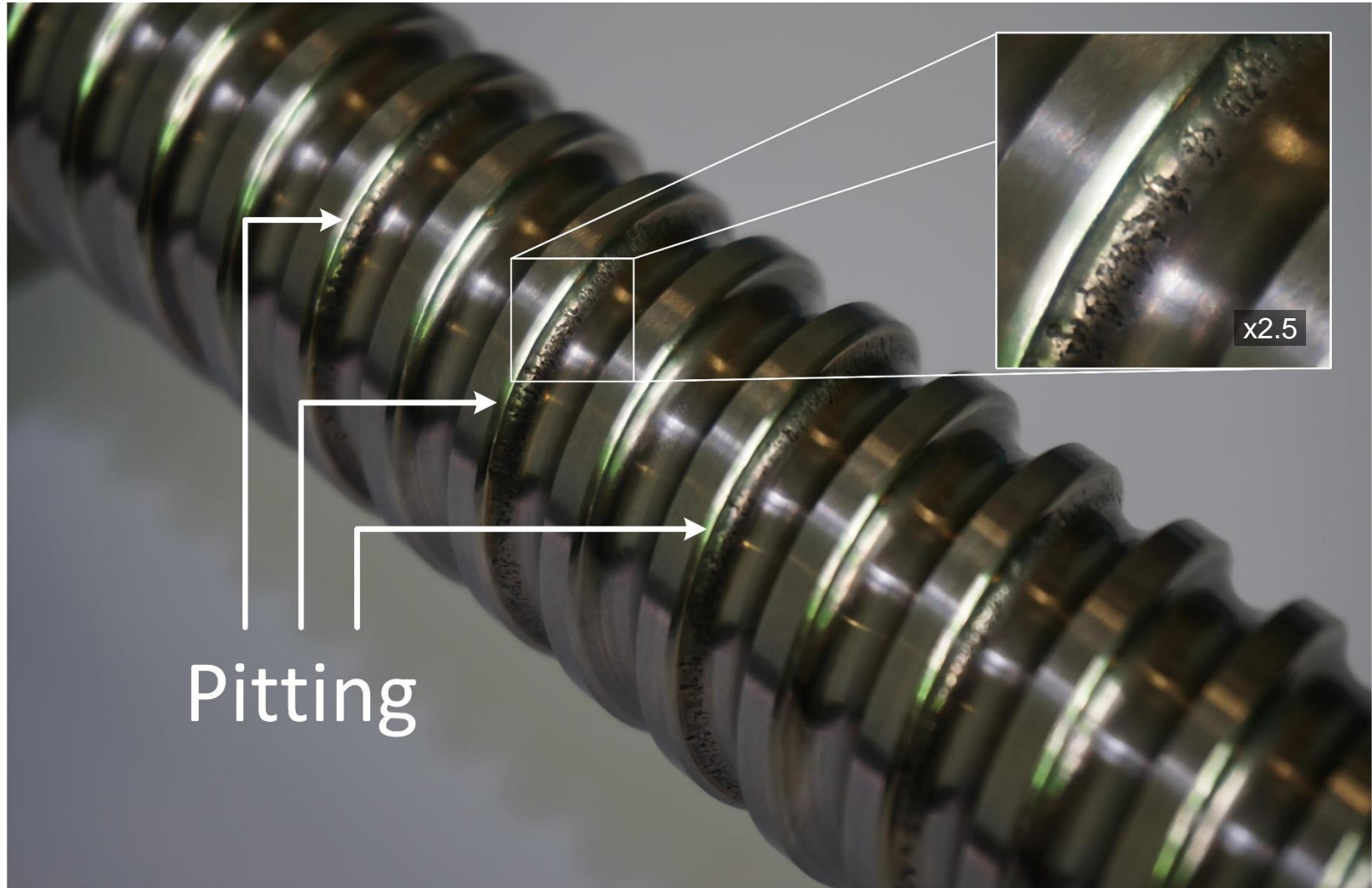
### Lösung

- Quantifizierung des Verschleißzustandes der KGTs durch Messung von:
  - Umkehrspiel
  - Drehmomentverlauf
  - Vibration
- Vorhersage der Abnutzungsentwicklung
- Vorhersage des optimalen Instandhaltungszeitpunktes
- Reduktion der ungeplanten Instandhaltungszeiten



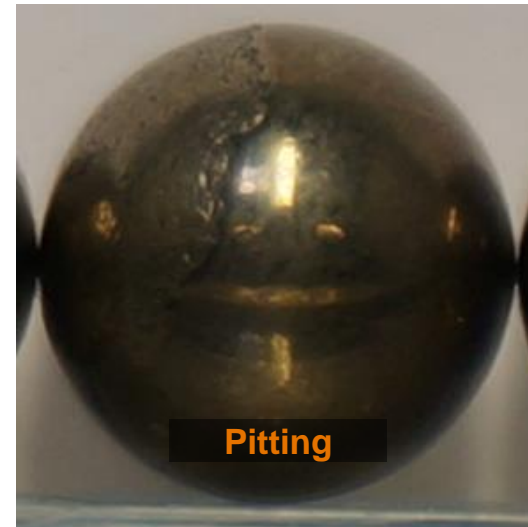
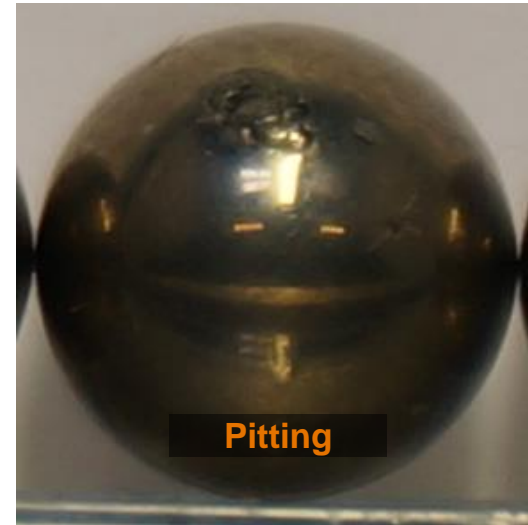
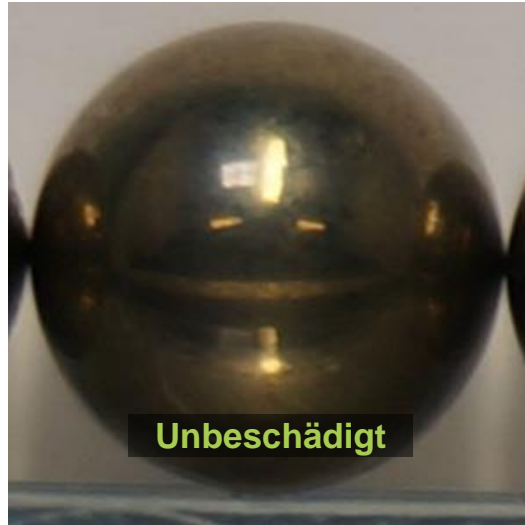
Kugelgewindetrieb – Y-Achse  
STAMA Gen2

