

Intelligente Regelungsstrategien als Schlüsseltechnologie selbstoptimierender Fertigungssysteme

Intelligent Control Strategies as an Enabler for Self-Optimizing Manufacturing Systems

Von der Fakultät für Maschinenwesen der Rheinisch-Westfälischen Technischen
Hochschule Aachen zur Erlangung des akademischen Grades eines Doktors der
Ingenieurwissenschaften genehmigte Dissertation

vorgelegt von

Sebastian Stemmler

Berichter:

Univ.-Prof. Dr.-Ing. Dirk Abel
Univ.-Prof. Dr.-Ing. Christian Brecher

Tag der mündlichen Prüfung: 05. Februar 2020

Diese Dissertation ist auf den Internetseiten der Universitätsbibliothek online verfügbar.

Vorwort

Diese Dissertation entstand während meiner Zeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Regelungstechnik (IRT) der RWTH Aachen. Mein besonderer Dank gilt daher Herrn Univ.-Prof. Dr.-Ing. Dirk Abel für seine Unterstützung und Betreuung meiner Arbeit. Weiterhin gilt mein Dank Herrn Univ.-Prof. Dr.-Ing. Christian Brecher, Inhaber des Lehrstuhls für Werkzeugmaschinen am Werkzeugmaschinenlabor (WZL) der RWTH Aachen für die Übernahme des Korreferats. Zudem möchte ich mich bei Univ.-Prof. Dr.-Ing. Christian Hopmann vom Institut für Kunststoffverarbeitung (IKV) für die Übernahme des Prüfungsvorsitzes bedanken. Herrn Prof. em. Dr.-Ing. Heinrich Rake danke ich für seine Tätigkeit als Beisitzer während der Prüfung und seinen Anmerkungen zu meiner Arbeit.

Die dargestellten Arbeiten erfolgten in enger Zusammenarbeit mit dem Lehrstuhl für Technologie der Fertigungsverfahren am WZL der RWTH Aachen und dem IKV. Mein Dank gilt daher Univ.-Prof. Dr.-Ing. Fritz Klocke, Univ.-Prof. Dr.-Ing. Thomas Berge und Univ.-Prof. Dr.-Ing. Christian Hopmann für die ermöglichten Kooperationsmöglichkeiten. Weiterhin gilt mein ganz besonderer Dank Dr.-Ing. Oliver Adams und Max Schwenzer, M. Sc. vom WZL sowie Julian Heinisch, M. Sc. vom IKV für die tolle Zusammenarbeit, Unterstützung und die vielen fachlichen Diskussionen im Rahmen des Exzellenzclusters „Integrative Produktionstechnik für Hochlohnländer“. Marko Vukovic, M. Sc. und Muzaffer Ay, M. Sc. danke ich für die Fortführung meiner Arbeiten und die Unterstützung zum Ende meiner Promotion.

Für die kritische Durchsicht dieser Arbeit danke ich Maike Ketelhut, M. Sc., Max Schwenzer, M. Sc., Julian Heinisch, M.Sc., Philipp Schubert, M.Sc., Marko Vukovic, M. Sc. und Muzaffer Ay, M. Sc. Weiterhin möchte ich mich bei allen meinen studentischen Hilfskräften und Abschlussarbeitern bedanken, die einen Beitrag zur Entstehung meiner Dissertation beigetragen haben.

Allen ehemaligen und aktiven Kollegen des IRT danke ich für das freundschaftliche Arbeitsklima, die Hilfsbereitschaft und die vielen gemeinsamen Freizeitaktivitäten. Mir wird die Zeit am IRT stets in guter Erinnerung bleiben.

Mein besonderer Dank gilt meiner Familie, die mich zu jeder Zeit meines Lebens unterstützt und gefördert hat. Ganz besonders danke ich meiner Lebensgefährtin Maike Ketelhut für die vielen fachlichen Diskussionen, ihre Geduld, Unterstützung und Nachsicht, insbesondere während der zeit- und nervenaufreibenden Schlussphase meiner Promotion.

Abstract

The settings of manufacturing systems are often based on the experiences of the machine operator, previously identified technology tables or various simulation tools. Machine oriented control loops ensure the reproducibility of the machine behavior. However, changing material properties and environmental conditions lead to a varying process behavior, which generally results in deviations in the quality of the manufactured parts. To establish process and quality control loops, the quality measurement of the workpiece is necessary, though it can usually be determined only after the manufacturing process. Therefore, this thesis targets the concept of model-based self-optimization of manufacturing systems. An essential element of this concept is the quality model which describes the relationship between the considered quality variables and the relevant process variables. On this basis, an optimal trajectory for process variables can be determined, which are controlled by process control loops.

This thesis aims at investigating intelligent controllers for process and quality control loops in manufacturing technology. Suitable modeling approaches are first presented, which can explicitly be used in the control scheme. Furthermore, the concept of state estimation is introduced to predict non-measurable state variables. Apart from this, a model-based predictive controller as well as an iterative learning controller are introduced, which allow the explicit consideration of model knowledge, constraints and arbitrary control objectives. The mentioned concept of model-based self-optimization is applied to roughing in milling and plastic injection molding.

For plastic injection molding, a quality control approach is developed which aims to control the weight of the manufactured workpieces. Considering the desired weight of the workpiece, the pvT-optimization determines an optimal trajectory for the cavity pressure. A model-based, predictive control as well as an iterative learning control scheme are examined regarding their ability to control the nonlinear process behavior. Additionally, it is shown that the accuracy of the weight can significantly be increased by the combination of the mentioned control approaches and the pvT-optimization.

In milling, a model-based predictive force controller is developed which aims at decreasing the manufacturing time. The controller predicts the future cutting force which occurs on the milling cutter by a force model and adjusts the feed velocity online. The explicit consideration of a machine model in the controller enables the definition of constraints for a maximum desired cutting force and thus the feed velocity. Exceeding cutting forces lead to increased tool wear or in worst case to tool damage. In order to increase the accuracy of the cutting force model, the parameters of the force model are identified at runtime. The feed rate as well as the cutting force can be high-dynamically controlled by the mentioned controllers. Furthermore, variable process conditions such as tool wear or material fluctuations are compensated by the online identification of the force model.

The presented results show that novel process control loops can be realized by the establishment of intelligent controllers. These are in turn prerequisites for the implementation of the model-based self-optimization in manufacturing. The controller is parameterized using the process models. Thus, the mentioned approaches can be applied to other manufacturing process by the adaption of the process model.

Kurzfassung

Die Einstellungen von Fertigungssystemen beruhen vielfach auf den Erfahrungen des Maschinenbedieners, zuvor identifizierter Technologietabellen oder Simulationstools. Regelkreise auf Maschinenebene gewährleisten, dass sich die gewählten Maschinengrößen reproduzierbar umsetzen lassen. Veränderliche Materialeigenschaften und Umgebungsbedingungen beeinflussen jedoch das Prozessverhalten und somit die Bauteilqualität, weshalb Prozess- und Qualitätsregelkreise erforderlich sind. Hierfür ist jedoch die Messung der Werkstückqualität notwendig, die häufig erst nach Abschluss der Fertigung bestimmt werden kann. Daher beschäftigt sich die vorliegende Arbeit mit dem Konzept der modellbasierten Selbstoptimierung für Fertigungssysteme. Essentieller Bestandteil dieses Konzepts ist ein Qualitätsmodell, welches den Zusammenhang zwischen relevanten Qualitätsgrößen und Prozessgrößen beschreibt. Dieses ermöglicht die Prädiktion der Bauteilqualität und die Bestimmung optimaler Prozessgrößenverläufe, welche durch unterlagerte Prozessregelungen umgesetzt werden.

Im Speziellen wird untersucht, wie Prozess- und Qualitätsregelkreise mithilfe intelligenter Regelungsverfahren realisiert werden können. Hierfür werden zunächst Modellierungsansätze vorgestellt, die explizit in einer Regelung verwendet werden können. Weiterhin wird zur Schätzung nicht messbarer Zustandsgrößen, das Konzept der Zustandsschätzung eingeführt. Anschließend werden die modellbasierte, prädiktive Regelung und die iterativ lernende Regelung vorgestellt, welche die explizite Berücksichtigung von Modellwissen, Beschränkungen und beliebigen Regelungszielen ermöglichen. Das Konzept der modellbasierten Selbstoptimierung wird anschließend in Verbindung mit den vorgestellten Regelungsansätzen auf das Schruppfräsen und das Kunststoffspritzgießen übertragen. Beim Kunststoffspritzgießen wird eine Qualitätsregelung aufgebaut, welche die Regelung des Formteilmgewichts adressiert. Ausgehend von dem gewünschten Formteilmgewicht bestimmt die pvT-Optimierung zunächst basierend auf einem Materialmodell den optimalen Verlauf für den Werkzeuginnendruck. Zur Regelung des nichtlinearen Prozessverhaltens werden eine modellbasierte, prädiktive und eine iterativ lernende Regelung untersucht. Darüber hinaus wird gezeigt, dass die Formteilkonstanz, durch die Kombination der vorgestellten Regelungsansätze mit der pvT-Optimierung, deutlich gesteigert werden kann.

Beim Schruppfräsen wird eine modellbasierte, prädiktive Zerspankraftregelung mit dem Ziel der Reduktion der Fertigungsdauer erforscht. Die Regelung prädiziert mithilfe eines Zerspankraftmodells, die am Fräser angreifende Zerspankraft und adaptiert unter Berücksichtigung eines hinterlegten Maschinenmodells die Vorschubgeschwindigkeit. Um die Genauigkeit des Zerspankraftmodells zu erhöhen, werden die Parameter zur Laufzeit identifiziert. Es zeigt sich, dass sowohl die Vorschubgeschwindigkeit als auch die Zerspankraft zuverlässig geregelt werden können.

Die vorgestellten Untersuchungen beweisen, dass mithilfe intelligenter Regelungsverfahren neuartige Prozessregelungen realisiert werden können. Diese sind wiederum Grundvoraussetzung zur Umsetzung der modellbasierten Selbstoptimierung bei Fertigungssystemen. Die Parametrierung der Regelungen erfolgt dabei anhand des Regelstreckenmodells, sodass die vorgestellten Ansätze durch Austausch des Prozessmodells auf weitere Fertigungsprozesse übertragen werden können.

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	xiii
Tabellenverzeichnis	xvii
Abkürzungsverzeichnis	xix
Symbolverzeichnis	xxi
1 Einleitung	1
2 Stand der Technik	5
2.1 Einordnung der Thematik	5
2.2 Modellbasierte Selbstoptimierung	8
2.3 Kunststoffspritzgießen	12
2.3.1 Funktionsweise des Fertigungsverfahrens	12
2.3.2 Maschinentechnologie	14
2.3.3 Prozesstechnologie	19
2.3.4 Bestehende Automatisierungskonzepte	23
2.3.5 Zusammenfassung	32
2.4 Schruppfräsen	33
2.4.1 Funktionsweise des Fertigungsverfahrens	33
2.4.2 Maschinentechnologie	34
2.4.3 Prozesstechnologie	37
2.4.4 Bestehende Automatisierungskonzepte	40
2.4.5 Zusammenfassung	46
2.5 Defizite des Stands der Technik	47
3 Zielsetzung der Arbeit	49
4 Regelungstechnische Ansätze	53
4.1 Prinzip einer Regelung	53
4.2 Modelle	54
4.2.1 Modellklassifikation	55
4.2.2 Differenzialgleichung	57
4.2.3 Zustandsraum	59

4.2.4	Übertragungsfunktion	61
4.2.5	Diskretisierung	63
4.2.6	Lifted-System-Notation	65
4.3	Zustandsschätzer	68
4.3.1	Funktionsweise	68
4.3.2	Beobachtbarkeit	69
4.3.3	Kalman Filter	70
4.3.4	Störgrößenbeobachter	73
4.3.5	Extended Kalman Filter	75
4.4	Modellbasierte prädiktive Regelung	77
4.4.1	Grundprinzip	78
4.4.2	Prädiktion	80
4.4.3	Optimierungsproblem	82
4.4.4	Move Blocking	85
4.5	Iterativ lernende Regelung	90
4.5.1	Grundprinzip	90
4.5.2	Norm-optimale Iterativ Lernende Regelung	92
4.5.3	Reduktion des Optimierungsproblems	95
4.6	Zusammenfassung	97
5	Kunststoffspritzgießen	99
5.1	Zielstellung	99
5.2	Modellierung	102
5.2.1	Maschinenmodell	102
5.2.2	Prozessmodell	105
5.2.3	Ableitung eines Reglermodells	116
5.3	Qualitätsregelung	118
5.3.1	pvT-Optimierung	118
5.3.2	Extended Kalman Filter	119
5.3.3	Modellbasierte Prädiktive Regelung	121
5.3.4	Iterativ Lernende Regelung	123
5.4	Versuchsaufbau	127
5.5	Ergebnisse	129
5.6	Zusammenfassung	143
6	Schruppfräsen	145
6.1	Zielstellung	145
6.2	Modellierung	149
6.2.1	Maschinenmodell	150
6.2.2	Prozessmodell	153
6.3	Kraftregelung	158
6.3.1	Bestimmung der Eingriffsbedingungen	159

6.3.2	Identifikation des Kraftmodells	160
6.3.3	Modellprädiktive Regelung	160
6.4	Versuchsaufbau	165
6.5	Ergebnisse	168
6.6	Zusammenfassung	176
7	Potenziale selbstoptimierender Fertigungssysteme	179
	Literatur	181

Abbildungsverzeichnis

1.1	Polylemma der Produktion	3
2.1	Vereinfachte Unterteilung des Produktentstehungsprozesses	6
2.2	Schematischer Ablauf des Einrichtungsvorgangs	7
2.3	Modellbasierte Selbstoptimierung für Fertigungssysteme	11
2.4	Aufbau des Stands der Technik	12
2.5	Schematischer Aufbau einer Kunststoffspritzgießmaschine	13
2.6	Prozessphasen beim Kunststoffspritzgießen	15
2.7	Schematischer Aufbau einer Plastifiziereinheit	16
2.8	Konstruktive Darstellung verschiedener Typen von Verschlussdüsen . .	17
2.9	Schematische Darstellung einer Schließeinheit mit Kniehebel	18
2.10	Druckverläufe des Schneckenvorraumdrucks und des Werkzeuginnendrucks bei einem servo-elektrischen Antrieb	21
2.11	Qualitative Darstellung des pvT-Diagramms	22
2.12	Werkzeuginnendruckverlauf in Abhängigkeit des Umschaltpunktes . . .	22
2.13	Schematische Darstellung des Gleich- und GegenlaufräSENS	34
2.14	Schematischer Aufbau einer Fräsmaschine	35
2.15	Schematischer Aufbau einer Vorschubachse mit kaskadierten Regelkreisen	36
2.16	Kraftkomponenten beim Zerspanen	39
2.17	Optimierungsschleifen zur Prozessoptimierung beim Fräsen	44
4.1	Wirkungsplan einer Zwei-Freiheitsgrad-Regelung	54
4.2	Wirkungsplan eines Regelungssystems gemäß DIN IEC 60050-351 . . .	55
4.3	Unterscheidung der verschiedenen Modelltypen	56
4.4	Einfluss einer Totzeit am Beispiel einer Reihenschaltung von Totzeitglied und PT2	59
4.5	Blockschaltbild eines linearen, zeitkontinuierlichen Zustandsraummodells.	61
4.6	Wirkungsplan eines digital abgetasteten SISO-Systems mit Signalverläufen	63
4.7	Wirkungsplan eines zeitdiskreten Zustandsraummodells	64
4.8	Zusammenhang der Markov-Parameter einer Übertragungsmatrix mit der Impulsantwort	68
4.9	Prinzip einer Zustandsschätzung	69
4.10	Wirkungsplan eines zeitdiskreten Kalman Filters	71
4.11	Ablauf des Kalman Filters	72

4.12	Wirkungsplan eines linearen Systems mit autonomen Störgrößensystem	74
4.13	Prinzip des Runge-Kutta-Verfahren vierter Ordnung	76
4.14	Ablauf des Extended Kalman Filters	77
4.15	Prinzip des zurückweichenden Horizont	78
4.16	Wirkungsplan einer MPR	79
4.17	Move Blocking durch Vergrößerung der Abtastzeit	87
4.18	Move Blocking durch Wahl der Stützstellen für den Prädiktionshorizont und den Stellhorizont	88
4.19	Prinzip einer ILR	91
4.20	Beschreibung der Stellgrößenänderungen mithilfe von Splines	95
5.1	Qualitative Darstellung des pvT-optimalen Druckverlaufs	100
5.2	Modellbasierte Selbstoptimierung zur Regelung des Formteilgewichts beim Kunststoffspritzgießen	101
5.3	Bestandteile der Gewichtsregelung beim Kunststoffspritzgießen	102
5.4	Unterteilung der Regelstrecke in Maschinen- und Prozessmodell	103
5.5	Vergleich der gemessenen Antriebsgrößen mit dem identifizierten Maschi- nenmodell	105
5.6	Detailansicht des Vergleichs von Mess- und Modelldaten	106
5.7	Schematische Aufbau des Prozesses mit dem davon abgeleiteten hydraulischen Ersatzmodell	107
5.8	pvT-Diagramm für Polypropylen (Typ PP579S)	109
5.9	Druckverläufe für unterschiedliche Steuerspannungen in der Einspritzphase	112
5.10	Vergleich des Modells mit den Messdaten	115
5.11	Ablaufsequenz von MPR und EKF für eine Echtzeitimplementierung .	120
5.12	Wirkungsplan der ILR mit unterlagerten PID-Regler	124
5.13	Schematischer Versuchsaufbau beim Kunststoffspritzgießen	128
5.14	Geometrische Maße des Formteils	130
5.15	Ergebnisse der MPC bei stufenförmiger Druckreferenz	132
5.16	Ergebnisse der ILR bei stufenförmiger Druckreferenz	135
5.17	Detailansicht der Versuchsergebnisse von Abbildung 5.16	136
5.18	Ergebnisse der MPC mit pvT-Optimierung	138
5.19	Ergebnisse der ILR mit pvT-Optimierung	139
5.20	Detailansicht der Versuchsergebnisse von Abbildung 5.19	140
5.21	Formteilgewichts bei Einsatz der pvT-Optimierung mit MPC	141
5.22	Formteilgewicht bei Einsatz der pvT-Optimierung mit ILR	142
6.1	Schematische Darstellung der Regelungsaufgabe beim Fräsen	146
6.2	Modellbasierte Selbstoptimierung zur Optimierung der maximalen Aktiv- kraft beim Fräsen	147
6.3	Bestandteile der modellprädiktiven Kraftregelung beim Schrappfräsen .	148
6.4	Unterteilung der Regelstrecke in Maschinenmodell und Prozessmodell .	149

6.5	Position und Vorschubgeschwindigkeit entlang des Fräspfades	150
6.6	Sprungversuche zur Identifikation der Maschinendynamik	151
6.7	Vergleich der gemessenen Vorschubgeschwindigkeit mit dem Modell . .	153
6.8	Komponenten der Zerspankraft für ein Scheibenelement des Fräasers . .	154
6.9	Diskretisierung des Fräasers	155
6.10	Reglerstruktur der modellprädiktiven Kraftregelung	159
6.11	Ablauf der Identifikation des Zerspankraftmodells	161
6.12	Schematischer Versuchsaufbau beim Fräsen	166
6.13	Schematische Reglerimplementierung in LabVIEW	167
6.14	Draufsicht auf das Werkstück mit Werkzeugpfad	168
6.15	Verlauf der Eingriffsbedingungen	169
6.16	Ergebnisse bei konstanter Vorschubgeschwindigkeit $u_v = 4,5 \text{ mm s}^{-1}$. .	170
6.17	Experimentelle Ergebnisse mit Kraftregelung und deaktivierter Identifikation	172
6.18	Experimentelle Ergebnisse mit Kraftregelung und Identifikation	174
6.19	Detailansicht der Geschwindigkeitsverläufe aus Abbildung 6.17	175

Tabellenverzeichnis

2.1	Einteilung der Automatisierungsgrade	9
2.2	Unterteilung physikalischer Größen beim Kunststoffspritzgießen	20
2.3	Literaturübersicht zur Modellierung beim Kunststoffspritzgießen. . . .	26
2.4	Literaturübersicht zur Regelung beim Kunststoffspritzgießen.	29
2.5	Unterteilung der physikalischen Größen beim Schrappfräsen	38
2.6	Literaturübersicht zur Modellierung beim Schrappfräsen	41
2.7	Literaturübersicht zur Regelung beim Schrappfräsen	45
5.1	Identifizierte Parameter für das pvT-Diagramm	110
5.2	Identifizierte Parameter für die Einspritzphase	111

Abkürzungsverzeichnis

DMS	Dehnmessstreifen
EKF	Extended Kalman Filter
FE-Modell	Finite-Element-Modell
FV-Modell	Finite-Volumen-Modell
ILR	Iterativ Lernende Regelung
ISA-System	Informationsverarbeitendes Sensor-Aktor-System
MBSO	Modellbasierte Selbstoptimierung
MIMO-System	Multiple-Input-Multiple-Output-System
MISO-System	Multiple-Input-Single-Output-System
MO-System	Modellbasierte Optimierungssystem
MPR	Modellbasierte Prädiktive Regelung
NI	National Instruments
NOILR	Norm-optimale Iterativ Lernende Regelung
PT2	Verzögerungsglied zweiter Ordnung
pvT-Diagramm	Druck-Volumen-Temperatur-Diagramm
QP	Quadratische Programmierung
SA-System	Sensor-Aktor-System
SIMO-System	Single-Input-Multiple-Output-System
SISO-System	Single-Input-Single-Output-System

Symbolverzeichnis

Symbol	Bezeichnung	Einheit
Griechische Symbole		
α_{eff}	Temperaturleitfähigkeit	s mm ⁻²
α_f	Zeitkonstante	—
$\boldsymbol{\alpha}_i$	Koeffizientenvektor eines Splines	—
α_i	Koeffizienten eines Splines	—
β_c	Kompressionsmodul der Schmelze im Werkzeug	bar
β_s	Kompressionsmodul der Schmelze im Schneckenorraum	bar
β_w	Drallwinkel	°
γ	Lernfaktor	—
$\boldsymbol{\Gamma}_k$	Matrix des affinen Anteils der zeitdiskreten, linearisierten Zustandsgleichungen	—
$\boldsymbol{\Gamma}_t$	Matrix des affinen Anteils der linearisierten Zustandsgleichungen	—
$\boldsymbol{\delta}$	Kovarianzvektoren des Systemsrauschens	—
$\Delta \mathbf{u}$	Vektor der Stellgrößenänderungen	—
Δu^*	Stellgrößenänderung für ein Spline	—
$\Delta \mathbf{u}_i$	Folge der Stellgrößenänderungen im Zyklus i	—
Δu_w	Schneidenversatz	mm
$\Delta \varphi$	Winkelversatz	°
Δz	Höhe eines Scheibenelements	mm
$\boldsymbol{\epsilon}_i$	Folge der Slack Variablen im Zyklus i	—
$\boldsymbol{\epsilon}$	Vektor der Slack-Variablen	—
ϵ_b	Radius der bilinearen Transformation	—
$\boldsymbol{\epsilon}_d$	Vektor des Messrauschens	—
$\boldsymbol{\zeta}$	Stützstellenvektor der Ausgangsgröße	—

ζ_i	Stützstelle der Ausgangsgröße	—
η	Dynamische Viskosität	kg (m s)^{-1}
η_0	Dynamische Viskosität während der Einspritzphase	kg (m s)^{-1}
η_t	Anstieg der dynamischen Viskosität	$\text{kg m}^{-1} \text{s}^{-2}$
$\boldsymbol{\theta}$	Stützstellenvektor der Stellgröße	—
θ_i	Stützstelle der Stellgröße	—
ι	Tuningparameter der MPR/ILR	—
κ	Schrittweite	s
λ_i	Eigenwert i	—
μ	Tuningparameter der MPR/ILR	—
ν_c	Spezifisches Volumen der Schmelze im Werkzeug	$\text{cm}^3 \text{g}^{-1}$
$\nu_{c,soll}$	Sollwert für das spezifische Volumen im Werkzeug	$\text{cm}^3 \text{g}^{-1}$
ν_s	Spezifisches Volumen der Schmelze im Schneckenorraum	$\text{cm}^3 \text{g}^{-1}$
$\boldsymbol{\Pi}_t$	Matrix des affinen Anteils der linearisierten Ausgangsgleichungen	—
ρ_s	Dichte der Schmelze im Schneckenorraum	kg m^{-3}
$\boldsymbol{\varsigma}$	Kovarianzvektor des Systemsrauschens	—
$\boldsymbol{\sigma}$	Vektor der Funktionswerte an einer Stützstelle	—
$\boldsymbol{\Sigma}$	Dynamisches lineares System	—
$\boldsymbol{\varphi}$	Vektor der Fortschrittsfunktionen	—
φ	Fortschrittsfunktion	—
φ	Vorschubrichtungswinkel	°
Φ_c	Substitution der Schnittkraft infolge der Eingriffsbedingungen	mm
Φ_{cn}	Substitution des Schnittnormalkraft infolge der Eingriffsbedingungen	mm
φ_{ex}	Austrittswinkel des Fräasers	°
Φ_i	Substitution des Kraftanteils infolge der Eingriffsbedingungen	mm
φ_r	Rotationswinkel	°
φ_{st}	Eintrittswinkel des Fräasers	°
χ	Tuningparameter der MPR/ILR	—
$\boldsymbol{\Psi}$	Matrix der erzwungenen Regelgröße	—

ψ	Vektor der erzwungenen Regelgröße	—
Ψ_p	Matrix der erzwungenen Regelgröße für die Positionen	—
Ψ_v	Matrix der erzwungenen Regelgröße für die Geschwindigkeiten	—
Ω	Parametervektor des Kraftmodells	—
ω_0	Kennkreisfrequenz des Antriebs	s ⁻¹
ω_c	Kreisfrequenz	s ⁻¹
Lateinische Symbole		
$\mathbf{0}$	Nullmatrix bzw. Nullvektor	—
a_i	Koeffizient i des Nennenpolynoms	—
$\tilde{\mathbf{A}}_k$	Zustandsmatrix des zeitdiskreten Systems mit Regler	—
$\mathbf{A}_k$	Zustandsmatrix des zeitdiskreten Zustandsraummodells	—
a_p	Schnitttiefe	—
$\mathbf{A}_{qp}$	Beschränkungsmatrix des quadratischen Optimierungsproblems	—
A_s	Querschnittsfläche der Schnecke	cm ²
$\tilde{\mathbf{A}}_t$	Zustandsmatrix des linearisierten Systems mit Regler	—
$\mathbf{A}_t$	Zustandsmatrix des linearisierten Zustandsraummodells	—
$\mathbf{A}_z$	Zustandsmatrix des linearen Störgrößensystems	—
b	Spanungsbreite	mm
b_i	Koeffizient i des Zählerpolynoms	—
$\mathbf{B}_k$	Eingangsmatrix des zeitdiskreten Zustandsraummodells	—
$\tilde{\mathbf{b}}_k$	Eingangsvektor des linearisierten Systems mit Regler	—
$\mathbf{b}_k$	Eingangsvektor des zeitdiskreten Zustandsraummodells	—
$\mathbf{b}_{qp}$	Beschränkungsvektor des quadratischen Optimierungsproblems	—
$\mathbf{B}_t$	Eingangsmatrix des linearisierten Zustandsraummodells	—
$\tilde{\mathbf{b}}_t$	Eingangsvektor des linearisierten Systems mit Regler	—
$\mathbf{b}_t$	Eingangsvektor des linearisierten Zustandsraummodells	—
$\mathbf{C}_k$	Messmatrix des zeitdiskreten Zustandsraummodells	—
$\tilde{\mathbf{c}}_k$	Messvektor des linearisierten Systems mit Regler	—
$\mathbf{C}_t$	Messmatrix des linearisierten Zustandsraummodells	—
$\tilde{\mathbf{c}}_t$	Messvektor des linearisierten Systems mit Regler	—

$\mathbf{C}_z$	Messmatrix des Störgrößensystems	—
D	Dämpfung des Antriebs	—
d	Bauteildicke an der Messstelle	mm
$\mathbf{D}_k$	Durchgangsmatrix des zeitdiskreten Zustandsraummodells	—
$\mathbf{D}_t$	Durchgangsmatrix des linearisierten Zustandsraummodells	—
D_w	Durchmesser des Werkzeugs	mm
$\mathbf{E}$	Einsvektor	—
$\tilde{\mathbf{e}}_i$	Folge der Regelabweichungen im Zyklus i	—
$\tilde{\mathbf{e}}$	Freie Regelabweichung	—
$\hat{\mathbf{e}}$	Prädizierte Regelabweichung	—
e	Regelabweichung	—
$\mathbf{E}_b$	Vektor der Eingriffsbedingungen	—
$\hat{\mathbf{e}}_K$	Beobachtungsfehler des Zustandsvektors	—
$\mathbf{e}_K$	Beobachtungsfehler des Ausgangsvektors	—
$\mathbf{F}$	Freie Regelgröße	—
F	Laplace-transformierte der Funktion f	—
f	Funktion	—
$\mathbf{f}$	Zustandsgleichungen	—
$\mathbf{f}_1$	Zustandsgleichungen für die Einspritzphase	—
$\mathbf{f}_2$	Zustandsgleichungen für die Nachdruckphase	—
F_a	Aktivkraft	N
$F_{a,0}$	Aktivkraft im Arbeitspunkt	N
$F_{a,max}$	Maximale Aktivkraft	N
F_c	Schnittkraft	N
F_{cn}	Schnittnormalkraft	N
F_f	Vorschubkraft	N
F_{fn}	Vorschubnormalkraft	N
$F_{i,max}$	Kraftkomponenten der maximalen Zerspankraft	N
$\mathbf{F}_{mess}$	Gemessene Aktivkraft	N
F_p	Passivkraft	N
$\mathbf{F}_p$	Freie Regelgröße der Positionen	—
$\mathbf{F}_{sim}$	Simulierte Aktivkraft	N

$\mathbf{F}_v$	Freie Regelgröße der Geschwindigkeiten	—
F_x	Kartesische Kraftkomponente in x-Richtung	N
F_y	Kartesische Kraftkomponente in y-Richtung	N
F_z	Zerspankraft	N
f_z	Vorschub pro Zahn	mm
$\mathbf{G}$	Übertragungsfunktionsmatrix	—
G	Übertragungsfunktion	—
$\mathbf{g}$	Ausgangsgleichungen	—
$\mathbf{G}_B$	Übertragungsmatrix	—
G_c	Übertragungsfunktion zum Werkzeuginnendruck	—
G_d	Übertragungsfunktion eines Tiefpassfilters	—
g_i	Markov-Parameter i	—
G_p	Übertragungsfunktion zur Position des Antriebs	—
$\mathbf{g}_{qp}$	Gradientenvektor einer quadratischen Optimierung	—
G_v	Übertragungsfunktion zur Geschwindigkeit des Antriebs	—
h	Spanungsdicke	mm
H_1	Unterer Prädiktionshorizont	—
H_2	Oberer Prädiktionshorizont	—
$\mathbf{H}_{qp}$	Hessematrix einer quadratischen Optimierung	—
H_u	Stellgrößenhorizont	—
$\mathbf{I}$	Einheitsmatrix	—
i	Zählvariable	—
J	Kostenfunktion	—
j	Zyklusindex	—
K	Verstärkung des Antriebs	—
K_i	Modellkoeffizienten des pvT-Diagramms	—
k	Zeitdiskrete Zeit	—
K_c	Verstärkung	—
$k_{i,1.1}$	Materialparameter des Kraftmodells nach Kienzle	N
$\mathbf{K}_K$	Kalman Verstärkung	—
K_p	Proportionale Verstärkung eines P-Reglers	V bar ⁻¹
$k_{cn,1.1}$	Materialparameter des Zerspankraftmodells nach Kienzle	—

$k_{c,1.1}$	Materialparameter des Zerspankraftmodells nach Kienzle	—
K_v	Verstärkung des Antriebs	$\text{cm}^3 (\text{s V})^{-1}$
L	Länge des Strömungskanals	m
$\mathbf{M}_\delta$	Matrix zu Bestimmung der Stellgrößenänderung in der ILR	—
m	Rückführgröße	—
$\dot{m}_{ab}$	Abfließender Massenstrom	kg s^{-1}
m_c	Materialparameter des Zerspankraftmodells nach Kienzle	—
m_i	Materialparameter i des Zerspankraftmodells nach Kienzle	—
$\mathbf{M}_j$	Transformationsmatrix	—
m_k	Masse im Werkzeug	kg
m_{mess}	Istgewicht des Formteils	kg
$\dot{m}_n$	Massenstrom durch das Ventil	kg s^{-1}
m_{cn}	Materialparameter des Zerspankraftmodells nach Kienzle	—
m_s	Masse im Schneckenorraum	kg
m_{soll}	Sollgewicht des Formteils	kg
$\mathbf{M}_T$	Transformationsmatrix	—
$\dot{m}_{zu}$	Zufließender Massenstrom	kg s^{-1}
n	Systemgrad	—
N_d	Anzahl der Totzeitschritte	—
n_f	Anzahl diskreter Scheibenelemente	—
N_I	Anzahl der Intervalle	—
N_k	Zeitschritt	—
n_r	Drehgeschwindigkeit	s^{-1}
N_s	Faktor der Abtastung	—
n_{sp}	Splinegrad	—
N_t	Intervalllänge	—
N_u	Anzahl Stützstellen für die Stellgröße	—
N_y	Anzahl Stützstellen für den Ausgang	—
N_z	Anzahl Abtastschritte eines Zyklus	—
$\mathbf{O}$	Vektor mit den Termen höherer Ordnung	—
O	Term höherer Ordnung	—
p_0	Umgebungsdruck	bar

P_c	Laplace-Transformierte des Werkzeuginnendrucks	—
p_c	Werkzeuginnendruck nahe des Angusses	bar
$p_{c,far}$	Werkzeuginnendruck am Ende des Störungspfad	bar
$p_{c,max}$	Maximaler Werkzeuginnendruck	bar
$\mathbf{p}_{c,soll}$	Sollverlauf des Werkzeuginnendrucks	bar
p_d	Stöorzustand für den Werkzeuginnendruck	bar
$\tilde{\mathbf{P}}_K$	Kovarianzmatrix der geschätzten Zustände	—
$\hat{\mathbf{P}}_K$	Kovarianzmatrix der prädizierten Zustände	—
$\mathbf{p}_{nc}$	Fräspfad des NC-Programms	m
P_s	Laplace-Transformierte des Schneckenorraumdrucks	—
p_s^*	Verzögerter Schneckenorraumdruck	bar
p_s	Schneckenorraumdruck	bar
p_u	Umschaltdruck	bar
P_w	Laplace-Transformierte Werkzeugposition	—
p_w	Werkzeugposition	mm
$\mathbf{Q}$	Wichtungsmatrix der Regelabweichung in MPR/ILR	—
q	Eingangsgrad	—
q_{ab}	Abfließender Volumenstrom	$\text{m}^3 \text{s}^{-1}$
$\mathbf{Q}_B$	Beobachtbarkeitsmatrix	—
$\mathbf{Q}_K$	Kovarianzmatrix des Systemsrauschens	—
q_{zu}	Zufließender Volumenstrom	$\text{m}^3 \text{s}^{-1}$
R	Radius	m
$\mathbf{R}$	Wichtungsmatrix der Stellgrößenänderungen	—
$\mathbf{r}$	Referenzverlauf	—
r	Relativer Grad	—
$\mathbf{R}_K$	Kovarianzmatrix des Messrauschens	—
$\mathbf{S}$	Wichtungsmatrix der Änderung der Stellgrößenänderung	—
s	Laplace-Operator	—
$\mathbf{T}$	Wichtungsmatrix der Slack-Variablen	—
t	Zeit	s
T_0	Umgebungstemperatur	°C
t_0	Startzeit	s

T_1	Zeitkonstante	s
T_w	Werkzeugtemperatur	°C
T_c	Temperatur der Schmelze im Werkzeug	°C
T_f	Übergangstemperatur	°C
T_m	Schmelzetemperatur	°C
T_r	Umdrehungsdauer	s
T_s	Temperatur der Schmelze im Schneckenorraum	°C
T_s^*	Abtastzeit des Reglers	s
T_s	Abtastzeit des Modells	s
$\mathbf{T}_{sp}$	Zeitmatrix eines Splines	—
$\mathbf{t}_{sp}$	Zeitvektor eines Splines	—
$\mathbf{T}_{sp,e}$	Zeitmatrix des letzten Zeitschrittes eines Splines	—
$\mathbf{t}_{sp,e}$	Zeitvektor des letzten Zeitschrittes eines Splines	—
T_t	Totzeit	s
$T_{t,c}$	Totzeit des PT1 für die Einspritzphase	s
T_u	Umschaltzeit	s
T_z	Zykluszeit	s
$\mathbf{U}$	Eingangsgrößenvektor (als Absolutgröße)	—
U	Eingangsgröße (als Absolutgröße)	—
u_P	Steuerspannung des P-Reglers	V
$\mathbf{u}$	Stellgrößenvektor (als Relativgröße)	—
u	Eingangsgröße (als Abweichungsgröße)	—
$\mathbf{U}_{AP}$	Eingangsvektor im Arbeitspunkt	—
U_{AP}	Eingangsgröße im Arbeitspunkt (als Absolutgröße)	—
$u_{c,max}$	Maximale Steuerspannung	V
$u_{c,min}$	Minimale Steuerspannung	V
u_I	Steuerspannung der ILR	V
$\mathbf{u}_{ILR,max}$	Vektor der maximalen Stellgrößenbeschränkungen	—
$\mathbf{u}_{ILR,min}$	Vektor der minimalen Stellgrößenbeschränkungen	—
$\mathbf{u}_j$	Stellgrößenverlauf für Zyklus j	—
$\mathbf{u}_{max}$	Obere Stellgrößenbeschränkung (als Relativgröße)	—
$\mathbf{u}_{min}$	Untere Stellgrößenbeschränkung (als Relativgröße)	—

u_r	Reglerausgang	—
U_s	Laplace-Transformierte der Steuerspannung	—
u_s	Steuerspannung	V
U_v	Laplace-Transformierte der Sollvorschubgeschwindigkeit	—
u_v	Sollvorschubgeschwindigkeit	mm s ⁻¹
$u_{v,max}$	Maximale Sollvorschubgeschwindigkeit	mm s ⁻¹
$u_{v,min}$	Minimale Sollvorschubgeschwindigkeit	mm s ⁻¹
U_w	Umfang des Werkzeugs	mm
V	Laplace-Transformierte der Vorschubgeschwindigkeit	—
v	Vorschubgeschwindigkeit	mm s ⁻¹
V_0	Volumen des Werkzeuginnenraums	cm ³
v_0	Vorschubgeschwindigkeit im Arbeitspunkt	mm s ⁻¹
V_a	Laplace-Transformierte der Schneckengeschwindigkeit	—
v_a^*	Schneckengeschwindigkeit	cm s ⁻¹
v_a	Geschwindigkeit der Schnecke	cm ³ s ⁻¹
$v_{a,max}$	Maximale Vorschubgeschwindigkeit der Maschine	mm s ⁻¹
V_c	Eingespritztes Volumen in der Kavität	—
v_c	Schnittgeschwindigkeit	m s ⁻¹
v_e	Wirkgeschwindigkeit	m s ⁻¹
v_f	Vorschubgeschwindigkeit	m s ⁻¹
$\mathbf{v}_{max}$	Vektor der maximalen Vorschubgeschwindigkeiten	—
v_{max}	Maximale Vorschubgeschwindigkeit	mm s ⁻¹
v_p	Sollvorschubgeschwindigkeit über die Position	mm s ⁻¹
V_s	Geometrisches Volumen des Schneckenorraums	—
v_t	Sollvorschubgeschwindigkeit im Zeitbereich	mm s ⁻¹
$\mathbf{w}$	Sollgrößen	—
w	Führungsgröße	—
$\mathbf{w}_d$	Vektor des Systemrauschens	—
$\tilde{\mathbf{X}}$	Variablenvektor	—
X	Zustand (als Absolutgröße)	—
$\tilde{\mathbf{x}}$	Variablenvektor (in Abweichungsgrößen)	—
$\mathbf{X}$	Zustandsvektor (in Absolutgrößen)	—

$\mathbf{x}$	Zustandsvektor	—
$\mathbf{x}_z$	Zustandsvektor der Störgrößen	—
$\mathbf{x}_{z,0}$	Anfangswerte des Zustandsvektors der Störgrößen	—
x	Zustand	—
$\tilde{\mathbf{x}}_0$	Korrigierte Zustandsvektor zum Zeitpunkt t_0	—
$\mathbf{x}_0$	Zustandsvektor zum Zeitpunkt t_0	—
X_a	Laplace-Transformierte der Position	—
x_a^*	Position der Schnecke	cm
x_a	Position der Schnecke	cm ³
$\tilde{\mathbf{X}}_{AP}$	Variablenvektor im Arbeitspunkt (in Absolutgrößen)	—
$\mathbf{X}_{AP}$	Zustandsvektor im Arbeitspunkt	—
$\mathbf{x}_D$	Zustandsvektor des Antriebs	—
$\mathbf{y}_D$	Ausgangsvektor des Antriebs	—
$\mathbf{x}_d$	Zustandsvektor der Verzögerungsschritte	—
x_d	Verzögerungszustand	—
$\tilde{\mathbf{X}}_K$	Geschätzter Zustandsvektor (in Absolutgrößen)	—
$\hat{\mathbf{X}}_K$	Prädizierte Zustandsvektor (in Absolutgrößen)	—
$\tilde{\mathbf{x}}_K$	Geschätzter Zustandsvektor (in Abweichungsgrößen)	—
$\hat{\mathbf{x}}_K$	Prädizierter Zustandsvektor (Relativgrößen)	—
$\hat{\mathbf{Y}}_p$	Prädizierter Ausgangsgrößenverlauf für den Werkzeugin- nendruck	—
$\mathbf{Y}$	Ausgangsgrößenvektor (als Absolutgrößen)	—
Y	Ausgangsgröße (als Absolutgröße)	—
$\hat{\mathbf{y}}_j$	Prädiktion des Ausgangsgrößenverlaufs	—
$\hat{\mathbf{Y}}$	Prädizierter Ausgangsgrößenverlauf (in Absolutgrößen)	—
$\hat{\mathbf{y}}$	Prädizierte Ausgangsgröße (in Abweichungsgrößen)	—
y	Ausgangsgröße	—
$\mathbf{y}$	Ausgangsgrößenvektor	—
$\mathbf{y}_z$	Ausgangsvektor der Störgrößen	—
y	Ausgangsgröße (als Abweichungsgröße)	—
$\mathbf{y}_0$	Freie Antwort eines zyklischen Prozesses	—
$\mathbf{Y}_{AP}$	Ausgangsvektor im Arbeitspunkt	—

$\mathbf{y}_j$	Ausgangsgrößenverlauf	—
$\hat{\mathbf{y}}_K$	Prädizierter Ausgangsgrößenvektor	—
$\mathbf{y}_{max}$	Vektor der maximalen Ausgangsbeschränkungen	—
$\mathbf{y}_{min}$	Vektor der minimalen Ausgangsbeschränkungen	—
$\hat{\mathbf{y}}_p$	Vektor der Positionsprädiktionen (in Abweichungsgrößen)	mm
$\hat{y}_p$	Prädizierte Position (in Abweichungsgrößen)	mm
$\hat{\mathbf{y}}_v$	Vektor der Geschwindigkeitsprädiktionen (in Abweichungsgrößen)	mm s ⁻¹
$\hat{y}_v$	Prädizierte Geschwindigkeit (in Abweichungsgrößen)	mm s ⁻¹
z	Störgröße	—
$\mathcal{Z}$	z-Operator	—
z_w	z-Koordinate entlang eines Fräasers	—

Hinweise zur Arbeit

Wirkungspläne

In den Wirkungsplänen erfolgt keine Unterscheidung zwischen Ein- und Mehrgrößensignalen. Die Darstellung der Pfeile ist als äquivalent zu betrachten.

Zeitliche Ableitung

Die zeitliche Ableitung einer Variablen x wird dargestellt durch

$$\dot{x} = \frac{dx}{dt}$$

und die zeitliche Ableitung n durch

$$x^{(n)} = \frac{d^n x}{dt^n}$$

1 Einleitung

Das verarbeitende Gewerbe ist eine elementare Säule sowohl der deutschen als auch der europäischen Volkswirtschaft. Im Jahr 2016 wurden in Deutschland rund 34 % bzw. in der Europäischen Union rund 27 % des gewerblichen Umsatzes durch das verarbeitende Gewerbe erwirtschaftet [70]. Gleichzeitig waren rund 27 % (in der Europäischen Union rund 22 %) aller Beschäftigten dem verarbeitenden Gewerbe zuzuordnen [71]. Die Konkurrenzfähigkeit des verarbeitenden Gewerbes ist im Wesentlichen durch die zur Verfügung stehende Produktionstechnik bestimmt. Die Produktionstechnik umfasst dabei alle Maßnahmen und Schritte zur industriellen Herstellung von Gütern und Produkten. Im Laufe der Zeit hat die Produktionstechnik vielzählige Veränderungen und Wandlungen erlebt, die rückwirkend als industrielle Revolutionen bezeichnet werden. Die erste industrielle Revolution wird mit der Einführung der ersten mechanischen Produktionsanlagen (gegen 1800, z. B. Webstühle, Werkzeugmaschinen) gleichgesetzt, die zunächst mit Wasserkraft und später mit Dampfmaschinen betrieben wurden [55]. Dadurch wurde erstmalig die Maschinenproduktion ermöglicht und damit die Grundlage zur Automatisierung der Produktion geschaffen. Die Einführung der Elektrizität läutete zum Ende des 19. Jahrhunderts die zweite industrielle Revolution ein, sodass die Produktionssysteme fortan elektrisch angetrieben werden konnten [225]. Dies ermöglichte die Entwicklung neuartiger Produktionssysteme, sodass die Automatisierung der Produktion weiter voranschritt. Die dritte industrielle Revolution begann ab den 1970er Jahren mit der Erfindung der Mikroelektronik und der damit einhergehenden Einführung individuell programmierbarer Computer, die eine rasante Automatisierung der Produktion mit sich brachten [23]. Individuell programmierbare Computer ermöglichen bis heute die Realisierung immer komplexer werdender Ablaufsteuerungen für Produktionsanlagen. So können Steuerungen verschiedener Anlagen individuell programmiert und folglich der Automatisierungsgrad weiter gesteigert werden [231]. Dadurch ist heute bereits in vielen Bereichen eine vollautomatische Produktion möglich. Jedoch müssen die Produktionsanlagen zunächst für das zu fertigende Produkt eingerichtet werden. Hierfür ist in den meisten Fällen ein umfassendes Prozess- und Anlagenwissen erforderlich, über das sowohl die Maschinenentwickler als auch der Maschinenbediener verfügen muss [32]. Infolge der immer komplexer werdenden Prozesse und den damit erforderlichen Investitionsmitteln steigen auch die Produktionskosten.

Um die Produktionskosten zu senken, wird die Produktion vermehrt aus Hochlohnländern, wie beispielsweise Deutschland, in Niedrig-Lohnländer verlagert. Dadurch können häufig

die Produktionskosten reduziert werden, da in Niedriglohnländern zumeist Skaleneffekte durch einfache, robuste, wertstromorientierte Prozessketten und kostengünstige Fachkräfte genutzt werden. Hochlohnländer positionieren sich zwischen der Massenproduktion und der kundenindividuellen Produktion. Jedoch verbessern auch die Niedrig-Lohnländer ihre eingesetzten Technologien, um kundenindividuelle Produkte herstellen zu können. Deshalb steht das verarbeitende Gewerbe vor der Fragestellung, wie die Produktion auch in Zukunft in Hochlohn-Ländern wie Deutschland beziehungsweise Europa gestaltet werden kann, um die Abwanderung in Niedrig-Lohnländer zu verhindern [30].

Diese Problematik veranschaulicht das Polylemma der Produktion, das schematisch in Abbildung 1.1 dargestellt ist [30]. Dementsprechend lässt sich die Produktion hinsichtlich der Produktionswirtschaftlichkeit und Planungswirtschaftlichkeit unterteilen. Beide Kriterien weisen jeweils zwei gegensätzliche Zielstellungen auf. So kann die Produktion hinsichtlich der Planungswirtschaftlichkeit wertorientiert oder planungsorientiert sein. Bei der wertorientierten Produktion werden vor allem wertschöpfende Prozesse eingesetzt und der Planungsaufwand reduziert. Dagegen liegt bei einer planungsorientierten Produktion der Fokus auf der Produktionsplanung, um die Produktion zu optimieren. Weiterhin werden während des Entwicklungsprozesses umfangreiche Modelle erstellt und in Simulationen eingesetzt, mit dem Ziel die Produktion zu optimieren. Hinsichtlich der Produktionswirtschaftlichkeit kann die Produktion für die Massenproduktion oder für die Produktion individualisierter Produkte ausgelegt sein. So werden für die Massenproduktion vor allem sehr gut beherrschte Einzelprozesse und eine hohe Synchronisation der Produktion angestrebt. Dadurch sollen hohe Taktzahlen erreicht und so Skaleneffekte ausgenutzt werden. Dem gegenüber steht die individualisierte Produktion, die individuelle Kundenwünsche realisieren soll und daher wandlungsfähige, dynamische Prozesse benötigt. Infolge dessen reduziert sich jedoch die Taktzahl erheblich, sodass die Kosten der Produktion in aller Regel ansteigen.

Um auch in Zukunft effektiv produzieren zu können, ist die Auflösung des Polylemmas erforderlich [30]. Das heißt, dass in Zukunft die Divergenz von Wertorientierung und Planungsorientierung, beziehungsweise Massenproduktion und individualisierte Produktion, reduziert werden muss. Deshalb versucht die deutsche Bundesregierung mit dem Zukunftsprojekt „Industrie 4.0“ den Grundstein für die nächste industrielle Revolution zu legen. In diesem Zuge sollen die Produktionsanlagen und Werkstücke intelligent werden, um sich selbstständig koordinieren und einstellen zu können [23].

Einen Beitrag zur Auflösung des Polylemmas der Produktion leisten die Exzellenzcluster „Integrative Produktionstechnik für Hochlohnländer“ (2006 - 2018) und „Internet der Produktion“ (seit 2019). Beide Exzellenzcluster erarbeiten zukunftsfähige, produktionswissenschaftliche Strategien und erforschen die dafür benötigten Technologien [30, 32]. Essentieller Bestandteil ist dabei die Erforschung selbstoptimierender Produktionssysteme, die individuelle Kundenwünsche zuverlässig umsetzen können und trotzdem möglichst produktiv sein sollen [30, 192].

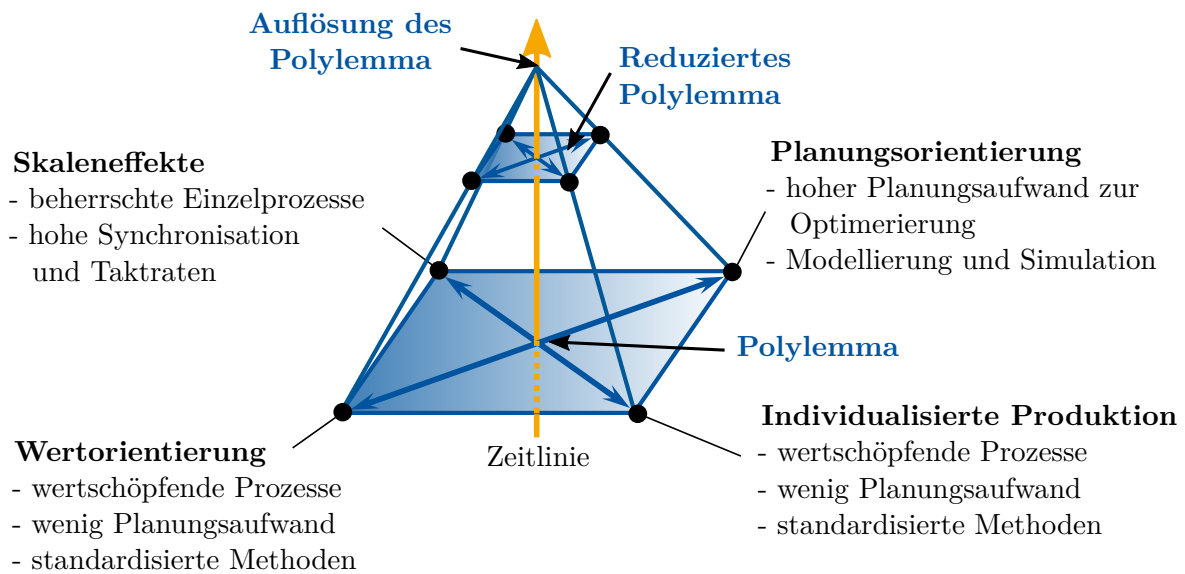


Abb. 1.1: Polylemma der Produktion gemäß [30].

Aus Sicht der Regelungstechnik müssen hierfür intelligente Regelungssysteme in die Produktionssysteme integriert werden. Im Gegensatz zu den heute bereits etablierten Maschinenregelungen, die größtenteils Maschinengrößen mit hoher Präzision regeln, werden Regelungen benötigt, die den Produktionsprozess beziehungsweise die Qualität des zu fertigenden Produktes regeln. Dadurch soll der Einstellaufwand vor und während der Produktion reduziert werden, um den Automatisierungsgrad der Produktion weiter zu steigern. Als Lösungsansätze werden im Folgenden Regelungsstrategien vorgestellt, die es ermöglichen höhere Regelungsziele, wie die Qualität oder produktivitätsrelevante Prozessgrößen zu regeln. Die Ansätze werden anhand von zwei Anwendungsbeispielen, dem Kunststoffspritzgießen und dem Schruppfräsen, untersucht und experimentell validiert.

2 Stand der Technik

Zunächst erfolgt die Einordnung der vorliegenden Arbeiten im Kontext der Produktionstechnik. Anschließend wird das Konzept der modellbasierten Selbstoptimierung für Fertigungssysteme vorgestellt, das als Ausgangslage dieser Arbeit dient. Darauf aufbauend werden der Stand der Technik anhand des Kunststoffspritzgießens und des Schrappfräsens erörtert. Im Anschluss werden die Defizite zusammengefasst und ein Fazit gezogen.

2.1 Einordnung der Thematik

Die Produktionstechnik wird häufig in die Bereiche Energietechnik, Verfahrenstechnik und Fertigungstechnik unterteilt [235]. Während sich die Energietechnik mit der Energieumwandlung und der Energieerzeugung beschäftigt, legt die Verfahrenstechnik ihren Fokus auf die Herstellung chemischer Stoffe und Substanzen. Bei der Fertigungstechnik werden hingegen Materialien/Rohstoffe geformt, um ein gewünschtes Bauteil oder Produkt herzustellen. Die vorliegende Arbeit thematisiert ausschließlich die Fertigungstechnik und exemplarisch zwei geläufige Fertigungsverfahren.

Bei heutigen Produkten und Systemen des täglichen Bedarfs beziehungsweise der Industrie handelt es sich um mechatronische Systeme. Die Produktplanung und -entwicklung dieser mechatronischen Systeme erfolgt üblicherweise gemäß der VDI-Richtlinien 2220 bzw. 2221 (siehe [263, 264]), sodass während der Produktentstehung die in Abbildung 2.1 dargestellten Schritte durchlaufen werden [73]. In der Produktplanungsphase erfolgt zunächst eine Marktanalyse mit dem Ziel eine Produktidee abzuleiten, die einen möglichst hohen Umsatz ermöglicht. In diesem Zusammenhang wird auch eine erste Anforderungsanalyse durchgeführt, um die Kundenwünsche zu identifizieren, die das Produkt erfüllen muss. Anschließend werden in der Produktentwicklungsphase Lösungen für einzelne Teilsysteme und Komponenten entwickelt und konstruiert. Ergebnis ist in aller Regel ein CAD-Modell oder eine technische Zeichnung, bestehend aus einer Vielzahl von Baugruppen, die wiederum aus verschiedenen Unterbaugruppen und Komponenten bestehen. In dieser Phase der Produktentstehung werden bereits erste Funktionsnachweise erbracht, um zu gewährleisten, dass das zu entwickelnde Produkt die geforderten Anforderungen erfüllen kann. Darüber hinaus werden produktspezifische Kriterien wie der zu verwendende Werkstoff, die Form und die Größe des Werkstückes sowie die geforderte Qualität

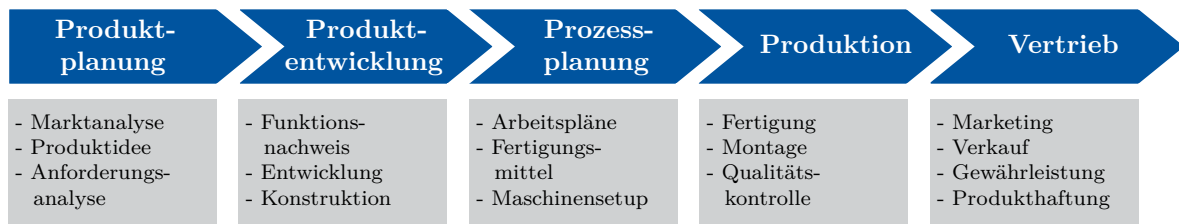


Abb. 2.1: Vereinfachte Unterteilung des Produktentstehungsprozesses.

(z. B. Maß-, Form- und Lagetoleranzen) definiert. Anhand dieser Kriterien werden in der Prozessplanungsphase Arbeitspläne erstellt, mithilfe derer die einzelnen Fertigungs- und Montageschritte geplant und optimiert werden. Darauf basierend werden geeignete Fertigungsverfahren sowie die erforderlichen Fertigungsmittel identifiziert.

Wenn möglich werden mithilfe von Simulationswerkzeugen die erforderlichen Maschineneinstellungen, wie beispielsweise das NC-Programm, für die Produktion ermittelt. In der Produktionsphase werden die verschiedenen Komponenten mithilfe einer oder mehrerer Fertigungsverfahren produziert und anschließend zu Baugruppen beziehungsweise dem Gesamtsystem montiert. Genügt das gefertigte Produkt den Qualitätsanforderungen, kann das Produkt in der anschließenden Vertriebsphase verkauft werden. Neben dem eigentlichen Verkauf zeichnet sich diese Phase insbesondere durch das Marketing, die Gewährleistung und Produkthaftung aus [73].

Bezüglich der in Abbildung 2.1 dargestellten Phasen konzentriert sich diese Arbeit auf die Produktionsphase. Dabei wird ein Rohstoff oder ein Halbzeug zu Werkstücken beziehungsweise funktionsfähigen Komponenten verarbeitet. Die Wahl der Fertigungsverfahren hängt dabei von Kriterien, wie dem einzusetzenden Werkstoff, der Form- und Fertigungstoleranz, aber auch der Stückzahl bzw. den Produktionskosten ab [235]. Nach der Auswahl des Fertigungsverfahrens, müssen die Maschineneinstellungen von einem Maschinenbediener an die vorgegebenen Produkthanforderungen angepasst werden. Dies erfolgt häufig mithilfe von Simulations- und Optimierungswerkzeugen, Technologietabellen, empirischen Vorversuchen oder anhand der Erfahrungen des Maschinenbedieners. In vielen Fällen sind trotz Vorverfahren Eingangsversuche und Anpassungen der Maschineneinstellungen erforderlich, um die tatsächlich geforderten Produkthanforderungen zu erzielen. Handelt es sich um ein neues Produkt, welches keine Ähnlichkeiten zu bereits gefertigten Produkten aufweist, müssen die Maschineneinstellungen zunächst mithilfe geeigneter Vorversuche bestimmt werden [32].

Wurde die Maschine für das zu fertigende Produkt eingerichtet, beispielsweise mithilfe von Simulationstools, stellen Maschinenregelkreise sicher, dass sich das Fertigungssystem reproduzierbar und robust verhält [135, 254]. Dadurch ist jedoch nicht garantiert, dass sich auch der Prozess und infolge dessen die Werkstückqualität reproduzierbar verhält,

da der Prozess häufig Schwankungen unterliegt. Diese Prozessschwankungen können die Maschinenregelkreise nicht kompensieren, da die Prozessgrößen nur in wenigen Fällen gemessen werden. Stattdessen adaptiert der Maschinenbediener die Maschineneinstellungen anhand seiner Prozess- und Werkstückbeobachtungen so, dass das gefertigte Produkt den geforderten Qualitätsanforderungen genügt (Abbildung 2.2).

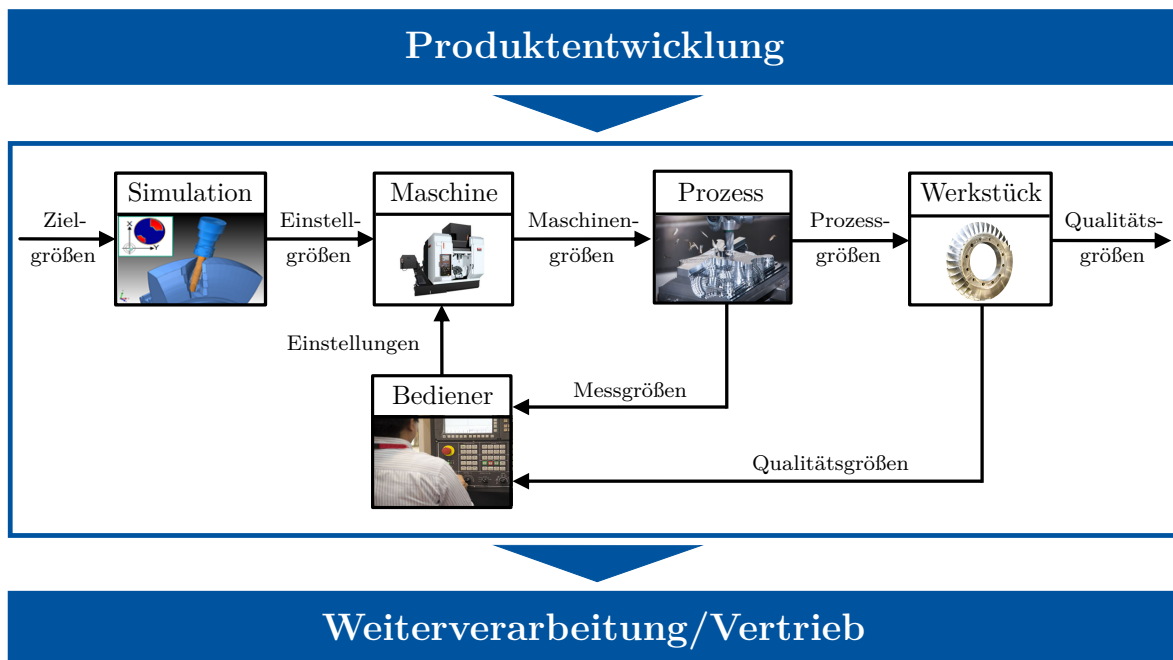


Abb. 2.2: Schematischer Ablauf des Einrichtungsvorgangs durch einen Maschinenbediener.

Um in Zukunft auf diese Veränderungen automatisch reagieren zu können, ist es erforderlich, die Fertigung nicht mehr ausschließlich auf Maschinenebene einzustellen und zu optimieren. Stattdessen müssen neben den Maschinengrößen auch die Prozessgrößen geregelt und optimiert werden, da sie einen maßgeblichen Einfluss auf die Qualität haben. Hierzu ist sowohl die Integration weiterer Steuerungs- und Optimierungsmaßnahmen als auch der Aufbau zusätzlicher Regelkreise erforderlich, welche die bisherigen Aufgaben des Maschinenbedieners übernehmen. Dementsprechend soll der Bediener in Abbildung 2.2 durch geeignete Regler und Optimierungsverfahren unterstützt werden. Aus regelungstechnischer Sicht handelt es sich um eine Kaskadierung verschiedener Regelkreise. Während auf der unteren Ebene maschinennahe Größen geregelt werden, werden mithilfe übergeordneter Regelkreise Prozess- und Qualitätsgrößen geregelt. Dies ermöglicht eine höhere Reproduzierbarkeit des Fertigungsprozesses und somit der Qualität des gefertigten Produktes [254].

Zur Realisierung dieser Regelkreisstruktur ist eine weitreichende Wissensbasis bezüglich des Fertigungsprozesses und deren Herausforderungen erforderlich, um sowohl der Forderung nach höherer Flexibilität als auch der Forderung nach Robustheit gegenüber den

auftretenden Fertigungseinflüssen (Schwankungen der Materialeigenschaften usw.) nachkommen zu können. Die gleichzeitige Forderung nach Flexibilität und Robustheit führt jedoch zur Steigerung des Komplexitätsgrades der zu entwickelnden Fertigungssysteme [52].

Die größte Schwierigkeit besteht darin, dass es bei den meisten Fertigungsverfahren heute unmöglich ist die Werkstückqualität bereits während der Fertigung zu messen. Ohne eine Qualitätsmessung zur Laufzeit der Fertigung ist jedoch eine Qualitätsregelung nur schwer realisierbar [135]. Um auch ohne Qualitätsmessung eine Qualitätsregelung zu realisieren, wurde im Rahmen des Exzellenzcluster „Integrative Produktionstechnik für Hochlohnländer“ das Konzept der Modellbasierten Selbstoptimierung entwickelt [30].

2.2 Modellbasierte Selbstoptimierung

Die MBSO ist ein Ansatz, der es ermöglicht die Werkstückqualität zu präzisieren und zu regeln. Dadurch soll der Automatisierungsgrad der Fertigungssysteme erhöht werden, sodass sich das Fertigungssystem automatisch an sich ändernde Prozessbedingungen anpasst. Hinsichtlich der Definition des Automatisierungsgrades gibt es in der Literatur eine Vielzahl verschiedener Ansätze. In [80] wird die Anwendbarkeit der verschiedenen Definitionen auf die Fertigungstechnik untersucht. Dort wird der Einsatz von zwei Referenzskalen für die Definition des Automatisierungsgrades empfohlen. Demnach wird eine Skala für physische Aufgaben definiert, bei denen die physische Arbeit des Menschen durch Maschinen unterstützt oder automatisiert wird. Die zweite Skala beschreibt den Automatisierungsgrad der kognitiven Aufgaben. Im Folgenden wird ausschließlich der Automatisierungsgrad für die kognitiven Aufgaben betrachtet, der häufig nach Tabelle 2.1 definiert ist. Dabei entspricht die Stufe 1 der geringsten Automatisierung, sodass alle Entscheidungen vom Bediener getroffen werden. Mit steigendem Automatisierungsgrad übernimmt die Maschine immer mehr Aufgaben des Bedieners. Stufe 10 entspricht der höchsten Automatisierung, bei der das System autonom arbeitet.

Hinsichtlich der in dieser Arbeit angestrebten qualitätsorientierten Fertigung liegt häufig ein Automatisierungsgrad der Stufe 1 vor, da der Bediener anhand seiner Beobachtung bezüglich der Prozessverläufe und der resultierenden Werkstückqualität die Maschineneinstellungen adaptiert. Stehen simulationsbasierte Optimierungstools zur Verfügung, die dem Bediener Maschineneinstellungen vorschlagen, dann liegt bereits ein Automatisierungsgrad 4 vor. Dieser wird nur in den seltensten Fällen überschritten.

Mithilfe der MBSO wird ein Automatisierungsgrad der Stufe 7 und mehr angestrebt, sodass die Maschine Einstellungen und Parametrierungen selbstständig so wählt, dass die geforderten höheren Ziele (z. B. Qualität, Produktivität) eingehalten werden. Im Kontext der Produktionstechnik wird dann von einem selbstoptimierenden Fertigungssystem

Stufe	Beschreibung
1	Keine Unterstützung durch einen Computer. Der Bediener muss alle Entscheidungen treffen und alle Aktionen selber ausführen.
2	Der Computer schlägt alle möglichen Lösungsoptionen vor.
3	Der Computer schlägt eine Auswahl geeigneter Lösungsoptionen vor.
4	Der Computer schlägt nur eine geeignete Lösungsoption vor.
5	Der Computer schlägt eine geeignete Lösungsoption vor und führt diese aus, wenn der Bediener zustimmt.
6	Der Computer schlägt eine geeignete Lösungsoption vor und räumt den Benutzer eine definierte Zeit zum Einlegen eines Vetos ein, bevor der Computer die Lösungsoption automatisch ausführt.
7	Der Computer führt eine geeignete Lösungsoption automatisch aus und informiert den Bediener.
8	Der Computer trifft alle Entscheidungen, agiert autonom und informiert den Bediener auf Anfrage.
9	Der Computer trifft alle Entscheidungen, agiert autonom und informiert den Bediener, wenn es der Computer für notwendig erachtet.
10	Der Computer trifft alle Entscheidungen, agiert autonom und ignoriert den Bediener.

Tabelle 2.1: Einteilung der Automatisierungsgrade nach [190].

gesprochen [30, 32, 192]. Es handelt sich dabei um eine Spezialform der allgemeinen Definition selbstoptimierender Systeme im Maschinenbau [87]. Demnach liegt ein selbstoptimierendes System vor, wenn die Aktionen

1. Analyse der Ist-Situation,
2. Bestimmung der Systemziele,
3. Anpassung des Systemverhaltens,

durch das System wiederholend ausgeführt werden. Essentieller Bestandteil ist die kontinuierliche Bestimmung der Systemziele, damit sich das System selbstständig an sich ändernde Bedingungen adaptiert.

Bezogen auf die qualitätsorientierte Fertigung bedeutet die Steigerung des Automatisierungsgrades, dass der Einstellaufwand vor und während der Produktion reduziert wird. Nach Möglichkeit soll der Bediener nicht mehr in den Einstellvorgang der Prozess- und Maschinengrößen eingreifen müssen. Stattdessen werden dem Fertigungssystem übergeordnete Zielgrößen wie beispielsweise Qualität, Produktivität oder Energieverbrauch

vorgegeben. Die vom Bediener vorgegebenen Zielgrößen werden im Kontext der Selbstoptimierung als externe Ziele bezeichnet [87]. Das selbstoptimierende Fertigungssystem wägt die teils konkurrierenden externen Ziele ab und bestimmt optimale interne Zielgrößen für die Prozess- und Maschineneinstellungen. Diese internen Ziele werden anschließend von dem Fertigungssystem so eingestellt, dass die geforderten externen Ziele bestmöglich erfüllt werden.

In Abbildung 2.3 ist das Konzept der MBSO schematisch dargestellt [30]. Heute bereits verfügbare Fertigungssysteme, die über Sensoren und Aktoren verfügen, dienen als Ausgangslage. Diese Fertigungssysteme werden im Kontext der MBSO als SA-Systems bezeichnet. Diese verfügen bereits über verschiedene Regelkreise, die sicherstellen, dass die Vorgaben auf Maschinenebene eingehalten werden. Um neben den Maschinengrößen auch die Prozessgrößen überwachen zu können, wird das bereits bestehende SA-System um weitere Sensoren und geeignete Signalverarbeitungen erweitert. Dadurch können Prozessregelkreise aufgebaut werden, die beliebige Verläufe der Prozessgrößen realisieren. Da die zu regelnden Prozessgrößen in den wenigsten Fällen direkt durch das SA-System beeinflusst werden, sind intelligente Regelungen erforderlich, die den Zusammenhang zwischen den Maschinengrößen und den Prozessgrößen berücksichtigen. Unter Umständen werden für die Prozessregelkreise neue Aktoren benötigt. Da das resultierende System zusätzliche Informationen sammelt und diese zur Prozessregelung nutzt, wird es als ISA-System bezeichnet.

Zur Erreichung der externen Ziele (z. B. Qualität, Produktivität), wird das ISA-System um das sogenannte MO-System erweitert [30]. Das MO-System erhält von dem ISA-System alle relevanten Maschinen- und Prozesszustände. Anhand dieser Informationen bestimmt das MO-System den aktuellen Arbeitspunkt des Prozesses und ermittelt den neuen optimalen Arbeitspunkt sowie die optimalen Prozessgrößenverläufe und Einstellungen. Diese optimalen Prozessgrößenverläufe und Einstellungen werden dann von dem MO-System an das ISA-System übergeben und mithilfe der unterlagerten Prozess- und Maschinenregelkreise umgesetzt.

Neben der Integration zusätzlicher Sensoren und Aktoren liegen die Herausforderungen der MBSO insbesondere in der Entwicklung intelligenter Regelungssysteme zur Prozessregelung sowie in der Entwicklung des MO-Systems. Nach [126] werden Regelungen als intelligent bezeichnet, wenn sie während des Entwurfs künstliche Intelligenz erhalten. Dadurch sollen die Regelungen aus der Vergangenheit lernen beziehungsweise auf die Vergangenheit reagieren können und durch Prädiktion das zukünftige Systemverhalten optimieren. Ansätze sind nach [126] beispielsweise modellprädiktive Regelungen, iterativ lernende Regelungen, adaptive Regelungen und künstliche Neuronale Netze. Zur Entwicklung des MO-Systems, das in aller Regel aus einer Optimierung bzw. einem Regler besteht, wird ebenfalls Prozesswissen benötigt, welches in Form von Modellen integriert wird. Die Modelle bilden dabei alle zu berücksichtigenden Zusammenhänge ab, die sich entsprechend der geforderten Genauigkeit, Ziel und Rechendauer ergeben [254].

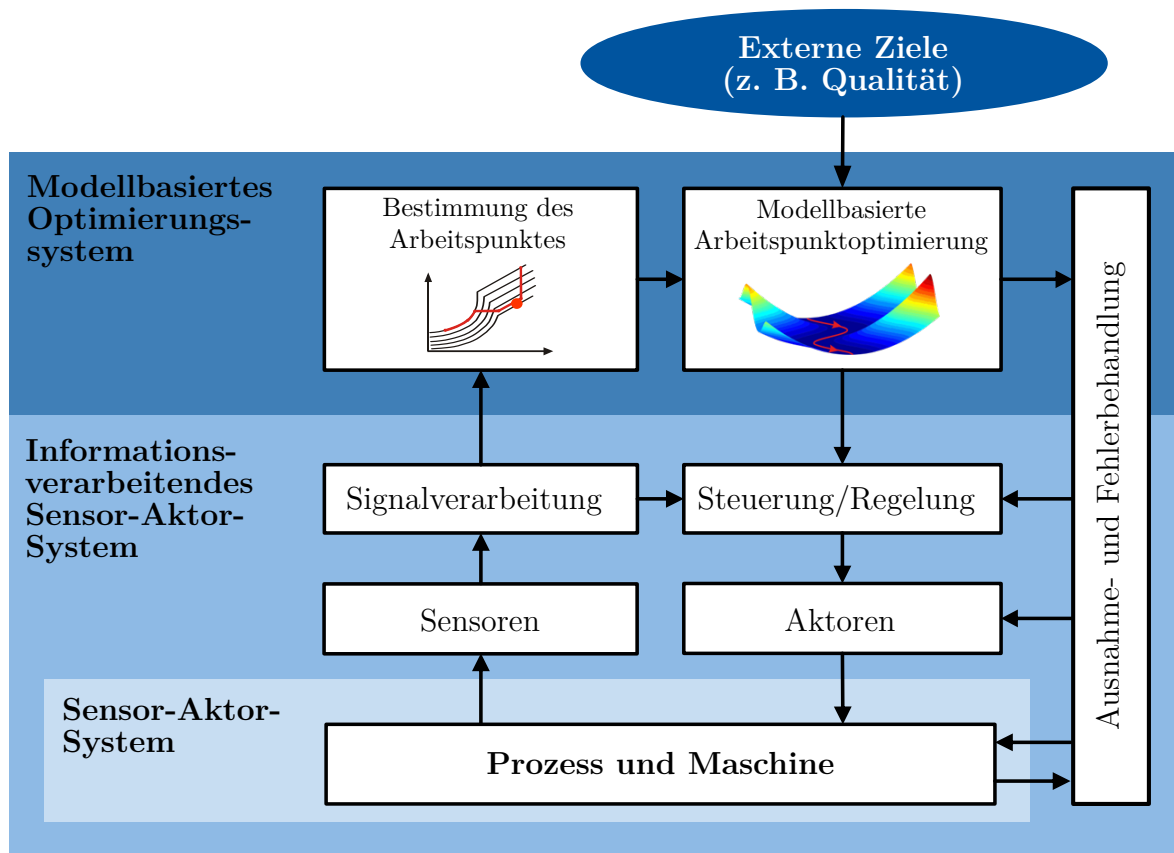


Abb. 2.3: Modellbasierte Selbstoptimierung für Fertigungssysteme gemäß [192].

Da die externen Ziele nicht zur Laufzeit gemessen werden können, müssen die Modelle den Zusammenhang zwischen den externen Zielgrößen und den Prozessgrößen möglichst genau abbilden.

Entsprechend der verschiedenen Bestandteile der MBSO wird im Folgenden der Stand der Technik anhand des Kunststoffspritzgießens und des Schruppfräsens erörtert. Der Stand der Technik ist entsprechend Abbildung 2.4 gegliedert, sodass in Kapitel 2.3 zunächst das Kunststoffspritzgießen und in Kapitel 2.4 das Schruppfräsen betrachtet wird. In beiden Fällen wird zunächst die allgemeine Funktionsweise des jeweiligen Fertigungsverfahrens beschrieben, bevor die Maschinenteknologie vorgestellt wird. Anschließend wird auf den Stand der Technik zur Prozessüberwachung und der Prozessoptimierung eingegangen. Danach wird die Prozesstechnologie betrachtet und der Stand der Technik zusammengefasst.



Abb. 2.4: Aufbau des Stands der Technik.

2.3 Kunststoffspritzgießen

Das Kunststoffspritzgießen von Thermoplasten ist eines der bedeutendsten Verfahren zur Herstellung von Kunststoffbauteilen. Insbesondere durch die hohe Gestaltungsfreiheit der Fertigteile und der vielzähligen Automatisierungsmöglichkeiten ist das Kunststoffspritzgießen heute weit verbreitet. Jedoch besteht durch die Entwicklung verbesserter Regelungsstrategien auch in Zukunft weiteres Optimierungspotenzial [112, 279]. Deshalb soll nachfolgend ein Überblick über den aktuellen Stand der Technik hinsichtlich einer Prozess- bzw. Qualitätsregelung beim Kunststoffspritzgießen gegeben werden. Hierfür wird zunächst die Maschinen- und Prozesstechnologie sowie die heute bekannten Automatisierungsansätze beim Kunststoffspritzgießen beschrieben.

2.3.1 Funktionsweise des Fertigungsverfahrens

Das Kunststoffspritzgießen wird entsprechend der DIN 8580 (Fertigungsverfahren, [61]) der Hauptgruppe 1 „Urformen“ zugeordnet. Es ist damit ein Verfahren, bei dem ein fester Körper aus einem formlosen Stoff gefertigt wird. Innerhalb dieser Hauptgruppe gehört das Kunststoffspritzgießen zur Gruppe 1.2 „Urformen aus dem plastischen Zustand“. Demzufolge wird Kunststoff, der zunächst als Granulat oder Pulver vorliegt, plastifiziert und anschließend in ein Werkzeug eingespritzt. In dem Werkzeug kühlt der Kunststoff unter Druck ab, wodurch dieser direkt zum Fertigteil verarbeitet wird. Eine Nachbearbeitung ist nur in den seltensten Fällen notwendig [112].

Die Herstellung der Formteile erfolgt mithilfe einer Spritzgießmaschine, die nach DIN

24500 (Maschinen zum Verarbeiten von Kunststoffen und Kautschuk, [57]) vor allem aus makromolekularen Formmassen, die allgemein auch als Rohstoff bezeichnet werden, diskontinuierlich Formteile herstellt. Gemäß Abbildung 2.5 besteht die Kunststoffspritzgießmaschine aus einem Maschinenbett, einem Plastifizieraggregat und einer Schließeinheit. Das Maschinenbett dient ausschließlich der Aufnahme des Plastifizieraggregats und der Schließeinheit [112]. Während das Plastifizieraggregat Kunststoff plastifiziert und dosiert, öffnet und schließt die Schließeinheit das Spritzgießwerkzeug, in dem die Ausformung der Kunststoffschmelze stattfindet. Somit ist es für den Prozess zwingend erforderlich, auch wenn es nominal nicht zur Spritzgießmaschine gehört. Für Formteile unterschiedlicher Gestalt ist ein individuelles Spritzgießwerkzeug anzufertigen.

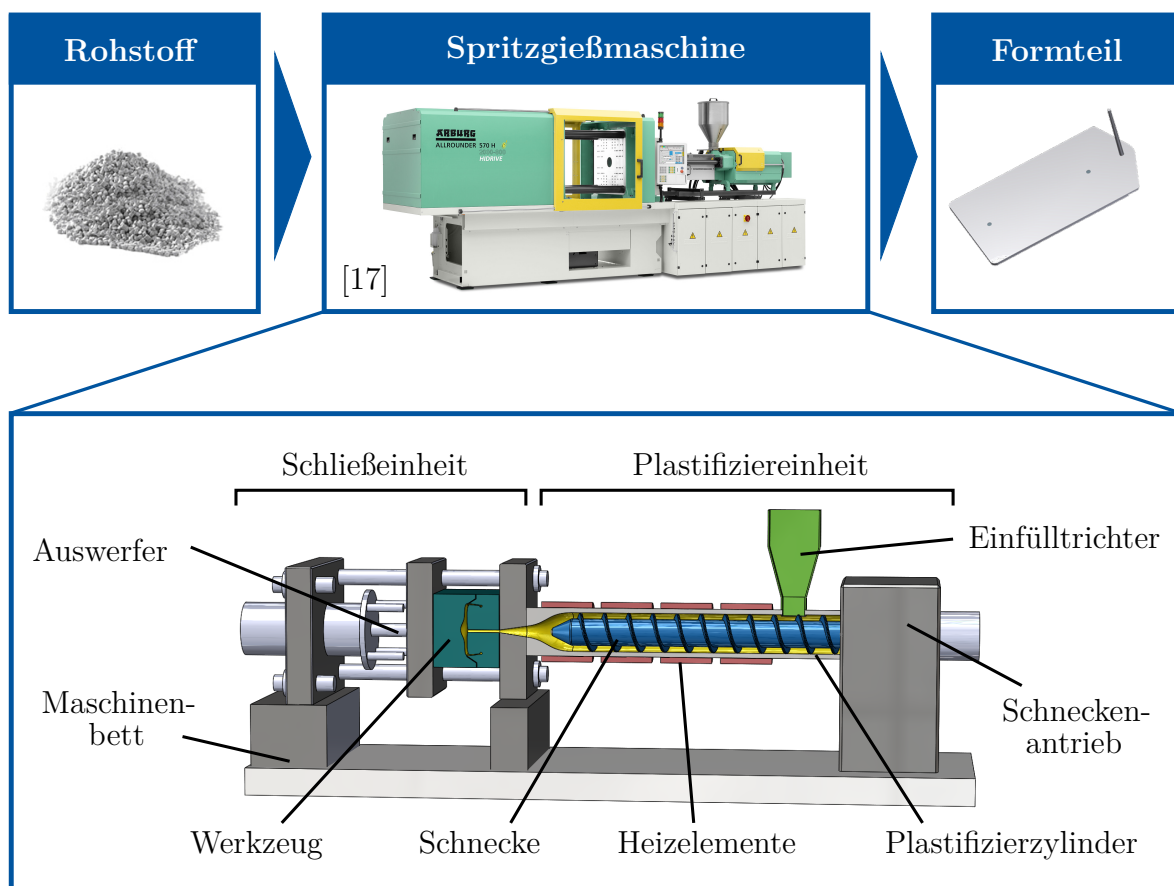


Abb. 2.5: Schematischer Aufbau einer Kunststoffspritzgießmaschine.

