

# Modellierung und Regelung einer mechanischen Presse mithilfe von Methoden des maschinellen Lernens

Tajinder Singh Dhaliwal  
Master-Thesis 28. April 2015  
Betreuer: Florian Hoppe



TECHNISCHE  
UNIVERSITÄT  
DARMSTADT







TECHNISCHE  
UNIVERSITÄT  
DARMSTADT

Fachgebiet für Produktionstechnik  
und Umformmaschinen



Prof. Dr.-Ing. Dipl.-Wirtsch.-Ing.  
Peter Groche

## Master-Thesis

Für

Herrn B. Sc. Tajinder Singh Dhaliwal

**Thema:** Modellierung und Regelung einer mechanischen Presse mithilfe von Methoden des maschinellen Lernens

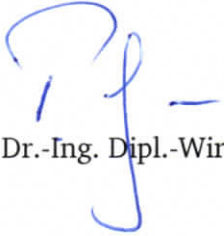
Modeling and Control of a Mechanical Forming Press using Machine Learning Methods

Für die Überwachung und Regelung von Pressen sind präzise Modelle notwendig. Im Gegensatz zu klassischen White-Box Modellierungsansätzen, in dem a priori alle Modellparameter und Einflüsse genau ermittelt und beschrieben werden, soll im Rahmen dieser Arbeit ein Ansatz für die lernende Modellierung der 3D-Servo-Presse verfolgt werden. Hierzu sollen Methoden aus dem maschinellen Lernen genutzt werden, um ein dynamisches Modell anhand gemessener Ein- und Ausgangsdaten der Presse zu erstellen. Hiermit sollen zum einen das Maschinenverhalten überwacht und zum anderen ein inverses Modell für die Regelung bereitgestellt werden.

Im Einzelnen sind folgende Tätigkeiten durchzuführen:

- Recherche zum Stand der Technik über den Einsatz von maschinellem Lernen bei der Modellierung von Maschinen
- Auswahl und Implementierung von Verfahren in Matlab/Python
- Untersuchung der Verfahren anhand eines Simulationsmodells der 3D-Servo-Presse
- Experimentelle Untersuchung und Bewertung der Verfahren am Prototypen
- Zusammenstellen der Ergebnisse in einer schriftlichen Ausarbeitung

Beginn: 10.09.2018  
Abgabe: 11.03.2019  
Betreuer: M. Sc. Florian Hoppe



Prof. Dr.-Ing. Dipl.-Wirtsch.-Ing. P. Groche



---

## **Erklärung zur Abschlussarbeit gemäß § 22 Abs. 7 und § 23 Abs. 7 APB TU Darmstadt**

---

Hiermit versichere ich, Tajinder Singh Dhaliwal, die vorliegende Master-Thesis gemäß § 22 Abs. 7 APB der TU Darmstadt ohne Hilfe Dritter und nur mit den angegebenen Quellen und Hilfsmitteln angefertigt zu haben. Alle Stellen, die Quellen entnommen wurden, sind als solche kenntlich gemacht worden. Diese Arbeit hat in gleicher oder ähnlicher Form noch keiner Prüfungsbehörde vorgelegen.

Mir ist bekannt, dass im Falle eines Plagiats (§ 38 Abs. 2 APB) ein Täuschungsversuch vorliegt, der dazu führt, dass die Arbeit mit 5,0 bewertet und damit ein Prüfungsversuch verbraucht wird. Abschlussarbeiten dürfen nur einmal wiederholt werden.

Bei der abgegebenen Thesis stimmen die schriftliche und die zur Archivierung eingereichte elektronische Fassung gemäß § 23 Abs. 7 ABP überein.

Bei einer Thesis des Fachbereichs Architektur entspricht die eingereichte elektronische Fassung dem vorgestellten Modell und den vorgelegten Plänen.

Datum:

Unterschrift:

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

---

## Kurzfassung

---

Diese Arbeit befasst sich mit der Entwicklung eines Verfahrens zur Beherrschung von Unsicherheiten in Drei-Punkt-Richtprozessen. Beim Richten ist sowohl die Prozessgeschwindigkeit als auch Prozessgenauigkeit die genaue Prädiktion der Rückfederung des Bauteils von entscheidender Rolle. Dabei stellen oftmals schwankende Bauteileigenschaften eine Herausforderung dar, die eine Regelstrategie benötigt, die diese Schwankungen erkennen und kompensieren kann. Hierzu wird in dieser Arbeit ein Verfahren entwickelt, welches es erlaubt, parallel zu einem Biegeprozess in Echtzeit alle relevanten Bauteilinformationen aus der Kraft-Weg-Messung des Bauteils zu identifizieren und damit zu jedem Zeitpunkt die Rückfederung zu prädizieren.

Anhand der Ergebnisse an einer Drei-Punkt-Richtmaschine wird gezeigt, dass mit diesem Verfahren auch ohne Kenntnis der Materialeigenschaften mit nur einem Richthub eine hohe Genauigkeit erzielt werden kann. Darüber hinaus werden in Versuchen auch die Grenzen der Robustheit gegenüber Schwankungen in der Bauteilgeometrie getestet. Als Ausblick zu diesem Verfahren wird ein Lösungsansatz geliefert, mit dem ein höheres Maß an vertrauenswürdiger Information gewonnen werden kann und durch eine stochastische Modellierung der Unsicherheiten eine weitere Optimierung ist.

**Schlüsselwörter:** Drei-Punkt-Richten, Unsicherheit, Unwissen, Materialeigenschaft, Bauteileigenschaften, Robustheit

---

## Abstract

---

This thesis deals with the development of a method to control uncertainties in three-point straightening processes. Speed and accuracy in straightening processes are determined by its quality of springback prediction. Alternating material and part properties are a challenging task for springback prediction and require a control strategy which is able to detect and compensate those uncertainties. Therefore this thesis presents a method which is able to extract all essential information from the online force-displacement curvature during the straightening process and provides a real-time springback prediction.

Results from real processes on a three-point straightening machine have shown that this method is able to handle unknown uncertainties in material properties and achieve a high accuracy within one stroke. Additional results show the robustness of this method and its limits regarding uncertainties in part properties. A further solution is provided which gives an outlook on how to increase the amount of available, reliable information and therefore optimize the method with a stochastic uncertainty.

**Keywords:** three-point straightening, stochastic uncertainty, unknown uncertainty, material properties, part properties, robustness

---

# Inhaltsverzeichnis

<b>Symbole und Abkungen</b>	<b>vii</b>
<b>Abbildungsverzeichnis</b>	<b>ix</b>
<b>Tabellenverzeichnis</b>	<b>xi</b>
<b>1 Einführung</b>	<b>1</b>
1.1 Abgrenzung zu vorherigen Arbeiten . . . . .	2
1.2 Vorgehensweise . . . . .	3
<b>2 Stand der Technik</b>	<b>5</b>
2.1 Maschinelles Lernen . . . . .	5
2.2 Künstliche neuronale Netzwerke . . . . .	6
2.2.1 Feedforward neuronale Netzwerke . . . . .	6
2.2.2 Rekurrente neuronale Netze . . . . .	10
<b>3 Theoretische Grundlagen</b>	<b>13</b>
3.1 Modellierungsansätze . . . . .	13
3.2 Regelung . . . . .	15
3.3 Zustandsüberwachung . . . . .	17
<b>4 Ausblick</b>	<b>21</b>
<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>23</b>





---

# Symbole und Abkzungen

## Operatoren und Funktionen

Symbol	Beschreibung
*	Faltung
$\Theta(\cdot)$	Heaviside-/Sprung-Funktion

## Lateinische Symbole und Formelzeichen

Symbol	Beschreibung	Einheit
$b$	Integrationskonstante	N

## Griechische Symbole und Formelzeichen

Symbol	Beschreibung	Einheit
$\epsilon$	Rauschprozesses der Kraftmessung	N
$\varphi$	Umformgrad	

---

## Abkürzungen

---

Kel	vollstige Bezeichnung
-----	-----------------------

---

AI	Analog Input
----	--------------

AO	Analog Output
----	---------------

---

# Abbildungsverzeichnis

2.1	Multi-Layer-Perceptron (MLP) [17]	7
2.2	Multi-Layer-Perceptron [16]	9
2.3	Rekurrentes Netz [9]	11
3.1	Mathematische Modelle von White-Box- bis zu Black-Box-Modellen [8]	15
3.2	Erweiterte Grundstruktur des Regelkreises [10]	16
3.3	Fehlererkennung mit Signal- und Prozessmodellen (a) signalmodellbasiert, (b) prozessmodellbasiert. [7]	18
3.4	Übersicht der Fehlererkennungsmethoden [7]	18