Durch lokale Überlastungen kommt es zu Oberflächenbeschädigungen.



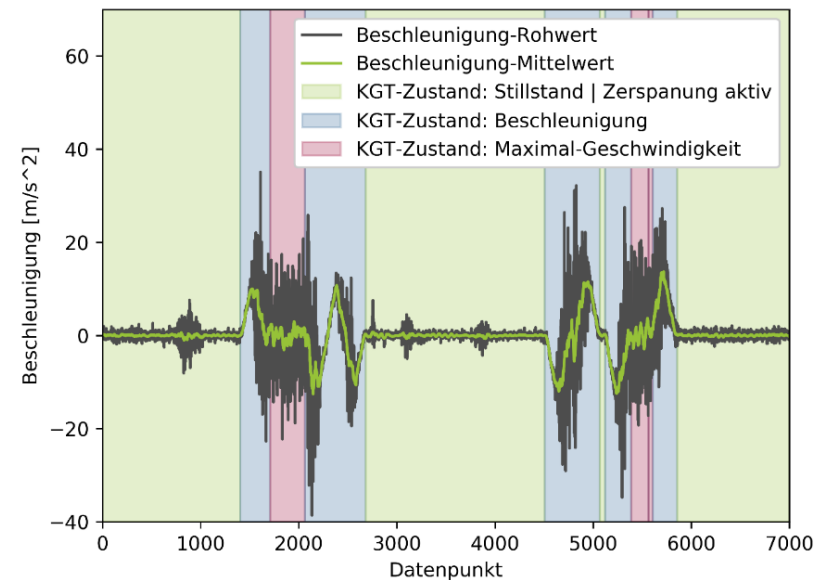
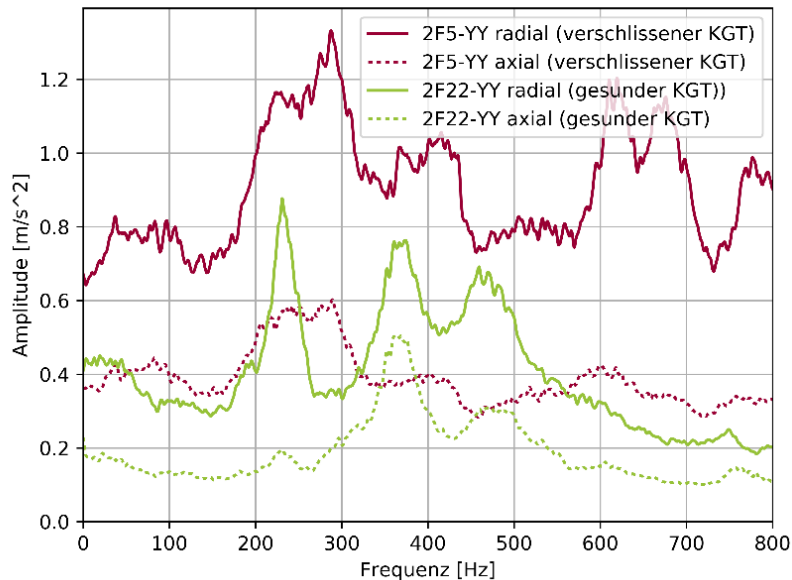


Durch lokale Überlastungen kommt es zu Oberflächenbeschädigungen.





**Durch die Berechnung der emittierten Vibrationsleistung lässt sich der Verschleißzustand des KGT bestimmen.**



### Vergleich der Signale in der Frequenzdomäne

- Frequenzspektrum wenig aussagekräftig aufgrund Vielzahl an sich überlagerten Schwingungen
- Entscheidende Größe ist die emittierte Vibrations-Leistung

### Demonstration der online Zustands-Detektion

- Online Detektion des Bewegungs-Zustandes des KGT
- Algorithmen basieren ua. auf Swawitzki-Golay Filter und gleitender Standardabweichung

A close-up photograph of a mechanical assembly, likely a part of a manufacturing process. A thick, reddish-brown copper wire is being fed into a complex metal structure. The structure consists of several stacked metal plates or blocks, some of which are secured with screws. The background is dark and out of focus, emphasizing the mechanical components.

# FAPS

Prof. Dr.-Ing. Jörg Franke

**Lehrstuhl für Fertigungsautomatisierung  
und Produktionssystematik**

Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg



# DANKE