Das Kunststoffspritzgießen ist ein diskontinuierliches Fertigungsverfahren, weil sich die einzelnen Verfahrensschritte zeitlich wiederholen. Ein vollständiger Fertigungszyklus ist in Abbildung 2.6 schematisch dargestellt [112, 269]. Zu Beginn wird der Plastifiziereinheit das Granulat über den Einfülltrichter zugeführt. Durch Rotation der Schnecke, angetrieben durch einen elektrischen oder einen hydraulischen Schneckenantrieb, wird

der Kunststoff aus dem Trichter in den Plastifizierzylinder eingezogen und in Richtung Schnecken Spitze gefördert. Infolge der Reibung zwischen Kunststoff, Schnecke und Zylinderwand entsteht Reibungswärme, die dafür sorgt, dass der Kunststoff plastifiziert. Gleichzeitig wird die Schmelze mithilfe von Heizelementen, die an der Außenwand des Plastifizierzylinders angebracht sind, mittels Wärmekonvektion erwärmt bzw. temperiert. Wird eine Verschlussdüse zwischen Plastifiziereinheit und Werkzeug verwendet, dann ist diese während des Plastifizierens geschlossen. Andernfalls verhindert das abgekühlte Formteil aus dem vorangegangenen Zyklus, dass die Schmelze aus dem Plastifizierzylinder in das Werkzeug strömt. Infolge dessen sammelt sich die Kunststoffschmelze im Schneckenraum, wodurch der Druck im Schneckenraum ansteigt und die Schnecke translatorisch zurückgedrängt wird. Der Antrieb baut dabei einen Gegendruck (auch als Staudruck bezeichnet) auf, um das Material im Schneckenraum zu verdichten und zu homogenisieren. Um die Zykluszeit zu reduzieren, erfolgt das Dosieren häufig bereits am Ende des vorangegangenen Zyklus (siehe Abbildung 2.6).

Nach dem Dosieren und dem Auswerfen des Formteils verfährt die Schnecke translatorisch nach vorne, sodass der Druck im Schneckenraum ansteigt. Gleichzeitig wird das Verschlussventil geöffnet, sodass die Schmelze vom Schneckenraum durch die Verschlussdüse in das Werkzeug strömt. Das Strömungsverhalten hängt dabei sehr stark von der Viskosität des eingesetzten Kunststoffes ab, dessen Fließfähigkeit mit steigender Viskosität abnimmt [112]. Entsprechend sind auch höhere Druckunterschiede zwischen Schneckenraum und Werkzeug erforderlich, um eine Strömung in das Werkzeug zu erzeugen. Ist das Werkzeug volumetrisch gefüllt, wird die Schmelze verdichtet. Infolge dessen steigt der Druck im Werkzeug solange an bis die Druckdifferenz zwischen Schneckenraum und Werkzeug so klein ist, dass keine weitere Schmelze ins Werkzeug strömt. Währenddessen wird die Schmelze in der Kavität mithilfe einer Temperierung des Werkzeuges aktiv gekühlt. Dadurch kommt es zur Volumenschwindung der Schmelze, die durch Nachdrücken von noch flüssigem Kunststoff in das Werkzeug kompensiert wird. Hierfür wird über den Antrieb der Plastifiziereinheit der Druck im Schneckenraum bzw. im Formteil aufrecht gehalten, bis der Anguss erstarrt ist. Anschließend kühlt das Formteil weiter ab, bis das Formteil ausgeworfen wird und ein neuer Zyklus beginnt. Das Schmelzen und Aufbereiten in der Spritzeinheit erfolgt üblicherweise parallel zum Abkühlen.

2.3.2 Maschinentechnologie

Gemäß der vorangegangenen Erläuterungen gehören die Plastifiziereinheit und die Schließeinheit zu den wichtigsten Bestandteilen einer Spritzgießmaschine. Darüber hinaus wird zur Herstellung der Formteile ein Werkzeug benötigt, das in der Kunststoffspritzgießmaschine eingespannt wird. Nachfolgend werden diese Bestandteile detailliert beschrieben.

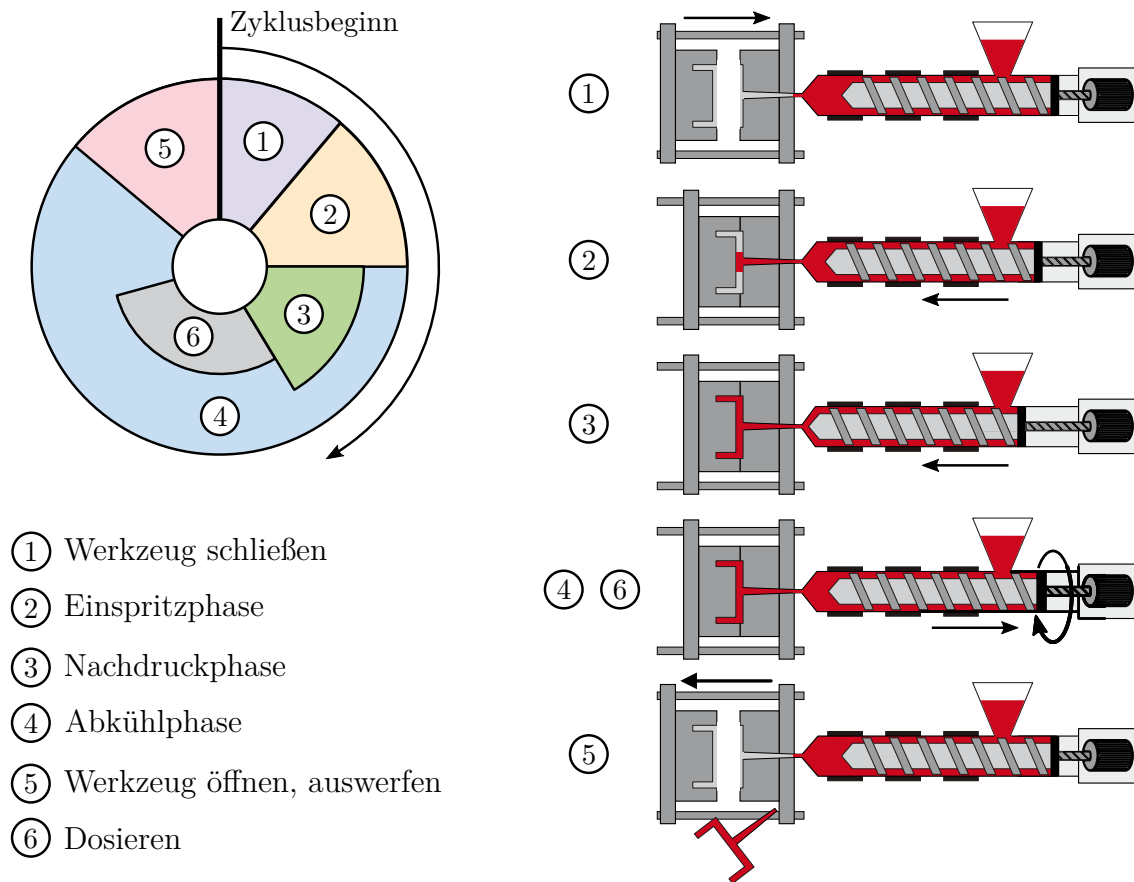


Abb. 2.6: Prozessphasen beim Kunststoffspritzgießen (in Analogie zu [112, 269]). Hierbei entspricht eine Umdrehung (links oben) einem Zyklus. Die Nachdruckphase und das Dosieren erfolgen parallel zur Abkühlphase.

Plastifiziereinheit

Beim Kunststoffspritzgießen von Thermoplasten werden in den meisten Fällen Plastifiziereinheiten mit sogenannten Universalschnecken verwendet [112]. Diese Universalschnecken werden in drei Zonen: Einzugszone, Kompressionszone, Meteringzone unterteilt (siehe Abbildung 2.7). In der Einzugszone wird der Kunststoff vom Trichter in die Plastifiziereinheit eingezogen. In der Kompressionszone, in der sich der Schneckengang verengt, wird dagegen die Schmelze verdichtet und die eingeschlossene Luft heraus gedrückt. Dabei entsteht Reibungswärme, durch die der Kunststoff plastifiziert wird. Die Kompressionszone geht in die Meteringzone über, welche die Kunststoffschmelze in den Schneckenorraum fördert.

Eine Rückstromsperre verhindert während der Plastifizierphase das Zurückfließen der

Kunststoffschmelze, sodass sich diese im Schneckenorraum sammelt [112]. Dadurch steigt der Druck im Zylinder an, wodurch sich die Schnecke axial nach hinten bewegt. Dabei wird die viskose Schmelze durchmischt und homogenisiert. Dieser Vorgang findet so lange statt bis sich ausreichend Schmelze im Schneckenorraum befindet und die Schmelze durch die Düse ausgestoßen wird.

.2008

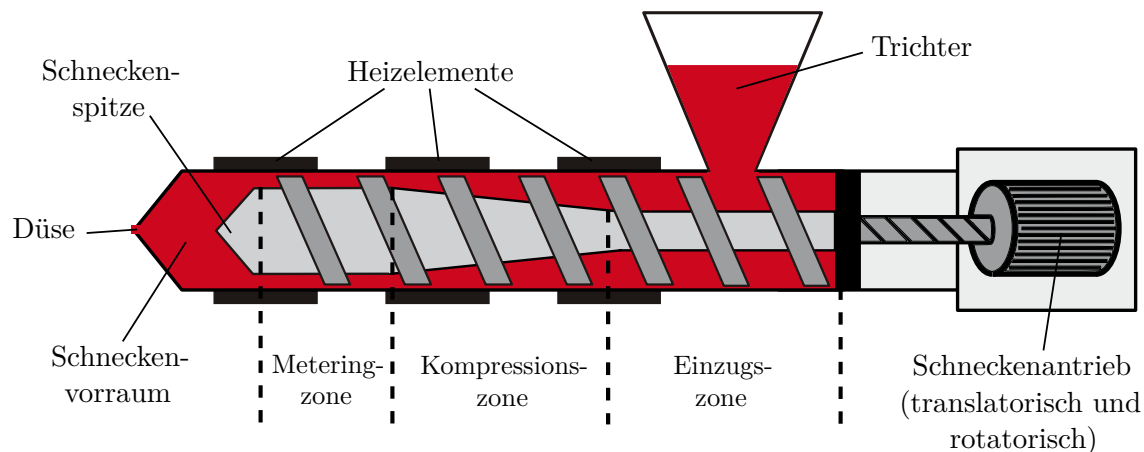


Abb. 2.7: Schematischer Aufbau einer Plastifiziereinheit mit Universalschnecke.

Die Schmelzetemperatur innerhalb der Plastifiziereinheit hat einen großen Einfluss auf den Einspritzvorgang und damit auf die finale Qualität des gefertigten Werkstücks. Deshalb sind entlang der Plastifiziereinheit Heizbänder angeordnet, welche die Temperierung und Einbringung von Wärme mittels konvektiver Wärmeübertragung ermöglichen [112]. Mithilfe von Thermoelementen beziehungsweise Widerstandsthermometern werden die Temperaturen am Rand des Plastifizierzylinders gemessen und diese mithilfe integrierter PID-Regler eingestellt. Dabei können die Heizbänder entlang des Plastifizierzylinders unterschiedlich gewählt werden. Die Wahl der Temperaturen in den einzelnen Abschnitten korreliert sehr stark mit den Materialeigenschaften und den Prozessanforderungen. Deshalb werden die Temperaturen meistens so gewählt, dass sich im vorderen Bereich des Plastifizierzylinders (nahe der Düse) die gewünschte Schmelzetemperatur einstellt. In Richtung Trichter wird die Temperatur um bis zu 100 °C niedriger gewählt, da sich die Schmelze zusätzlich durch die Reibungswärme erwärmt [112, 118].

Düse

Während des Plastifizierens ist die Düse am vorderen Ende der Plastifiziereinheit zunächst geschlossen. Entweder durch ein erstarrtes Formteil vom vorangegangenen Zyklus oder einer Verschlussdüse (z. B. Nadelverschlussdüse, Schieberverschlussdüse, Bolzenverschlussdüse),

deren Aufbau in Abbildung 2.8 schematisch dargestellt ist [112]. Die Betätigung dieser Verschlussdüsen erfolgt entweder mechanisch oder hydraulisch.

Bei einer Nadelverschlussdüse verschließt eine innen liegende Nadel die Düsenöffnung [112]. Ist die Düse geöffnet, fließt die Schmelze durch Überstromkanäle vom Schneckenorraum in das Werkzeug. Die Betätigung kann entweder aktiv durch einen Aktor erfolgen oder passiv, zum Beispiel durch den Einspritzdruck, der ein Zurückweichen der Nadel bewirkt. Bei den Schieberverschlussdüsen wird beim Anlegen des Aggregats ein Kanal verschoben und dadurch die Düse geöffnet. Wird das Aggregat abgehoben, sorgt eine Federkraft dafür, dass der Kanal sich wieder in die ursprüngliche Position verschiebt und die Bohrung der Düse geschlossen wird. Vorteil der Schieberverschlussdüsen gegenüber den Nadelverschlussdüsen ist, dass geringe Druckverluste auftreten. Im Gegensatz zu den Nadelverschlussdüsen und den Schieberverschlussdüsen, bei denen der Verschlussmechanismus axial verschoben wird, wird bei der Bolzenverschlussdüse ein Bolzen in radialer Richtung verschoben. Diese Düsen benötigen jedoch einen größeren Bauraum und sind in den meisten Fällen teurer.

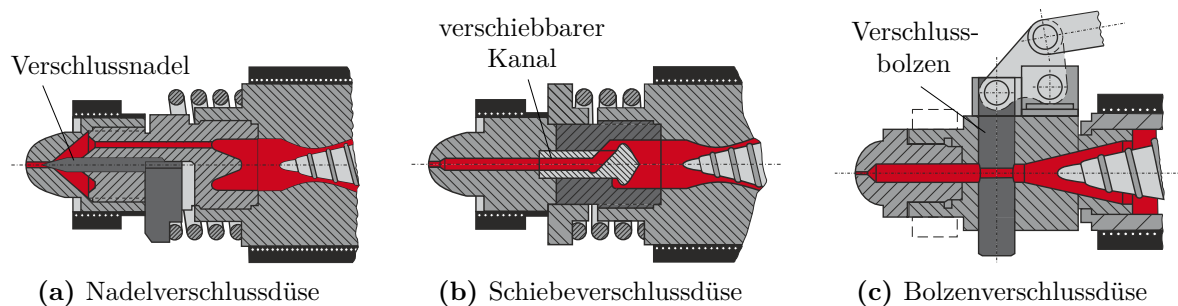


Abb. 2.8: Konstruktive Darstellung verschiedener Typen von Verschlussdüsen gemäß [112]. Die roten Bereiche werden von der Kunststoffschmelze durchströmt.

Antrieb

Während des Plastifizierens bringt der Antrieb eine rotatorische Bewegung der Schnecke auf, sodass das Kunststoffgranulat durch die Reibungswärme im Plastifizierzylinder schmilzt und in den Schneckenorraum gefördert wird. Während der Einspritzphase muss der Antrieb eine translatorische Bewegung erzeugen, welche die Schnecke nach vorne verfährt. Um sowohl die translatorische Bewegung als auch die rotatorische Bewegung realisieren zu können, werden üblicherweise zwei Antriebe eingesetzt, die miteinander gekoppelt sind [118]. Infolge der dabei zu realisierenden Kräfte haben sich sowohl hydraulische als auch servo-elektrische Antriebe etabliert.

Je nach Bauweise und Wirkprinzip ergeben sich unterschiedliche Herausforderungen bei der Ansteuerung und Regelung der Antriebe. In den meisten Fällen verfügt der

Antrieb bereits über eine Lage- und eine Geschwindigkeitsmessung, die zur Regelung des Antriebes genutzt werden. Dadurch ist es möglich, fast beliebige Positions- und Geschwindigkeitsprofile vorzugeben, die von den integrierten Regelkreisen realisiert werden können. Aufgrund der vielzähligen Antriebslösungen soll an dieser Stelle nicht weiter auf die Antriebe eingegangen werden.

Schließeinheit

In Abbildung 2.9 ist der Aufbau einer Schließeinheit mit Kniehebel dargestellt, welche das Werkzeug öffnet und schließt [112]. Dabei werden die beiden Aufspannplatten der Maschine auseinander gefahren, indem die Schließseite, zumeist auf vier Holmen, translatorisch verfahren wird. Die Aufspannplatte auf der Seite der Plastifiziereinheit ist fest mit dem Maschinenbett verbunden. In der Schließeinheit sind Hilfsvorrichtungen installiert, die das Entformen des Formteils ermöglichen. Hilfsvorrichtungen können beispielsweise mechanische oder pneumatische Auswerfer sein. Die Öffnungs- und Schließbewegung wird vom Maschinenbediener werkzeugbedingt angepasst.

Im geschlossenen Zustand bringt die Schließeinheit die Kraft auf, die nötig ist, um das Werkzeug während der Einspritz- und Nachdruckphase geschlossen zu halten [279]. Entsprechend sind die Antriebe zur Bewegung der Schließeinheit in aller Regel voll-hydraulisch, mechanisch, hydraulisch-mechanisch oder voll-elektrisch.

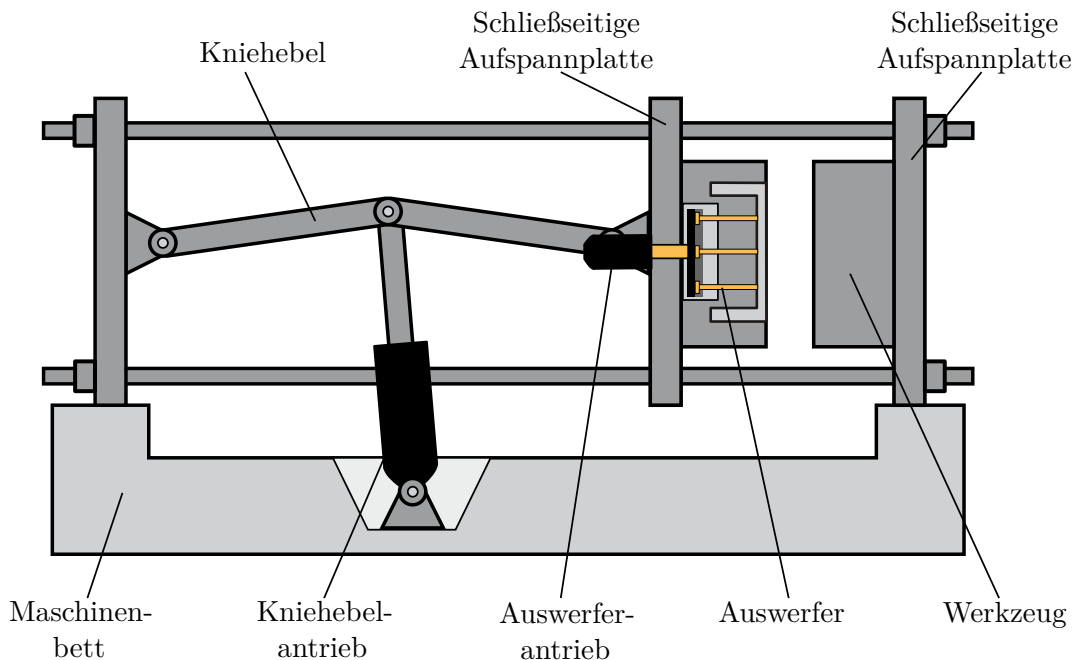


Abb. 2.9: Schematische Darstellung einer Schließeinheit mit Kniehebel [112].

Werkzeug

Jedes Werkzeug wird individuell gefertigt und ist ein essentieller Bestandteil des Kunststoffspritzgießens. Es übernimmt sowohl konstruktive als auch prozesstechnologische Aufgaben. Konstruktiv dient es der Kraftaufnahme beim Einspritzen sowie der Bewegungsübertragung beim Öffnen und Schließen des Werkzeuges. Aus prozesstechnologischer Sicht nimmt das Werkzeug die Schmelze auf und verteilt diese innerhalb des Werkzeuges. Dabei wird der Strömungsvorgang maßgeblich durch die Geometrie beeinflusst. Außerdem hat das Werkzeug die Aufgabe, die Schmelze auszuformen, abzukühlen und zu Entformen [112].

Zur Abkühlung der Schmelze wird das Werkzeug temperiert, sodass Wärme von der Schmelze an das Werkzeug übertragen wird [112, 118]. Zur Temperierung des Werkzeuges sind Kühlkanäle, durch die ein Kühlmedium (Wasser oder Öl) strömt, in das Werkzeug eingearbeitet. Das Kühlmedium wird durch ein Temperieraggregat geleitet, das über entsprechende Temperaturregler verfügt. Dadurch können definierte Werkzeugtemperaturen realisiert werden. Die Werkzeugtemperatur ändert sich aufgrund der großen Wärmekapazität des Werkzeuges nur sehr träge, sodass hochdynamische Temperaturänderungen nicht möglich sind.

Während der Einspritzphase wird Schmelze durch das Angussystem und den Anschnitt in die Kavität geleitet. Beide sind Teil des Werkzeuges und befinden sich zwischen Düse und Kavität. Das Angussystem kann dabei beheizt (Heißkanal) oder unbeheizt (Kaltkanal) sein [118]. Bei einem Heißkanal bleibt die Schmelze im Angussystem flüssig, sodass der Druckbedarf während der Formfüllung geringer ist. Außerdem wird die Schmelze im Angussystem für den nächsten Zyklus verwendet. Bei Einsatz eines Kaltkanals friert die Schmelze im Angussystem ein, sodass der Druckbedarf ansteigt und der Anguss als Abfallmaterial weggeworfen wird.

2.3.3 Prozesstechnologie

Während eines Spritzgießzyklus haben unterschiedliche Maschinen- und Prozessgrößen Einfluss auf die Formteilqualität. Für die Formteilqualität entscheidend sind unter anderem das Formteilmgewicht, die Formteilgenauigkeit oder der Glanzgrad der Oberfläche [248]. Diese als Qualitätsgrößen bezeichneten Charakteristika sind abhängig von den während des Fertigungsprozesses auftretenden Prozessgrößen. Die Prozessgrößen beschreiben den Zustand des Fertigungsprozesses während des Spritzgießzyklus. Hierzu zählen beispielsweise thermodynamische und strömungsmechanische Größen, die häufig nicht unmittelbar eingestellt werden können. Denn die Prozessgrößen sind abhängig von den Maschinengrößen, die sich während des Spritzgießzyklus einstellen. Maschinengrößen beschreiben dagegen den dynamischen Zustand der Maschine und dessen Peripherie, wie beispielsweise die Wandtemperatur oder den Druck des Plastifizierzylinders bei einem

hydraulischen Antrieb. Eine Zuordnung der verschiedenen Größen ist in Tabelle 2.2 angegeben. Zusätzlich haben die Materialeigenschaften (z. B. rheologisches Verhalten, thermische Eigenschaften, Dichte) des eingesetzten Kunststoffes einen maßgeblichen Einfluss auf das Prozessverhalten und damit die Prozess- und Qualitätsgrößen [112].

Maschinengrößen	Prozessgrößen	Qualitätsgrößen
• Schneckendruck • Staudruck • Schneckenvorschub • Zylindertemperatur • Werkzeugtemperatur	• Werkzeuginnendruck • Schmelzetemperatur • Schmelzefüllrate • Schneckenvorraumdruck	• Formteilgewicht • Orientierung • Formgenauigkeit • Oberflächenqualität • optische Eigenschaften

Tabelle 2.2: Unterteilung physikalischer Größen beim Kunststoffspritzgießen [85, 171, 223].

Üblicherweise können die Maschinengrößen mithilfe von Sensoren gemessen werden. Um neben den Maschinengrößen auch die Prozessgrößen messen und regeln zu können, werden vermehrt Druck- und Temperatursensoren in das Werkzeug integriert (siehe Abbildung 2.10, rechts). Dadurch soll der thermodynamische Zustand der Schmelze im Werkzeug überwacht werden [175]. Jedoch hängen die resultierenden Druck- und Temperaturverläufe stark vom Material und der Position der Sensoren ab, sodass eine Aussage über den thermodynamischen Zustand nur im Bereich der Sensoren möglich ist. Sind keine Sensoren im Werkzeug verbaut, was heute noch immer gängige Praxis ist, können keine Aussagen über den Zustand im Werkzeug getroffen werden. Entsprechend werden die Schneckengeschwindigkeit oder der Schneckenvorraumdruck geregelt. In Abbildung 2.10 sind die dabei die qualitativ resultierenden Verläufe des Werkzeuginnendrucks p_c und des Schneckenvorraumdrucks p_s dargestellt. Dabei ist zu beachten, dass der Schneckenvorraumdruck p_s üblicherweise nicht gemessen werden kann. Stattdessen wird der Schneckenvorraumdruck p_s über die vom Antrieb aufgebrachte Kraft geschätzt.

Es wird deutlich, dass zwischen dem Schneckenvorraumdruck p_s und dem Werkzeuginnendruck p_c kein direkter Zusammenhang besteht. Stattdessen verändert sich der Zusammenhang über den Zyklus, was eine mögliche Regelung des Werkzeuginnendrucks erschwert. Insbesondere während der Nachdruckphase haben die Druckverläufe einen maßgeblichen Einfluss auf die Formteilqualität [175]. Während dieser Phase kühlt die Schmelze im Werkzeug ab und erstarrt. Durch das Abkühlen der Schmelze nimmt das spezifische Volumen ab, sodass eine Volumenschwindung erfolgt. Durch den großen Wärmegradienten zwischen Schmelze und Werkzeug kühlen die oberflächennahen Schichten schneller ab als die anderen Schichten. Dies führt zu einem inhomogenen Abkühlvorgang und damit zu einer inhomogenen Volumenschwindung im Werkzeug. Die Folge ist ein Formteilverzug.

Der Zusammenhang der Volumenschwindung lässt sich mittels des sogenannten pvT-Diagramm beschreiben, welches in Abbildung 2.11 schematisch für einen teilkristallinen

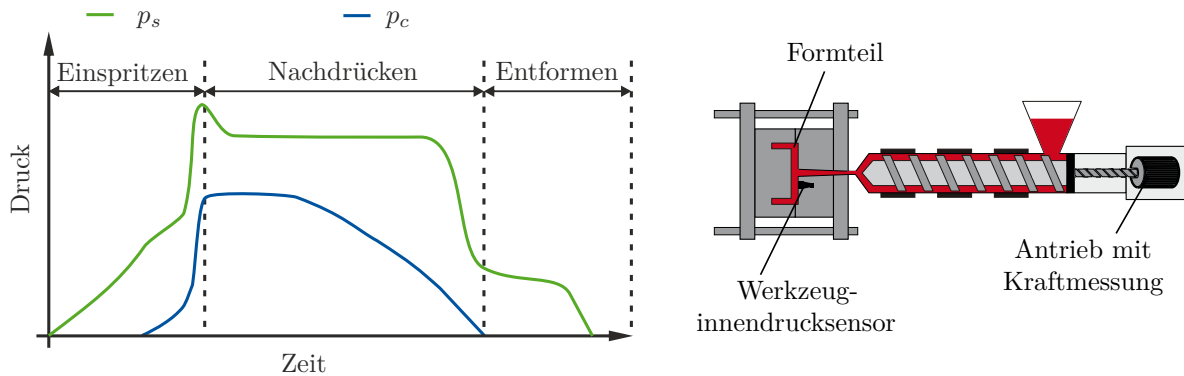


Abb. 2.10: Schematische Darstellung der Verläufe des Schneckenorraumdrucks p_s und des Werkzeuginnendrucks p_c (links) bei Integration eines Werkzeuginnendrucksensors (rechts).

Thermoplasten dargestellt ist [172]. Wird die Druck- und Temperaturverteilung innerhalb des Werkzeuges als homogen angenommen, kann ein optimaler Prozessgrößenverlauf mittels des pvT-Diagramms bestimmt werden. Dieser optimale Prozessgrößenverlauf ist in Abbildung 2.11 eingezeichnet [108]. Demnach sollte die Schmelze zu Zyklusbeginn isotherm in das Werkzeug eingespritzt werden (von Punkt 1 zu Punkt 2), bis der Umschaltdruck erreicht ist. Infolge dessen steigt der Druck vom Punkt 1 zu Punkt 2 an, da die Kunststoffschmelze im Werkzeug komprimiert wird. Anschließend kühlt die Schmelze ab, wodurch es zur Volumenschwindung kommt und das spezifische Volumen abnimmt. Die Volumenschwindung wird zu einem großen Teil in der isobaren Nachdruckphase (von Punkt 2 zu Punkt 3) kompensiert. Im Anschluss kühlt die Schmelze isochor ab bis der Umgebungsdruck im Punkt 4 erreicht ist. Dabei versiegelt der Anguss (zwischen Punkt 3 und 4), sodass keine weitere Kunststoffschmelze in das Werkzeug strömt.

Kann der Punkt 4 in jedem Fertigungsschritt exakt reproduziert werden, ist die Volumenschwindung und damit auch das Formteilgewicht in jedem Fertigungszyklus identisch. Da während der Nachdruckphase ein kontrollierter Schmelzestrom in das Werkzeug strömt wird die Volumenschwindung kompensiert. Infolgedessen können innere Spannungen reduziert sowie Lunker und Einfallstellen verhindert werden [223]. Diese pvT-optimierte Prozessführung ist bereits seit etwa 40 Jahren bekannt [108, 112, 171]. Zunächst konnte die pvT-Optimierung ausschließlich a priori für einen Zyklus realisiert werden. Später auch als online-Optimierung, bei welcher der Werkzeuginnendruck innerhalb eines Zyklus angepasst wurde [168, 223]. Untersuchungen haben gezeigt, dass die Standardabweichung des Formteilgewichts so in dem untersuchten Fall von 0,297 auf 0.14 g (im Vergleich zur konventionellen Prozessführung) reduziert werden konnte [175]. Dennoch konnte die pvT-Optimierung nicht in der industriellen Praxis etabliert werden, da keine Regelungssysteme realisiert werden konnten, die mit geringem Einstellaufwand den gewünschten Werkzeuginnendruck regeln.

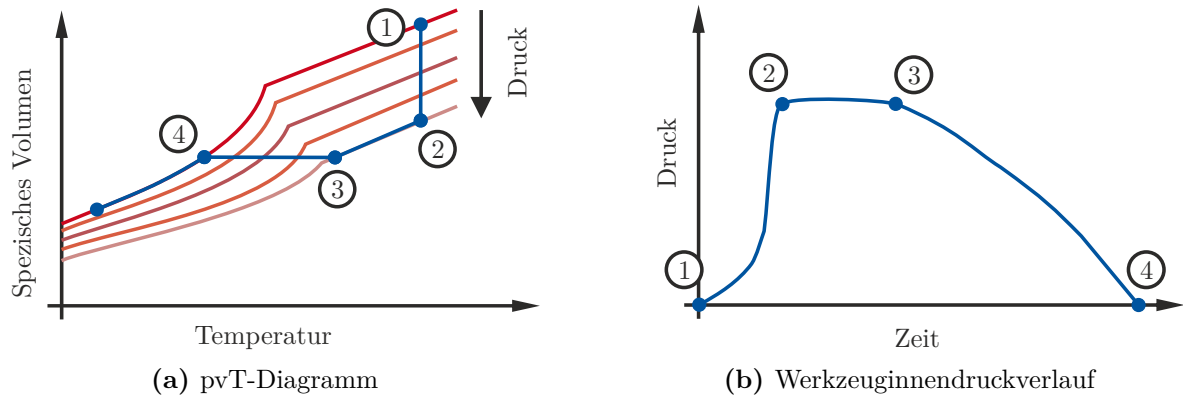


Abb. 2.11: Qualitative Darstellung des pvT-Diagramms mit einem optimalen Druckverlauf im Werkzeug (blaue Linie) und charakteristischen Punkten. In Anlehnung an [172].

Einen weiteren maßgeblichen Einfluss auf die Formteilqualität hat die Wahl des Umschaltpunktes zwischen der geschwindigkeitsgeregelten Einspritzphase und der häufig druckgeregelten Nachdruckphase. In Abbildung 2.12 sind die charakteristischen Werkzeuginnendruckverläufe für verschiedene Umschaltunkte schematisch dargestellt. Wird zu früh umgeschaltet, fällt der Werkzeuginnendruck kurzzeitig ab, sodass das Werkzeug unter Umständen nicht vollständig gefüllt wird. Wird zu spät umgeschaltet, entstehen Druckspitzen innerhalb des Werkzeuges, die zur Gratbildung am Formteil führen. Deshalb sollte der Umschaltpunkt so gewählt werden, dass weder Druckspitzen noch Druckabfälle innerhalb des Werkzeuges entstehen. Nur so kann eine möglichst hohe Formteilqualität garantiert werden.

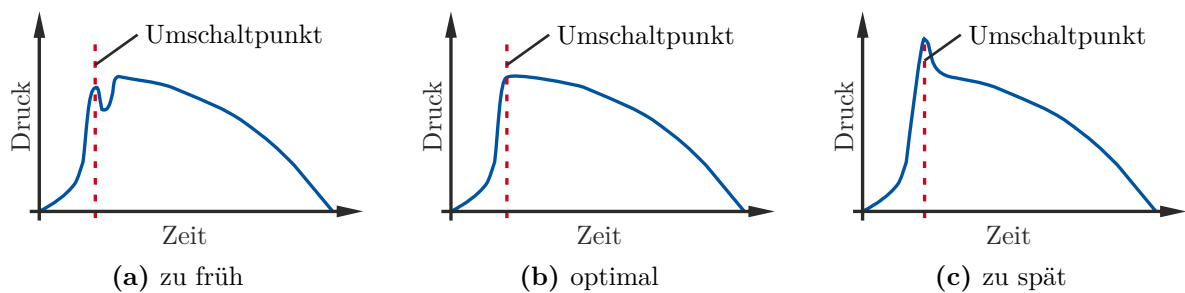


Abb. 2.12: Verlauf des Werkzeuginnendruckes bei zu früher (a), optimaler (b) und zu später (c) Nachdruckumschaltung.

2.3.4 Bestehende Automatisierungskonzepte

Die Qualitätseigenschaften (z. B. Formteilmgewicht, Gratbildung, Formteilverzug usw.) des gefertigten Formteils sind stark von den Prozessgrößen abhängig, die sich während des gesamten Produktionszyklus einstellen [234]. Deshalb muss in einem ersten Schritt sichergestellt sein, dass mithilfe von maschinennahen Regelungen die Maschinengrößen reproduzierbar eingestellt werden können. Üblicherweise können dazu in der Maschinensteuerung beliebige Verläufe für die verschiedenen Phasen des Spritzgießzyklus eingestellt werden.

Während der Einspritzphase wird üblicherweise die Schneckengeschwindigkeit geregelt und in der Kompressions- und Nachdruckphase der Druck auf die Schnecke. Innerhalb dieser Phasen sind die Sollgrößenverläufe in Form von Profilen vorzugeben, die der Maschinenbediener an die gewünschten Anforderungen anpassen muss. Aufgrund der Vielzahl an Einstellparametern sind hierfür empirisch bestimmte Technologietabellen bzw. ein tiefgehendes Prozessverständnis des Maschinenbedieners erforderlich, um die Wirkung der Maschinengrößenverläufe auf den Prozess abschätzen und die Maschine in Hinblick auf die gewünschten Produkteigenschaften einstellen zu können. Existieren keine Vorkenntnisse, müssen die optimalen Maschineneinstellungen zunächst mithilfe von empirischen Untersuchungen ermittelt werden. Dies führt zu einer Ausfallzeit, in der keine Formteile produziert werden können, die den vorgegebenen Qualitätsanforderungen genügen.

Zur Beschreibung der Zusammenhänge verschiedener Maschinen- und Prozessgrößen existieren vielzählige Modelle, die entweder zu Analysezwecken oder zur Implementierung von Assistenzsystemen genutzt werden. Darüber hinaus gibt es in der Forschung bereits Ansätze zur Regelung maschinen- oder prozessspezifischer Regelgrößen, um die Reproduzierbarkeit des Kunststoffspritzgießens zu steigern. Alle Ansätze versuchen den Einstellvorgang zu vereinfachen oder zu automatisieren. Deshalb wird im Folgenden der Stand der Technik hinsichtlich der Modellierung, Einstelloptimierung und Prozessregelung erörtert.

Modellierung

Im wissenschaftlichen Umfeld existieren vielfältige Modellierungsansätze, um den Spritzgießprozess beschreiben, numerisch untersuchen oder Maschinengrößen bzw. Prozessgrößen regeln zu können. Dabei unterscheiden sich die Modelle meist hinsichtlich ihrer Komplexität, wobei der Anwendungsfall entscheidend ist. Zur detaillierten numerischen Untersuchung des Einspritzvorgangs werden häufig physikalische Modelle bzw. FV-Modells gewählt, um den realen Prozess in der Simulation bestmöglich abbilden zu können.

In der Einspritzphase werden beispielsweise die Schmelzeströmungen mit einem dreidimensionalen FV-Modell beschrieben. Dabei wird die im Werkzeug auftretende Schmelzeströmung als isotherme Strömung eines inkompressiblen, hochviskosen Fluides modelliert [39, 145, 155]. Ein weiterer Finite-Volumen-Ansatz ist die Idealisierung als Hele-Shaw-Strömung eines nicht-newtonschen Fluides [129, 288]. Beide Ansätze ermöglichen die Untersuchung wichtiger Prozessgrößen wie beispielsweise des Kavitätsdrucks und der Viskosität in Abhängigkeit des Füllgrades des Werkzeuges. Um auch das Verhalten während der Kompressions- und Nachdruckphase untersuchen zu können, existieren Ansätze, mit denen die Modelle der Einspritzphase um zusätzliche Eigenschaften erweitert werden können. So wird beispielsweise die Kompressibilität der Schmelze mithilfe der Double-Domain Gleichung bzw. Spencer-Gilmore-Gleichung oder Tait-Gleichung beschrieben [129, 288]. Darüber hinaus wird in [41, 48, 49] erläutert, wie mithilfe eines Zwei-Phasenmodells für amorphe und teilkristalline Materialien die Schmelze während der Nachdruckphase modelliert werden kann. Diese Modelle verfolgen den Anspruch, den Prozess möglichst ortsabhängig aufgelöst und exakt beschreiben zu wollen. In der Praxis zeigt sich allerdings, dass diese Modelle überwiegend für qualitative Untersuchungen, nicht aber für quantitative Untersuchungen geeignet sind. Darüber hinaus können diese Modelle nicht für eine Online-Regelung herangezogen werden, da sie zu komplex und damit nicht echtzeitfähig sind.

Demgegenüber stehen Modellierungsansätze, die das Übertragungsverhalten verschiedener Maschinengrößen bzw. das Übertragungsverhalten von Maschinengrößen auf Prozessgrößen beschreiben. Dies sind beispielsweise nichtlineare oder lineare Modelle in Form von Differenzialgleichungssystemen höherer Ordnung [50, 202]. Dabei wird in aller Regel die Annahme getroffen, dass die physikalischen Zustände über die ganze Geometrie des Werkzeuges konstant sind (z. B. Vernachlässigung des Druck- und Temperaturgradienten im Werkzeug). Dadurch können diese Modelle, in Relation zu den Finite-Volumen-Modellen, mit deutlich weniger Rechenaufwand berechnet und dadurch in modellbasierten Regelungsstrategien berücksichtigt werden. So können beispielsweise die in [65–67] beschriebenen Modelle in einer modellbasierten Regelung eingesetzt werden, wie sie in dieser Arbeit angestrebt wird.

Auf der anderen Seite existieren Bestrebungen, Modelle zu erarbeiten, mithilfe derer die Zusammenhänge zwischen den Prozessgrößen und der resultierenden Formteilqualität beschrieben werden können. Da zumeist nur ein indirekter Zusammenhang besteht, werden diese Modelle überwiegend empirisch bestimmt. Es handelt sich dabei entweder um Regressionsmodelle (z. B. [42, 46, 100, 282]) oder künstliche neuronale Netze (z. B. [43, 96, 214, 253, 274]). Vorteil der Regressionsmodelle und der künstlichen neuronalen Netze ist, dass beliebige Zusammenhänge zwischen den Maschinengrößen bzw. Prozessgrößen und den Qualitätsgrößen wie beispielsweise dem Formteilgewicht abgebildet werden können, wenn eine ausreichende Anzahl empirischer Daten zur Verfügung steht. So kann beispielsweise mit dem künstlichen neuronalen Netz aus [44] der Zusammenhang zwischen den Stellgrößen Einspritzzeit, Nachdruckzeit, Umschaltzeitpunkt, Nachdruckhöhe, Einspritzge-

schwindigkeit, Einspritzhub und der resultierenden Formteilqualität beschrieben werden. Ein weiteres Beispiel ist das Regressionsmodell aus [42], welches den Zusammenhang zwischen Einspritzgeschwindigkeit, Druck, Zeit, Temperatur und der Formteilqualität abbildet. Alle diese Modellansätze bieten den Vorteil, dass nicht nur einzelne Phasen eines Maschinenzyklus, sondern ein vollständiger Maschinenzyklus modelliert werden kann. Besonderer Vorteil dieser Modellierungsansätze ist die Tatsache, dass physikalische Vorkenntnisse bei der Modellierung nicht notwendig sind. Allerdings werden aussagekräftige und vor allem auch viele Messdaten zum Trainieren der Modelle benötigt. Ein weiterer fundamentaler Nachteil ist, dass die Modelle für jedes Formteil bzw. Werkzeug neu angefertigt werden müssen. Außerdem können diese Modelle ausschließlich die trainierten Prozessbereiche abbilden, sodass analog zum herkömmlichen Vorgehen zunächst vielzählige Eingangsversuche notwendig sind. Weiterhin sind diese Modelle nicht interpretierbar, da diesen keine physikalischen Gleichungen zugrunde liegen. Somit ist eine Prüfung auf Plausibilität nur schwer möglich. Eine Übersicht der eingesetzten Modelle ist Tabelle 2.3 gegeben.

Assistenzsysteme

Im industriellen Umfeld werden oft mithilfe empirischer Untersuchungen, sogenannte Technologietabellen erstellt, um die Maschinen optimal hinsichtlich Prozess und Qualität einstellen zu können. Dabei kommt häufig das Verfahren des *Design of Experiments* zum Einsatz [28].

Sind bereits empirische Daten vorhanden, kann der Einstellprozess durch den Einsatz von Assistenzsystemen unterstützt werden. Damit soll der Maschinenbediener beim Einstellprozess unterstützt werden, um so die Komplexität der heutigen Spritzgießmaschinen beherrschen und die Qualität der produzierten Formteile steigern zu können. Die Assistenzsysteme sagen mithilfe empirischer Prozessmodelle die Qualitätseigenschaften in Abhängigkeit der Einstellparameter voraus [260, 275]. Problematisch ist jedoch, dass die dazu verwendeten Modelle ausschließlich anhand empirischer Daten generiert werden. Somit können die Modelle nur den Arbeitsbereich abbilden, der durch die Messdaten repräsentiert wird. Darüber hinaus sind die resultierenden Modelle ausschließlich für die verwendete Maschine gültig, da das System- und Prozessverhalten stark maschinenabhängig ist [118].

Die optimalen Einstellungen werden beispielsweise mithilfe von Simulationen (z. B. [201]) oder maschinell gelernten Modellen bestimmt [154, 182, 268]. Ein weiterer Ansatz ist die Bestimmung der optimalen Einstellungen mithilfe der Taguchi-Methode beziehungsweise einer Fuzzy-Optimierung, bei denen Prozesswissen durch den Maschinenbediener einfließen kann [43, 261].

Modelltyp	Beschreibung von	Quellen
FV-Modells	Abkühlvorgang im Werkzeug	[41] [48] [49] [95] [178] [284]
	Schmelzeströmung im Werkzeug	[39] [41] [48] [49] [106] [155] [215] [289]
	Druckverteilung im Werkzeug (z. B. anhand Tait-Gleichung)	[41] [48] [49]
Stoff- und Materialgleichungen	Viskosität in Abhängigkeit von Scherrate bzw. Temperatur (z. B. Potenzansatz, Carreau-Modell, Cross-Modell)	[103] [104] [110] [140] [193]
	Viskosität in Abhängigkeit von Druck und Temperatur	[212]
	Beschreibung der Schmelze im Werkzeug anhand des Druck-Volumen-Temperatur-Diagramms	[94] [104] [156] [160] [178] [177] [233] [292]
Physikalische Gleichung	Abkühlvorgang im Werkzeug	[38] [156] [160] [292]
	Strömung anhand mechanischer und strömungsdynamischer Gleichungen (z. B. Fließgesetz von Hagen-Poiseuille)	[50] [65] [66] [79] [102] [119] [120] [123] [125] [142] [145] [193] [202] [212] [251]
	Druck-Volumen-Temperatur-Verhalten	[38] [233]
Übertragungsfunktion	dynamisches Verhalten der Maschinengrößen	[66] [72] [86] [287]
	Werkzeuginnendruck in Abhängigkeit von Maschinengrößen	[63] [67] [82] [84] [94] [100] [177] [198] [222] [236] [287]
Empirische bzw. maschinelle Modelle	Beschreibung der Maschinen- bzw. Prozessdynamik	[45] [94] [97] [116] [174] [179] [274]
	Beschreibung der Qualitätsgrößen anhand der Maschineneinstellungen	[43] [96] [154] [97] [182] [193] [214]
	Regressionsmodelle und Statistische Modelle für Qualität, Prozess bzw. Maschine	[42] [46] [95] [100] [177] [219] [280] [282]

Tabelle 2.3: Literaturübersicht zur Modellierung beim Kunststoffspritzgießen.

Qualitätsorientierte Prozessführung

Neben den Bestrebungen, den Spritzgießprozess für den jeweiligen Anwendungsfall möglichst geeignet zu modellieren und einzustellen, sind verschiedene Entwicklungen bezüglich einer direkten Prozessführung zu verzeichnen. Dadurch sollen, basierend auf den maschinennahen Regelkreisen, zusätzliche übergeordnete Regelkreise aufgebaut werden. Diese Regelkreise sollen wiederum ausgewählte Prozessgrößen, welche die Qualität des Formteils direkt beeinflussen, regeln. Die Regelung von Prozessgrößen hat darüber hinaus den Vorteil, dass auch der Einstellaufwand der Maschine drastisch verringert werden kann, da dieser durch die Regelung übernommen wird. Mögliche Prozessführungskonzepte sind beispielsweise die p_vT -Optimierung und die p_mT -Regelung [176]. Jedoch beschränken sich diese Prozessführungskonzepte bisher auf die Nachdruckphase. Während der Nachdruckphase ist die Prozessführung, die auf dem p_vT -Verhalten des Materials (materialspezifischer Zusammenhang zwischen Druck, Temperatur und spezifischem Volumen) basiert, stark verbreitet [118, 173, 275].

Außerdem wurde die Eignung der Druckverfestigung als potenzielles Prozessführungskonzept untersucht [213]. Dabei wird das Ziel verfolgt, den Phasenübergang von flüssig nach fest zeitgleich über den gesamten Formteilquerschnitt herbeizuführen. Erreicht wird dies durch eine isotherme Kompression bis zu einem Druck, bei dem die Übergangstemperatur größer ist als die Einspritztemperatur. Allerdings ist dafür eine aufwendigere und noch zu entwickelnde Maschinenteknik erforderlich, die entsprechend hohe Drücke ermöglichen kann.

Während der Einspritzphase wird versucht, die Eigenschaften der Randschicht konstant zu reproduzieren. Beispielsweise resultiert bei einer Plattengeometrie ein konstanter Druckgradient in einer konstanten Schergeschwindigkeit [94]. Die konstante Schergeschwindigkeit führt zu einer gleichbleibenden Ablage der Molekülketten, die aufgrund des kalten Werkzeuges schnell abkühlen und einfrieren. Diese Prozessführungsstrategie wurde allerdings noch nicht auf andere Formteilgeometrien übertragen.

Weiterhin kann die Einspritzarbeit als integraler Wert des Schneckenvorraumdrucks als Kennzahl für die Viskosität der Kunststoffschmelze dienen [146]. Sie weist eine hohe Korrelation zur Formteilmasse auf und kann daher auch zur direkten Regelung des Spritzgießprozesses dienen [219, 241]. Bisher gibt es jedoch keine methodischen Ansätze, die eine ganzheitliche Prozessführung über einen kompletten Maschinenzyklus ermöglichen.

Regelung

Um Konzepte wie die p_vT -Optimierung am realen Prozess realisieren zu können, müssen zusätzliche Regelkreise sicherstellen, dass die vorgegebenen Prozessverläufe im realen

Prozess realisiert werden. Erste Systeme zur Regelung der Prozess- und Maschinengrößen basieren auf klassischen PID-Reglern, die bis heute Stand der Industrie sind [8]. Um das zeitvariante beziehungsweise nichtlineare Verhalten des Prozesses berücksichtigen zu können, werden die PID-Regler so erweitert, dass die Parameter des PID-Reglers an den aktuellen Prozesszustand angepasst werden [84, 123, 125]. Jedoch sind diese Systeme nur für eine einzige Spritzgießform gültig, sodass bei Einsatz anderer Spritzgießformen eine erneute Parametrierung erforderlich ist. Aus diesem Grund wurden vielzählige modellbasierte Regelungsansätze für die verschiedenen Regelgrößen Schneckengeschwindigkeit, Einspritzgeschwindigkeit, Antriebsdruck bzw. Antriebskraft, Werkzeuginnendruck, Schmelzetemperatur und Qualität untersucht. Eine Übersicht der Verfahren ist in Tabelle 2.4 angegeben.

Während des Einspritzvorgangs wird üblicherweise die Einspritzgeschwindigkeit, die Antriebskraft oder der Schneckenvorraumdruck mithilfe von Zustandsreglern, Fuzzy-Reglern, nichtlinearen Regelungen, adaptiven Regelungen, iterativ lernenden Regelungen oder modellprädiktiven Regelungen (vgl. Tabelle 2.4) geregelt. Ein weiterer Ansatz, der vor allem während der Nachdruckphase Anwendung findet, ist die direkte Regelung des Werkzeuginnendrucks. In einer der ersten Veröffentlichungen diesbezüglich wurde zunächst ein PID-Regler bzw. ein Dahlin-Regler beschrieben [121]. Es folgten Regelungen anhand adaptiver, iterativ lernender und modellprädiktiver Ansätze (siehe Tabelle 2.4). Bei Letzteren besteht die besondere Schwierigkeit darin ein geeignetes Modell zu erstellen, das die Nichtlinearitäten des Prozesses mit sehr guter Näherung nachbildet. Aus diesem Grund basieren diese modellbasierten Regelungen zumeist auf empirischen (z. B. [67]) bzw. maschinellen Modellen ([94, 174, 179, 222]), die jedoch nur für den trainierten Arbeitsbereich gültig sind.

In [67] wird eine modellprädiktive Werkzeuginnendruckregelung für die Einspritzphase vorgestellt. Dabei wird ein einfaches, zeitdiskretes Modell empirisch anhand eines Einspritzvorgangs identifiziert und anschließend in der Regelung berücksichtigt. Ein ähnlicher Ansatz wird in [198] für die Nachdruckphase vorgestellt. Beide Ansätze zeigen sehr gute Regelergebnisse für die untersuchten Fälle. Jedoch hängt die resultierende Regelgüte sehr stark von der Qualität der Messdaten und dem damit bestimmten Modell ab. Darüber hinaus ist das Modell nur für den identifizierten Arbeitsbereich gültig. Die Quellen [94, 174, 223] beschreiben modellprädiktive Werkzeuginnendruckregler für die Nachdruckphase, deren Modelle auf künstlichen neuronalen Netzen basieren. Diese künstlichen neuronalen Netze müssen zunächst für den zu regelnden Arbeitsbereich trainiert werden, was einen hohen experimentellen Aufwand bedeutet, bis diese das Prozessverhalten mit möglichst hoher Güte beschreiben. Darüber hinaus schwankt die Regelgüte je nach gewähltem Arbeitspunkt. Die Übertragung und Parametrierung dieser Ansätze für neue Werkzeuge, Materialien und Maschinen ist sehr aufwändig, sodass sich diese Regelungsansätze nicht etablieren konnten. Benötigt werden modellbasierte Regelungsansätze, die sich mit geringen Einstellaufwand parametrieren lassen.

Regelgröße	Ansatz	Quellen
Schnecken- bzw. Einspritz- geschwindigkeit	Steuerung anhand eines Modells	[45] [116] [142] [219]
	Adaptive Regelung	[251] [280]
	Iterativ Lernende Regelung	[65] [86] [157] [287]
	Fuzzy-Regler	[74] [111] [259]
	Nichtlineare Regler	[54] [151] [278]
Antriebsdruck bzw. -kraft	Steuerung anhand eines Modells	[116]
	Modellprädiktive Regelung	[66]
	PID-Regler	[72]
	Iterativ Lernende Regelung	[102]
	Adaptive Regelung	[281]
Werkzeug- innendruck	Steuerung	[274] [287]
	PID-Regler	[121] [202] [236]
	Adaptive Regelung	[63] [83] [84] [104] [123] [125] [262]
	Internal Model Controller	[202]
	Heuristischer Regler	[290]
	Modellprädiktive Regelung	[67] [94] [174] [179] [198] [222] [223]
	Iterativ Lernende Regelung	[150]
Schmelze- temperatur	Modellprädiktive Regelung	[66]
	Sonstige	[82]
Qualität	Anpassung der Maschineneinstellungen anhand eines datengetriebenen Qualitätsmodells	[97] [100] [193] [282]
	Modellbasierte Adaptive Regelung	[104]
	Anpassen des Umschaltpunktes anhand einer Referenztrajektorie	[195]
	Regelung des Gewichtes durch Bestimmung des Werkzeuginnendrucks anhand des pvT-Diagramms	[290]
	Sonstige (Minimum-Varianz-Regler)	[42] [47]

Tabelle 2.4: Literaturübersicht zur Regelung beim Kunststoffspritzgießen.

Davon abgesehen gibt es erste Versuche, die Qualität während des Einspritzvorgangs durch die Nutzung von Modellen direkt zu regeln. Da jedoch keine direkten Zusammenhänge zwischen den Maschinengrößen und der Qualität bestehen, wird das für die Regelung herangezogene Modell empirisch ausgelegt.

In [42] ist eine adaptive, iterativ lernende Regelung beschrieben, die mithilfe einer Onlineschätzung die Modellparameter nach jedem Zyklus adaptiert und dadurch eine Qualitätsregelung ermöglicht. Darüber hinaus gibt es Ansätze, welche die Maschineneinstellungen anhand der aktuellen Prozess- oder Qualitätsgrößen unter Berücksichtigung eines empirischen oder maschinellen Modells anpassen. In all diesen Fällen wird Prozessverständnis nur begrenzt zur Prozessregelung herangezogen. Vielmehr erfolgt die Auslegung bzw. Adaption der Regelung ausschließlich anhand von empirischen Daten.

Neben den genannten Entwicklungen gibt es erste Versuche die Werkzeugtemperatur aktiv als Stellgröße zu verwenden. In diesem Zusammenhang werden neue Systeme entwickelt, die eine dynamische Anpassung der Werkzeugtemperatur ermöglichen [109].

Umschaltpunkt

Nur wenige der vorgestellten Regelungsansätze ermöglichen eine phasenübergreifende Regelung. Zumeist werden in den verschiedenen Phasen unterschiedliche Zielgrößen geregelt. Entsprechend muss zwischen den Phasen umgeschaltet werden, was zu Nichtlinearitäten im Prozessverhalten und ggf. zu undefinierten Prozesszuständen führt. Insbesondere das Umschalten zwischen Geschwindigkeits- und Druckregelung hat maßgeblichen Einfluss auf die resultierende Formteilqualität. Angestrebt wird ein stetiger Übergang des Druckverlaufs von der Einspritz- und Kompressionsphase zur Nachdruckphase. Störungen verursachen jedoch Schwankungen der eingespritzten Schmelzmenge und eine sich verändernde Materialviskosität. Besonders bei hohen Einspritzgeschwindigkeiten treten beim Umschalten leicht hohe Spitzen des Werkzeuginnendrucks auf. Auch werden Einbrüche im Druckverlauf beobachtet, die einen negativen Einfluss auf die resultierende Formteilqualität haben.

Umgeschaltet wird bei konventionellen Maschinen weg-, zeit- oder druckabhängig, so dass die Umschaltung bei Erreichen einer vorgegebenen Schneckenposition, nach einer vorgegebenen Einspritzzeit oder z. B. nach Überschreiten eines festgelegten Schneckenorraumdrucks erfolgt. Aktiv in den Prozess eingreifende Systeme zur Regelung des Umschaltpunktes und Anpassung der Nachdruckführung wurden in [143] vorgestellt. Diese Ansätze benötigen zusätzliche Sensorik im Werkzeug, was einen finanziellen Mehraufwand nach sich zieht. Darüber hinaus besteht die Möglichkeit, den volumetrischen Werkzeugfüllgrad als Umschaltkriterium heranzuziehen. Dieser Füllgrad kann beispielsweise anhand der Steigungsänderung in der Druckkurve bzw. durch Überfließen eines

Temperatursensors (auch optische Sensoren), der sich am Ende des Fließweges befindet, bestimmt werden [51].

Das Patent [20] beschreibt beispielsweise, wie ein Sensor am Ende des Fließweges die Schmelzefront erkennt und damit die Detektion des Umschaltpunktes erfolgt. In [76] wird beschrieben wie mithilfe eines Werkzeugwandtemperatursensors am Fließwegende des Werkzeuges der Umschaltpunkt detektiert wird. Nach Überfließen des Temperatursensors wird von einem geschwindigkeitsgeregelten Einspritzvorgang auf einen druckgeregelten Nachdruckvorgang umgeschaltet. Das Patent [137] unterstreicht die Notwendigkeit einer Umschaltmethode, die die Kompressibilität der Kunststoffschmelze berücksichtigt.

Eine reproduzierbare Umschaltung auf die Druckregelung erfordert einen bekannten Zustand der Schmelze am Umschaltpunkt. Bei allen vorgestellten Verfahren ist dieser Zustand nicht bestimmbar, da der Umschaltpunkt mithilfe der Stell- oder Regelgrößen nicht direkt erfasst werden kann. Zudem ist der mechanische Schließvorgang der Rückstromsperre nicht immer genau reproduzierbar, was zu einer Verschiebung des Umschaltpunktes führt. Zuletzt ist die Genauigkeit durch die Abtastung der Messwerte von Druck und Temperatur sowie des Stellsignals der Spritzgießmaschine bestimmt. Der hohe Druckgradient während der Einspritz- und Kompressionsphase führt dazu, dass identische Umschaltkriterien zu stark unterschiedlichen Umschaltpunkten führen. Im Verlauf des Werkzeuginnendrucks entsteht somit eine Druckdifferenz von maximal 50 bis 100 bar zwischen den Produktionszyklen. Dies beeinflusst direkt die Formteilqualität, weshalb diese bei gleichen Prozesseinstellungen stark schwankt.

Im wissenschaftlichen Umfeld erfolgt das Umschalten überwiegend analog zum Stand der Technik [124]. Lediglich einige wenige Alternativen existieren, die zurzeit untersucht werden. In [46] ist beispielsweise beschrieben, wie der Umschaltpunkt iterativ anhand der eingespritzten Masse, deren Schätzung mithilfe eines Modells erfolgt, angepasst werden kann. Ein weiterer Ansatz ist die Prädiktion des Umschaltpunktes mithilfe eines empirisch parametrisierten Grey-Box-Modells, das den Werkzeuginnendruck als Umschaltkriterium prädiziert [115]. Jedoch ist damit noch immer keine gesamtheitliche Prozessführung möglich. In [104] erfolgt eine Umschaltpunktverschiebung auf Basis des Druckanstiegs in der Plastifiziereinheit. Sobald ein definierter Druckschwellwert überschritten ist, wird davon ausgegangen, dass die Rückstromsperre vollständig geschlossen ist. Der Umschaltpunkt wird entsprechend der Schneckenposition am Schwellwert verschoben. Vergleichbare Umschaltprinzipien haben auch Einzug in das industrielle Umfeld gefunden [88, 218]. Diese vergleichsweise praktische, maschinenseitige Herangehensweise ist jedoch prinzipiell Verfahren mit Sensoren im Werkzeug unterlegen, da im Werkzeug gemessene Größen stärker mit der Formteilqualität korrelieren. Zudem wird nach wie vor eine diskrete Umschaltung genutzt, die aus regelungstechnischer Sicht problematisch ist.

2.3.5 Zusammenfassung

Das Kunststoffspritzgießen von Thermoplasten ist eines der bedeutendsten Verfahren zur Herstellung von Kunststoffformteilen. Es zeichnet sich dadurch aus, dass bereits vielzählige Sensoren integriert sind und in Folge dessen ein hohes Automatisierungspotenzial besteht. Neben bereits etablierten Maschinenregelungen werden Regelungsansätze untersucht, die eine gezielte Regelung des Werkzeuginnendrucks und damit eine Prozessregelung ermöglichen. Dadurch soll eine reproduzierbare Formteilqualität ermöglicht werden. Aufgrund des zeitvarianten bzw. nichtlinearen Materialverhaltens sind klassische Regler (z. B. PID-Regler) jedoch nur begrenzt geeignet. Deshalb werden in der Forschung Regelungsansätze untersucht, die das Prozessverhalten in Form von Modellen berücksichtigen können.

Zur Beschreibung des Prozessverhaltens existieren bereits vielzählige Modellierungsansätze, die von analytischen Modellen über empirische Modelle bis hin zu einfachen Ersatzmodellen reichen. Die analytischen Modelle basieren häufig auf komplexen FV-Modellen, die für eine modellbasierte Regelung jedoch zu komplex und damit nicht echtzeitfähig sind. Um Modelle bei der Regelungsaufgabe explizit nutzen zu können, werden daher einfache Ersatzmodelle oder empirische Modelle verwendet. Diese Modelle müssen jedoch erst parametrisiert werden, sodass zunächst vielzählige Identifikationsversuche durchgeführt werden müssen. Darüber hinaus sind die Modelle in aller Regel nur für die untersuchte Kombination aus Maschine, Werkzeug und Material gültig. Bei Wechsel der Maschine, des Werkzeugs oder des Materials ist eine Neuparametrisierung erforderlich, die eine erneute Durchführung der Identifikationsversuche erfordert.

Weiterhin werden in den einzelnen Phasen eines Zyklus unterschiedliche Regelgrößen geregelt, sodass ein Umschalten zwischen verschiedenen Regelungsstrategien erfolgt. Dadurch kommt es zu Nichtlinearitäten bzw. Unstetigkeiten in den Prozessverläufen, die zumeist einen negativen Einfluss auf die Formteilqualität haben. Eine phasenübergreifende Regelung, bei der keine Umschaltung erfolgt, existiert aktuell nicht.

Um nicht nur die Prozessgrößen, sondern auch Qualitätsgrößen regeln zu können, werden in ersten Untersuchungen Ansätze des maschinellen Lernens untersucht, mithilfe derer die optimalen Maschineneinstellungen für eine definierte Qualitätsgröße ermittelt werden. Diese Ansätze benötigen jedoch einen großen Datensatz an Versuchsdaten, um eine genügend genaue Qualitätsprädiktion zu garantieren. Im Gegensatz dazu wurde bereits vor vielen Jahren das Konzept der pvT-Optimierung vorgestellt, das eine qualitätsorientierte Prozessführung ermöglicht. Jedoch konnte sich die pvT-Optimierung bisher nicht etablieren, da die hierfür benötigte Werkzeuginnendruckregelung häufig sehr komplex und nur schwer zu parametrieren ist.

2.4 Schrappfräsen

Das Fräsen ist ein flexibles und zugleich produktives Verfahren zur Bearbeitung von Metallen. Es ermöglicht die Fertigung einfacher Geometrien bis hin zu komplexen Freiformflächen. Zur Prozessauslegung existieren vielzählige Ansätze, die in aller Regel a priori, also vor der eigentlichen Fertigung des zu fräsenden Werkstücks stattfinden. Zur Laufzeit gibt es nur wenige Ansätze, die den Automatisierungsgrad steigern. Um einen Überblick über den aktuellen Stand der Technik hinsichtlich einer Prozess- bzw. Qualitätsregelung zu geben, werden nachfolgend die Maschinen- und Prozesstechnologie sowie die heute bekannten Automatisierungsansätze beim Fräsen beschrieben.

2.4.1 Funktionsweise des Fertigungsverfahrens

Das Fräsen wird entsprechend der DIN 8580 (Fertigungsverfahren, [61]) der Hauptgruppe 3 „Trennen“ zugeordnet. Innerhalb dieser Hauptgruppe gehört das Fräsen zur Gruppe 3.2 „Spanen mit geometrisch bestimmten Schneiden“. Dabei wird mithilfe eines Fräswerkzeuges Material von einem Werkstück abgehoben. Prinzipiell wird das Fräsen unterteilt in Schrappen, Vorschlichten und Schlichten. Während beim Schrappen in kurzer Zeit möglichst viel Material abgetragen werden soll, zeichnet sich das Schlichten dadurch aus, dass eine möglichst hohe Oberflächengenauigkeit erreicht werden soll. Als Zwischenschritt bzw. zur Vorbereitung des Schlichtens erfolgt das Vorschlichten. Im Folgenden wird ausschließlich das Schrappen betrachtet.

Das Fräswerkzeug führt eine rotatorische Schnittbewegung auf das fest eingespannte Werkstück aus. Überlagert mit einer translatorischen Vorschubbewegung kommt es zu einem zyklisch unterbrochenen Schnittvorgang. Dieser ist durch eine kontinuierlich variierende Spanungsdicke gekennzeichnet. Unterschieden wird dabei in Gegenlaufräsen und Gleichlaufräsen, welche die Drehrichtung des Werkzeuges im Bezug auf das Werkstück charakterisieren (siehe Abbildung 2.13) [62]. Beim Gegenlaufräsen sind die Drehrichtung des Fräasers und die Werkstückbewegung im Eingriffsbereich entgegen gerichtet. Beim Gleichlaufräsen sind die Bewegungen gleich gerichtet.

Die Herstellung der Werkstücke erfolgt mithilfe einer Fräsmaschine, die im modernen Fertigungsumfeld häufig als Bearbeitungszentrum bezeichnet wird. Je nach Bauform und Anzahl der Achsen unterscheiden sich die Maschinen hinsichtlich ihrer Bauweise [33]. In Abbildung 2.14 ist beispielsweise ein 5-Achsbearbeitungszentrum in Gantrybauweise schematisch dargestellt. Unabhängig von der Bauweise besteht jedes Bearbeitungszentrum vereinfacht aus einem Gestell, einem Maschinenständer, einem Maschinentisch oder einem Maschinenbett sowie einer Werkzeugspindel. Das Gestell trägt grundsätzlich alle weiteren Maschinenkomponenten und weist unter Umständen schwingungsdämpfende Eigenschaften auf. Der Maschinenständer trägt die Spindel und gegebenenfalls die Antriebe. Je

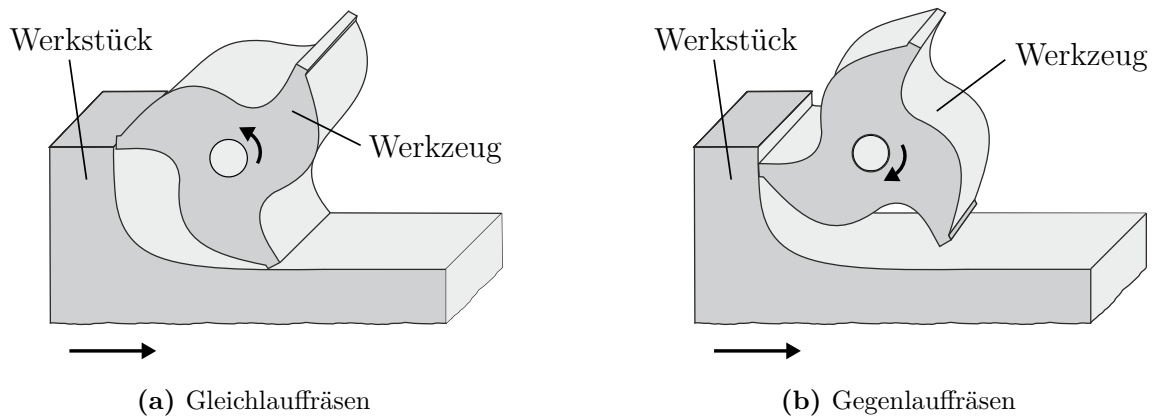


Abb. 2.13: Schematische Darstellung des Gleich- und GegenlauffräSENS nach [60].

nach GröÖe des Werkstückes verfügt die FräSmaschine über einen Werkzeuggestisch oder ein Werkzeugbett, auf dem das zu bearbeitende Werkstück eingespannt wird. Beide können je nach Bauweise translatorisch oder rotatorisch verfahren werden, um das Werkstück relativ zum FräSer bewegen zu können. Die Werkzeugspindel, in welcher der FräSer eingespannt ist, kann mithilfe von Antrieben verfahren werden.

Nach DIN 8589-3 (Fertigungsverfahren, [62]) wird das FräSen in Abhängigkeit der zur erzeugenden Geometrie in Plan-, Rund-, Schraub-, Wälz-, Profil- und FormfräSen unterteilt. Beispielsweise werden beim RundfräSen kreiszylindrische Flächen durch eine kreisförmige Vorschubbewegung des FräSers erzeugt. Dagegen werden mithilfe des SchraubenfräSENS schraubenförmige Flächen durch eine wendelförmige Vorschubbewegung des FräSers erzeugt. Beim FormfräSen können dagegen beliebige Geometrien durch die gezielte Steuerung der Vorschubgeschwindigkeit realisiert werden.

2.4.2 Maschinentechnologie

Die Bearbeitung der Werkstücke erfolgt an multi-funktionalen Bearbeitungszentren mit bis zu 5 Achsen. Diese werden üblicherweise mit computer-numerischen Steuerungen gesteuert/geregelt. Häufig verfügen diese Maschinen über drei lineare Achsen und zwei rotatorische Achsen, welche die Spindel bzw. den Maschinentisch (auf dem sich das Werkstück befindet) bewegen. Dadurch werden die relativen Vorschubbewegungen zwischen Werkzeug und Werkstück ausgeführt.

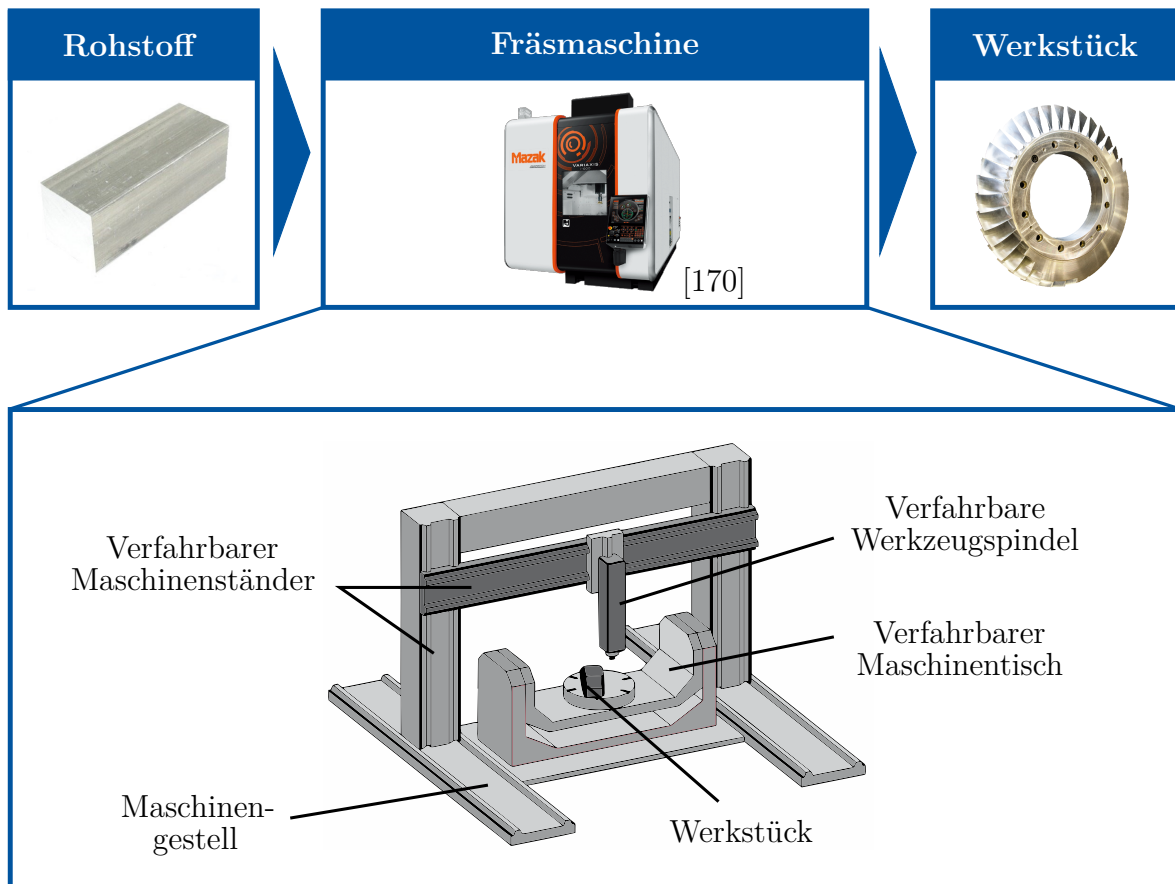


Abb. 2.14: Schematischer Aufbau einer Fräsmaschine in Gantry-Bauweise gemäß [33].

Antriebe

Die Antriebe eines Bearbeitungszentrums sind hinsichtlich ihrer Aufgabe zu unterscheiden. Während die Spindel ausschließlich eine Drehbewegung des Fräswerkzeuges erzeugt, müssen die Vorschubachsen eine translatorische bzw. rotatorische Bewegung ausführen [33]. In den meisten Fällen besteht eine Vorschubachse deshalb aus einem Motor, einem Getriebe und gegebenenfalls einem Kugelgewindtrieb. Der Motor erzeugt eine Bewegung, die durch das Getriebe übersetzt wird (Drehzahl oder Moment). Als Antriebe werden heute fast ausschließlich permanenterregte Synchron-Servomotoren verwendet.

Die Antriebe führen Rotationsbewegungen aus, die beispielsweise die rotatorische Bewegung der Spindel erzeugen. Die translatorischen Bewegungen der Vorschubachsen werden in vielen Fällen durch eine Gewindespindel (z. B. Kugelgewindtrieb) erzeugt, die von einem Motor angetrieben wird. In Abbildung 2.15 ist eine Vorschubachse mit Lage- und Geschwindigkeitsregelung schematisch dargestellt.

Zur Positionierung und Einstellung von gewünschten Geschwindigkeiten werden die Achsen geregelt [272]. Um dabei eine möglichst hohe Dynamik und Genauigkeit zu erreichen, sind die Regelkreise in Kaskaden aufgebaut (siehe Abbildung 2.15). Bei der inneren Kaskade handelt es sich um einen Stromregelkreis. Darüber ist ein Geschwindigkeitsregelkreis realisiert, der gegebenenfalls noch um eine Positionsregelung erweitert wird. Der Motorstrom, die Geschwindigkeit und die Position werden über Sensoren direkt oder indirekt gemessen.

Die Positions- bzw. Geschwindigkeitsregelungen werden häufig um eine Vorsteuerung erweitert. Die Vorsteuerung berechnet dabei unter Berücksichtigung eines Modells die optimalen Stellgrößen des Antriebes, die unter idealen Bedingungen zu einem bestmöglichen Regelgrößenverlauf führen. Die Regelkreise kompensieren dann die Abweichungen der Regelgrößen, die sich aufgrund von Modellungenauigkeiten bzw. Störgrößen, wie beispielsweise Reibung und Prozesslast ergeben [14].

R_p ... Positionsregler

R_v ... Geschwindigkeitsregler

R_I ... Stromregler

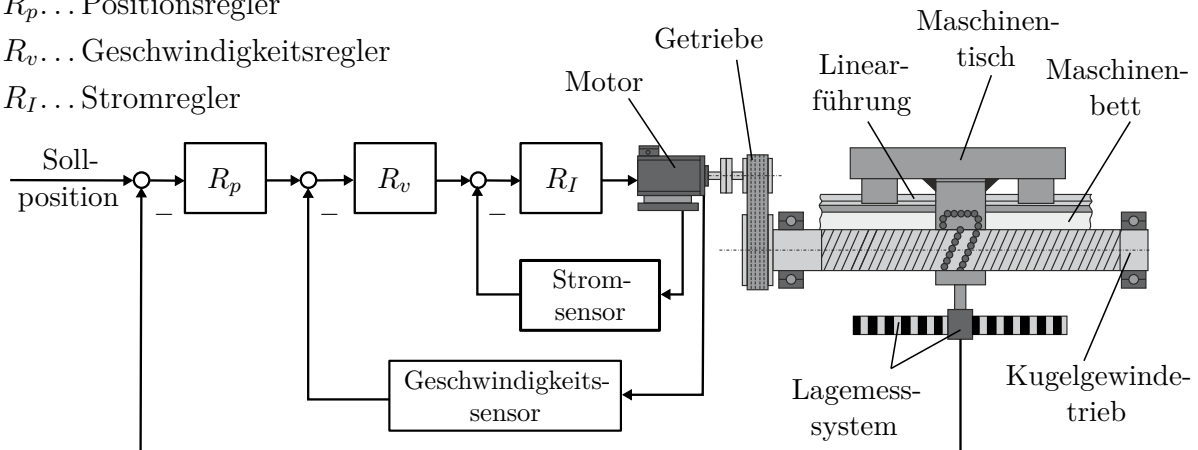


Abb. 2.15: Schematischer Aufbau einer Vorschubachse mit Positions-, Geschwindigkeits- und Stromregelkreis in Anlehnung an [272].

Steuerung

Bei computer-numerisch gesteuerten (NC) Werkzeugmaschinen können neben Punkt- oder Streckensteuerungen auch Bahnsteuerungen realisiert werden. Diese Bahnsteuerungen ermöglichen die Überlagerung fast beliebiger Achsbewegungen, wodurch Werkzeugbahnen im Raum realisiert werden können. Hierfür werden der NC-Steuerung geometrische und technologische Kenndaten der zur Herstellung erforderlichen Trajektorien übergeben. Die Interpolationseinheit der NC-Steuerung berechnet anhand dieser Kenndaten die optimalen Vorgaben für die Lage- und Geschwindigkeitsregelkreise [270]. Dabei werden entlang der geforderten Bahn von der NC-Steuerung zusätzliche Zwischenpunkte sowie geeignete Geschwindigkeits- und Beschleunigungstrajektorien berechnet. Außerdem müssen

insbesondere die technischen Beschränkungen aller Antriebs- und Maschinenkomponenten berücksichtigt werden. Um darüber hinaus technisch realisierbare Beschleunigungsprofile zu ermöglichen und dynamische Anregungen durch die Antriebe zu vermeiden, werden der Ruck und viele weitere Größen bei der Trajektorienberechnung berücksichtigt [68]. Üblich ist auch ein Einfahrprozess, bei dem die a priori bestimmte Trajektorie anhand der Erfahrungen des Maschinenbedieners optimiert wird.

2.4.3 Prozesstechnologie

Heutige Fräsmaschinen zeichnen sich durch ihre hohe Genauigkeit bei gleichzeitig hoher Produktivität aus, sobald diese für ein zu fertigendes Produkt eingestellt sind. Hierfür existieren in aller Regel vielzählige Ansätze zur Prozessauslegung und Optimierung. Diese erfolgt üblicherweise a priori, also vor der eigentlichen Fertigung des zu fräsenden Werkstücks [4]. Vor der Bearbeitung eines Werkstückes wird beispielsweise zunächst der Bearbeitungspfad mithilfe einer CAM-Software bestimmt. Da die Vorschubgeschwindigkeit und die damit resultierende Schnittgeschwindigkeit die Werkstückqualität maßgeblich bestimmen, müssen diese im nächsten Schritt ermittelt werden. Dies erfolgt üblicherweise mithilfe einer a priori durchgeführten Prozessoptimierung, um die Bahnplanung zu optimieren. Je nach Arbeitsschritt kann so die Fertigungszeit minimiert und/oder die Qualität des Werkstücks verbessert werden. Da bei diesem Vorgehen keine Rückmeldung über die tatsächlichen Verläufe erfolgt, können gegebenenfalls auftretende Materialschwankungen oder Störungen durch Werkzeugverschleiß nicht kompensiert werden, sodass die Qualität des resultierenden Werkstücks variiert. Die Berücksichtigung bzw. Kompensation der Störungen und Ungenauigkeiten ist nur durch den zusätzlichen Aufbau von Regelkreisen möglich.