---

# Tabellenverzeichnis

2.1	Methoden des maschinellen Lernens im Bereich Klassifikation und Regression . . .	6
3.1	Eigenschaften theoretischer und experimenteller Modellierungsansätze [8] . . . .	14



---

# 1 Einführung

Die Planung und Einführung von Fertigungssystemen geht mit Unsicherheiten einher. Dies ist bedingt durch die limitierte Gültigkeit von Annahmen in Bezug auf zukünftige Ereignisse während der Auswahl- und Entwicklungsphase von Fertigungstechnologien und Werkzeugmaschinen [5]. Nach [4] gibt es vier Arten von Unsicherheiten: die Marktakzeptanz von bestimmten Produkten, die Länge der Produktlebensphasen, spezifische Produkteigenschaften und die aggregierte Produktnachfrage. Ein mögliches Lösungskonzept zur Bewältigung dieser Unsicherheiten besteht darin, die Flexibilität von Fertigungssystemen zu erhöhen. Daraus ergeben sich nach [15] folgende Vorteile: durch die Erhöhung dieser können erstens eine höhere Anzahl an Produkten und Produktvariationen (Werkzeugflexibilität) in den Fertigungsprozess integriert werden, zweitens erhöht sich die Adaptionfähigkeit des Fertigungsprozesses auf eine Veränderung der Produktpalette (Produktflexibilität), drittens erhöht sich bei flexiblen Fertigungsprozessen die Adaptionfähigkeit auf Veränderungen des Prozesses, z.B. durch technologische Entwicklungen (Prozessflexibilität) und viertens kann durch solche Fertigungssysteme flexibler auf Nachfrageschwankungen reagiert werden (Nachfrageflexibilität).

Bisher kommen Umformmaschinen vor allem bei großen Stückzahlen und ausgewählten Umformmethoden oder kleinen Stückzahlen und vorher speziell festgelegten Werkzeugverfahren zum Einsatz [5]. Dadurch ist die Adaptionfähigkeit auf Nachfrageschwankungen sehr eingeschränkt [12]. Dagegen bietet die Integration von Servomotoren in Pressen neue Möglichkeiten der Flexibilisierung mit [6]. Um dem Anspruch einer höheren Flexibilität für Pressen gerecht zu werden, entwickelte das Institut für Produktionstechnik und Umformmaschinen (PtU) die neuartige 3D-Servo-Presse. Diese verfügt über drei Antriebssysteme. Diese erlauben es der 3D-Servo-Presse, zuzüglich zur translatorischen Stößelbewegung eine Verkipfung orthogonal zur Translationsbewegung durchzuführen. Dadurch ergeben sich insgesamt drei Freiheitsgrade: eine translatorische Hubbewegung und zwei rotatorische Kippbewegungen. Dadurch ist die Herstellung neuartiger Produktgeometrien und das Einbringen bestimmter Materialeigenschaften in den umgeformten Produkten durch definierte Werkzeugbewegungen denkbar. Beispielsweise lässt sich durch den Einsatz der 3D-Servo-Presse die Anzahl der Prozessschritte bei der Herstellung von Bauteilen mit sehr hohen Umformgraden durch die gezielte Steuerung des Materialflusses reduzieren [13]. Durch den Einsatz der 3D-Servo-Presse soll damit dem Anspruch nach höherer Flexibilisierung und der damit einhergehenden höheren Wirtschaftlichkeit gerecht werden.

---

Zusätzlich zum Thema Flexibilisierung von Fertigungssystemen hat sich das Thema Industrie 4.0 als weiterer Forschungsgegenstand in der Literatur etabliert. Nach [1] stellt die Integration von Sensoren und die damit ermöglichte Zustandsüberwachung einer Werkzeugmaschine ein Teilaspekt der Industrie 4.0 dar. Durch die Zustandsüberwachung ist eine frühzeitige Detektion von Ausfällen möglich. Darüber hinaus können durch die Erfassung des Betriebszustandes Prognosen zur zukünftigen Funktionsfähigkeit der Werkzeugmaschine gemacht werden. Diese erlauben im weiteren Verlauf das Initiieren von Maßnahmen zur Behebung von möglich auftretenden Ausfällen, Defekten etc. [1]

Sowohl für die Regelung der 3D-Servo-Presse während des normalen Betriebsfalles als auch für die Zustandsüberwachung der 3D-Servo-Presse ist eine Modellbildung dieser notwendig. Im Gegensatz zu vergangenen Arbeiten kommt in dieser Arbeit kein White-Box-Ansatz, in dem a priori alle Modellierungsparameter und Einflüsse genau ermittelt werden, sondern ein Blackbox-Ansatz zur Anwendung. Für die Parametrisierung des Black-Box-Modells kommen Methoden des maschinellen Lernens zum Einsatz, um anhand gemessener Eingangs- und Ausgangsgrößen ein dynamisches Modell zu erstellen. Auf Basis dieses Modells sollen Konzepte zur Zustandsüberwachung als auch zur Regelung der 3D-Servo-Presse entwickelt werden. Als Grundlage dieser Arbeit dient der Prototyp der 3D-Servo-Presse. Diese steht als Forschungsobjekt am PtU an der Technischen Universität Darmstadt zur Verfügung.

---

## 1.1 Abgrenzung zu vorherigen Arbeiten

---

Wie bereits erwähnt verfügt die 3D-Servo-Presse über drei Servo-Motoren, welche die Antriebsmomente liefern. Mit der Hilfe von ungleich übersetzenden Koppelgetrieben werden nicht nur die Drehmomente in die auf den Stößel wirkende Zustellkraft übersetzt, sondern auch eine Kippbewegung des Stößels in zwei rotatorische Freiheitsgraden ermöglicht. Für diese Presse sind in mehreren Vorarbeiten bereits Pressenmodelle entwickelt worden.

[11] entwickelte in seiner Arbeit ein mechanisches Mehrkörpermodell des Getriebes der 3D-Servo-Presse. Bei diesem Pressenmodell berücksichtigt er sowohl die Nachgiebigkeiten als auch die Massenträgheiten aller Getriebeglieder, um damit dynamische Vorgänge, wie z.B. Schwingungen und das Verfahren der Getriebestellung, zu untersuchen. [11] kommt zum Ergebnis, dass das Mehrkörpermodell steifer ist als das reale Getriebe. Nach einer erneuten Parameteridentifikation zeigte sich in den Messdaten eine Hysterese und mechanisches Spiel. Nach [11] konnten diese nicht durch das Modell abgebildet werden. Weiterhin kommt [11] zum Schluss, dass die aus der Identifikation entspringenden Parameter einer Unsicherheit unterliegen. Daraufhin untersuchte [11] die Auswirkungen der Parameterunsicherheit und wählte aus den unsicheren Parametern zwei Parametersätze, aus welchen zwei Grenzmodelle hervorgingen, ein weiches und steifes Pressenmodell. Mit diesen konnte [11] letztlich die Zustandsüberwachung



---

durchführen.

In dieser Arbeit soll nun im Gegensatz zu [11] ein Black-Box-Modell an Stelle eines White-Box-Modells entwickelt werden. Die Parametrisierung des Modells findet dabei über Methoden des maschinellen Lernens statt. Das Ziel besteht darin, bisher in White-Box-Modellen nicht abgebildete Effekte, wie z.b. die nicht lineare Reibung, Fertigungstoleranzen, statische Dehnungen, Lagerreibung, Abnutzungserscheinungen, etc. durch Methoden des maschinellen Lernens abzubilden.

---

## **1.2 Vorgehensweise**

---



---

## 2 Stand der Technik

Wie bereits erwähnt, soll die Parametrisierung des in dieser Arbeit entwickelten Black-Box-Modells mit Methoden des maschinellen Lernens stattfinden. Da der Begriff des maschinellen Lernens ein weites Spektrum an theoretischen Grundlagen und praktischen Anwendungen umfasst, enthält der nächste Abschnitt grundlegende Erläuterungen zu diesem Begriff.