Beim Fräsen existieren bereits vielzählige Möglichkeiten zur Regelung von Maschinengrößen [135]. Mithilfe der Maschinenregelungen kann sichergestellt werden, dass sich die Maschine auch bei auftretenden Störungen gleich verhält. Dadurch können keine Prozessstörungen und Prozessunsicherheiten kompensiert werden. Um jedoch die Reproduzierbarkeit des Prozesses zu erhöhen, müssen neben den Maschinengrößen insbesondere die für das Endprodukt relevanten Prozessgrößen geregelt werden. Dies erhöht nicht nur die Reproduzierbarkeit des Prozesses, sondern ermöglicht auch eine maschinenunabhängige Prozessführung. So kann beispielsweise durch Berücksichtigung der resultierenden Prozesskräfte das Werkzeug vor Bruch geschützt werden [4]. Darüber hinaus können mithilfe von Online-Regelungen die Fertigungszeiten reduziert werden, da beispielsweise beim Schrappfräsen mithilfe einer Kraftregelung die Vorschubgeschwindigkeiten zu jedem Fertigungszeitpunkt maximal gehalten werden. Weiterhin ermöglichen Online-Regelungen die Optimierung der geometrischen Genauigkeit. Die relevanten Maschinen-, Prozess- und Qualitätsgrößen sind in Tabelle 2.5 angegeben.

Maschinengrößen	Prozessgrößen	Qualitätsgrößen
• Vorschubgeschwindigkeit • Spindeldrehzahl • Werkzeugposition	• Schnittkraft • Aktivkraft • Zerspanzonentemperatur • Werkzeugabdrängung	• Formteilgenauigkeit • Oberflächenrauheit • Randzoneneigenschaften

Tabelle 2.5: Unterteilung der physikalischen Größen beim Schrappfräsen.

Zerspankräfte

Die am Fräser wirkenden Zerspankräfte haben einen essentiellen Einfluss auf die resultierende Werkstückqualität bzw. die Fertigungsdauer. Gemäß der DIN 6585 (Begriffe der Zerspantechnik, [60]) beschreibt die Zerspankraft die Gesamtkraft, die ein Schneidkeil beim Zerspanvorgang auf das Werkstück ausübt. Die Zerspankraft besteht wiederum aus den Komponenten Aktivkraft und Passivkraft. Während die Aktivkraft in der Arbeitsebene wirkt und damit die Leistung beim Zerspanen erbringt, wirkt die Passivkraft orthogonal zur Arbeitsebene und hat damit keinen Einfluss auf die Zerspanung (siehe Abbildung 2.16, links).

Die Aktivkraft wird hinsichtlich der Bezugsrichtung unterschieden in Schnittkraft und Schnittnormalkraft [60]. Dagegen wird die Aktivkraft in Vorschubrichtung unterschieden in Vorschubkraft und Vorschubnormalkraft bzw. in Wirkrichtung in Wirkkraft und Wirk-Normalkraft. Die Wirkrichtung entspricht der Addition von Schnittgeschwindigkeitsvektor und Vorschubgeschwindigkeitsvektor. Die Beträge der einzelnen Kraftkomponenten sind wiederum abhängig von den Prozessgrößen Vorschub, Schnitttiefe und Schnittgeschwindigkeit, wobei zwischen den Zerspankraftkomponenten und dem Vorschub bzw. der Schnittgeschwindigkeit ein nichtlinearer Zusammenhang besteht. Zwischen den Zerspankraftkomponenten und der Schnitttiefe hingegen besteht ein linearer Zusammenhang [128, 136]. Die verschiedenen Kraftkomponenten sind in Abbildung 2.16 schematisch dargestellt.

Werden dünne Werkstücke oder Werkzeuge eingesetzt, können sich diese während des Fräsvorgangs dynamisch verformen. Die Folge sind Schwingungen des Werkstückes bzw. der Werkzeuge. Infolge dessen schwingen auch die Zerspankraftkomponenten, sodass sich ein stark nichtlinearer Zusammenhang zwischen den Zerspankraftkomponenten und den Prozessgrößen Vorschub, Schnitttiefe und Schnittgeschwindigkeit ergibt. Dies hat wiederum negative Auswirkungen auf die Werkstückqualität bzw. den Werkzeugverschleiß. Zur Vermeidung solcher Schwingungen, die selbst- oder fremderregt sein können, werden die Prozessparameter während der CAM-Planung anhand von Schwingungsmodellen so gewählt, dass Schwingungen auf ein Minimum reduziert werden [4].

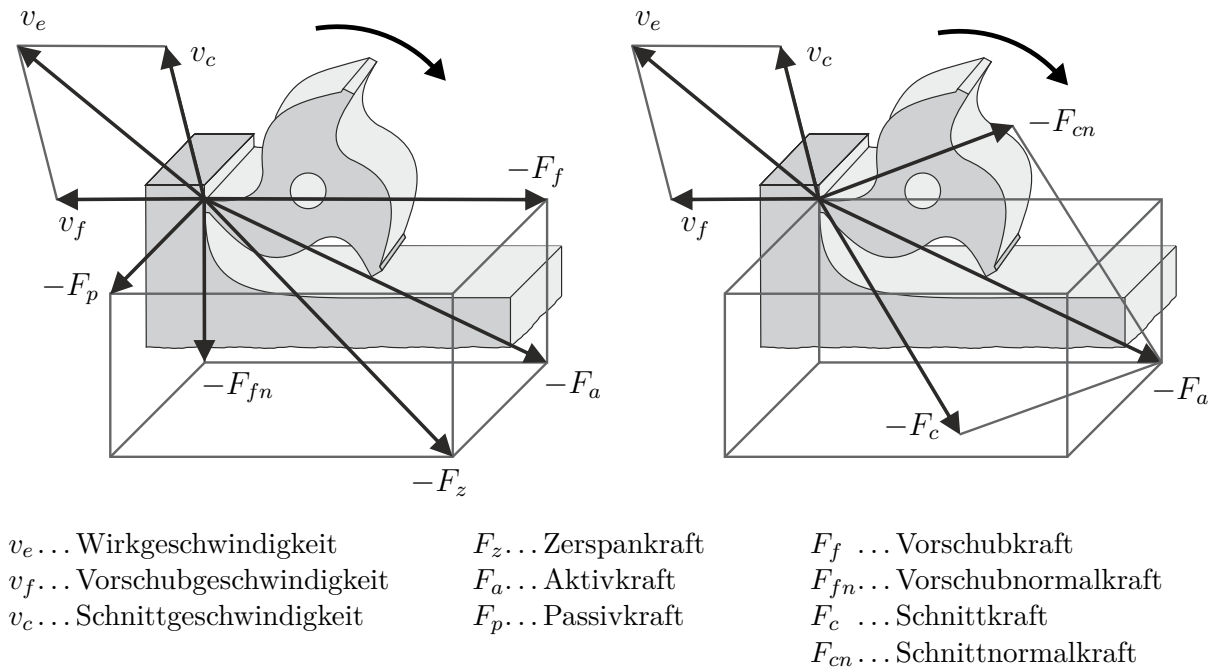


Abb. 2.16: Kraftkomponenten beim Zerspanen am Beispiel des GegenlaufräSENS nach [60].

Kraftmessung

Zur Bestimmung der Zerspankraftkomponenten müssen zusätzliche Sensoren in den Fräsprozess integriert werden. Dabei wird unterschieden zwischen piezoelektrischen Verfahren, piezoresistiven Verfahren und steifigkeitsbasierten Verfahren [105]. Piezoelektrische Verfahren nutzen Quarze, die bei elastischer Verformung eine Ladungsverschiebung aufweisen. In der Zerspanung kommen diese Verfahren werkstückseitig als Kraftmessplattform, oder werkzeugseitig als rotierendes Schnittkraftdynamometer (RCD) zum Einsatz.

Kraftmessplattformen limitieren durch ihre Baugröße den Bearbeitungsraum und damit die Werkstückgröße. Darüber hinaus verfälschen Trägheitseffekte das Messsignal bei translatorischen oder rotatorischen Verfahrensbewegungen der Kraftmessplattform, da in diesem Fall eine Kraft durch die Masse des Messsystems selbst induziert wird [138, 257]. Die Gravitation beeinflusst das Messsignal durch Änderung der Richtung (Schwenken der Kraftmessplattform) und des Betrags (Materialabtrag) des Gravitationsvektors [134].

RCDs sind spezielle Werkzeughalter, die das Moment der Schnittkraft und den Kraftvektor werkzeugseitig messen. Die Messsignale werden kabellos zum Ladungsverstärker übertragen, weshalb die Bandbreite und damit die messbare Prozessdynamik beschränkt ist. Außerdem erfolgt die Kraftmessung im Werkzeugfuß und nicht an der Werkzeugspitze, sodass die Abdrängung des Werkzeugs nicht berücksichtigt werden kann. Es gibt jedoch

Ansätze die Kraftmesssensoren direkt in das Spindelgehäuse zu integrieren [13, 191].

Piezoresistive Verfahren basieren auf der Änderung des elektrischen Widerstands unter Last. Zu ihnen zählen DMS, die geringere Investitionskosten verlangen als piezoelektrische Systeme. DMS benötigen jedoch eine signifikante Dehnung, um eine Widerstandsänderung zu erfahren. Daher haben piezoresistive Systeme eine geringe Steifigkeit als Systeme auf Basis von Piezokristallen. Darüber hinaus haben DMS-basierte Messsysteme eine geringe Bandweite und eignen sich deshalb nicht für Messungen mit hoher Dynamik [271].

Steifigkeitsbasierte Ansätze nutzen entweder den Schleppfehler, um den Anschnitt bzw. eine Kollision zu detektieren [211] oder schließen von der Verlagerung der Spindel auf die Kraft [10]. Erste Versuche messen die Abdrängung der Spindel durch kapazitive Abstandssensoren und bestimmen über die Spindelsteifigkeit die wirkende Kraft [10]. Hierbei herrscht jedoch ein Zielkonflikt zwischen einer steifen Spindel und einer hohen Sensitivität des Messsystems.

2.4.4 Bestehende Automatisierungskonzepte

Zur Optimierung des Fräsprozesses werden unter anderen eine hohe Werkstückqualität, eine geringe Werkzeugbelastung, ein geringer Werkzeugverschleiß sowie eine kurze Fertigungsdauer angestrebt. Hierfür werden modellbasierte Optimierungsverfahren zum Einstellen des Prozesses sowie Prozessregelkreise benötigt. Dafür müssen die Modelle das dynamische Maschinenverhalten und das Prozessverhalten beschreiben [12]. Während komplexe Modelle zur Prozessauslegung eingesetzt werden, können echtzeitfähige Modelle auch online zur Prozessregelung, insbesondere zur Kraftregelung genutzt werden.

Da die Maschinendynamik einen großen Einfluss auf die Kraftregelung hat, muss sie bei der Regelung berücksichtigt werden. Infolge dessen wird die Regelstrecke üblicherweise unterteilt in die Maschinendynamik (z. B. Antriebe) und die Prozessdynamik [40, 56, 81]. Die Maschinendynamik wird dabei als Verzögerungsglied erster bzw. zweiter Ordnung mit Totzeit idealisiert und die Prozessdynamik mit Zerspankraftmodellen beschrieben, die häufig mithilfe einer Linearisierung [40, 152, 185] bzw. als Verzögerungsglied erster Ordnung approximiert werden [114, 139, 199]. Um einen Überblick über die bereits bekannten Ansätze geben zu können, wird nachfolgend der Stand der Technik hinsichtlich der Kraftmodellierung, Prozessoptimierung und Prozessregelung vorgestellt.

Modellierung der Zerspankraft

Die Zerspankraft wird entweder empirisch, analytisch oder mithilfe von FE-Modells untersucht [136]. Bei der Beschreibung mit FE-Modellen kann die exakte Geometrie des Fräasers berücksichtigt werden [144, 181]. Diese Modelle sind jedoch sehr komplex

und deshalb sehr rechenaufwändig. Aus diesem Grund sind die FE-Modelle nur zur Prozessanalyse oder zur Prozessauslegung, nicht aber zur Online-Regelung geeignet. Eine Übersicht der wichtigsten Modellierungsansätze ist in Tabelle 2.6 gegeben.

Modelltyp	Beschreibung von	Quellen
FE-Modelle	Erwärmung des Werkzeuges bzw. Werkstückes	[163] [283]
	Materialabtrag	[144] [181]
Stoff- und Materialgleichungen	lineare bzw. linearisierte Zerspankraftmodelle	[16] [31] [35] [40] [93] [152] [185] [255] [266] [286]
	nichtlineare Zerspankraftmodelle	[16] [35] [128]
Physikalische Gleichungen	Erwärmung des Werkzeuges bzw. Werkstücks	[21] [207]
	Zerspankraft	[24] [285]
	Bauteilqualität	[133]
Übertragungsfunktionen	dynamisches Verhalten der Antriebe	[40] [152] [185]
	dynamisches Verhalten der Zerspankraft	[114] [139] [199]
Empirische Modelle	Beschreibung der Maschinendynamik	[210]
	Beschreibung der Zerspankraft	[53] [93] [153] [266] [273] [286] [293]

Tabelle 2.6: Literaturübersicht zur Modellierung beim Schrappfräsen.

Wird von einem idealen Schnittvorgang ausgegangen, kann die Zerspankraft am Schneidteil des Fräasers mit der Theorie der Scherebene analytisch berechnet werden. Dabei wird die Zerspankraft in Abhängigkeit von Schubspannung, Scherwinkel und den gegebenen geometrischen Bedingungen am Schneidteil berechnet [136]. Jedoch gilt dieser Ansatz nur für einen orthogonalen Schnitt. Darüber hinaus müssen dafür die Scherwinkel bekannt sein, die bei komplexen Geometrien jedoch nur schwer bis gar nicht messbar sind.

In den meisten Fällen erfolgt die Modellierung mithilfe empirisch bestimmter, mechanistischer Modelle, die entweder einen linearen oder exponentiellen Zusammenhang zwischen Spanungsdicke und Zerspankraft herstellen. Am weitesten verbreitet sind das Modell nach Kienzle (mit exponentiellen Ansatz [128]) sowie die in [16, 256] beschriebenen linearen Ansätze. Beide Ansätze beziehen sich auf den idealen Schneidkeil. Eine Übertragung auf gedrahlte Fräser erfolgt über eine geometrische Zerlegung des Werkzeugs in axiale Segmente, die als Schneidkeil angenähert werden können [16, 35].

In [255] wird der lineare Ansatz so erweitert, dass sich das Modell aus einem spanungsdickenabhängigen und einem spanungsdickenunabhängigen Anteil zusammensetzt. Der

spanungsdickenabhängige Anteil beschreibt Reib- und Schereffekte in der Zerspanzone. Der spanungsdickenunabhängige Anteil beschreibt dagegen die Reib- und Quetschvorgänge an der Schneidkante. Darüber hinaus wird bei den linearen Modellen häufig ein zusätzlicher Zusammenhang der verwendeten Koeffizienten von der Spanungsdicke berücksichtigt, z. B. ein linearer [93], ein exponentieller [266], oder ein polynomialer Zusammenhang [273]. Dadurch wird der lineare Modellansatz im Grunde nichtlinear und wandelt den linearen Ansatz in das exponentielle Modell nach Kienzle.

Durch den exponentiellen Zusammenhang ist die numerische Berechnung des Modells nach Kienzle sehr rechenintensiv. Deshalb wird in [31] eine Näherung mithilfe eines bilinearen Modells beschrieben, die jedoch einen unstetigen Verlauf und eine größere Anzahl an zu parametrierenden Modellparametern aufweist.

Alle mechanistischen Modelle haben gemeinsam, dass die Modellparameter abhängig von dem eingesetzten Werkstoff, dem Schneidstoff und der Schnittgeschwindigkeit sind [35]. Deshalb müssen die Modellparameter für jeden Anwendungsfall neu bestimmt werden. In der Literatur wird überwiegend die Parametrierung der linearen Schnittkraftmodelle thematisiert [35, 93, 266, 286]. Dabei kann allgemein unterschieden werden in Methoden der mittleren Kräfte, und Methoden der instantanen Spanungsdicke [286].

Die Methode der mittleren Kräfte mittelt das Kraftsignal über ein oder mehrere Werkzeugumdrehungen. Sie stammt vom Drehen, bei dem der Spanungsquerschnitt konstant bleibt und deshalb eine statische Kraft gemessen wird. Über verschiedene Spanungsquerschnitte wird eine lineare Regression gebildet und so das Modell bestimmt. Zur Übertragung auf den zyklisch unterbrochenen Schnitt des Fräsens werden die gemessenen Kräfte pro Umdrehung gemittelt. Der funktionale Zusammenhang zur Spanungsdicke wird über Vorschubreihen bestimmt. Die dazu notwendige Vielzahl an Versuchen ist der größte Nachteil dieser Methode [93, 286].

Methoden der instantanen Spanungsdicke verwenden den gesamten Kraftverlauf einer Umdrehung. Die Modellkoeffizienten werden mithilfe einer Optimierung bestimmt, z. B. durch evolutionäre Algorithmen oder *Particle Swarm Algorithmen* [93, 286]. Bei diesem Vorgehen muss der Rundlauffehler explizit modelliert werden. In [266] werden beide Verfahren kombiniert indem sie die Kraft jeder Schneide bei gleicher Spanungsdicke über eine Werkzeugumdrehung mitteln. Das Vorgehen kombiniert die Unempfindlichkeit der Methode der mittleren Kräfte gegenüber einem etwaigen Rundlauffehler mit der vollständigen Nutzung des Signals einer Optimierung. Nachteilig ist lediglich, dass die Drehposition des Fräasers exakt und hoch aufgelöst gemessen werden muss.

Erst seit kurzem werden auch datenbasierte Modellierungsansätze untersucht [53, 153, 293]. Allerdings ist ihre Interpretierbarkeit und Übertragbarkeit auf andere Prozessbedingungen, Materialien, und Werkzeuge sehr beschränkt [89]. Hierfür muss ein entsprechend großer Satz an Versuchsdaten erzeugt werden.

Prozessoptimierung

Die Prozessoptimierung beginnt heute bereits während der CAD/CAM-Planung des zu fertigenden Werkstücks. Dabei wird eine Werkzeugbahn berechnet und diese unter Berücksichtigung der Maschinenkinematiken simuliert. Dadurch können mögliche Kollisionen sowie die geometrischen Kontaktbedingungen zwischen Werkzeug und Werkstück bereits a priori mittels Simulation identifiziert werden. Darüber hinaus können mithilfe dieser Simulationen das Zeitspannungsvolumen oder der Prozesskraftverlauf im Hinblick auf eine Reduktion der Fertigungsdauer optimiert werden [144, 181].

Aus technologischer Sicht ist die Optimierung des Prozesskraftverlaufs der Optimierung des Zeitspannvolumens vorzuziehen, da bei der Betrachtung des Zeitspannvolumens die Prozesskraft nicht berücksichtigt werden kann [144]. Im ungünstigsten Fall können dadurch zu hohe Prozesskräfte auftreten, die eine Beschädigung des Werkstückes oder des Werkzeuges zur Folge haben. Dagegen wird bei der Optimierung des Prozesskraftverlaufes die Prozesskraft inhärent mitberücksichtigt.

In [69] wird die Vorschubgeschwindigkeit unter Berücksichtigung der Maschinendynamik so bestimmt, dass sich eine konstante Prozesskraft einstellt. Dadurch soll sich insbesondere eine kontrollierte Abdrängung des Werkzeuges einstellen, um die dynamische Positionsgenauigkeit zu steigern. Um auch bei komplexen Bearbeitungen, z. B. mit einem 5-Achsbearbeitungszentrum, eine möglichst hohe Positionsgenauigkeit der Optimierung zu erreichen, werden auch das Verhalten der CNC-Steuerung und der Antriebsdynamik bei der Planung berücksichtigt [196]. Neben der Positionsgenauigkeit und der Abdrängung des Werkzeuges haben Rundlauffehler einen maßgeblichen Einfluss auf die Werkstückqualität [141]. Deshalb wurde in [141] ein Modell erarbeitet, das die Werkstückqualität mithilfe eines Modells online bewerten kann.

Bei der a priori Prozessoptimierung handelt es sich um eine Steuerung. Steuerungen können nicht auf Störungen oder geänderte Randbedingungen reagieren, da die optimalen Stellgrößenverläufe ausschließlich über ein Modell ermittelt werden. Eine Rückführung des aktuellen Ist-Wertes – wie bei einer Regelung – erfolgt an dieser Stelle nur selten. Nach Fertigstellung des Werkstücks wird der Prozess bzw. das Werkstück analysiert und entsprechend die Maschineneinstellungen oder die Einstellungen und Randbedingungen bei der Pfadplanung im CAM-System adaptiert (siehe Abbildung 2.17). Diese Art der Optimierung ist jedoch zu verhindern, da so bei jeder Iteration unter Umständen Ausschuss produziert wird [224].

Die a priori durchgeführte Prozessoptimierung hat aktuell die größte industrielle Anwendung. Mögliche Softwaretools sind hierfür bereits kommerziell verfügbar (z. B. iMachining, VeriCut, HyperMill). Die Auslegung erfolgt in diesem Fall für ein verschlissenes Werkzeug, da auch zum Standzeitende die Qualitäts- und Prozessanforderungen erreicht werden müssen. Dies führt jedoch zu Produktivitätseinbußen bei Neuwerkzeugen.

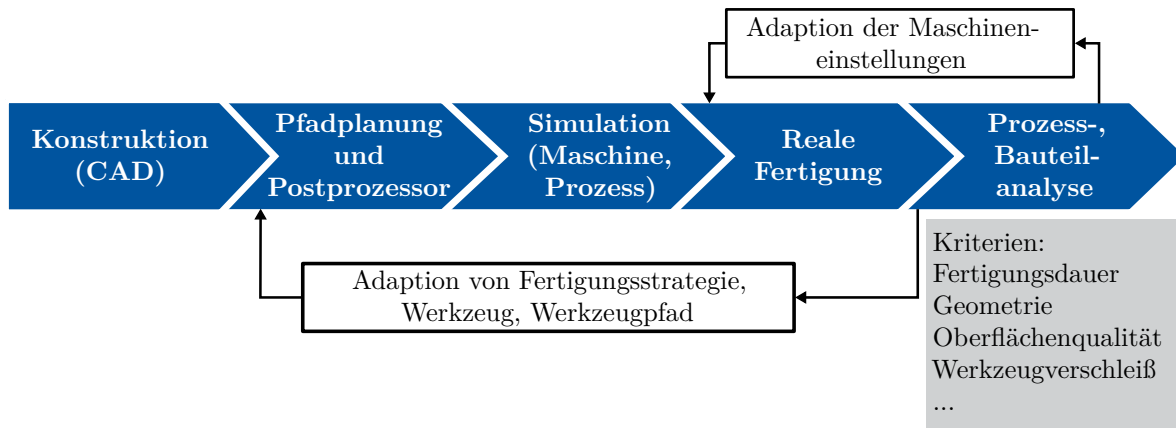


Abb. 2.17: Optimierungsschleifen zur Prozessoptimierung beim Fräsen [4].

Kraftregelung

Die Aktivkraft ist von entscheidender Bedeutung für die Produktivität, die Prozesssicherheit und die geometrische Genauigkeit des Werkstücks. Die Aktivkraft führt zu einer Biegebelastung des Fräasers, wodurch dieser abgedrängt wird. Infolgedessen kommt es zum Überschreiten von Fertigungstoleranzen bzw. zum Bruch des Werkzeugs. Gleichzeitig ist eine hohe Aktivkraft wünschenswert, da sie über die Spanungsdicke direkt mit dem Vorschub und damit mit der Produktivität zusammenhängt. Deshalb werden Aktivkraftregelungen für das Fräsen erforscht, wobei mit einigen wenigen Ausnahmen (siehe [29, 56]) das Aktivkraftmaximum als Regelgröße und der Vorschub als Stellgröße gewählt wird. In Tabelle 2.7 ist ein Überblick bekannter Regelungsansätzen zur Kraftregelung gegeben.

Die Regelung erfolgt beispielsweise mithilfe von sogenannten Festwertreglern (vgl. [186]) oder adaptiven Regelungen¹, um den teils drastischen Veränderungen des Übertragungsverhaltens im Prozess Rechnung zu tragen [122, 184, 217]. Während bei einem Festwertregler die Reglerparameter konstant sind [186], wird bei einer adaptiven Regelung das Regelungssystem zur Laufzeit identifiziert (meist durch eine künstliche Anregung) und die Reglerparameter an den aktuellen Arbeitspunkt angepasst. Andere Ansätze verzichten auf eine explizite Anregung und nutzen die inhärente Anregung durch den zyklisch unterbrochenen Schnitt [161].

Adaptive Regelungen eignen sich insbesondere um Arbeitspunkte in sich langsam verändernden Prozessen zu stabilisieren. Erste Ansätze verwenden PI-Regler mit adaptiven

¹In der Zerspantechnologie wird der Einsatz eines Folgereglers ohne Parameteradaption o. ä. häufig als „adaptive Regelungen“ bezeichnet (z. B. [29]). Im Folgenden wird der Begriff „adaptive Regelung“ im Sinne der Regelungstechnik genutzt.

Regelgröße	Ansatz	Quellen
Vorschub	PID-Regler und adaptive Regler	[180] [252] [272]
	Modellbasierte Regler	[26]
Zerspankraft	Steuerung anhand eines Modells	[144] [181] [187] [206] [239]
	Festwertregler	[186]
	Grenzwertregler	[206] [277]
	Adaptive Regler	[11] [15] [122] [161] [184] [186] [187] [217] [249]
	Modellbasierte Regler	[11] [53] [81] [147] [148] [293]

Tabelle 2.7: Literaturübersicht zur Regelung beim Schrappfräsen.

Parametern [249]. Bei plötzlichen Änderungen der Eingriffsbedingungen überschreitet die Prozesskraft jedoch die Sollkraft um 40 % bis 80 % [15, 161, 184, 186]. Um auf schnelle Änderungen der Regelstrecke reagieren zu können, wurden deshalb adaptive Regelungen mit Vergleichsmodellen entwickelt [81, 147, 148]. Diese Vergleichsmodelle müssen zunächst anhand geeigneter Identifikationsdaten parametrisiert werden, bevor sie in der Regelung eingesetzt werden können. Darüber hinaus zeigen sich bei schnellen Lastwechseln Spitzen im Kraftverlauf. Zwar kann mit dem Vergleichsmodell die Verstärkung des Prozesses bestimmt werden, jedoch arbeitet der Regler nur reaktiv. Das dynamische Prozessverhalten kann mit diesen Ansätzen nicht zuverlässig prädiziert und bei der Regelungsaufgabe berücksichtigt werden.

Weitere adaptive Ansätze basieren auf künstlichen neuronalen Netzen [53, 293]. Entsprechend müssen zunächst ausreichend Messdaten zur Verfügung stehen, bevor eine zuverlässige Regelung möglich ist. Darüber hinaus verändert sich das Übertragungsverhalten des Prozesses mit zunehmenden Verschleiß des Fräasers, sodass die künstlichen neuronalen Netze zur Laufzeit neu trainiert werden müssen oder dieser Zusammenhang bereits in den Trainingsdaten enthalten sein muss.

Durch die Berücksichtigung der Eingriffsbedingungen entlang des Werkzeugwegs lassen sich numerisch optimale Referenzen (maximales Zerspanvolumen) bestimmen, die anschließend von Prozesskraftreglern geregelt werden [277]. In [239] wird eine Regelung auf Basis einer a priori ermittelten Referenz der Aktivkraft beschrieben. Die Referenz wird mithilfe einer CAD-unterstützten Optimierung unter Berücksichtigung der prädizierten Eingriffsbedingungen bestimmt und als Vorsteuerung in einer Zwei-Freiheitsgrad-Regelung mit einem adaptiven Regler genutzt. Zwar konnte so das Ausmaß der Überschreitung reduziert werden, allerdings führte das Vorgehen dazu, dass das Eingangssignal des Reglers geglättet und so die Reaktionszeit des Reglers herabgesetzt wurde. In [187, 206]

wird die Idee eines vorab optimierten Vorschubverlaufs aufgegriffen und ein Regler in Form einer Zwei-Freiheitsgrad-Regelung zur Kompensation der Modellungenauigkeiten eingesetzt. Zwischen beiden Ansätzen konnte kein signifikanter Unterschied festgestellt werden. Durch Erweiterung der adaptiven Regelung um ein Kraftmodell, das zur Laufzeit kalibriert wird, kann der bisher rein reaktive Regler auch prädiktiv arbeiten [11]. Die Prädiktion ist jedoch nur über einen sehr kurzen Zeithorizont gültig.

Ein weiterer Ansatz beinhaltet sogenannte Grenzwertregelungen, deren Ziel es ist, eine Regelgröße innerhalb bestimmter Grenzen zu halten [206, 277]. Dabei wird der Regler erst beim Verlassen dieses Toleranzbandes aktiv, sodass es sich nicht um eine Regelung mit harten Begrenzungen handelt. Optimalregelungen versuchen hingegen ein Gütekriterium optimal umzusetzen. Erste Ansätze mit a priori optimierten Referenzverläufen existieren, konnten sich aber nicht durchsetzen, da die Verläufe mit den üblicherweise eingesetzten Reglern nicht realisiert werden konnten [206, 277].

2.4.5 Zusammenfassung

Mit dem Fräsen können sowohl einfache Geometrien als auch komplexe Freiformflächen realisiert werden. Eine Optimierung der Fertigung erfolgt vor allem a priori zur eigentlichen Fertigung. Dabei werden mithilfe von CAD-/CAM-Systemen sowie mithilfe von Maschinen- und Prozesssimulationen die optimalen Maschineneinstellungen ermittelt. Aus regelungstechnischer Sicht handelt es sich um eine Steuerung, deren Güte vor allem durch die Modellgenauigkeit bestimmt wird. Eine Rückführung der Prozess- und Qualitätsgrößen ist erst nach der Fertigstellung eines Werkstücks möglich.

Um den Fräsprozess auch während der Fertigung zu optimieren, gibt es Bestrebungen die Zerspankraft zu regeln. Dabei kommen vor allem Festwertregelungen zum Einsatz, welche die Stellgrößen an die aktuellen Bedingungen anpassen. Jedoch weisen diese Systeme bis heute keine ausreichend hohe Regelgüte auf, da diese Regelungssysteme nur eingeschränkt auf die hochdynamischen Veränderungen im Übertragungsverhalten des Fräsprozesses reagieren können. Um hochdynamisch auf das veränderliche Übertragungsverhalten reagieren zu können, ist der Einsatz eines geeigneten Kraftmodells erforderlich, das bei der Regelungsaufgabe zur Prädiktion des zukünftigen Prozessverhaltens genutzt werden kann.

Zur Beschreibung des Prozessverhaltens existieren bereits vielzählige Modellierungsansätze. Mit FE-Modellen können bereits sehr genaue Simulationen realisiert werden. Jedoch sind diese Modelle aufgrund ihrer Komplexität ausschließlich zur Prozessoptimierung und nicht zur Echtzeitanwendung geeignet. Auf der anderen Seite existieren zumeist empirische Modelle die zwar echtzeitfähig sind, aber das Prozessverhalten aufgrund des zeitvarianten Übertragungsverhaltens nur eingeschränkt widerspiegeln.

2.5 Defizite des Stands der Technik

Wie der Stand der Technik beim Kunststoffspritzgießen und beim Schruppfräsen zeigt, zeichnen sich heutige Fertigungssysteme durch ihre hohe Produktivität aus, sobald diese für ein zu fertigendes Bauteil eingestellt sind. Mithilfe von Simulations- und Optimierungstools wird dieser Einstellvorgang bereits stark vereinfacht und unterstützt. Um den Einstellvorgang auch zur Laufzeit der Fertigung optimieren zu können, ist neben den bereits verfügbaren Maschinenregelkreisen, der Aufbau von Prozess- und Qualitätsregelkreisen erforderlich.

Sowohl beim Kunststoffspritzgießen als auch beim Schruppfräsen gibt es Bestrebungen zusätzliche Sensorik in den Prozess zu integrieren, um wichtige Prozessgrößen überwachen zu können. Dadurch wird es vermehrt möglich Prozessregelkreise zu realisieren, welche die Reproduzierbarkeit bzw. Produktivität des Fertigungsverfahrens steigern. Jedoch zeigt sich auch, dass somit die Komplexität des Übertragungsverhaltens ansteigt, weil viele Prozessgrößen nicht unmittelbar durch die einstellbaren Maschinengrößen beeinflusst werden können. Dadurch sind klassische Regelungsansätze in den meisten Fällen nur eingeschränkt nutzbar. Der Stand der Technik zeigt, dass modellbasierte Regelungsansätze notwendig sind, um Prozessregelkreise zu realisieren. Jedoch werden hierfür Modelle benötigt, welche die relevanten Zusammenhänge möglichst gut beschreiben, aber dennoch in Echtzeit berechnet werden können.

Erst wenn die Prozessgrößen geregelt werden können, die einen essentiellen Einfluss auf die Bauteilqualität haben, können Qualitätsregelkreise aufgebaut werden. Problematisch ist jedoch, dass die Qualität nur in den seltensten Fällen während der Fertigung gemessen werden kann. Stattdessen kann die Qualität in aller Regel erst im Anschluss an die Fertigung gemessen werden, weshalb eine Qualitätsregelung nur schwer realisierbar ist. Aus diesem Grund werden Modelle benötigt, die eine Qualitätsprädiktion anhand der messbaren Prozessgrößen ermöglichen. Erst mithilfe solcher Modelle können die Bauteilqualität während der Fertigung geschätzt und die notwendigen Prozessgrößenverläufe durch die unterlagerten Prozessregelkreise angepasst werden.

3 Zielsetzung der Arbeit

Die Dauer und der Aufwand des Einrichtvorgangs von Fertigungssystemen korreliert sehr stark mit den Erfahrungen des Maschinenbedieners und den verfügbaren Optimierungstools. Um den Einrichtvorgang vor und während der Produktion zu vereinfachen, sollen die heute verfügbaren Maschinenregelungen um Prozess- und Qualitätsregelkreise erweitert werden. Dadurch kann der Automatisierungsgrad der Produktionssysteme gesteigert und der Einstellaufwand reduziert werden.

Im Gegensatz zu den Maschinenregelkreisen, die ausschließlich Maschinengrößen regeln und den Prozess als Störung betrachten, können mithilfe von Prozessregelkreisen gezielt Prozessgrößen eingestellt werden. Dadurch wird gewährleistet, dass sich der Prozess reproduzierbar einstellen lässt. Um das teils komplexe Prozessverhalten explizit bei der Regelungsaufgabe berücksichtigen zu können, werden Modelle benötigt, die das Übertragungsverhalten von den zumeist maschinennahen Stellgrößen zu den Prozessgrößen beschreiben. Erst wenn Prozessgrößen gezielt manipuliert werden können, ist es möglich überlagerte Regelkreise oder Optimierungen zu realisieren, die eine Qualitätsregelung ermöglichen. Ziel der vorliegenden Arbeit ist daher die Erforschung geeigneter Konzepte zur Realisierung von Qualitäts- und Prozessregelkreisen. Durch Integration dieser Regelkreise in das Konzept der modellbasierten Selbstoptimierung soll der Automatisierungsgrad heutiger Fertigungssysteme gesteigert werden. Die Untersuchungen erfolgen exemplarisch anhand des Kunststoffspritzgießens von Thermoplasten und des SchrappfräSENS, sodass sich die folgende Forschungshypothese ergibt.

Forschungshypothese:

Modellbasierte Regelungsstrategien ermöglichen den Aufbau von Qualitäts- und Prozessregelkreisen beim Kunststoffspritzgießen und SchrappfräSEN. Dadurch können selbstoptimierende Fertigungssysteme entwickelt werden, die sich selbstständig an veränderliche Prozessbedingungen anpassen und definierte Anforderungen einhalten.

Das Kunststoffspritzgießen ist ein Fertigungsverfahren, das zur Massenteilfertigung verwendet wird. Die Produktion erfolgt diskontinuierlich (auch als Batch-Produktion bezeichnet), sodass sich die Arbeitsschritte zyklisch wiederholen. Da die Fertigungszyklen zumeist kurz sind, bleiben die Umgebungs- und Randbedingungen während der Fertigung eines Werkstücks näherungsweise gleich. Auch das SchrappfräSEN ist ein diskretes

Fertigungsverfahren, jedoch erfolgt die Fertigung eines Werkstücks zumeist über einen deutlich längeren Zeitraum als beim Kunststoffspritzgießen. Entsprechend können sich die Umgebungs- und Randbedingungen während der Fertigung eines Werkstücks verändern. Anhand dieser beiden Fertigungsverfahren wird die Forschungshypothese untersucht, sodass sich aus der Forschungshypothese die folgenden drei Forschungsfragen ableiten lassen.

Forschungsfrage 1:

Wie können die für Qualitäts- und Prozessregelkreise elementaren Wirkzusammenhänge identifiziert und durch ein Modell beschrieben werden?

Forschungsfrage 2:

Welche prozessspezifischen Anforderungen ergeben sich an die zu entwickelnden Modelle und Regelungen?

Forschungsfrage 3:

Wie muss ein modellbasierter Regler aufgebaut sein, um ihn im Rahmen der modellbasierten Selbstoptimierung für Fertigungssysteme nutzen zu können?

Hierfür werden in Kapitel 4 zunächst geeignete regelungstechnische Ansätze vorgestellt, die zur Entwicklung von Prozess- und Qualitätsregelkreisen geeignet sind. Dabei besteht eine besondere Schwierigkeit darin, dass die zu erforschenden Regelkreise das teils hochdynamische Übertragungsverhalten des zu regelnden Prozesses berücksichtigen müssen. Aus diesem Grund werden zunächst Modellierungsansätze vorgestellt, die eine Modellierung der Fertigungsprozesse ermöglichen. Weiterhin können die für eine Prozessregelung erforderlichen Größen häufig nicht gemessen werden. Deshalb wird im Anschluss das Konzept der virtuellen Sensorik (Beobachter) vorgestellt, das eine Schätzung der nicht messbaren Prozessgrößen ermöglicht. Außerdem werden die Ansätze der modellbasierten prädiktiven Regelung sowie der norm-optimalen iterativ lernenden Regelung vorgestellt, die eine explizite Berücksichtigung von Modellwissen ermöglichen. Dadurch wird gewährleistet, dass die Regelungen hochdynamisch auf sich ändernde Bedingungen reagieren können. Die Parametrierung der Regler erfolgt über das Modell, sodass keine abstrakten Reglerparameter, wie bei klassischen Regelungsansätzen, eingestellt werden.

In Kapitel 5 werden die in Kapitel 4 vorgestellten Ansätze auf das Kunststoffspritzgießen übertragen. Ziel ist der Aufbau einer Qualitätsregelung, wobei insbesondere das zyklische

Prozessverhalten ausgenutzt werden soll. Aus diesem Grund werden neben einer modellbasierten prädiktiven Regelung auch eine norm-optimale iterativ lernende Regelung vorgestellt, um den für die Qualität essentiellen Werkzeuginnendruck regeln zu können. Für beide Ansätze wird zunächst ein geeignetes strömungstechnisches Ersatzmodell entwickelt, das anschließend von den Reglern berücksichtigt wird. Die Werkzeuginnendruckregelungen werden um die pvT-Optimierung erweitert, um eine explizite Regelung der Bauteilqualität zu ermöglichen. Abschließend wird das vorgestellte Konzept zur Qualitätsregelung an einer realen Kunststoffspritzgießmaschine implementiert und validiert.

In Kapitel 6 werden die vorgestellten Regelungsansätze auf das Schruppfräsen übertragen und eine Kraftregelung entwickelt. Ziel ist die Regelung der maximalen Zerspankraft auf einen konstant hohen Wert. Eine besondere Herausforderung ist das sich teilweise hochdynamisch verändernde Übertragungsverhalten des Prozesses entlang des Werkzeugpfades. Deshalb wird zunächst unter Berücksichtigung des Stands der Technik die Regelstrecke mithilfe eines Kraftmodells und einem vereinfachten, dynamischen Maschinenmodell beschrieben. Anschließend wird das resultierende Modell mit einer a priori durchgeführten Abtragssimulation synchronisiert, um die dynamischen Kräfte während der Fräsbearbeitung zu beschreiben. Das resultierende Modell wird in einer modellbasierten prädiktiven Regelung zur Prädiktion genutzt. Weiterhin wird das Kraftmodell zur Laufzeit identifiziert, um Materialschwankungen und Werkzeugverschleiß bei der Kraftregelung kompensieren zu können und den Prozess an seinen technologischen Grenzen führen zu können. Dadurch soll das Fräsen zur Laufzeit optimiert und so die Fertigungsdauer reduziert werden. Die entwickelten Regelungssysteme werden abschließend an einem realen Bearbeitungszentrum implementiert und validiert.

4 Regelungstechnische Ansätze

Um den zukünftigen Anforderungen an die Produktionstechnik gerecht zu werden, ist die Entwicklung von Prozess- und Qualitätsregelkreisen zwingend erforderlich. Insbesondere müssen die Regelungen Prozesswissen explizit in Form von Modellen berücksichtigen können, um hohe Regelgüten zu erreichen. Im Folgenden wird deshalb zunächst das Prinzip einer Regelung vorgestellt. Anschließend werden die in dieser Arbeit relevanten Modellierungs- und Regelungsansätze vorgestellt.

4.1 Prinzip einer Regelung

Die Hauptaufgabe der Regelungstechnik besteht darin, ein System so zu beeinflussen, dass es sich entsprechend definierter Vorgaben verhält. Ziel kann dabei sein, dass sich der Prozess einfacher einstellen bzw. bedienen lässt oder sogar autonom abläuft. Hierfür werden in der Regelungstechnik die Ursache- und Wirkungszusammenhänge des zu automatisierenden Systems betrachtet. Als Ursache werden in diesem Fall die Eingangssignale des Systems bezeichnet, während die Ausgangssignale die Wirkung darstellen. Können die Zusammenhänge zwischen den Eingängen und den Ausgängen durch ein Modell vollständig beschrieben werden, wäre es denkbar die erforderlichen Eingangsgrößen zu berechnen. In diesem Zusammenhang wird von einer Steuerung oder einer Vorsteuerung gesprochen. Reale Anwendungen können jedoch in den wenigsten Fällen exakt modelliert werden, sodass der reale Ausgangsgrößenverlauf in aller Regel von dem gewünschten Verlauf abweicht. Aus diesem Grund wird über einen Soll-/Istwert-Vergleich ein Regelkreis aufgebaut. In diesem Zusammenhang ist häufig die Rede von einem Folgeregler. Werden die Konzepte einer Vorsteuerung und einer Folgeregelung kombiniert, dann ergibt sich eine sogenannte Zwei-Freiheitsgrad-Regelung (Abbildung 4.1), die in vielen Fällen bereits sehr gute Ergebnisse zeigt [247].

In der Praxis werden die Vorgaben der Steuerung bzw. der Regelung üblicherweise mithilfe von Aktoren (Eingänge des Systems) umgesetzt. Der Aktor besteht dabei aus einem oder mehreren Stellern sowie dem Stellglied. Der Steller wandelt das vom Regler ausgegebene Steuersignal in die zum Stellen des Aktors notwendige Stellgröße um. Beim Steller handelt es sich um den eigentlichen Aktor, der den Prozess direkt beeinflusst und damit den Eingang der Strecke repräsentiert. Die Ausgänge der Strecke werden

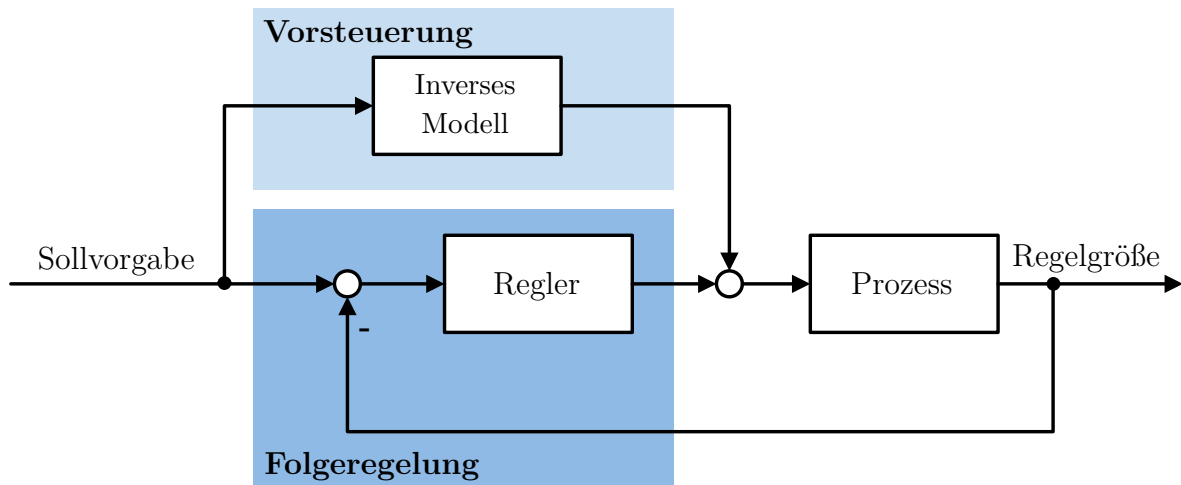


Abb. 4.1: Wirkungsplan einer Zwei-Freiheitsgrad-Regelung mit Vorsteuerung und Folgeregelung gemäß [158].

mithilfe von Sensoren gemessen. Entsprechend ergibt sich in Analogie zur DIN IEC 60050-351 (Internationales Elektrotechnisches Wörterbuch - Teil 351: Leittechnik, [58]) der in Abbildung 4.2 dargestellte Aufbau eines Regelkreises.

Bei der Reglerentwicklung und -auslegung wird üblicherweise das Führungs- und das Störverhalten eines Regelkreises untersucht. Dabei beschreibt das Führungsverhalten die Reaktion des geregelten Systems auf eine Sollwertänderung. Beim Störverhalten wird insbesondere die Reaktion des Regelkreises auf auftretende Störgrößen untersucht. Als Störgrößen werden unerwünschte bzw. unvorhersehbare Signale bezeichnet, die von Außen auf die Strecke wirken.

4.2 Modelle

Modelle sind ein essentieller Bestandteil der Regelungstechnik, wo sie beispielsweise zur Reglersynthese und zum Reglerentwurf genutzt werden. Darüber hinaus werden Modelle heute immer häufiger explizit im Regler berücksichtigt, um beispielsweise nichtlineares Systemverhalten zu regeln. Deshalb wird im Folgenden zunächst ein Überblick über verschiedene Klassen von Modellen gegeben. Anschließend werden die für diese Arbeit relevanten, mathematischen Modellformen vorgestellt.

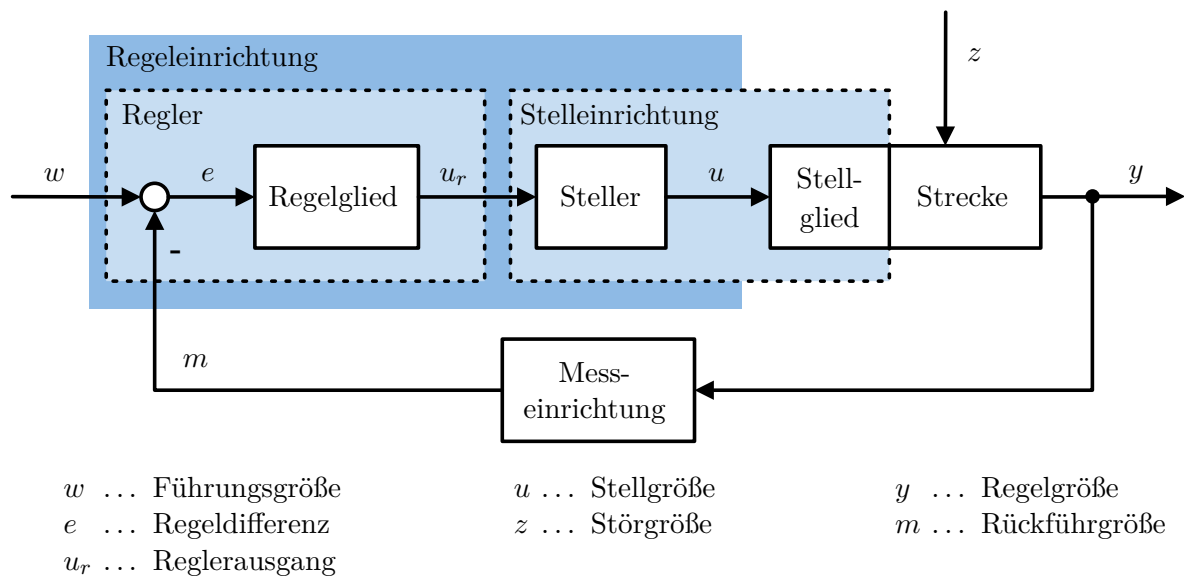


Abb. 4.2: Wirkungsplan eines elementaren Regelungssystems gemäß DIN IEC 60050-351 [58].

4.2.1 Modellklassifikation

Die in der Regelungstechnik eingesetzten Modelle können in verschiedenen Formen vorliegen und hinsichtlich verschiedenster Kriterien unterschieden werden. Eine Möglichkeit ist die Unterteilung der Modelle hinsichtlich der berücksichtigten Menge an empirischen Daten (siehe Abbildung 4.3) [99]. Werden in einem Modell ausschließlich physikalische Gleichungen verwendet, deren Modellparameter bekannt sind, ist die Rede von einem White-Box-Modell. White-Box-Modelle sind beispielsweise (partielle) Differenzialgleichungen und Zustandsraummodelle, deren Parametrierung bekannt ist. Durch die Verwendung von parametrisierten physikalischen Gleichungen ist das White-Box-Modell vollständig interpretierbar. Häufig können jedoch nicht alle relevanten Effekte mithilfe physikalischer Gleichungen beschrieben werden. Darüber hinaus steigt in aller Regel mit zunehmender Modellgenauigkeit auch die Modellkomplexität an.

Bei den Black-Box-Modellen handelt es sich beispielsweise um Kennfelder, maschinelle Modelle (z. B. künstliche Neuronale Netze, Support Vector Machines) oder identifizierte Frequenzgänge, die allesamt kein explizites Prozesswissen erfordern. Stattdessen basieren die Black-Box-Modelle auf den gemessenen Eingangs- und Ausgangssignalen. Dadurch sind die Black-Box-Modelle zwar sehr flexibel einsetzbar, jedoch können sie nur die in den Messdaten vorhandenen Effekte abbilden. Black-Box-Modelle sind dementsprechend nicht extrapolationsfähig und nicht interpretierbar. Werden sowohl White-Box-Ansätze als auch Black-Box-Ansätze in einem Modell vereint, spricht man von einem Grey-Box-Modell. Grey-Box-Modelle sind beispielsweise Fuzzy-Modelle oder Differenzialgleichungen, deren

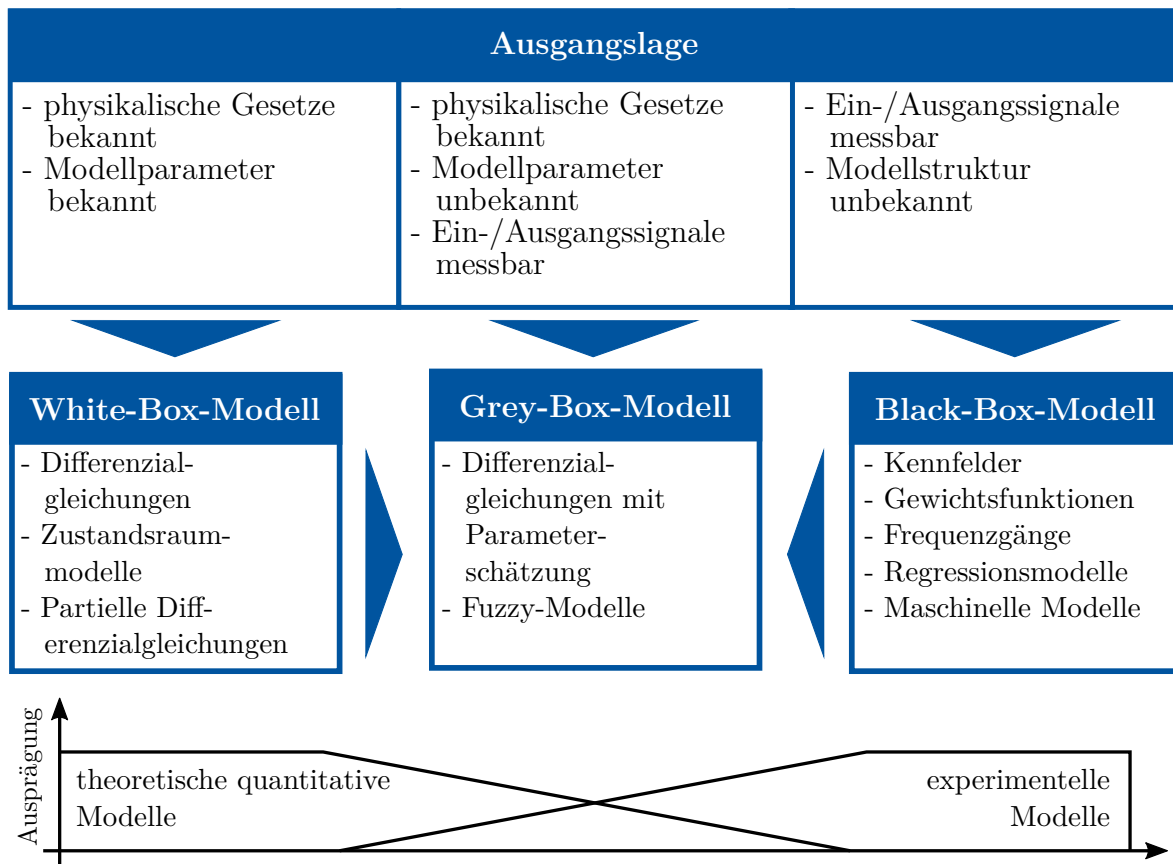


Abb. 4.3: Unterscheidung der verschiedenen Modelltypen hinsichtlich der theoretisch quantitativen und empirischen Ausprägung nach [99].

Parameter mithilfe einer Parameterschätzung identifiziert werden. Die Ausprägungen der theoretisch quantitativen und der empirischen Anteile kann stark variieren [99].

Neben der Unterscheidung in White-, Black- und Grey-Box-Modelle erfolgt in aller Regel auch eine Unterscheidung in statische und dynamische Modelle [158]. Während statische Modelle ausschließlich das Übertragungsverhalten eines Systems im eingeschwungenen Zustand wiedergeben, beschreiben dynamische Modelle auch das transiente Verhalten. Klassische Beispiele für statische Modelle sind Kennfelder und ein Großteil der heute eingesetzten Regressionsmodelle. Als dynamische Modelle werden üblicherweise alle Formen von Differenzialgleichungen, Frequenzgängen und je nach Einsatzzweck auch maschinelle Modelle bezeichnet.

Im Folgenden werden die mathematischen Konventionen für Differenzialgleichungen, Zustandsraummodelle und die Lifted-System-Notation vorgestellt, die in dieser Arbeit Anwendung finden.

4.2.2 Differenzialgleichung

Technische Systeme lassen sich in vielen Fällen mithilfe einer expliziten Differenzialgleichung f der allgemeinen Form

$$Y^{(n)} = f\left(Y^{(n-1)}, \dots, \dot{Y}, Y, U^{(q)}, U^{(q-1)}, \dots, \dot{U}, U\right) \quad (4.1)$$

beschreiben [7]. Damit wird der Einfluss des Eingangs U und dessen q Ableitungen sowie der n Ableitung des Ausgangs Y auf den Ausgang Y beschrieben. Liegt ein Eingrößensystem (SISO-System¹) mit einem Eingang und einem Ausgang vor, dann beschreibt diese Differenzialgleichung das System vollständig. Im Falle eines Mehrgrößensystems (MIMO-System²) verfügt das System über mehrere Eingänge und Ausgänge, sodass die Wirkung jedes einzelnen Eingangs auf jeden Ausgang mit jeweils einer Differenzialgleichung f beschrieben wird. Auch kann ein System beispielsweise aus einem Eingang und mehreren Ausgängen bzw. mehreren Eingängen und einem Ausgang bestehen. Diese Systeme werden als SIMO-System bzw. MISO-System bezeichnet.

Linearisierung

Um die Methoden der linearen Regelungstheorie anwenden zu können, kann die allgemeine Differenzialgleichung (4.1) mithilfe der Taylorentwicklung um den Arbeitspunkt $\tilde{\mathbf{X}}_{AP}$ linearisiert werden. Im einfachsten Falle entspricht der Arbeitspunkt $\tilde{\mathbf{X}}_{AP}$ der Ruhelage des Systems. Im Allgemeinen kann der Arbeitspunkt $\tilde{\mathbf{X}}_{AP}$ aber auch instationär sein. Jedoch sollte sich dieser in der näheren Umgebung des untersuchten Arbeitsbereiches befinden, da das linearisierte Modell mit größeren Abweichungen vom Arbeitspunkt $\tilde{\mathbf{X}}_{AP}$ ungenauer wird. Im Folgenden wird der Arbeitspunkt $\tilde{\mathbf{X}}_{AP}$ als gegeben angenommen.

Zur Linearisierung der allgemeinen Differenzialgleichung (4.1) wird der Vektor

$$\tilde{\mathbf{X}} := \left(Y^{(n-1)} \quad \dots \quad \dot{Y} \quad Y \quad U^{(q)} \quad U^{(q-1)} \quad \dots \quad \dot{U} \quad U \right)^T \quad (4.2)$$

definiert. Anschließend lässt sich das System mit der Taylorentwicklung

$$Y^{(n)} = f\left(\tilde{\mathbf{X}}_{AP}\right) + \text{grad}\left(f\left(\tilde{\mathbf{X}}_{AP}\right)\right)\left(\tilde{\mathbf{X}} - \tilde{\mathbf{X}}_{AP}\right) + O \quad (4.3)$$

um den Arbeitspunkt $\tilde{\mathbf{X}}_{AP} \in \mathbb{R}^{(n+q)}$ linearisieren, indem der Term höherer Ordnung O vernachlässigt wird [22]. Durch Umstellen ergibt sich die Gleichung

$$y^{(n)} = \text{grad}\left(f\left(\tilde{\mathbf{X}}_{AP}\right)\right)\tilde{\mathbf{x}} \quad (4.4)$$

¹SISO-System

²MIMO-System

mit den Abweichungsgrößen³

$$y^{(n)} := Y^{(n)} - f(\tilde{\mathbf{X}}_{AP}), \quad \tilde{\mathbf{x}} := \tilde{\mathbf{X}} - \tilde{\mathbf{X}}_{AP} \quad (4.5)$$

um den Arbeitspunkt $\tilde{\mathbf{X}}_{AP}$. Wird Gleichung (4.4) so aufgelöst und umgestellt, dass sich die Ausgangsgröße y mit ihren Ableitungen auf der linken Seite des Gleichheitszeichens befindet, und die Eingangsgröße u mit ihren Ableitungen auf der rechten Seite, dann lässt sich die allgemeine, lineare Differenzialgleichung

$$a_n y^{(n)} + a_{n-1} y^{(n-1)} + \dots + a_0 y = b_q u^{(q)} + b_{q-1} u^{(q-1)} + \dots + b_0 u \quad (4.6)$$

angeben. Damit wird das Übertragungsverhalten vom Eingang u zum Ausgang y beschrieben. Die Koeffizienten a_i , b_i ergeben sich anhand des dynamischen Verhaltens des Systems und müssen unter Umständen identifiziert werden. Weiterhin ist zu beachten, dass die angegebene Differenzialgleichung nur das Systemverhalten für $t > 0$ beschreibt. Für $t \leq 0$ ist das System durch die Anfangswerte

$$\begin{aligned} y^{(n)}(0) &= y_0^{(n)}, & y^{(n-1)}(0) &= y_0^{(n-1)}, & \dots & & y(0) &= y_0, \\ u^{(q)}(0) &= u_0^{(q)}, & u^{(q-1)}(0) &= u_0^{(q-1)}, & \dots & & u(0) &= u_0 \end{aligned} \quad (4.7)$$

bestimmt. Infolge dessen besitzt die Differentialgleichung für beliebige Eingangswerte u und Zeitpunkte $t \geq 0$ eine eindeutige Lösung [158]. Darüber hinaus ergeben sich die Grade n , q der höchsten Ableitungen von u bzw. y durch das technische System, welche sich im relativen Grad

$$r := n - q \quad (4.8)$$

widerspiegeln. Für technisch realisierbare Systeme gilt stets $r \geq 0$.

Totzeit

In technischen Systemen werden Signale häufig verzögert übertragen. Sei es weil ein Signal nur mit endlicher Geschwindigkeit übertragen werden kann oder ein Signal erst nach einer definierten Zeit von einer digitalen Steuerung zur Verfügung gestellt wird. Dieses Verhalten kann durch die Beziehung

$$u^* = f(u(t - T_t)) \quad (4.9)$$

beschrieben werden [158]. Demnach wird das Eingangssignal u um die Totzeit T_t verzögert, wobei die Beziehung sowohl für nichtlineare als auch für lineare Systeme gilt. Wird das Eingangssignal u^* unverändert ausgegeben, lässt sich die Beziehung zu

$$u^* = u(t - T_t) \quad (4.10)$$

vereinfachen. Das verzögerte Eingangssignal wird anschließend auf die Dynamik geschaltet (siehe Abbildung 4.4).

³Im Folgenden werden die Absolutgrößen zur Unterscheidung groß und die Abweichungsgrößen klein geschrieben

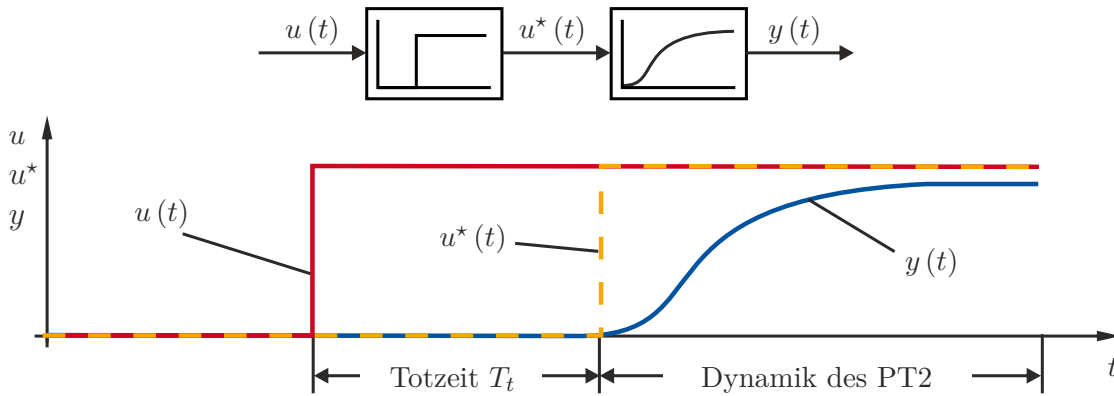


Abb. 4.4: Einfluss einer Totzeit am Beispiel einer Reihenschaltung von Totzeitglied und Verzögerungsglied zweiter Ordnung (PT2).

4.2.3 Zustandsraum

Häufig werden die Differenzialgleichungen in sogenannte Zustandsraummodelle überführt, die aus n Differenzialgleichungen erster Ordnung bestehen. Dadurch können die vielzähligen, in der Regelungstechnik bekannten Analyse- und Entwurfsverfahren für Zustandsraummodelle angewendet werden [158]. Zustandsraummodelle können in vielen Fällen direkt aus ihren physikalischen Gleichungen oder aus Differenzialgleichungen der Form (4.1) abgeleitet werden. Dazu wird der Zustandsvektor

$$\mathbf{X} := (X_1 \ X_2 \ \dots \ X_n)^T = (Y \ \dot{Y} \ \dots \ Y^{n-1})^T \quad (4.11)$$

eingeführt, sodass sich die Differenzialgleichung (4.1) als Vektordifferenzialgleichung

$$\dot{\mathbf{X}} = \begin{bmatrix} X_2 \\ X_3 \\ \vdots \\ X_{n-1} \\ f(Y^{(n-1)}, \dots, \dot{Y}, Y, U^{(q)}, U^{(q-1)}, \dots, \dot{U}, U) \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

mit dem Ausgangsgrößenvektor

$$\mathbf{Y} = (1 \ 0 \ \dots \ 0) \mathbf{X} \quad (4.13)$$

angeben lässt [7]. Beide Gleichungen bilden zusammen das sogenannte Zustandsraummodell. Setzt sich das zu modellierende System aus mehreren derartigen Übertragungsgliedern zusammen, lässt sich das allgemeine Zustandsraummodell

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{X}} &= \mathbf{f}(\mathbf{X}, \mathbf{U}) \\ \mathbf{Y} &= \mathbf{g}(\mathbf{X}, \mathbf{U}) \end{aligned} \quad (4.14)$$

mit den Zustandsgleichungen $\mathbf{f}$, den Ausgangsgleichungen $\mathbf{g}$, dem Zustandsvektor $\mathbf{X}$ und dem Eingangsgrößenvektor $\mathbf{U}$ angeben. Die Dimension der einzelnen Größen hängt von der Anzahl der Ein- und Ausgänge ab [159]. So werden beispielsweise der Eingangsgrößenvektor $\mathbf{U}$ und der Ausgangsgrößenvektor $\mathbf{Y}$ im Falle eines SISO-Systems zu Skalaren.

Linearisierung

Um die Methoden der linearen Regelungstheorie auf die Zustandsraumdarstellung anwenden zu können, muss das allgemeine Zustandsraummodell (4.14) mittels der Taylorreihenentwicklung

$$\dot{\mathbf{X}} = \mathbf{f}(\mathbf{X}_{AP}, \mathbf{U}_{AP}) + \left. \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{X}} \right|_{\substack{\mathbf{x}=\mathbf{x}_{AP} \\ \mathbf{u}=\mathbf{u}_{AP}}} (\mathbf{X} - \mathbf{X}_{AP}) + \left. \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{U}} \right|_{\substack{\mathbf{x}=\mathbf{x}_{AP} \\ \mathbf{u}=\mathbf{u}_{AP}}} (\mathbf{U} - \mathbf{U}_{AP}) + \mathbf{O} \quad (4.15)$$

$$\mathbf{Y} = \mathbf{g}(\mathbf{X}_{AP}, \mathbf{U}_{AP}) + \left. \frac{\partial \mathbf{g}}{\partial \mathbf{X}} \right|_{\substack{\mathbf{x}=\mathbf{x}_{AP} \\ \mathbf{u}=\mathbf{u}_{AP}}} (\mathbf{X} - \mathbf{X}_{AP}) + \left. \frac{\partial \mathbf{g}}{\partial \mathbf{U}} \right|_{\substack{\mathbf{x}=\mathbf{x}_{AP} \\ \mathbf{u}=\mathbf{u}_{AP}}} (\mathbf{U} - \mathbf{U}_{AP}) + \mathbf{O} \quad (4.16)$$

um den Arbeitspunkt $(\mathbf{X}_{AP}, \mathbf{U}_{AP}, \mathbf{Y}_{AP})$ linearisiert werden [158, 291]. Hierfür wird der Term höherer Ordnung $\mathbf{O}$ vernachlässigt, sodass sich anschließend das zeitkontinuierliche Zustandsraummodell

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{X}} &= \mathbf{A}_t \mathbf{x} + \mathbf{B}_t \mathbf{u} + \mathbf{\Gamma}_t \\ \mathbf{Y} &= \mathbf{C}_t \mathbf{x} + \mathbf{D}_t \mathbf{u} + \mathbf{\Pi}_t \end{aligned} \quad (4.17)$$

mit den Matrizen

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_t &:= \left. \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{X}} \right|_{\substack{\mathbf{x}=\mathbf{x}_{AP} \\ \mathbf{u}=\mathbf{u}_{AP}}} & \mathbf{B}_t &:= \left. \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{U}} \right|_{\substack{\mathbf{x}=\mathbf{x}_{AP} \\ \mathbf{u}=\mathbf{u}_{AP}}} \\ \mathbf{C}_t &:= \left. \frac{\partial \mathbf{g}}{\partial \mathbf{X}} \right|_{\substack{\mathbf{x}=\mathbf{x}_{AP} \\ \mathbf{u}=\mathbf{u}_{AP}}} & \mathbf{D}_t &:= \left. \frac{\partial \mathbf{g}}{\partial \mathbf{U}} \right|_{\substack{\mathbf{x}=\mathbf{x}_{AP} \\ \mathbf{u}=\mathbf{u}_{AP}}} \end{aligned} \quad (4.18)$$

und den Auswertungen

$$\mathbf{\Gamma}_t := \mathbf{f}(\mathbf{X}_{AP}, \mathbf{U}_{AP}) \quad \mathbf{\Pi}_t := \mathbf{g}(\mathbf{X}_{AP}, \mathbf{U}_{AP}) \quad (4.19)$$

im Arbeitspunkt angeben lässt. Analog kann auch das zeitkontinuierliche Zustandsraummodell

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= \mathbf{A}_t \mathbf{x} + \mathbf{B}_t \mathbf{u} + \mathbf{\Gamma}_t \\ \mathbf{y} &= \mathbf{C}_t \mathbf{x} + \mathbf{D}_t \mathbf{u} \end{aligned} \quad (4.20)$$

mit den Abweichungsgrößen

$$\mathbf{x} := \mathbf{X} - \mathbf{X}_{AP}, \quad \mathbf{y} := \mathbf{Y} - \mathbf{\Pi}_t, \quad \mathbf{u} := \mathbf{U} - \mathbf{U}_{AP} \quad (4.21)$$

angegeben werden. Wird als Arbeitspunkt eine Gleichgewichtslage (häufig auch als Ruhelage bezeichnet) gewählt, dann gilt

$$\begin{aligned} \mathbf{0} &= \mathbf{f}(\mathbf{X}, \mathbf{U}) \\ \mathbf{Y}_{AP} &= \mathbf{g}(\mathbf{X}_{AP}, \mathbf{U}_{AP}), \end{aligned} \quad (4.22)$$

sodass $\mathbf{\Gamma}_t = \mathbf{0}$ und $\mathbf{\Pi}_t = \mathbf{Y}_{AP}$ folgt.

In Abbildung 4.5 ist das Blockschaltbild für das lineare Zustandsraummodell (4.20) dargestellt. Darin wird deutlich, dass über die Systemmatrix $\mathbf{A}_t$ eine Rückführung erfolgt. Diese Rückführung kann zu Instabilität führen, weshalb bei einer Stabilitätsuntersuchung vor allem diese innere Kaskade untersucht wird [78]. Darüber hinaus wird deutlich, dass über die Durchgangsmatrix $\mathbf{D}_t$ das Eingangssignal $\mathbf{u}$ direkt auf den Ausgang $\mathbf{y}$ wirkt. Entsprechend könnte der Ausgang $\mathbf{y}$ sprungförmig auf eine Eingangsänderung reagieren. Bei den meisten technischen Systemen ist das jedoch unmöglich, sodass $\mathbf{D}_t = \mathbf{0}$ folgt. In diesem Fall gilt für den relativen Grad $r > 0$ (analog zu Abschnitt 4.2.2) [159].

Soll in diesem Zustandsraummodell weiterhin eine Totzeit berücksichtigt werden, kann diese in Analogie zum Vorgehen bei einer Differenzialgleichung (siehe Abschnitt 4.2.2) mit der Beziehung (4.9) bzw. (4.10) berücksichtigt werden.

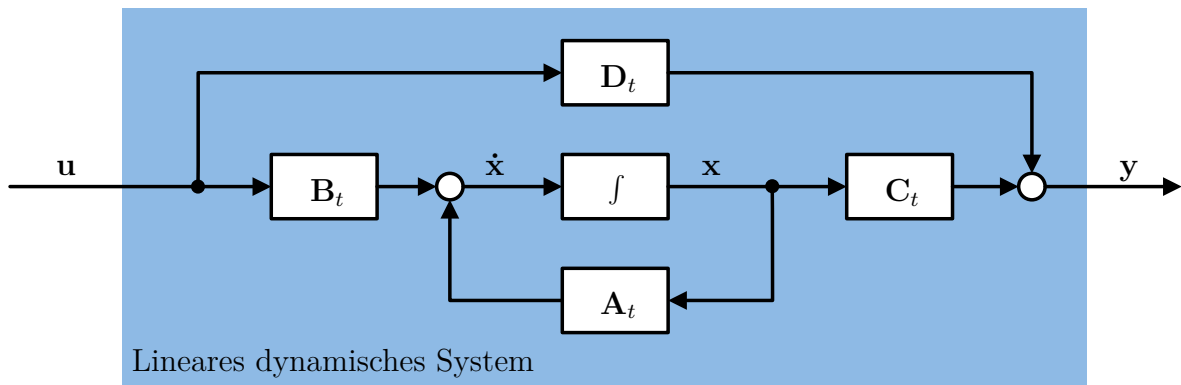


Abb. 4.5: Blockschaltbild eines linearen, zeitkontinuierlichen Zustandsraummodells [158].

4.2.4 Übertragungsfunktion

In der Regelungstechnik werden lineare Systeme häufig im Frequenzbereich untersucht. Eine weit verbreitete Modellform ist die sogenannte Übertragungsfunktion, die zur Beschreibung des Übertragungsverhaltens von Eingang zu Ausgang eines Systems Einsatz findet. Die Übertragungsfunktion lässt sich mithilfe der Laplace-Transformation

$$F(s) = \int_0^{\infty} f(t) e^{-st} dt \quad (4.23)$$

bestimmen [158]. Dabei wird eine Funktion $f(t)$ vom Zeitbereich in den Bildbereich transformiert, sodass sich die Funktion $F(s)$ in Abhängigkeit der komplexen Frequenz $s = \delta + j\omega$ ergibt. Wird diese Laplace-Transformation auf die Differenzialgleichung (4.6) angewendet, resultiert die Laplace-Transformierte

$$\begin{aligned} Y(s) (a_n s^n + a_{n-1} s^{n-1} + \dots + a_1 s + a_0) &= \\ &= U(s) (b_q s^q + b_{q-1} s^{q-1} + \dots + b_1 s + b_0) \end{aligned} \quad (4.24)$$

mit den Laplace-Transformierten des Eingangs $U(s)$ und des Ausgangs $Y(s)$. Damit lässt sich die gebrochen rationale Übertragungsfunktion

$$G(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{b_q s^q + b_{q-1} s^{q-1} + \dots + b_1 s + b_0}{a_n s^n + a_{n-1} s^{n-1} + \dots + a_1 s + a_0} \quad (4.25)$$

angeben. Alternativ kann die Übertragungsfunktion anhand des linearen Zustandsraummodells (4.20) bestimmt werden, indem die Übertragungsfunktionsmatrix

$$\mathbf{G}(s) = \mathbf{C}_t (s \mathbf{I} - \mathbf{A}_t)^{-1} \mathbf{B}_t + \mathbf{D}_t \quad (4.26)$$

mit der Einheitsmatrix $\mathbf{I} \in \mathbb{N}^{n \times n}$, berechnet wird [158]. Die Rücktransformation vom Bildbereich in den Zeitbereich erfolgt mithilfe des Laplace-Umkehrintegrals

$$f(t) = \begin{cases} \frac{1}{2\pi j} \int_{\delta-j\infty}^{\delta+j\infty} F(s) e^{st} ds & \text{für } t \geq 0, \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \quad (4.27)$$

Für ausgewählte Zusammenhänge existieren Korrespondenztabelle, aus denen ausgewählte Rücktransformierte direkt abgelesen werden können. Alternativ kann die Rücktransformation auch mithilfe des Residuensatzes erfolgen. Für weitere Erläuterung wird auf die einschlägige Literatur verwiesen [159].

Totzeit

Im Falle einer Totzeit gilt der Verschiebungssatz, sodass sich für eine Signalverschiebung um die Totzeit T_t die Übertragungsfunktion

$$G(s) = e^{-sT_t} \quad (4.28)$$

ergibt. In diesem Fall ist die Übertragungsfunktion nicht mehr rational, sondern transzendent [159].

4.2.5 Diskretisierung

Heute werden fast ausschließlich Digitalrechner zur Sensorentwicklung und Automatisierung von Fertigungssystemen verwendet. Dadurch stehen die Messdaten und Stellgrößen nicht kontinuierlich zur Verfügung. Stattdessen werden die Messwerte und Stellgrößen nur zu zeitdiskreten Zeitpunkten $t = k T_s$ (mit $k \in \mathbb{N}$) verarbeitet. Die Zeitdifferenz dieser zeitdiskreten Zeitpunkte beträgt mindestens die Rechendauer und wird als Abtastzeit T_s bezeichnet. Um zu gewährleisten, dass die zeitdiskreten Zeitpunkte einen äquidistanten Abstand haben, wird die Abtastzeit häufig größer als die maximale Rechendauer gewählt. Dabei ist darauf zu achten, dass das Shannon Abtasttheorem erfüllt ist, um sicherzustellen, dass die Signale ausreichend gut rekonstruiert werden können [78].

In Abbildung 4.6 ist das Prinzip der Digitaltechnik schematisch dargestellt. Dabei wird ein zeitdiskretes Signal $u(k)$ zu den zeitdiskreten Zeitschritten k an die Strecke übergeben. Da die Strecke kontinuierlich arbeitet, muss das Signal mithilfe eines Haltegliedes in ein zeitkontinuierliches Signal $u(t)$ gewandelt werden. Gleichzeitig wird das kontinuierliche Ausgangssignal $y(t)$ abgetastet und in ein zeitdiskretes Signal $y(k)$ gewandelt.

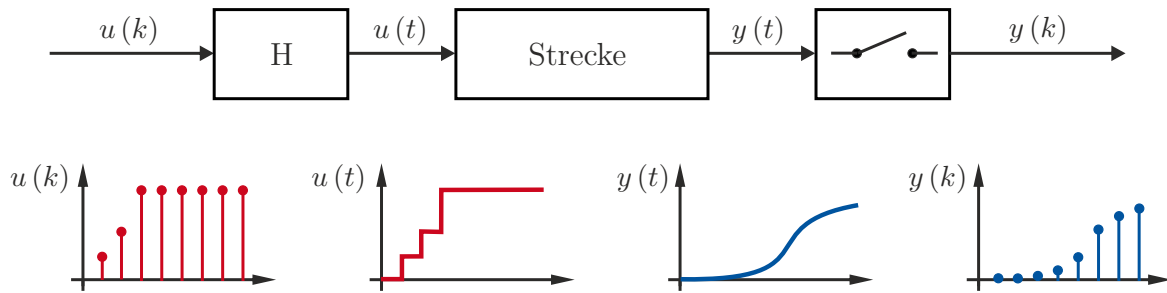


Abb. 4.6: Wirkungsplan eines digital abgetasteten SISO-Systems mit Halte- und Abtastglied, sowie den resultierenden Signalverläufen.

Ist die Abtastzeit T_s konstant, kann anhand der zeitkontinuierlichen Zustandsraumdarstellung gemäß Gleichung (4.20) die zeitdiskrete Zustandsraumdarstellung

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k+1) &= \mathbf{A}_k \mathbf{x}(k) + \mathbf{B}_k \mathbf{u}(k) + \mathbf{\Gamma}_k \\ \mathbf{y}(k) &= \mathbf{C}_k \mathbf{x}(k) + \mathbf{D}_k \mathbf{u}(k) \end{aligned} \quad (4.29)$$

mithilfe der Transformationen

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_k &:= e^{\mathbf{A}_t T_s} & \mathbf{B}_k &:= \mathbf{A}_t^{-1} (e^{\mathbf{A}_t T_s} - \mathbf{I}) \mathbf{B}_t & \mathbf{C}_k &:= \mathbf{C}_t \\ \mathbf{D}_k &:= \mathbf{D}_t & \mathbf{\Gamma}_k &:= \mathbf{A}_t^{-1} (e^{\mathbf{A}_t T_s} - \mathbf{I}) \mathbf{\Gamma}_t \end{aligned} \quad (4.30)$$

ermittelt werden [1]. Hierbei ist der Anteil $\mathbf{\Gamma}_k$ zu berücksichtigen, sobald das zeitkontinuierliche System um einen instationären Arbeitspunkt linearisiert wird [291]. Für den Fall,

dass das System um eine Ruhelage linearisiert wurde, ist der dazugehörige Wirkungsplan in Abbildung 4.7 dargestellt.

Auch eine Differenzialgleichung kann in eine zeitdiskrete Übertragungsfunktion transformiert werden, jedoch soll an dieser Stelle nicht weiter darauf eingegangen werden. Der interessierte Leser sei hier auf die Literatur [159] verwiesen.

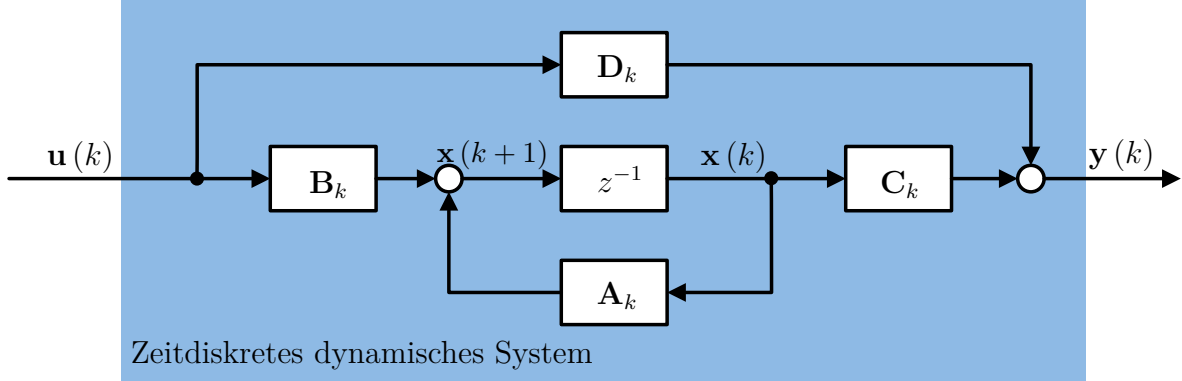


Abb. 4.7: Wirkungsplan eines zeitdiskreten Zustandsraummodells gemäß [1].

Singuläre Systemmatrix

Liegt eine singuläre Systemmatrix $\mathbf{A}_t$ vor, kann diese nicht invertiert werden. Infolge dessen ist eine Berechnung der zeitdiskreten Eingangsmatrix $\mathbf{B}_t$ gemäß der Transformation (4.30) nicht möglich. Stattdessen muss die zeitdiskrete Eingangsmatrix $\mathbf{B}_t$ approximiert werden. In [258] wird deshalb die analytische Transformation

$$\mathbf{B}_k := [\mathbf{A}_{SI} (\mathbf{A}_k - \mathbf{I}) + (T_s (\mathbf{I} - \mathbf{A}_{SI} \mathbf{A}_t))] \mathbf{B}_t \quad (4.31)$$

mit der Einheitsmatrix $\mathbf{I}$ und der Abtastzeit T_s beschrieben. Zur Bestimmung der Matrix $\mathbf{A}_{SI}$ wird zunächst die bilineare Transformation

$$\overline{\mathbf{A}} := (\mathbf{A}_t - \epsilon_b \mathbf{I}) (\mathbf{A}_t + \epsilon_b \mathbf{I})^{-1} \quad (4.32)$$

definiert. Diese bilineare Transformation beschreibt einen Kreis um den Koordinatenursprung mit dem Radius ϵ_b , wobei dieser kleiner gewählt werden muss als der Betrag des kleinsten Eigenwertes. Demnach gilt

$$0 < \epsilon_b < \min \{ \{ |\lambda_i| \} \setminus \{0\} \} \quad (4.33)$$

mit den Eigenwerten λ_i der Systemmatrix $\mathbf{A}_t$. Anhand dieser bilinearen Transformation lässt sich

$$\overline{\mathbf{A}}_{SI} := \frac{1}{2} \left[\mathbf{I} - \overline{\mathbf{A}} \left(\sqrt{\overline{\mathbf{A}}^2} \right)^{-1} \right] \quad (4.34)$$

berechnen, und damit die Matrix

$$\mathbf{A}_{SI} := (\mathbf{A}_t + \overline{\mathbf{A}}_{SI})^{-1} - \overline{\mathbf{A}}_{SI}. \quad (4.35)$$

Die Herleitung dieser Beziehungen ist ausführlich in [258] beschrieben. Die Berechnung der Matrizen $\mathbf{A}_k$, $\mathbf{C}_k$, $\mathbf{D}_k$, $\mathbf{\Gamma}_k$ erfolgt analog zu (4.30).

Totzeit

Um eine Totzeit des Systems explizit im zeitdiskreten Zustandsraummodell berücksichtigen zu können, kann das Zustandsraummodell (4.29) um $N_d \in \mathbb{N}$ Zustände

$$\mathbf{x}_d := (x_{d,1} \quad x_{d,2} \quad \dots \quad x_{d,N_d})^T \quad (4.36)$$

erweitert werden, die den Eingangsvektor $\mathbf{u}$ um

$$N_d := \frac{T_t}{T_s} \quad (4.37)$$

Abtastschritte verzögern [242]. Die Anzahl der Abtastschritte ergibt sich in Abhängigkeit der Totzeit T_t und der Abtastzeit T_s . Dabei ist zu beachten, dass nur ganzzahlige Werte für N_d möglich sind, da im Zeitdiskreten nur ganzzahlige Vielfache der Abtastzeit T_s ausgewertet werden können. Dementsprechend ist entweder die Abtastzeit so anzupassen, dass die Totzeit ein Vielfaches der Abtastzeit ist oder der Quotient in Gleichung (4.37) ist zu runden. Mithilfe dieser zusätzlichen Verzögerungszustände $\mathbf{x}_d$ ergibt sich das um die Totzeit T_t erweiterte zeitdiskrete Zustandsraummodell

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \mathbf{x}(k+1) \\ \mathbf{x}_d(k+1) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \mathbf{A}_k & \mathbf{B}_k & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I}_{N_d-1} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}(k) \\ \mathbf{x}_d(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ 1 \end{bmatrix} \mathbf{u}(k) + \begin{bmatrix} \mathbf{\Gamma}_k \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \\ \mathbf{y} &= [\mathbf{C}_k \quad \mathbf{0}] \begin{bmatrix} \mathbf{x}(k) \\ \mathbf{x}_d(k) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.38)$$

mit der $(N_d - 1)$ -dimensionalen Einheitsmatrix $\mathbf{I}_{N_d-1}$ und den Nullmatrizen bzw. Nullvektoren $\mathbf{0}$.

4.2.6 Lifted-System-Notation

Werden Signalfolgen von zyklischen Prozessen mit der Zykluslänge T_z betrachtet, bietet sich die Darstellung der Signale in Vektorschreibweise an [208]. Entsprechend lassen sich

für ein allgemeines System mit dem Eingangsvektor $\mathbf{u}(k)$ und dem Ausgangsvektor $\mathbf{y}(k)$ die Eingangssignalfolge⁴

$$\mathbf{u}_j := \begin{bmatrix} \mathbf{u}^T(1) & \mathbf{u}^T(2) & \dots & \mathbf{u}^T(N_z) \end{bmatrix}^T \quad (4.39)$$

und die Ausgangssignalfolge

$$\mathbf{y}_j := \begin{bmatrix} \mathbf{y}^T(1) & \mathbf{y}^T(2) & \dots & \mathbf{y}^T(N_z) \end{bmatrix}^T \quad (4.40)$$

mit $(N_z + 1) \in \mathbb{N}$ Abtastwerten für den Zyklus $j \in \mathbb{N}$ angegeben. Die Anzahl der Abtastwerte N_z ist bestimmt durch die Zykluslänge T_z und die Abtastzeit T_s , sodass

$$N_z := \frac{T_z}{T_s} \quad (4.41)$$

gilt. Das Übertragungsverhalten zwischen der Eingangs- und der Ausgangssignalfolge lässt sich angeben durch

$$\mathbf{y}_j = \mathbf{G}_B \mathbf{u}_j + \mathbf{y}_0 \quad (4.42)$$

mit der Übertragungsmatrix $\mathbf{G}_B$ und der freien Antwort $\mathbf{y}_0$ des Systems, die sich infolge der Anfangszustände $\mathbf{x}(0)$ ergibt. Entsprechend lässt sich gemäß [98] die Übertragungsmatrix $\mathbf{G}_B$ mithilfe des zeitdiskreten Zustandsraummodells bestimmen, indem in die Ausgangsgleichung des Schrittes k die Zustandsgleichung des Schrittes $(k - 1)$ eingesetzt wird:

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{C}_k \underbrace{(\mathbf{A}_{k-1} \mathbf{x}(k-1) + \mathbf{B}_{k-1} \mathbf{u}(k-1))}_{=\mathbf{x}(k)} + \mathbf{D}_k \mathbf{u}(k). \quad (4.43)$$

Der Zustandsvektor $\mathbf{x}(k)$ wird solange substituiert bis diese Gleichung nur noch von dem Anfangszuständen und den Eingängen abhängen. Anschließend können gemäß [98] die Ausgangswerte $\mathbf{y}$ zum Abtastschritt N_k mithilfe der Beziehung

$$\mathbf{y}(N_k) = \mathbf{C}_{N_k} \left(\prod_{i=0}^{N_k-1} \mathbf{A}_i \right) \mathbf{x}(0) + \sum_{l=1}^{N_k-1} \mathbf{C}_{N_k} \left(\prod_{i=l+1}^{N_k-1} \mathbf{A}_i \right) \mathbf{B}_l \mathbf{u}(l) + \mathbf{D}_{N_k} \mathbf{u}(N_k) \quad (4.44)$$

berechnet werden. Wird diese Beziehung für alle Abtastschritte berechnet, folgt die allgemeine Übertragungsmatrix

$$\mathbf{G}_B := \begin{bmatrix} \mathbf{D}_1 & 0 & \dots & 0 \\ \mathbf{C}_2 \mathbf{B}_1 & \mathbf{D}_2 & \dots & 0 \\ \mathbf{C}_3 \mathbf{A}_2 \mathbf{B}_1 & \mathbf{C}_3 \mathbf{B}_2 & \dots & 0 \\ \mathbf{C}_4 \mathbf{A}_3 \mathbf{A}_2 \mathbf{B}_1 & \mathbf{C}_4 \mathbf{A}_2 \mathbf{B}_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{C}_{N_z} \left(\prod_{i=2}^{N_z-1} \mathbf{A}_i \right) \mathbf{B}_1 & \mathbf{C}_{N_z} \left(\prod_{i=3}^{N_z-1} \mathbf{A}_i \right) \mathbf{B}_2 & \dots & \mathbf{D}_{N_z} \end{bmatrix} \quad (4.45)$$

⁴Zur Unterscheidung von Signalfolgen $\mathbf{u}_j$ und Signalvektoren $\mathbf{u}(k)$ in einem Abtastschritt, wird bei der Angabe der Signalfolgen auf die Zeitangabe verzichtet und nur der Zyklus als Index angegeben. Im Gegensatz dazu wird bei der Angabe der Signalvektoren auf die Angabe des Zyklus verzichtet. Die Signalvektoren beziehen sich jedoch immer auf den selben Zyklus wie die Signalfolge.

mit der freien Antwort

$$\mathbf{y}_0 := \begin{bmatrix} \mathbf{C}_1 \mathbf{A}_0 \\ \mathbf{C}_2 \mathbf{A}_1 \mathbf{A}_0 \\ \mathbf{C}_3 \mathbf{A}_2 \mathbf{A}_1 \mathbf{A}_0 \\ \vdots \\ \mathbf{C}_{N_z} \prod_{i=0}^{N_z-1} \mathbf{A}_i \end{bmatrix} \mathbf{x}(0). \quad (4.46)$$

Liegt ein linear-zeitinvariantes System vor, so nimmt die Übertragungsmatrix $\mathbf{G}_B$ die Toeplitz-Struktur

$$\mathbf{G}_B = \begin{bmatrix} g_0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ g_1 & g_0 & 0 & \dots & 0 \\ g_2 & g_1 & g_0 & \dots & 0 \\ g_3 & g_2 & g_1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{N_z-1} & g_{N_z-2} & g_{N_z-3} & \dots & g_0 \end{bmatrix} \quad (4.47)$$

mit den Markov-Parametern g_k an. Die Markov-Parameter entsprechen dabei den Amplitudenwerten der zeitdiskreten Impulsantwort (siehe Abbildung 4.8) [208].

Totzeit

Eine Totzeit T_t entspricht in der Lifted-System-Notation einer Verschiebung der Impulsantwort [208]. Entsprechend werden in der Übertragungsmatrix (4.45) bzw. (4.47) die Markovparameter um

$$N_d := \frac{T_t}{T_s} \quad (4.48)$$

Abtastschritte verschoben. Es gilt dabei $N_d \in \mathbb{N}$, sodass dieser Wert gegebenenfalls zu runden ist. In Abbildung 4.8 erfolgt beispielsweise eine Verschiebung der Markovparameter um 3 Abtastschritte. Diese Verschiebung führt dazu, dass neben der Hauptdiagonalen N_d Nebendiagonalen mit dem Wert null eingeführt werden. Die Übertragungsmatrix (4.47) ergibt sich somit unter Berücksichtigung einer Totzeit T_t zu

$$\mathbf{G}_B = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{N_d} & \mathbf{0}_{N_d} & \mathbf{0}_{N_d} & \dots & \mathbf{0}_{N_d} \\ g_0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ g_1 & g_0 & 0 & \dots & 0 \\ g_2 & g_1 & g_0 & \dots & 0 \\ g_3 & g_2 & g_1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{N_z-N_d-1} & g_{N_z-N_d-2} & g_{N_z-N_d-3} & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (4.49)$$

mit dem Nullvektor $\mathbf{0}_{N_d} \in \mathbb{R}^{N_d \times 1}$. Bei der allgemeinen Darstellung nach Gleichung (4.45) wird analog vorgegangen.

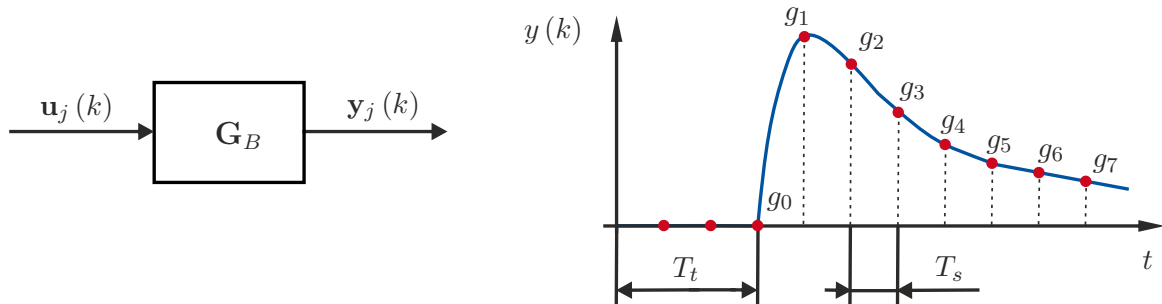


Abb. 4.8: Zusammenhang der Markov-Parameter einer Übertragungsmatrix mit der Impulsantwort eines zeitinvarianten linearen Systems mit Totzeit.

4.3 Zustandsschätzer

Häufig können in der Fertigungstechnik nicht alle für eine Prozessregelung benötigten Größen gemessen werden. Sei es weil keine geeigneten Sensoren existieren oder aus wirtschaftlichen Gründen Sensoren nur eingeschränkt zur Verfügung stehen. In diesen Fällen bietet sich der Einsatz von Beobachtern bzw. Schätzern an, die anhand der messbaren Größen die nicht messbaren Größen schätzen.

4.3.1 Funktionsweise

Grundbestandteil eines jeden Beobachters bzw. Schätzers ist ein Modell des zu beobachtenden Systems [78]. Das Modell wird parallel zum realen Prozess betrieben und der Steuervektor $\mathbf{u}$ sowohl auf das reale System als auch auf das Modell geschaltet. Beschreibt das Modell exakt das reale System, und sind die Anfangszustände $\mathbf{x}(t_0) = \mathbf{x}_0$ bekannt, können mithilfe des Modells die Zustände $\mathbf{x}$ bzw. die Messgrößen $\mathbf{y}$ des realen Systems exakt reproduziert werden. In der Realität zeigt sich jedoch, dass weder das Modell exakt das reale System beschreiben kann, noch die Anfangszustände $\mathbf{x}_0$ bestimmt werden können. Infolgedessen weichen die mithilfe des Modells geschätzten Zustände $\hat{\mathbf{x}}_K$ von den realen Zuständen $\mathbf{x}$ ab. Um dennoch zu gewährleisten, dass die geschätzten Zustände gegen die realen Zustände $\mathbf{x}$ streben, werden die vom Modell prädizierten Ausgänge $\hat{\mathbf{y}}_K$ mit den gemessenen Ausgängen $\mathbf{y}$ verglichen und die Differenz über die Beobachtermatrix $\mathbf{K}_K$ auf das Modell zurückgeführt, um die geschätzten Zustände zu korrigieren. Die resultierende Struktur ist in Abbildung 4.9 dargestellt.

Wird die Beobachtermatrix geeignet gewählt, dann strebt der Beobachtungsfehler $\hat{\mathbf{e}}_K := \mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}_K$ für $t \rightarrow \infty$ gegen null und die geschätzten Zustände $\hat{\mathbf{x}}_K$ folgen in guter Näherung den realen Zuständen $\mathbf{x}$. Wird bei der Auslegung der Beobachtermatrix $\mathbf{K}_K$ von rauschfreien Signalen ausgegangen, die impulsförmigen Störungen unterliegen, dann erfolgt die

Auslegung in aller Regel durch eine Polvorgabe. Das resultierende System wird dann als Luenberger-Beobachter bezeichnet [78].

Weisen die impulsförmigen Störungen einen zeitlich genügend großen Abstand auf, dann wird der Luenberger-Beobachter die Zustände zuverlässig erfassen können. Treten jedoch kontinuierlich stochastische Störungen auf, kann der Luenberger-Beobachter die Zustände durch seine asymptotische Arbeitsweise nicht mehr zuverlässig beobachten. In diesem Fall sollten bei der Auslegung der Beobachtermatrix stochastische Methoden zum Einsatz kommen, sodass in aller Regel die Rede von einem Zustandsschätzer ist [78].

Der in der Praxis am häufigsten zum Einsatz kommende Zustandsschätzer ist das Kalman Filter bzw. das Extended Kalman Filter [6]. Während das Extended Kalman Filter für nichtlineare Systeme eingesetzt werden kann, ist das Kalman Filter ausschließlich für lineare Systeme geeignet [78].

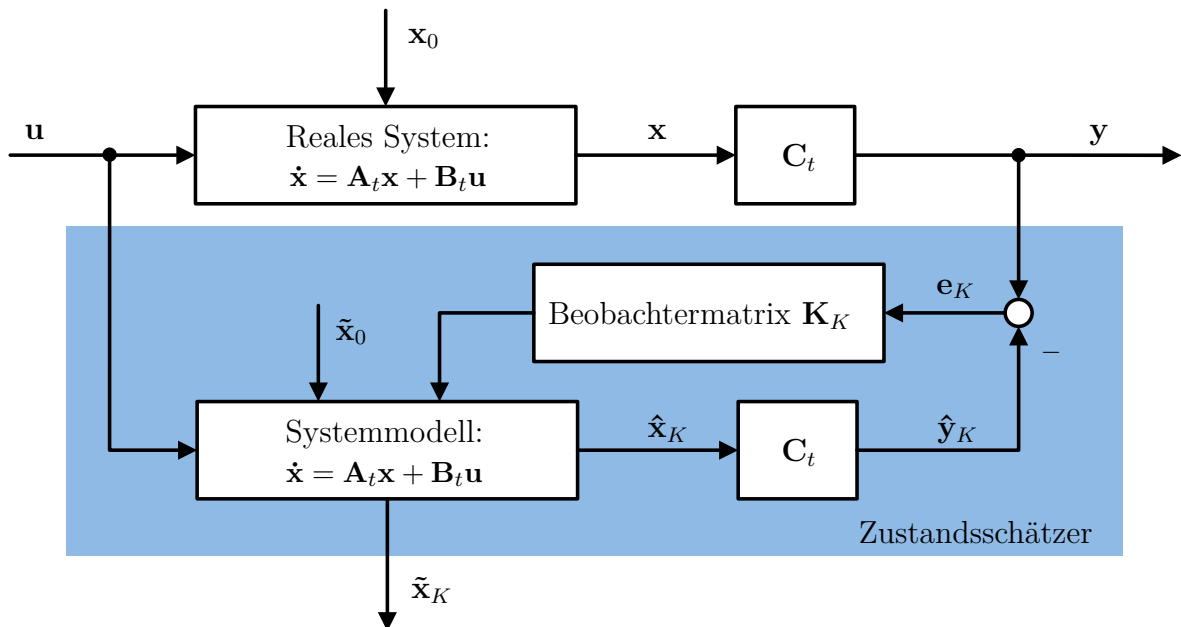


Abb. 4.9: Prinzip einer Zustandsschätzung am Beispiel eines linearen, zeitkontinuierlichen Systems im Zustandsraum.

4.3.2 Beobachtbarkeit

Voraussetzung dafür, dass die nicht messbaren Größen geschätzt werden können, ist die Beobachtbarkeit des Systems. Die Beobachtbarkeit lässt sich für lineare Systeme beispielsweise mithilfe des Beobachtbarkeitskriteriums von Kalman oder dem Beobachtbarkeitskriterium von Hautus untersuchen [78]. Nach dem Beobachtbarkeitskriterium

nach Kalman ist das lineare System $\Sigma = (\mathbf{A}_t, \mathbf{C}_t)$ genau dann vollständig beobachtbar, wenn der Rang der Beobachtbarkeitsmatrix

$$\mathbf{Q}_B = \begin{pmatrix} \mathbf{C}_t \\ \mathbf{C}_t \mathbf{A}_t \\ \mathbf{C}_t \mathbf{A}_t^2 \\ \vdots \\ \mathbf{C}_t \mathbf{A}_t^{n-1} \end{pmatrix} \quad (4.50)$$

gleich der Systemordnung n ist. Die Beobachtbarkeitsmatrix weist dann n linear unabhängig Zeilenvektoren auf. Ist diese Bedingung erfüllt, kann mithilfe der Eingangssignale $\mathbf{u}$ und der Ausgangssignale $\mathbf{y}$, die über einen endlichen Zeithorizont gemessen wurden, der Anfangszustand $\mathbf{x}_0$ eindeutig ermittelt werden. Analog kann die Beobachtbarkeit für ein zeitdiskretes System $\Sigma = (\mathbf{A}_k, \mathbf{C}_k)$ untersucht werden [159]. Liegt ein zeitvariantes bzw. nichtlineares System vor, muss die Beobachtbarkeit für jeden Arbeitspunkt und damit für jede neue Kombination der Matrizen $\mathbf{A}_t$ und $\mathbf{C}_t$ untersucht werden [167].

4.3.3 Kalman Filter

Das Kalman Filter wird insbesondere dann eingesetzt, wenn die Signale bzw. das zu beobachtende System kontinuierlich stochastischen Störungen unterliegt [78]. In diesem Fall werden die geschätzten Zustände $\tilde{\mathbf{x}}_K$ vom Kalman Filter so ermittelt, dass diese im Mittel mit den realen Zuständen $\mathbf{x}$ übereinstimmen. Hierfür wird das lineare zeitdiskrete Zustandsraummodell (4.29) um das Systemrauschen $\mathbf{w}_d$ und das Messrauschen ϵ_d erweitert, sodass sich das erweiterte zeitdiskrete Zustandsraummodell

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k+1) &= \mathbf{A}_k \mathbf{x}(k) + \mathbf{B}_k \mathbf{u}(k) + \mathbf{w}_d(k) \\ \mathbf{y}(k) &= \mathbf{C}_k \mathbf{x}(k) + \epsilon_d(k) \end{aligned} \quad (4.51)$$

notieren lässt. Dabei gilt $\dim(\mathbf{w}_d) \equiv \dim(\mathbf{x})$ und $\dim(\epsilon_d) \equiv \dim(\mathbf{y})$. Weiterhin wird angenommen, dass der Steuervektor $\mathbf{u}$ keine Störungen aufweist und die Zufallsprozesse $\mathbf{w}_d$ und ϵ_d unkorreliert sind. Weiterhin wird davon ausgegangen, dass sowohl das Systemrauschen $\mathbf{w}_d$ als auch das Messrauschen ϵ_d stationär, mittelwertfrei, weiß und normalverteilt sind [78]. Wird die allgemeine Beobachterstruktur aus Abbildung 4.9 auf dieses zeitdiskrete Zustandsraummodell übertragen, dann ergibt sich für das Kalman Filter die in Abbildung 4.10 dargestellte Struktur. Dabei werden die Eingangsgrößen $\mathbf{u}$ und die Ausgangsgrößen $\mathbf{y}$ vom Zustandsbeobachter abgetastet und zeitdiskret verarbeitet.

Wird die Beobachtermatrix $\mathbf{K}_K$ nun so ausgelegt, dass der mittlere quadratische Schätzfehler $\hat{\mathbf{e}}_K := \mathbf{x} - \tilde{\mathbf{x}}_K$ minimal wird, dann ergibt sich unter Berücksichtigung der Zufallsprozesse der in Abbildung 4.11 abgebildete Ablauf des Kalman Filters [164]. Diese

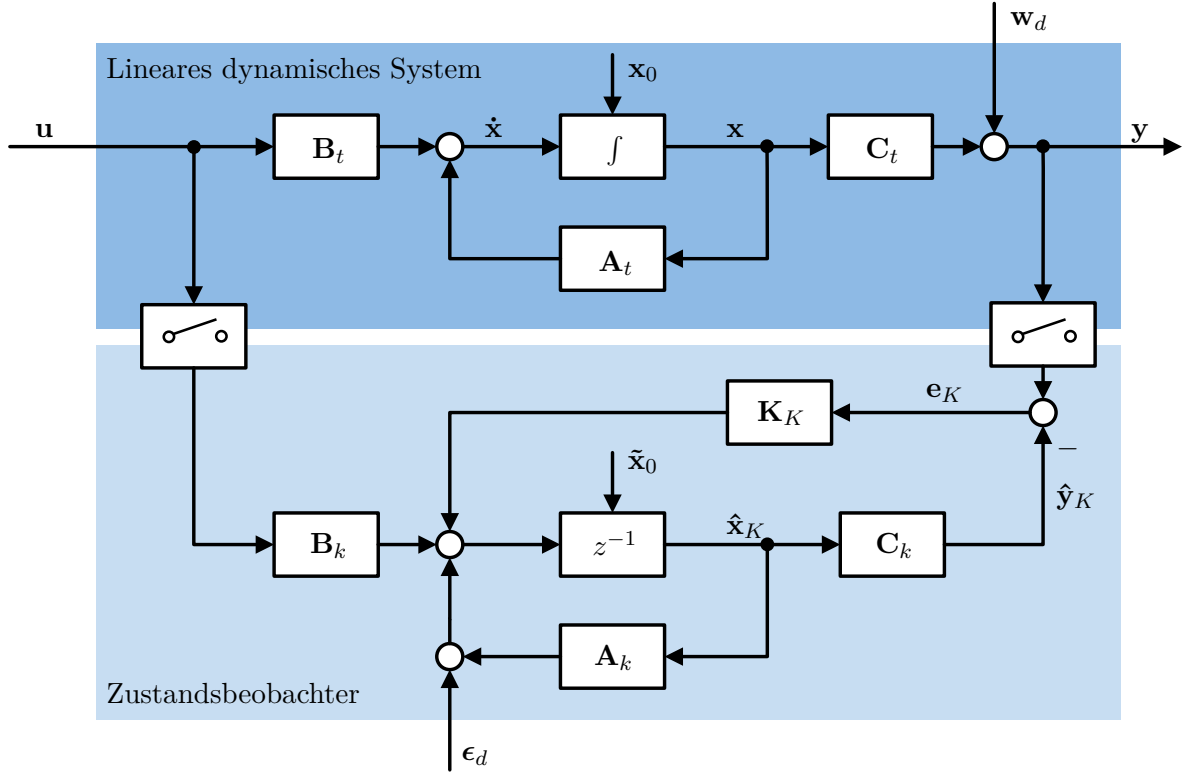


Abb. 4.10: Wirkungsplan eines zeitdiskreten Kalman Filters mit Prozess- und Messrauschen für ein kontinuierliches lineares System. Die Signalabtastung ist durch die Schalter zwischen den beiden Systemen gekennzeichnet.

Gleichungen lassen sich unterteilen in eine Prädiktion der Zustände $\hat{x}_K$ und einer Bestimmung der korrigierten Zustände $\tilde{x}_K$. Eine ausführliche Herleitung ist in [92, 164] beschrieben.

Die Prädiktion des Zustandsvektors $\hat{x}_K$ erfolgt ausgehend von den korrigierten Zuständen $\tilde{x}_K$ anhand des Zustandsraummodells (4.51) und unter Vernachlässigung des Systemrauschens ($w_d \equiv 0$). Damit lassen sich ausgehend vom Schritt $k - 1$ die prädizierten Zustände

$$\hat{x}_K(k) = A_k \tilde{x}_K(k-1) + B_k u(k-1) \quad (4.52)$$

für den Zeitschritt k berechnen. Als Ausgangspunkt dienen dabei die korrigierten Zustände $\tilde{x}_K(k-1)$ vom vorangegangenen Abtastschritt. Weiterhin kann die Sicherheit der Schätzung abgeschätzt, indem die Kovarianzmatrix

$$\hat{P}_K(k) = A_k \tilde{P}_K(k-1) A_k^T + Q_K \quad (4.53)$$

ausgehend von der korrigierten Kovarianzmatrix $\tilde{P}_K$ des vorangegangenen Abtastschritts berechnet wird. Da das Systemrauschen w_d als mittelwertfrei angenommen wird, ist

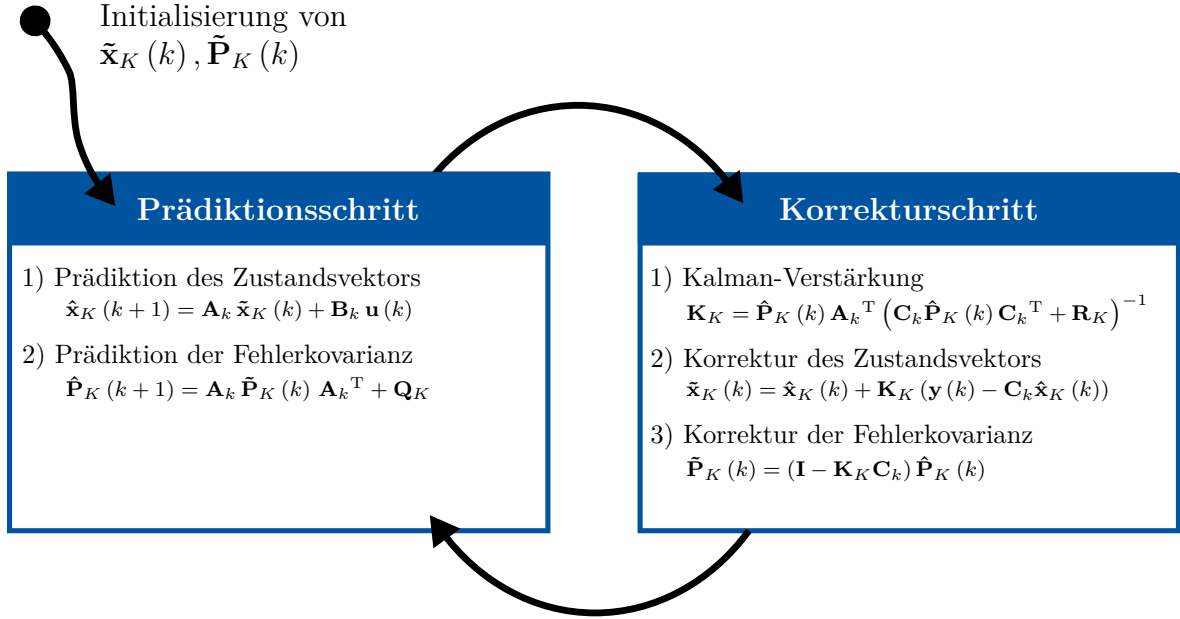


Abb. 4.11: Ablauf des Kalman Filters mit den zu berechnenden Gleichungen in Analogie zu [291].

der Erwartungswert null. Infolgedessen kann das Rauschen bei der Berechnung der prädizierten Kovarianzmatrix $\hat{\mathbf{P}}_K$ durch die Gewichtungsmatrix

$$\mathbf{Q}_K = \text{Var}(\mathbf{w}_d) \quad (4.54)$$

berücksichtigt werden. Da die konkreten Varianzen in aller Regel nicht genauer bekannt sind, wird die Gewichtungsmatrix $\mathbf{Q}_K$ häufig durch eine gewichtete Einheitsmatrix definiert.

Anhand der prädizierten Zustände $\hat{\mathbf{x}}_K$ und der prädizierten Kovarianzmatrix $\hat{\mathbf{P}}_K$ kann der Korrekturschritt des Kalman Filters durchgeführt werden. Hierfür wird zunächst die Beobachtermatrix

$$\mathbf{K}_K(k) = \hat{\mathbf{P}}_K(k) \mathbf{A}_k^T (\mathbf{C}_k \hat{\mathbf{P}}_K(k) \mathbf{C}_k^T + \mathbf{R}_K)^{-1} \quad (4.55)$$

berechnet. In Analogie zum Prozessrauschen wird auch hier das Messrauschen ϵ_d in Form der Gewichtungsmatrix

$$\mathbf{R}_K = \text{Var}(\epsilon_d) \quad (4.56)$$

berücksichtigt, die in aller Regel auch als Einheitsmatrix definiert wird. Durch Vergleich des gemessenen Ausgangsvektors $\mathbf{y}$ mit dem prädizierten Ausgangsvektor $\hat{\mathbf{y}}_K := \mathbf{C}_k \hat{\mathbf{x}}_K$ und einer Gewichtung mit der Beobachtermatrix $\mathbf{K}_K$ werden die korrigierten Zustände

$$\tilde{\mathbf{x}}_K(k) = \hat{\mathbf{x}}_K(k) + \mathbf{K}_K (\mathbf{y}(k) - \mathbf{C}_k \hat{\mathbf{x}}_K(k)) \quad (4.57)$$

berechnet. Abschließend wird auch die prädizierte Kovarianzmatrix $\hat{\mathbf{P}}_K$ durch die Gleichung

$$\tilde{\mathbf{P}}_K(k) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_K \mathbf{C}_k) \hat{\mathbf{P}}_K(k) \quad (4.58)$$

korrigiert, bevor im nächsten Abtastschritt die Berechnung der Kalman Filter Gleichungen von Neuem beginnen.

Bei der beschriebenen Definition des Kalman Filters handelt es sich um die einfachste Form eines Kalman Filters, die zunächst nur für lineare Systeme einsetzbar ist. Darüber hinaus sind die Kovarianzmatrizen $\mathbf{Q}_K$, $\mathbf{R}_K$ in dem vorliegenden Fall konstant. Um die Genauigkeit des Kalman Filters zu verbessern, ist jedoch eine möglichst gute Kenntnis über das Prozess- und das Messrauschen essentiell. Deshalb existieren in der Literatur Ansätze, mit denen die Kovarianzmatrizen $\mathbf{Q}_K$, $\mathbf{R}_K$ zur Laufzeit adaptiert werden. In diesem Fall ist in der Literatur häufig die Rede von einem adaptiven Kalman Filter oder einem Rose-Filter [164].

Liegt ein mittelwertbehaftetes System vor, können die Zustandskoordinaten parallel verschoben werden, um ein mittelwertfreies Ersatzsystem zu erhalten. Unterliegt das System weiterhin einem farbigen Rauschen, dann wird mithilfe eines Formfilters ein weißes Rauschen erzeugt. In diesem Fall wird das Formfilter als Teil des Systems aufgefasst, sodass das Ersatzsystem ein weißes Rauschen aufweist. Dadurch wird sichergestellt, dass auch unter diesen Bedingungen das Kalman Filter angewendet werden kann [78].

4.3.4 Störgrößenbeobachter

Für gewöhnlich kann das Modell des Beobachters die Realität nur begrenzt gut wiedergeben, sodass es zu Modellungenauigkeiten kommt. Darüber hinaus ist die Messwerterfassung in vielen Fällen fehlerbehaftet. Die Folge sind Abweichungen in der Zustandsschätzung, die einen stationären Zustand der Zustandsschätzung verhindern. Um diese Abweichungen kompensieren zu können, müssen diese Ungenauigkeiten explizit im Beobachter berücksichtigt werden. In [209] wird daher empfohlen, dass für jede Messgröße ein zusätzlicher Stözzustand eingeführt wird, um damit den Störeinfluss auf die Messgröße kompensieren zu können.

Ein häufig gewählter Ansatz ist die Modellierung der Störungen als Eingangs- oder Ausgangsstörungen. In Abbildung 4.12 ist ein Wirkungsplan dargestellt, der sowohl Eingangsstörungen als auch Ausgangsstörungen berücksichtigt. Werden nur Eingangsstörungen angenommen, lässt sich das Störgrößenmodell durch die Zustandsraumdarstellung

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}}_z &= \mathbf{A}_z \mathbf{x}_z \\ \mathbf{y}_z &= \mathbf{C}_z \mathbf{x}_z \end{aligned} \quad (4.59)$$

mit dem Zustandsvektor $\mathbf{x}_z$, der Systemmatrix $\mathbf{A}_z$, dem Ausgangsvektor $\mathbf{y}_z$ und der Messmatrix $\mathbf{C}_z$ des Störgrößensystems angegeben. Die Anfangszustände sind definiert

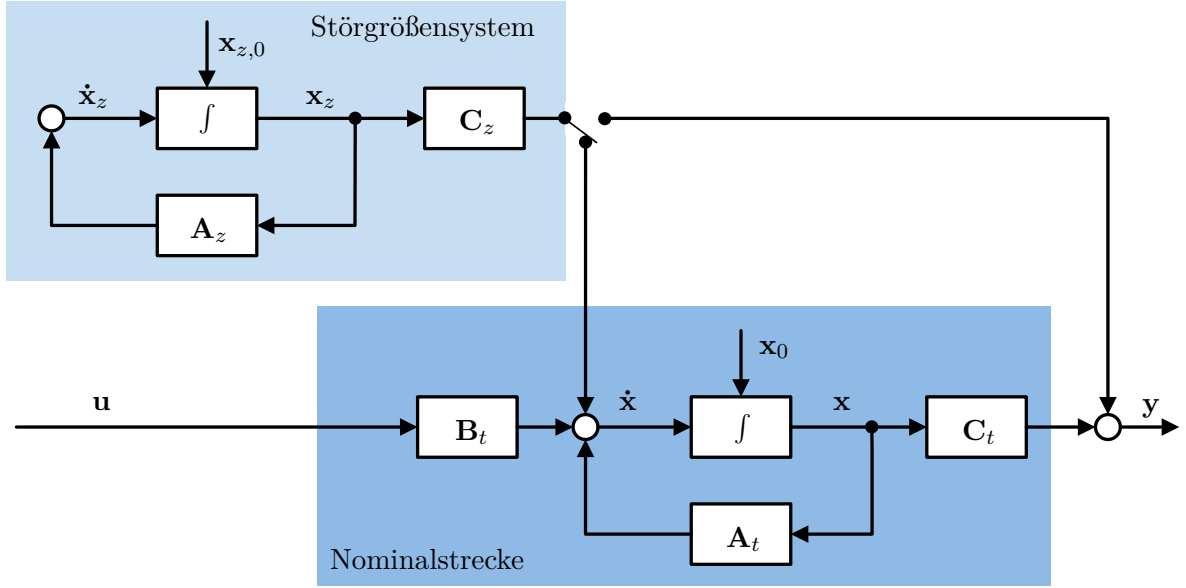


Abb. 4.12: Wirkungsplan eines linearen Systems in Zustandsraumdarstellung mit einem autonomen Störgrößensystem als Eingangs- bzw. Ausgangsstörung.

durch $\mathbf{x}_z(t_0) = \mathbf{x}_{z,0}$. Es handelt sich dabei um ein autonomes System, da dieses Teilsystem über keinen Eingang verfügt. Sind die Eingangsgrößen des Störgrößensystems messbar, können diese als Eingänge des Störgrößensystems modelliert werden. An dieser Stelle soll jedoch von einem autonomen Störgrößensystem ausgegangen werden.

Wird das Störgrößensystem mit dem Zustandsraummodell der Strecke kombiniert, ergibt sich das allgemeine zeitkontinuierliche Zustandsraummodell

$$\begin{pmatrix} \dot{\mathbf{x}} \\ \dot{\mathbf{x}}_z \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_t & \mathbf{I} \\ \mathbf{0} & \mathbf{A}_z \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{x} \\ \mathbf{x}_z \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \mathbf{B}_t \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} \mathbf{u} \quad (4.60)$$

$$\mathbf{Y} = \begin{pmatrix} \mathbf{C}_t & \mathbf{0} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{x} \\ \mathbf{x}_z \end{pmatrix}$$

mit der Einheitsmatrix $\mathbf{I}$. Wird die Störgröße als konstant, stochastisch zufällig und sprungförmig angenommen, so gilt $\mathbf{A}_z = \mathbf{0}$. Diese Annahme wird üblicherweise getroffen, wenn keine weiteren Information über die Dynamik des Störgrößensystems bekannt sind. Dieses Zustandsraummodell wird anschließend in die zeitdiskrete Darstellung gemäß Gleichung (4.51) überführt, sodass das Kalman Filter sowohl die Zustände $\mathbf{x}$ als auch die Störzustände $\mathbf{x}_z$ schätzt. In diesem Zusammenhang ist häufig die Rede von einem Störgrößenbeobachter.

Analog kann das Zustandsraummodell (4.59) des Störgrößensystems als Ausgangsstörung definiert werden. Hierfür wird die Ausgangsstörung additiv auf die Strecke geschaltet.

Anschließend ergibt sich das kombinierte Zustandsraummodell zu

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} \dot{\mathbf{x}} \\ \dot{\mathbf{x}}_z \end{pmatrix} &= \begin{bmatrix} \mathbf{A}_t & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{A}_z \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{x} \\ \mathbf{x}_z \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \mathbf{B}_t \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} \mathbf{u} \\ \mathbf{Y} &= \begin{pmatrix} \mathbf{C}_t & \mathbf{C}_z \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{x} \\ \mathbf{x}_z \end{pmatrix}. \end{aligned} \quad (4.61)$$

Prinzipiell ist auch eine Kombination von Eingangs- und Ausgangsstörung möglich. Jedoch ist zu beachten, dass jeder zusätzliche Störszustand einen weiteren Freiheitsgrad für den Beobachter einführt. Entsprechend steigt die Wahrscheinlichkeit, dass das System nicht mehr beobachtbar ist. Die Beobachtbarkeit ist jedoch eine notwendige Bedingung, damit der Beobachter die zu schätzenden Zustände zuverlässig rekonstruieren kann.

4.3.5 Extended Kalman Filter

Das EKF ist eine Erweiterung des Kalman Filters für nichtlineare Systeme [101, 237]. Dabei erfolgt in jedem Abtastschritt eine Linearisierung des Systems um den aktuellen Arbeitspunkt (siehe Abschnitt 4.2.3). Anhand des linearisierten Zustandsraummodells werden anschließend die Kalman Filtergleichungen gemäß Abschnitt 4.3.3 berechnet. Um die Genauigkeit der Prädiktion zu verbessern, kann der Prädiktionsschritt auch anhand des nichtlinearen Modells erfolgen. Ein möglicher Ansatz ist die Zustandsprädiktion mithilfe eines numerischen Einschrittverfahrens, wie dem Newton-Verfahren oder dem Runge-Kutta-Verfahren [117].

Zur Anwendung eines numerischen Einschrittverfahrens wird von der allgemeinen zeitkontinuierlichen Zustandsraumdarstellung

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{X}} &= \mathbf{f}(\mathbf{X}, \mathbf{U}) \\ \mathbf{Y} &= \mathbf{g}(\mathbf{X}, \mathbf{U}) \end{aligned} \quad (4.62)$$

gemäß Abschnitt 4.2.3 ausgegangen. Erfolgt die Berechnung der prädizierten Zustände $\hat{\mathbf{X}}_K(t_{k+1})$ für den nächsten Zeitschritt t_{k+1} ausschließlich anhand des im aktuellen Zeitschritt berechneten Wertes $\mathbf{X}(t_k)$, lässt sich die allgemeine explizite Rekursionsformel

$$\hat{\mathbf{X}}_K(t_{k+1}) = \mathbf{X}(t_k) + \kappa \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{X}(t_k), \mathbf{U}(t_k), t_k, \kappa) \quad (4.63)$$

mit dem Vektor $\boldsymbol{\varphi}$ der Fortschrittsfunktion und der Schrittweite κ angeben [117]. Entspricht die Schrittweite κ einem Abtastschritt, dann gilt $\kappa = T_s$. Die Definition der Fortschrittsfunktion hängt von dem gewählten Einschrittverfahren ab. Im Folgenden soll das Runge-Kutta-Verfahren vierter Ordnung betrachtet werden, da dieses im Gegensatz zu einfachen Verfahren (z. B. Newton-Verfahren) eine höhere Prädiktionsgenauigkeit aufweist [117].

Beim Runge-Kutta-Verfahren vierter Ordnung ist die Fortschrittsfunktion für ein Zustandsraummodell gemäß Gleichung (4.62) definiert durch

$$\varphi = \frac{1}{6} (\sigma_1 + 2\sigma_2 + 2\sigma_3 + \sigma_4) \quad (4.64)$$

mit den Funktionsauswertungen

$$\begin{aligned} \sigma_1 &= \mathbf{f}(\mathbf{X}(t_k), \mathbf{U}(t_k), t_k) \\ \sigma_2 &= \mathbf{f}\left(\mathbf{X}(t_k) + \frac{\kappa}{2}\sigma_1, \mathbf{U}\left(t_k + \frac{\kappa}{2}\right), t_k + \frac{\kappa}{2}\right) \\ \sigma_3 &= \mathbf{f}\left(\mathbf{X}(t_k) + \frac{\kappa}{2}\sigma_2, \mathbf{U}\left(t_k + \frac{\kappa}{2}\right), t_k + \frac{\kappa}{2}\right) \\ \sigma_4 &= \mathbf{f}(\mathbf{X}(t_k) + \kappa\sigma_3, \mathbf{U}(t_k + \kappa), t_k + \kappa) \end{aligned} \quad (4.65)$$

an den jeweiligen Stützstellen. Dabei spiegeln die einzelnen Funktionsauswertungen die Anstiege des nichtlinearen Zustandsraummodells an den jeweiligen Stützstellen wieder. Die gewichtete Addition der Funktionsauswertungen in der Fortschrittsfunktion (4.64) gibt wiederum den Anstieg über die Schrittweite κ an, der eine genaue Approximation der Zustände $\hat{\mathbf{X}}_K(t_{k+1})$ ermöglicht. In Abbildung 4.13 ist dieser Zusammenhang schematisch für ein eindimensionales Zustandsraummodell dargestellt.

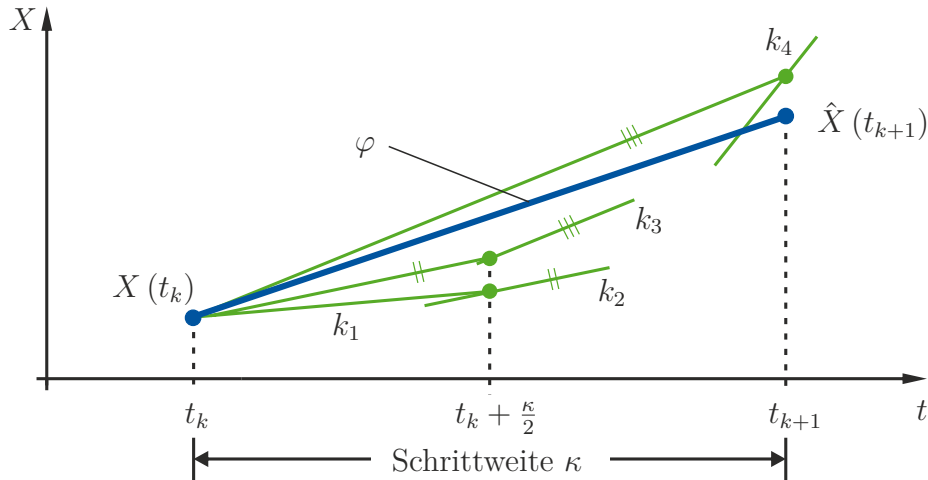


Abb. 4.13: Prinzip des Runge-Kutta-Verfahren vierter Ordnung für den eindimensionalen Fall. Die Funktionsauswertungen k_i repräsentieren den Anstieg im dazugehörigen Stützpunkt.

Die Prädiktion der Fehlerkovarianz $\hat{\mathbf{P}}_K$ sowie die Berechnung des Korrekturschrittes erfolgt anhand des linearisierten Zustandsraummodells gemäß Gleichung (4.51). Hierfür wird das nichtlineare Zustandsraummodell in jedem Abtastschritt k linearisiert und

diskretisiert. Anhand dieses sukzessiv linearisierten Zustandsraummodells erfolgt anschließend die Berechnung aller weiteren Gleichungen des Kalman Filters in Analogie zu Abschnitt 4.3.3. Somit lassen sich die Gleichungen des EKF gemäß Abbildung 4.14 angeben [101, 237].

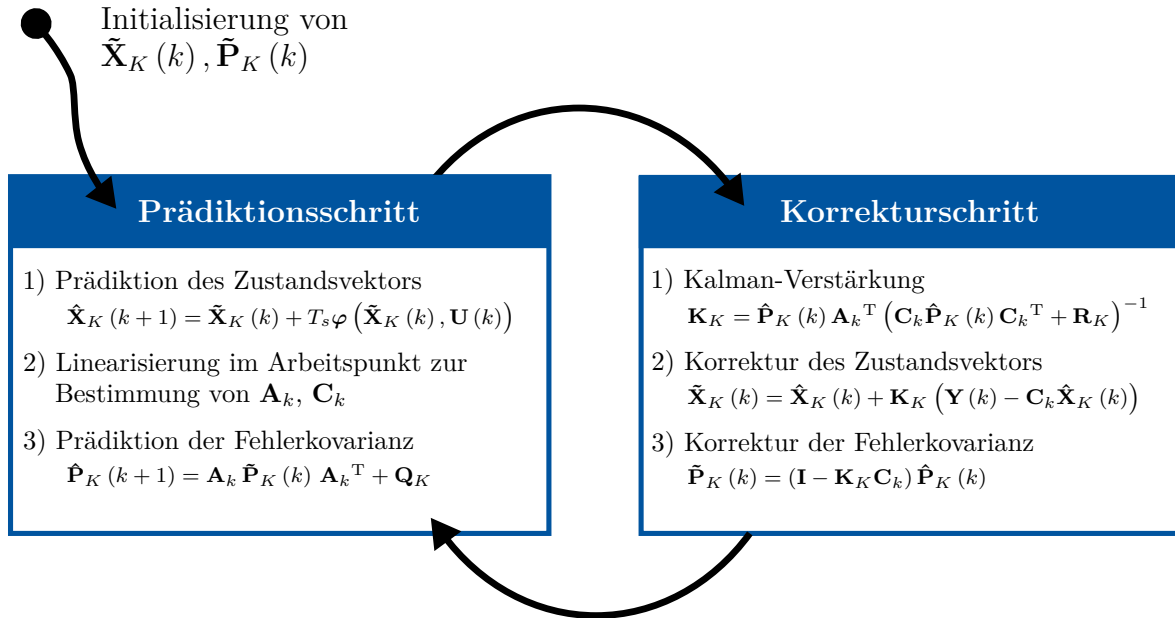


Abb. 4.14: Ablauf des Extended Kalman Filters in Analogie zu [291].

4.4 Modellbasierte prädiktive Regelung

Können die für die Regelungsaufgabe wichtigsten Wirkzusammenhänge mit einem Modell beschrieben werden und nicht messbare Zustände mithilfe eines Beobachters geschätzt werden, bietet sich der Einsatz einer MPRs an. Im Gegensatz zu klassischen Regelungsansätzen, die zumeist nur reaktiv arbeiten, kann die MPR auch auf das zukünftige Systemverhalten reagieren. Dadurch erreicht die MPR in den meisten Fällen eine höhere Regelgüte als klassische Regelungsverfahren. Aus diesem Grund wird im Folgenden zunächst das Prinzip und die Funktionsweise einer linearen MPR vorgestellt. Darauf aufbauend werden weitere Funktionsweisen wie eine sukzessive Linearisierung zur Anwendung nichtlinearer Streckenmodelle sowie das Prinzip des Move Blockings vorgestellt.

4.4.1 Grundprinzip

Im Gegensatz zu klassischen Regelungsansätzen, bei denen ein Modell in aller Regel nur zur Reglersynthese, zum Reglerentwurf bzw. zur Reglerparametrierung genutzt wird, ist das Modell bei der MPR ein integraler Bestandteil. Ausgehend vom aktuellen Arbeitspunkt prädiziert die MPR mithilfe dieses Modells den zukünftigen Regelgrößenverlauf $\hat{y}$. Das Übertragungsverhalten kann beispielsweise in Form einer Impulsantwort, einer Übertragungsfunktion oder eines Zustandsraummodells vorliegen [64]. Anhand des prädizierten Regelgrößenverlaufs $\hat{y}$ wird über den Prädiktionshorizont $k + H_1$ bis $k + H_2$ mit $H_1, H_2 \in \mathbb{N}$ ein finites Optimalsteuerungsproblem gelöst, das häufig auch als finites Horizont-Steuerungsproblem bezeichnet wird (siehe Abbildung 4.15) [169].

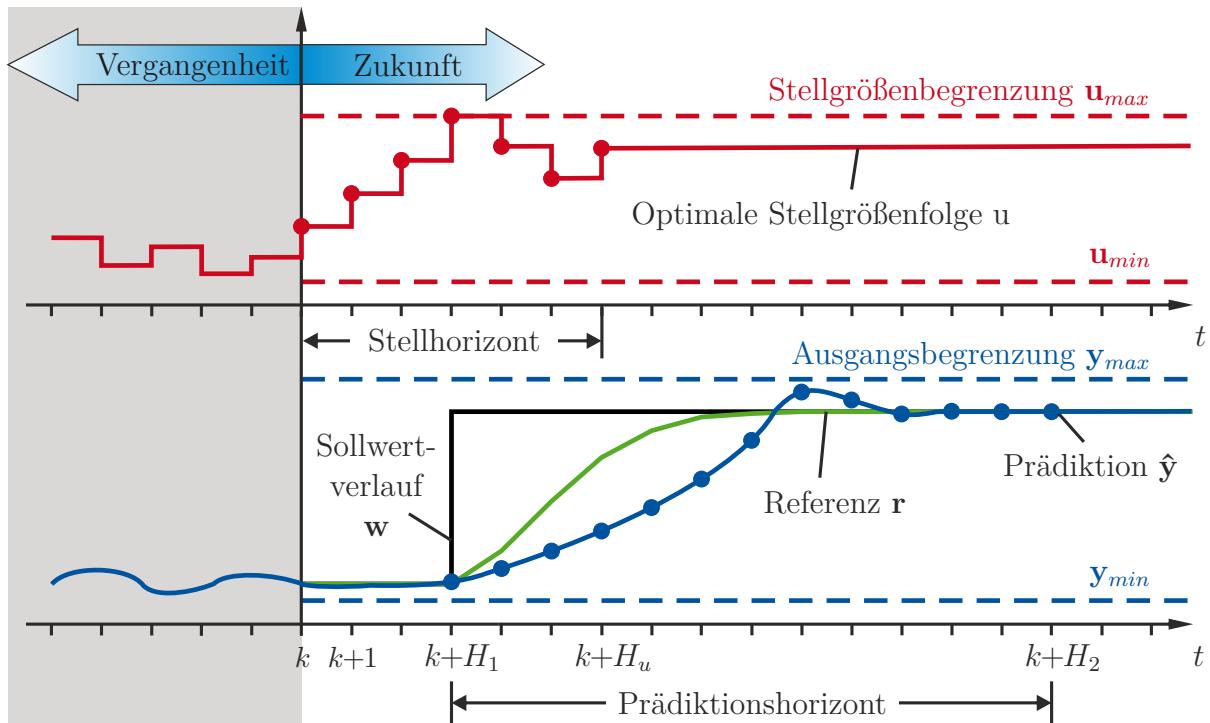


Abb. 4.15: Schematische Darstellung des Prinzips des zurückweichenden Horizonts in Anlehnung an [244].

Im Rahmen des Optimierungsproblems wird eine Kostenfunktion minimiert, in der beliebige Kriterien, wie beispielsweise die Abweichung des zukünftigen Regelgrößenverlaufs $\hat{y}$ von einer vorgegebenen Referenztrajektorie r , die Änderung der Stellgröße u oder der Energieverbrauch des zu regelnden Systems berücksichtigt werden können. Werden weiterhin Beschränkungen für das Optimierungsproblem eingeführt, können Stellgrößen- und Ausgangsbegrenzungen (siehe Abbildung 4.15), aber auch Zustandsbegrenzungen berücksichtigt werden. Die Lösung des Optimierungsproblems liefert die optimale Stell-

größenfolge

$$\mathbf{u}(\cdot | k) := \begin{pmatrix} \mathbf{u}(k | k) \\ \mathbf{u}(k + 1 | k) \\ \vdots \\ \mathbf{u}(k + H_u - 1 | k) \end{pmatrix} \quad (4.66)$$

für den Stellhorizont mit der Länge $H_u \in \mathbb{N}$. Wobei die Nomenklatur $\mathbf{u}(k + j | k)$ mit $j \in \mathbb{N}$ den Stellgrößenvektor $\mathbf{u}$ zum Zeitpunkt $k + j$ bezeichnet, der zum Zeitpunkt k berechnet wird.

Die Prädiktion und Berechnung der Optimierung werden in jedem Abtastschritt wiederholt, wodurch der Regelkreis geschlossen wird. In der Literatur wird dies häufig als Prinzip des zurückweichenden Horizontes bezeichnet [25]. Damit besteht die MPR im Wesentlichen aus einem Prozessmodell, das zur Prädiktion des zukünftigen Prozessverhaltens genutzt wird und einer Optimierung, die eine beliebige Kostenfunktion minimiert. Wird jedoch in der MPR ein Zustandsraummodell verwendet, dessen Zustände nicht messbar sind, dann muss zusätzlich ein Beobachter zur Zustandsschätzung verwendet werden. Darüber hinaus kann eine Trajektoriengenerator erforderlich sein, der beispielsweise eine nicht stetige Sollgröße $\mathbf{w}$ in eine stetige Referenzgröße $\mathbf{r}$ transformiert [1]. In Abbildung 4.16 ist der Aufbau einer solchen MPR als Blockschaltbild dargestellt.

Im Folgenden sei nun ausführlich die Umsetzung der Prädiktion und das Aufstellen des Optimierungsproblems für eine lineare MPR beschrieben. Die Erläuterungen basieren größtenteils auf [1, 25, 203, 216].

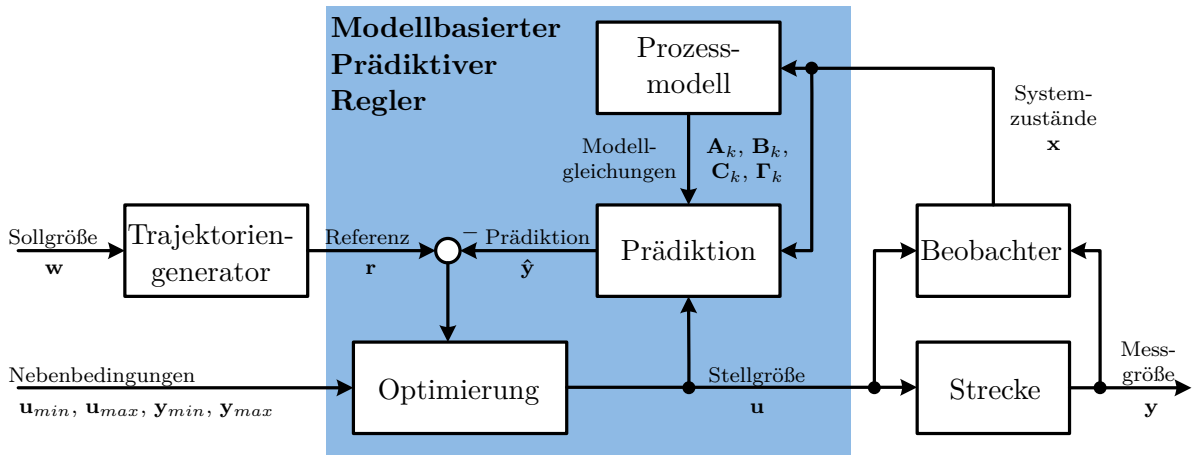


Abb. 4.16: Wirkungsplan einer MPR mit einem Beobachter und einem Trajektoriengenerator.

4.4.2 Prädiktion

Wie bereits einleitend erwähnt, erfolgt die Prädiktion des zukünftigen Regelgrößenverlaufs $\hat{\mathbf{y}}$ anhand eines Modells, das in verschiedener Form vorliegen kann. In der vorliegenden Arbeit wird ausschließlich das allgemeine, im Arbeitspunkt linearisierte, zeitdiskrete Zustandsraummodell

$$\begin{aligned}\mathbf{x}(k+1) &= \mathbf{A}_k \mathbf{x}(k) + \mathbf{B}_k \mathbf{u}(k) + \mathbf{\Gamma}_k \\ \mathbf{y}(k) &= \mathbf{C}_k \mathbf{x}(k)\end{aligned}\tag{4.67}$$

gemäß Abschnitt 4.2.5 betrachtet. Wird dieses Zustandsraummodell bei jedem Aufruf der MPR durch eine Arbeitspunktbestimmung und eine anschließende Linearisierung um diesen Arbeitspunkt neu aufgestellt, kann auch nichtlineares Systemverhalten innerhalb einer linearen MPR berücksichtigt werden. In diesem Fall ist häufig die Rede von einer MPR mit sukzessiver Linearisierung [188].

Wird das zeitdiskrete Zustandsraummodell (4.67) als Zeitreihe betrachtet, bei der sich die Stellgröße in jedem Zeitschritt um $\Delta \mathbf{u}$ ändert, dann lässt sich

$$\begin{aligned}\mathbf{x}(k+1|k) &= \mathbf{A}_k \mathbf{x}(k) + \mathbf{B}_k \mathbf{u}(k-1) + \mathbf{B}_k \Delta \mathbf{u}(k|k) + \mathbf{\Gamma}_k \\ \mathbf{y}(k+1|k) &= \mathbf{C}_k (\mathbf{A}_k \mathbf{x}(k) + \mathbf{B}_k \mathbf{u}(k-1) + \mathbf{B}_k \Delta \mathbf{u}(k|k) + \mathbf{\Gamma}_k)\end{aligned}\tag{4.68}$$

mit dem Stellgrößenvektor $\mathbf{u}(k-1)$ des vorangegangenen Zeitschritts $k-1$ notieren. Durch ineinander Einsetzen der einzelnen Zeitschritte folgt für den Regelgrößenverlauf

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{y}}(k+j|k) &= \mathbf{C}_k \left[\mathbf{A}_k^j \mathbf{x}(k) + \left(\sum_{i=1}^j \mathbf{A}_k^{i-1} \right) (\mathbf{B}_k \mathbf{u}(k-1) + \mathbf{\Gamma}_k) \right] + \dots \\ &\dots + \mathbf{C}_k \left[\sum_{m=0}^{j-1} \left(\left(\sum_{i=1}^{j-m} \mathbf{A}_k^{i-1} \right) \mathbf{B}_k \Delta \mathbf{u}(k+m|k) \right) \right].\end{aligned}\tag{4.69}$$

Damit lässt sich der zukünftigen Regelgrößenverlauf $\hat{\mathbf{y}}$ in Abhängigkeit der Stellgrößenänderung $\Delta \mathbf{u}$ durch

$$\hat{\mathbf{y}}(\cdot|k) = \mathbf{F}(\cdot|k) + \mathbf{\Psi} \Delta \mathbf{u}(\cdot|k)\tag{4.70}$$

berechnen. Hierbei wird der zukünftige Regelgrößenverlauf $\hat{\mathbf{y}}$ durch die freie Regelgröße $\mathbf{F}$ und die erzwungene Regelgröße $\mathbf{\Psi} \Delta \mathbf{u}$ bestimmt. Bei dem Vektor des zukünftigen Regelgrößenverlaufs

$$\hat{\mathbf{y}}(\cdot|k) := \begin{pmatrix} \hat{\mathbf{y}}(k+H_1|k) \\ \hat{\mathbf{y}}(k+H_1+1|k) \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{y}}(k+H_2|k) \end{pmatrix}\tag{4.71}$$

handelt es sich um eine Aneinanderreihung der Ausgangsgrößenvektoren aller Schritte innerhalb des Prädiktionshorizontes, der durch die untere Grenze H_1 und die obere

Grenze H_2 definiert ist. Die untere Grenze H_1 wird dabei in aller Regel so groß wie die Systemtotzeit gewählt, da eine Stellgrößenänderung erst nach der Systemtotzeit Einfluss auf die Regelgröße hat [1]. Die obere Grenze H_2 muss so gewählt werden, dass die wichtigste Dynamik des Systems in der Prädiktion berücksichtigt wird. Die freie Regelabweichung

$$\begin{aligned} \mathbf{F}(\cdot | k) := & \begin{bmatrix} \mathbf{C}_k \mathbf{A}_k^{H_1} \\ \vdots \\ \mathbf{C}_k \mathbf{A}_k^{H_2} \end{bmatrix} \mathbf{x}(k) + \begin{bmatrix} \mathbf{C}_k \left(\sum_{i=0}^{H_1-1} \mathbf{A}_k^i \right) \mathbf{B}_k \\ \vdots \\ \mathbf{C}_k \left(\sum_{i=0}^{H_2-1} \mathbf{A}_k^i \right) \mathbf{B}_k \end{bmatrix} \mathbf{u}(k-1) + \dots \\ & \dots + \begin{bmatrix} \mathbf{C}_k \left(\sum_{i=0}^{H_1-1} \mathbf{A}_k^i \right) \mathbf{\Gamma}_k \\ \vdots \\ \mathbf{C}_k \left(\sum_{i=0}^{H_2-1} \mathbf{A}_k^i \right) \mathbf{\Gamma}_k \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.72)$$

beschreibt den Einfluss der Vergangenheit auf die Regelgröße $\hat{\mathbf{y}}$. Dies wird daraus deutlich, dass die freie Regelabweichung nur von den aktuellen Systemzuständen $\mathbf{x}(k)$ und den vergangenen Stellgrößen $\mathbf{u}(k-1)$ abhängt. Sie beschreibt damit den Regelgrößenverlauf für den Fall, dass die Stellgröße $\mathbf{u}$ konstant bleibt, also $\Delta \mathbf{u} = 0$ gilt. Können nicht alle Zustände $\mathbf{x}$ gemessen werden, müssen diese Zustände durch einen Beobachter geschätzt werden.

Die erzwungene Regelgröße $\Psi \Delta \mathbf{u}$ beschreibt den Einfluss der zukünftigen Stellgrößenänderungen

$$\Delta \mathbf{u}(\cdot | k) := \begin{pmatrix} \Delta \mathbf{u}(k | k) \\ \Delta \mathbf{u}(k+1 | k) \\ \vdots \\ \Delta \mathbf{u}(k+H_u-1 | k) \end{pmatrix} \quad (4.73)$$

auf die Regelgröße über den Stellhorizont H_u . Der Stellhorizont sollte dabei maximal so groß wie die obere Grenze H_2 des Prädiktionshorizontes abzüglich der Systemtotzeit gewählt werden. Weiter in der Zukunft liegende Stellgrößen haben innerhalb des Prädiktionshorizontes keinen Einfluss mehr auf die Regelgröße $\hat{\mathbf{y}}$. Die erzwungene Regelgröße $\Psi \Delta \mathbf{u}$ ist weiterhin definiert durch die Matrix

$$\Psi := \begin{bmatrix} \psi(H_1) & \dots & \psi(H_1 - H_u + 1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \psi(H_2) & \dots & \psi(H_2 - H_u + 1) \end{bmatrix} \quad (4.74)$$

mit den Einträgen

$$\psi(i) := \begin{cases} \mathbf{C}_k \left(\sum_{j=0}^{i-1} \mathbf{A}_k^j \right) \mathbf{B}_k & , i \geq 1 \\ \mathbf{0} & , i < 1. \end{cases} \quad (4.75)$$

Damit besteht ein Zusammenhang zwischen dem prädizierter Regelgrößenverlauf $\hat{\mathbf{y}}$, den aktuellen Messungen bzw. Schätzungen des Zustandsvektors $\mathbf{x}(k)$ und den zukünftigen Stellgrößenänderung $\Delta \mathbf{u}$. Mithilfe dieses Zusammenhangs kann das Optimierungsproblem aufgestellt werden.

4.4.3 Optimierungsproblem

Unter Berücksichtigung der aufgestellten Gleichung (4.70) zur Prädiktion von $\hat{\mathbf{y}}$ soll nun ein Optimierungsproblem formuliert werden, das die Berechnung einer optimalen Stellgrößenfolge $\mathbf{u}$ ermöglicht. Hierfür ist zunächst eine geeignete Kostenfunktion zu formulieren, die alle relevanten Ziele berücksichtigt. In der vorliegenden Arbeit gehören zu den Zielen die Minimierung der prädizierten Regelabweichung

$$\hat{\mathbf{e}}(\cdot | k) := \mathbf{r}(\cdot | k) - \hat{\mathbf{y}}(\cdot | k) \quad (4.76)$$

sowie die Minimierung der Stellgrößenänderungen $\Delta \mathbf{u}$. Weiterhin sollen in der Kostenfunktion sogenannte Slack-Variablen ϵ über den Prädiktionshorizont minimiert werden. Diese Slack-Variablen stellen im späteren Verlauf sicher, dass die Optimierung auch bei Berücksichtigung von Beschränkungen lösbar ist.

Die genannten Ziele werden im Folgenden als quadratische Normen definiert, sodass sich die Kostenfunktion

$$\begin{aligned} J(\Delta \mathbf{u}, \epsilon) = & \sum_{j=H_1}^{H_2} \|\mathbf{r}(k+j|k) - \hat{\mathbf{y}}(k+j|k)\|_{\mathbf{Q}(j)}^2 + \dots \\ & \dots + \sum_{j=1}^{H_u-1} \|\Delta \mathbf{u}(k+j|k)\|_{\mathbf{R}(j)}^2 + \sum_{j=H_1}^{H_2} \|\epsilon(k+j|k)\|_{\mathbf{T}(j)}^2 \end{aligned} \quad (4.77)$$

angeben lässt. Die einzelnen Anteile dieser Kostenfunktion werden mithilfe der positiv semidefiniten Wichtungsmatrizen $\mathbf{Q}(j)$, $\mathbf{R}(j)$, $\mathbf{T}(j)$ gewichtet. Darüber hinaus können die Wichtungsmatrizen über den Prädiktionshorizont bzw. den Stellhorizont, also in Abhängigkeit von j variieren, um eine Gewichtung über die Prädiktion vorzunehmen.

Wird nun die Prädiktion (4.70) in die Kostenfunktion (4.77) eingesetzt, ergibt sich

$$\begin{aligned} J(\Delta \mathbf{u}, \epsilon) = & \sum_{j=H_1}^{H_2} \|\tilde{\mathbf{e}}(k+j|k) + \Psi \Delta \mathbf{u}(k+j|k)\|_{\mathbf{Q}(j)}^2 + \dots \\ & \dots + \sum_{j=1}^{H_u-1} \|\Delta \mathbf{u}(k+j|k)\|_{\mathbf{R}(j)}^2 + \sum_{j=H_1}^{H_2} \|\epsilon(k+j|k)\|_{\mathbf{T}(j)}^2 \end{aligned} \quad (4.78)$$

mit der freien Regelabweichung

$$\tilde{\mathbf{e}}(k+j|k) = \mathbf{F}(k+j|k) - \mathbf{r}(k+j|k). \quad (4.79)$$

Anschließend führt das Auflösen der Summendarstellung zu der Kostenfunktion in Vektor-Matrix-Darstellung:

$$\begin{aligned} J(\Delta \mathbf{u}, \boldsymbol{\epsilon}) &= \tilde{\mathbf{e}}(\cdot|k)^T \mathbf{Q} \tilde{\mathbf{e}}(\cdot|k) + 2 \tilde{\mathbf{e}}(\cdot|k)^T \mathbf{Q} \Psi \Delta \mathbf{u}(\cdot|k) + \dots \\ &\quad \dots + \Delta \mathbf{u}(\cdot|k)^T (\Psi^T \mathbf{Q} \Psi + \mathbf{R}) \Delta \mathbf{u}(\cdot|k) + \dots \\ &\quad \dots + \boldsymbol{\epsilon}^T(\cdot|k) \mathbf{T} \boldsymbol{\epsilon}(\cdot|k). \end{aligned} \quad (4.80)$$

Der erste Term ist konstant und kann somit bei der Minimierungsaufgabe vernachlässigt werden. Werden die restlichen Terme nach quadratischen Anteilen und linearen Anteilen sortiert, ergibt sich die Kostenfunktion zu

$$J(\Delta \mathbf{u}, \boldsymbol{\epsilon}) = \Delta \mathbf{u}(\cdot|k)^T \mathbf{H}_{qp} \Delta \mathbf{u}(\cdot|k) + \boldsymbol{\epsilon}(\cdot|k)^T \mathbf{T} \boldsymbol{\epsilon}(\cdot|k) + \mathbf{g}_{qp} \Delta \mathbf{u} \quad (4.81)$$

mit den Substitutionen

$$\mathbf{H}_{qp} := \Psi^T \mathbf{Q} \Psi + \mathbf{R} \quad (4.82)$$

$$\mathbf{g}_{qp} := 2 \hat{\mathbf{e}}(\cdot|k)^T \mathbf{Q} \Psi, \quad (4.83)$$

sodass sich die QP

$$\min_{\Delta \mathbf{u}, \boldsymbol{\epsilon}} \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{u}^T & \boldsymbol{\epsilon}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{qp} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{T} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{u} \\ \boldsymbol{\epsilon} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{g}_{qp} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{u} \\ \boldsymbol{\epsilon} \end{bmatrix} \quad (4.84)$$

ergibt⁵. Die Lösung der QP liefert die optimale Folge von Stellgrößenänderungen

$$\Delta \mathbf{u}(\cdot|k) := \begin{pmatrix} \Delta \mathbf{u}(k|k) \\ \Delta \mathbf{u}(k+1|k) \\ \vdots \\ \Delta \mathbf{u}(k+H_u-1|k) \end{pmatrix} \quad (4.85)$$

wovon die MPR nur den ersten Wert ausgibt:

$$\mathbf{u}(k) = \mathbf{u}(k-1) + \Delta \mathbf{u}(k|k). \quad (4.86)$$

Bei der angegebenen QP handelt es sich um ein unbeschränktes Optimierungsproblem, das mithilfe der Karush-Kuhn-Tucker-Bedingungen analytisch gelöst werden kann [250].

⁵Die Slack-Variablen $\boldsymbol{\epsilon}$ haben an dieser Stelle noch keinen Einfluss, da bisher keine Beschränkungen definiert sind. Entsprechend können die Slack-Variablen $\boldsymbol{\epsilon}$ vernachlässigt werden. Im Folgenden werden jedoch Beschränkungen eingeführt, weshalb der Übersicht halber bereits an dieser Stelle die Slack-Variablen $\boldsymbol{\epsilon}$ berücksichtigt werden.

In der Praxis unterliegen technische Systeme jedoch technischen Beschränkungen, sodass bei fast allen Regelungsaufgaben Begrenzungen berücksichtigt werden müssen. In diesem Fall ist eine analytische Lösung nur schwer möglich, weshalb in der Literatur in aller Regel QP-Solver zum Lösen der QP verwendet werden. Die zwei bekanntesten Verfahren sind die Interior Point Methode und die Active Set Methode. Da für beide Methoden bereits eine Vielzahl an Implementierung existieren, wie beispielsweise die Solver

- quadprog (MATLAB)
- qpKWIK [220]
- qpOASES [75]

soll nicht weiter auf die Funktionsweise dieser Methoden eingegangen werden. Stattdessen sei an dieser Stelle auf die einschlägige Literatur [183, 189] verwiesen.

Begrenzungen

In der technischen Anwendung sind viele Stellsignale begrenzt. Darüber hinaus kann es vorkommen, dass definierte Arbeitsbereiche des zu regelnden Systems verhindert werden sollen. Beides ist durch die explizite Formulierung von Nebenbedingungen in der Optimierung möglich. Hierfür müssen die Eingangsbeschränkungen

$$\mathbf{u}_{min} \leq \mathbf{u}(\cdot | k) \leq \mathbf{u}_{max} \quad (4.87)$$

und Ausgangsbeschränkungen

$$\mathbf{y}_{min} \leq \hat{\mathbf{y}}(\cdot | k) \leq \mathbf{y}_{max} \quad (4.88)$$

mit den unteren Grenzen $\mathbf{u}_{min}$, $\mathbf{y}_{min}$ bzw. den oberen Grenzen $\mathbf{u}_{max}$, $\mathbf{y}_{max}$ als Nebenbedingungen in der QP definiert werden. Die Grenzen können sowohl konstant als auch zeitvariant über den Prädiktionshorizont gewählt werden. Um diese Beschränkungen als Nebenbedingungen berücksichtigen zu können, müssen diese zunächst Abhängigkeit der Optimierungsvariablen $\Delta \mathbf{u}$ angegeben werden, sodass sich für die Eingangs- und Ausgangsbeschränkungen

$$\mathbf{u}_{min} \leq \mathbf{u}(k-1) + \Delta \mathbf{u}(\cdot | k) + \mathbf{U}_{AP} \leq \mathbf{u}_{max} \quad (4.89)$$

$$\mathbf{y}_{min} \leq \mathbf{F}(\cdot | k) + \Psi \Delta \mathbf{u}(\cdot | k) + \mathbf{Y}_{AP} \leq \mathbf{y}_{max} \quad (4.90)$$

bzw.

$$-\mathbf{I} \Delta \mathbf{u}(\cdot | k) \leq -\mathbf{u}_{min} + \mathbf{u}(k-1) + \mathbf{U}_{AP} \quad (4.91)$$

$$\mathbf{I} \Delta \mathbf{u}(\cdot | k) \leq \mathbf{u}_{max} - \mathbf{u}(k-1) - \mathbf{U}_{AP} \quad (4.92)$$

$$-\Psi \Delta \mathbf{u}(\cdot | k) \leq -\mathbf{y}_{min} + \mathbf{F}(\cdot | k) + \mathbf{Y}_{AP} \quad (4.93)$$

$$\Psi \Delta \mathbf{u}(\cdot | k) \leq \mathbf{y}_{max} - \mathbf{F}(\cdot | k) - \mathbf{Y}_{AP} \quad (4.94)$$

ergibt. Dabei können insbesondere die Ausgangsbeschränkungen dazu führen, dass die QP nicht lösbar ist, weil der Lösungsraum zu stark eingegrenzt wird. Um die Lösbarkeit der QP zu garantieren, werden die Ausgangsbegrenzungen um die sogenannten Slack-Variablen $\epsilon \geq \mathbf{0}$ erweitert, sodass für die Ausgangsbeschränkungen (4.93), (4.94) die erweiterten Ausgangsbeschränkungen

$$-\Psi \Delta \mathbf{u}(\cdot | k) \leq -\mathbf{y}_{min} + \mathbf{F}(\cdot | k) + \mathbf{Y}_{AP} - \epsilon \quad (4.95)$$

$$\Psi \Delta \mathbf{u}(\cdot | k) \leq \mathbf{y}_{max} - \mathbf{F}(\cdot | k) - \mathbf{Y}_{AP} + \epsilon \quad (4.96)$$

gelten. Durch die Einführung der Slack-Variablen ϵ steht der QP ein zusätzlicher Freiheitsgrad zu Verfügung, der ein Überschreiten der Begrenzungen erlaubt. Jedoch werden die Slack-Variablen ebenfalls in der Kostenfunktion berücksichtigt, sodass ihr Wert möglichst gering gehalten wird. In diesem Zusammenhang ist häufig die Rede von aufgeweichten Beschränkungen [162].

Da sowohl die Stellgrößenänderungen als auch die Slack-Variablen von der QP minimiert werden, müssen beide als Optimierungsvariablen in den Nebenbedingungen angegeben werden. Damit folgen für die QP gemäß Gleichung (4.84) die Nebenbedingungen

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ -\mathbf{I} & \mathbf{0} \\ \Psi & -\mathbf{I} \\ -\Psi & -\mathbf{I} \\ \mathbf{0} & -\mathbf{I} \end{bmatrix}}_{=:\mathbf{A}_{qp}} \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{u} \\ \epsilon \end{bmatrix} \leq \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{u}_{max} - \mathbf{u}(k-1) - \mathbf{U}_{AP} \\ -\mathbf{u}_{min} + \mathbf{u}(k-1) + \mathbf{U}_{AP} \\ \mathbf{y}_{max} - \mathbf{F} - \mathbf{Y}_{AP} \\ -\mathbf{y}_{min} + \mathbf{F} + \mathbf{Y}_{AP} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}}_{=:\mathbf{b}_{qp}}. \quad (4.97)$$

Diese Nebenbedingungen können in den oben angegebenen QP-Solvern explizit berücksichtigt werden, sodass die MPR eine optimale Stellgrößenfolge unter Berücksichtigung der angegebenen Beschränkungen berechnet.

4.4.4 Move Blocking

Wie eingangs beschrieben, sind der Prädiktionshorizont und der Stellhorizont grundlegende Einstellungsparameter einer MPR. Dabei sollte die obere Grenze H_2 des Prädiktionshorizontes so gewählt werden, dass die Prozessdynamik der Strecke abgebildet wird. Mit größer werdendem Prädiktionshorizont steigt jedoch die Anzahl der prädizierten Abtastschritte bzw. mit größer werdendem Stellhorizont H_u die Anzahl der Optimierungsvariablen. Beides führt zu einem Ansteigen des Rechenaufwands der MPR.

Zur Reduktion des Rechenaufwandes kann die Anzahl der prädizierten Stützstellen bzw. die Anzahl der Optimierungsvariablen reduziert werden. Die hierbei zum Einsatz kommenden Ansätze werden üblicherweise unter dem Begriff *Move Blocking* zusammengefasst [37, 90, 229].