---

### 2.1 Maschinelles Lernen

---

Der Begriff des maschinellen Lernens ist ein Oberbegriff, welcher eine Reihe von Methoden umfasst, welche den Zweck haben, Modelle auf Basis von gesammelten bzw. gemessenen Daten zu generieren. Je umfangreicher dabei die Datengrundlage ist, desto besser ist das Modell in der Lage, das Verhalten des realen Systems abzubilden. Darüber hinaus ist das erzeugte Modell fähig, das Systemverhalten über die verwendete Datengrundlage hinweg zu verallgemeinern. Damit ist die Anwendung des Modells auf bisher unbekannte Datensätze derselben Art möglich, um daraus z.B. Vorhersagen über das zukünftige Systemverhalten zu machen. Der entscheidende Unterschied zu klassischen Systemidentifikationsmethoden ist, dass die Parametrisierung des Modells automatisiert durch Algorithmen und nicht durch explizites Festlegen stattfindet. [3]

Gemeinhin wird in der Literatur die Parametrisierung bzw. Adaptierung der Modelle durch Daten als *Training* bezeichnet. Nach [2] gibt es verschiedenen Lernverfahren mit folgenden Anwendungsgebieten:

- *Unüberwachtes Lernen*: Typische Anwendungsgebiete sind die Dimensionsreduktion (z.B. bei der Merkmalsextraktion), Generative Netzwerke (z.B. zur Musik- oder Bildgenerierung) und das Clustering.
- *Semi-überwachtes Lernen*: Anwendungsfälle sind die Text-Klassifikation oder die Spurverfolgung auf Straßen.
- *Bestärkendes Lernen*: Anwendungsfälle sind das Aneignen von Fähigkeiten oder Routinen bei Robotern oder die Roboternavigation.
- *Überwachtes Lernen*: Anwendungsfälle sind die Regression (z.B. Wettervorhersagen, Lebensdauerabschätzung) und Klassifikation (z.B. Bildklassifikation, Fehlererkennung). [2]

Für diese Arbeit stellt das überwachte Lernen das entscheidende Lernverfahren dar. Beim überwachten Lernen sind in den Trainingsdaten die Sollvorgaben in Form von gemessenen Ausgangsgrößen für die 3D-Servo-Presse (z.B. die Stößelhöhe) zu den korrespondierenden gemessenen Eingangsgrößen (Spindel- und Exzentervorschübe) vorhanden. Damit ist gewährleistet,

dass das durch die Parametrisierung erzeugte Modell das Verhalten des realen Systems möglichst gut abbildet.

Wie bereits erwähnt, gibt es im Bereich des überwachten Lernens zwei Anwendungsgebiete, zum einen die Klassifikation, zum anderen die Regression. Die gängigen Methode des maschinellen Lernens in diesen zwei Anwendungsgebieten sind in Tabelle 2.1 aufgelistet.

**Tabelle 2.1:** Methoden des maschinellen Lernens im Bereich Klassifikation und Regression

Klassifikation	Regression
Logistische Regression (Regressionsmodell)	Lineare Regression (Regressiosmodell)
Iterative Dichotomiser (Entscheidungsbaum)	Klassifikations- und Regressionsbaum (Entscheidungsbaum)
Random Forests (Entscheidungsbaum)	Random Forests (Entscheidungsbaum)
Stützvektormaschine (Kernmethode)	
Feed-forward Network (künstliche neuronale Netze)	Feed-forward Network (künstliche neuronale Netze)
Lernen eines Bayesschen Netzes (Bayessche Modelle)	

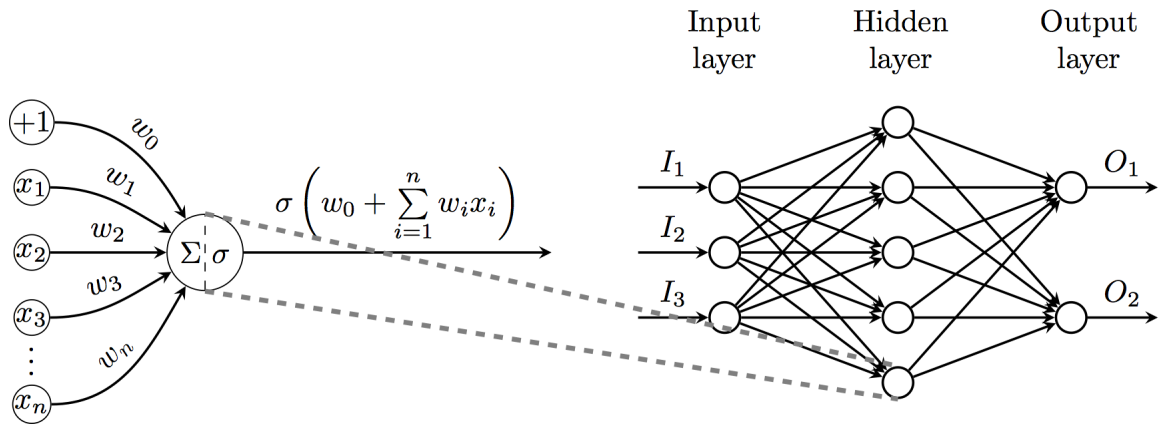
Die Parametrisierung des Black-Box-Modells für die 3D-Servo-Pressen stellt eine Regressionsaufgabe dar. Dafür erscheint der Einsatz von neuronalen Netzen zweckmäßig.

## 2.2 Künstliche neuronale Netzwerke

Wie in Abschnitt 2.1 erläutert, bieten sich für die Modellierung des dynamischen Verhaltens der 3D-Servo-Pressen neuronale Netze an. Nach [9] sind diese in der Lage, jeden stetigen nichtlinearen Zusammenhang zwischen Eingangs- und Ausgangsgrößen beliebig genau abzubilden. Es gibt eine Bandbreite von verschiedenen Typen neuronaler Netze, für die nachfolgend ein Überblick gegeben wird.

### 2.2.1 Feedforward neuronale Netzwerke

Die grundsätzliche Funktionsweise von neuronalen Netzen besteht darin, einen mehrdimensionalen Eingavektor  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  in ein Ausgabesignal  $\hat{y} = N(x|w)$  zu transformieren. Dabei bezeichnet  $w = (w_1, \dots, w_n)$  die Netzwerkgewichte. Diese nehmen vor der Parametrisierung bzw. vor dem Training des Netzes zunächst zufällige Werte an. Das Multi-Layer-Perceptron (MLP) ist ein weitverbreiteter Netzwerktyp, siehe Abbildung 2.1.



**Abbildung 2.1:** Multi-Layer-Perceptron (MLP) [17]

Bei diesem Netzwerktyp entspricht der Wert eines Knotens einer linearen Überlagerung  $n$  sigmoidaler Funktionen, ausgedrückt durch

$$\sigma(w_0 + \sum_{i=1}^n w_i x_i) \quad (2.1)$$

Die lineare Überlagerung der Netzwerkgewichte  $w_1, w_2, \dots, w_n$  multipliziert mit den Eingangsgrößen  $x_1, x_2, \dots, x_n$  und verschoben um den Wert  $w_0$  wird nochmals durch eine Aktivierungsfunktion transformiert. Mögliche Aktivierungsfunktionen sind die *sigmoidale*-Funktion  $\sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}$ , die *tangenssigmoidale*-Funktion  $\phi(z) = \frac{2}{1+e^{-2z}} - 1$  und die *lineare* Funktion  $a(z) = z$ .

Die Auswahl der Aktivierungsfunktion ist hierbei vom konkreten Anwendungsfall abhängig. Das Training bzw. die Parametrisierung des Netzes erfolgt nun in zwei Schritten. Im ersten Schritt findet eine Übergabe der Eingangsgrößen  $x_1, x_2, \dots, x_n$  an das Netz statt. Weiterhin nehmen die Netzwerkgewichte  $w$  anfangs zufällige Werte an. Da die Eingangsgrößen und die Netzwerkgewichte bekannt sind, kann jeder Knotenwert nach Gleichung 2.1 berechnet werden. Die nachfolgenden Knotenwerte der nächsten Schicht lassen sich somit sukzessive als Funktion der vorherigen Schicht berechnen. Auf diese Weise des Vorwärtsrechnens findet eine Transformation der Eingabegrößen  $x_1, x_2, \dots, x_n$  in ein Ausgangssignal  $\hat{y}$  statt (in Abbildung 2.1 als  $O_1$  und  $O_2$  bezeichnet).