Vergrößerung der Abtastung

Die einfachste Variante des Move Blockings ist die Vergrößerung der äquidistanten Abstände zwischen den Abtastschritten der Prädiktion (Abbildung 4.17). Hierbei wird das Streckenmodell nicht mit der Abtastzeit T_s^* des Reglers diskretisiert, sondern mit

$$T_s = N_s T_s^*, \quad (4.98)$$

sodass das Streckenmodell (4.67) eine um den Faktor $N_s \in \mathbb{N}$ vergrößerte Diskretisierung aufweist. Damit folgt für den prädizierten Regelgrößenverlauf

$$\hat{\mathbf{y}}(\cdot | k) := \begin{pmatrix} \hat{\mathbf{y}}(k + N_s H_1 | k) \\ \hat{\mathbf{y}}(k + N_s (H_1 + 1) | k) \\ \hat{\mathbf{y}}(k + N_s (H_1 + 2) | k) \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{y}}(k + N_s H_2 | k) \end{pmatrix} \quad (4.99)$$

sodass auch die Kostenfunktion (4.77) an diese Abtastung angepasst werden muss. Es folgt die Kostenfunktion

$$\begin{aligned} J(\Delta \mathbf{u}, \epsilon) = & \sum_{j=H_1}^{H_2} \|\mathbf{r}(k + j N_s | k) - \hat{\mathbf{y}}(k + j N_s | k)\|_{\mathbf{Q}_{(j)}}^2 + \dots \\ & \dots + \sum_{j=1}^{H_u-1} \|\Delta \mathbf{u}(k + j N_s | k)\|_{\mathbf{R}_{(j)}}^2 + \sum_{j=H_1}^{H_2} \|\epsilon(k + j N_s | k)\|_{\mathbf{T}_{(j)}}^2 \end{aligned} \quad (4.100)$$

mit den Nebenbedingungen

$$\mathbf{u}_{min} \leq \mathbf{u}(\cdot | k) \leq \mathbf{u}_{max} \quad (4.101)$$

$$\mathbf{y}_{min} \leq \hat{\mathbf{y}}(\cdot | k) \leq \mathbf{y}_{max} \quad (4.102)$$

$$\epsilon \geq \mathbf{0}, \quad (4.103)$$

deren Grenzen $\mathbf{u}_{min}$, $\mathbf{u}_{max}$, $\mathbf{y}_{min}$ und $\mathbf{y}_{max}$ ebenfalls an die vergrößerte Abtastung angepasst werden müssen. Die Stellgröße bleibt zwischen den Abtastschritten T_s^* konstant und wird nur zu den Abtastschritten T_s verändert, sodass die Lösung der QP die optimale Folge der Stellgrößenänderungen

$$\Delta \mathbf{u}(\cdot | k) := \begin{pmatrix} \Delta \mathbf{u}(k | k) \\ \Delta \mathbf{u}(k + N_s | k) \\ \Delta \mathbf{u}(k + 2 N_s | k) \\ \vdots \\ \Delta \mathbf{u}(k + N_s (H_u - 1) | k) \end{pmatrix} \quad (4.104)$$

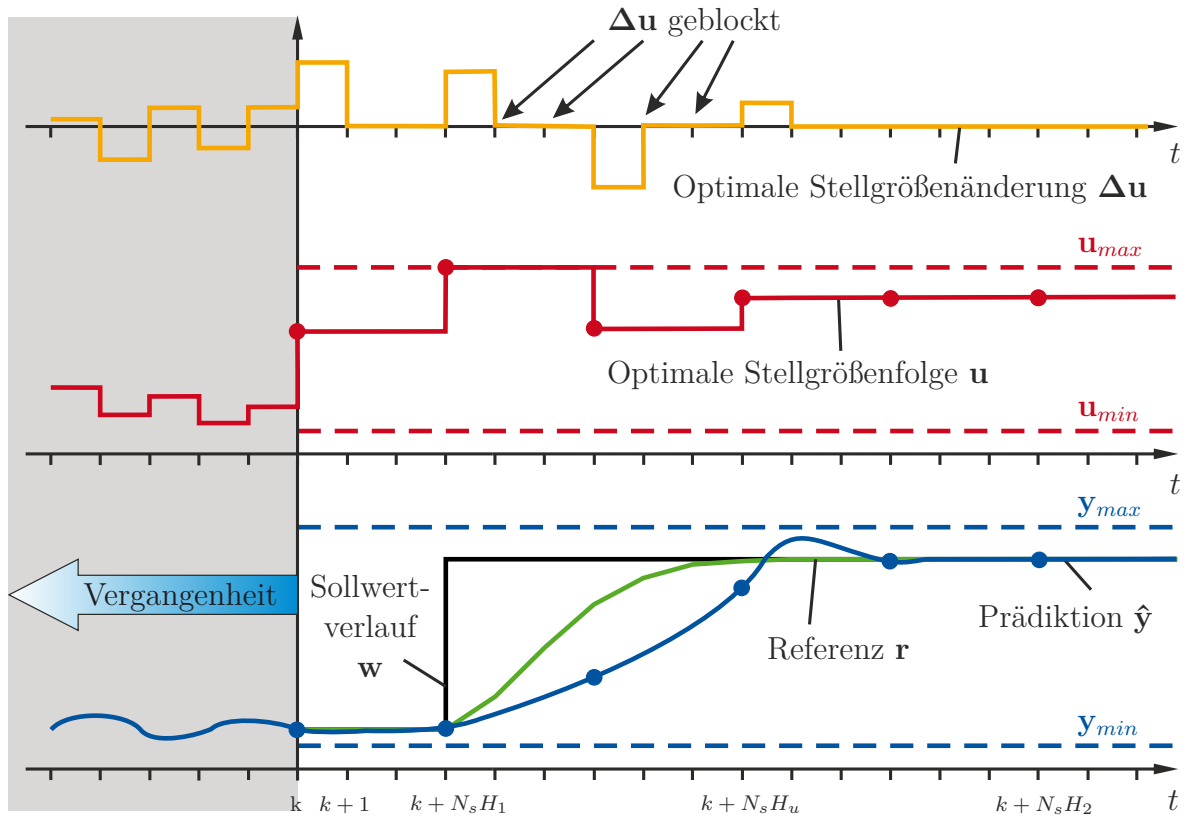


Abb. 4.17: Move Blocking durch Vergrößerung der Abtastzeit in der MPR.

und damit die optimale Stellgrößenfolge

$$\mathbf{u}(\cdot | k) := \begin{pmatrix} \mathbf{u}(k | k) \\ \mathbf{u}(k + N_s | k) \\ \mathbf{u}(k + 2 N_s | k) \\ \vdots \\ \mathbf{u}(k + N_s (H_u - 1) | k) \end{pmatrix} \quad (4.105)$$

liefert. Dadurch kann die MPR einen um den Faktor N_s vergrößerten zeitlichen Horizont bei gleichbleibender Anzahl an Stützstellen in der QP berücksichtigen. Die MPR wird jedoch mit der Abtastzeit T_s^* ausgeführt, sodass die Stellgröße weiterhin mit der kleineren Reglerabtastzeit gestellt wird.

Variable Abtastung

Häufig ist es nicht notwendig, dass die MPR äquidistante Stützpunkte in der QP aufweist. Sei es weil Stützpunkte in der Zukunft weniger stark in der Kostenfunktion gewichtet

werden sollen oder die Dynamik am Ende des Prädiktionshorizontes sehr träge ist. In diesem Fall ist es zielführend, die Anzahl der Stützpunkte über den Prädiktionshorizont zu reduzieren (siehe Abbildung 4.18). Dadurch wird der Rechenaufwand der MPR reduziert, da weniger Stützstellen in der Prädiktion bzw. der QP berechnet werden müssen [90].

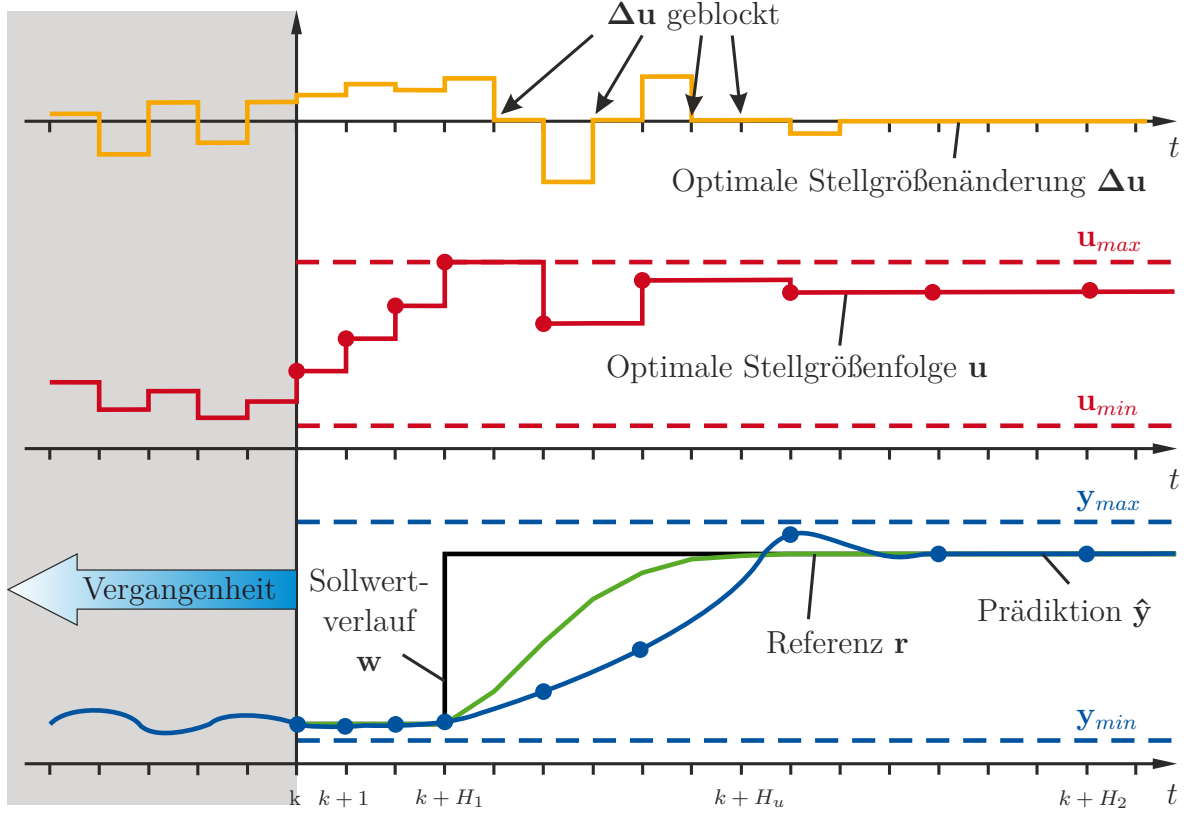


Abb. 4.18: Move Blocking durch Wahl der Stützstellen für den Prädiktionshorizont und den Stellhorizont.

Aus diesem Grund soll im Folgenden ein Ansatz vorgestellt werden, mit dem sowohl die Stützstellen des Prädiktionshorizontes als auch des Stellhorizontes reduziert werden [291]. Dabei wird die Kostenfunktion (4.77) nur an den Stützpunkten

$$\hat{\mathbf{y}}(\cdot|k) := \begin{pmatrix} \hat{\mathbf{y}}(k + \zeta_1|k) \\ \hat{\mathbf{y}}(k + \zeta_2|k) \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{y}}(k + \zeta_{N_y}|k) \end{pmatrix} \quad \mathbf{r}(\cdot|k) := \begin{pmatrix} \mathbf{r}(k + \zeta_1|k) \\ \mathbf{r}(k + \zeta_2|k) \\ \vdots \\ \mathbf{r}(k + \zeta_{N_y}|k) \end{pmatrix} \quad (4.106)$$

beziehungsweise

$$\mathbf{u}(\cdot|k) := \begin{pmatrix} \mathbf{u}(k + \theta_1|k) \\ \mathbf{u}(k + \theta_2|k) \\ \vdots \\ \mathbf{u}(k + \theta_{N_u}|k) \end{pmatrix} \quad \Delta \mathbf{u}(\cdot|k) := \begin{pmatrix} \Delta \mathbf{u}(k + \theta_1|k) \\ \Delta \mathbf{u}(k + \theta_2|k) \\ \vdots \\ \Delta \mathbf{u}(k + \theta_{N_u}|k) \end{pmatrix} \quad (4.107)$$

ausgewertet. Die Indizes werden durch die Stützstellenvektoren

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\zeta} &:= (\zeta_1 \quad \zeta_2 \quad \dots \quad \zeta_{N_y})^T \quad \text{mit } H_1 \leq \zeta_i \leq H_2 \\ \boldsymbol{\theta} &:= (\theta_1 \quad \theta_2 \quad \dots \quad \theta_{N_u})^T \quad \text{mit } 0 \leq \theta_i \leq H_u - 1 \end{aligned} \quad (4.108)$$

und $N_y \leq H_2 - H_1$ bzw. $N_u \leq H_u - 1$ definiert, sodass diese die Stützpunkte der Referenztrajektorie $\mathbf{r}$, des prädizierten Ausgangsgrößenverlaufs $\hat{\mathbf{y}}$ innerhalb des Prädiktionshorizontes bzw. des Stellgrößenverlaufs $\mathbf{x}$ innerhalb des Stellhorizontes angeben. Damit können für den Prädiktionshorizont und den Stellhorizont unterschiedliche Stützstellen gewählt werden. Jedoch ist darauf zu achten, dass die Stützstellen des Stellhorizontes auch in den Stützstellen des Prädiktionshorizontes vorkommen müssen, um alle Stellgrößen in der QP berücksichtigen zu können. Umgekehrt besteht eine solche Forderung nicht.

Zwischen den Stützpunkten wird die Stellgrößenänderung $\Delta \mathbf{u}$ geblockt, sodass die Stellgrößen zwischen den Stützstellen als konstant angenommen werden. Damit folgt die Kostenfunktion in Vektorschreibweise⁶ zu

$$\begin{aligned} J(\Delta \mathbf{u}, \boldsymbol{\epsilon}) &= \hat{\mathbf{e}}(\cdot|k)^T \mathbf{Q} \hat{\mathbf{e}}(\cdot|k) + \Delta \mathbf{u}(\cdot|k)^T \mathbf{R} \Delta \mathbf{u}(\cdot|k) + \dots \\ &\quad \dots + \boldsymbol{\epsilon}(\cdot|k)^T \mathbf{T} \boldsymbol{\epsilon}(\cdot|k) \end{aligned} \quad (4.109)$$

mit der freien Regelabweichung $\hat{\mathbf{e}}$ und den Nebenbedingungen

$$\mathbf{u}_{min} \leq \mathbf{u}(\cdot|k) \leq \mathbf{u}_{max} \quad (4.110)$$

$$\mathbf{y}_{min} \leq \hat{\mathbf{y}}(\cdot|k) \leq \mathbf{y}_{max} \quad (4.111)$$

$$\boldsymbol{\epsilon}(\cdot|k) \geq \mathbf{0}, \quad (4.112)$$

die ebenfalls nur an den Stützpunkten $\boldsymbol{\zeta}$ bzw. $\boldsymbol{\theta}$ ausgewertet werden.

Auch eine Kombination der beiden vorgestellten Move Blocking Ansätze ist möglich. Hierfür wird zunächst die Abtastung angepasst und anschließend die zu betrachtenden Abtastschritte ausgewählt. Da die Kombination analog zu den vorangegangenen Beschreibungen erfolgt, wird an dieser Stelle auf eine kombinierte Darstellung der Gleichungen verzichtet.

⁶Zur vereinfachten Darstellung wird an dieser Stelle auf die Formulierung der Kostenfunktion in Summendarstellung verzichtet.

4.5 Iterativ lernende Regelung

Handelt es sich bei dem zu regelnden System um einen zyklischen Prozess, bietet sich der Einsatz einer ILR an. Im Gegensatz zur MPR bezieht die ILR einen vollständigen Zyklus in die Regelungsaufgabe ein. So berechnet die ILR anhand der vorangegangenen Zyklen, eine optimale Stellgrößenfolge für den nächsten Zyklus. Dadurch kann die ILR besser als eine MPR auf zyklische Störungen reagieren, weshalb die ILR bei zyklischen Prozessen eine höhere Regelgüte aufweist als eine MPR. Damit ist die ILR ein vielversprechender Ansatz für das Kunststoffspritzgießen. Deshalb wird im Folgenden zunächst die Funktionsweise einer ILR vorgestellt. Anschließend wird die NOILR vorgestellt, die sowohl ein lineares als auch ein sukzessiv linearisiertes Modell in der Regelungsaufgabe berücksichtigen kann. Abschließend wird ein Ansatz vorgestellt mit dem die Rechenzeit der NOILR für Echtzeitanwendungen reduziert werden kann.

4.5.1 Grundprinzip

Wie eingangs erwähnt, berücksichtigt eine ILR die vorangegangenen Zyklen, um die optimale Stellfolge $\mathbf{u}_{j+1}$ für den nächsten Zyklus zu berechnen. Dabei ist es zweckmäßig nur einen vorangegangenen Zyklus zu verwenden, da mehr Zyklen in aller Regel zu keiner Verbesserung des Regelungsverhaltens führen [208]. Die ILR ähnelt damit dem menschlichen Lernen, bei dem der Mensch einen beliebigen Versuch durchführt, diesen analysiert und im nächsten Versuch adaptiert. Aus mathematischer Sicht lässt sich so für eine ILR das allgemeine Lerngesetz

$$\mathbf{u}_{j+1}(t) = \mathbf{u}_j(t) + \gamma \tilde{\mathbf{e}}_j(t) \quad (4.113)$$

angeben. Dementsprechend wird die Regelabweichung $\tilde{\mathbf{e}}_j(t) = \mathbf{r}_j(t) - \mathbf{y}_j(t)$ zwischen dem Referenzverlauf $\mathbf{r}_j$ und dem Regelgrößenverlauf $\mathbf{y}_j$ für den gesamten Zyklus j bestimmt. Anschließend wird die Regelabweichung $\tilde{\mathbf{e}}_j$ mit dem Lernfaktor γ gewichtet und die Stellfolge $\mathbf{u}_j$ des vorangegangenen Zyklus j additiv angepasst, sodass sich die optimale Stellfolge $\mathbf{u}_{j+1}$ für den nächsten Zyklus $j + 1$ ergibt⁷. Damit arbeitet die ILR über zwei Dimensionen, nämlich über die Zeit t und die Zyklen j . Während die ILR über die Zeitschritte eine Steuerung darstellt, stellt Sie über die Zyklen eine Regelung dar. [34, 208]

In Abbildung 4.19 ist ein vereinfachter Wirkungsplan dargestellt, der die prinzipielle Arbeitsweise einer ILR am Beispiel eines SISO-Systems darstellt. Im Gegensatz zu klassischen Regelungen oder einer MPR werden die Messgrößen $y(t)$ über einen kompletten Zyklus gespeichert. Erst nach Ende eines Zyklus wird mithilfe der resultierenden Regelgrößenfolge $\mathbf{y}$ die Stellgrößenfolge $\mathbf{u}$ berechnet und wieder in einen weiteren Speicher

⁷Zur Unterscheidung wird der Zyklus j als letzter Zyklus, und der Zyklus $j + 1$ als nächster Zyklus bezeichnet.

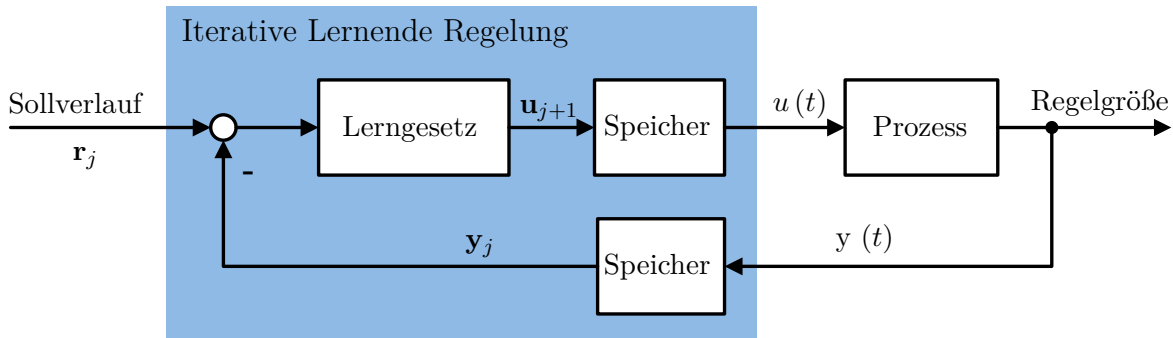


Abb. 4.19: Prinzip einer ILR am Beispiel eines SISO-Systems.

geschrieben. Aus diesem Speicher werden im nächsten Zyklus die Werte u zeitsynchron an den Prozess ausgegeben.

Prinzipbedingt kann die ILR nur bei zyklischen Prozessen eingesetzt werden, da eine Akausalität des Lerngesetzes in der Realität nicht implementiert werden kann [208]. Neben dieser Forderung, muss das zu regelnde System die Bedingungen

1. Jeder Zyklus endet nach einer festen Zeitspanne.
2. Eine Solltrajektorie $\mathbf{r}$ ist a priori für den kompletten Zyklus definiert.
3. Der Anfangszustand des Systems ist für jeden Zyklus identisch.
4. Die Systemdynamik ändert sich im Verlauf der Zyklen nicht.
5. Jeder Ausgang kann gemessen werden und so die Regelabweichung für die Stellgrößengenerierung verwendet werden.
6. Das System ist invertierbar. Das bedeutet, dass zu jedem Sollwert ein Stellgrößenswert existiert mit dem das System zu der gewünschten Trajektorie geführt werden kann.

erfüllen [9, 208]. Andernfalls ist die Anwendung einer ILR erschwert oder ausgeschlossen. Für bestimmte Anwendungsfälle kann in Grenzen von diesen Regeln abgewichen werden. So wurde in [127, 230] gezeigt, dass eine ILR auch mit variabler Zykluslänge umgesetzt werden kann. Weiterhin gilt, dass auch ein System mit sich ändernder Dynamik (beispielsweise ein zeitvariantes System) durch eine ILR geregelt werden kann, so lange das Modell des Systems online erfasst werden kann [208].

Bei der ILR handelt es sich nicht um ein spezielles Verfahren, sondern um eine Klasse von Regelungsverfahren, die sich beispielsweise in gain-type-ILR und model-type-ILR unterteilen lassen [65]. Bei der gain-type-ILR ist kein Prozesswissen erforderlich, da das Lerngesetz ausschließlich die Regelabweichung mit einem zu wählenden Lernfaktor berücksichtigt. Dadurch kann die gain-type-ILR ohne ausführliches Prozesswissen

auf eine Strecke angewendet werden. Jedoch muss diese ILR in den meisten Fällen aufgrund des fehlenden Prozesswissens eher konservativ eingestellt werden. Eine model-type-ILR berücksichtigt dagegen ein Modell, wodurch diese ILR eine deutlich größere Konvergenzgeschwindigkeit über die Zyklen aufweist [208].

Aus diesem Grund wird im Folgenden die sogenannte NOILR näher betrachtet. Diese erlaubt sowohl die Berücksichtigung eines Modells als auch die explizite Einhaltung von Begrenzungen. Darüber hinaus zeichnet sich die NOILR dadurch aus, dass die Berechnung der optimalen Stellfolge, analog zur MPR, mithilfe einer Optimierung erfolgt und so beliebige Regelungsziele berücksichtigt werden können.

4.5.2 Norm-optimale Iterativ Lernende Regelung

Analog zur MPR lässt sich die Norm-optimale Iterativ Lernende Regelung (NOILR) unterteilen in eine Prädiktion des Regelgrößenverlaufs $\hat{\mathbf{y}}_{j+1}$ für den nächsten Zyklus und eine Optimierung zur Berechnung der optimalen Stellgrößenfolge $\mathbf{u}_{j+1}$. Jedoch betrachtet die ILR dabei, im Gegensatz zur MPR, einen vollständigen Zyklus, weshalb im Folgenden die Lifted-System-Notation verwendet wird (Abschnitt 4.2.6).

Die folgenden Erläuterungen basieren größtenteils auf [65, 149, 265, 276].

Prädiktion

Gemäß Abschnitt 4.2.6 lässt sich die Ausgangsfolge $\mathbf{y}_j$ unter Berücksichtigung der Eingangsfolge $\mathbf{u}_j$ und der freien Antwort $\mathbf{y}_0$ mit der Beziehung

$$\mathbf{y}_j := \mathbf{G}_{B,j} \mathbf{u}_j + \mathbf{y}_0 \quad (4.114)$$

berechnen. Folglich wird das Übertragungsverhalten der Strecke über den gesamten Zyklus durch die Übertragungsmatrix $\mathbf{G}_{B,j}$ beschrieben. Dabei kann es sich sowohl um ein lineares Modell als auch um ein nichtlineares Modell handeln, das sukzessive um die Trajektorie $\mathbf{y}_{j-1}$ des letzten Zyklus linearisiert wurde.

Die Regelungsaufgabe besteht nun darin, dass die ILR die Ausgangsfolge für den nächsten Zyklus $j + 1$ unter Berücksichtigung des letzten Zyklus j optimieren soll. Entsprechend lässt sich die angegebene Beziehung umformen in

$$\hat{\mathbf{y}}_{j+1} = \mathbf{y}_j + \mathbf{G}_{B,j+1} \Delta \mathbf{u}_{j+1} \quad (4.115)$$

mit dem Ausgangsgrößenverlauf $\mathbf{y}_j$ im letzten Zyklus und dem Term $\mathbf{G}_{B,j+1} \Delta \mathbf{u}_{j+1}$, der den Einfluss einer Stellgrößenänderung im nächsten Zyklus beschreibt. Da die Übertragungsmatrix $\mathbf{G}_{B,j+1}$ die Impulsantwort des zu regelnden Systems beschreibt, kann mit dieser Übertragungsmatrix sowohl der Einfluss einer absoluten Stellgröße $\mathbf{u}_{j+1}$ als auch der Einfluss einer relativen Stellgrößenänderung $\Delta \mathbf{u}_{j+1}$ berechnet werden.

Optimierungsproblem

Ausgangslage zur Berechnung der optimalen Stellgrößenfolge

$$\mathbf{u}_{j+1} := \left(\mathbf{u}^T(1) \quad \mathbf{u}^T(2) \quad \dots \quad \mathbf{u}^T(N_z) \right)^T \quad (4.116)$$

ist das Lerngesetz

$$\mathbf{u}_{j+1} = \mathbf{u}_j + \gamma \Delta \mathbf{u}_{j+1} \quad (4.117)$$

mit der Stellgrößenfolge $\mathbf{u}_j$ im Zyklus j und dem Lernfaktor $0 < \gamma \leq 1$. Beschreibt das Modell der ILR das zu regelnde System exakt, kann der Lernfaktor zu $\gamma = 1$ gewählt werden. In allen anderen Fällen wird der Lernfaktor kleiner gewählt, um den Einfluss von Modellungenauigkeiten zu reduzieren. Jedoch reduziert sich durch eine Verkleinerung des Lernfaktors auch die Konvergenzgeschwindigkeit der ILR.

Die optimale Stellgrößenänderung $\Delta \mathbf{u}_{j+1}$ wird mithilfe einer Optimierungsaufgabe ermittelt. Dazu kann analog zur MPR eine beliebige Kostenfunktion definiert werden. Eine Kostenfunktion, welche sowohl die Regelabweichung als auch die Stellgrößenänderung und die Slack-Variablen ϵ berücksichtigt, ist

$$J_{j+1}(\Delta \mathbf{u}_{j+1}, \epsilon_{j+1}) = \|\mathbf{r}_{j+1} - \hat{\mathbf{y}}_{j+1}\|_{\mathbf{Q}}^2 + \|\Delta \mathbf{u}_{j+1}\|_{\mathbf{R}}^2 + \dots \quad (4.118)$$

$$\dots + \|\mathbf{M}_\delta \Delta \mathbf{u}_{j+1}\|_{\mathbf{S}}^2 + \|\epsilon_{j+1}\|_{\mathbf{T}}^2$$

mit dem Referenzverlauf $\mathbf{r}_{j+1}$ für den nächsten Zyklus und den positiv semidefiniten Wichtungsmatrizen $\mathbf{Q}$, $\mathbf{R}$, $\mathbf{S}$, $\mathbf{T}$. Hierbei ist darauf zu achten, dass in Folge von Gleichung (4.115) die Minimierung von $\Delta \mathbf{u}_{j+1}$ dazu führt, dass die Abweichung vom Stellgrößenverlauf $\mathbf{u}_j$ des vorangegangenen Zyklus bestraft wird. Um die Stellgrößenänderung zwischen den einzelnen Zeitschritten zu gewichten, muss der Ausdruck $\mathbf{M}_\delta \Delta \mathbf{u}_{j+1}$ mit der Matrix

$$\mathbf{M}_\delta := \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.119)$$

minimiert werden. Weiterhin sollen in Analogie zur MPR Eingangs- und Ausgangsbeschränkungen in Form der Nebenbedingungen

$$\mathbf{u}_{ILR,min} \leq \mathbf{u}_{j+1} \leq \mathbf{u}_{ILR,max} \quad (4.120)$$

$$\mathbf{y}_{min} - \epsilon_{j+1} \leq \hat{\mathbf{y}}_{j+1} \leq \mathbf{y}_{max} + \epsilon_{j+1} \quad (4.121)$$

$$\epsilon_{j+1} \geq \mathbf{0}. \quad (4.122)$$

berücksichtigt werden. Da im Lerngesetz (4.117) die Stellgrößenänderungen $\Delta \mathbf{u}_{j+1}$ um den Lernfaktor verstärkt werden, muss der Lernfaktor in den Nebenbedingungen berücksichtigt werden. Entsprechend ergibt sich

$$\mathbf{u}_{ILR,min} \leq \mathbf{u}_j + \gamma \Delta \mathbf{u}_{j+1} \leq \mathbf{u}_{ILR,max} \quad (4.123)$$

$$\mathbf{y}_{min} - \boldsymbol{\epsilon}_{j+1} \leq \mathbf{y}_j + \mathbf{G}_{B,j+1} \gamma \Delta \mathbf{u}_{j+1} \leq \mathbf{y}_{max} + \boldsymbol{\epsilon}_{j+1} \quad (4.124)$$

$$\boldsymbol{\epsilon}_{j+1} \geq \mathbf{0}. \quad (4.125)$$

Wird in die Kostenfunktion (4.118) die Prädiktion der Ausgangsgrößen gemäß Gleichung (4.115) eingesetzt, folgt

$$J_{j+1}(\Delta \mathbf{u}_{j+1}, \boldsymbol{\epsilon}_{j+1}) = \|\tilde{\mathbf{e}}_{j+1} - \mathbf{G}_{B,j+1} \Delta \mathbf{u}_{j+1}\|_{\mathbf{Q}}^2 + \|\Delta \mathbf{u}_{j+1}\|_{\mathbf{R}}^2 + \dots \quad (4.126)$$

$$\dots + \|\mathbf{M}_\delta \Delta \mathbf{u}_{j+1}\|_{\mathbf{S}}^2 + \|\boldsymbol{\epsilon}_{j+1}\|_{\mathbf{T}}^2$$

mit der Regelabweichung

$$\tilde{\mathbf{e}}_{j+1} = \mathbf{r}_{j+1} - \mathbf{y}_j \quad (4.127)$$

zwischen dem letzten Regelgrößenverlauf $\mathbf{y}_j$ und der Referenz $\mathbf{r}_{j+1}$ im nächsten Zyklus. Das Auflösen der Kostenfunktion führt in Analogie zu Abschnitt 4.4.3 zu

$$J_{j+1}(\Delta \mathbf{u}_{j+1}, \boldsymbol{\epsilon}_{j+1}) = \Delta \mathbf{u}_{j+1}^T \mathbf{H}_{qp} \Delta \mathbf{u}_{j+1} + \mathbf{g}_{qp}^T \Delta \mathbf{u}_{j+1} + \boldsymbol{\epsilon}_{j+1}^T \mathbf{T} \boldsymbol{\epsilon}_{j+1} \quad (4.128)$$

mit den Substitutionen

$$\mathbf{H}_{qp} := \mathbf{G}_{B,j+1}^T \mathbf{Q} \mathbf{G}_{B,j+1} + \mathbf{R} + \mathbf{M}_\delta^T \mathbf{S} \mathbf{M}_\delta \quad (4.129)$$

$$\mathbf{g}_{qp} := 2 \tilde{\mathbf{e}}_j^T \mathbf{Q} \mathbf{G}_{B,j+1}. \quad (4.130)$$

Werden weiterhin die Beschränkungen (4.123), (4.124) und (4.125) in Analogie zu Abschnitt 4.4.3 nach den Optimierungsvariablen $\Delta \mathbf{u}_{j+1}$ und $\boldsymbol{\epsilon}_{j+1}$ aufgelöst, dann folgt die QP

$$\min_{\Delta \mathbf{u}_{j+1}, \boldsymbol{\epsilon}_{j+1}} \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{u}_{j+1}^T & \boldsymbol{\epsilon}_{j+1}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{qp} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{T} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{u}_{j+1} \\ \boldsymbol{\epsilon}_{j+1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{g}_{qp} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{u}_{j+1} \\ \boldsymbol{\epsilon}_{j+1} \end{bmatrix} \quad (4.131)$$

mit den Nebenbedingungen

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \gamma \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ -\gamma \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ \gamma \mathbf{G}_{B,j+1} & -\mathbf{I} \\ -\gamma \mathbf{G}_{B,j+1} & -\mathbf{I} \\ \mathbf{0} & -\mathbf{I} \end{bmatrix}}_{=:\mathbf{A}_{qp}} \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{u}_{j+1} \\ \boldsymbol{\epsilon}_{j+1} \end{bmatrix} \leq \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{u}_{ILR,max} - \mathbf{u}_j \\ -\mathbf{u}_{ILR,min} + \mathbf{u}_j \\ \mathbf{y}_{max} - \mathbf{y}_j \\ -\mathbf{y}_{min} + \mathbf{y}_j \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}}_{=:\mathbf{b}_{qp}}. \quad (4.132)$$

Diese QP kann mit geeigneten QP-Solvern gelöst werden, sodass diese als Ergebnis den Vektor der optimalen Stellgrößenänderungen

$$\Delta \mathbf{u}_{j+1} = \left(\Delta \mathbf{u}^T(1) \quad \Delta \mathbf{u}^T(2) \quad \dots \quad \Delta \mathbf{u}^T(N_z) \right)^T, \quad (4.133)$$

liefern. Unter Berücksichtigung des Lerngesetzes (4.117) ergibt sich dann die optimale Stellgrößenfolge $\mathbf{u}_{j+1}$ für den nächsten Zyklus, die als Stellgrößenverlauf von der ILR ausgegeben wird.

4.5.3 Reduktion des Optimierungsproblems

Die Anzahl der Optimierungsvariablen in der QP hängt von der gewählten Abtastzeit T_s^* des Reglers und der Zykluslänge T_z ab. Wird die Abtastzeit T_s^* kleiner bzw. die Zykluslänge T_z größer nimmt die Anzahl der Optimierungsvariablen zu. Dies wiederum hat einen größeren Rechenaufwand zur Folge. Um den Rechenaufwand dennoch klein zu halten, muss die Anzahl der Optimierungsvariablen reduziert werden. Hierfür sollen im Folgenden nicht mehr alle Stützstellen der Stellgrößenänderungen $\Delta \mathbf{u}_{j+1}$ in der QP optimiert werden. Stattdessen wird der Zyklus in Intervalle unterteilt und für jedes Teilstück von $\Delta \mathbf{u}_{j+1}$ jeweils ein Spline definiert (siehe Abbildung 4.20). Werden nun die Parameter der Splines als Optimierungsvariablen definiert, kann die Anzahl der Optimierungsvariablen und damit der Rechenaufwand reduziert werden.

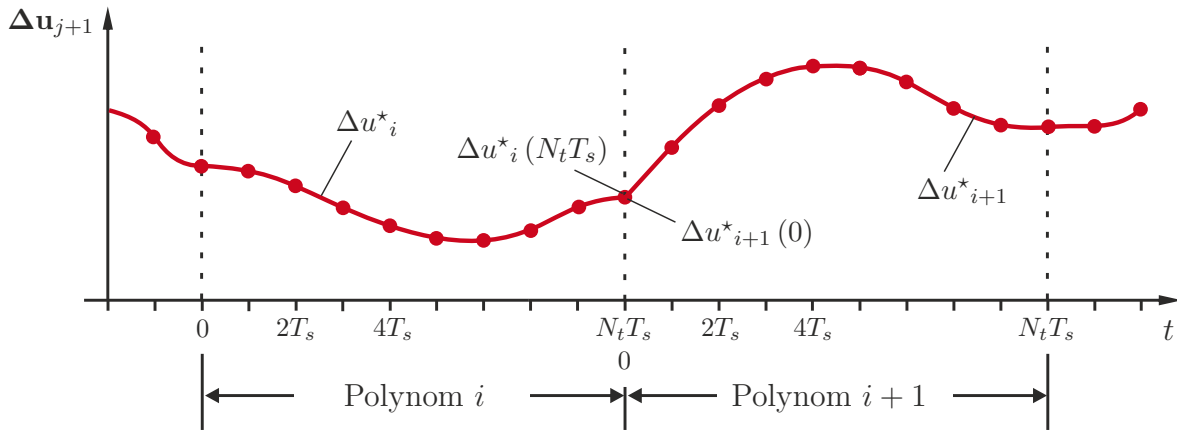


Abb. 4.20: Beschreibung der Stellgrößenänderungen $\Delta \mathbf{u}_{j+1}$ mithilfe von Splines.

Im Folgenden werden Splines mit dem Grad n_{sp} verwendet, die häufig auch als Polynomzug bezeichnet werden. Es handelt sich dabei um Funktionen, die stückweise aus Polynomen mit dem Grad n_{sp} zusammengesetzt sind, sodass für jedes Intervall i die Funktion

$$\Delta u_i^*(t) = \alpha_{i,n_{sp}} t^{n_{sp}} + \alpha_{i,n_{sp}-1} t^{n_{sp}-1} + \dots + \alpha_{i,1} t + \alpha_{i,0} \quad (4.134)$$

gilt [22]. Da die ILR zeitdiskret arbeitet, muss die Zeit t zunächst über ein Intervall diskretisiert werden, sodass sich der Zeitvektor

$$\mathbf{t}_{sp} := \begin{pmatrix} 0 & T_s^* & 2T_s^* & 3T_s^* & \dots & N_t T_s^* \end{pmatrix}^T \quad (4.135)$$

mit der Anzahl der Abtastschritte N_t in einem Intervall angeben lässt. Wird dieser Zusammenhang in die Polynomgleichung (4.134) eingesetzt, folgt

$$\Delta \mathbf{u}_i = \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{t}_{sp}^{n_{sp}} & \mathbf{t}_{sp}^{n_{sp}-1} & \dots & \mathbf{t}_{sp} & \mathbf{1} \end{bmatrix}}_{=: \mathbf{T}_{sp}} \boldsymbol{\alpha}_i \quad (4.136)$$

mit dem Parametervektor

$$\boldsymbol{\alpha}_i := \begin{pmatrix} \alpha_{i,n_{sp}} & \alpha_{i,n_{sp}-1} & \dots & \alpha_{i,1} & \alpha_{i,0} \end{pmatrix}^T \quad (4.137)$$

für das Intervall i . Um Unstetigkeiten an den Intervallgrenzen zu verhindern, wird gefordert, dass die Funktionswerte am Ende des Intervalls i mit den Anfangswerten des darauf folgenden Intervalls $i + 1$ übereinstimmen müssen. Demnach gilt an den Intervallgrenzen für die Polynome $\Delta u_{i+1}^*(0) = \Delta u_i^*(N_t T_s)$, sodass sich für zwei Intervalle das Gleichungssystem

$$\begin{pmatrix} \Delta \mathbf{u}_i \\ \Delta \mathbf{u}_{i+1} \end{pmatrix} = \left[\begin{array}{c|c} \mathbf{T}_{sp} & \mathbf{0} \\ \hline \mathbf{T}_{sp,e} & \mathbf{T}_{sp} \end{array} \right] \begin{pmatrix} \boldsymbol{\alpha}_i \\ \boldsymbol{\alpha}_{i+1} \end{pmatrix} \quad (4.138)$$

mit der Zeitmatrix

$$\mathbf{T}_{sp,e} := \mathbf{I}_{(N_t+1) \times 1} \mathbf{t}_{sp,e}, \quad (4.139)$$

dem Einheitsvektor $\mathbf{I}_{(N_t+1) \times 1} \in \mathbb{R}^{(N_t+1) \times 1}$ und dem Zeitvektor am Ende eines Intervalls

$$\mathbf{t}_{sp,e} := \begin{pmatrix} (N_t T_s^*)^{n_{sp}} & (N_t T_s^*)^{n_{sp}-1} & \dots & (N_t T_s^*)^1 & (N_t T_s^*)^0 \end{pmatrix} \quad (4.140)$$

notieren lässt. Wird die Beziehung (4.138) von zwei Intervallen auf N_I Intervalle erweitert, folgt die allgemeine Zeitmatrix

$$\mathbf{M}_T := \left[\begin{array}{c|c|c|c|c} \mathbf{T}_{sp} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{T}_{sp,e} & \mathbf{T}_{sp} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{T}_{sp,e} & \mathbf{T}_{sp,e} & \mathbf{T}_{sp} & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{T}_{sp,e} & \mathbf{T}_{sp,e} & \mathbf{T}_{sp,e} & \dots & \mathbf{T}_{sp} \end{array} \right] \quad (4.141)$$

mit $\mathbf{M}_T \in \mathbb{R}^{N_I(N_t+1) \times (n_{sp}+1)N_t}$ für den Fall, dass die Zykluslänge N_z ein Vielfaches der gewählten Intervalllänge N_t ist. Andernfalls sollte die Intervalllänge N_t angepasst werden, oder das vorletzte Intervall um die Stützstellen des letzten Intervalls erweitert werden.

Damit lassen sich die Optimierungsvariablen $\Delta \mathbf{u}_{j+1}$ in der Kostenfunktion (4.118) mit

$$\Delta \mathbf{u}_{j+1} = \mathbf{M}_T \boldsymbol{\alpha}_{j+1} \quad (4.142)$$

und dem Parametervektor

$$\boldsymbol{\alpha}_{j+1} := \begin{pmatrix} \boldsymbol{\alpha}_1^T & \boldsymbol{\alpha}_2^T & \boldsymbol{\alpha}_3^T & \dots & \boldsymbol{\alpha}_{N_I}^T \end{pmatrix}^T \quad (4.143)$$

substituieren, sodass sich die neue Kostenfunktion

$$\begin{aligned} J_{j+1}(\boldsymbol{\alpha}_{j+1}, \boldsymbol{\epsilon}_{j+1}) = & \|\mathbf{r}_{j+1} - \hat{\mathbf{y}}_{j+1}\|_{\mathbf{Q}}^2 + \|\mathbf{M}_T \boldsymbol{\alpha}_{j+1}\|_{\mathbf{R}}^2 + \dots \\ & \dots + \|\mathbf{M}_\delta \mathbf{M}_T \boldsymbol{\alpha}_{j+1}\|_{\mathbf{S}}^2 + \|\boldsymbol{\epsilon}_{j+1}\|_{\mathbf{T}}^2 \end{aligned} \quad (4.144)$$

mit dem prädizierten Regelgrößenverlauf

$$\hat{\mathbf{y}}_{j+1} = \mathbf{y}_j + \mathbf{G}_{B,j+1} \mathbf{M}_T \boldsymbol{\alpha}_{j+1} \quad (4.145)$$

und den Begrenzungen

$$\mathbf{u}_{ILR,min} \leq \mathbf{u}_{j+1} + \gamma \mathbf{M}_T \boldsymbol{\alpha}_{j+1} \leq \mathbf{u}_{ILR,max} \quad (4.146)$$

$$\mathbf{y}_{min} - \boldsymbol{\epsilon}_{j+1} \leq \mathbf{y}_j + \mathbf{G}_{B,j+1} \gamma \mathbf{M}_T \boldsymbol{\alpha}_{j+1} \leq \mathbf{y}_{max} + \boldsymbol{\epsilon}_{j+1} \quad (4.147)$$

$$\boldsymbol{\epsilon}_{j+1} \geq \mathbf{0} \quad (4.148)$$

ergibt. Aufgelöst und in die Form einer QP überführt, lassen sich analog zu den vorangegangenen Abschnitten die Gleichungen

$$\min_{\boldsymbol{\alpha}_{j+1}, \boldsymbol{\epsilon}_{j+1}} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\alpha}_{j+1}^T & \boldsymbol{\epsilon}_{j+1}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{qp} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{T} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\alpha}_{j+1} \\ \boldsymbol{\epsilon}_{j+1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{g}_{qp} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\alpha}_{j+1} \\ \boldsymbol{\epsilon}_{j+1} \end{bmatrix} \quad (4.149)$$

mit den Substitutionen

$$\mathbf{H}_{qp} := \mathbf{M}_T^T \mathbf{G}_{B,j+1}^T \mathbf{Q} \mathbf{G}_{B,j+1} \mathbf{M}_T + \mathbf{M}_T^T \mathbf{R} \mathbf{M}_T + \mathbf{M}_T^T \mathbf{M}_\delta^T \mathbf{S} \mathbf{M}_\delta \mathbf{M}_T \quad (4.150)$$

$$\mathbf{g}_{qp} := 2 \tilde{\mathbf{e}}_j^T \mathbf{Q} \mathbf{G}_{B,j+1} \mathbf{M}_T \quad (4.151)$$

und den Nebenbedingungen

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \gamma \mathbf{M}_T \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ -\gamma \mathbf{M}_T \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ \gamma \mathbf{G}_{B,j+1} \mathbf{M}_T & -\mathbf{I} \\ -\gamma \mathbf{G}_{B,j+1} \mathbf{M}_T & -\mathbf{I} \\ \mathbf{0} & -\mathbf{I} \end{bmatrix}}_{=:\mathbf{A}_{qp}} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\alpha}_{j+1} \\ \boldsymbol{\epsilon}_{j+1} \end{bmatrix} \leq \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{u}_{ILR,max} - \mathbf{u}_j \\ -\mathbf{u}_{ILR,min} + \mathbf{u}_j \\ \mathbf{y}_{max} - \mathbf{y}_j \\ -\mathbf{y}_{min} + \mathbf{y}_j \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}}_{=:\mathbf{b}_{qp}}. \quad (4.152)$$

angeben. Als Ergebnis liefert diese Optimierung den optimalen Parametervektor $\boldsymbol{\alpha}_{j+1}$. Durch Einsetzen in die Substitutionsgleichung (4.142) lässt sich die optimale Stellgrößenfolge $\Delta \mathbf{u}_{j+1}$ berechnen, die von der ILR auf die Strecke gegeben wird. Neben der Reduktion der Optimierungsvariablen bietet dieses Verfahren den Vorteil, dass die berechneten Stellgrößenverläufe stetig sind und dadurch eine Wichtung der Stellgrößenänderung bereits inhärent gegeben ist. Die Schwierigkeit dieses Ansatzes besteht jedoch darin, eine optimale Intervalllänge der Splines sowie die Ordnung n_{sp} der Polynome zu wählen.

4.6 Zusammenfassung

Zur Entwicklung von Prozess- und Qualitätsregelgrößen müssen Modelle explizit im Regler berücksichtigt werden, um das Übertragungsverhalten von den zumeist maschinennahen

Stellgrößen zu den relevanten Regelgrößen beschreiben zu können. Im Vergleich zu klassischen Regelungsansätzen, bei denen in aller Regel abstrakte Reglerparameter eingestellt werden, werden bei modellbasierten Reglern vor allem die Modelle angepasst. Sind die Modelle physikalisch-motiviert, entspricht ein Großteil der zu parametrierenden Reglerparameter den Parametern des Modells, die wiederum mit den technischen und konstruktiven Parametern des realen Systems korrelieren. Dadurch kann der Regler auch ohne tiefgehendes regelungstechnisches Verständnis parametriert werden. Durch die Kombination der physikalisch-motivierten Modelle mit Ansätzen der Black-Box-Modellierung, können die Modelle auch teilweise automatisch parametriert werden, sodass der Parametrierungsaufwand weiter reduziert werden kann.

Aus diesem Grund thematisierte dieses Kapitel zunächst die verschiedenen Modelltypen hinsichtlich der verwendeten Menge empirischer Daten. Darauf aufbauend wurden die für diese Arbeit elementaren mathematischen Modellierungsformen vorgestellt. Anschließend wurde gezeigt wie mithilfe eines Zustandsbeobachters nicht messbare Größen geschätzt werden können, die vor allem zur Regelung benötigt werden. Anschließend wurden die Ansätze einer modellbasierten prädiktiven Regelung und einer Iterativ Lernenden Regelung vorgestellt. Während die modellbasierte prädiktive Regelung ausgehend vom aktuellen Zeitpunkt das zukünftige Systemverhalten mithilfe eines Modells prädiziert und bei der Regelungsaufgabe berücksichtigt, bezieht die Iterativ Lernende Regelung einen vollständigen Zyklus in die Regelungsaufgabe ein.

In den folgenden Kapiteln werden die vorgestellten Ansätze nun auf reale Anwendungsfälle übertragen.

5 Kunststoffspritzgießen

Das Kunststoffspritzgießen zeichnet sich durch die hohe Gestaltungsfreiheit der zu fertigenden Formteile und seine kurzen Fertigungszyklen aus. Damit ist es eines der bedeutendsten Verfahren zur Massenproduktion von Kunststoffformteilen. Der Einrichtprozess ist aufgrund der Vielzahl der Einflussfaktoren jedoch sehr aufwendig. Außerdem können Materialschwankungen oder veränderliche Umgebungsbedingungen dazu führen, dass die Maschineneinstellungen während der Fertigung adaptiert werden müssen. Um den Einstellaufwand zu reduzieren und die Qualität zu regeln, wird im Folgenden das Konzept der modellbasierten Selbstoptimierung auf das Kunststoffspritzgießen übertragen.

Dieses Kapitel basiert in Teilen auf den eigenen Publikationen [107, 113, 135, 204, 246, 247, 254]

5.1 Zielstellung

Die Qualität eines Kunststoffformteils kann durch unterschiedliche Kriterien, wie zum Beispiel das Formteilmgewicht, den Formverzug und den Glanzgrad bewertet werden [91]. Zur Beeinflussung dieser Qualitätsgrößen wurden im Stand der Technik (Abschnitt 2.3) verschiedene Lösungsansätze vorgestellt, welche diese Qualitätsmerkmale direkt oder indirekt beeinflussen können. Während viele Ansätze die Maschineneinstellungen über die Fertigungszyklen verbessern, adressieren andere Ansätze die Reproduzierbarkeit wichtiger Prozessgrößen. Dabei hat sich gezeigt, dass insbesondere die im Werkzeug auftretenden Prozessgrößen einen großen Einfluss auf die Formteilqualität haben. So kann die Qualität insbesondere durch die Adaption des Werkzeuginnendrucks während der Nachdruckphase beeinflusst werden [91, 142, 223]. Jedoch werden hierfür Druck- und Temperatursensoren im Werkzeug benötigt, die heute nur selten verbaut sind. Dies liegt zum einen an den zusätzlichen Investitionskosten und zum anderen daran, dass die Sensoren nur selten genutzt werden.

Neben der Regelung verschiedener Prozessgrößen wurde im Stand der Technik das Konzept der pvT-Optimierung vorgestellt, welches in der Nachdruckphase einen optimalen Verlauf für den Werkzeuginnendruck bestimmt [108]. Dabei wird ausgehend von dem gewünschten Endgewicht und dem Werkzeugvolumen eine optimale Trajektorie für das spezifische Volumen im pvT-Diagramm berechnet (Abbildung 5.1 (a)). Diese Trajektorie hängt

von dem Abkühlvorgang der Schmelze ab, sodass die Schmelztemperatur mit einem Temperatursensor im Werkzeug gemessen oder mithilfe einer Abkühlrechnung abgeschätzt werden muss. Kann die Schmelztemperatur zur Laufzeit bestimmt werden, lässt sich der Verlauf des spezifischen Volumens durch die Regelung des Werkzeuginnendrucks anpassen. Dies setzt jedoch die Messung des Werkzeuginnendrucks voraus.

Ist das spezifische Volumen am Ende eines jeden Zyklus gleich, dann ist theoretisch auch das Formteilgewicht am Ende eines jeden Zyklus gleich [108]. Jedoch konnte sich dieses Prozessführungskonzept bisher nicht durchsetzen, da in der Praxis keine Regelungsansätze zur Verfügung standen, welche den von der pvT-Optimierung bestimmten Werkzeuginnendruckverlauf (Abbildung 5.1 (b)) mit vertretbarem Aufwand realisieren konnten.

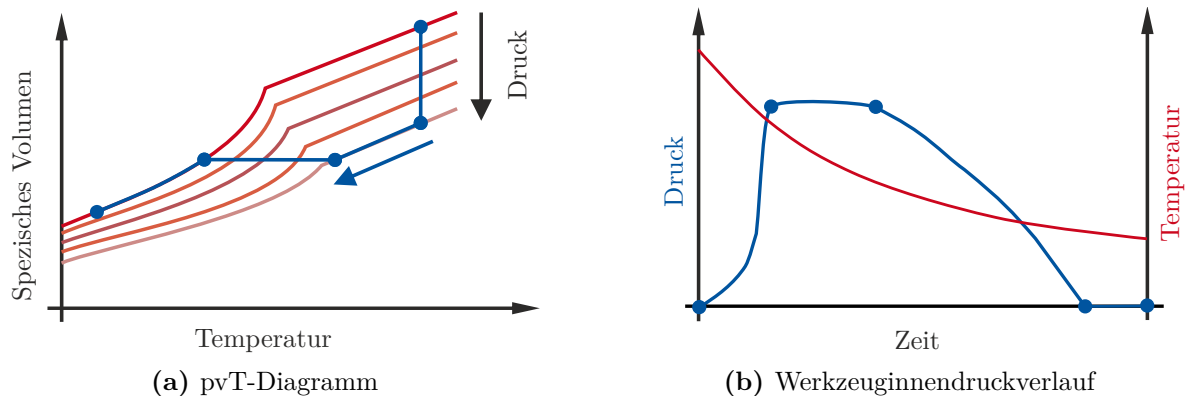


Abb. 5.1: Qualitative Darstellung des pvT-Diagramms mit einem pvT-optimalen Druckverlauf des Werkzeuginnendrucks (blaue Linie).

Deshalb werden im Folgenden zwei Regelungsstrategien vorgestellt, die eine hochdynamische Regelung des Werkzeuginnendrucks und damit die Anwendung der pvT-Optimierung ermöglichen. Die Kombination von Werkzeuginnendruckregelung und pvT-Optimierung erfolgt im Sinne der MBSO, sodass sich für das Kunststoffspritzgießen die MBSO gemäß Abbildung 5.2 angeben lässt. Dementsprechend besteht das übergeordnete Ziel in der Realisierung eines gewünschten Formteilgewichts. Anhand dieses Formteilgewichts wird ein korrespondierendes spezifisches Volumen berechnet, das als Zielgröße der pvT-Optimierung dient. Weiterhin wird mithilfe zusätzlicher Temperatur- und Drucksensoren im MO-System der aktuelle Arbeitspunkt im pvT-Diagramm bestimmt. Die pvT-Optimierung berechnet dann einen optimalen Werkzeuginnendruckverlauf, welcher von der Werkzeuginnendruckregelung des ISA-Systems adressiert wird.

Aus regelungstechnischer Sicht handelt es sich um eine Kaskadierung von Maschinen-, Prozess- und Qualitätsregelkreisen (Abbildung 5.3). Die Maschine verfügt bereits über maschineninterne und damit unterlagerte Regelkreise zur Bewegungsführung der Schnecke. Diese Regelkreise stellen sicher, dass die Schnecke mit definierten Geschwindigkeiten

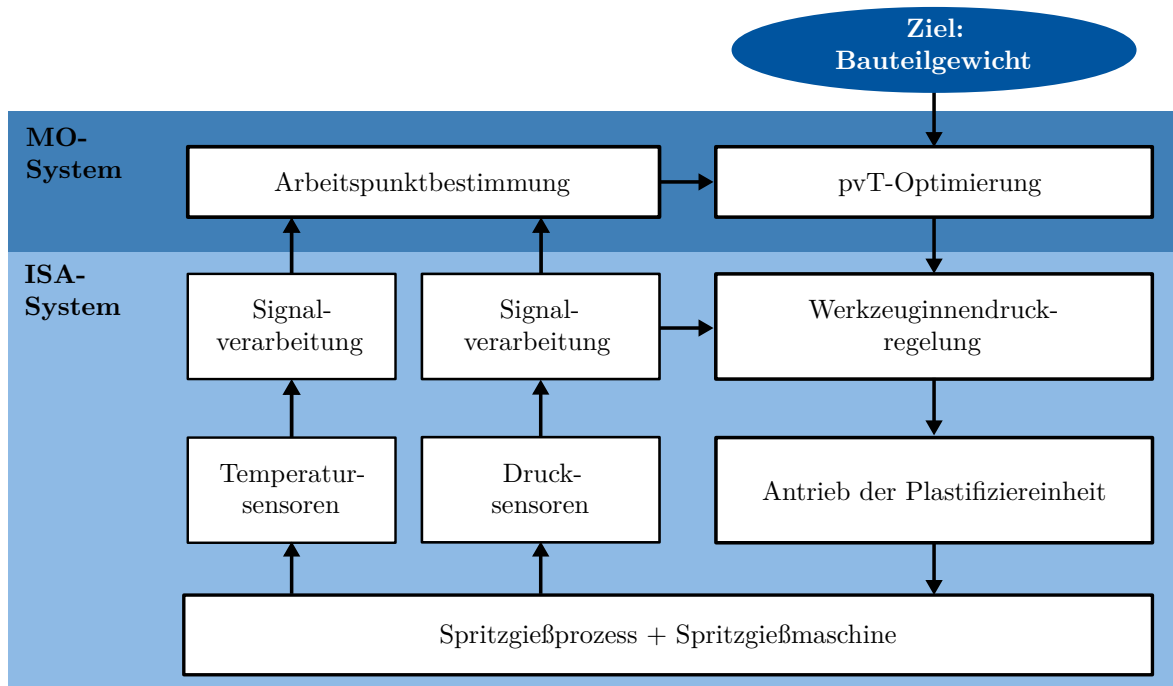


Abb. 5.2: MBSO zur Regelung des Formteilmgewicht beim Kunststoffspritzgießen.

verfahren werden kann. Darauf aufbauend werden mithilfe der im Werkzeug verbauten Sensoren die Temperatur T_c und der Druck p_c gemessen und eine Werkzeuginnendruckregelung realisiert, die als Prozessregelung aufgefasst wird. Diese Prozessregelung stellt sicher, dass die geforderten Drücke bestmöglich verfolgt werden. Zur Schätzung der nicht messbaren Zustände und Störungen wird ein EKF eingesetzt. Dieser schätzt anhand der gemessenen Schneckenposition x_a , der Schneckengeschwindigkeit v_a , dem Schneckenvorraumdruck p_s , dem Werkzeuginnendruck p_c sowie der Stellgröße u_s den für die Regelungsaufgabe benötigten Zustandsvektor $\mathbf{x}$.

Die pvT-Optimierung ist als Referenzgenerator für die unterlagerte Werkzeuginnendruckregelung zu verstehen, die anhand der a priori geforderten Formteilmasse m_{soll} zyklisch oder online eine optimale Trajektorie $\mathbf{p}_{c,soll}$ für den Werkzeuginnendruck p_c berechnet. Damit ist der äußere Regelkreis, der über die pvT-Optimierung geschlossen wird, als Qualitätsregelkreis zu verstehen. Die Regelgüte dieses äußeren Qualitätsregelkreises hängt jedoch sehr stark von dem eingesetzten Materialmodell ab, da das Formteilmgewicht nicht zur Laufzeit gemessen, sondern nur über dieses Modell abgeschätzt werden kann. Erst am Ende eines Fertigungszyklus kann die tatsächlich resultierende Formteilmasse m_{mess} gemessen werden. Eine Rückführung dieser Formteilmasse am Ende des Zyklus erfolgt jedoch nicht.

Im Folgenden werden sowohl eine MPR als auch eine ILR vorgestellt, die eine Pro-

zessregelung im Sinne der pvT-Optimierung ermöglichen. Hierfür wird zunächst ein Modell der Maschine und des Prozesses aufgestellt, welches das dynamische Verhalten der Regelstrecke beschreibt. Anschließend werden die beiden Regelungsansätze vorgestellt und an einer servo-elektrischen Kunststoffspritzgießmaschine experimentell validiert.

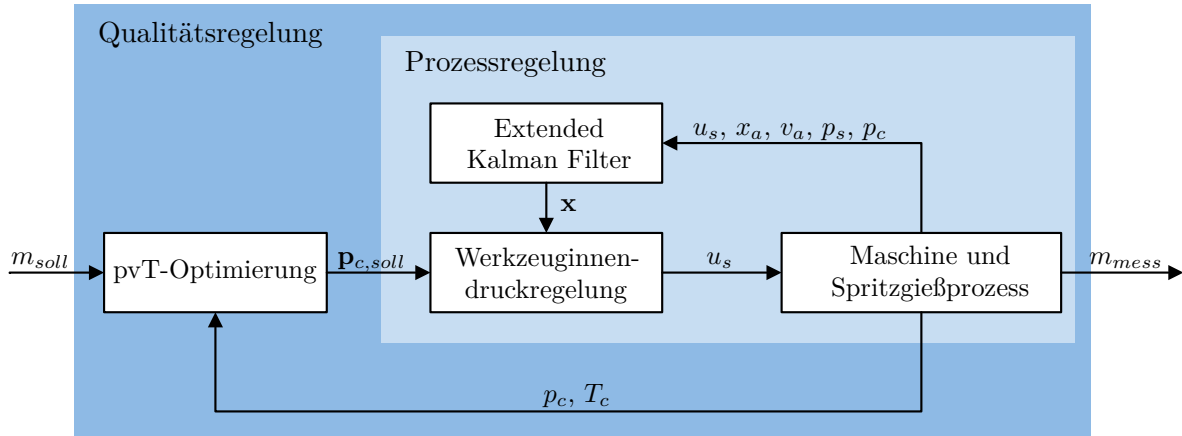


Abb. 5.3: Bestandteile der Gewichtsregelung beim Kunststoffspritzgießen.

5.2 Modellierung

Die Regelstrecke wird gemäß Abbildung 5.4 in ein Maschinenmodell und ein Prozessmodell unterteilt. Dabei beschreibt das Maschinenmodell die Dynamik des Antriebs inklusive der Schnecke. Als Eingang des Maschinenmodells wird die Steuerspannung u_s des Frequenzumrichters definiert. Innerhalb des Frequenzumrichters ist eine Geschwindigkeitsregelung realisiert, die sicherstellt, dass sich eine zur Steuerspannung u_s korrespondierende Geschwindigkeit v_a der Schnecke einstellt. Weiterhin wird maschinenseitig die Schneckenposition x_a gemessen. Beide Größen werden als Ausgänge des Maschinenmodells und als Eingänge des Prozessmodells definiert. Das Prozessmodell beschreibt wiederum das Verhalten der Kunststoffschmelze in der Plastifiziereinheit und dem Werkzeug während der Einspritz-, Kompressions- und Nachdruckphase. Als Regelgröße ergibt sich gemäß der oben beschriebenen Zielstellung der Werkzeuginnendruck p_c .

5.2.1 Maschinenmodell

Die vom Maschinenhersteller implementierten Maschinenregelungen stellen sicher, dass sich die Maschinengrößen reproduzierbar verhalten. Hierzu gehören zum einen die Temperaturregelkreise entlang der Plastifiziereinheit und zum anderen die Regelung des

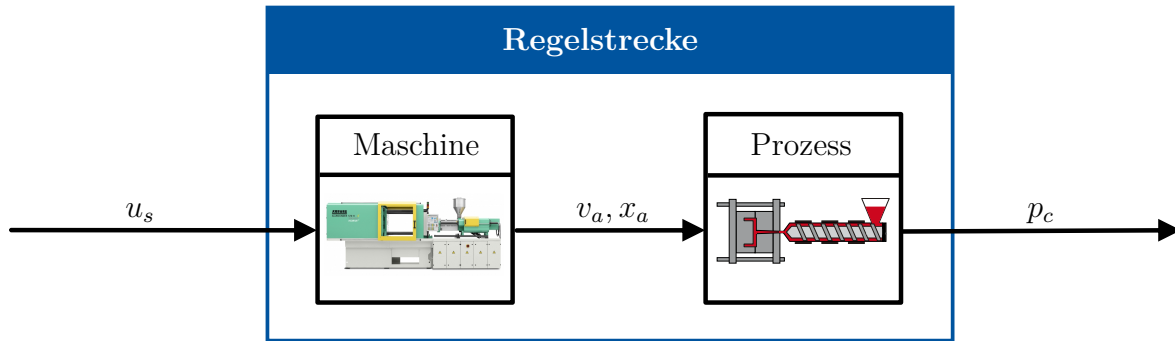


Abb. 5.4: Unterteilung der Regelstrecke in Maschinen- und Prozessmodell.

servo-elektrische Antriebs. Während die Temperaturen der Heizelemente als gegeben und konstant angenommen werden, muss die Regelung des Antriebs explizit bei der Modellierung berücksichtigt werden. Hierfür werden zunächst Identifikationsversuche an der Maschine durchgeführt, indem verschiedene Testsignale auf die Steuerspannung u_s der Maschine geschaltet werden. Durch Auswertung der resultierenden Schneckengeschwindigkeiten v_a kann anschließend das dynamische Verhalten des Antriebs identifiziert werden. Dabei wird auf die beim Kunststoffspritzgießen gebräuchliche Konvention zurückgegriffen, sodass die Schneckengeschwindigkeit v_a nicht über den Weg, sondern in Abhängigkeit des geometrischen Volumens im Schneckenorraum angegeben wird. Entsprechend gilt für die Schneckengeschwindigkeit

$$v_a := A_s v_a^* \quad (5.1)$$

mit der Querschnittsfläche A_s der Schnecke und der Geschwindigkeit v_a^* entlang des Verfahrweges der Schnecke. Analog gilt für die Schneckenposition

$$x_a := A_s x_a^* \quad (5.2)$$

mit der Position x_a^* entlang des Verfahrweges.

Die Identifikationsversuche des Antriebs zeigen, dass sich der Antrieb näherungsweise durch ein Verzögerungsglied zweiter Ordnung mit der Totzeit T_t beschreiben lässt (Abbildung 5.5 und Abbildung 5.6). Folglich lässt sich für den Antrieb die Übertragungsfunktion

$$G_v(s) := \frac{V_a(s)}{U_s(s)} = \frac{K_v \omega_0^2}{s^2 + 2 D \omega_0 s + \omega_0^2} e^{-s T_t} \quad (5.3)$$

mit der Laplace-Transformierten $V_a(s)$ der Geschwindigkeit v_a , der Laplace-Transformierten $U_s(s)$ der Steuerspannung u_s , der Verstärkung K_v , der Dämpfung D , der Kennkreisfrequenz ω_0 und der Totzeit T_t angeben. Die Position x_a der Schnecke lässt sich durch Integration der Geschwindigkeit v_a bestimmen. Damit folgt zur Bestimmung der Position x_a die Übertragungsfunktion

$$G_p(s) := \frac{X_a(s)}{U_s(s)} = G_v(s) \cdot \frac{1}{s} \quad (5.4)$$

mit der Laplace-Transformierten $X_a(s)$ der Schneckenposition x_a . Entsprechend lässt sich das Maschinenmodell als SIMO-System mit dem Eingang u_s und den Ausgängen v_a , x_a interpretieren, wobei die Ausgänge gekoppelt sind.

Für die weitere Modellbildung und den Reglerentwurf werden die Übertragungsfunktionen (5.3) und (5.4) in den Zeitbereich rücktransformiert und in die Zustandsraumdarstellung überführt (siehe Abschnitt 4.2.4 und Abschnitt 4.2.3). Anschließend lässt sich das totzeitfreie ($T_t = 0$), zeitkontinuierliche Zustandsraummodell

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{x}}_D &= \begin{bmatrix} -2D\omega_0 & -\omega_0^2 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_D + \begin{pmatrix} K\omega_0^2 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} u_s \\ \mathbf{y}_D &= \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_D\end{aligned}\tag{5.5}$$

mit dem Ausgangsvektor $\mathbf{y}_D$ und dem Eingang u_s angeben. Der Zustandsvektor $\mathbf{x}_D$ ist definiert durch

$$\mathbf{x}_D := \begin{pmatrix} \dot{v}_a & v_a & x_a \end{pmatrix}^T\tag{5.6}$$

mit der Beschleunigung $\dot{v}_a$, der Geschwindigkeit v_a und der Position x_a der Schnecke.

Die Modellparameter $K_v = 23,4 \text{ cm}^3(\text{s V})^{-1}$, $D = 0,79$, $\omega_0 = 133 \text{ s}^{-1}$ und $T_t = 8 \text{ ms}$ bzw. 88 ms werden mithilfe der *System Identification Toolbox* von MATLAB ermittelt. Dabei zeigt sich, dass die Totzeit zu Beginn des Zyklus mit $T_t = 88 \text{ ms}$ größer ist als während des restlichen Zyklus ($T_t = 8 \text{ ms}$). Das liegt darin begründet, dass zu Beginn des Zyklus zunächst ein Relais geschaltet wird, bevor das Signal von der Steuerung an die Maschine übertragen werden kann. Im weiteren Verlauf des Zyklus wird das Relais nicht mehr geschaltet, sodass sich die Totzeit allein durch die Übertragungs- und Verarbeitungszeiten des Antriebs einstellt.

Das Modell wird in Abbildung 5.5 bzw. Abbildung 5.6 mit den realen Messdaten verglichen. Dabei zeigt sich, dass das Modell das tatsächliche Übertragungsverhalten in guter Näherung abbildet. Lediglich der Anstieg bei einer Eingangsgrößenänderung ist bei dem Modell flacher als bei den realen Messdaten. Bei der Wahl der Parametrierung des Verzögerungsgliedes muss zwischen dem Anstieg und der Dämpfung abgewogen werden. Eine Parametrierung, die in einem steileren Anstieg resultieren würde hätte auch ein stärkeres Schwingen zur Folge. Soll der Anstieg möglichst steil sein, aber kein Überspringen auftreten, kann der Antrieb auch durch ein Verzögerungsglied erster Ordnung approximiert werden. Im Rahmen dieser Arbeit wird der Antrieb jedoch als Verzögerungsglied zweiter Ordnung modelliert, um die Übertragbarkeit auf andere Maschinen zu vereinfachen.

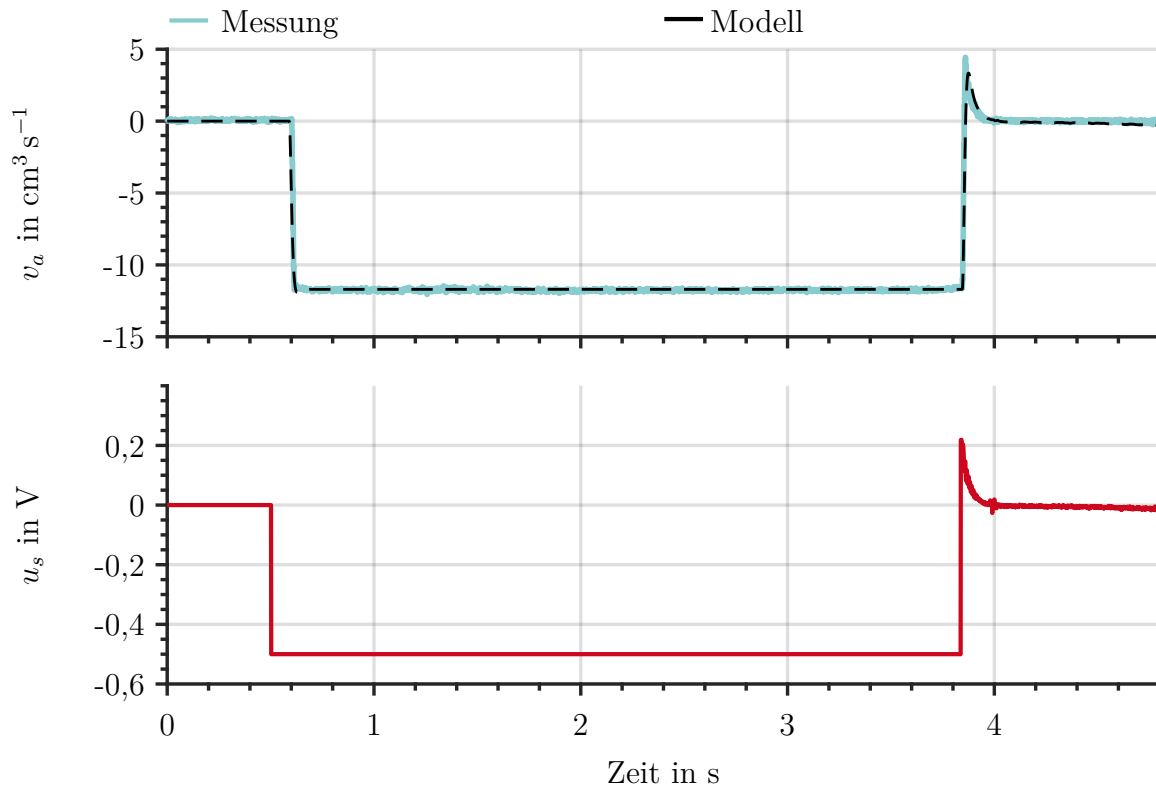


Abb. 5.5: Vergleich der gemessenen Antriebsgrößen mit dem identifizierten Maschinenmodell. In Abbildung 5.6 sind die transienten Bereiche detailliert dargestellt.

5.2.2 Prozessmodell

Wie im Stand der Technik erläutert, kann das dynamische Verhalten der Kunststoffschmelze nur schwer beschrieben werden, da es sich um ein nicht-newtonsches Fluid handelt. Deshalb kommen zur Beschreibung des Prozesses sehr häufig FV-Modelle zum Einsatz. Diese Modelle sind jedoch sehr komplex und können deshalb nicht für eine Echtzeitregelung genutzt werden. Aus diesem Grund soll im Folgenden ein hydraulisches Ersatzmodell aufgestellt werden, das die wichtigsten Wirkzusammenhänge abbildet. Dennoch soll das Ersatzmodell möglichst einfach sein, damit es in einer Echtzeitregelung eingesetzt werden kann. Hierfür wird das Prozessmodell zunächst in Plastifizierzylinder, Düse und Werkzeug unterteilt. Sowohl der Plastifizierzylinder als auch das Werkzeug werden als Druckgefäße vereinfacht, die durch die Düse verbunden sind. Die konstruktive Ausgestaltung des Plastifizierzylinders bzw. des Werkzeuges werden vernachlässigt und durch ein homogenes Volumen angenähert. Außerdem wird die Düse zusammen mit dem Angusskanal des Werkzeuges als Kapillare aufgefasst, da die Länge des Kanals deutlich größer ist als der Durchmesser. Damit lässt sich das Ersatzmodell gemäß Abbildung 5.7 beschreiben, für das im Folgenden die Modellgleichungen aufgestellt werden.

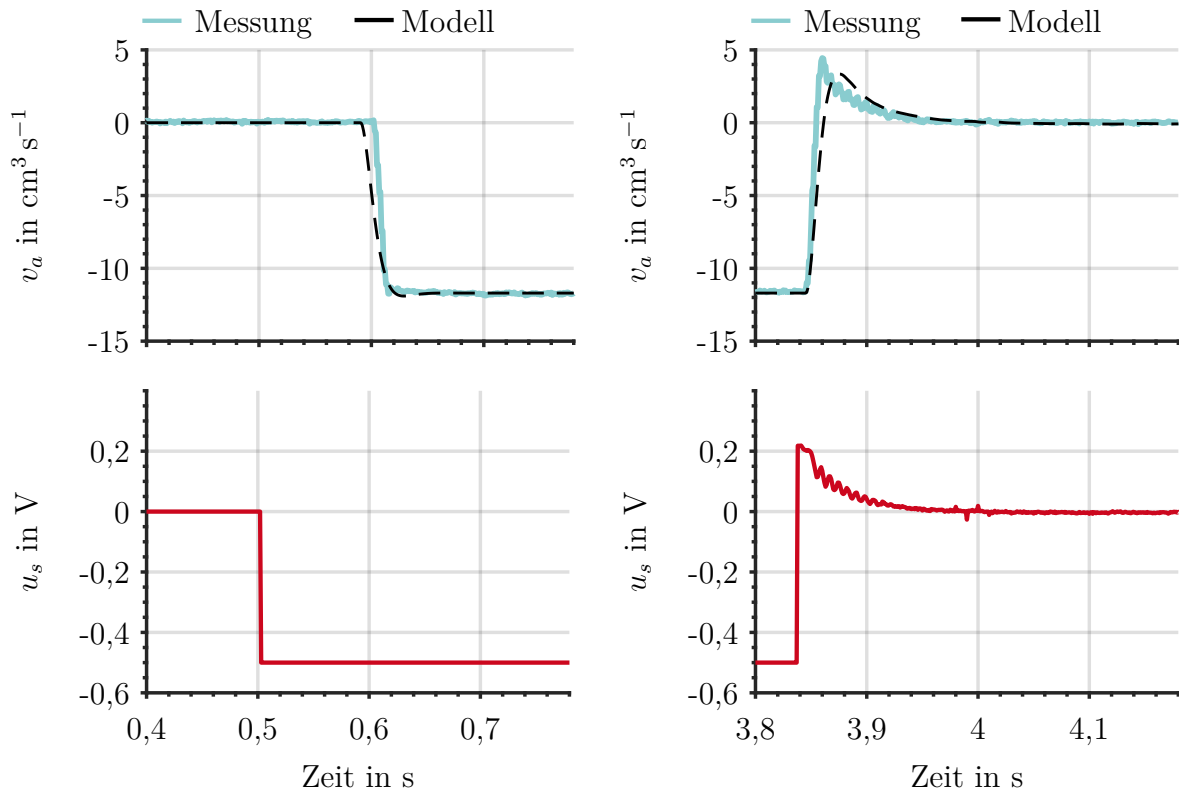


Abb. 5.6: Detailansicht der in Abbildung 5.5 dargestellten Mess- und Modellverläufe.

Plastifizierzylinder

Durch die Definition des Plastifizierzylinders als Druckgefäß, kann dieser als abgeschlossenes Gefäß mit einem Zulauf und einen Ablauf interpretiert werden. Innerhalb dieses Druckgefäßes gilt die Massenerhaltung, sodass die allgemeine Druckaufbaugleichung

$$\frac{dp_s}{dt} = \frac{\beta_s(p_s, T_s)}{V_s} \underbrace{(q_{zu} - q_{ab})}_{=: \dot{V}_s} \quad (5.7)$$

für den Druck p_s im Schneckenorraum gilt. Damit wird beschrieben wie sich der Druck in Abhängigkeit des zufließenden Volumenstroms q_{zu} und des abfließenden Volumenstroms q_{ab} verändert. Fließt mehr Volumen in das Gefäß als ausströmt, steigt der Druck in dem Gefäß an und umgekehrt. Der Druckanstieg hängt dabei sowohl von der Kompressibilität β_s als auch von dem geometrischen Volumen V_s des Schneckenorraums ab.

Weiterhin gilt für die Masse m_s im Plastifizierzylinder

$$m_s = \rho_s V_s = \frac{V_s}{\nu_s} \quad (5.8)$$

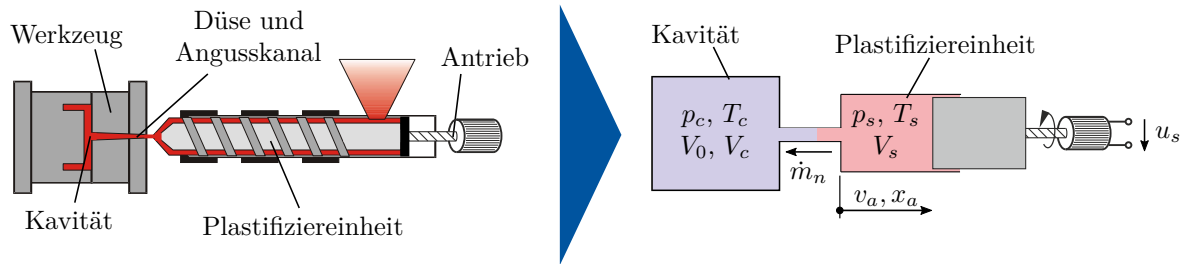


Abb. 5.7: Schematische Aufbau des Prozesses (links) mit dem davon abgeleiteten hydraulischen Ersatzmodell (rechts).

mit der Dichte ρ_s bzw. dem spezifischen Volumen ν_s . Die Änderung des Volumens im Zylinder lässt sich somit durch

$$\dot{V}_s = \dot{m}_s \nu_s + m_s \dot{\nu}_s \quad (5.9)$$

mit der Änderung $\dot{\nu}_s$ des spezifischen Volumens und der Massenänderung $\dot{m}_s$ innerhalb des Druckgefäßes beschreiben. Hierbei beschreibt der erste Term die Volumenänderung infolge des Massenstroms in bzw. aus dem Gefäß. Der zweite Term beschreibt dagegen die Volumenänderung infolge einer Dichteänderung, welche die Kunststoffschmelze bei Temperatur- bzw. Druckänderung aufweist. Die dabei auftretende Massenänderung $\dot{m}_s$ ergibt sich in Abhängigkeit der zugeführten Masse $\dot{m}_{zu}$ und der abgeführten Masse $\dot{m}_{ab}$, sodass bei Massenerhaltung die Gleichung

$$\dot{m}_s := \dot{m}_{zu} - \dot{m}_{ab} \quad (5.10)$$

gilt. Entsprechend lassen sich nach Einsetzen in Gleichung (5.9) die Volumenströme in Gleichung (5.7) bestimmen.

Dem Plastifizierzylinder wird kein realer Massenstrom $\dot{m}_{zu}$ bzw. Volumenstrom q_{zu} zugeführt. Stattdessen wird die Schnecke des Plastifizierzylinders verfahren, wodurch die Kunststoffschmelze komprimiert wird. Dieser Vorgang kann als virtueller Volumenstrom aufgefasst werden, der dem veränderlichen Schneckenorraumvolumen

$$V_s := x_a = A_s x_a^* \quad (5.11)$$

zugeführt wird. Damit ergibt sich der virtuelle zugeführte Volumenstrom

$$q_{zu} := -v_a = -A_s v_a^*, \quad (5.12)$$

wobei das negative Vorzeichen aus der Richtungsdefinition der Geschwindigkeit v_a in Abbildung 5.7 folgt. Der abgeführte Volumenstrom

$$q_{ab} := \dot{m}_n \nu_s - m_s \dot{\nu}_s \quad (5.13)$$

beschreibt zum einen den Massenstrom $\dot{m}_n$, der durch die Kapillare abgeführt wird und zum anderen die Volumenschwindung der Kunststoffschmelze infolge von Druck- bzw. Temperaturänderungen. Dabei gilt, dass mit steigendem Druck das spezifische Volumen ν_s kleiner wird und somit die Änderung $\dot{\nu}_s$ negativ ist. Die Volumenschwindung wird jedoch als abfließender Volumenstrom definiert, sodass in Gleichung (5.13) der zweite Term ein negatives Vorzeichen aufweist.

Durch Einsetzen der Gleichung (5.12) und (5.13) in Gleichung (5.7) ergibt sich die Druckaufbaugleichung

$$\frac{dp_s}{dt} = \frac{\beta_s(p_s, T_s)}{x_a} (-v_a - \dot{m}_n \nu_s(p_s, T_s) + m_s \dot{\nu}_s) \quad (5.14)$$

für den Plastifizierzylinder, wobei sowohl das Kompressionsmodul β_s als auch das spezifische Volumen ν_s arbeitspunktabhängig sind, also vom Schneckenorraumdruck p_s und der Temperatur T_s abhängen.

Zur Beschreibung der Materialeigenschaften der Kunststoffschmelze wird das pvT-Diagramm herangezogen (Abbildung 5.8). Somit gilt für das spezifische Volumen im Allgemeinen

$$\nu_i = \text{pvT}(p_i, T_i) \quad \text{mit } i = s, c, \quad (5.15)$$

sodass mit dem pvT-Diagramm der Zusammenhang zwischen dem spezifischen Volumen ν_i , dem Druck p_i und der Temperatur T_i beschrieben wird. Zur Beschreibung dieses Zusammenhangs wird der 7-Koeffizientenansatz gewählt, bei dem sich das Materialverhalten durch

$$\nu_i(p_i, T_i) = \begin{cases} \frac{K_{1S}}{p_i + K_{4S}} + \frac{K_{2S} T_i}{p_i + K_{3S}} + K_{5S} e^{(K_{6S} T_i - K_{7S} p_i)} & \text{für } T_i < T_f(p_i) \\ \frac{K_{1F}}{p_i + K_{4F}} + \frac{K_{2F} T_i}{p_i + K_{3F}} & \text{sonst,} \end{cases} \quad (5.16)$$

beschreiben lässt [221]. Die Übergangstemperatur

$$T_f(p_i) = K_8 + K_9 p_i \quad (5.17)$$

ist abhängig von dem Druck p_i und beschreibt die Temperatur, bei der die Kunststoffschmelze vom flüssigen Zustand in den festen Zustand übergeht. Die Parameter K_{1S} , K_{2S} , K_{3S} , K_{4S} , K_{5S} , K_{6S} , K_{7S} , K_{1F} , K_{2F} , K_{3F} , K_{4F} , K_8 , K_9 werden a priori in Laborversuchen für den jeweiligen Kunststoff bestimmt. In Abbildung 5.8 ist das pvT-Diagramm exemplarisch für Polypropylen (Typ PP579S) dargestellt. Die dafür gewählten Parameter sind in Tabelle 5.1 angegeben.

Im Plastifizierzylinder wird die Annahme getroffen, dass die Schmelzetemperatur T_s konstant ist, wodurch sich das dreidimensionale Kennfeld zu einem zweidimensionalen Kennfeld reduziert. Dennoch kann die Ableitung $\dot{\nu}_s$ des spezifischen Volumens nicht exakt bestimmt werden, da Sprünge und Unstetigkeiten zu einem unendlich großen

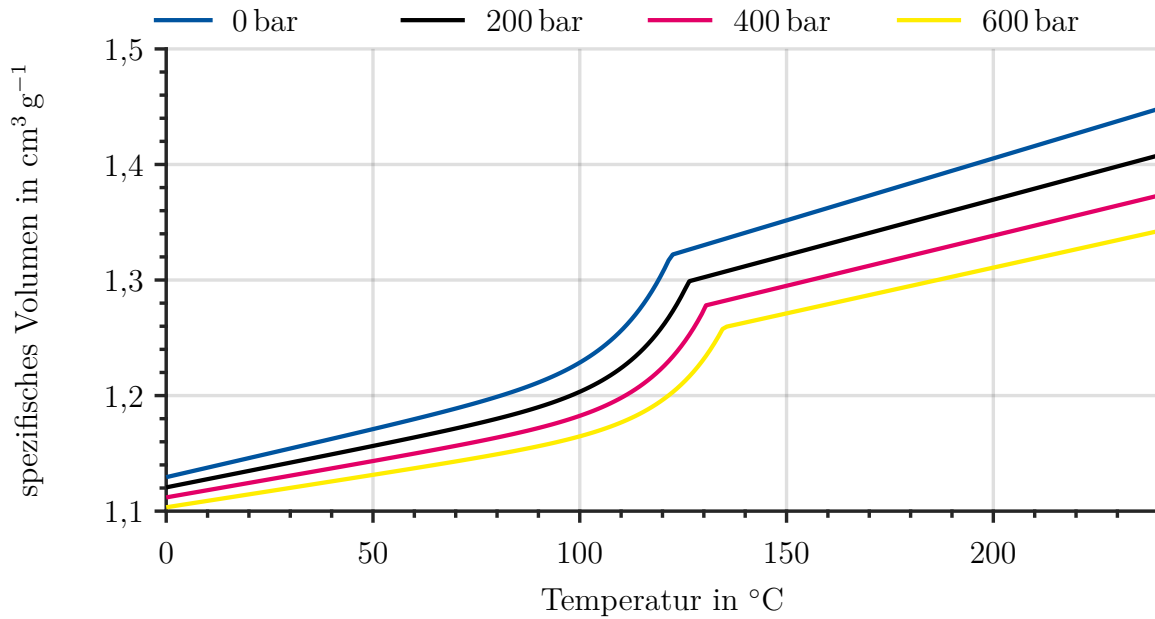


Abb. 5.8: pvT-Diagramm für Polypropylen (Typ PP579S).

Anstieg $\dot{\nu}_s$ führen würden. Aus diesem Grund wird die Änderung $\dot{\nu}_s$ des spezifischen Volumens mithilfe eines Differenzierers und eines Tiefpassfilter approximiert, sodass sich im Bildbereich die allgemeine Beziehung

$$\dot{\nu}_i(s) = \underbrace{\frac{s}{1 + sT_1}}_{=:G_d(s)} \nu_i(s) \quad \text{mit } i = s, c \quad (5.18)$$

angeben lässt. Dabei beschreibt die Zeitkonstante T_1 den Anstieg des Verzögerungsgliedes erster Ordnung.

Weiterhin ist das Kompressionsmodul β_s abhängig von dem Druck p_s und der Temperatur T_s . Da die Schmelztemperatur T_s im Plastifizierzylinder jedoch als konstant angenähert wird, kann mithilfe des pvT-Diagramms (siehe Gleichung (5.16)) das isotherme Kompressionsmodul

$$\beta_s(p_s, T_s) = -\nu_s(p_s, T) \left(\frac{dp_s}{d\nu_s(p_s, T)} \right)_{T=T_s} \quad (5.19)$$

berechnet werden [77].

Kapillare

Der Massenstrom $\dot{m}_n$ durch die Kapillare wird zur Vereinfachung als stationäre, isotherme und laminare Strömung eines newtonschen Fluids idealisiert. Hierdurch kann die Strömung

K_{1F}	K_{2F}	K_{3F}	K_{4F}	
21406,787	1,819	1695,673	17977,943	
K_{1S}	K_{2S}	K_{3S}	K_{4S}	
28683,116	1,041	1261,556	25397,454	
K_{5S}	K_{6S}	K_{7S}	K_8	K_9
$7,405 \cdot 10^{-6}$	$7,718 \cdot 10^{-2}$	$1,846 \cdot 10^{-3}$	122,329	$2,036 \cdot 10^{-2}$

Tabelle 5.1: Identifizierte Parameter für das pvT-Diagramm von Polypropylen (Typ PP579S). Zur besseren Übersicht wird auf die Einheiten verzichtet. Drücke werden in bar angegeben und Temperaturen in °C.

vom Plastifizierzylinder in das Werkzeug möglichst einfach beschrieben werden. Alle dabei vernachlässigten Effekte werden später durch experimentelle Identifikation in der Viskosität berücksichtigt. Dementsprechend lässt sich die Strömung mithilfe von

$$\dot{m}_n = \frac{\pi R^4}{8 \nu_s(p_s, T_s) L \eta(t)} (p_s - p_c), \quad (5.20)$$

sowie dem Druckabfall zwischen Schneckenorraumdruck p_s und Werkzeuginnendruck p_c beschreiben. Während der Radius R und die Länge L durch den Aufbau der Düse und des Angusskanals bestimmt sind, verändert sich die Viskosität η innerhalb eines Zyklus. Identifikationsversuche zeigen, dass sich die zeitliche Abhängigkeit mithilfe von

$$\eta(t) = \begin{cases} \eta_0 & \text{für } p_{c, far} \leq p_u \\ \eta_0 + \eta_t(t - T_u) & \text{für } p_{c, far} > p_u \end{cases} \quad (5.21)$$

approximieren lässt. Dabei beschreibt η_0 die Viskosität während der Einspritzphase, in der üblicherweise mit konstanter Einspritzgeschwindigkeit eingespritzt wird. Infolge dessen ist die Scherrate und die Temperatur näherungsweise konstant, sodass auch die Viskosität näherungsweise konstant ist. Nachdem das Werkzeug vollständig gefüllt ist steigt die Viskosität linear mit dem Anstieg η_t an.

Um den Füllvorgang überwachen zu können, ist im Werkzeug ein Drucksensor am Ende des Fließweges platziert, der den entfernten Druck $p_{c, far}$ misst. Dieser Druck ist solange näherungsweise null, wie die Schmelzefront den Drucksensor noch nicht erreicht hat. Erst bei Überströmen des Drucksensors steigt der Druck $p_{c, far}$ an. Deshalb wird davon ausgegangen, dass nach Überschreiten eines definierten Schwellwertes p_u zum Zeitpunkt T_u das Werkzeug vollständig gefüllt ist. Der Zeitpunkt T_u ergibt sich inhärent aus der Druckbedingung $p_{c, far} = p_u$. Nach Überschreiten des Schwellwertes p_u wird angenommen, dass das Werkzeug vollständig gefüllt ist und sich dadurch die Strömung durch die Kapillare verringert. Die Folge ist eine reduzierte Schergeschwindigkeit und somit eine ansteigende Viskosität.

Werkzeug

In Analogie zur Kapillare wird auch beim Werkzeug hinsichtlich des Füllgrades unterschieden, um dem nichtlinearen Übertragungsverhalten Rechnung zu tragen. Entsprechend werden in der Füllphase und in der Nachdruckphase unterschiedliche Modelle verwendet. Die Kompressionsphase wird dabei als Teil der Nachdruckphase definiert.

Während der Einspritzphase strömt die Kunststoffschmelze in das Werkzeug bis dieses vollständig gefüllt ist. Dieser Vorgang ist nur schwer mithilfe einfacher, physikalisch-motivierter Gleichungen beschreibbar, da sich die Schmelzefront in Abhängigkeit der Werkzeuggeometrie und der Rheologie inhomogen ausbreitet. Weiterhin kann nur an definierten Stellen im Werkzeug der Werkzeuginnendruck p_c gemessen werden, sodass der Druckverlauf nach Überströmen des Sensors ebenfalls modelliert werden muss. Zur Untersuchung der Modellierungsmöglichkeiten wurden Identifikationsversuche für verschiedene Einspritzgeschwindigkeiten v_a bzw. Steuerspannungen u_s durchgeführt (Abbildung 5.9). Dabei stellt sich zwischen Schneckenorraumdruck p_s und Werkzeuginnendruck p_c näherungsweise Verzögerungsverhalten erster Ordnung mit Totzeit ein. Entsprechend lässt sich für die Einspritzphase die Übertragungsfunktion

$$G_c(s) := \frac{P_c(s)}{P_s(s)} = \frac{K_c}{s + \omega_c} e^{-sT_{t,c}} \quad \text{für } p_{c,far} \leq p_u \quad (5.22)$$

mit der Laplace-Transformierten $P_c(s)$ des Werkzeuginnendrucks p_c und der Laplace-Transformierten $P_s(s)$ des Schneckenorraumdrucks p_s angeben. Die Verstärkung K_c , die Eckfrequenz ω_c und die Totzeit $T_{t,c}$ sind abhängig von der Einspritzgeschwindigkeit v_a . Diese werden mithilfe der *System Identification Toolbox* von MATLAB ermittelt und als Kennfeld implementiert. Dadurch können für beliebige Steuerspannungen u_s die Parameter für die Übertragungsfunktion (5.22) ermittelt werden. In Tabelle 5.2 sind die identifizierten Parameter für die in Abbildung 5.9 dargestellten Verläufe angegeben. Dabei wurde auf Versuche mit $u_s > -0,4 \text{ V}$ verzichtet, da für diese Fälle die Einspritzdauer zu lang ist und folglich keine Relevanz für die Praxis besteht. Weiterhin ergeben sich sehr kleine Eckfrequenzen ω_c , sodass die Übergangszeit sehr groß ist. Damit verhält sich das Verzögerungsglied während der Einspritzphase näherungsweise wie ein Integrator.

u_s	K_c	ω_c	$T_{t,c}$
-0,4 V	$0,374 \text{ s}^{-1}$	$2,652 \times 10^{-10} \text{ s}^{-1}$	1,18 s
-0,5 V	$0,352 \text{ s}^{-1}$	$4,909 \times 10^{-10} \text{ s}^{-1}$	0,94 s
-0,6 V	$0,313 \text{ s}^{-1}$	$4,335 \times 10^{-10} \text{ s}^{-1}$	0,82 s

Tabelle 5.2: Identifizierte Parameter für die in Abbildung 5.9 dargestellten Identifikationsversuche.

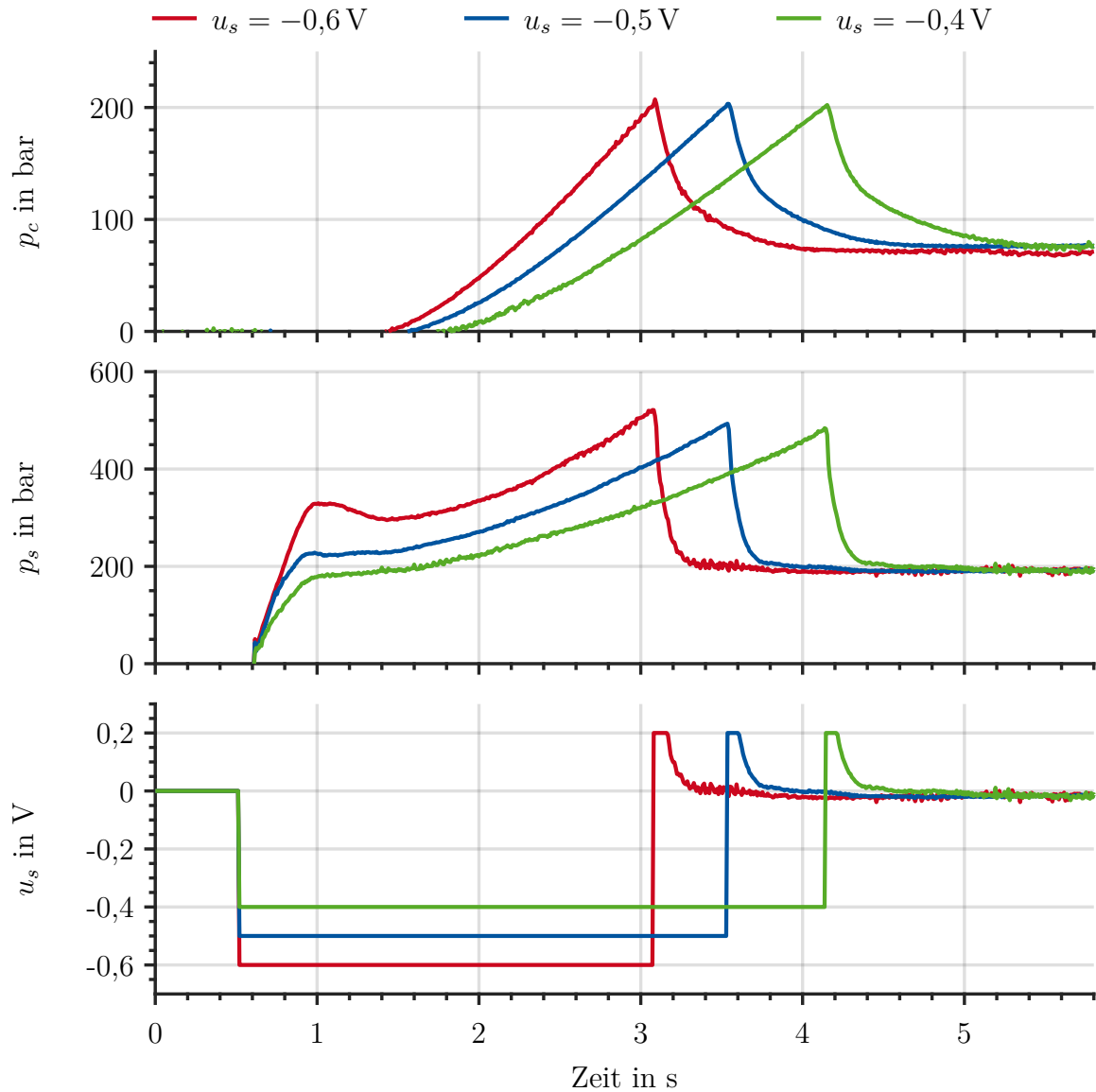


Abb. 5.9: Druckverläufe für unterschiedliche Steuerspannungen u_s während der Einspritzphase.

Da die Schmelze gemäß des Standes der Technik möglichst isotherm und infolge dessen möglichst schnell eingespritzt werden soll, ist die Einspritzgeschwindigkeit v_a während des Einspritzvorgangs maximal und konstant. Infolge dessen handelt es sich bei der beschriebenen Modellierung um eine valide Annäherung. Weiterhin gilt für den Füllvorgang des Werkzeuges näherungsweise

$$\frac{dV_c}{dt} = \dot{m}_n \nu_s(p_s, T_s) \quad (5.23)$$

mit dem Füllvolumen V_c des Werkzeuges, welches das bereits in das Werkzeug eingespritzte

Schmelzevolumen beschreibt. Wird die zeitabhängige Viskosität $\eta(t)$ in Gleichung (5.21) geeignet gewählt, ergibt sich $V_c(T_u) = V_0$ mit dem geometrischen Volumen V_0 des Werkzeuges. Im Gegensatz zum Füllvolumen beschreibt das geometrische Volumen V_0 das Volumen des gewünschten Formteils.

Während der Nachdruckphase ($p_{c, far} > p_u$) ist das Werkzeug vollständig gefüllt, sodass das dynamische Verhalten wie bei dem Plastifizierzylinder mithilfe der Druckaufbaugleichung (5.7) beschrieben werden kann. Im Gegensatz zum Plastifizierzylinder setzt sich die Druckaufbaugleichung des Werkzeuges nur aus dem zugeführten Volumenstrom, der in Folge des Massenstroms durch die Kapillare resultiert, und der Volumenschwindung der Schmelze zusammen. Entsprechend lässt sich für den Werkzeuginnendruck p_c die Druckaufbaugleichung

$$\frac{dp_c}{dt} = \frac{\beta_c(p_c, T_c)}{V_0} (\dot{m}_n \nu_c(p_c, T_c) + m_k \dot{\nu}_c) \quad (5.24)$$

mit dem Kompressionsmodul β_c , dem geometrischen Volumen V_0 der Kavität, der Änderung $\dot{\nu}_c$ des spezifischen Volumens ν_c und der Schmelzemasse m_k im Werkzeug angeben. In Analogie zum Plastifizierzylinder sind auch hier das Kompressionsmodul β_c und das spezifische Volumen ν_c arbeitspunktabhängig.

Während in der Einspritzphase die Temperatur T_c als konstant angenommen wird, kühlt in der Kompressions- und Nachdruckphase die eingespritzte Schmelze kontinuierlich durch die Temperierung des Werkzeuges ab. In Folge dessen ändern sich auch das spezifische Volumen ν_c sowie das Kompressionsmodul β_c , denn beide sind abhängig von der Schmelzetemperatur T_c und dem Werkzeuginnendruck p_c . Das spezifische Volumen ν_c wird anhand des pvT-Diagramms (5.15) ermittelt. Die Ableitung $\dot{\nu}_c$ wird analog zum Plastifizierzylinder mit Gleichung (5.18) bestimmt. Weiterhin wird davon ausgegangen, dass das Modell in jedem Abtastschritt diskretisiert wird und die Schmelzetemperatur T_c in der Umgebung der zeitlichen Diskretisierung konstant ist. Dadurch lässt sich in jedem Abtastschritt das Kompressionsmodul mit

$$\beta_c(p_c, T_c) = -\nu_c(p_c, T) \left(\frac{dp_c}{d\nu_c(p_c, T)} \right)_{T=T_c(t)} \quad (5.25)$$

berechnen. Zur Bestimmung der Materialparameter ν_c , β_c ist die Kenntnis der aktuellen Schmelzetemperatur T_c im Werkzeug erforderlich. Jedoch kann die Temperatur nur schwer mit heutigen Temperatursensoren gemessen werden. Zwar ist die Temperaturmessung mit Infrarot-Sensoren möglich, jedoch liefern diese nur relative Temperaturwerte, sodass diese zuverlässig kalibriert werden müssen. Sensoren die über eine Kontaktfläche die Temperatur messen, würden dagegen nur die Kontakttemperatur mit der Schmelze und nicht die Schmelzetemperatur an sich messen. Aus diesem Grund wird in aller Regel auf einen Temperatursensor verzichtet, weshalb die Schmelzetemperatur T_c mit der

Abkühlrechnung

$$T_c(t) := \begin{cases} T_w + \frac{8}{\pi^2} (T_m - T_w) e^{-\alpha_{eff} \left(\frac{\pi}{d}\right)^2 (t-T_u)} & \text{für } t > T_u \\ T_w + \frac{8}{\pi^2} (T_m - T_w) & \text{sonst,} \end{cases} \quad (5.26)$$

abgeschätzt wird [27]. Dementsprechend wird der Temperaturverlauf $T_c(t)$ in Abhängigkeit der Temperatur T_m der eingespritzten Schmelze, der Wandtemperatur T_w des Werkzeuges, dem Wärmeübergangskoeffizient α_{eff} des Materials und der Formteildicke d am Ort der Messstelle beschrieben. Der Wärmeübergangskoeffizient α_{eff} des Polymers und die Formteildicke d sind a priori bekannt. Die Wandtemperatur T_w wird zu Beginn eines jeden Zyklus durch eine Temperaturmessung des Werkzeuges bestimmt. Für die eingespritzte Schmelzetemperatur wird davon ausgegangen, dass $T_m = T_s = \text{konst.}$ gilt. Temperaturänderungen, die infolge der Kompression und Scherung auftreten, werden vernachlässigt.

Gesamtmodell

Mit den oben beschriebenen Gleichungen ist das System vollständig bestimmt. Um das Modell zu validieren, wird der Verlauf der Steuerspannung u_s als Modelleingang verwendet und die resultierenden Zustandsverläufe der Simulation mit den Messdaten verglichen (Abbildung 5.10). Als Schwellwert für die Modellumschaltung von Einspritzphase auf Nachdruckphase wird $p_u = 50 \text{ bar}$ gewählt.

Weiterhin werden für die Abkühlrechnung

$$\alpha_{eff} = 7,027 \times 10^{-2} \text{ s mm}^{-2} \quad d = 2 \text{ mm} \quad T_m = 220 \text{ bar} \quad (5.27)$$

gewählt. Die Ergebnisse zeigen, dass das Modell das reale Systemverhalten in guter Näherung widerspiegelt. Lediglich im Übergangsbereich von der Einspritz- zur Kompressionsphase (ca. $t = 3,8 \text{ s}$) treten Modellabweichungen auf, die auf das nichtlineare Materialverhalten der Kunststoffschmelze zurückzuführen sind. Anschließend nähern sich die simulativ ermittelten Drücke wieder den Messwerten an, sodass der Abkühlvorgang von dem Modell näherungsweise abgebildet wird.

Da die nichtlinearen Effekte während der Nachdruckphase nur schwer beschrieben werden können und das Modell für die Regelungsaufgaben nur die wichtigsten Zusammenhänge abbilden muss, wird die vorhandene Modellgenauigkeit als ausreichend angenommen.

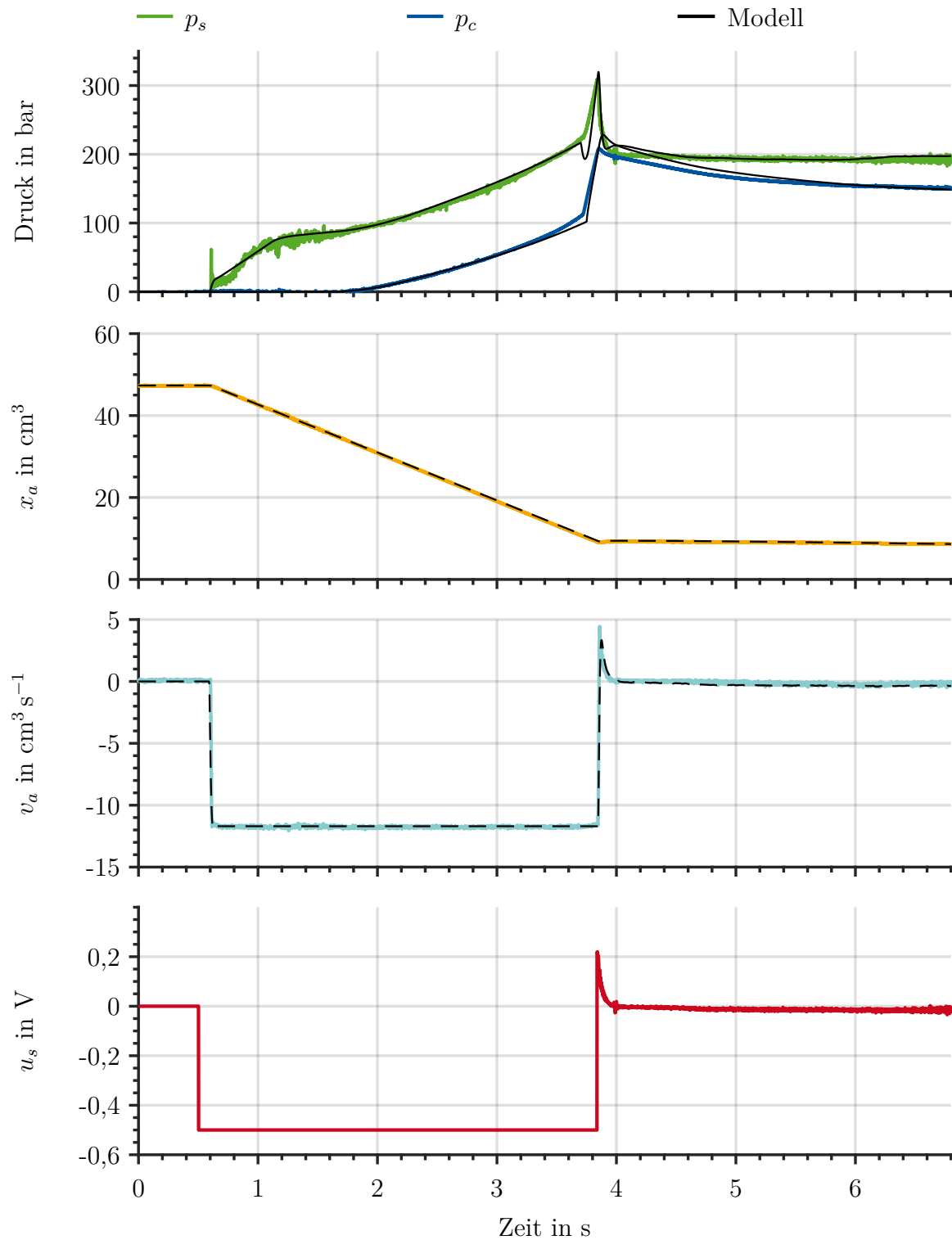


Abb. 5.10: Vergleich des Modells (schwarze Linien) mit den Messdaten, indem die gemessene Steuerspannung u_s als Modelleingang verwendet wird.

5.2.3 Ableitung eines Reglermodells

Anhand von den bisher aufgestellten nichtlinearen Modellgleichungen wird im Folgenden ein Modell abgeleitet, das explizit in einem modellbasierten Regler eingesetzt werden kann. Hierfür wird die Volumenschwindung vernachlässigt ($\dot{\nu}_s = \dot{\nu}_c = 0$), da die Differenziation von ν_i technisch schwer realisierbar ist. Um die dadurch auftretenden Modellabweichungen und sonstige Modellungenauigkeiten berücksichtigen zu können, wird gemäß Abschnitt 4.3.4 eine Störgröße p_d eingeführt, die additiv auf den Werkzeuginnendruck p_c wirkt.

Wird der Zustandsvektor

$$\mathbf{X} := \begin{pmatrix} X_1 & X_2 & X_3 & X_4 & X_5 & X_6 \end{pmatrix}^T = \begin{pmatrix} x_a & v_a & \dot{v}_a & p_s & p_c & p_d \end{pmatrix}^T \quad (5.28)$$

definiert, dann lassen sich mit den zuvor beschriebenen Annahmen die Modellgleichungen als nichtlineares, zeitkontinuierliches Zustandsraummodell

$$\dot{\mathbf{X}} = \begin{cases} \mathbf{f}_1(\mathbf{X}, U) & \text{für } p_{c, far} \leq p_u \\ \mathbf{f}_2(\mathbf{X}, U) & \text{für } p_{c, far} > p_u \end{cases} \quad (5.29)$$

mit dem Ausgangsvektor

$$\mathbf{Y} = \begin{pmatrix} X_1 & X_2 & X_4 & X_5 + X_6 \end{pmatrix}^T \quad (5.30)$$

und dem Eingang $U = u_s$ notieren. Somit wird zwischen den Zustandsgleichungen $\mathbf{f}_1(\mathbf{X}, U)$ für die Einspritzphase und den Zustandsgleichungen $\mathbf{f}_2(\mathbf{X}, U)$ für die Nachdruckphase umgeschaltet. Die Umschaltung erfolgt wie bereits in Abschnitt 5.2.2 beschrieben, wenn die Kavität vollständig gefüllt ist ($p_{c, far} > p_u$). Demzufolge gilt für die Einspritzphase

$$\mathbf{f}_1(\mathbf{X}, U) := \begin{pmatrix} X_2 \\ X_3 \\ -2 D \omega_0 X_3 - \omega_0^2 X_2 + K_v \omega_0^2 U \\ \frac{\beta_s}{X_1} \left(-X_2 - \frac{\pi R^4}{8 L \eta} (X_4 - X_5) \right) \\ -\omega_c X_5 + K_c p_s^* + X_6 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (5.31)$$

mit dem virtuellen Druck

$$p_s^* := \begin{cases} X_4 (t - T_{t,c}) & \text{für } t > T_{t,c} \\ 0 & \text{sonst,} \end{cases} \quad (5.32)$$

der die Totzeit von Gleichung (5.22) beschreibt. Für die Nachruckphase lauten die

Zustandsgleichungen

$$\mathbf{f}_2(\mathbf{X}, U) := \begin{pmatrix} X_2 \\ X_3 \\ -2D\omega_0 X_3 - \omega_0^2 X_2 + K_v \omega_0^2 U \\ \frac{\beta_s}{X_1} \left(-X_2 - \frac{\pi R^4}{8L\eta} (X_4 - X_5) \right) \\ \frac{\beta_c}{V_0} (X_4 - X_5) \frac{\pi R^4}{8L\eta} + X_6 \\ 0 \end{pmatrix}. \quad (5.33)$$

Damit steht ein vereinfachtes Ersatzmodell zur Verfügung, welches die Dynamiken eines vollständigen Spritzgießzyklus beschreibt.

Sukzessive Linearisierung

Um das beschriebene Modell für einen EKF, die beschriebene MPR bzw. ILR (siehe Abschnitt 4.3 bis Abschnitt 4.5) anwenden zu können, muss das Modell gemäß Gleichung (5.29) linearisiert werden. Um die nichtlinearen Einflüsse des Modells (5.29) und (5.30) berücksichtigen zu können, wird das Modell in jedem Abtastschritt um den aktuellen Arbeitspunkt $(\mathbf{X}_{AP}, \mathbf{Y}_{AP}, U_{AP})$ linearisiert. Damit folgt gemäß Abschnitt 4.2.3 für jeden Abtastschritt das linearisierte Zustandsraummodell

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= \mathbf{A}_t \mathbf{x} + \mathbf{b}_t u + \mathbf{\Gamma}_t \\ \mathbf{y} &= \mathbf{C}_t \mathbf{x} \end{aligned} \quad (5.34)$$

mit den Abweichungsgrößen

$$\mathbf{x} := \mathbf{X} - \mathbf{X}_{AP}, \quad \mathbf{y} := \mathbf{Y} - \mathbf{Y}_{AP}, \quad u := U - U_{AP}. \quad (5.35)$$

und den linearisierten Systemmatrizen während der Einspritzphase

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_t &= \left. \frac{\partial \mathbf{f}_1}{\partial \mathbf{X}} \right|_{\substack{\mathbf{x}=\mathbf{x}_{AP} \\ U=U_{AP}}} & \mathbf{b}_t &= \left. \frac{\partial \mathbf{f}_1}{\partial U} \right|_{\substack{\mathbf{x}=\mathbf{x}_{AP} \\ U=U_{AP}}} \\ \mathbf{C}_t &= \left. \frac{\partial \mathbf{Y}}{\partial \mathbf{X}} \right|_{\substack{\mathbf{x}=\mathbf{x}_{AP} \\ U=U_{AP}}} & \mathbf{\Gamma}_t &= \mathbf{f}_1(\mathbf{X}_{AP}, U_{AP}). \end{aligned} \quad (5.36)$$

bzw. den linearisierten Systemmatrizen während der Nachdruckphase

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_t &= \left. \frac{\partial \mathbf{f}_2}{\partial \mathbf{X}} \right|_{\substack{\mathbf{x}=\mathbf{x}_{AP} \\ U=U_{AP}}} & \mathbf{b}_t &= \left. \frac{\partial \mathbf{f}_2}{\partial U} \right|_{\substack{\mathbf{x}=\mathbf{x}_{AP} \\ U=U_{AP}}} \\ \mathbf{C}_t &= \left. \frac{\partial \mathbf{Y}}{\partial \mathbf{X}} \right|_{\substack{\mathbf{x}=\mathbf{x}_{AP} \\ U=U_{AP}}} & \mathbf{\Gamma}_t &= \mathbf{f}_2(\mathbf{X}_{AP}, U_{AP}). \end{aligned} \quad (5.37)$$

Da das Modell (5.34) in einer zeitdiskret arbeitenden Regelung verwendet werden soll, muss dieses Modell auf Basis der sukzessiven Linearisierung in jedem Abtastschritt diskretisiert werden. Dabei wird gemäß Abschnitt 4.2.5 vorgegangen, sodass das zeitdiskrete Zustandsraummodell

$$\begin{aligned}\mathbf{x}(k+1) &= \mathbf{A}_k \mathbf{x}(k) + \mathbf{b}_k u(k) + \mathbf{\Gamma}_k \\ \mathbf{y}(k) &= \mathbf{C}_k \mathbf{x}(k)\end{aligned}\tag{5.38}$$

folgt. Durch Überprüfen des Beobachtbarkeitskriteriums nach Kalman (siehe Abschnitt 4.3.2) lässt sich nachweisen, dass das Modell zu jeder Zeit beobachtbar ist und somit zur Zustandsschätzung eingesetzt werden kann.

5.3 Qualitätsregelung

Zu Beginn dieses Kapitels wurde der Aufbau der Qualitäts- und Prozessregelung (siehe Abbildung 5.3) bereits mit seinen wichtigsten Bestandteilen dargestellt. Im Folgenden werden die einzelnen Bestandteile der Qualitätsregelung näher erläutert. Neben der pvT-Optimierung, und einem EKF werden eine modellbasierte prädiktive Werkzeuginnendruckregelung und anschließend eine iterativ lernende Werkzeuginnendruckregelung vorgestellt.

5.3.1 pvT-Optimierung

Ausgangslage der pvT-Optimierung (siehe Abschnitt 2.3.3) ist die Vorgabe eines gewünschten Formteilgewichts m_{soll} . Anhand dieses Formteilgewichts wird das benötigte spezifische Volumen

$$\nu_{c,soll} := \frac{V_0}{m_{soll}}\tag{5.39}$$

für das gewünschte geometrische Volumen V_0 bestimmt. Dieses entspricht dem spezifischen Volumen bei Umgebungstemperatur T_0 und Umgebungsdruck p_0 . Anschließend kann für das pvT-Diagramm gemäß Gleichung (5.16) und (5.17) der optimale Druckverlauf gemäß Abbildung 2.11 bestimmt werden, um sicherzustellen, dass am Ende des Fertigungszyklus das spezifische Volumen $\nu_{c,soll}$ bzw. das Formteilgewicht m_{soll} erreicht wird.

Da die Kunststoffschmelze unterhalb der Übergangstemperatur $T_f(p_c)$ erstarrt ist, kann der Kavität für $T_c < T_f(p_c)$ keine weitere Schmelze zugeführt werden. Aus diesem Grund ist das spezifische Volumen $\nu_c(p_0, T_f)$ zu bestimmen, ab dem sich das Formteil entlang der p_0 -Isobaren abkühlt (siehe Abbildung 5.8). Dieser Punkt ist in jedem Fertigungszyklus zu reproduzieren, damit sich das gewünschte spezifische Volumen $\nu_{c,soll}$ einstellt [108].

Um den Punkt $\nu_c(p_0, T_f)$ zu erreichen, wird in jedem Abtastschritt das Optimierungsproblem

$$\min_{p_c} \|\nu_c(p_0, T_f) - \nu_c(p_c, T_c)\|^2 \quad (5.40)$$

gelöst. Dabei ist zu beachten, dass in der Praxis der maximal zulässige Werkzeuginnen-
druck begrenzt ist, weshalb die Optimierung um die Begrenzung

$$p_c < p_{c,max} \quad (5.41)$$

mit dem Maximaldruck $p_{c,max}$ erweitert wird. Dabei erfolgt eine Abschätzung des Temperaturverlaufs $T_c(\cdot|k)$ mithilfe der Abkühlrechnung gemäß Gleichung (5.26). Infolge dessen ergibt sich die Optimierungsaufgabe (5.40) zu

$$\mathbf{p}_{c,soll}(\cdot|k) = \begin{cases} \min_{\mathbf{p}_{c,soll}} \|\nu_c(p_0, T_f) - \nu_c(\mathbf{p}_{c,soll}(\cdot|k), T_c(\cdot|k))\| & \text{für } T_c(t) > T_f(t) \\ p_0 & \text{sonst,} \end{cases} \quad (5.42)$$

mit der Begrenzung

$$p_c < p_{c,max}. \quad (5.43)$$

Die Berechnung erfolgt entweder in jedem Abtastschritt, in dem die Abkühlrechnung gegebenenfalls mit einer Temperaturmessung aktualisiert wird oder a priori für einen kompletten Zyklus anhand der Abkühlrechnung. Im Folgenden wird davon ausgegangen, dass die Solltrajektorie a priori berechnet wird. Die Berechnung erfolgt mithilfe des Bisektionsverfahrens, dessen Lösung die Solltrajektorie $\mathbf{p}_{c,soll}(\cdot|k)$ ist [200].

5.3.2 Extended Kalman Filter

Zur Zustandsschätzung kommt ein EKF zum Einsatz, da das in Abschnitt 5.2.3 aufgestellte Regelstreckenmodell nichtlinear ist. Dafür wird das Regelstreckenmodell in jedem Abtastschritt linearisiert und im EKF genutzt. Um zu gewährleisten, dass die vom EKF benötigte Eingangsgröße U und die Ausgangsgrößen $\mathbf{Y}$ äquidistante Abstände aufweisen, wird die Abtastzeit T_s^* des Reglers so gewählt, dass alle Berechnungen der Qualitätsregelung innerhalb eines Abtastschrittes bestimmt werden können. Entsprechend steht die vom Regler berechnete Stellgröße U erst zu Beginn des nächsten Abtastschrittes zur Verfügung (Abbildung 5.11). Da die Berechnungen im aktuellen Abtastschritt jedoch anhand der Messdaten $\mathbf{Y}$ des aktuellen Abtastschrittes erfolgen, resultiert ein zusätzlicher Totzeitschritt. Zur Kompensation dieses Totzeitschrittes wird die Abfolge des Korrekturschrittes und des Prädiktionsschrittes im EKF getauscht, sodass der EKF die Zustände für den nächsten Abtastschritt prädiziert und der Regelung zur Verfügung stellt.

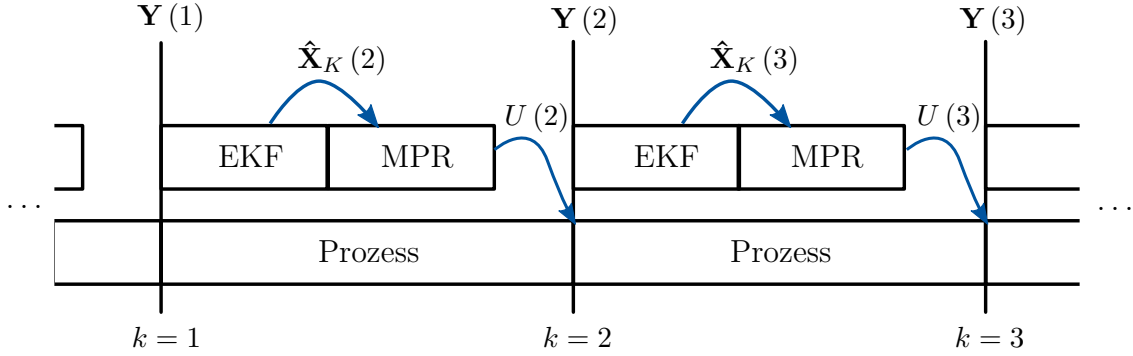


Abb. 5.11: Ablaufsequenz von MPR und EKF für eine Echtzeitimplementierung.

Somit werden in Analogie zu Abschnitt 4.3.3 innerhalb eines Abtastschrittes zunächst die Gleichungen des Korrekturschrittes berechnet:

$$\mathbf{K}_K(k-1) = \hat{\mathbf{P}}_K(k-1) \mathbf{A}_{k-1}^T (\mathbf{C}_{k-1} \hat{\mathbf{P}}_K(k-1) \mathbf{C}_{k-1}^T + \mathbf{R}_K)^{-1} \quad (5.44)$$

$$\tilde{\mathbf{X}}_K(k-1) = \hat{\mathbf{X}}_K(k-1) + \mathbf{K}_K(k-1) (\mathbf{Y}(k-1) - \mathbf{C}_{k-1} \hat{\mathbf{X}}_K(k-1)) \quad (5.45)$$

$$\tilde{\mathbf{P}}_K(k-1) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_K(k-1) \mathbf{C}_{k-1}) \hat{\mathbf{P}}_K(k-1). \quad (5.46)$$

Die linearisierte und diskretisierte Messmatrix $\mathbf{C}_{k-1}$ ist in dem vorliegenden Fall zeitinvariant und ergibt sich gemäß Abschnitt 5.2.3. Im Anschluss an den Korrekturschritt werden die Gleichungen des Prädiktionsschrittes

$$\hat{\mathbf{X}}_K(k) = \tilde{\mathbf{X}}_K(k-1) + T_s \boldsymbol{\varphi}(\tilde{\mathbf{X}}_K(k-1), U(k-1)) \quad (5.47)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_K(k) = \mathbf{A}_{k-1} \tilde{\mathbf{P}}_K(k-1) \mathbf{A}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_K \quad (5.48)$$

berechnet, wobei die Prädiktion der Zustände $\hat{\mathbf{X}}_K(k)$ in Gleichung (5.47) mithilfe der in Abschnitt 4.3.5 beschriebenen numerischen Integration (Runge-Kutta-Verfahren vierter Ordnung) erfolgt. Die Systemmatrix $\mathbf{A}_{k-1}$ wird mithilfe der Linearisierung in Abschnitt 5.2.3 für den Arbeitspunkt

$$(\mathbf{X}_{AP}, U_{AP}) := (\tilde{\mathbf{X}}_K(k-1), U(k-1)) \quad (5.49)$$

berechnet. Bei der Wahl der Kovarianzmatrizen $\mathbf{Q}_K$ und $\mathbf{R}_K$ wird davon ausgegangen, dass die einzelnen Zustände bzw. Messwerte unterschiedliche Varianzen aufweisen. Entsprechend werden die Kovarianzen als Diagonalmatrizen

$$\mathbf{Q}_K = \text{diag}(\boldsymbol{\delta}) \quad \mathbf{R}_K = \text{diag}(\boldsymbol{\varsigma}) \quad (5.50)$$

mit den Tuningvektoren $\boldsymbol{\delta} \in \mathbb{R}^6$ und $\boldsymbol{\varsigma} \in \mathbb{R}^4$ definiert. Auf eine ausführliche Erläuterung der Gleichungen und Symbole des EKF wird an dieser Stelle verzichtet und auf Abschnitt 4.3.3 verwiesen.

5.3.3 Modelbasierte Prädiktive Regelung

Eine Möglichkeit zur Regelung des Werkzeuginnendrucks ist der Entwurf einer MPR gemäß Abschnitt 4.4. Da es sich bei dem Modell der Regelstrecke um ein nichtlineares Zustandsraummodell handelt, wird das Regelstreckenmodell in jedem Abtastschritt gemäß Abschnitt 5.2.3 um den vom EKF prädizierten Arbeitspunkt

$$(\mathbf{X}_{AP}, U_{AP}) := (\hat{\mathbf{X}}_K(k), U(k)) \quad (5.51)$$

linearisiert. Anschließend erfolgt die Prädiktion wie in Abschnitt 4.4, sodass sich die Ausgangsgrößenverläufe anhand von

$$\hat{\mathbf{Y}}(\cdot|k) = \mathbf{F}(\cdot|k) + \mathbf{\Psi} \Delta \mathbf{u}(\cdot|k) + \mathbf{Y}_{AP} \quad (5.52)$$

mit der freien Regelabweichung

$$\begin{aligned} \mathbf{F}(\cdot|k) := & \begin{bmatrix} \mathbf{C}_k \mathbf{A}_k^{H_1} \\ \vdots \\ \mathbf{C}_k \mathbf{A}_k^{H_2} \end{bmatrix} \mathbf{x}(k) + \begin{bmatrix} \mathbf{C}_k \left(\sum_{i=0}^{H_1-1} \mathbf{A}_k^i \right) \mathbf{b}_k \\ \vdots \\ \mathbf{C}_k \left(\sum_{i=0}^{H_2-1} \mathbf{A}_k^i \right) \mathbf{b}_k \end{bmatrix} u(k-1) + \dots \\ & \dots + \begin{bmatrix} \mathbf{C}_k \left(\sum_{i=0}^{H_1-1} \mathbf{A}_k^i \right) \mathbf{\Gamma}_k \\ \vdots \\ \mathbf{C}_k \left(\sum_{i=0}^{H_2-1} \mathbf{A}_k^i \right) \mathbf{\Gamma}_k \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5.53)$$

und der Matrix

$$\mathbf{\Psi} := \begin{bmatrix} \psi(H_1) & \dots & \psi(H_1 - H_u + 1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \psi(H_2) & \dots & \psi(H_2 - H_u + 1) \end{bmatrix} \quad (5.54)$$

mit den Einträgen

$$\psi(i) := \begin{cases} \mathbf{C}_k \left(\sum_{j=0}^{i-1} \mathbf{A}_k^j \right) \mathbf{b}_k & , i \geq 1 \\ \mathbf{0} & , i < 1. \end{cases} \quad (5.55)$$

prädizieren lassen. Ausgangslage der Prädiktion sind die auf den aktuellen Arbeitspunkt bezogenen Abweichungsgrößen

$$\mathbf{x} := \tilde{\mathbf{X}}_K - \mathbf{X}_{AP}, \quad u := U - U_{AP}. \quad (5.56)$$

mit dem Arbeitspunkt (5.51), dem geschätzten Zustandsvektor $\tilde{\mathbf{X}}_K$ des EKF und der Stellgröße U . Mithilfe dieser Prädiktion lässt sich das Optimierungsproblem der MPR

formulieren, wobei die MPR sicherstellen soll, dass die von der pvT-Optimierung bestimmte Trajektorie $\mathbf{r}(\cdot|k) = \mathbf{p}_{c,soll}(\cdot|k)$ möglichst gut verfolgt wird. Entsprechend werden zur Bestimmung der Regelabweichung nur die prädizierten Ausgangsgrößen von $\hat{\mathbf{Y}}(\cdot|k)$ benötigt, welche den Werkzeuginnendruck p_c repräsentieren. Diese werden im Folgenden als prädizierter Regelgrößenverlauf $\hat{\mathbf{Y}}_p(\cdot|k)$ bezeichnet, um die Darstellung der Kostenfunktion zu vereinfachen. Alle anderen Messgrößen kann die MPR beliebig wählen. Weiterhin sollen große Stellgrößenänderungen $\Delta \mathbf{u}(\cdot|k)$ vermieden werden, um eine Überlastung des Antriebs zu verhindern. Damit folgt gemäß Abschnitt 4.4 die Kostenfunktion

$$J(\Delta \mathbf{u}) = \sum_{j=H_1}^{H_2} \|\mathbf{r}(k+j|k) - \hat{\mathbf{Y}}_p(k+j|k)\|_{\mathbf{Q}}^2 + \sum_{j=1}^{H_u-1} \|\Delta \mathbf{u}(k+j|k)\|_{\mathbf{R}}^2. \quad (5.57)$$

Die Wichtungsmatrizen $\mathbf{Q} \in \mathbb{R}^{6(H_2-H_1)}$ und $\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{H_u-1}$ werden dabei als Diagonalmatrizen mit identischen Einträgen definiert, um die einzelnen Abtastschritte in der Regelung gleich zu gewichten. Damit ergeben sich die Wichtungsmatrizen zu

$$\mathbf{Q} = \mu \mathbf{I} \quad \mathbf{R} = \chi \mathbf{I} \quad (5.58)$$

mit den Tuningparametern μ, χ sowie der Einheitsmatrix $\mathbf{I}$. Weiterhin ist zu berücksichtigen, dass der Maschine nur Steuerspannungen im Bereich von $u_s \in [u_{c,min}, u_{c,max}]$ vorgegeben werden können. Daraus resultieren die Beschränkungen

$$u_{c,min} \mathbf{E} \leq u(k-1) + \Delta \mathbf{u}(\cdot|k) + U_{AP} \leq u_{c,max} \mathbf{E} \quad (5.59)$$

für das Optimierungsproblem (5.57), mit dem Einsvektor $\mathbf{E} \in \mathbb{R}^{H_u-1}$. Wird die Kostenfunktion mit ihren Begrenzungen gemäß Abschnitt 4.4.3 in ein QP überführt, dann lässt sich das Minimierungsproblem

$$\min_{\Delta \mathbf{u}} \Delta \mathbf{u}(\cdot|k)^T \mathbf{H}_{qp} \Delta \mathbf{u}(\cdot|k) + \mathbf{g}_{qp} \Delta \mathbf{u}(\cdot|k) \quad (5.60)$$

mit den Substitutionen

$$\mathbf{H}_{qp} := (\Psi^T \mathbf{Q} \Psi + \mathbf{R}) \quad (5.61)$$

$$\mathbf{g}_{qp} := 2 \hat{\mathbf{e}}(\cdot|k)^T \mathbf{Q} \Psi, \quad (5.62)$$

und den Begrenzungen

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{I} \\ -\mathbf{I} \end{bmatrix}}_{=: \mathbf{A}_{qp}} \Delta \mathbf{u} \leq \underbrace{\begin{bmatrix} u_{c,max} \mathbf{E} - u(k-1) - U_{AP} \\ -u_{c,min} \mathbf{E} + u(k-1) + U_{AP} \end{bmatrix}}_{=: \mathbf{b}_{qp}} \quad (5.63)$$

angeben. Um dabei zu gewährleisten, dass die MPR über einen genügend großen Prädiktionshorizont verfügt und dennoch echtzeitfähig ist, werden die in Abschnitt 4.4.4

beschriebenen Methoden des Move Blockings angewendet. Entsprechend wird das Reglermodell (5.34) mit der Abtastzeit

$$T_s = N_s T_s^* \quad (5.64)$$

diskretisiert, die ein Vielfaches der Reglerabtastzeit T_s^* ist. Weiterhin werden nur ausgewählte Abtastschritte in der Optimierung berücksichtigt, sodass

$$\hat{\mathbf{Y}}_p(\cdot | k) = \begin{pmatrix} \hat{\mathbf{Y}}_p(k + \zeta_1 N_s | k) \\ \hat{\mathbf{Y}}_p(k + \zeta_2 N_s | k) \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{Y}}_p(k + \zeta_{N_y} N_s | k) \end{pmatrix} \quad \mathbf{r}(\cdot | k) = \begin{pmatrix} \mathbf{r}(k + \zeta_1 N_s | k) \\ \mathbf{r}(k + \zeta_2 N_s | k) \\ \vdots \\ \mathbf{r}(k + \zeta_{N_y} N_s | k) \end{pmatrix} \quad (5.65)$$

$$\Delta \mathbf{u}(\cdot | k) = \begin{pmatrix} \Delta \mathbf{u}(k + \theta_1 N_s | k) \\ \Delta \mathbf{u}(k + \theta_2 N_s | k) \\ \vdots \\ \Delta \mathbf{u}(k + \theta_{N_u} N_s | k) \end{pmatrix} \quad (5.66)$$

gilt. Die zu wählenden Stützstellen sind durch die Stützstellenvektoren

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\zeta} &:= (\zeta_1, \zeta_2, \dots, \zeta_{N_y})^T \quad \text{mit } H_1 \leq \zeta_i \leq H_2, \\ \boldsymbol{\theta} &:= (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{N_u})^T \quad \text{mit } 0 \leq \theta_i \leq H_u - 1 \end{aligned} \quad (5.67)$$

definiert. Damit liefert die Lösung des Optimierungsproblems die optimale Folge der Stellgrößenänderungen $\Delta \mathbf{u}(\cdot | k)$, von der nur der erste Wert von der MPR ausgehen wird. Demzufolge ergibt sich

$$U(k) = u(k-1) + \Delta \mathbf{u}(k|k) + U_{AP} \quad (5.68)$$

als Reglerausgang, der in jedem Abtastschritt von der MPR neu berechnet wird.

5.3.4 Iterativ Lernende Regelung

Als Alternative zur MPR bietet sich der Einsatz einer ILR an, weil diese das zyklische Verhalten des Spritzgießverfahrens zur Bestimmung einer optimalen Stellgrößenfolge ausnutzt. Da dabei die Steuerspannung u_s der Maschine als Stellgröße und der Werkzeuginnendruck p_c als Regelgröße betrachtet werden, weist die Regelstrecke in dem für die Fertigung relevanten Arbeitsbereich integrierendes Verhalten auf. Eine sprungförmige Steuerspannung u_s würde dazu führen, dass der Werkzeuginnendruck p_c rampenförmig ansteigt bis sich der aufgebrauchte Staudruck und der Druck durch den Antrieb im Gleichgewicht befinden. Die ILR arbeitet jedoch nur für stabile Regelstrecken zuverlässig, weshalb die ILR um einen unterlagerten Folgeregler erweitert wird, sodass der in Abbildung 5.12 dargestellte Aufbau resultiert. Entsprechend muss für die ILR auch die

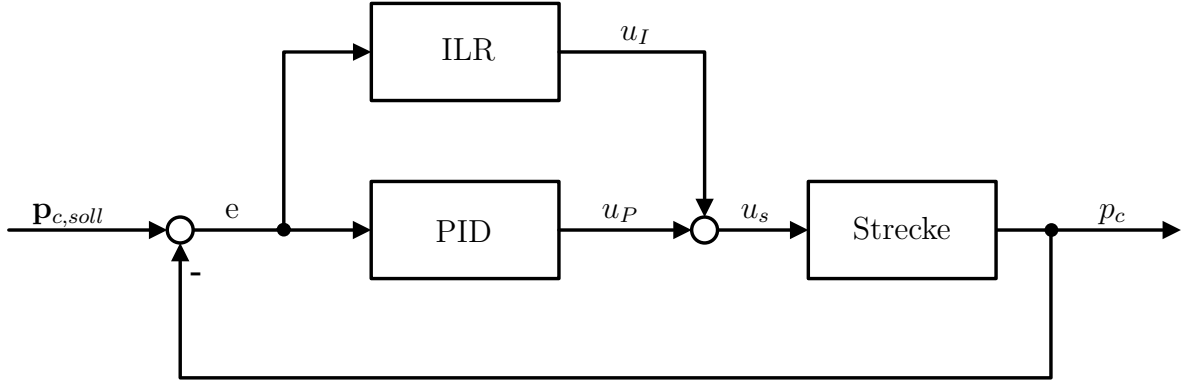


Abb. 5.12: Wirkungsplan der ILR zur Werkzeuginnendruckregelung mit unterlagerten PID-Regler.

Regelstrecke um den unterlagerten Regler erweitert werden, sodass für das linearisierte Zustandsraummodell (5.34)

$$u_s = u_I + u_P \quad (5.69)$$

mit dem Reglerausgang u_I der ILR und dem Reglerausgang u_P des P-Reglers gilt. Weiterhin wird die Regelstrecke ausgehend vom Initialzustand für einen vollständigen Zyklus betrachtet, sodass sich das linearisierte Zustandsraummodell (5.34) zu

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= \mathbf{A}_t \mathbf{x} + \mathbf{b}_t u \\ \mathbf{y} &= \mathbf{C}_t \mathbf{x} \end{aligned} \quad (5.70)$$

vereinfacht. Für die Regelung wird davon ausgegangen, dass lediglich der Werkzeuginnen-
druck p_c gemessen werden kann. Entsprechend vereinfacht sich die Ausgangsgleichung zu

$$y = \underbrace{\begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}}_{=:\tilde{\mathbf{c}}_t} \mathbf{x}. \quad (5.71)$$

Um das Übertragungsverhalten vom Eingang u_I zum Ausgang y bestimmen zu können, wird der Einfluss des Referenzverlaufs $\mathbf{r} = \mathbf{p}_{c,soll}$ auf den P-Regler vernachlässigt und als Störung für die ILR interpretiert. Somit gilt für den Regler

$$u_P = -K_p x_5 \quad (5.72)$$

mit der Proportionalverstärkung K_p , sodass sich nach Einsetzen in Gleichung (5.70) das um den unterlagerten P-Regler erweiterte Zustandsraummodell

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= \tilde{\mathbf{A}}_t \mathbf{x} + \tilde{\mathbf{b}}_t u_I \\ y &= \tilde{\mathbf{c}}_t \mathbf{x} \end{aligned} \quad (5.73)$$

angeben lässt. Wird dieses Zustandsraummodell gemäß Abschnitt 4.2.5 diskretisiert, folgt das zeitdiskrete Zustandsraummodell

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k+1) &= \tilde{\mathbf{A}}_k \mathbf{x}(k) + \tilde{\mathbf{b}}_k u_I(k) \\ y(k) &= \tilde{\mathbf{c}}_k \mathbf{x}(k). \end{aligned} \quad (5.74)$$

Wird als Eingangsfolge dieses Systems

$$\mathbf{u}_j = [u_I(1) \quad u_I(2) \quad \dots \quad u_I(N_z)]^T \quad (5.75)$$

definiert, dann lässt sich gemäß Abschnitt 4.2.6 die Lifted-System Notation

$$\mathbf{y}_j = \mathbf{G}_B \mathbf{u}_j + \mathbf{y}_0 \quad (5.76)$$

mit der Übertragungsmatrix

$$\mathbf{G}_B = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \tilde{\mathbf{c}}_2 \tilde{\mathbf{b}}_1 & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \tilde{\mathbf{c}}_3 \tilde{\mathbf{A}}_2 \tilde{\mathbf{b}}_1 & \tilde{\mathbf{c}}_3 \tilde{\mathbf{b}}_2 & \dots & \mathbf{0} \\ \tilde{\mathbf{c}}_4 \tilde{\mathbf{A}}_3 \tilde{\mathbf{A}}_2 \tilde{\mathbf{b}}_1 & \tilde{\mathbf{c}}_4 \tilde{\mathbf{A}}_2 \tilde{\mathbf{b}}_2 & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{\mathbf{c}}_{N_z} \left(\prod_{i=2}^{N_z-1} \tilde{\mathbf{A}}_i \right) \tilde{\mathbf{b}}_1 & \tilde{\mathbf{c}}_{N_z} \left(\prod_{i=3}^{N_z-1} \tilde{\mathbf{A}}_i \right) \tilde{\mathbf{b}}_2 & \dots & \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (5.77)$$

und den initialen Anfangswerten

$$\mathbf{y}_0 = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{c}}_1 \tilde{\mathbf{A}}_0 \\ \tilde{\mathbf{c}}_2 \tilde{\mathbf{A}}_1 \tilde{\mathbf{A}}_0 \\ \tilde{\mathbf{c}}_3 \tilde{\mathbf{A}}_2 \tilde{\mathbf{A}}_1 \tilde{\mathbf{A}}_0 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{c}}_{N_z} \prod_{i=0}^{N_z-1} \tilde{\mathbf{A}}_i \end{bmatrix} \mathbf{x}(0) \quad (5.78)$$

angegeben.

Um den von der pvT-Optimierung vorgegebenen Werkzeuginnendruckverlauf bestmöglich verfolgen zu können, muss die ILR die Regelabweichung berücksichtigen. Weiterhin wird wie bei der MPR gefordert, dass hochfrequente Stellgrößenänderungen $\Delta \mathbf{u}$ vermieden werden sollen, um den Antrieb vor Überlastung zu schützen. Entsprechend lässt sich in Analogie zu Abschnitt 4.5.2 das Lerngesetz

$$\mathbf{u}_{j+1} = \mathbf{u}_j + \gamma \Delta \mathbf{u}_{j+1} \quad (5.79)$$

angeben. Die optimalen Stellgrößenänderungen $\Delta \mathbf{u}_{j+1}$ werden mithilfe der Kostenfunktion

$$J_{j+1}(\Delta \mathbf{u}_{j+1}) = \|\mathbf{r}_{j+1} - \hat{\mathbf{y}}_{j+1}\|_{\mathbf{Q}}^2 + \|\mathbf{M}_\delta \Delta \mathbf{u}_{j+1}\|_{\mathbf{S}}^2 \quad (5.80)$$

bestimmt. Die Wichtungsmatrizen $\mathbf{Q} \in \mathbb{R}^{N_z \times N_z}$ und $\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{N_z \times N_z}$ werden dabei als Diagonalmatrizen definiert, um die einzelnen Abtastschritte in der Regelung gleich zu gewichten. Damit folgt

$$\mathbf{Q} = \mu \mathbf{I} \quad \mathbf{R} = \chi \mathbf{I} \quad (5.81)$$

mit den Tuningparametern μ, χ und der Einheitsmatrix $\mathbf{I}$. Weiterhin ist zu berücksichtigen dass der Maschine nur Steuerspannungen im Bereich $u_s \in [u_{c,min}, u_{c,max}]$ vorgegeben werden können. Da sich das Steuersignal u_s aus der ILR und dem PID-Regler zusammensetzt, müssen für beide Regler Beschränkungen eingeführt werden, die in Summe die vorgegebenen Beschränkungen einhalten. Damit ergeben sich für die ILR die Stellgrößenbegrenzungen

$$u_{c,min} \mathbf{E} \leq \mathbf{u}_{j+1} \leq u_{c,max} \mathbf{E} \quad (5.82)$$

mit dem Einsvektor $\mathbf{E} \in \mathbb{N}^{N_z}$. Schlussendlich folgt nach Umformen das QP

$$\min_{\Delta \mathbf{u}_{j+1}} \Delta \mathbf{u}_{j+1}^T \mathbf{H}_{qp} \Delta \mathbf{u}_{j+1} + \mathbf{g}_{qp}^T \Delta \mathbf{u}_{j+1} \quad (5.83)$$

mit den Nebenbedingungen

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \gamma \mathbf{I} \\ -\gamma \mathbf{I} \end{bmatrix}}_{=: \mathbf{A}_{qp}} \Delta \mathbf{u}_{j+1} \leq \underbrace{\begin{bmatrix} u_{c,max} \mathbf{E} - \mathbf{u}_j \\ -u_{c,min} \mathbf{E} + \mathbf{u}_j \end{bmatrix}}_{=: \mathbf{b}_{qp}}. \quad (5.84)$$

Da die Dimension des Vektors $\Delta \mathbf{u}_{j+1}$ abhängig von der Abtastzeit und der Zyklusdauer ist, ergeben sich bei kleinen Abtastzeiten T_s^* bzw. langen Zyklendauern T_z schnell eine große Anzahl von Optimierungsvariablen. Um zu gewährleisten, dass die Rechendauer der ILR nicht zu groß wird, wird die Anzahl der Optimierungsvariablen durch die Optimierung von Splines reduziert. Hierfür wird wie in Abschnitt 4.5.3 beschrieben, die Substitution

$$\Delta \mathbf{u}_{j+1} = \mathbf{M}_T \boldsymbol{\alpha}_{j+1} \quad (5.85)$$

mit der Zeitmatrix $\mathbf{M}_T$ und dem Parametervektor $\boldsymbol{\alpha}_{j+1}$ eingeführt. Entsprechend ergibt sich die Kostenfunktion zu

$$J_{j+1}(\boldsymbol{\alpha}_{j+1}) = \|\mathbf{r}_{j+1} - \hat{\mathbf{y}}_{j+1}\|_{\mathbf{Q}}^2 + \|\mathbf{M}_\delta \mathbf{M}_T \boldsymbol{\alpha}_{j+1}\|_{\mathbf{S}}^2 \quad (5.86)$$

mit dem prädizierten Regelgrößenverlauf

$$\hat{\mathbf{y}}_{j+1} = \mathbf{y}_j + \mathbf{G}_{Bj+1} \mathbf{M}_T \boldsymbol{\alpha}_{j+1} \quad (5.87)$$

und dem Parametervektor. Weiterhin ergeben sich die Begrenzungen

$$\mathbf{u}_{ILR,min} \leq \mathbf{u}_j + \gamma \mathbf{M}_T \boldsymbol{\alpha}_{j+1} \leq \mathbf{u}_{ILR,max}. \quad (5.88)$$

Aufgelöst und in die Form einer QP überführt, lassen sich analog zu den vorangegangenen Abschnitten die Gleichungen

$$\min_{\boldsymbol{\alpha}_{j+1}} \boldsymbol{\alpha}_{j+1}^T \mathbf{H}_{qp} \boldsymbol{\alpha}_{j+1} + \mathbf{g}_{qp} \boldsymbol{\alpha}_{j+1} \quad (5.89)$$

mit den Substitutionen

$$\mathbf{H}_{qp} := \mathbf{M}_T^T \mathbf{G}_{Bj+1}^T \mathbf{Q} \mathbf{G}_{Bj+1} \mathbf{M}_T + \mathbf{M}_T^T \mathbf{M}_\delta \mathbf{S} \mathbf{M}_T \quad (5.90)$$

$$\mathbf{g}_{qp} := 2 \tilde{\mathbf{e}}_j^T \mathbf{Q} \mathbf{G}_{Bj+1} \mathbf{M}_T. \quad (5.91)$$

und den Nebenbedingungen

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \gamma \mathbf{M}_T \mathbf{I} \\ -\gamma \mathbf{M}_T \mathbf{I} \end{bmatrix}}_{=: \mathbf{A}_{qp}} \boldsymbol{\alpha}_{j+1} \leq \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{u}_{ILR,max} - \mathbf{u}_j \\ -\mathbf{u}_{ILR,min} + \mathbf{u}_j \end{bmatrix}}_{=: \mathbf{b}_{qp}} \quad (5.92)$$

angeben. Die Lösung dieses QP liefert eine optimale Lösung für den Parametervektor $\boldsymbol{\alpha}_{j+1}$. Eingesetzt in Gleichung (5.85) folgt der Vektor der optimalen Stellgrößenänderungen, der in dem Lerngesetz (5.79) zur Berechnung der Stellgrößenfolge $\mathbf{u}_{j+1}$ eingesetzt wird.

5.4 Versuchsaufbau

Die beiden beschriebenen Verfahren werden an einer servo-elektrischen Spritzgießmaschine vom Typ „Allrounder 370 A 600-170/170“ des Herstellers Arburg GmbH & Co KG, Loßburg, und einer Schnecke mit einem Durchmesser von 30 mm implementiert und experimentell untersucht. Dabei verfügt die Plastifiziereinheit über keine Verschlussdüse, sodass das abgekühlte Formteil den Schmelzefluss in das Werkzeug verhindert. Der Versuchsaufbau ist in Abbildung 5.13 schematisch dargestellt.

Die Spritzgießmaschine wurde maschinenseitig so modifiziert, dass dem Wechselumrichter des translatorischen Schneckenantriebs ein analoges Steuersignal u_s übergeben werden kann. Dieses Steuersignal entspricht gemäß Abschnitt 5.2.1 einer Geschwindigkeitsvorgabe für die Schnecke, die von einer maschinenseitig implementierten Geschwindigkeitsregelung realisiert wird. Eine konstante Steuerspannung entspricht dabei einer konstanten Schneckengeschwindigkeit, wobei eine Steuerspannung $u_s = 0$ zum Stillstand führt. Bei negativen Steuerspannungen wird die Schnecke nach vorne verfahren und für positive Spannungen nach hinten.

Außerdem verfügt die Maschine über analoge Ausgänge, über welche die Position x_a , die Geschwindigkeit v_a und die Antriebskraft ausgelesen werden können. Anhand der Antriebskraft wird unter Berücksichtigung des Schneckenquerschnitts der Schnecken-
vorraumdruck p_s näherungsweise bestimmt. Außerdem werden in dem Werkzeug zwei

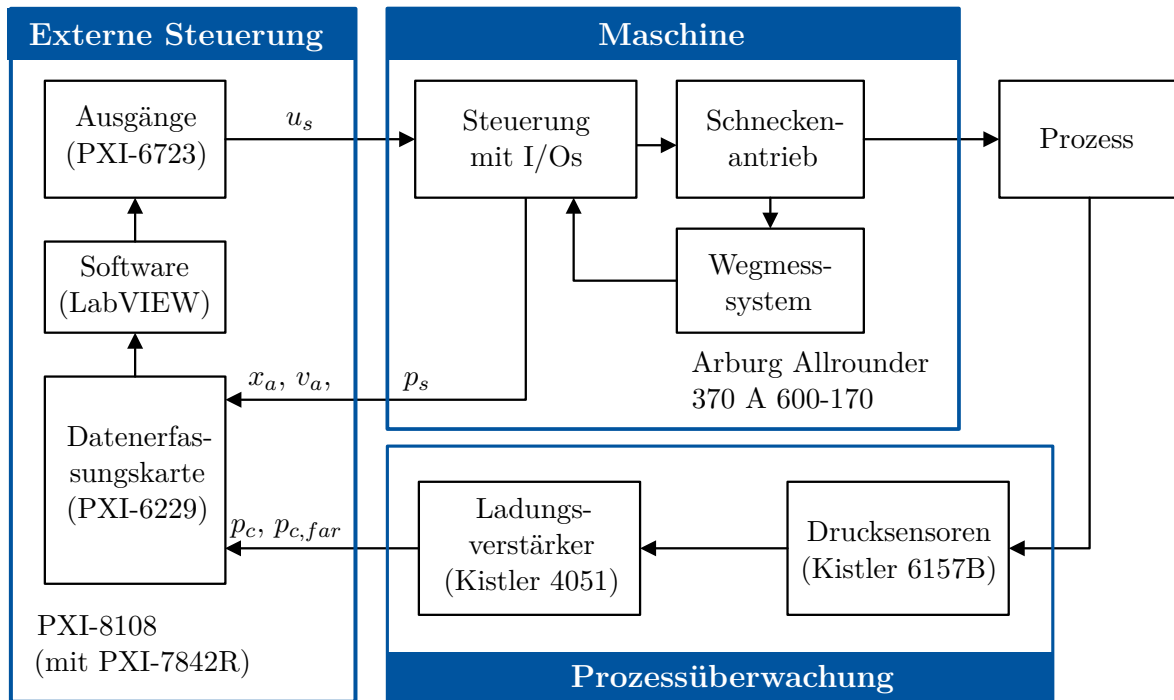


Abb. 5.13: Schematischer Versuchsaufbau beim Kunststoffspritzgießen.

Drucksensoren vom Typ 6157B des Herstellers Kistler AG, Winterthur, Schweiz integriert. Ein Drucksensor befindet sich in der Nähe des Angusses und ein Drucksensor am Ende des Fließweges (siehe Abbildung 5.14). Beide Sensoren werden an Ladungsverstärker des Typs 4051, Kistler AG angeschlossen, sodass die Drücke p_c , $p_{c, far}$ ebenfalls als analoge Messsignale erfasst werden.

Alle Messsignale und das Stellsignal werden über eine Datenerfassungskarte PXI-6229 an einen Embedded Controller vom Typ PXI-8108 der Firma NI, Austin, USA, angeschlossen. Dieses System wurde um ein FPGA-Modul vom Typ PXI-7842R der Firma NI erweitert, um die Signale in Echtzeit erfassen zu können. Ausgegeben wird die analoge Steuerspannung u_s über das Modul PXI-6723 von NI. Alle Komponenten zusammen werden im Folgenden als externe Steuerung bezeichnet, um zu kennzeichnen, dass sie nicht Teil der Maschinensteuerung sind.

Dadurch kann die Reglerentwicklung unabhängig von der Maschinensteuerung erfolgen. Außerdem verfügt die externe Steuerung über genügend Rechenleistung, sodass die entwickelten Regler in der externen Steuerung lauffähig sind. Im vorliegenden Fall waren die notwendigen Berechnungszeiten der MPR mit EKF jederzeit kleiner als 2 ms. Um die Anzahl der Abtastschritte für die ILR zu begrenzen wurde die Abtastzeit jedoch für alle Versuche mit $T_s^* = 8 \text{ ms}$ gewählt.

Reglerimplementierung

Die Programmierung der externen Steuerung erfolgt mithilfe der grafischen Entwicklungsumgebung LabVIEW, die ebenfalls von NI entwickelt wird. Entsprechend sind in LabVIEW die Datenaufnahme- und -ausgabe, die Messdatenaufbereitung sowie verschiedene Visualisierungen zur Prozessüberwachung implementiert.

Die vorgestellten Regelalgorithmen werden in der Software MATLAB/Simulink des Herstellers The Mathworks Inc., Natick, USA, entwickelt und mittels Codegenerierung in C-Code übersetzt [165]. Dieser C-Code wird anschließend mithilfe des Compilers MinGW als ausführbare C-Bibliothek kompiliert und in LabVIEW eingebunden [232]. Dadurch ist gewährleistet, dass die in MATLAB/Simulink entwickelten Algorithmen unverändert an der Maschine getestet werden können. Dadurch ist es möglich die Reglerentwicklung systematisch anhand des Rapid Control Prototypings durchzuführen [2].

In der MPR wird der Solver qpKWIK zum Lösen des quadratischen Optimierungsproblems verwendet [220]. In der ILR kommt dagegen der qpOASES zum Einsatz [75]. Beide Solver werden in MATLAB/Simulink als externer Code eingebunden, sodass diese ebenfalls in der generierten C-Bibliothek enthalten sind.

Werkstück

Als Formteil wird ein Plattenprobekörper mit einem Volumen von $V_0 = 33,5 \text{ cm}^3$ eingesetzt, dessen Abmaße in Abbildung 5.14 angegeben sind. Weiterhin sind die Positionen der im Werkzeug integrierten Drucksensoren angegeben. Ein Drucksensor befindet sich in der Nähe des Angusses, wo das Material in aller Regel zuletzt erstarrt und damit aus regelungstechnischer Sicht den größten Einfluss auf den Prozess hat. Der zweite Drucksensor am Ende des Fließweges dient ausschließlich zur Identifikation des Umschaltpunktes im Prozessmodell. Als Material kommt ein Mehrzweck-Polypropylen (PP) vom Typ PP579S des Herstellers Sabic, Riad, Saudi-Arabien, zum Einsatz.

5.5 Ergebnisse

Anhand des beschriebenen Versuchsaufbaus werden im Folgenden die MPR und die ILR für einen definierten Werkzeuginnendruckverlauf validiert. Anschließend werden beide Regelungsansätze jeweils in Verbindung mit der pvT-Optimierung untersucht und deren Potenzial für eine Regelung des Formteilgewichts dargelegt.

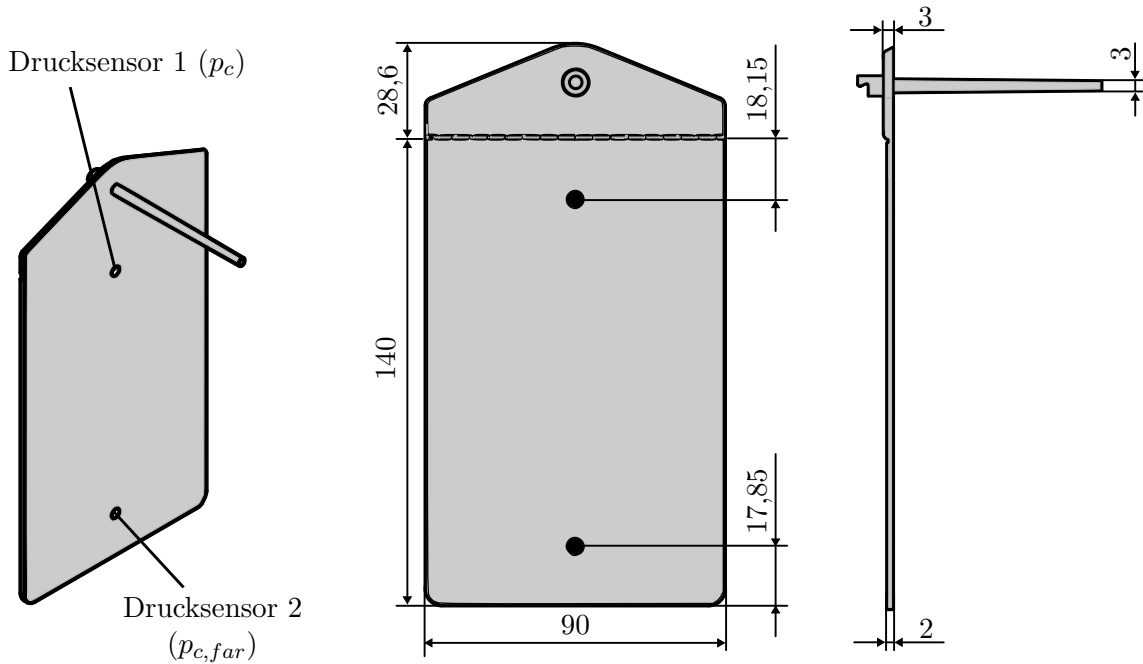


Abb. 5.14: Geometrische Maße (in mm) des gefertigten Plattenprobekörpers mit den Positionen der Drucksensoren (links).

Während der Versuche werden die in der Regelung nicht explizit berücksichtigten Spritzgießparameter entsprechend den Herstellerempfehlungen gewählt, um reale Produktionsbedingungen zu gewährleisten. Insbesondere betrifft dies die Schmelzetemperatur $T_s = 220^\circ\text{C}$ sowie die Vorlauftemperatur der Werkzeugtemperierung $T_w = 30^\circ\text{C}$.

Aus Sicherheitsgründen wird der Einspritzvorgang mit der Vorgabe einer konstanten Einspritzgeschwindigkeit begonnen. Erst nach Erreichen eines Schneckenorraumdrucks von $p_s = 10$ bar wird die Regelung aktiviert. Am Ende des Zyklus wird nach Unterschreiten eines Schneckenorraumdrucks von $p_s = 50$ bar die Regelung wieder deaktiviert. Um hohe Spitzen in der Steuerspannung bzw. zu hohe Geschwindigkeiten der Schnecke zu verhindern, ist die Steuerspannung auf

$$-0,5 \text{ V} \leq u_s \leq 0,5 \text{ V} \quad (5.93)$$

begrenzt.

Modellbasierte Prädiktive Werkzeuginnendruckregelung

Zunächst erfolgt die Betrachtung der Werkzeuginnendruckregelung mithilfe der in Abschnitt 5.3.3 beschriebenen MPR. Das Prozessmodell wird mit der dreifachen ($N_s = 3$)

Abtastzeit T_s^* des Reglers diskretisiert, sodass sich als Abtastzeit für die Diskretisierung

$$T_s = N_s T_s^* = 24 \text{ ms} \quad (5.94)$$

ergibt. Dadurch wird die Prädiktion der Regelung, bei gleichbleibendem Rechenaufwand, vergrößert. Im EKF erfolgt dagegen die Diskretisierung mit der Reglerabtastzeit $T_s^* = 8 \text{ ms}$. Außerdem wurden die Kovarianzmatrizen des EKF heuristisch mit

$$\delta = (1 \quad 1 \quad 1 \quad 1 \quad 1 \quad 10^3)^T \quad (5.95)$$

$$\varsigma = (0,1 \quad 0,1 \quad 0,1 \quad 0,1 \quad 0,1)^T \quad (5.96)$$

dimensioniert. Demnach wird angenommen, dass der Prozess bzw. das Modell einer größeren Unsicherheit unterliegt als die Messungen, um Modellabweichungen kompensieren zu können. Weiterhin wird die Kovarianz des Fehlerzustandes p_d deutlich größer gewählt als alle anderen Zustände, um der vereinfachten Definition des Fehlermodells Rechnung zu tragen. Darüber hinaus sind die Tuningparameter der MPR mit

$$\mu = 1 \quad \chi = 10^3 \quad (5.97)$$

parametriert. Dadurch sollen große Stellgrößenänderungen bestraft werden, um die Last auf den Antrieb zu reduzieren und Beschädigungen zu vermeiden. Bei der Parametrierung dieser beiden Parameter ist darauf zu achten, dass die beiden Parameter größenmäßig nicht direkt ins Verhältnis zueinander gesetzt werden können. Um beide Parameter größenmäßig miteinander vergleichen zu können, müssten alle Größen des Optimierungsproblems skaliert werden. Jedoch wird in dieser Arbeit darauf verzichtet.

Weiterhin werden für die Horizonte der MPR

$$H_1 = 1 \quad H_2 = 12 \quad H_u = 3 \quad (5.98)$$

gewählt, sodass sich entsprechend der Modelldiskretisierung nach Gleichung (5.94) ein Prädiktionshorizont von 288 ms und ein Stellhorizont von 72 ms ergibt. Zur Reduktion des Rechenaufwandes werden gemäß des Move Blockings nur die Stützstellen

$$\zeta = (1 \quad 2 \quad 3 \quad 6 \quad 12)^T \quad \theta = (1 \quad 2 \quad 3)^T \quad (5.99)$$

in der MPR berücksichtigt.

Zur Validierung der MPR wird ein stufenförmiger Referenzverlauf (Abbildung 5.15 oben) untersucht, der während der Einspritzphase und zu Beginn der Nachdruckphase konstant ist. Damit soll insbesondere die Regelgüte beim Übergang von der Einspritzphase die Nachdruckphase untersucht werden. Während der Nachdruckphase kühlt die Schmelze ab, wodurch sich das dynamische Übertragungsverhalten der Regelstrecke verändert. Um die Regelgüte während dieser Phase untersuchen zu können, wird die Referenz bei $t = 5,8 \text{ s}$ sprungförmig auf 250 bar reduziert, sodass sich die in Abbildung 5.15 dargestellten Verläufe ergeben.