Der zweite Schritt umfasst nun die Adaptierung der Netzwerkgewichte, sodass die vom Netz herausgegebenen Ausgabegrößen  $\hat{y}$  mit den gemessenen Ausgabegrößen  $y_i$  möglichst übereinstimmen. Dabei ist es zweckmäßig, die Abweichung zwischen diesen Größen in Form der Fehlerfunktion

$$E(w) = (y_i - N(x|w))^2 \quad (2.2)$$

---

zu beschreiben. Die Adaptierung der Netzwerkgewichte beschränkt sich nun darauf, die Fehlerfunktion zu minimieren. Eine der gängigsten Methoden ist die Methode des Gradientenabstieges. Diese gibt als Adaptionregel für die Netzwerkgewichte

$$\Delta w_i = \epsilon(-\nabla E_i) = \epsilon * -\frac{\partial E}{\partial w} \Big|_{w_i} \quad (2.3)$$

mit  $\epsilon$  als Lernrate bzw. Adaptionsschrittweite vor. Das Ziel besteht darin, für die Fehlerfunktion  $E(w)$  die partiellen Ableitungen  $\frac{\partial E}{\partial w} \Big|_{w_i}$  zu identifizieren und gleich null zu setzen. Damit würde die Fehlerfunktion  $E(w)$  ein lokales Minimum erreichen. Dies geschieht durch die lokale Suche nach dem Minimum der Fehlerfunktion  $E(w)$  in Richtung des steilsten Abstiegs. Die Richtung des steilsten Abstiegs entspricht dabei dem negativen Gradienten von  $E$  nach den Netzwerkgewichten  $w_i$ .

Die Adaption findet für jedes vorhandene Datenpaar  $((x_1, x_2, \dots, x_n) | (y_1))$  statt. Durch das Wiederholen des Adaptionsvorgang passt sich das Netz an das zu modellierende Systemverhalten an.

Wie bereits erwähnt, bietet sich die Methode des Gradientenabstieges als ein mögliches Verfahren zur Minimierung der Fehlerfunktion an. Es gibt darüber hinaus in der Literatur eine Vielzahl von Verfahren, die sich nach [14] in folgende Kategorien einteilen lassen:

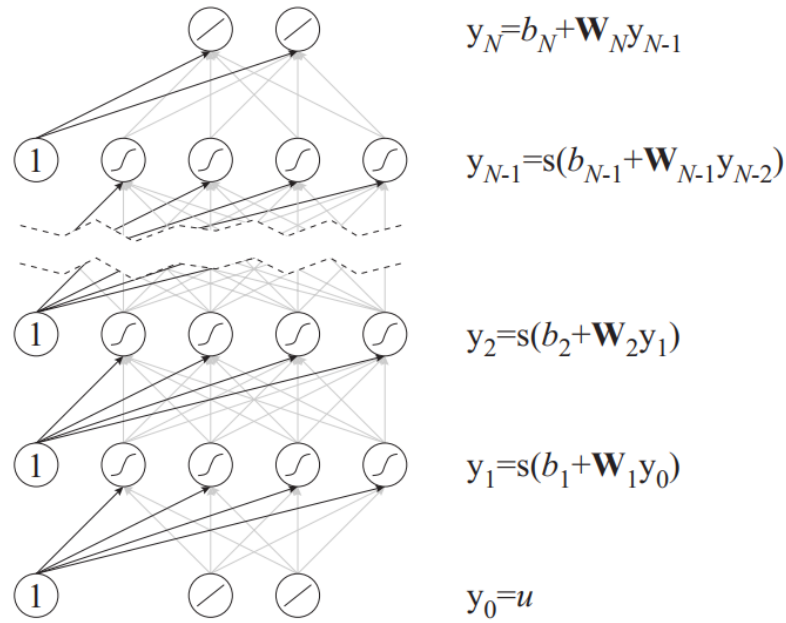
- Gradientenverfahren erster Ordnung
- Gradientenverfahren zweiter Ordnung
- stochastische Optimierungsverfahren
- Verfahren der globalen Optimierung

### Backpropagation-Algorithmus

Den Verfahren der ersten Kategorie ist gemein, dass die Berechnung des Gradienten des Gütefunktional

$$\nabla E_i = \frac{\partial E}{\partial w} \Big|_{w_i} \quad (2.4)$$

in jeder Iteration problematisch ist, da sich die Gradienten nicht in einem Schritt berechnen lassen. In der Regel kommt für die Lösung dieses Problems der *Backpropagation*-Algorithmus zum Einsatz. Dieser wendet die Kettenregel an, um die Gradienten in mehrere Faktoren, bestehend aus partiellen Ableitungen, zu zerlegen. Auf diese Weise können die partiellen Ableitungen der letzten Schicht, welche in der Regel bekannt sind, benutzt werden können, um die partiellen



**Abbildung 2.2:** Multi-Layer-Perceptron [16]

Ableitungen der vorangehenden Schichten zu bestimmen. Dies ist gleichbedeutend mit dem Belegen der *Jacobi-Matrix*.

Die Ermittlung der notwendigen partiellen Ableitungen ergibt sich nach [16] durch folgende Rekursionsformeln

$$\begin{aligned}
 Y'_{i-1} &= Y'_i \cdot S'_i \cdot W_i \\
 \frac{\partial y_N}{\partial (W_i)_{jk}} &= Y'_i \cdot S'_i \cdot \begin{pmatrix} (y_{i-1})_k \\ \dots \\ (y_{i-1})_k \end{pmatrix} \\
 \frac{\partial y_N}{\partial \vec{b}_i} &= Y'_i \cdot S'_i
 \end{aligned} \tag{2.5}$$

Dabei enthält die Matrix  $Y'_i$  die partiellen Ableitungen der Ausgabegrößen der letzten, also der  $N$ ten Schicht, nach der  $i$ ten Schicht. Am Anfang der Rekursion entspricht diese der Einheitsmatrix. Die Matrix  $S'_i$  enthält die Ableitungen der Aktivierungsfunktionen der  $i$ ten Schicht. [16]

Die Ermittlung der partiellen Ableitungen findet also von der letzten bis zur ersten Schicht, also rückwärts, statt. Nach Ermittlung der partiellen Ableitungen aller Schichten, kann die Adaption der Netzwerkgewichte gemäß einer Adaptionsregel, siehe 2.3, erfolgen. Während des

---

Adaptionsprozesses nimmt der Gesamtfehler ab. Sinkt der Gesamtfehler über alle Netzausgänge  $y_1, \dots, y_m$  unter eine festgelegte Grenze, bricht das Training des Netzes ab.

Es bleibt festzuhalten, dass die Anpassungsfähigkeit des Netzes an das nichtlineare Verhalten dynamischer Systeme von folgenden Faktoren abhängt:

- Anzahl der Neuronen
- Anzahl der Schichten
- Wahl des Algorithmus zur Minimierung der Fehlerfunktion
- Auswahl der Aktivierungsfunktionen
- Repräsentationsfähigkeit der Trainingsdaten

Die richtige Auslegung der Parameter für das neuronale Netz stellt eine Herausforderung dar. In Abschnitt KAPITEL ist eine ausführliche Diskussion über die Auswahl der Netzparameter, vor allem über den Algorithmus und die Anzahl der Neuronen, enthalten.

Das bisher vorgestellte *Feedforward-Netz* ist vor allem dazu geeignet, den statischen Zusammenhang zwischen Eingangs- und Ausgangsgrößen abzubilden. *Feedforward-Netze* sind rein vorwärts gerichtete Netze und definieren sich lediglich über die Eingabegrößen und die Parametrisierung der Gewichte. Somit sind *Feedforward-Netze* zustandsfrei. Davon unterscheiden sich sogenannte *rekurrente Netze*, welche den Einfluss der Zeit zusätzlich berücksichtigen können.