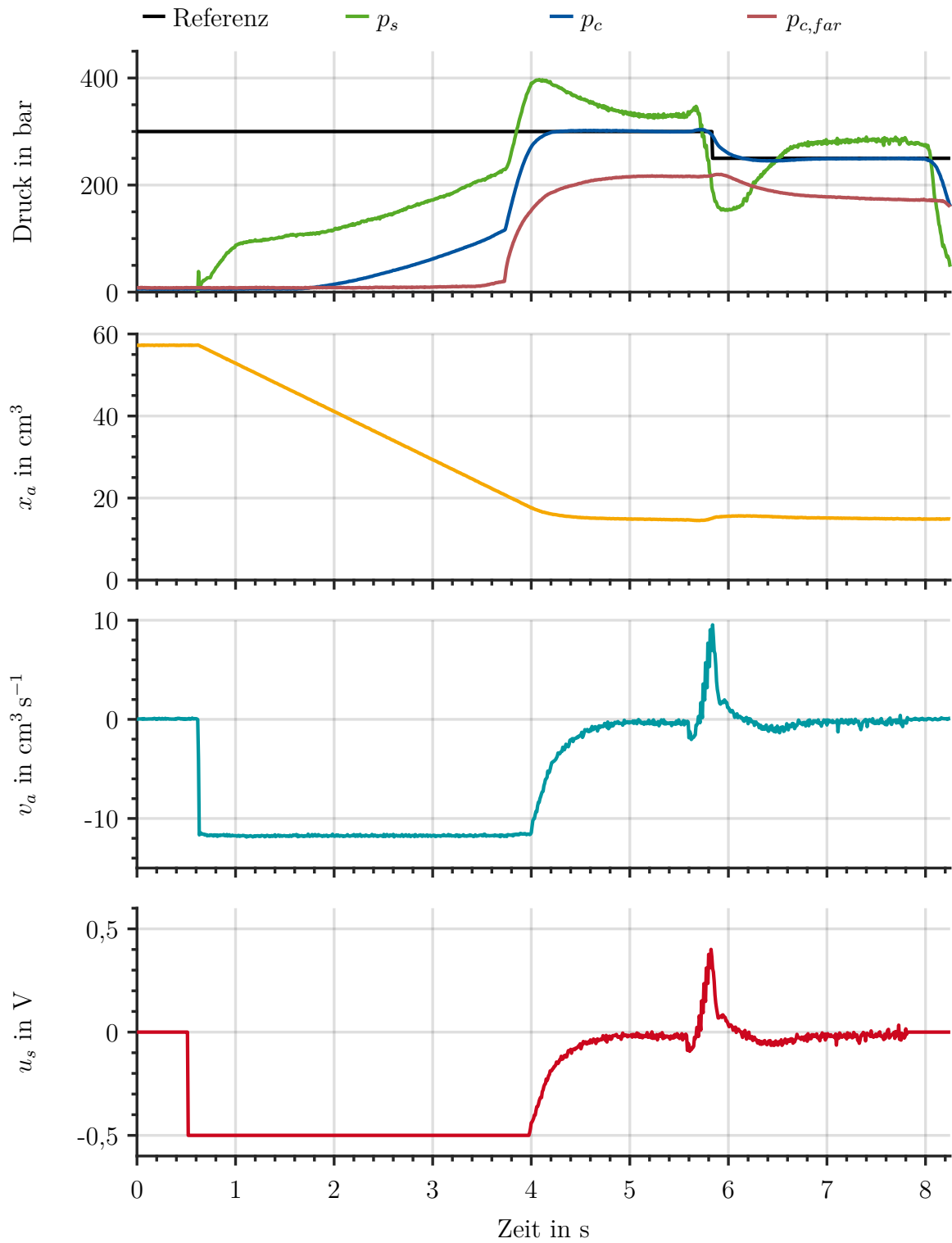


Abb. 5.15: Experimentelle Ergebnisse der MPR bei stufenförmigen Referenzverlauf für den Werkzeuginnendruck.

Im Gegensatz zum Stand der Technik, bei dem üblicherweise zwischen zwei verschiedenen Regelgrößen umgeschaltet wird, erfolgt die Werkzeuginnendruckregelung hier über den gesamten Zyklus. Dabei soll die Schmelze während der Einspritzphase möglichst schnell eingespritzt werden. Dadurch soll ein möglichst isothermes Einspritzen der Schmelze gewährleistet werden, sodass die Regelung die Schnecke zunächst mit maximal zugelassener Geschwindigkeit nach vorne bewegt. Bei $t = 3,752\text{ s}$ beträgt der Schneckenorraumdruck 50 bar, sodass das Modell in der MPR gewechselt wird. Bis zu diesem Zeitpunkt hat das Modell in der MPR einen geringen Einfluss auf das Regelergebnis, da die Schnecke aufgrund der hohen Regelabweichung noch immer mit maximaler Steuerspannung verfahren wird. Das Modell während der Einspritzphase wird vor allem benötigt, damit die Zustandsschätzung des EKF zuverlässig und möglichst schnell konvergiert. Bei $t = 3,976\text{ s}$ reduziert die MPR langsam die Geschwindigkeit, da die Prädiktion anhand des Modells antizipiert, dass sich der Werkzeuginnendruck dem Referenzdruck von 300 bar annähert. Durch die Bestrafung großer Stellgrößenänderungen erfolgt die Änderung der Steuerspannung ohne größere Sprünge, sodass sich auch der Werkzeuginnendruck ohne größeres Überspringen an den Solldruck annähert. Bei $t = 4,072\text{ s}$ erreicht der Werkzeuginnendruck den 5 %-Toleranzschlauch der Referenz, den er bis zur Referenzänderung einhält. Innerhalb dieses Toleranzschlauchs schwingt der Werkzeuginnendruck mit einer Toleranz von $\pm 2\text{ bar}$ um die Referenz. Bei $t = 5,568\text{ s}$ antizipiert die MPR den Referenzsprung, weshalb sie die Steuerspannung verändert. Dabei ist es gemäß der definierten Kostenfunktion vorteilhaft zunächst die Schneckenspannung und in Folge dessen auch den Werkzeuginnendruck minimal auf 303,8 bar zu erhöhen, um anschließend einen steileren Druckabfall zu generieren. Treten an dieser Stelle größere Druckspitzen auf, können diese durch Einführen von zusätzlichen Zustandsbeschränkungen bzw. Ausgangsbeschränkungen verhindert werden.

Bei $t = 5,952\text{ s}$ erreicht die MPR wieder den 5 %-Toleranzschlauch der Referenz, in dem der Werkzeuginnendruck ebenfalls mit einer Toleranz von $\pm 2\text{ bar}$ schwingt. Damit lässt sich zusammenfassen, dass mithilfe der beschriebenen MPR eine phasenübergreifende Regelung des Werkzeuginnendrucks möglich ist und keine Unstetigkeiten beim Übergang von der Einspritzphase zur Nachdruckphase auftreten. Außerdem prädiziert die MPR anhand des integrierten Prozessmodells das zukünftige Prozessverhalten, wodurch sie frühzeitig auf Referenzänderungen reagieren kann. Weiterhin wird durch die Wichtung der Stellgrößenänderungen verhindert, dass der Werkzeuginnendruck überschwingt. Jedoch wird dadurch auch die Reaktionszeit der MPR langsamer, weshalb bei der Parametrierung der MPR zwischen diesen beiden Kriterien abzuwägen ist.

Iterativ Lernende Werkzeuginnendruckregelung

Zur Validierung der ILR wird analog zur MPR eine stufenförmige Referenz untersucht. Dadurch sollen die beiden Ansätze miteinander verglichen werden können. Zu diesem

Zweck wird auch das EKF wie bei der MPR eingesetzt. Die Parametrierung der ILR erfolgt anhand der Wichtungsmatrizen und dem Lernfaktor, für die

$$\mu = 1 \qquad \chi = 10^3 \qquad \gamma = 0,5 \qquad (5.100)$$

gewählt wird. Als Zykluslänge werden $N_z = 1000$ Abtastschritte gewählt, sodass sich eine Zykluslänge von $T_z = 8$ s ergibt. Als Zyklusbeginn wird dabei der Zeitpunkt gewählt, bei dem der Schneckvorraumdruck erstmalig den Wert $p_s = 10$ bar überschreitet. Damit ergibt sich ein quadratisches Optimierungsproblem mit 1000 Optimierungsvariablen, das auf der beschriebenen Hardware und dem Solver qpOASES eine Rechendauer von mehr als 60 s aufweist. Dies ist für eine reale Produktion nicht akzeptabel, weshalb das quadratischen Optimierungsproblems mithilfe von Splines gelöst wird. Für diese Splines wird

$$N_t = 25 \qquad n_{sp} = 3 \qquad (5.101)$$

gewählt, sodass jeder Spline ein Intervall von 0,2 s repräsentiert. Demzufolge ergibt sich ein quadratisches Optimierungsproblem mit 160 Optimierungsvariablen, das mit dem qpOASES in weniger als 8 s berechnet wird. Da die Berechnung während der Restkühlzeit, der Werkzeugbewegung und des Auswerfens des Formteils erfolgt, ist dies für eine reale Produktion ausreichend, solange die Berechnung parallel zur restlichen Maschinensteuerung erfolgt. Unter Berücksichtigung dieser Definitionen ergeben sich die in Abbildung 5.16 bzw. Abbildung 5.17 dargestellten Ergebnisse.

Im ersten Zyklus ist zunächst nur der unterlagerte P-Regler aktiv, um der ILR initiale Verläufe für die Optimierung zur Verfügung zu stellen. Für den P-Regler wird $K_p = -0,005 \text{ V bar}^{-1}$ gewählt, wobei der Regler konservativ parametriert ist, um Überspringen bzw. Schwingen des Werkzeuginnendruckverlaufs zu verhindern. Entsprechend reagiert der P-Regler träge auf resultierende Regelabweichungen, sodass erst bei $t = 4,152$ s der 5 %-Toleranzschlauch der Referenz erreicht wird. Darüber hinaus wird im Bereich des Referenzsprungs das reaktive Verhalten des P-Reglers deutlich, der erst nach dem Sprung reagieren kann. Entsprechend erreicht der P-Regler erst bei $t = 6,304$ s erneut den 5 %-Toleranzschlauch der Referenz. Außerdem ist zu beobachten, dass der P-Regler durch das Fehlen eines I-Anteils eine bleibende Regelabweichung von etwa 5 bar aufweist. Ab dem zweiten Zyklus ist die ILR aktiv und optimiert den Werkzeuginnendruckverlauf, sodass sich der Regelgrößenverlauf stetig an den Referenzverlauf annähert. Dabei wird deutlich, dass die ILR sowohl den 5 %-Toleranzschlauch der Referenz zu Beginn der Nachdruckphase schneller erreicht (bei $t = 4,024$ s im Zyklus 3 bzw. bei $t = 3,968$ s im Zyklus 10). Der Einspritzvorgang sieht über alle Zyklen näherungsweise gleich aus, da hier zunächst die Kavität vollständig gefüllt werden muss. Dabei ist das zeitliche Verhalten maßgeblich durch die Begrenzung der Steuerspannung bestimmt. Erst wenn die Steuerspannung größer als der begrenzte Minimalwert ist, kann sich der Verlauf der Regelgröße verändern.

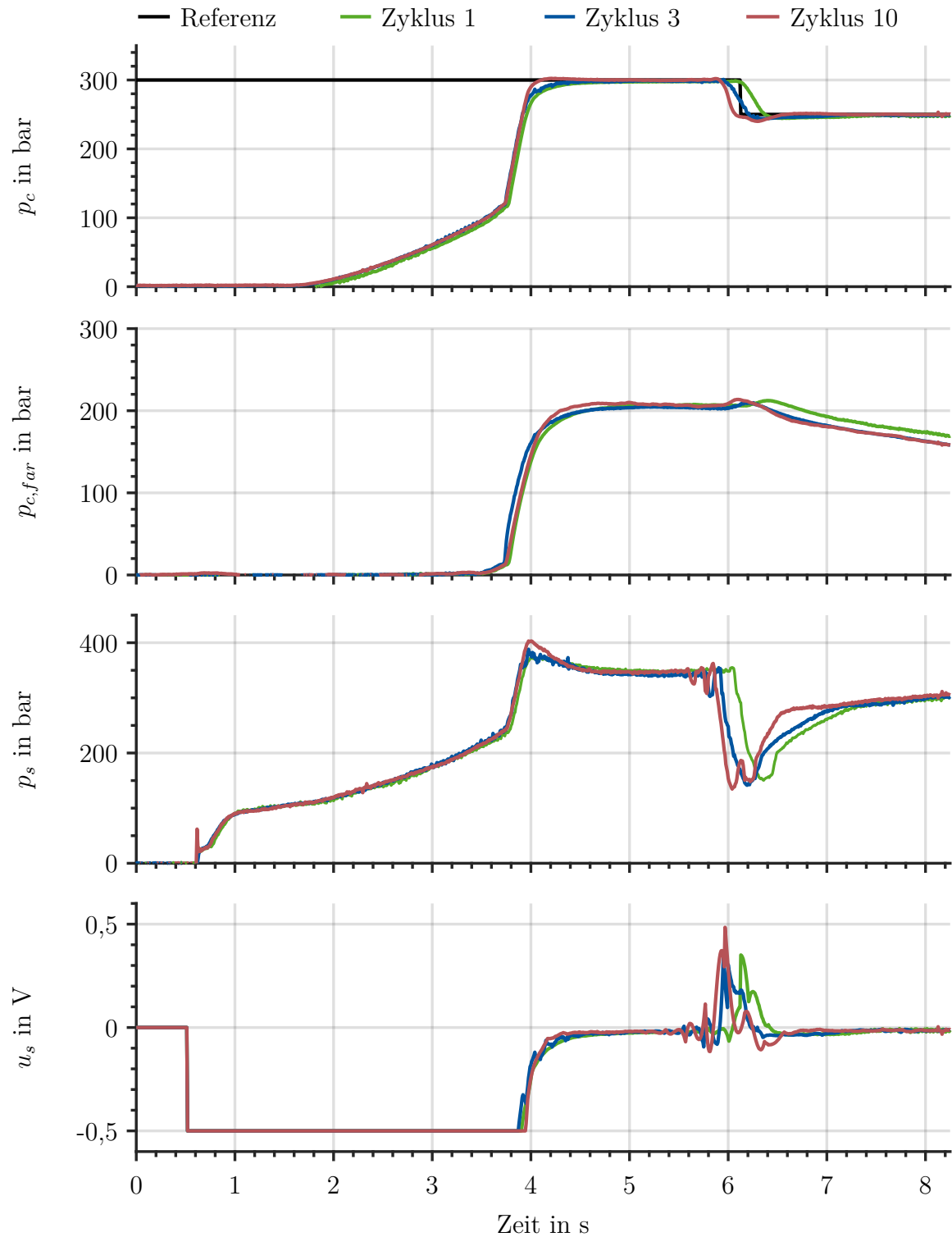


Abb. 5.16: Experimentelle Ergebnisse der ILR bei stufenförmigen Referenzverlauf für den Werkzeuginnendruck.

Im Zyklus 10 resultiert durch den steileren Anstieg auch ein kleines Überschwingen von 2,4 bar. Außerdem wird die bleibende Regelabweichung durch die MPR reduziert, sodass der Werkzeuginnendruck mit ± 1 bar um den Sollwert schwankt. Weiterhin reagiert die ILR mit zunehmender Zyklenzahl früher auf den Referenzsprung zum Zeitpunkt $t = 6,128$ s, sodass der Werkzeuginnendruck bereits bei $t = 5,912$ s abfällt und bei $t = 6,152$ s (Zyklus 3) bzw. bei $t = 6,024$ s (Zyklus 10) den 5 %-Toleranzschlauch der Referenz wieder erreicht. Insgesamt lässt sich somit feststellen, dass die ILR bereits nach wenigen Zyklen eine sehr geringe Regelabweichung aufweist. Diese hohe Lerngeschwindigkeit ergibt sich in Folge des großen Lernfaktors γ in Verbindung mit dem eingesetzten Modell. Weist das Modell größere Ungenauigkeiten auf, muss der Lernfaktor γ in aller Regel reduziert werden. Jedoch führt dies auch dazu, dass die Konvergenzgeschwindigkeit der ILR langsamer wird. Im Gegensatz zur MPR kann die ILR die Regelabweichung stärker reduzieren als die MPR. Dies liegt darin begründet, dass die MPR einmal parametrisiert wird und sich in jedem Zyklus gleich verhält. Zur Optimierung über die Zyklen müssten die Tuningparameter der MPR angepasst werden. Die ILR berechnet dagegen den Stellgrößenverlauf anhand des vorangegangenen Zyklus, sodass der ILR mehr Informationen zur Verfügung stehen als der MPR, die nur ihren finiten Prädiktionshorizont betrachtet.

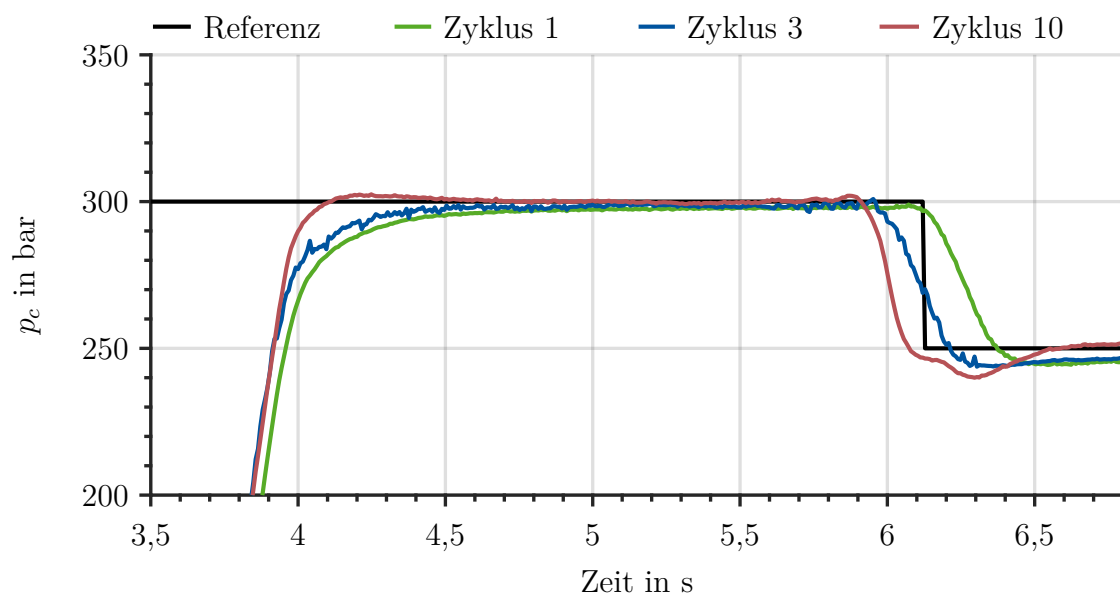


Abb. 5.17: Detailansicht der Versuchsergebnisse von Abbildung 5.16.

Werkzeuginnendruckregelung mit pvT-Optimierung

Nachdem gezeigt werden konnte, dass sowohl die MPR als auch die ILR eine Regelung des Werkzeuginnendrucks ermöglicht, wird deren Eignung als unterlagerte Prozessregler für eine Gewichtsregelung untersucht. Zu diesem Zweck berechnet die pvT-Optimierung

einen optimalen Verlauf für den Werkzeuginnendruck, der jeweils von der MPR und der ILR geregelt werden soll. Dabei wird das pvT-Diagramm gemäß Gleichung (5.16) mit der Parametrierung nach Tabelle 5.1 verwendet.

Für das zu fertigende Formteil mit dem Volumen $V_0 = 33,5 \text{ cm}^3$ ergibt sich bei Umgebungstemperatur ein Sollgewicht von ca. $m_{soll} = 29,1 \text{ g}$. Entsprechend ist das spezifische Volumen zu bestimmen, bei dem das Formteil erstarren soll, damit es das gewünschte Gewicht erreicht. Da die Werkzeuge beim Kunststoffspritzgießen so konstruiert werden, dass der Anguss als letztes einfriert, ist das Formteil noch nicht vollständig erstarrt, wenn die Erstarrung an der Messstelle auftritt. Deshalb wird für den Sollwert des spezifischen Volumens ein Offset berücksichtigt. Entsprechend wird für die pvT-Optimierung das spezifische Sollvolumen $\nu_{c,soll} = 1,2 \text{ cm}^3 \text{ g}^{-1}$ gewählt. Außerdem kann die Schmelztemperatur im Werkzeug nicht gemessen werden, weshalb der Abkühlvorgang mit der Abkühlgleichung (5.26) approximiert wird. Dabei erfolgt die Parametrierung anhand von

$$\alpha_{eff} = 7,027 \times 10^{-2} \text{ s mm}^{-2} \quad d = 2 \text{ mm} \quad T_m = 220 \text{ bar} \quad (5.102)$$

wobei α_{eff} anhand empirischer Materialversuche bestimmt wird. Die Formteildicke d ergibt sich durch die Plattendicke an der Messstelle. Die Schmelztemperatur T_m entspricht der Schmelztemperatur T_s im Schneckenorraum, die maschinenseitig eingestellt wird. Die Wandtemperatur T_w wird zu Beginn jedes Zyklus gemessen, sodass die Abkühlkurve zu Beginn jedes Zyklus neu berechnet wird.

Als Maximaldruck wird bei der pvT-Optimierung $p_{c,max} = 300 \text{ bar}$ gewählt. Dementsprechend ergibt sich als Druckreferenz $\mathbf{p}_{c,soll}$ zunächst ein konstanter Druck. Am Ende des Zyklus folgt eine abnehmende Rampe, die von der MPR bzw. der ILR zuverlässig geregelt werden muss. Zur Validierung sind in Abbildung 5.18 und Abbildung 5.19 die Ergebnisse für beide Regelungsverfahren dargestellt. Darüber hinaus sind in Abbildung 5.20 die Verläufe der ILR detailliert dargestellt.

In beiden Fällen zeigt sich, dass der Werkzeuginnendruck auch am Ende des Zyklus zuverlässig geregelt werden kann. Jedoch weist die MPR zu Beginn der Druckrampe zunächst einen Schleppfehler auf, bevor die Regelabweichung bis zum Ende des Zyklus reduziert werden kann. Zwar reagiert die MPR bereits vor Erreichen der Rampe durch eine Änderung der Steuerspannung u_s , jedoch ist der Eingriff aufgrund der starken Wichtung der Stellgrößenänderungen nicht groß genug. Erst nach einer Verzögerung reduziert die MPR den Schleppfehler deutlich. Dies spricht dafür, dass das Prozessmodell am Zyklusende Modellabweichungen aufweist, die zunächst durch die Störgrößenschätzung des EKF geschätzt werden müssen.

Im Gegensatz dazu folgt die ILR dem Referenzverlauf mit einer deutlich größeren Güte, sobald diese über einige Zyklen gelernt hat. Dies wird insbesondere in Abbildung 5.20 deutlich. Darin ist zu erkennen, dass sich der Werkzeuginnendruck nach drei Zyklen dem Referenzverlauf annähert und nach ca. 10 Zyklen die Referenz nahezu exakt verfolgt.

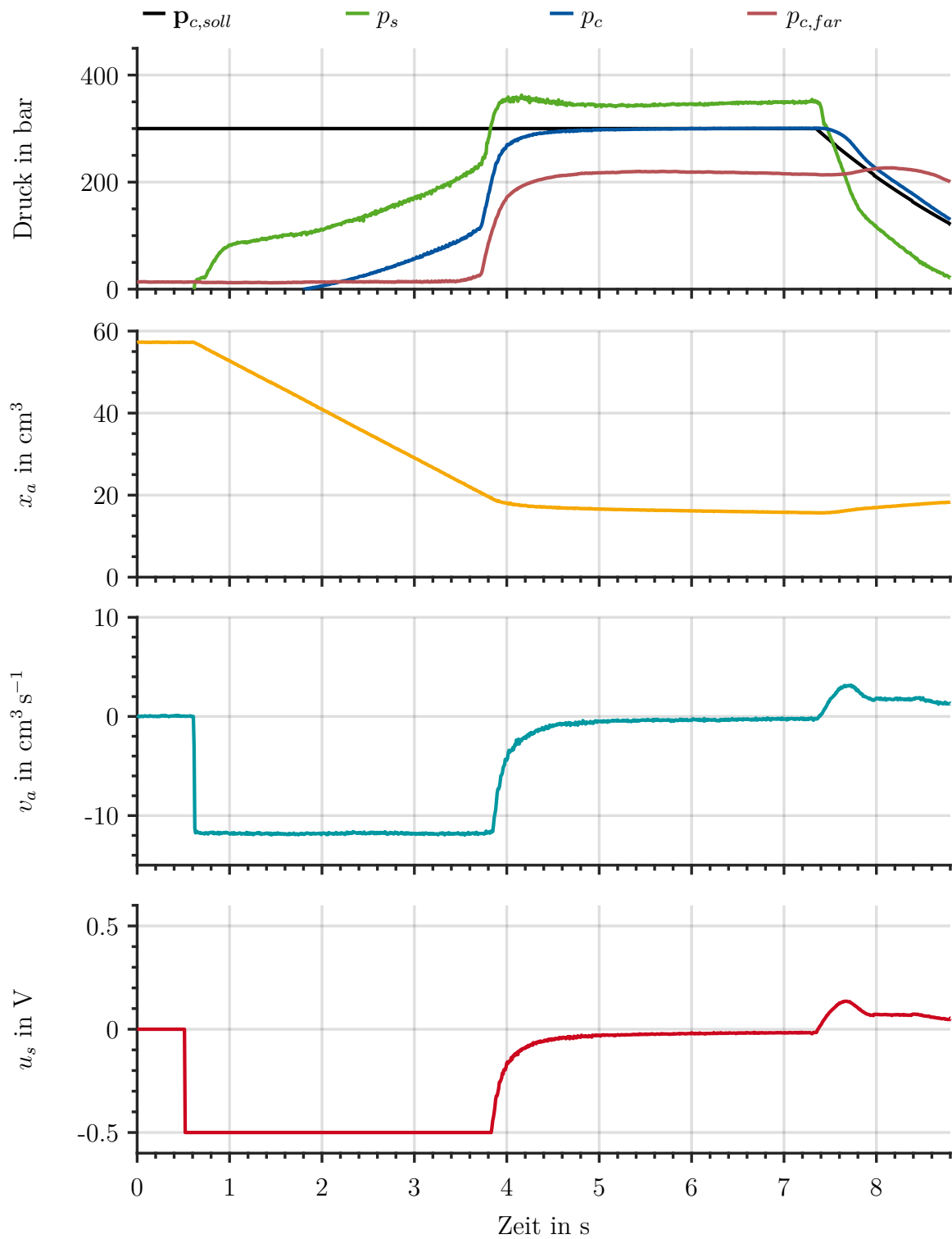


Abb. 5.18: Experimentelle Ergebnisse der MPR mit pvT-Optimierung.

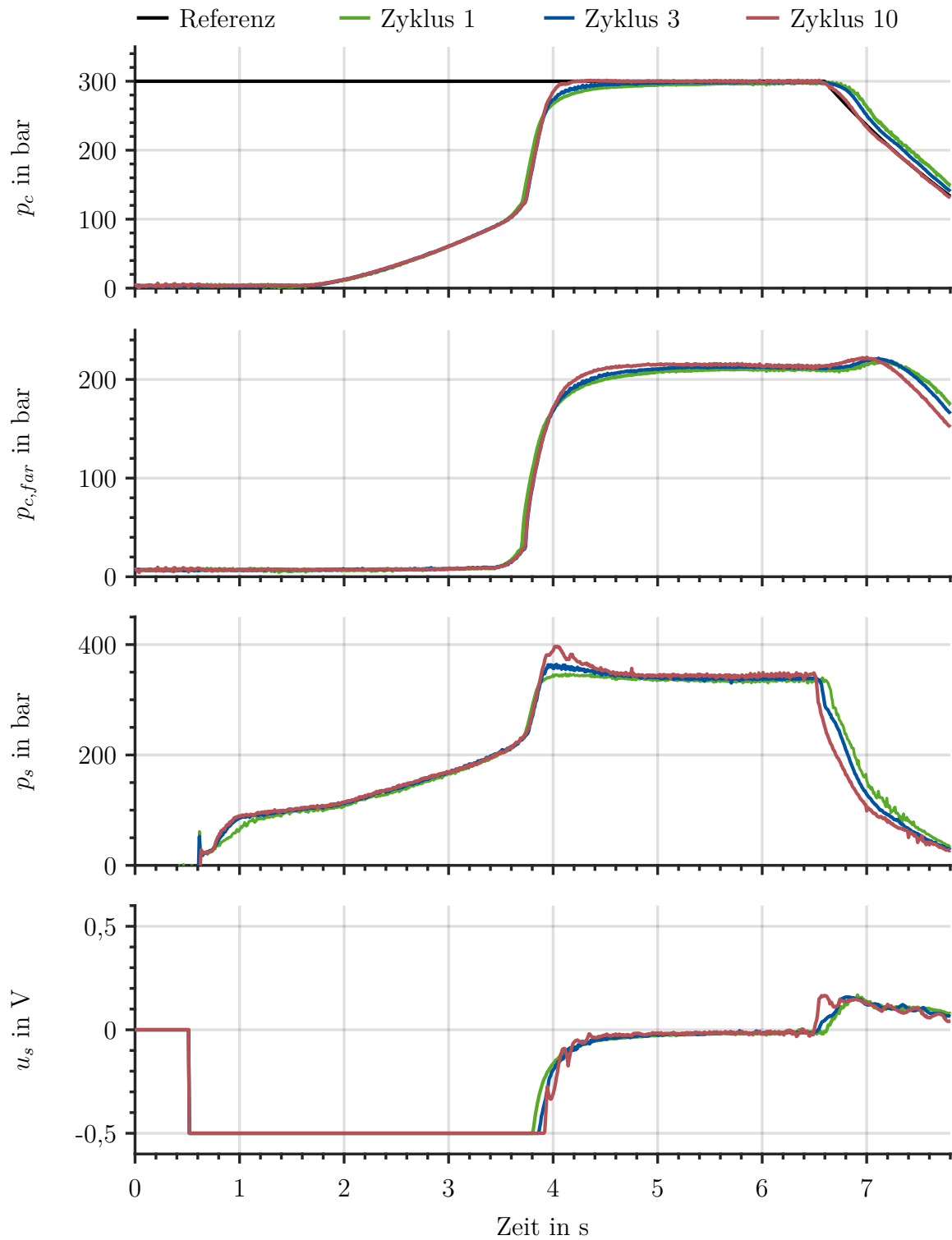


Abb. 5.19: Experimentelle Ergebnisse der ILR mit pvT-Optimierung.

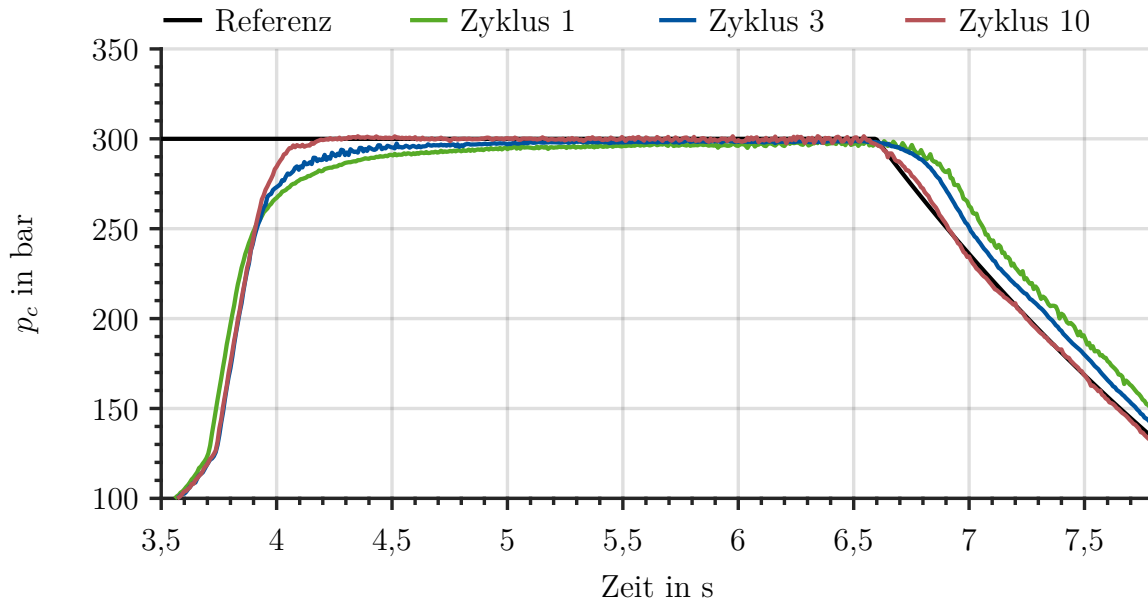


Abb. 5.20: Detailansicht der Versuchsergebnisse von Abbildung 5.19.

Zur Untersuchung der Gewichtsregelung werden für beide Regelungsansätze sowohl Versuchsreihen mit als auch ohne pvT-Optimierung betrachtet. Dabei soll untersucht werden, ob mit der vorgestellten Gewichtsregelung sowohl unter konstanten Fertigungsbedingungen als auch unter veränderlichen Fertigungsbedingungen Formteile mit definiertem Gewicht gefertigt werden können. Zu diesem Zweck wird die Werkzeugtemperierung nach 15 Fertigungszyklen deaktiviert, sodass sich das Werkzeug kontinuierlich erwärmt. Nach 30 Fertigungszyklen wird die Werkzeugtemperierung wieder aktiviert, sodass sich das Werkzeug wieder abkühlt. Zu Beginn jedes Fertigungszyklus wird die Werkzeugtemperatur gemessen, um die Abhängigkeit zwischen Werkzeugtemperatur und Formteilmgewicht zu untersuchen. Das Formteilmgewicht m_{mess} wird mithilfe einer Feinwaage LA 620S- OCE der Firma Sartorius AG Germany, Deutschland am Ende jedes Zyklus gemessen.

Erfolgt die Fertigung der Formteile mit der MPR und einer für das Sollgewicht $m_{soll} = 29,1 \text{ g}$ parametrisierten pvT-Optimierung, dann ergeben sich die in Abbildung 5.21 angegebenen Ergebnisse. Dabei zeigt sich, dass ohne pvT-Optimierung ein minimales Gewicht von 27,41 g und ein maximales Gewicht von 28,03 g folgt. Dies entspricht einer absoluten Toleranz von 0,62 g bzw. einer relativen Toleranz von 2,25 % bezogen auf das mittlere Formteilmgewicht von 27,56 g. Bei Einsatz der pvT-Optimierung resultiert ein minimales Gewicht von 28,06 g und ein maximales Gewicht von 28,42 g, was einer absoluten Toleranz von 0,36 g (1,23 % bezogen auf ein mittleres Gewicht von 28,27 g) entspricht. Demzufolge kann durch Einsatz der pvT-Optimierung die Gewichtstoleranz fast halbiert werden.

Im Falle der ILR folgen ohne pvT-Optimierung die in Abbildung 5.22 angegebenen Verläufe, sodass sich ein minimales Gewicht von 27,59 g und ein maximales Gewicht

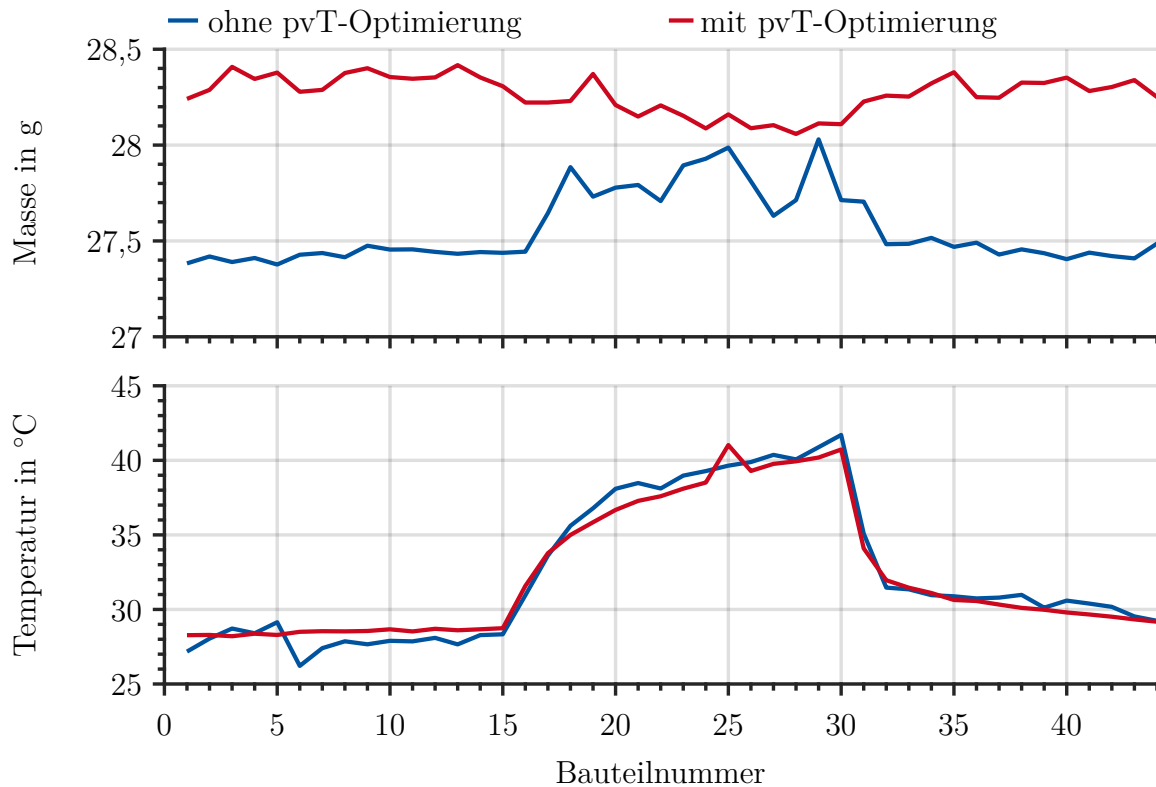


Abb. 5.21: Untersuchung des Formteilm Gewichts bei Einsatz der pvT-Optimierung mit MPR zur Werkzeuginnendruckregelung. Ab Formteil 15 wird die Werkzeugkühlung deaktiviert und ab Formteil 30 wieder aktiviert.

von 28,38 g ergibt. Entsprechend resultiert eine absolute Toleranz von 0,79 g bzw. eine relative Toleranz von 2,84 % bezogen auf ein mittleres Gewicht von 27,82 g. Regelt die ILR dagegen den von der pvT-Optimierung vorgegebene Druckverlauf, dann ergibt sich ein minimales Gewicht von 27,96 g bzw. ein maximales Gewicht von 28,43 g. Dies entspricht einer absoluten Toleranz von 0,47 g bzw. einer relativen Toleranz von 1,67 % bezogen auf das mittlere Gewicht von 28,18 g. Dies entspricht näherungsweise einer Halbierung der Toleranz im Vergleich zur Fertigung ohne pvT-Optimierung.

In beiden Fällen liegt das mittlere Gewicht bei Einsatz der pvT-Optimierung unter dem gewünschten Formteilmgewicht von 29,1 g. Jedoch kann durch den Einsatz der pvT-Optimierung die Formteilmkonstanz deutlich gesteigert werden, insbesondere wenn sich die Werkzeugtemperatur verändert. Entsprechend kann geschlussfolgert werden, dass mit dem vorgestellten Konzept eine Qualitätsregelung möglich ist. Die Hauptursache für die Gewichtsabweichungen von dem Zielgewicht m_{soll} ist darin zu vermuten, dass die beschriebene Qualitätsregelung sich nur auf eine einzige Messstelle im Werkzeug bezieht. In der Realität kühlt die Schmelze im gesamten Werkzeug jedoch ungleichmäßig ab, sodass die

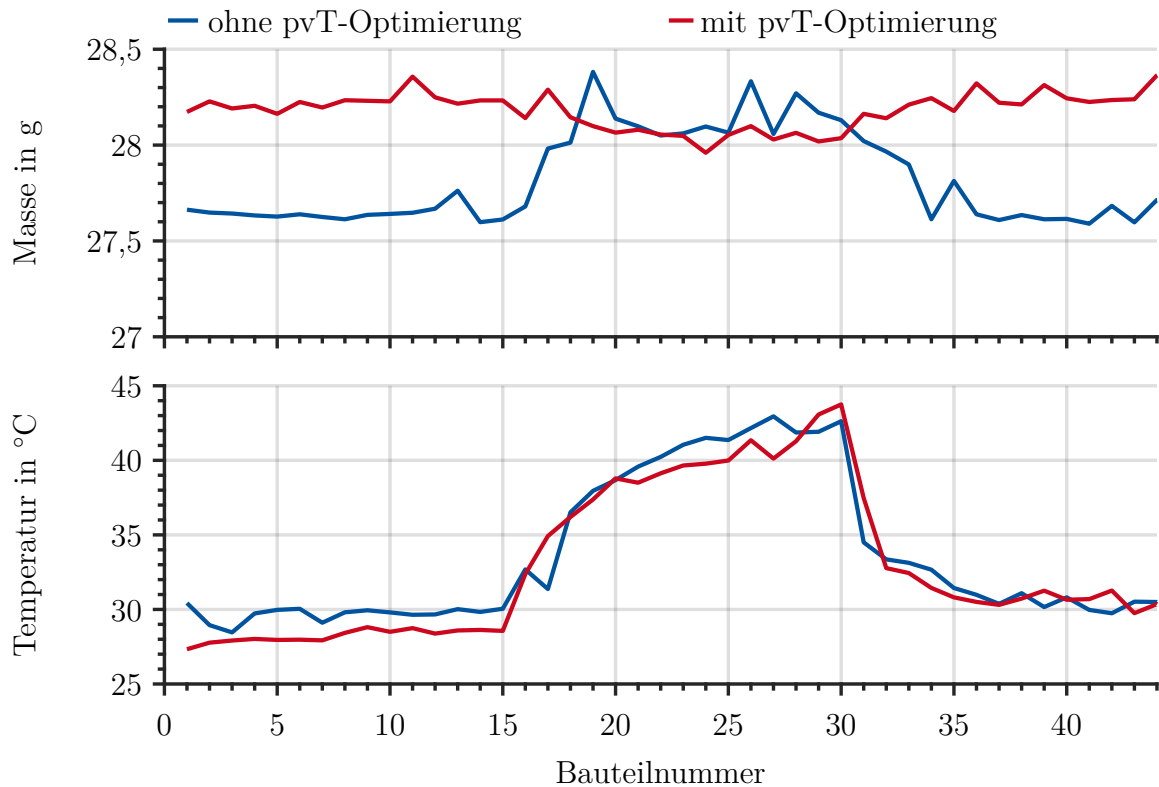


Abb. 5.22: Untersuchung des Formteilmassengewichts bei Einsatz der pvT-Optimierung mit ILR zur Werkzeuginnendruckregelung. Ab Formteil 15 wird die Werkzeugkühlung deaktiviert und ab Formteil 30 wieder aktiviert.

Güte der Qualitätsregelung maßgeblich von der Messstelle des Druck- bzw. Temperatursensors im Werkzeug abhängt. Durch ein gesamtheitliches Werkstückmodell, welches das inhomogene Abkühlverhalten der Schmelze berücksichtigt, könnte die Regelgüte weiter gesteigert werden. Außerdem wurde in dem vorliegenden Fall die Temperatur im Bereich der Messstelle anhand einer Abkühlkurve abgeschätzt. Entsprechend ist zu untersuchen, ob mithilfe einer Temperaturmessung im Werkzeug die Genauigkeit der Formteilmasse weiter verbessert werden kann. Darüber hinaus ist die Übertragbarkeit des vorgestellten Konzeptes auf unterschiedliche Werkzeuge bzw. Formteile zu untersuchen. Dabei sollte der vorgestellte Modellierungsansatz hinsichtlich einer geometrischen Betrachtung des Werkzeuges erweitert werden, um eine intuitive Übertragung des vorgestellten Konzeptes zu ermöglichen.

5.6 Zusammenfassung

Die vorgestellten Arbeiten beschreiben einen Ansatz zur Qualitätsregelung beim Kunststoffspritzgießen. Ziel war die Steigerung der Gewichtskonstanz durch Kombination einer modellbasierten Werkzeuginnendruckregelung mit der pvT-Optimierung. Hierfür wurden in dem Werkzeug zusätzliche Sensoren integriert und mithilfe derer eine modellbasierte, prädiktive als auch eine iterativ lernende Werkzeuginnendruckregelung erforscht, die es ermöglichen, mithilfe eines geeigneten Regelstreckenmodells beliebige Verläufe des Werkzeuginnendrucks zu realisieren.

Als Qualitätsmodell wurde das pvT-Diagramm verwendet, das den materialspezifischen Zusammenhang zwischen Druck, Temperatur und dem spezifischen Volumen beschreibt. Anhand dieses Modells berechnet die pvT-Optimierung für ein gewünschtes spezifisches Volumen einen optimalen Verlauf für den Werkzeuginnendruck, der von unterlagerten Prozessregelungen eingestellt werden muss. Hierfür wurde zunächst ein physikalisch-motiviertes Modell entwickelt, welches das reale Prozessverhalten in guter Näherung wiedergibt. Dieses Modell wurde anschließend angepasst und in einer modellbasierten, prädiktiven Regelung und einer iterativ lernenden Regelung eingesetzt. In Kombination mit einem Extended Kalman Filter, der die nicht messbaren Zustände für beide Regler schätzt, konnte so der Werkzeuginnendruck mit einer Genauigkeit von bis zu ± 2 bar geregelt werden. Im Gegensatz zum Stand der Technik ist zwischen der Einspritzphase und der Nachdruckphase keine Umschaltung zwischen verschiedenen Regelgrößen oder Reglern notwendig. Stattdessen wurde eine phasenübergreifende Druckregelung realisiert. Dadurch können fast beliebige Verläufe für den Werkzeuginnendruck vorgegeben werden, was für eine Qualitätsregelung mittels pvT-Optimierung Voraussetzung ist.

Beim Einsatz der pvT-Optimierung in Verbindung mit den beschriebenen Werkzeuginnendruckregelungen, kann die Gewichtsstreuung der Formteile deutlich reduziert werden. Dies wird besonders deutlich, wenn sich die Werkzeugtemperatur und infolge dessen der Abkühlvorgang des Formteils verändern. In diesem Fall kommt es ohne pvT-Optimierung zu einem deutlichen Anstieg des Formteilm Gewichts. Bei Berücksichtigung der pvT-Optimierung bleibt das Formteilmgewicht nahezu konstant.

6 Schrappfräsen

Das Fräsen ermöglicht die hochflexible Bearbeitung von Metallen, sodass fast beliebige Geometrien gefertigt werden können. In den meisten Fällen wird der Fräsprozess a priori ausgelegt und dabei optimiert. Während der Bearbeitung erfolgt nur selten eine Adaption der voreingestellten Prozessparameter. Um den Fräsprozess auch zur Laufzeit optimieren zu können, wird im Folgenden das Konzept der modellbasierten Selbstoptimierung auf das Schrappfräsen übertragen. Dadurch soll die Qualität gesteigert und die Fertigungsdauer reduziert werden.

Das Kapitel basiert in Teilen auf den eigenen Publikationen [3, 5, 135, 194, 226, 242–245, 254]

6.1 Zielstellung

Besonderen Einfluss auf die Qualität und die Prozessdauer hat die Zerspankraft F_z , die zwischen dem Werkstück und dem Werkzeug wirkt. In [240] konnte bereits gezeigt werden, dass Qualität und die Effizienz durch die Regelung der Zerspankraft gesteigert werden kann. Dabei erfordert eine große Zerspankraft F_z eine möglichst große Vorschubgeschwindigkeit, um ein großes Zerspanvolumen vom Werkstück abzutragen. Darüber hinaus kann durch die Regelung der Zerspankraft F_z eine Überbelastung des Werkzeuges verhindert und der Einfluss des Werkzeugverschleiß kompensiert werden.

Das übergeordnete Ziel der modellbasierten Selbstoptimierung besteht in der Reduzierung der Fertigungsdauer. Hierfür wird angestrebt, dass die Zerspankraft F_z immer maximal ist. Jedoch muss zu jeder Zeit auch sichergestellt werden, dass eine maximal zulässige Zerspankraft F_z nicht überschritten wird, da dies zum Bruch oder erhöhten Verschleiß des Werkzeuges führt.

Die regelungstechnische Aufgabe ist in Abbildung 6.1 vereinfacht dargestellt. Demnach bewegt sich der Fräser von Links nach Rechts. In der Mitte befindet sich ein Werkstück, von dem Material abgetragen wird. Da sich der Fräser zu Beginn der Bewegung nicht im Eingriff befindet, wirkt zunächst keine Kraft am Fräser. Folglich kann der Fräser mit maximaler Geschwindigkeit v verfahren werden. Sobald der Fräser Kontakt mit dem Werkstück hat, steigt die Zerspankraft F_z im idealen Fall (sofern die Schneiden nicht gedreht

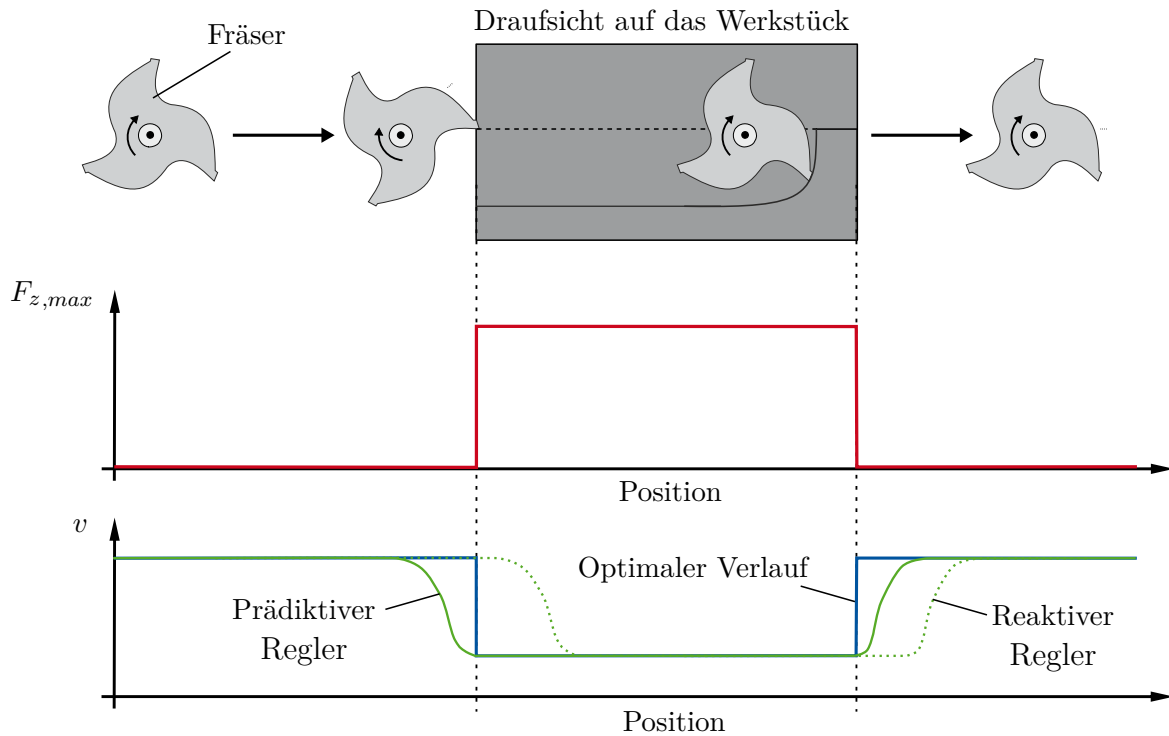


Abb. 6.1: Schematische Darstellung der Regelungsaufgabe am Beispiel einer Fräserbewegung mit konstanten Eingriffsbedingungen.

sind) sprunghaft an. Um eine definierte maximale Zerspankraft nicht zu überschreiten, muss die Vorschubgeschwindigkeit v sprunghaft reduziert werden. Technische Systeme sind jedoch nicht sprunghaft, sodass sich die notwendige Geschwindigkeitsänderung erst verzögert einstellt. Entsprechend stellt sich beim Einsatz klassischer Regelungssysteme, die üblicherweise reaktiv arbeiten, die optimale Geschwindigkeit erst verzögert ein. Dies führt zu hohen Zerspankräften, welche im schlimmsten Fall im Bruch des Fräasers resultieren. Aus diesem Grund wird ein prädiktiver Regler benötigt, der mithilfe von a priori berechneten Eingriffsbedingungen entlang des Fräspfades die Veränderungen der Zerspankraft F_z prädiziert und die Geschwindigkeit v unter Berücksichtigung der Prozessdynamik frühzeitig reduziert.

Hierfür müssen die heute verfügbaren Bearbeitungszentren zunächst um zusätzliche Sensoren erweitert werden, die eine Prozessregelung ermöglichen. Erst im Anschluss ist der Aufbau einer Kraftregelung möglich. Hierfür wird in Abbildung 6.2 das Konzept der MBSO auf das Schrappfräsen übertragen. Ausgangslage ist das Bearbeitungszentrum, das die Position und die Geschwindigkeit des Werkzeugmittelpunkts überwacht und regelt. Um auch die Zerspankraft überwachen zu können, wird das Bearbeitungszentrum um eine Kraftmessplattform erweitert, welche die auftretende Kraft zwischen Werkstück und Maschinentisch misst. Unter der Voraussetzung, dass keine weiteren Kräfte (z. B. durch

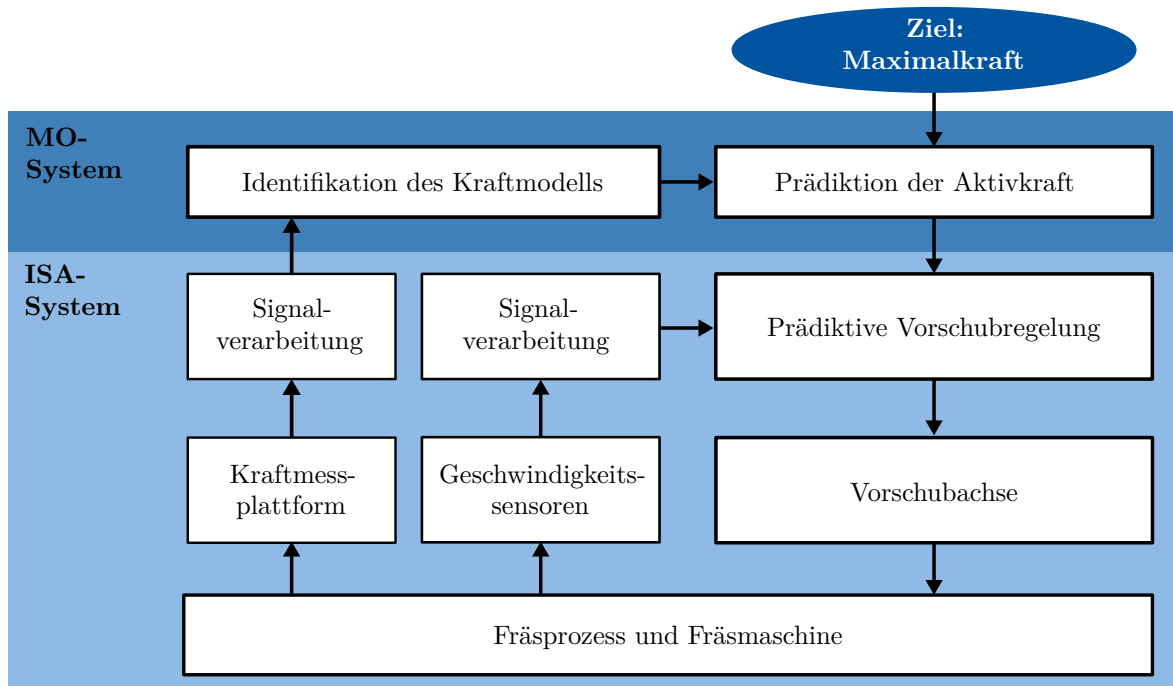


Abb. 6.2: MBSO zur Reduktion der Fertigungsdauer durch die Optimierung der Aktivkraft beim Fräsen.

rotatorische bzw. translatorische Bewegungen der Kraftmessplattform) auf die Kraftmessplattform wirken, kann die Zerspankraft F_z zwischen dem Werkzeug und dem Werkstück mit der Kraftmessplattform bestimmt werden. Aus diesem Grund wird in dieser Arbeit davon ausgegangen, dass das Werkstück in der Horizontalen auf dem Maschinentisch montiert ist und dieser nicht verfahren wird. Es wird somit eine Vertikalbearbeitung angenommen, da hier die Spindel und nicht der Tisch bewegt wird.

Weiterhin setzt sich die Zerspankraft F_z aus der Aktivkraft F_a und der Passivkraft F_p zusammen (siehe Kapitel 2.4.3). Da die Passivkraft F_p senkrecht zur Arbeitsebene wirkt und damit keine Zerspanleistung erzeugt, beschränken sich die Betrachtungen im Folgenden ausschließlich auf die Aktivkraft F_a .

Mithilfe der Kraftmessung wird der aktuelle Arbeitspunkt des Fräsprozesses ermittelt und ein nichtlineares Kraftmodell identifiziert. Dadurch können die Materialkennwerte Ω für den aktuellen Arbeitspunkt bestimmt und das Kraftmodell adaptiert werden. Indirekt wird so auch der Einfluss des Werkzeugverschleißes identifiziert. Das adaptierte Kraftmodell dient anschließend der Kraftprädiktion. Zu beachten ist dabei, dass die auftretende Aktivkraft F_a abhängig von den geometrischen Eingriffsbedingungen $\mathbf{E}_b$ des Werkzeuges ist, die sich entlang des Werkzeugpfades $\mathbf{p}_{nc}$ verändern. Diese Änderungen können unter Umständen zu sprunghaftigen Zerspankraftänderungen und damit zu sprunghaftigen

Arbeitspunktänderungen führen. Deshalb werden die Eingriffsbedingungen $\mathbf{E}_b$ entlang des a priori definierten Werkzeugpfades $\mathbf{p}_{nc}$ mithilfe einer Abtragssimulation ermittelt und diese zur Laufzeit als Eingänge des Kraftmodells verwendet, um die Prädiktion der Aktivkraft F_a entlang des Werkzeugpfades zu ermöglichen. Anhand der Kraftprädiktion wird eine optimale Trajektorie v_p für die Vorschubgeschwindigkeit entlang des Werkzeugpfades $\mathbf{p}_{nc}$ berechnet, die mithilfe einer MPR bestmöglich verfolgt werden soll.

Die Maschine verfügt bereits über Lage- und Geschwindigkeitsregelkreise, die sicherstellen, dass sich das Werkzeug entlang eines definierten Pfades mit einer vorgegebenen Geschwindigkeit bewegt. Aus regelungstechnischer Sicht handelt es sich somit um eine Kaskadierung von Maschinen- und Prozessregelkreisen (siehe Abbildung 6.3). Dabei kann nicht unmittelbar auf die Lage- bzw. Geschwindigkeitsregelung zugegriffen werden, da deren Sollverläufe von der NC-Steuerung berechnet werden. Jedoch können die Sollverläufe mithilfe eines Overrides angepasst werden, auf den über eine entsprechende Maschinenschnittstelle zugegriffen werden kann. So kann der unterlagerten Geschwindigkeitsregelung die Sollgeschwindigkeit u_v vorgegeben werden, die durch eine überlagerte Vorschubregelung berechnet wird. Diese stellt sicher, dass der geforderte Geschwindigkeitsverlauf v_t möglichst gut verfolgt, aber niemals überschritten wird. Ein Überschreiten der geforderten Geschwindigkeit v_t hat ein Überschreiten der einzuhaltenden maximalen Aktivkraft $F_{a,max}$ zur Folge. Entsprechend muss die überlagerte Vorschubregelung das dynamische Verhalten der Maschine inklusive Maschinenregelung sowie die geforderten Geschwindigkeitsbeschränkungen explizit berücksichtigen können.

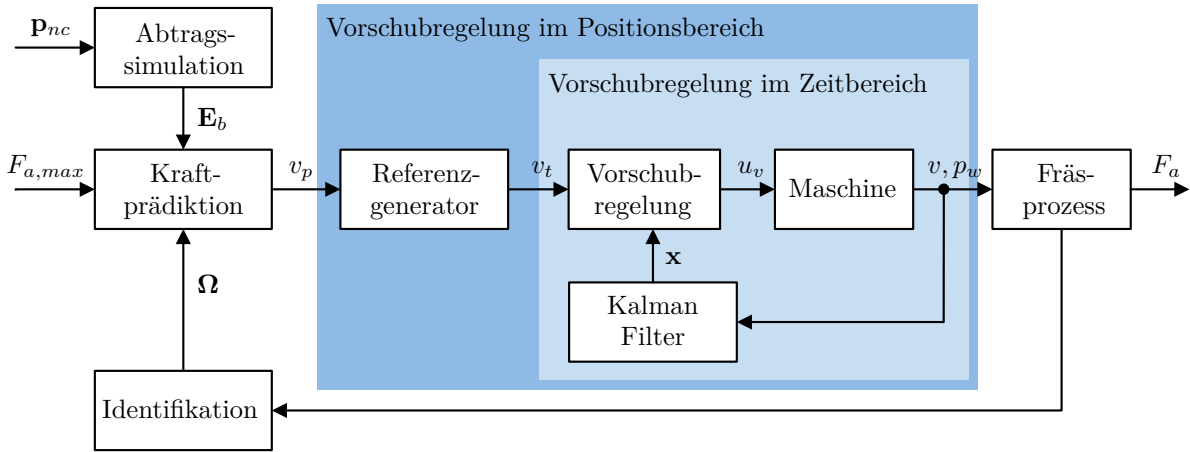


Abb. 6.3: Bestandteile der modellbasierten, prädiktiven Kraftregelung beim Schrappfräsen.

Die Sollgeschwindigkeit u_v wird von der Vorschubregelung in Abhängigkeit der Zeit t berechnet. Die Aktivkraft F_a hängt jedoch von der aktuellen Position p_w ab. Deshalb transformiert ein Referenzgenerator die positionsabhängige Geschwindigkeitstrajektorie $v_p(p_w)$ in eine zeitabhängige Geschwindigkeitstrajektorie $v_t(t)$. Die Geschwindigkeitstrajektorie v_p im Positionsbereich wird mithilfe des identifizierten Kraftmodells bestimmt.

Geschlossen wird der äußere Prozessregelkreis durch die kontinuierliche Identifikation des Kraftmodells.

In [3] werden die einzelnen Komponenten getrennt realisiert. Im Folgenden werden die Kraftprädiktion, der Trajektoriengenerator sowie die Vorschubregelung in einer modellbasierten prädiktiven Kraftregelung zusammengeführt. Hierfür muss zunächst ein Modell aufgestellt werden, mit dem das Übertragungsverhalten der Regelstrecke modelliert werden kann. Anschließend wird die modellbasierten prädiktiven Kraftregelung aufgebaut und experimentell validiert. Die Untersuchungen beschränken sich dabei auf den Einsatz eines Schaftfräasers.

6.2 Modellierung

Entsprechend der Unterteilung in Maschinenregelung und Prozessregelung wird die Regelstrecke in Analogie zu [3] als Reihenschaltung eines Maschinenmodells und eines Prozessmodells betrachtet (siehe Abbildung 6.4). Dabei beschreibt das Maschinenmodell das dynamische Verhalten der Vorschubachsen. Als Eingang wird die Sollvorschubgeschwindigkeit u_v betrachtet. Die unterlagerte Geschwindigkeitsregelung der Maschine stellt sicher, dass die vorgegebene Sollvorschubgeschwindigkeit u_v sich am Ausgang v einstellt. Das Prozessmodell beschreibt dagegen den Schnittvorgang zwischen Werkzeug und Werkstück, sodass die Vorschubgeschwindigkeit v als Eingang betrachtet werden kann. In Abhängigkeit der resultierenden Vorschubgeschwindigkeit v des Fräasers ergibt sich unter Berücksichtigung der Eingriffsbedingungen $\mathbf{E}_b$ eine Aktivkraft F_a am Fräser, die als Ausgang des Prozessmodells definiert wird.

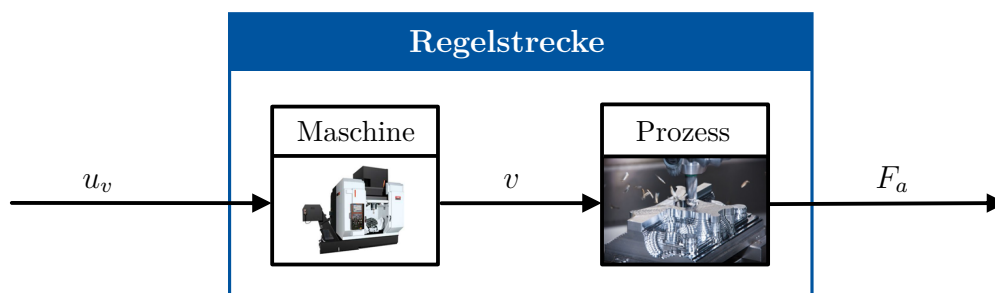


Abb. 6.4: Unterteilung der Regelstrecke in Maschinenmodell und Prozessmodell.

Durch die Unterteilung können für die beiden grundsätzlich verschiedenen Wirkprinzipien unterschiedliche Modellansätze verwendet werden. Während das Maschinenverhalten mithilfe von Differenzialgleichungen beschrieben wird, wird das Prozessverhalten durch ein technologisches, empirisches Modell beschrieben. Beide Teilmodelle werden im Folgenden ausführlich vorgestellt.

6.2.1 Maschinenmodell

Um das dynamische Verhalten der Maschine, insbesondere der Vorschubachsen mit ihren Regelungen beschreiben zu können, wird die Bewegung des Werkzeuges entlang des Werkzeugpfades betrachtet. Entsprechend wird die Geschwindigkeit v ebenfalls entlang des Werkzeugpfades definiert, sodass sich die Orientierung des Geschwindigkeitsvektors entlang des Werkzeugpfades ausrichtet (siehe Abbildung 6.5). Dabei handelt es sich um zulässige Vereinfachung, weil die X- und Y-Achsen gleich aufgebaut sind.

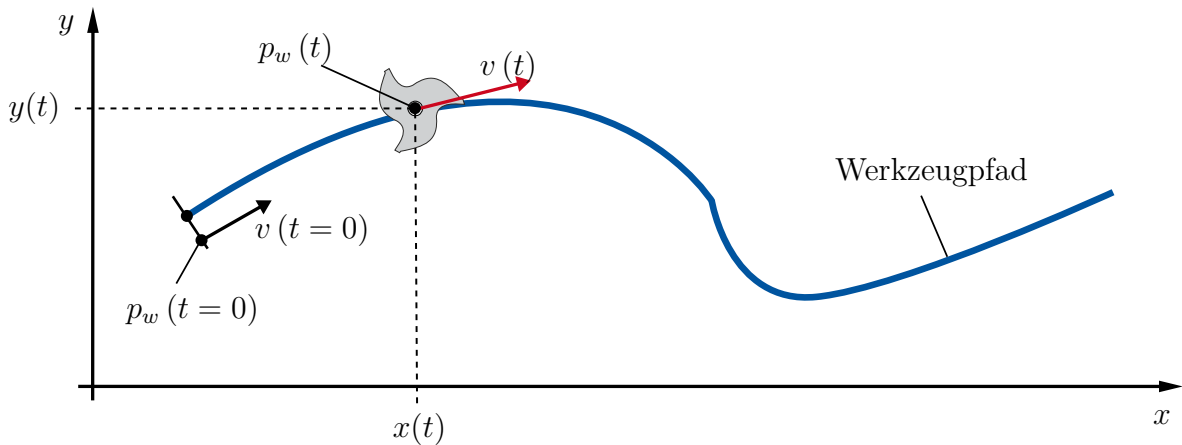


Abb. 6.5: Definition der Position p_w und der Vorschubgeschwindigkeit v entlang des Fräspfad im kartesischen Koordinatensystem.

Anschließend werden unter Berücksichtigung dieser Konventionen Identifikationsversuche an der Maschine durchgeführt. Dabei werden definierte Testsignale auf den Eingang u_v der Maschine geschaltet und die resultierenden Ausgangsverläufe v ausgewertet. Dabei zeigt sich, dass die unterlagert geregelten Vorschubachsen bei geeigneter Wahl der Maschineneinstellungen ein Verzögerungsverhalten zweiter Ordnung mit Totzeit aufweisen (siehe Abbildung 6.6). Da die Maschine in verschiedenen Arbeitspunkten das gleiche dynamische Verhalten aufweist, wird weiterhin die Annahme getroffen, dass sich die Maschine zeitinvariant verhält. Dies wird bei der Modellierung ausgenutzt, sodass sich die Übertragungsfunktion

$$G_v(s) := \frac{V(s)}{U_v(s)} = \frac{K \omega_0^2}{s^2 + 2 D \omega_0 s + \omega_0^2} e^{-s T_t} \quad (6.1)$$

mit der Laplace-Transformierten $V(s)$ der Vorschubgeschwindigkeit v , der Laplace-Transformierten $U_v(s)$ der Sollvorschubgeschwindigkeit u_v , der Verstärkung K , der Kennkreisfrequenz ω_0 , der Dämpfung D und der Totzeit T_t angeben lässt.

Da die Position p_w entlang des Werkzeugpfades definiert ist, lässt sich diese durch Integration der Geschwindigkeit v ermitteln. Entsprechend kann für die Position p_w die

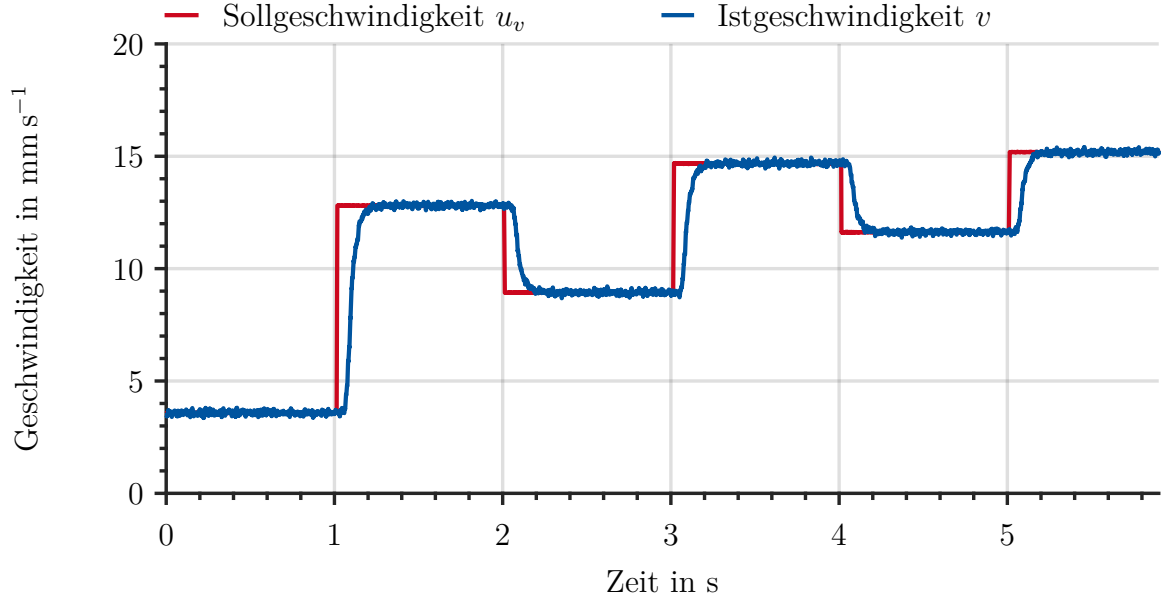


Abb. 6.6: Sprungversuche zur Identifikation der Maschinendynamik.

Übertragungsfunktion

$$G_p(s) := \frac{P_w(s)}{U_v(s)} = G_v(s) \cdot \frac{1}{s} \quad (6.2)$$

mit der Laplace-Transformierten $P_w(s)$ der Position p_w angegeben werden. Damit liegt ein SIMO-System mit dem Eingang u_v und den Ausgängen v , p_w vor. Um das Modell in einer MPR berücksichtigen zu können, werden die beiden Übertragungsfunktionen (6.1) und (6.2) gemäß Abschnitt 4.2.4 in den Zeitbereich rücktransformiert und anschließend in die Zustandsraumdarstellung überführt (siehe Abschnitt 4.2.3). Hierfür wird zunächst der Zustandsvektor

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} \dot{v} & v & p_w \end{pmatrix}^T \quad (6.3)$$

mit der Beschleunigung $\dot{v}$, der Geschwindigkeit v und der Position p_w eingeführt. Damit lässt sich das totzeitfreie ($T_t = 0$) zeitkontinuierliche Zustandsraummodell

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= \underbrace{\begin{bmatrix} -2D\omega_0 & -\omega_0^2 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}}_{=:\mathbf{A}_t} \mathbf{x} + \underbrace{\begin{pmatrix} K\omega_0^2 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}}_{=:\mathbf{b}_t} u \\ \mathbf{y} &= \underbrace{\begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}}_{=:\mathbf{C}_t} \mathbf{x}, \end{aligned} \quad (6.4)$$

mit dem Eingang u_v , der Systemmatrix $\mathbf{A}_t$, dem Eingangsvektor $\mathbf{b}_t$ und der Ausgangsmatrix $\mathbf{C}_t$ angeben.

Da das Modell im späteren Verlauf in einer zeitdiskret arbeitenden MPR eingesetzt werden soll, wird das Modell mit der Abtastzeit T_s diskretisiert. Für die Systemmatrix gilt jedoch $\det(\mathbf{A}_t) = 0$, sodass es sich um ein Zustandsraummodell mit einer singulären Systemmatrix handelt. Entsprechend wird das zeitkontinuierliche Zustandsraummodell mit mithilfe der Transformation (4.30) und der Erweiterung nach Gleichung (4.31) diskretisiert. Damit folgt das zeitdiskrete Zustandsraummodell

$$\begin{aligned}\mathbf{x}(k+1) &= \mathbf{A}_k \mathbf{x}(k) + \mathbf{b}_k u(k) \\ \mathbf{y}(k) &= \mathbf{C}_k \mathbf{x}(k)\end{aligned}\tag{6.5}$$

mit der Systemmatrix $\mathbf{A}_k$, dem Eingangsvektor $\mathbf{b}_k$ und der Messmatrix $\mathbf{C}_k$ des zeitdiskreten Systems. Um weiterhin die Totzeit T_t berücksichtigen zu können, wird dieses Zustandsraummodell gemäß Abschnitt 4.2.5 um

$$N_d := \frac{T_d}{T_s}\tag{6.6}$$

Totzeitzustände

$$\mathbf{x}_d := \begin{pmatrix} x_{d,1} & x_{d,2} & \dots & x_{d,N_d} \end{pmatrix}^T\tag{6.7}$$

erweitert, sodass sich das zeitdiskrete Zustandsraummodell

$$\begin{aligned}\begin{bmatrix} \dot{\mathbf{x}}(k+1) \\ \dot{\mathbf{x}}_d(k+1) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \mathbf{A}_k & \mathbf{b}_k & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I}_{N_d-1} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}(k) \\ \mathbf{x}_d(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \\ 1 \end{bmatrix} u(k) \\ \mathbf{y} &= \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}(k) \\ \mathbf{x}_d(k) \end{bmatrix}\end{aligned}\tag{6.8}$$

mit der Einheitsmatrix $\mathbf{I}_{N_d-1} \in \mathbb{R}^{(N_d-1) \times (N_d-1)}$ und den Nullvektoren $\mathbf{0}$ bzw. den Nullmatrizen $\mathbf{0}$ ergibt.

Die Parameter K , ω_0 , D , T_t werden mithilfe sprungförmiger Identifikationsversuche ermittelt. Hierbei gilt $K = 1$, weil die maschinen-internen Regelkreise bereits sicherstellen, dass eine vorgegebene Sollgeschwindigkeit in endlicher Zeit erreicht wird. Die Totzeit $T_t = 60$ ms ergibt sich aus dem zeitlichen Versatz zwischen der Soll- und der Istgeschwindigkeit. Die übrigen Parameter $\omega_0 = 80,51 \text{ s}^{-1}$, $D = 1,55$ werden mithilfe der System Identification Toolbox von MATLAB bestimmt.

In Abbildung 6.7 ist das vollständig parametrisierte Modell den experimentellen Ergebnissen gegenübergestellt. Dabei besteht ein maximaler zeitlicher Versatz von 18 ms zwischen den Messwerten und dem Modell. Dies entspricht weniger als einem Abtastschritt und wird deshalb vernachlässigt. Entsprechend wird geschlussfolgert, dass der Geschwindigkeitsverlauf des Modells in guter Näherung dem experimentellen Geschwindigkeitsverlauf entspricht.

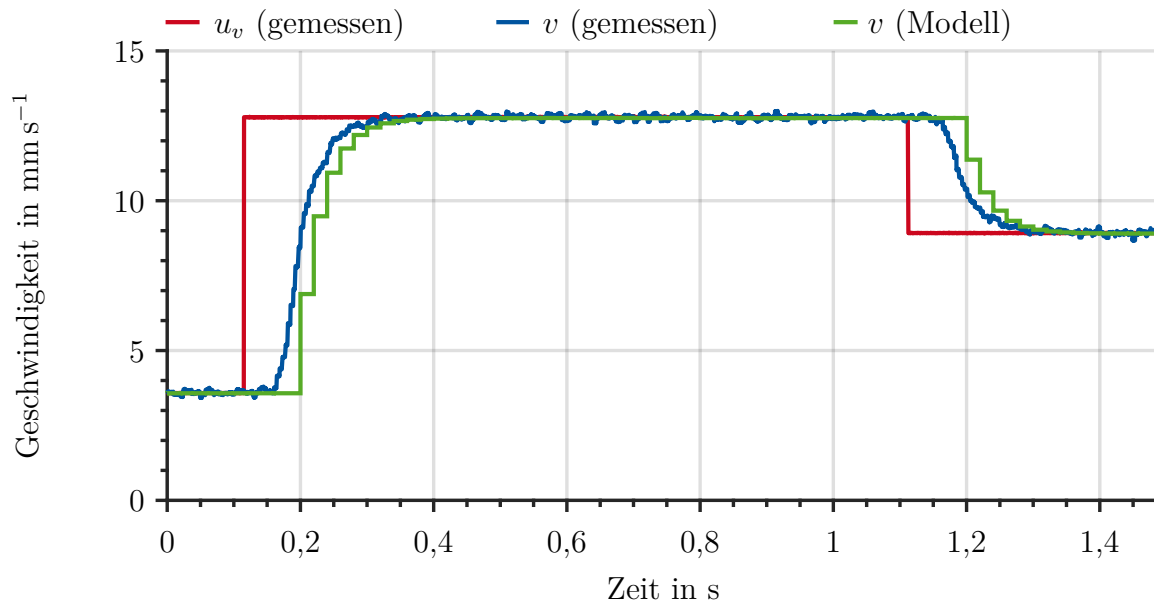


Abb. 6.7: Vergleich der gemessenen Vorschubgeschwindigkeit mit der simulierten Vorschubgeschwindigkeit des Modells, das mit $T_s = 20$ ms diskretisiert ist.

6.2.2 Prozessmodell

Essentieller Bestandteil des Prozessmodells ist der Fräser, der von dem Werkstück Material abträgt. Um diesen Zusammenhang für eine Kraftregelung beschreiben zu können, muss das Prozessmodell den Zusammenhang zwischen der Vorschubgeschwindigkeit v des Werkzeuges und der am Fräser resultierenden Aktivkraft F_a beschreiben. Dabei wird von einem gedrahten Schaftfräser ausgegangen, der aus speziell beschichteten Vollhartmetall besteht. Dadurch wird gewährleistet, dass der Fräser den auftretenden mechanischen und thermischen Wechselbelastungen standhält und die Lebensdauer verlängert wird.

Durch die schlanke Bauweise eines Schaftfräasers kann dieser infolge der am Fräser angreifenden Zerspankräfte durchbiegen. Außerdem können Fräser und Werkstück durch den unterbrochenen Schnitt zu unerwünschten Schwingungen angeregt werden. All diese Effekte führen zu Geometrieabweichungen, einer schlechten Oberflächengüte bzw. zu erhöhtem Werkzeugverschleiß. Zur Vereinfachung wird angenommen, dass sowohl der Fräser als auch das Werkstück ideal steif sind und infolge dessen keine Verformungen bzw. Schwingungen auftreten. Dadurch muss bei der Prozessmodellierung nur der zeit- bzw. positionsabhängige Zusammenhang zwischen Zerspankraft und Eingriffsbedingungen bzw. Vorschub und Schnittgeschwindigkeit betrachtet werden.

Nach [136] besteht zwischen der Zerspankraft und dem Vorschub ein nichtlinearer Zusammenhang. Gleichzeitig hängt die Zerspankraft von der Spanungsdicke bzw. der Schnitttiefe

ab. Zur Beschreibung dieser Zusammenhänge wurden im Stand der Technik verschiedene Modellierungsansätze vorgestellt. Im Folgenden wird nun das in [128] vorgestellte Kraftmodell nach Kienzle verwendet, da dieses Modell über große Bereiche der Spanungsdicke gültig ist [3]. Demnach können die Zerspankraftkomponenten mithilfe von

$$F_i = k_{i,1.1} b h^{1-m_i} \quad \text{mit } i = c, cn \quad (6.9)$$

berechnet werden (Abbildung 6.8). Mit dem Index $i = c$ werden die Komponenten der Schnittkraft und mit $i = cn$ die Komponenten der Schnittnormalkraft bezeichnet. Die Berechnung der einzelnen Kraftkomponenten erfolgt in Abhängigkeit von der Spanungsbreite b , der Spanungsdicke h und den materialabhängigen Parametern $k_{i,1.1}$ und m_i . Während die Spanungsbreite b die Breite des Spanungsquerschnitts senkrecht zur Arbeitsebene angibt, beschreibt die Spanungsdicke h die Breite des Spanungsquerschnitts in der Arbeitsebene senkrecht zur Schnittrichtung. Die Parametrierung der spezifischen Schnittkraft $k_{i,1.1}$ und des Anstiegswertes m_i sind nur für einen definierten Arbeitsbereich gültig, der durch die Spanungsdicke, die Schnittgeschwindigkeit sowie die Werkstoff-Schneidstoff-Paarung definiert ist. Die einzelnen Komponenten des Kraftmodells nach Kienzle sind in Abbildung 6.8 schematisch dargestellt.