---

### 2.2.2 Rekurrente neuronale Netze

---

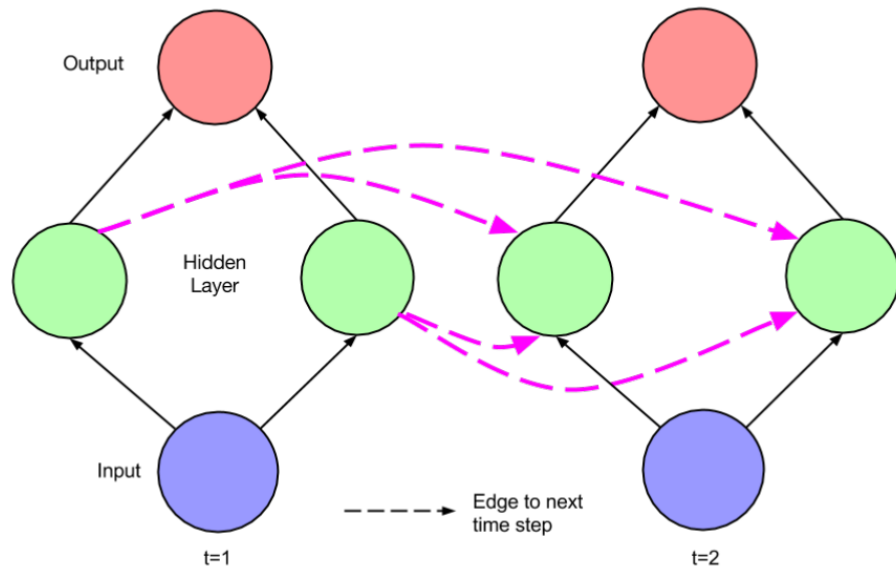
Bei *rekurrenten Netzen* findet - im Gegensatz zu *Feedforward-Netzen* - eine Berücksichtigung des zeitlichen Verlaufs der Eingabe- und Ausgabegrößen statt. Dies wird durch den Einsatz von *rekurrenten Kanten* ermöglicht, welche zwei neuronale Netze in aufeinanderfolgenden Zeitschritten miteinander verbinden, siehe Abbildung 2.3.

Die *rekurrenten Kanten* erlauben es, dass die Netzwerkknoten zum Zeitpunkt  $t$  nicht nur die Eingabegröße  $x(t)$ , sondern auch die Ausgabegrößen  $h^{(t-1)}$  der verdeckten Knoten des vorherigen Zeitschrittes zum Eingang haben. Der Ausgang des Netzes  $\hat{y}^{(t)}$  zum Zeitpunkt  $t$  ergibt sich aus dem Ausgang  $h^{(t)}$  aller verdeckten Knoten zum Zeitpunkt  $t$ . Auf diese Weise beeinflusst die Eingangsgröße  $x^{(t-1)}$  zum Zeitpunkt  $t - 1$  die Ausgangsgröße  $\hat{y}^{(t)}$  zum Zeitpunkt  $t$ . Der Ausgang der verdeckten Knoten  $h^{(t)}$  zum Zeitpunkt  $t$  kann nach [9] durch

$$h(t) = \sigma(W^{hx}x^{(t)} + W^{hh}h^{(t-1)} + b_h) \quad (2.6)$$

beschrieben werden. Dabei besteht die Matrix  $W^{hx}$  aus den konventionellen Gewichten, welche sich zwischen den Eingabegrößen und den verborgenen Knoten befinden. Die Matrix  $W^{hh}$





**Abbildung 2.3:** Rekurrentes Netz [9]

dagegen besteht aus *rekurrenten Gewichten*, welche sich zwischen den verborgenen Knoten des aktuellen und des vorangegangenen Zeitschrittes befinden. Für die Adaptierung der Netzwerkgewichte kommt bei *rekurrenten Netzen* üblicherweise der *backpropagation-through-time*-Algorithmus zum Einsatz. [9]



---

## 3 Theoretische Grundlagen

Das Ziel dieser Arbeit besteht darin, ein Ersatzmodell für den Prototypen der 3D-Servo-Pressen zu entwickeln. Die Parametrisierung erfolgt über Methoden des maschinellen Lernens. Auf Basis des Ersatzmodells folgt im weiteren Verlauf die Entwicklung von Konzepten zur Zustandsüberwachung und Regelung der 3D-Servo-Pressen. Zunächst soll jedoch auf die Grundlagen der Modellbildung eingegangen werden.

---

### 3.1 Modellierungsansätze

---

Nach [8] gibt es mehrere Möglichkeiten der Modellbildung, die theoretische, die experimentelle und theoretisch-experimentelle Mischformen. Zunächst erfolgt die Beschreibung der theoretischen Modellbildung.

Bei der theoretischen Modellierung findet die Beschreibung des Systems entweder über partielle oder gewöhnliche Differentialgleichungen statt. Da reale Systeme in vielen Fällen zu komplex und/oder kompliziert sind, ist es üblich, das Modell zu vereinfachen, z.B. durch das Ignorieren bestimmter real auftretender Effekte (z.B. nichtlineare Reibungseffekte). In der Regel ist es nach [8] möglich, das Modell durch vier Arten von Gleichungen zu beschreiben:

- *Bilanzgleichungen*: Dazu gehören die Massen-, Energie- und Impulserhaltung.
- *Physikalische oder chemische Zustandsgleichungen*: Diese sogenannten konstitutiven Gleichungen beschreiben reversible Vorgänge, wie z.B. das 2. Newtonsche Gesetz.
- *Phänomenologische Gleichungen*: Diese beschreiben irreversible Vorgänge, wie z.B. Reibung.
- *Verbindungsgleichungen*: Dazu gehören die Kirchhoffschen Regeln, Momentengleichgewichte, etc. [8]

Nach [8] setzt sich die theoretische Modellbeschreibung des Systems aus einer Mehrzahl von Gleichungen zusammen. Die Lösung des Gleichungssystems ist zwar explizit nicht immer möglich, aber trotzdem können individuelle Gleichungen wichtige Anhaltspunkte bezüglich der Modellstruktur liefern. [8]

Die experimentelle Modellbildung basiert auf Messdaten, welche im Zuge von Versuchen aufgenommen werden. Die Messdaten teilen sich auf in Eingangs- und Ausgangsgrößen des Systems. Als Eingangsgrößen können entweder reale Eingangsstellgrößen oder künstlich erzeugte Testsignale mit bestimmten Eigenschaften fungieren. Im Fall der 3D-Servo-Pressen seien der Exzenteranschub und die beiden Spindelanschübe die Eingangsgrößen des Systems, da sie die Höhenverstellung des Stößels als Ausgangsgröße festlegen. Das Ziel der theoretischen Modellbildung

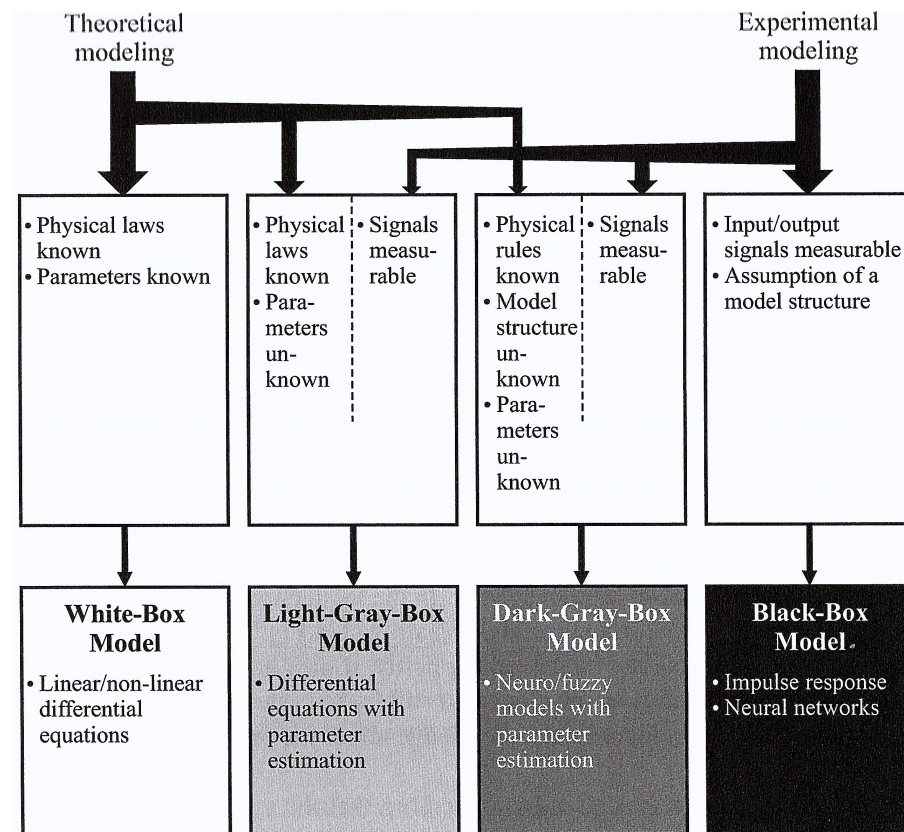
besteht nun darin, für eine ausgewählte Modellstruktur die Parameter so zu identifizieren, dass ein möglichst guter Zusammenhang zwischen Eingangs- und Ausgangsgrößen hergestellt wird. Der dafür in der Literatur standardmäßig verwendete Begriff ist Systemidentifikation. [8]

Die Bezeichnung der Modellstruktur, welche aus der theoretischen Modellbildung hervorgeht, lautet White-Box-Modell. Das Gegenstück dazu ist das Black-Box-Modell, welches aus der experimentellen Modellbildung hervorgeht. Nach [8] haben White-Box- und Black-Box-Ansätze verschiedene Vor- und Nachteile, aber dennoch sind die komplementär zueinander. Um Vorteile beider Modellierungsansätze zu vereinen, sind ebenfalls sogenannte Gray-Box-Modell-Ansätze in verschiedenen Abstufungen (Light-Gray-Box-Modell, Dark-Gray-Box-Modell) entstanden. Eine Übersicht über alle Modellierungsansätze liefert Abbildung 3.1. Die wesentlichen Eigenschaften beider Modellierungsansätze sind in Tabelle 3.1 zu finden.

**Tabelle 3.1:** Eigenschaften theoretischer und experimenteller Modellierungsansätze [8]

<b>Theoretische Modellbildung</b>	<b>Experimentelle Modellbildung (Systemidentifikation)</b>
Modellstruktur folgt Naturgesetzen	Modellstruktur muss angenommen werden
Modellierung des Übertragungsverhaltens und innerer Systemvorgänge	lediglich Identifizierung des Übertragungsverhaltens
Gültigkeit des Modells für eine Reihe von Prozessen ähnlichen Types und unterschiedlicher Randbedingungen	Modell ist nur für das untersuchte System innerhalb der Betriebsgrenzen gültig
Modellkoeffizienten sind nicht exakt bekannt	exaktere Bestimmung der Modellkoeffizienten für das gegebene System innerhalb der Betriebsgrenzen
Modell kann für nicht existente Systeme entwickelt werden	Modell kann nur für ein bereits existierendes System entwickelt werden
das interne Systemverhalten muss bekannt und mathematisch beschreibbar sein	Identifikationsmethoden sind unabhängig vom untersuchten System und können auf andere Systeme angewendet werden
üblich langsamer Prozess mit hohem Zeitaufwand	schneller Prozess bei bereits bekannten Identifikationsmethoden
Modelle können sehr komplex und detailliert ausfallen	Modellgröße kann auf den Anwendungsfall des Modells angepasst werden

Wie in Tabelle 3.1 zu erkennen ist, umgehen Black-Box-Modelle einen wesentlichen Nachteil von White-Box-Modellen, nämlich die exakte Kenntnis der internen Systemzusammenhänge, das Aufstellen von mathematischen Gleichungen zur Beschreibung dieser und die explizite



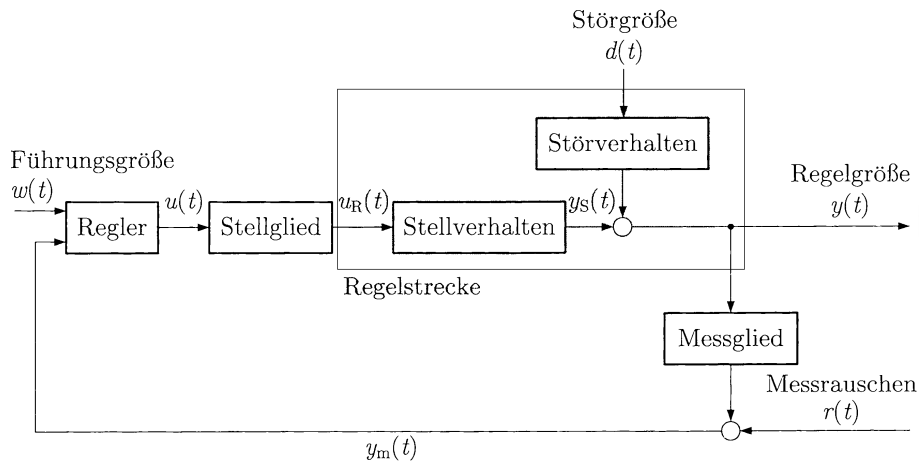
**Abbildung 3.1:** Mathematische Modelle von White-Box- bis zu Black-Box-Modellen [8]

te Lösung des Gleichungssystems. Für komplexe Systeme wie der 3D-Servo-Pressen stößt der White-Box-Ansatz auf viele Probleme, siehe Abschnitt 1.1. Deshalb fungiert das Black-Box-Modell als Grundlage für die Modellbildung des Prototypen der 3D-Servo-Pressen. Wie in Abbildung 3.1 zu erkennen ist, können Neuronale Netze als Methode zur Parameteridentifikation von Black-Box-Modellen dienen. Neuronale Netze stellen ein Teilgebiet des Maschinellen Lernens dar. Die Grundlagen der Neuronalen Netze werden in Kapitel QUELLE beschrieben. Das Black-Box-Modell dient als Grundlage für die Regelung und die Zustandsüberwachung der 3D-Servo-Pressen. Zunächst sollen im nächsten Abschnitt die Grundlagen der Regelung vermittelt werden.

## 3.2 Regelung

Die in Abschnitt 3.1 vorgestellten Modellierungsansätze haben den Zweck, ein reales System, wie z.B. die 3D-Servo-Pressen, in ein Ersatzmodell zu überführen. Dieses hat den Zweck, einen möglichst guten mathematischen Zusammenhang zwischen den Eingangs- und Ausgangsgrößen des realen Systems zu liefern.

Nach [10] wirken Eingangsgrößen (z.B. Spindel- und Exzentervorschübe) auf das System ein und verursachen zeitliche Veränderungen des Systems. Die Ausgangsgrößen (z.B. die Position des Stößels) dagegen beschreiben das Systemverhalten als Reaktion auf die Eingangsgrößen.



**Abbildung 3.2:** Erweiterte Grundstruktur des Regelkreises [10]

Da sich dabei Kenngrößen des Systems zeitlich verändern, ergibt sich für solchen der Begriff *Dynamisches System*. Nach [10] besteht die Aufgabe der Regelungstechnik nun darin, für ein solches dynamisches System die beeinflussbare Größe  $u(t)$  (Stellgröße bzw. Eingangsgröße) so anzupassen, dass ein Regelungsziel  $w(t)$  (Führungsgröße bzw. Sollwert) erreicht wird, siehe Abbildung 3.2.

Dabei erfüllt die Regeleinrichtung die Aufgabe, unter Nutzung der gemessenen Werte für die Regelgröße (Ausgangsgröße)  $y(t)$  die Stellgröße (Eingangsgröße)  $u(t)$  so vorzugeben, dass die Differenz zwischen der gemessenen Regelgröße (Ausgangsgröße)  $y(t)$  und Führungsgröße  $w(t)$  minimal ist. Die Bezeichnung dieser Differenz lautet Regelabweichung  $e(t)$ , anhand derer die Regeleinrichtung die Stellgröße  $u(t)$  zweckmäßig vorgibt. [10]

$$e(t) = w(t) - y(t) \quad (3.1)$$

Laut [10] gibt es häufig eine Differenz zwischen der Regelgröße  $y(t)$  und der gemessenen Regelgröße  $y_m(t)$ , da das Messglied selbst über dynamische nichtlineare Eigenschaften verfügt. Dasselbe gilt für Stellglieder (z.B. ein Servomotor, welcher eine Spindel antreibt), welche darüber hinaus sich häufig durch dynamisches Verhalten auszeichnen. Als Resultat ergibt sich daraus eine Differenz zwischen der vorgegebenen Stellgröße  $u(t)$  und der für den Prozess wirksamen Stellgröße  $u_R(t)$ . Diese verursacht eine zeitliche Veränderung des Systems (z.B. Stoßbewegung) und erzeugt somit ein Stellverhalten, welches sich mit einem Störverhalten, hervorgerufen durch die unbekannte Störgröße  $d(t)$ , überlagert. [10]

Die Auslegung der Regelstrecke muss nun derartig gestaltet sein, dass sie trotz des dynamischen Verhaltens von Messgliedern und Stellgliedern eine minimal mögliche Differenz zwischen der Regelgröße  $y(t)$  und Führungsgröße  $w(t)$  einstellt. Dafür ist die Auslegung des Reglers entscheidend.

Für die Auslegung des Reglers ist der Einsatz von Ersatzmodellen notwendig, welche das Systemverhalten des realen Systems so gut wie möglich abbilden. Wie bereits in Abschnitt 1.1

---

diskutiert, ist der Einsatz von White-Box-Modellen als Ersatzmodell mit Problemen verbunden. Diese versuchen durch Modellvereinfachungen das Systemverhalten mathematisch zu beschreiben. Damit können sie aber maximal das Stellverhalten des Systems, aber nicht das durch die unbekannte Störgröße  $d(t)$  hervorgerufene Störverhalten abbilden. Black-Box-Modelle dagegen, welche mit den Methoden des maschinellen Lernens parametrisiert sind, können auch das Störverhalten mit abbilden, da die Parametrisierung über gemessene Daten stattfindet. Ein Black-Box-Modell, welches das reale Systemverhalten genau genug beschreibt, kann neben der Auslegung von Reglern oder als Hilfsglied im Regelkreis auch im Bereich der Zustandsüberwachung zum Einsatz kommen. Die Grundlagen der Zustandsüberwachung sind im nächsten Abschnitt erläutert.

---

### 3.3 Zustandsüberwachung

---

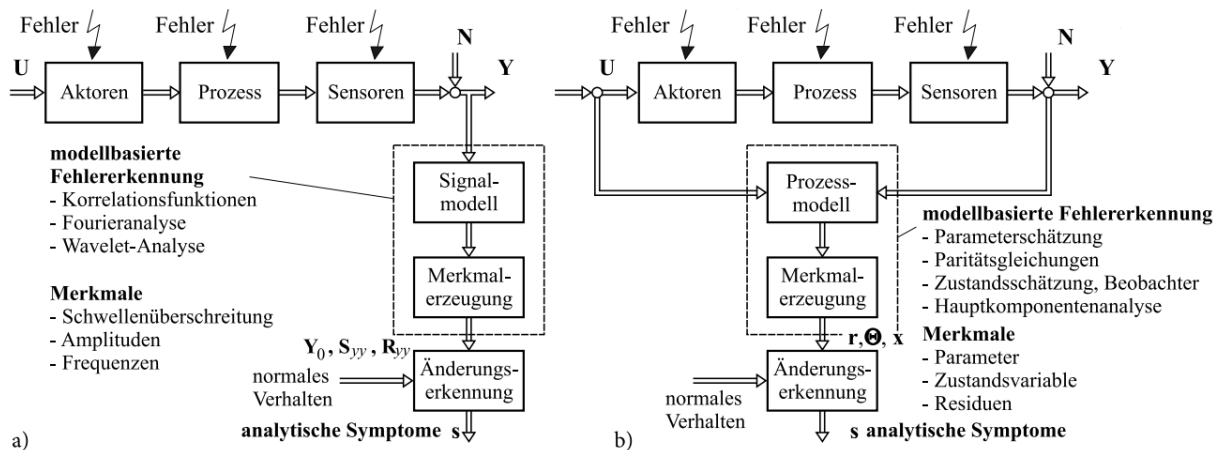
Neben dem Anwendungsbereich der Regelungstechnik ist der Einsatz von Black-Box-Modellen ebenfalls im Bereich der Zustandsüberwachung denkbar.

Nach [7] ergeben sich für die Zustandsüberwachung neben der Anzeige des gegenwärtigen Prozesszustandes ebenfalls die Meldung unerlaubter Betriebszustände und die Einleitung notwendiger Maßnahmen zur Einhaltung des Betriebs und zur Unfallvermeidung als Aufgabengebiete. [7] unterscheidet dabei drei Arten der Überwachung:

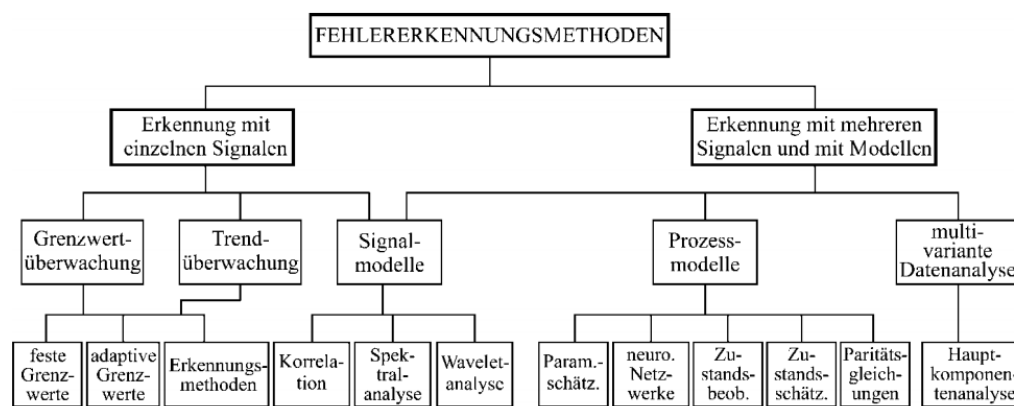
- *Grenzwertüberwachung*: Nach Überschreiten von festgelegten Toleranzen durch gemessene Größen erzeugt das System Alarmmeldungen.
- *Automatischer Schutz*: Bei der Entstehung von gefährlichen Prozesszuständen leitet die Grenzwertüberwachung Gegenmaßnahmen zur Überführung in einen sicheren Zustand ein.
- *Überwachung mit Fehlerdiagnose*: Merkmale werden aus messbaren Größen abgeleitet, daraus Symptome erzeugt, Fehlerdiagnosen durchgeführt und Gegenmaßnahmen eingeleitet. [7]

Nach [7] eignen sich die ersten beiden Methoden vor allem für stationäre Prozesse, da bei diesen die Definition eines eng anliegenden Toleranzbandes um die Prozessgröße herum möglich ist. Diese zeichnen sich durch eine hohe Zuverlässigkeit und Einfachheit aus. [7]

Mit den ersten beiden Methoden ist es jedoch kaum möglich, Prozesse in dynamischen Betriebszuständen zu überwachen, da dabei große Veränderungen der Prozessgrößen entstehen. Beispielsweise würde dabei ein für einen stationären Prozess ausgelegtes Toleranzband überschritten werden, was zu einem Fehlalarm führen könnte. Zudem eignen sich die ersten beiden Methoden nicht zum frühzeitigen Erkennen kleiner Fehler, da dabei das Toleranzband nicht überschritten würde. Auch bleiben der Fehlerort, die Fehlergröße und die Fehlerursache unberücksichtigt. Aus diesen Gründen ist die Weiterentwicklung der dritten Methode, die Überwachung mit integrierter Fehlerdiagnose, notwendig [7].



**Abbildung 3.3:** Fehlererkennung mit Signal- und Prozessmodellen (a) signalmodellbasiert, (b) prozessmodellbasiert. [7]



**Abbildung 3.4:** Übersicht der Fehlererkennungsmethoden [7]

Nach [7] ist für die Fehlerdiagnose das Erkennen von sogenannten Symptomen entscheidend. Ein Symptom entspricht der Differenz zwischen dem beobachteten und dem normalen Merkmal. Je nachdem, ob es sich um ein Signal- oder um ein Prozessmodell handelt, können Merkmale entweder Schwellenwertüberschreitungen, Amplituden und Frequenzen (bei Signalmodellen) oder Parameter, Zustandsvariablen und Residuen (bei Prozessmodellen) sein, siehe Abbildung 3.3. [7]

In beiden Fällen findet ein Vergleich der Merkmale mit den normalen Merkmalen des fehlerlosen Prozesses statt. Mit Hilfe von Methoden zur Erkennung signifikanter Änderungen (z.B. Parameterabschätzung, Paritätsgleichungen, Zustandsgrößenbeobachter, neuronale Netzwerke, etc.) können so die *analytischen Symptome* ermittelt werden, siehe Abbildung 3.4. [7]

Im weiteren Verlauf findet die Ermittlung des Zusammenhangs zwischen den analytischen Symptomen und den Fehlern entweder durch Klassifikationsmethoden (statistisch, geometrisch, Neuronale Netze, Fuzzy Cluster) oder durch Interferenzmethoden (Kausales Netz, Fehler-Symptom-Baum) statt. [7]



---

Damit lässt sich sagen, dass Neuronale Netze im Bereich der Zustandsüberwachung zwei Anwendungsgebiete einnehmen. Zum einen können neuronale Netze als Prozessmodell zwecks Fehlererkennung fungieren. Zum Beispiel kann das neuronale Netz mit einem realen Prozess-eingangssignal beaufschlagt werden. Bei einem fehlerhaften Prozess würde das vom neuronalen Netz herausgegebene Ausgangssignal sich vom Ausgangssignal eines normalen Prozesses unterscheiden. Weiterhin kann das neuronale Netz als Klassifikationsmethode genutzt werden, um bereits ermittelte *analytische Symptome* mit Fehlern in einen Zusammenhang zu bringen.



---

## 4 Ausblick

Lorem ipsum dolor sit amet, consetetur sadipscing elitr, sed diam nonumy eirmod tempor invidunt ut labore et dolore magna aliquyam erat, sed diam voluptua. At vero eos et accusam et justo duo dolores et ea rebum. Stet clita kasd gubergren, no sea takimata sanctus est Lorem ipsum dolor sit amet. Lorem ipsum dolor sit amet, consetetur sadipscing elitr, sed diam nonumy eirmod tempor invidunt ut labore et dolore magna aliquyam erat, sed diam voluptua. At vero eos et accusam et justo duo dolores et ea rebum. Stet clita kasd gubergren, no sea takimata sanctus est Lorem ipsum dolor sit amet. Lorem ipsum dolor sit amet, consetetur sadipscing elitr, sed diam nonumy eirmod tempor invidunt ut labore et dolore magna aliquyam erat, sed diam voluptua. At vero eos et accusam et justo duo dolores et ea rebum. Stet clita kasd gubergren, no sea takimata sanctus est Lorem ipsum dolor sit amet.

Duis autem vel eum iriure dolor in hendrerit in vulputate velit esse molestie consequat, vel illum dolore eu feugiat nulla facilisis at vero eros et accumsan et iusto odio dignissim qui blandit praesent luptatum zzril delenit augue dui dolore te feugait nulla facilisi. Lorem ipsum dolor sit amet, consetetur adipiscing elit, sed diam nonumy nibh euismod tincidunt ut laoreet dolore magna aliquam erat volutpat.

Ut wisi enim ad minim veniam, quis nostrud exerci tation ullamcorper suscipit lobortis nisl ut aliquip ex ea commodo consequat. Duis autem vel eum iriure dolor in hendrerit in vulputate velit esse molestie consequat, vel illum dolore eu feugiat nulla facilisis at vero eros et accumsan et iusto odio dignissim qui blandit praesent luptatum zzril delenit augue dui dolore te feugait nulla facilisi.

Nam liber tempor cum soluta nobis eleifend option congue nihil imperdiet doming id quod mazim placerat facer possim assum. Lorem ipsum dolor sit amet, consetetur adipiscing elit, sed diam nonumy nibh euismod tincidunt ut laoreet dolore magna aliquam erat volutpat. Ut wisi enim ad minim veniam, quis nostrud exerci tation ullamcorper suscipit lobortis nisl ut aliquip ex ea commodo consequat.

Duis autem vel eum iriure dolor in hendrerit in vulputate velit esse molestie consequat, vel illum dolore eu feugiat nulla facilisis.

Duis autem vel eum iriure dolor in hendrerit in vulputate velit esse molestie consequat, vel illum dolore eu feugiat nulla facilisis at vero eros et accumsan et iusto odio dignissim qui blandit praesent luptatum zzril delenit augue dui dolore te feugait nulla facilisi. Lorem ipsum dolor sit amet, consetetur adipiscing elit, sed diam nonumy nibh euismod tincidunt ut laoreet dolore magna aliquam erat volutpat.

---

Ut wisi enim ad minim veniam, quis nostrud exerci tation ullamcorper suscipit lobortis nisl ut aliquip ex ea commodo consequat. Duis autem vel eum iriure dolor in hendrerit in vulputate velit esse molestie consequat, vel illum dolore eu feugiat nulla facilisis at vero eros et accumsan et iusto odio dignissim qui blandit praesent luptatum zzril delenit augue dui dolore te feugait nulla facilisi.

Duis autem vel eum iriure dolor in hendrerit in vulputate velit esse molestie consequat, vel illum dolore eu feugiat nulla facilisis at vero eros et accumsan et iusto odio dignissim qui blandit praesent luptatum zzril delenit augue dui dolore te feugait nulla facilisi. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit, sed diam nonummy nibh euismod tincidunt ut laoreet dolore magna aliquam erat volutpat.

Ut wisi enim ad minim veniam, quis nostrud exerci tation ullamcorper suscipit lobortis nisl ut aliquip ex ea commodo consequat. Duis autem vel eum iriure dolor in hendrerit in vulputate velit esse molestie consequat, vel illum dolore eu feugiat nulla facilisis at vero eros et accumsan et iusto odio dignissim qui blandit praesent luptatum zzril delenit augue dui dolore te feugait nulla facilisi.

---

# Literaturverzeichnis

- [1] ANDERL, R., A. PICARD, Y. WANG, S. DOSCH, B. KLEE und J. BAUER: *Leitfaden Industrie 4.0: Orientierungshilfe zur Einführung in den Mittelstand*, 2018.
- [2] DÖBEL, I., M. LEIS, M.-M. VOGELSANG, D. NEUSTROEV, H. PETZKA, S. RÜPING, A. VOSS, M. MENGELE und J. WELZ: *Maschinelles Lernen: Kompetenzen, Anwendungen und Forschungsbedarf*, 2018.
- [3] DURIEZ, T., S. L. BRUNTON und B. R. NOACK: *Machine Learning Control - Taming Nonlinear Dynamics and Turbulence*, Bd. 116 d. Reihe *Fluid Mechanics and Its Applications*. Springer International Publishing, Cham and s.l., 2017.
- [4] GERWIN, D.: *Manufacturing Flexibility: A Strategic Perspective*. Management Science, 39(4):395–410, 1993.
- [5] GROCHE, P., M. SCHEITZA, M. KRAFT und S. SCHMITT: *Increased total flexibility by 3D Servo Presses*. CIRP Annals, 59(1):267–270, 2010.
- [6] GROCHE, P. und R. SCHNEIDER: *Method for the Optimization of Forming Presses for the Manufacturing of Micro Parts*. CIRP Annals, 53(1):281–284, 2004.
- [7] ISERMANN, R.: *Modellbasierte Überwachung und Fehlerdiagnose von kontinuierlichen technischen Prozessen*. at - Automatisierungstechnik, 58(6), 2010.
- [8] ISERMANN, R. und M. MÜNCHHOF: *Identification of Dynamic Systems: An Introduction with Applications*. Advanced Textbooks in Control and Signal Processing. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2011.
- [9] LIPTON, Z. C., J. BERKOWITZ und C. ELKAN: *A Critical Review of Recurrent Neural Networks for Sequence Learning*.
- [10] LUNZE, J.: *Regelungstechnik 1: Systemtheoretische Grundlagen, Analyse und Entwurf einschleifiger Regelungen*. Springer-Lehrbuch. Springer, Berlin, 9., überarb. Aufl. Aufl., 2013.
- [11] RAKOWITSCH, M.: *Modellierung der Dynamik eines Koppelgetriebes am Beispiel der 3D-Servo-Presse: Studienarbeit*. Darmstadt, 2018.
- [12] SCHMOECKEL, D.: *Developments in Automation, Flexibilization and Control of Forming Machinery*. CIRP Annals, 40(2):615–622, 1991.
- [13] SINZ, J.: *Die 3D-Servo-Presse - von der Forschungsversion zur industriellen Standardmaschine*, 2018.
- [14] SKLYARENKO, Y.: *Anwendung neuronaler Netze zur Regelung von nichtlinearen Roboterantrieben: Dissertation*. 2002.

- 
- [15] SON, Y. K. und C. S. PARK: *Economic measure of productivity, quality and flexibility in advanced manufacturing systems*. Journal of Manufacturing Systems, 6(3):193–207, 1987.
- [16] STURM, M.: *Neuronale Netze zur Modellbildung in der Regelungstechnik: Dissertation*. 2000.
- [17] VELIČKOVIĆ, P.: *Multilayer perceptron (MLP): A diagram representing an in-depth view at a single perceptron, along with its position within a larger-scale multilayer perceptron (~unrestricted feedforward neural network).*, 2018.