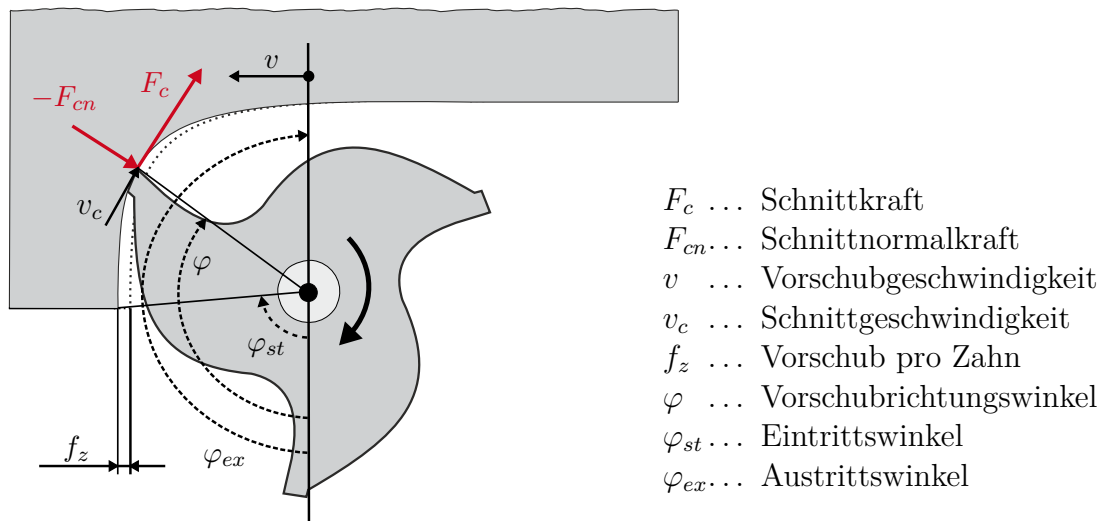


Abb. 6.8: Komponenten der Zerspankraft für ein Scheibenelement des Fräasers gemäß [4].

Beim Fräsen wird die Drehbewegung des Werkzeugs mit einer Vorschubbewegung überlagert. Dadurch bewegt sich jeder Punkt auf der Schneide des Fräasers auf eine trochoiden Bahn [166]. Zur Vereinfachung wird angenommen, dass die Schnittgeschwindigkeit v_c deutlich größer ist als die Vorschubgeschwindigkeit v . In diesem Fall kann die trochoiden Bahn der Schneidenspitze durch eine Kreisbahn angenähert werden, sodass sich die

Spanungsdicke h näherungsweise mit

$$h = f_z \sin(\varphi) \quad (6.10)$$

beschreiben lässt. Dabei gibt der Vorschub f_z den zurückgelegten Weg pro Zahn und der Vorschubrichtungswinkel φ den Winkel zwischen der Vorschubrichtung und der Schnitttrichtung an [59]. Der Vorschub ist definiert durch

$$f_z = v_c T_r \quad (6.11)$$

mit der Dauer T_r einer Umdrehung.

Da in diesem Fall ein gedrahter Schaftfräser betrachtet wird, variiert der Vorschubrichtungswinkel φ aufgrund des Dralls. Aus diesem Grund wird das Werkzeug entlang der Fräserachse über die Spanungsbreite b in n_f gleich hohe Scheibenelemente diskretisiert (siehe Abbildung 6.9) [132]. Die Anzahl n_f der Scheibenelemente ist definiert durch

$$n_f = \frac{b}{\Delta z}, \quad (6.12)$$

mit der inkrementalen Höhe Δz der Scheibenelemente. Für jedes dieser Fräserelemente wird überprüft, ob sich die Schneide im Eingriff befindet, also $\varphi_{st} \leq \varphi \leq \varphi_{ex}$ mit $\varphi, \varphi_{st}, \varphi_{ex} \in [0, 2\pi)$ gilt (Abbildung 6.8).

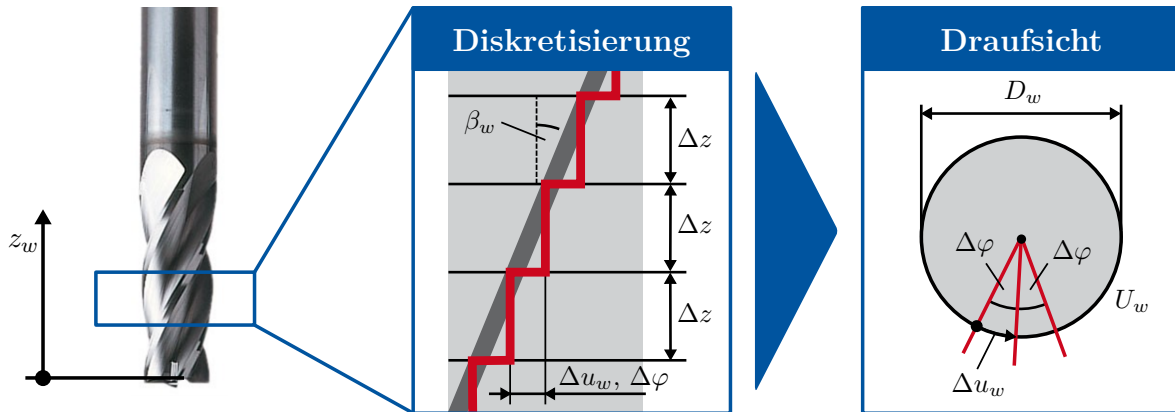


Abb. 6.9: Diskretisierung des Fräasers in n_f Scheibenelemente mit einer Scheibendicke von Δz . In der Mitte kennzeichnet die stufenartige, rote Linie den Schneidenverlauf, wenn für jedes Scheibenelement eine senkrechte Schneide angenommen wird.

Dabei sind sowohl der Eintrittswinkel φ_{st} und der Austrittswinkel φ_{ex} abhängig von der aktuellen Fräserposition. Befindet sich der Fräser im Eingriff, werden die Zerspankraftkomponenten anhand des Zerspankraftmodells (6.9) berechnet. Andernfalls ist die Zerspankraft null. Entsprechend lassen sich die Zerspankraftkomponenten mit

$$F_{i,j} = \begin{cases} k_{i,1.1} \Delta z (f_z \sin(\varphi_j))^{1-m_i} & \text{für } \varphi_{st} \leq \varphi_j \leq \varphi_{ex} \\ 0 & \text{sonst,} \end{cases} \quad (6.13)$$

für jedes Scheibenelement $j = 1, 2, \dots, n_f$ angeben. Anschließend können die Zerspankraftkomponenten der einzelnen Fräserelemente in ein einheitliches kartesisches Koordinatensystem transformiert und aufsummiert werden, sodass sich

$$\begin{pmatrix} F_x \\ F_y \end{pmatrix} = \sum_{j=1}^{n_f} \underbrace{\begin{bmatrix} \sin(\varphi(j \Delta z)) & -\cos(\varphi(j \Delta z)) \\ -\cos(\varphi(j \Delta z)) & -\sin(\varphi(j \Delta z)) \end{bmatrix}}_{=\mathbf{M}_j} \begin{pmatrix} F_{cn,j} \\ F_{c,j} \end{pmatrix} \quad (6.14)$$

ergibt [131]. Unter Berücksichtigung dieses Modells lassen sich so die kartesischen Kräfte ermitteln. Im Gegensatz zu den Kräften F_c , F_{cn} können die kartesischen Kräfte F_x , F_y von der Kraftmessplattform gemessen werden.

Mögliche Rundlauffehler, die zu einer Abweichung in der Zerspankraft führen, werden vernachlässigt. Der Einfluss des Rundlauffehlers wird in [18, 130, 267] ausführlich diskutiert.

Berechnung der Aktivkraft

Für die angestrebte Kraftregelung ist die Kenntnis der Aktivkraft F_a erforderlich. Diese lässt sich sowohl anhand der Schnittkraft F_c und der Schnittnormalkraft F_{cn} als auch anhand der von der Kraftmessplattform gemessenen Kräfte F_x , F_y im kartesischen Koordinatensystem bestimmen. In beiden Fällen wird die Aktivkraft F_a von den jeweiligen Kraftvektoren aufgespannt, sodass

$$F_a = \sqrt{F_c^2 + F_{cn}^2} = \sqrt{F_x^2 + F_y^2} \quad (6.15)$$

gilt (siehe Abschnitt 2.4.3). Entsprechend kann über die Gleichung (6.14) ein Zusammenhang zu den Kraftkomponenten des Zerspankraftmodells hergestellt werden. Jedoch ist der Vorschubrichtungswinkel $\varphi(j \Delta z)$ nicht über den Fräser konstant. Aus diesem Grund wird für jedes Scheibenelement eine senkrechte Schneide angenommen, sodass sich die Schneide über die diskreten Scheibenelemente entsprechend der Drallung der Schneide verschiebt (siehe Abbildung 6.9).

Damit hängt die Winkelverschiebung $\Delta\varphi$ in Abbildung 6.9 nur noch von der Diskretisierung Δz ab. Der Versatz Δu_w der Schneide entlang des Fräserumfangs lässt sich mithilfe der trigonometrischen Beziehung

$$\Delta u_w = \Delta z \tan(\beta_w) \quad (6.16)$$

berechnen, wobei der Drallwinkel β_w durch den Hersteller angegeben wird. Der Schneidenversatz Δu_w steht zum Umfang U_w des Fräser im gleichen Verhältnis wie der Winkelversatz $\Delta\varphi$ zu einer vollständigen Umdrehung. Dementsprechend gilt

$$\frac{\Delta\varphi}{2\pi} = \frac{\Delta u_w}{U_w} = \frac{\Delta z \tan(\beta_w)}{\pi D_w} \quad (6.17)$$

mit dem Werkzeugdurchmesser D_w . Aufgelöst nach dem Winkelversatz $\Delta\varphi$ folgt

$$\Delta\varphi = \frac{2 \Delta z \tan(\beta_w)}{\pi D_w}. \quad (6.18)$$

Durch Einsetzen in Gleichung (6.13) lassen sich die Kraftkomponenten für die einzelnen Scheiben berechnen, sodass für die insgesamt am Fräser angreifenden Kräfte

$$F_i = k_{i,1.1} \sum_{j=1}^{n_f} \Delta z \begin{cases} (f_z \sin(j \Delta\varphi))^{1-m_i} & \text{für } \varphi_{st} \leq j \Delta\varphi \leq \varphi_{ex} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (6.19)$$

gilt. Je kleiner die Scheibendicke Δz gewählt wird, umso genauer wird die beschriebene Annäherung des Fräasers. Für $n_f \rightarrow \infty$ entspricht die Näherung der exakten, analytischen Lösung des Kraftmodells. Jedoch steigt mit ansteigender Anzahl an Scheibenelementen auch die Rechendauer, weshalb zwischen Genauigkeit und Rechendauer abzuwägen ist.

Das angegebene Modell beschreibt aktuell nur den Zusammenhang zwischen den geometrischen Größen und den Kraftkomponenten. Um die zeitliche Abhängigkeit berücksichtigen zu können, wird davon ausgegangen, dass der Fräser mit der Drehgeschwindigkeit n_r um seine eigene Achse rotiert. Damit folgt das Modell nach Gleichung (6.19) zu

$$F_i(t) = k_{i,1.1} \sum_{j=1}^{n_f} \Delta z \begin{cases} (f_z \sin(\varphi_r(j, t)))^{1-m_i} & \text{für } \varphi_{st} \leq \varphi_r(j, t) \leq \varphi_{ex} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (6.20)$$

mit dem Winkel

$$\varphi_r(j, t) := 2\pi n_r t + j \Delta\varphi, \quad (6.21)$$

wobei dieser immer für das Intervall $\varphi_r = [0, 2\pi)$ betrachtet werden soll.

Berechnung der maximalen Aktivkraft für eine Umdrehung

Für die Regelungsaufgabe wird nicht der zeitliche Verlauf der Aktivkraft F_a benötigt, sondern die maximale Aktivkraft $F_{a,max}$, die bei einer vollständigen Umdrehung des Fräasers auftritt. Hierfür wird das Modell nach Gleichung (6.20) für eine vollständige Fräserumdrehung berechnet. Es folgt das Kraftmodell zu

$$F_{i,max} = k_{i,1.1} f_z^{(1-m_i)} \Phi_i \quad \text{mit } i = c, cn. \quad (6.22)$$

Der Term Φ_i beschreibt dabei den maximalen Einfluss der Eingriffsbedingungen auf die Kraft und ist definiert durch

$$\Phi_i = \max_t \int_0^b |\sin \varphi(t, z_w)|^{1-m_i} dz_w \approx \max_t \sum_{j=1}^{n_f} \Delta z |\sin \varphi_r(j, t)|^{1-m_i} \quad (6.23)$$

mit $i = c, cn$. Dabei ist wieder zu beachten, dass nur die Scheibenelemente berücksichtigt werden dürfen, die sich zum Zeitpunkt t im Eingriff befinden. Beide Kraftkomponenten sind dabei durch den Sinus bestimmt, sodass sich für beide Kraftkomponenten das Maximum zum gleichen Zeitpunkt ergibt. Damit folgt die maximale Aktivkraft $F_{a,max}$ pro Umdrehung mit Gleichung (6.11) und (6.15) zu

$$F_{a,max} = \sqrt{\left(k_{c,1.1} (T_r v_{max})^{1-m_c} \Phi_c\right)^2 + \left(k_{cn,1.1} (T_r v_{max})^{1-m_{cn}} \Phi_{cn}\right)^2}, \quad (6.24)$$

sodass diese Gleichung den Zusammenhang zwischen der maximalen Aktivkraft $F_{a,max}$, den Eingriffsbedingungen b , φ_{st} , φ_{ex} und der maximalen Vorschubgeschwindigkeit v_{max} beschreibt.

Um anhand einer vorgegeben maximalen Aktivkraft $F_{a,max}$ die maximal zulässige Vorschubgeschwindigkeit v_{max} zu berechnen, wird diese Gleichung im Arbeitspunkt $(F_{a,0}, v_0)$ linearisiert und anschließend nach v_{max} aufgelöst, sodass

$$v_{max} = v_0 + F_{a,0} (F_{a,max} - F_{a,0}) \left((1 - m_c) \left(k_{c,1.1} T_r^{(1-m_c)} \Phi_c v_0^{(0,5-m_c)} \right)^2 + \dots \right. \\ \left. \dots + (1 - m_{cn}) \left(k_{cn,1.1} T_r^{(1-m_{cn})} \Phi_{cn} v_0^{(0,5-m_{cn})} \right)^2 \right)^{-1} \quad (6.25)$$

folgt. Der Arbeitspunkt ergibt sich durch die Messwerte von F_a und v im jeweiligen Abtastschritt. Weiterhin werden die Eingriffsbedingungen b , φ_{st} , φ_{ex} als a priori bekannt angenommen, da diese mit einer Abtragssimulation für den Werkzeugpfad $\mathbf{p}_{nc}$ bestimmt werden. Dadurch kann diese Gleichung zur Prädiktion der einzuhaltenden Geschwindigkeitsbegrenzungen genutzt werden.

6.3 Kraftregelung

Auf Grundlage der vorgestellten Modelle wird nun die Kraftregelung mit all ihren Bestandteilen (Abbildung 6.10) erläutert. In einem ersten Schritt werden für die Kraftregelung a priori die Eingriffsbedingungen $\mathbf{E}_b$ bestimmt. Diese Eingriffsbedingungen werden mit der aktuellen Position des Fräasers synchronisiert und sowohl der Identifikation als auch der MPR zur Laufzeit zur Verfügung gestellt. Die MPR berechnet unter Berücksichtigung des Regelstreckenmodells eine optimale Sollvorschubgeschwindigkeit u_v , die sicherstellt, dass eine definierte maximale Aktivkraft $F_{a,max}$ nicht überschritten wird. Da nicht alle Zustände des verwendeten Regelstreckenmodells messbar sind, werden diese mithilfe eines Kalman Filters geschätzt und der MPR zur Verfügung gestellt. Parallel wird die Aktivkraft F_a mithilfe einer Kraftmessplattform gemessen und über einen definierten Zeithorizont gespeichert. Anschließend werden die Messdaten zur Identifikation der Modellparameter Ω des Kraftmodells genutzt, um dieses in der MPR adaptieren zu können. Dabei werden die Modellparameter tiefpassgefiltert, damit hochfrequente Änderungen der Prozessparameter in der MPR unterdrückt werden.

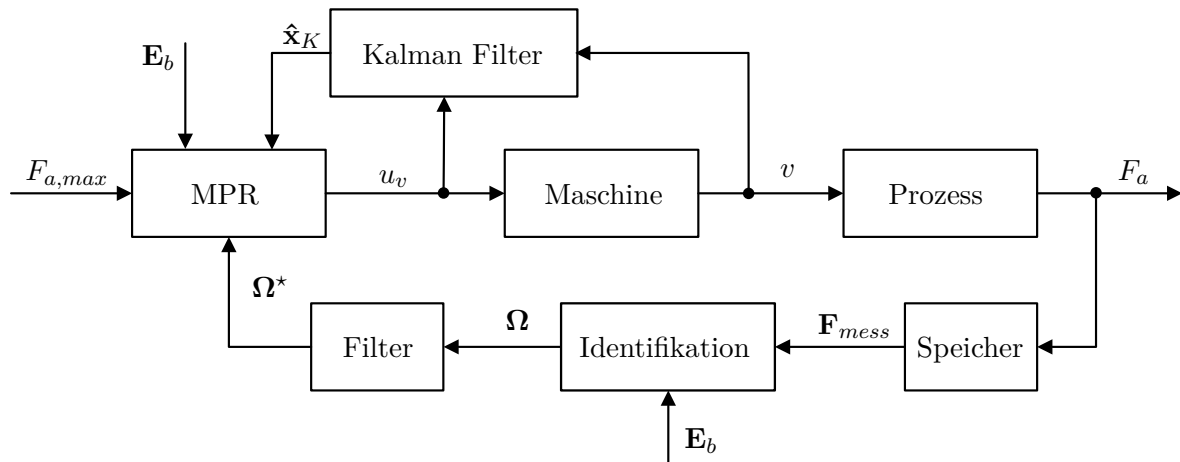


Abb. 6.10: Reglerstruktur der modellprädiktiven Kraftregelung mit den einzelnen Bestandteilen.

6.3.1 Bestimmung der Eingriffsbedingungen

Zur Berechnung des Zerspankraftmodells in Abschnitt 6.2.2 müssen zunächst die Eingriffsbedingungen zwischen Fräser und Werkstück ermittelt werden. Während bei zylindrischen Werkzeugen und linearen Werkzeugbahnen noch eine analytische Berechnung der geometrischen Eingriffsbedingungen möglich ist, ist dies bei komplexen Werkzeugbahnen nicht mehr praktikabel [36]. Aus diesem Grund erfolgt die Berechnung der Eingriffsbedingungen E_b mithilfe der Software Vericut von CGTech Inc, USA.

In der Abtragssimulation werden das Werkstück und das Werkzeug üblicherweise als Flächenkörper, Volumenkörper oder als diskrete Voxel- bzw. Dixelmodelle beschrieben. Während Flächenkörper mathematisch exakt durch Bezier, Splines und ähnliches beschrieben werden, können Volumenkörper durch einfache Geometrien wie Quader und Kugeln dargestellt werden [12, 238]. Bei der Verwendung von Voxel- bzw. Dixelmodellen werden das Werkzeug und das Werkstück mithilfe von kubischen bzw. stabförmigen Volumenelementen angenähert [181].

Zur Bestimmung der geometrischen Eingriffsbedingungen wird zunächst ein Werkzeugpfad definiert, der anschließend in Weglemente diskretisiert wird. Für jeden diskreten Wegschritt wird die Durchdringung von Werkzeug und Werkstück bestimmt, von dem Werkstück subtrahiert und so die geometrischen Eingriffsbedingungen ermittelt. Die Genauigkeit hängt dabei unmittelbar von der Genauigkeit der verwendeten Modelle sowie von der Schrittweite des Werkzeugpfades ab [181].

6.3.2 Identifikation des Kraftmodells

Die Qualität der Kraftprädiktion wird maßgeblich von der Parametrierung des Kraftmodells bestimmt [4]. Da sich die Parametrierung jedoch in Abhängigkeit des Werkzeugverschleißes und durch materialspezifische Einflüsse verändert, müssen die Parameter des Kraftmodells zur Laufzeit identifiziert werden. Eine Übersicht potenzieller Ansätze zur Identifikation der Modellparameter der mechanistischen Modelle ist in [4] gegeben.

Im Folgenden wird das in [4] vorgestellte Verfahren zur Identifikation der Modellparameter genutzt (siehe Abbildung 6.11). Ausgangspunkt ist das Modell nach Gleichung (6.14), welches zur Laufzeit berechnet und mit den realen Messdaten verglichen wird. Hierfür werden jeweils drei Umdrehungen des Fräser betrachtet. Anschließend werden die Messdaten mit einem Tiefpass gefiltert, um das Messrauschen zu reduzieren. Parallel werden drei Umdrehung mit dem in Abschnitt 6.2.2 beschriebenen Modell simuliert. Um bei der Simulation den Tiefpassfilter der Messdaten zu berücksichtigen, wird dieser ebenfalls der Simulation nachgeschaltet.

Da die Lage der Extremstellen im Kraftverlauf abhängig von dem Vorschub ist, werden die zeitlichen Verschiebungen zwischen den Verläufen der Messungen und der Simulationen zunächst durch eine Kreuzkorrelation kompensiert. Anschließend werden die Modellparameter

$$\mathbf{\Omega} = \begin{pmatrix} k_{c,1.1} & k_{cn,1.1} & m_c & m_{cn} \end{pmatrix}^T \quad (6.26)$$

durch die Methode der kleinsten Fehlerquadrate

$$\min_{\mathbf{\Omega}} ||\mathbf{F}_{sim}(\mathbf{\Omega}) - \mathbf{F}_{mess}||^2 \quad (6.27)$$

zwischen dem simulierten Kraftverlauf $\mathbf{F}_{sim}$ und dem gemessenen Kraftverlauf $\mathbf{F}_{mess}$, ermittelt. Im Gegensatz zu [4] erfolgt die Berechnung des Optimierungsproblems mithilfe des Solvers BOBYQA [197, 227]. Dadurch kann die Rechenzeit des Optimierungsproblems reduziert werden. Um hochfrequente Änderungen der identifizierten Parameter zu unterdrücken, werden diese mit

$$G(z) = \frac{\alpha_f}{1 + (1 - \alpha_f)z^{-1}} \quad (6.28)$$

tiefpassgefiltert, bevor sie an die MPR übergeben werden. Für eine ausführliche Herleitung und Untersuchung des beschriebenen Identifikationsverfahrens wird auf die Dissertation [3] verwiesen.

6.3.3 Modellprädiktive Regelung

Das Ziel der MPR ist die Vorschubgeschwindigkeit v so anpassen, dass die vorgegebene maximale Aktivkraft $F_{a,max}$ möglichst genau erreicht, aber nicht überschritten wird.

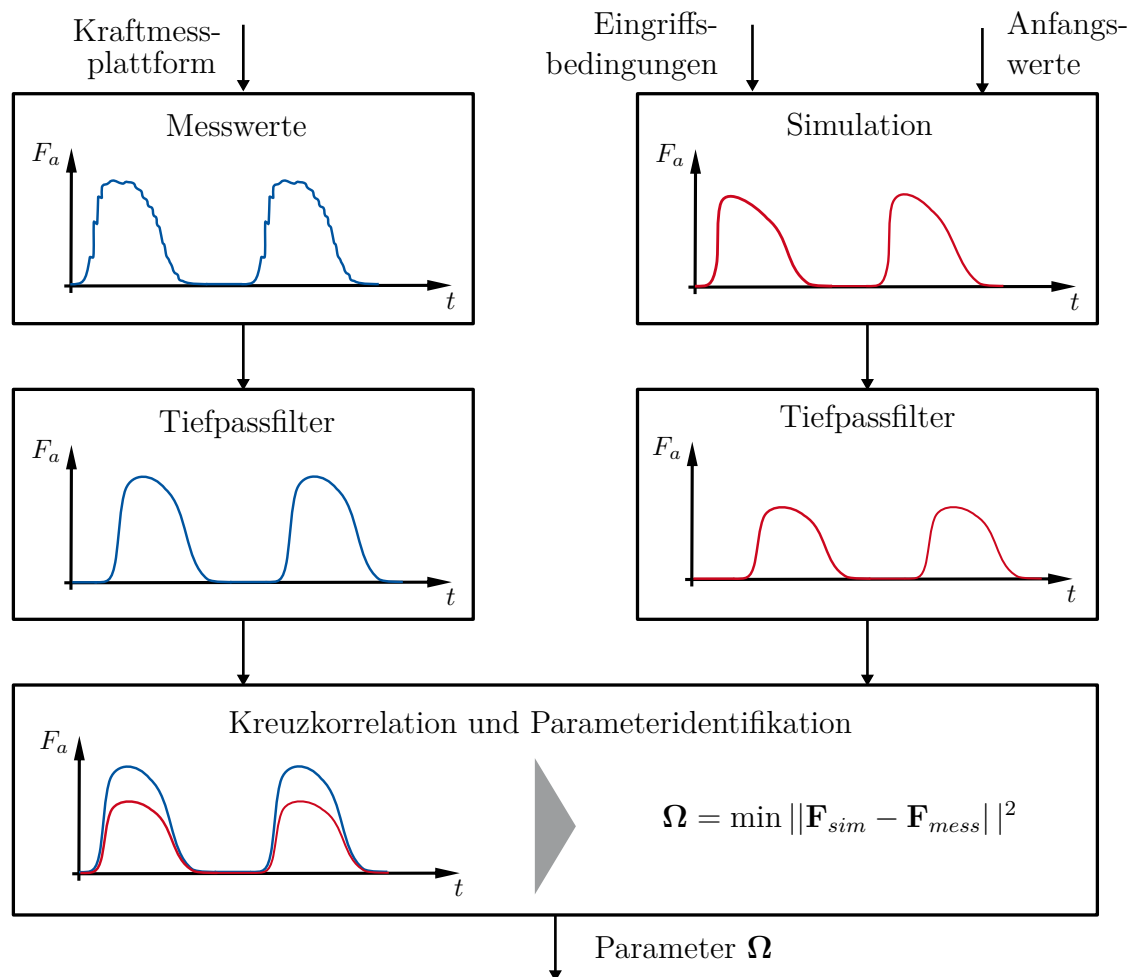


Abb. 6.11: Schematischer Ablauf der Identifikation zur Parameterbestimmung des Zerspankraftmodells.

Hierfür müssen in der MPR Ausgangsbeschränkungen eingeführt werden, die mithilfe des Regelstreckenmodells in der Prädiktion der Vorschubgeschwindigkeiten berücksichtigt werden. Bei der Betrachtung des Maschinenmodells (6.8) wird jedoch deutlich, dass nicht alle Zustände gemessen werden können. Entsprechend werden die nicht-messbaren Zustände zunächst mithilfe eines Kalman Filters geschätzt und anschließend das Optimierungsproblem formuliert.

Kalman Filter

Gemäß Abschnitt 6.2.1 handelt es sich bei dem Maschinenmodell um ein lineares System, weshalb ein Kalman Filter eingesetzt wird. Dabei werden analog zum Kunststoffspritzgie-

ben (Abschnitt 5.3.2) die Reihenfolge des Prädiktionsschrittes und des Korrekturschrittes geändert. Entsprechend werden zunächst die Gleichungen für den Korrekturschritt gemäß Abschnitt 4.3.3

$$\begin{aligned}\mathbf{K}_K(k) &= \hat{\mathbf{P}}_K(k) \mathbf{A}_k^T (\mathbf{C}_k \hat{\mathbf{P}}_K(k) \mathbf{C}_k^T + \mathbf{R}_K)^{-1} \\ \tilde{\mathbf{x}}_K(k) &= \hat{\mathbf{x}}_K(k) + \mathbf{K}_K(k) (\mathbf{y}(k) - \mathbf{C}_k \hat{\mathbf{x}}_K(k)) \\ \tilde{\mathbf{P}}_K(k) &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_K(k) \mathbf{C}_k) \hat{\mathbf{P}}_K(k)\end{aligned}\quad (6.29)$$

und anschließend die Gleichungen für den Prädiktionsschritt

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{x}}_K(k) &= \mathbf{A}_k \tilde{\mathbf{x}}_K(k-1) + \mathbf{b}_k \mathbf{u}(k-1) \\ \hat{\mathbf{P}}_K(k) &= \mathbf{A}_k \tilde{\mathbf{P}}_K(k-1) \mathbf{A}_k^T + \mathbf{Q}_K\end{aligned}\quad (6.30)$$

implementiert. Bei der Definition der Kovarianzmatrizen $\mathbf{Q}_K$ und $\mathbf{R}_K$ wird davon ausgegangen, dass die verschiedenen Größen unterschiedliche Varianzen aufweisen können und zueinander unkorreliert sind. Infolge dessen werden die Kovarianzmatrizen als Diagonalmatrizen

$$\mathbf{Q}_K = \text{diag}(\boldsymbol{\delta}) \quad \mathbf{R}_K = \text{diag}(\boldsymbol{\varsigma}) \quad (6.31)$$

mit den Tuningvektoren $\boldsymbol{\delta} \in \mathbb{R}^{(3+N_d)}$ und $\boldsymbol{\varsigma} \in \mathbb{R}^2$ definiert.

Optimierungsproblem

Anhand des vom Kalman Filter prädizierten Zustandsvektors $\hat{\mathbf{x}}_K$ kann die MPR die zukünftigen Regelgrößenverläufe prädizieren. In Analogie zum Kunststoffspritzgießen wird die Rechenzeit der MPR so berücksichtigt, dass die MPR auf den nächstmöglichen Abtastschritt abzielt (siehe Abschnitt 5.3.2). Infolgedessen erfolgt die Prädiktion nach Abschnitt 4.4 mit

$$\hat{\mathbf{y}}(\cdot|k) = \mathbf{F}(\cdot|k) + \boldsymbol{\Psi} \boldsymbol{\Delta} \mathbf{u}(\cdot|k). \quad (6.32)$$

Diese Gleichung ist gemäß Abschnitt 4.4 abhängig von der freien Regelabweichung

$$\mathbf{F}(\cdot|k) = \begin{bmatrix} \mathbf{C}_k \mathbf{A}_k^{H_1} \\ \vdots \\ \mathbf{C}_k \mathbf{A}_k^{H_2} \end{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_K(k) + \begin{bmatrix} \mathbf{C}_k \left(\sum_{i=0}^{H_1-1} \mathbf{A}_k^i \right) \mathbf{b}_k \\ \vdots \\ \mathbf{C}_k \left(\sum_{i=0}^{H_2-1} \mathbf{A}_k^i \right) \mathbf{b}_k \end{bmatrix} \mathbf{u}(k-1) \quad (6.33)$$

und der Matrix

$$\boldsymbol{\Psi} := \begin{bmatrix} \boldsymbol{\psi}(H_1) & \dots & \boldsymbol{\psi}(H_1 - H_u + 1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \boldsymbol{\psi}(H_2) & \dots & \boldsymbol{\psi}(H_2 - H_u + 1) \end{bmatrix} \quad (6.34)$$

mit den Einträgen

$$\psi(i) := \begin{cases} \mathbf{C}_k \left(\sum_{j=0}^{i-1} \mathbf{A}_k^j \right) \mathbf{b}_k & , i \geq 1 \\ \mathbf{0} & , i < 1. \end{cases} \quad (6.35)$$

Unter Berücksichtigung der Ausgangsgleichungen des Maschinenmodells gilt für den prädizierten Regelgrößenverlauf

$$\hat{\mathbf{y}}(\cdot | k) := \begin{pmatrix} \hat{y}_v(k + H_1 | k) \\ \hat{y}_p(k + H_1 | k) \\ \hat{y}_v(k + H_1 + 1 | k) \\ \hat{y}_p(k + H_1 + 1 | k) \\ \vdots \\ \hat{y}_v(k + H_2 | k) \\ \hat{y}_p(k + H_2 | k) \end{pmatrix}. \quad (6.36)$$

Zur vereinfachten Schreibweise werden jeweils ein Vektor mit den prädizierten Geschwindigkeiten

$$\hat{\mathbf{y}}_v(\cdot | k) := \left(\hat{y}_v(k + H_1 | k) \quad \hat{y}_v(k + H_1 + 1 | k) \quad \dots \quad \hat{y}_v(k + H_2 | k) \right)^T \quad (6.37)$$

und den prädizierten Positionen eingeführt

$$\hat{\mathbf{y}}_p(\cdot | k) := \left(\hat{y}_p(k + H_1 | k) \quad \hat{y}_p(k + H_1 + 1 | k) \quad \dots \quad \hat{y}_p(k + H_2 | k) \right)^T, \quad (6.38)$$

sodass die Prädiktion gemäß Gleichung (6.32) in

$$\hat{\mathbf{y}}_v(\cdot | k) = \mathbf{F}_v(\cdot | k) + \mathbf{\Psi}_v \Delta \mathbf{u}(\cdot | k) \quad (6.39)$$

$$\hat{\mathbf{y}}_p(\cdot | k) = \mathbf{F}_p(\cdot | k) + \mathbf{\Psi}_p \Delta \mathbf{u}(\cdot | k) \quad (6.40)$$

unterteilt werden kann.

Wie eingangs erwähnt, besteht die Regelungsaufgabe nun darin, dass die Geschwindigkeit unter Berücksichtigung der Prädiktion zu jeder Zeit maximal sein soll, diese jedoch in Abhängigkeit der Fräskraft begrenzt werden muss. Zu diesem Zweck wird der Referenzverlauf

$$\mathbf{r}(\cdot | k) := \hat{\mathbf{y}}_p(\cdot | k - 1) + T_s v_{a,max} \quad (6.41)$$

eingeführt. Dieser geht davon aus, dass die Maschine mit maximaler Geschwindigkeit $v_{a,max}$ verfahren wird, sodass als Referenz der maximal mögliche Weg vorgegeben wird. Die Minimierung der Regelabweichung zwischen der Referenz $\mathbf{r}(\cdot | k)$ und den prädizierten Positionen $\hat{\mathbf{y}}_p(\cdot | k)$ resultiert somit in der Maximierung der Geschwindigkeit entlang der Trajektorie. Dabei ist zu beachten, dass der Prädiktionshorizont und der Stellgrößenhorizont lang gewählt werden, damit die Referenz $\mathbf{r}(\cdot | k)$ vollständig berechnet werden kann.

Weiterhin sollen große Stellgrößenänderungen $\Delta \mathbf{u}$ bestraft werden, um hochdynamische Änderungen des Stellgrößenverlaufs zu verhindern. Außerdem werden im späteren Verlauf Beschränkungen für die Vorschubgeschwindigkeit v eingeführt, die in Abhängigkeit der maximalen Aktivkraft $F_{a,max}$ berechnet werden. Um zu gewährleisten, dass die Optimierung trotz dieser Begrenzungen zu jeder Zeit gelöst werden kann, werden zusätzliche Slack-Variablen ϵ eingeführt, sodass für die angestrebte Regelungsaufgabe die Kostenfunktion

$$\begin{aligned} J(\Delta \mathbf{u}, \epsilon) = & \sum_{j=H_1}^{H_2} \|\mathbf{r}(k+j|k) - \hat{\mathbf{y}}_p(k+j|k)\|_{\mathbf{Q}}^2 + \dots \\ & \dots + \sum_{j=1}^{H_u-1} \|\Delta \mathbf{u}(k+j|k)\|_{\mathbf{R}}^2 + \sum_{j=H_1}^{H_2} \|\epsilon(k+j|k)\|_{\mathbf{T}}^2 \end{aligned} \quad (6.42)$$

definiert wird. Die Wichtungsmatrizen $\mathbf{Q}, \mathbf{T} \in \mathbb{R}^{H_2-H_1}$ und $\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{H_u}$ werden als Diagonalmatrizen

$$\mathbf{Q} = \mu \mathbf{I} \quad \mathbf{R} = \chi \mathbf{I} \quad \mathbf{T} = \iota \mathbf{I} \quad (6.43)$$

mit den Tuningparametern μ, χ, ι und der Einheitsmatrix $\mathbf{I}$ definiert, sodass die einzelnen Abtastschritte über den Prädiktionshorizont gleich gewichtet werden.

Um bei der Optimierung die durch die Aktivkraft F_a resultierenden Geschwindigkeitsbegrenzungen $\mathbf{v}_{max}$ zu bestimmen, werden mithilfe der Gleichung (6.25) die maximalen Vorschubgeschwindigkeiten v_{max} entlang der im vorangegangenen Abtastschritt bestimmten optimalen Positionstrajektorie $\hat{\mathbf{y}}_p(\cdot|k-1)$ berechnet, sodass sich

$$\mathbf{v}_{max}(\cdot|k) := \begin{pmatrix} v_{max}(\hat{y}_p(k+H_1|k-1)) \\ v_{max}(\hat{y}_p(k+H_1+1|k-1)) \\ \vdots \\ v_{max}(\hat{y}_p(k+H_2-1|k-1)) \\ v_{max}(\hat{y}_p(k+H_2|k-1)) \end{pmatrix} \quad (6.44)$$

ergibt. Weiterhin gilt für den Eingang der Maschine $u_v \in [u_{v,min}, u_{v,max}]$, sodass sich für die oben eingeführte Kostenfunktion die Nebenbedingungen

$$u_{v,min} \mathbf{I} \leq u_v \leq u_{v,max} \mathbf{I} \quad (6.45)$$

$$\hat{\mathbf{y}}_v \leq \mathbf{v}_{max} + \epsilon \quad (6.46)$$

$$\mathbf{0} \leq \epsilon \quad (6.47)$$

angegeben lassen. Wird dieses Optimierungsproblem in Analogie zu Abschnitt 4.4.3 aufgelöst, dann folgt die Formulierung als QP

$$\min_{\Delta \mathbf{u}, \epsilon} \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{u}^T & \epsilon^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{qp} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{T} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{u} \\ \epsilon \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{g}_{qp} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{u} \\ \epsilon \end{bmatrix} \quad (6.48)$$

mit der Hessematrix $\mathbf{H}_{qp}$ und dem Gradientenvektor $\mathbf{g}_{qp}$

$$\mathbf{H}_{qp} := \Psi_p^T \mathbf{Q} \Psi_p + \mathbf{R} \quad (6.49)$$

$$\mathbf{g}_{qp} := 2 \hat{\mathbf{e}}(\cdot|k)^T \mathbf{Q} \Psi_p \quad (6.50)$$

und der prädizierten freien Regelabweichung $\hat{\mathbf{e}} := \mathbf{F}_p(\cdot|k) - \mathbf{r}(\cdot|k)$. Die Beschränkungen (6.45) bis (6.47) ergeben sich zu

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ -\mathbf{I} & \mathbf{0} \\ \Psi_v & -\mathbf{I} \\ \mathbf{0} & -\mathbf{I} \end{bmatrix}}_{=:\mathbf{A}_{qp}} \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{u} \\ \epsilon \end{bmatrix} \leq \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{u}_{max} - \mathbf{u}(k-1) \\ -\mathbf{u}_{min} + \mathbf{u}(k-1) \\ \mathbf{v}_{max} - \mathbf{F}_v \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}}_{=:\mathbf{b}_{qp}}. \quad (6.51)$$

Die Lösung dieser QP liefert die optimale Folge der Stellgrößenänderungen $\Delta \mathbf{u}(\cdot|k)$. Davon wird von der MPR nur der erste Wert ausgegeben, sodass für den Reglerausgang

$$U(k) = u(k-1) + \Delta \mathbf{u}(k|k) \quad (6.52)$$

gilt. Dieser Reglerausgang wird von der MPR in jedem Abtastschritt neu berechnet.

6.4 Versuchsaufbau

Die Untersuchungen erfolgen an einem 5-Achsbearbeitungszentrum des Typs Mazak i600 VARIAXIS mit einer numerischen Steuerung des Typs Siemens SINUMERIK 840D sl. Es handelt sich dabei um ein modernes Bearbeitungszentrum mit fünf Achsen, die allesamt simultan bewegt werden können. Jedoch wird im Folgenden nur die 3-Achs-Simultanbearbeitung mit einem Schaftfräser untersucht. Der dabei zum Einsatz kommende Versuchsaufbau ist in Abbildung 6.12 schematisch dargestellt.

Zur Kommunikation mit der NC-Steuerung existiert maschinenseitig eine Schnittstelle, die das Anpassen der Vorschubgeschwindigkeit v über ein analoges Overridesignal u_v ermöglicht. Das Overridesignal wird dabei über einen analogen Input vorgegeben. Entsprechend kann die Vorschubgeschwindigkeit von 0 bis 100 % variiert werden. Weiterhin können über die Schnittstellen der NC-Steuerung die Positionen und Geschwindigkeiten der einzelnen Achsen ausgelesen werden, um durch Überlagerung dieser Werte die Position p_w bzw. Vorschubgeschwindigkeit v entlang des Werkzeugpfades $\mathbf{p}_{nc}$ zu bestimmen. Zur Überwachung der Zerspankraft, ist das Bearbeitungszentrum mit einer piezoelektrischen Kraftmessplattform vom Typ 9255B des Herstellers Kistler AG, Winterthur, Schweiz, ausgerüstet. In Verbindung mit einem Ladungsverstärker 5070 des Herstellers Kistler kann so die Zerspankraft hochdynamisch gemessen werden.

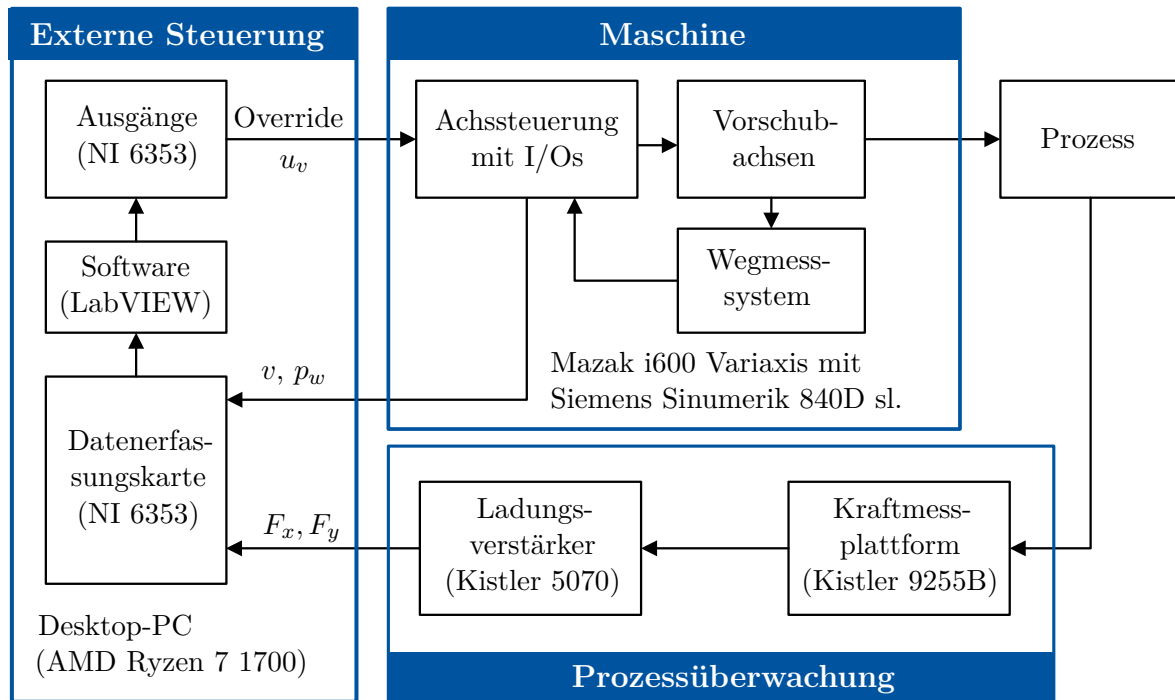


Abb. 6.12: Schematischer Versuchsaufbau zur Kraftregelung beim Fräsen.

Die angegebenen Steuer- und Messsignale werden mithilfe einer Datenerfassungskarte vom Typ 6353 der Firma NI, Austin, USA verarbeitet. Dabei handelt es sich um ein Modul, das in einem Desktop-PC mit einem Prozessor AMD Ryzen 7 1700 integriert wird. Dadurch erfolgt die Datenverarbeitung, Messdatenaufbereitung und Echtzeitregelung auf einem handelsüblichen Computer und nicht auf der Maschinensteuerung. Entsprechend wird dieses System im folgenden als externe Steuerung bezeichnet.

Reglerimplementierung

Die Softwareentwicklung für die externe Steuerung erfolgt mithilfe der Entwicklungsumgebung LabVIEW, die ebenfalls von NI zur Verfügung gestellt wird. Die Regler werden dagegen in MATLAB/Simulink entwickelt, implementiert und über einen MATLAB-Knoten in der Software LabVIEW eingebunden. Infolgedessen können die in MATLAB/Simulink entwickelten Regler unverändert an der realen Hardware getestet werden. Zur Berechnung des Optimierungsproblems in der MPR kommt der Solver qpOASES zum Einsatz [75].

Um definierte Rechenzeiten für die einzelnen Module zu garantieren, ist die Software der externen Steuerung so programmiert, dass die einzelnen Module mit unterschiedlichen Rechenzeiten berechnet werden. Dabei werden die einzelnen Module auch auf verschiedene

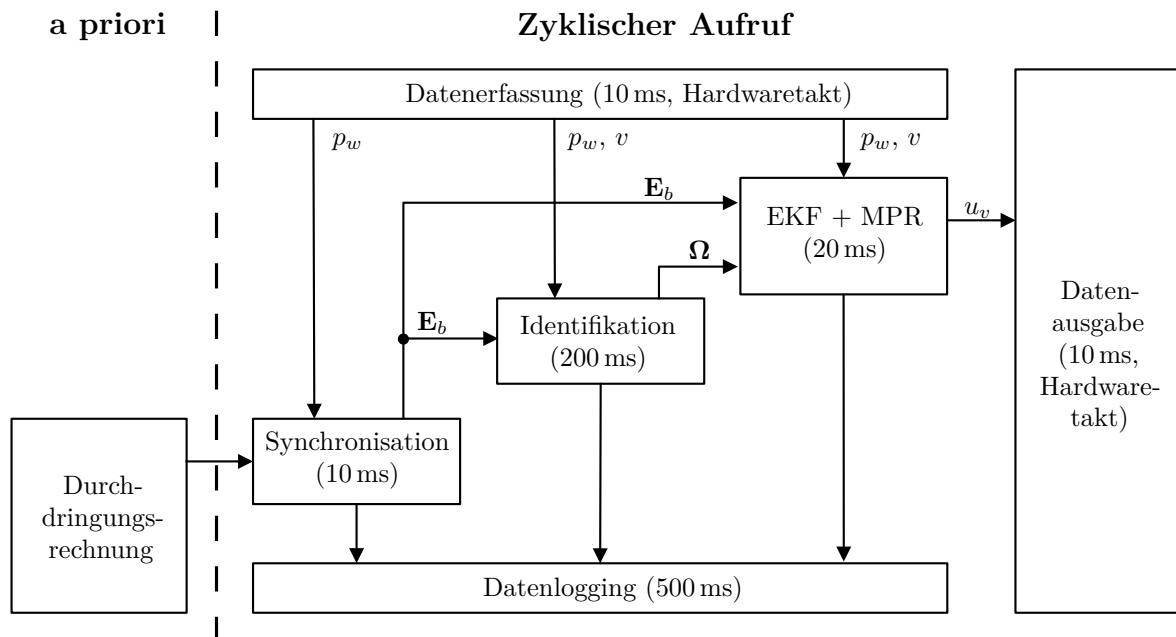


Abb. 6.13: Schematische Reglerimplementierung in LabVIEW mit den Aufruftakten in Analogie zu [3].

Prozessoren ausgelagert, damit diese teils parallel berechnet werden können. Zur Übersicht ist diese Aufteilung in Abbildung 6.13 schematisch dargestellt.

Vor der Fertigung eines Werkstücks wird zunächst anhand des Werkzeugpfades die Durchdringungsrechnung durchgeführt, sodass auch die Eingriffsbedingungen a priori entlang des Werkzeugpfades bekannt sind. Während der Bearbeitung werden die Messdaten alle 1 ms gemessen bzw. die Stellwerte alle 1 ms ausgegeben. Die Abtastzeit resultiert dabei in Folge der Schnittstellendefinitionen. Um zu gewährleisten, dass die a priori bestimmten Eingriffsbedingungen möglichst genau mit Werkzeugposition synchronisiert werden, erfolgt die Synchronisation alle 10 ms. Die MPR und der Kalman Filter werden dagegen aus Effizienzgründen nur alle 20 ms aufgerufen, sodass der Ausgang u_v in den restlichen Takten konstant gehalten wird. Die Identifikation des Kraftmodells erfolgt dagegen alle 200 ms, da angenommen wird, dass sich die Parameter nur niederfrequent ändern.

Werkstück

Als Werkstück wird ein quadratischer Probekörper aus X5CrNi18-10 verwendet. Von diesem wird inkrementell Material abgetragen, um den in Abbildung 6.14 dargestellten Versuch möglichst schnell mit identischen Eingriffsbedingungen wiederholen zu können. Hierfür wird der Probekörper nach einem Versuch so bearbeitet, dass das Werkstück

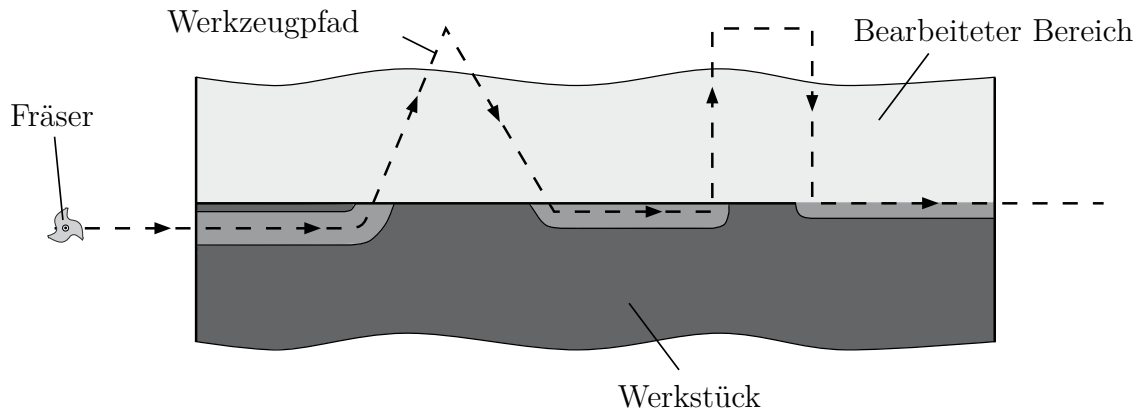


Abb. 6.14: Draufsicht auf das bearbeitete Werkstück mit eingezeichneten Werkzeugpfad.

wieder über eine durchgehende Kante verfügt und der Versuch von neuem beginnen kann. Die für diesen Versuch bestimmten Eingriffsbedingungen sind in Abbildung 6.15 dargestellt.

Dabei wird deutlich, dass das Werkstück im ersten Bereich durch einen Vollnutenschnitt bearbeitet wird. In diesem Bereich ergibt sich der maximal mögliche Umschlingungswinkel von $\varphi_{ex} - \varphi_{st} = 180^\circ$. Durch schräges Austreten des Werkzeuges aus dem Werkstück verringert sich der Umschlingungswinkel kontinuierlich. Im zweiten Schnittbereich tritt der Fräser durch die schräge Bewegung wieder in das Werkstück ein, bis durch einen Richtungswechsel der Umschlingungswinkel schlagartig verändert wird. Um schnelle Änderungen des Umschlingungswinkels während der Bearbeitung untersuchen zu können, tritt der Fräser nach einer rechtwinkligen Richtungsänderung wieder aus dem Werkstück aus, wodurch die Eingriffsbedingungen schlagartig auf null springen. Dabei werden beide Schnittbereiche mit einer Schnitttiefe von $a_p = 2\text{ mm}$ gefräst. Im dritten Schnittbereich wird die Schnitttiefe auf $a_p = 2,5\text{ mm}$ vergrößert, um in der Kraftregelung auch den Einfluss der Schnitttiefe untersuchen zu können. Weiterhin wird im letzten Bereich mit halber Überdeckung gefräst, damit beim Zahneintritt die maximale Spanungsdicke resultiert.

6.5 Ergebnisse

Im Folgenden wird die Kraftregelung anhand des beschriebenen Versuchsaufbaus validiert. Dabei wird zunächst ein Versuch ohne Kraftregelung durchgeführt, bei dem der Fräser mit einem konstanten Vorschub verfahren wird. Im Anschluss wird die Kraftregelung jeweils mit und ohne Identifikation des Kraftmodells untersucht.

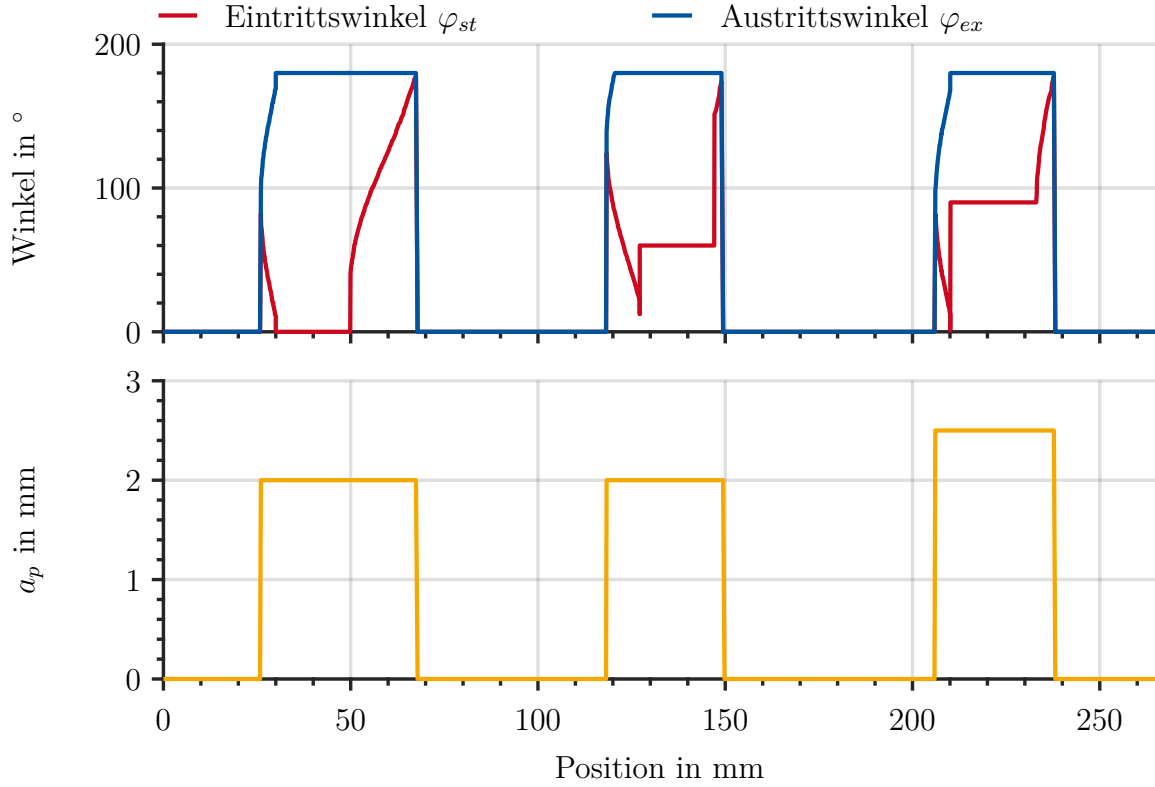


Abb. 6.15: Verlauf der Eingriffsbedingungen für den in Abbildung 6.14 dargestellten Werkzeugpfad.

Alle Versuche erfolgen mit einem Schaftfräser, der über zwei Zähne mit einem Steigungswinkel von 46° verfügt und einen Durchmesser von $D_w = 10$ mm aufweist. Als Schnittgeschwindigkeit wird $80,0164 \text{ m min}^{-1}$ gewählt, was einer Spindeldrehzahl von 2547 min^{-1} entspricht. Darüber hinaus wird das Maschinenmodell gemäß Abschnitt 6.2.1 parametrisiert, wobei das Modell mit der Abtastzeit des Regler, also $T_s = T_s^* = 20$ ms diskretisiert wird. Für die Horizonte in der MPR werden

$$H_1 = 0 \quad H_2 = 13 \quad H_u = 13 \quad (6.53)$$

gewählt. Damit ergibt sich ein Prädiktions- bzw. Stellgrößenhorizont von 260 ms. Für die Wichtungsmatrizen $\mathbf{Q}$, $\mathbf{R}$ und $\mathbf{T}$ werden die Tuningparameter gemäß

$$\mu = 1 \quad \chi = 1 \quad \iota = 10^4 \quad (6.54)$$

gewählt. Weiterhin werden für den Reglerausgang die Beschränkungen

$$0,425 \text{ mm s}^{-1} \leq u_v \leq 18,21 \text{ mm s}^{-1} \quad (6.55)$$

eingeführt, um Rückwärtsbewegungen bzw. langsame und zu hohe Vorschubgeschwindigkeit zu verhindern.

Konventionelle Bearbeitung

Zunächst wird der beschriebene Fräsversuch ohne Regelung durchgeführt. Stattdessen wird eine konstante Vorschubgeschwindigkeit $u_v = 4,5 \text{ mm s}^{-1}$ gewählt, wobei sich die in Abbildung 6.16 dargestellten Ergebnisse einstellen. Dabei ist zu beachten, dass durch den rotierenden Fräser ein zyklisch, oszillierender Verlauf der Aktivkraft F_a resultiert. Diese Schwingungen erfolgen mit der Frequenz des Zahneingriffs, weshalb diese in Abbildung 6.16 nicht aufgelöst werden können. Infolge dessen resultiert die grüne Fläche, wovon für die Regelungsaufgabe nur die Maximalwerte von Bedeutung sind, da die maximale Aktivkraft $F_{a,max}$ im späteren Verlauf geregelt werden soll.

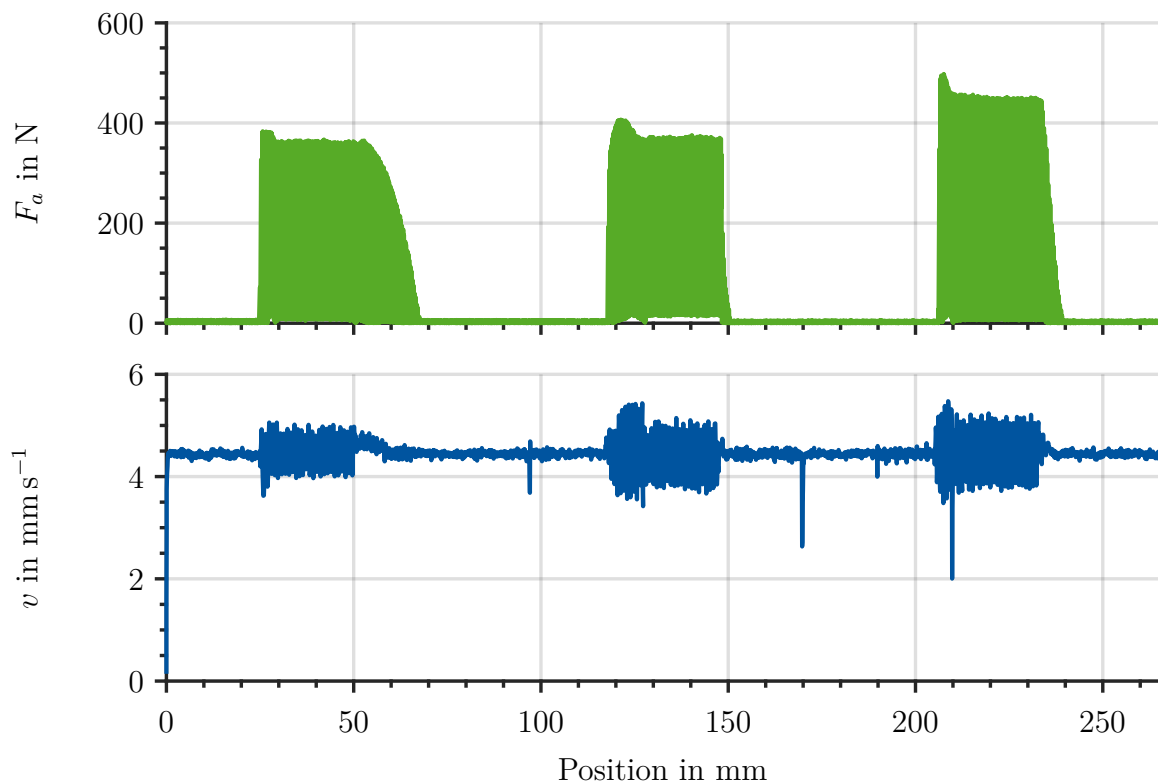


Abb. 6.16: Experimentelle Ergebnisse ohne Regelung und konstanter Vorschubgeschwindigkeit $u_v = 4,5 \text{ mm s}^{-1}$.

In Abbildung 6.16 ist zu erkennen, dass die maximale Aktivkraft $F_{a,max}$ maßgeblich von den Eingriffsbedingungen (Abschnitt 6.15) abhängt. So steigt die mittlere, maximale Aktivkraft im jeweils stationären Bereich von 363 N (max. 383 N) im ersten Schnittbereich (ca. $26 \text{ mm} \leq p_w \leq 68 \text{ mm}$) auf 373,1 N (max. 406,7 N) im zweiten Schnittbereich (ca. $118 \text{ mm} \leq p_w \leq 149 \text{ mm}$) und 449,2 N (max. 497,8 N) im dritten Schnittbereich (ca. $206 \text{ mm} \leq p_w \leq 238 \text{ mm}$). Dadurch wird deutlich, dass die Schnitttiefe a_p , die vor dem

dritten Schnittbereich vergrößert wird, den größten Einfluss auf die Aktivkraft F_a hat. Im Gegensatz dazu führen Änderungen des Eingriffswinkels zu eher kleineren Schwankungen im Kraftverlauf. Dieser Einfluss fällt in dem beschriebenen Versuch besonders gering aus, weil der Fräser aus Sicherheitsgründen mit einer kleinen Vorschubgeschwindigkeit v verfahren wird. Nur zu Beginn eines jeden Schnittbereichs kommt es zu Spitzen im Kraftverlauf. Diese resultieren vermutlich durch das Schwingen der Kraftmessplattform, die durch den Eingriff des Fräasers angeregt wird. Weiterhin ist zu erkennen, dass die quantifizierte Vorschubgeschwindigkeit v trotz konstanter Sollwertvorgabe u_v ein verhältnismäßig großes Rauschen aufweist, sobald sich der Fräser im Eingriff befindet. Dies ist auf die Berechnung der Vorschubgeschwindigkeit zurückzuführen, da diese aus der Überlagerung der Antriebsachsen berechnet wird. Entsprechend werden die Kovarianzen für das Messrauschen im Kalman Filter so gewählt, dass für die Parametrierung der Kovarianzmatrizen $\mathbf{Q}_K$, $\mathbf{R}_K$ gilt

$$\boldsymbol{\delta} = 0,1 \mathbf{E} \quad (6.56)$$

$$\boldsymbol{\varsigma} = \begin{pmatrix} 10 & 0,01 \end{pmatrix}^T, \quad (6.57)$$

mit dem Einsvektor $\mathbf{E}$. Damit wird definiert, dass die gemessene Vorschubgeschwindigkeit eine größere Ungenauigkeit aufweist, als die über das Modell abgeschätzte Vorschubgeschwindigkeit. Die Positionsmessung unterliegt dagegen nur einem sehr kleinem Messrauschen. Aus diesem Grund wird die Positionsmessung eine kleinere Varianz angenommen, als für die Positionsschätzung des Modells. Dadurch ist es dem Kalman Filter möglich die von der MPR benötigten Signale zu filtern.

Kraftregelung ohne Identifikation

Zur Validierung der vorgestellten Kraftregelung wird zunächst die Regelgüte ohne Identifikation des Kraftmodells untersucht. Dazu werden die Parameter des Kraftmodells mit

$$k_{c,1.1} = 1931 \text{ N} \quad k_{cn,1.1} = 413 \text{ N} \quad m_c = 0,126 \quad m_{cn} = 0,584 \quad (6.58)$$

gewählt, sodass sich die in Abbildung 6.17 dargestellten Verläufe ergeben. Dabei ergibt sich im ersten Schnittbereich eine mittlere, maximale Aktivkraft von 456 N (max. 473 N). Im zweiten Schnittbereich ergibt sich im stationären Bereich eine mittlere, maximale Aktivkraft von 454 N (max. 485 N) und im dritten Schnittbereich von 437 N (max. 472 N). Damit weist die mittlere, maximale Aktivkraft eine Differenz von 19 N zwischen dem ersten und dem dritten Schnittbereich auf. Dies spiegelt sich auch in den allgemeinen Verläufen der Aktivkraft $F_{a,max}$ wieder, wonach der Kraftverlauf deutlich konstanter ist, als bei konstanten Vorschub. Jedoch besteht zwischen der geforderten, maximalen Aktivkraft $F_{a,max}$ und der gemessenen Aktivkraft F_a dauerhaft eine Regelabweichung,

die auf eine ungenaue Parametrierung des Kraftmodells zurückzuführen ist. Aus diesem Grund wird im nächsten Schritt die Kraftregelung um die Identifikation des Kraftmodells erweitert.

Außerdem sind in Abbildung 6.17 bei ca. 97 mm, 170 mm und 187 mm sprungartige Einbrüche im Geschwindigkeitsverlauf v zu erkennen. An diesen Stellen wird die Bewegungsrichtung gewechselt, sodass die einzelnen Achsen von der Maschinensteuerung abgebremst werden. Dadurch garantiert die Maschine, dass die vorgegebene Positionstrajektorie möglichst genau verfolgt wird. Der Verlauf der Einbrüche hängt von den konkreten Einstellungen in der Maschinensteuerung ab und ist unabhängig von der vorgestellten Kraftregelung.

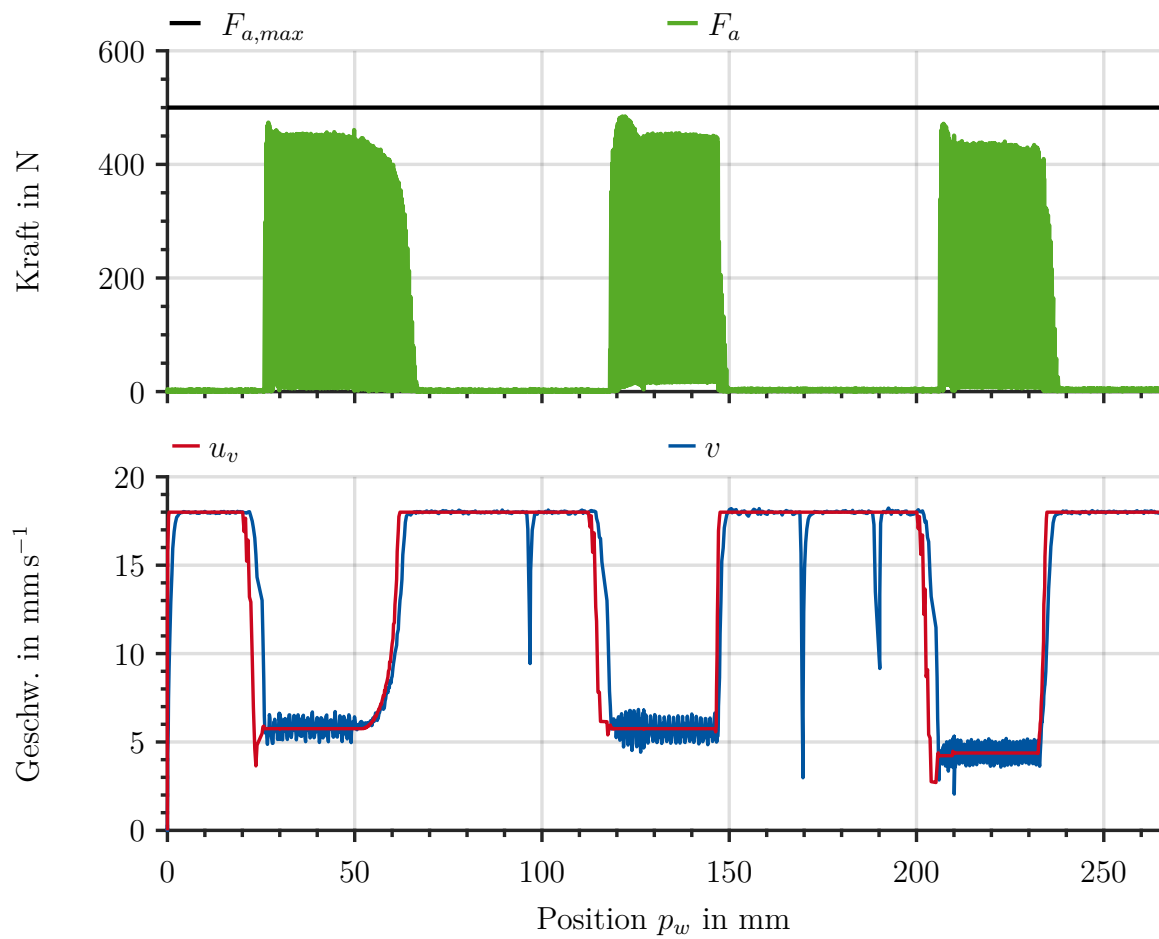


Abb. 6.17: Experimentelle Ergebnisse mit Kraftregelung und deaktivierter Identifikation des Zerspankraftmodells.

Kraftregelung mit Identifikation

Nachdem nachgewiesen werden konnte, dass die maximale Aktivkraft mit der beschriebenen MPR größtenteils auf einen konstanten Wert geregelt werden kann, wird diese nun um die Identifikation des Kraftmodells erweitert. Für den Filter (6.28) der Parameteridentifikation wird der Wert $\alpha_f = 0,43$ gewählt [4]. Weiterhin wird die Identifikation bei kleinen Eingriffswinkeln ($\leq 85^\circ$) bzw. kleinen Kräften (≤ 50 N) deaktiviert, um eine ungenaue Identifikation zu verhindern. Als Anfangswerte für die Identifikation werden die im vorangegangenen Versuch gewählten Parameter des Kraftmodells gewählt. Damit ergeben sich die in Abbildung 6.18 dargestellten Verläufe, wobei die Parameter des Kraftmodells mit den jeweils maximal auftretenden Werten

$$\begin{aligned} k_{c,1.1,max} &= 2024,2 \text{ N} & k_{cn,1.1,max} &= 428,9 \text{ N} \\ m_{c,max} &= 0,135 & m_{cn,max} &= 0,586 \end{aligned} \quad (6.59)$$

skaliert sind.

Dabei zeigt sich, dass die Regelabweichung durch die Identifikation des Kraftmodells deutlich reduziert werden kann. Im Detail führt das dazu, dass im ersten Schnittbereich eine mittlere, maximale Aktivkraft von 470 N (max. 497 N) resultiert. Im zweiten Schnittbereich ergibt sich für den stationären Bereich eine mittlere, maximale Aktivkraft von 472 N (max. 513 N) und im dritten Schnittbereich von 454 N (max. 499 N). Dabei ist insbesondere im letzten Schnittbereich zu beachten, dass die resultierende Aktivkraft über die Position abnimmt, sodass die Abweichung des Schnittbereichs kleiner ist als am Ende.

Die resultierenden Abweichungen sind größtenteils auf Ungenauigkeiten des in der MPR eingesetzten Kraftmodells zurückzuführen, die infolge von Linearisierungsfehlern oder durch eine ungenauen Parametrierung des Kraftmodells resultieren. Im dritten Schnittbereich wird dies am deutlichsten, da sich bei konstanten Kraftmodell in diesem Bereich eine nahezu konstante Aktivkraft einstellt (siehe Abbildung 6.17). Bei Einsatz der Identifikation fällt die Aktivkraft jedoch zum Ende des Schnittbereichs ab, was auf eine ungenaue Parametrierung hindeutet. Außerdem ist bei der Betrachtung der identifizierten Parameter

$$\Omega = \begin{pmatrix} k_{c,1.1} & k_{cn,1.1} & m_c & m_{cn} \end{pmatrix}^T \quad (6.60)$$

zu erkennen, dass sich diese trotz eines Filters hochfrequent ändern. Dies führt in der Prädiktion der MPR zu starken Veränderungen, weshalb sich die Prädiktionen über den zurückweichenden Horizont der MPR stark unterscheiden. Entsprechend ist zu untersuchen, wie die Genauigkeit und Robustheit der Identifikation verbessert werden kann. Ein vielversprechender Ansatz ist beispielsweise die in [228] beschriebene, kontinuierliche Identifikation mit einem Ensemble Kalman Filter.

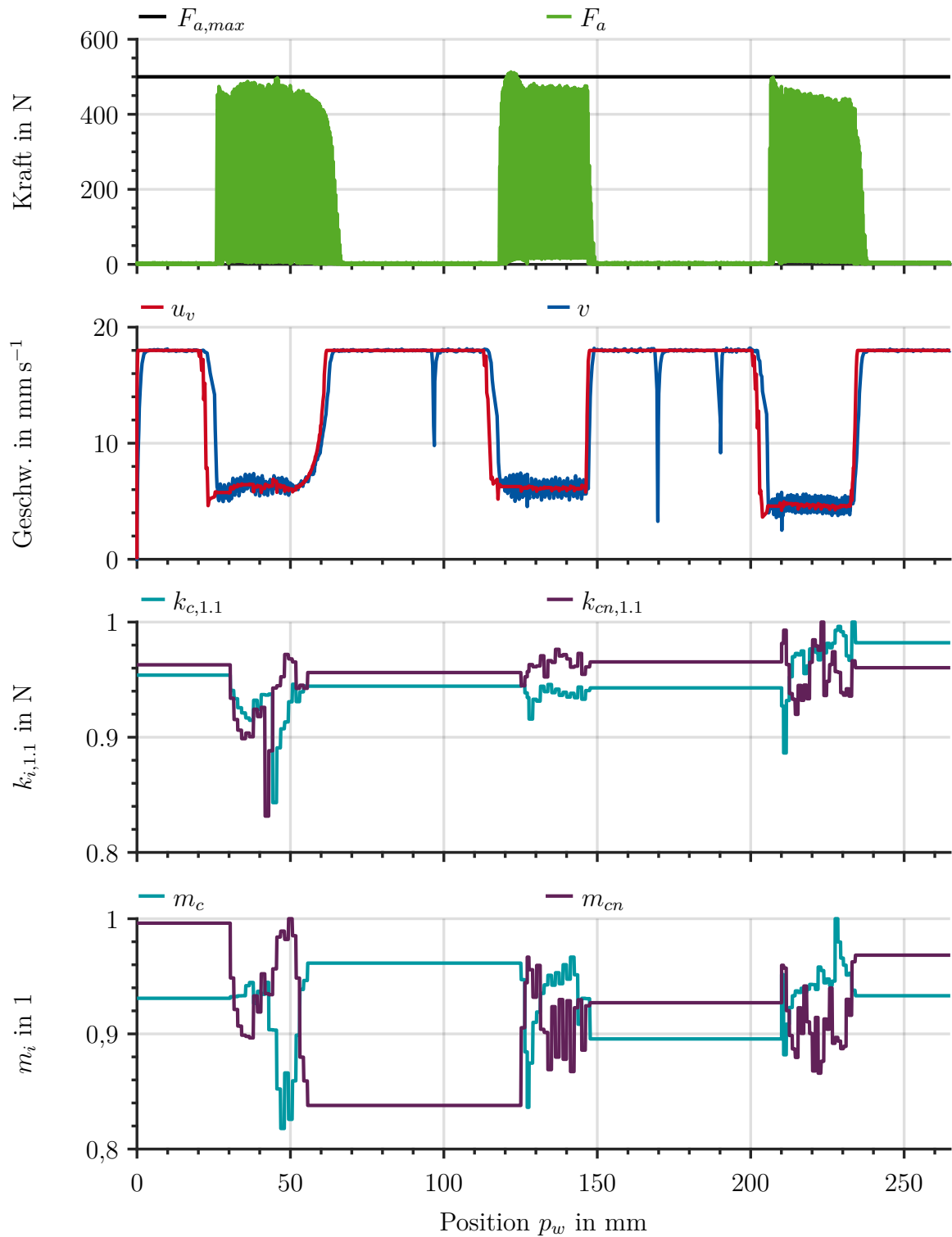


Abb. 6.18: Experimentelle Ergebnisse mit Kraftregelung mit Identifikation des Zerspankraftmodells.

Abschließend soll die Regelgüte der Geschwindigkeitsregelung untersucht werden. Hierfür sind in Abbildung 6.19 die Verläufe der Sollvorschubgeschwindigkeit u_v (in Schnittbereich 2), der über das Prozessmodell berechneten maximalen Vorschubgeschwindigkeit v_{max} sowie der gemessenen Vorschubgeschwindigkeit v über die Zeit bzw. die Position dargestellt.

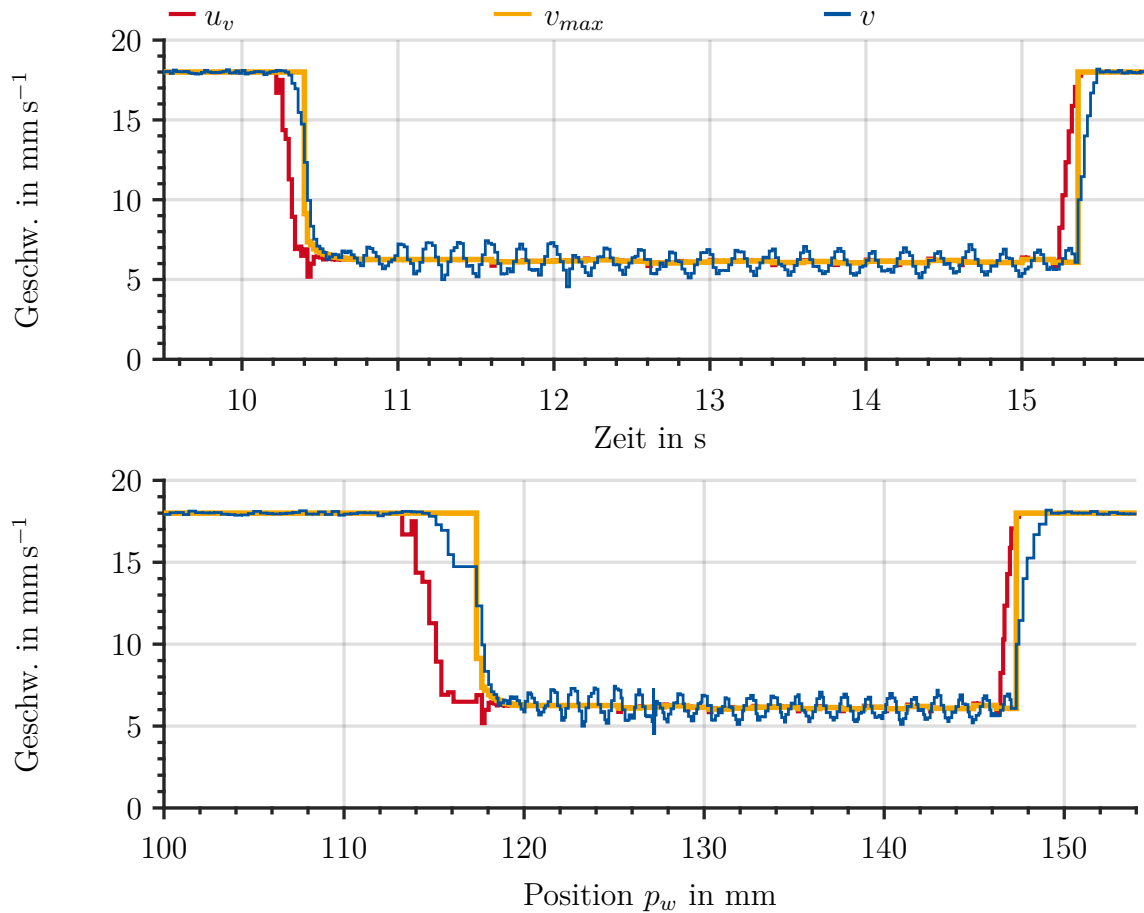


Abb. 6.19: Detailansicht der Geschwindigkeitsverläufe aus Abbildung 6.17 mit den Geschwindigkeitsverläufen über die Zeit.

Dabei ist zu erkennen, dass die Stellgröße u_v von der MPR so adaptiert wird, dass die gemessene Vorschubgeschwindigkeit u_v zu jeder Zeit kleiner ist als die über das Modell abgeschätzte, maximale Vorschubgeschwindigkeit v_{max} . Lediglich im Bereich der negativen Geschwindigkeitsänderung stellt sich eine leichte Überschreitung der zulässigen Geschwindigkeit v_{max} ein. Diese ist jedoch auf die Modellungenauigkeit gemäß Abschnitt 6.2.1 zurückzuführen. Diese Modellungenauigkeiten können in weiteren Arbeiten durch eine Weiterentwicklung des Maschinenmodells reduziert werden. Denkbar sind beispielsweise datenbasierte Modellierungsansätze, die auch nichtlineares Maschinenverhalten

abbilden können und unabhängig von einer Übertragungsfunktion parametrisiert werden [19].

Außerdem ist in dem Zeitverlauf der gemessenen Geschwindigkeit v in Abbildung 6.19 ein Rauschen mit einer Frequenz von ca. 5 Hz zu erkennen. Dabei handelt es sich um das gefilterte Geschwindigkeitssignal des Kalman Filters, der bereits das Rauschen in Folge der Zahneingriffe des Fräasers herausfiltert. Das übrige Rauschen tritt nur auf, wenn sich der Fräser im Eingriff befindet, sodass das Rauschen durch die unterlagerten Maschinenregelung erzeugt wird. Dieses lässt sich nicht verhindern, da die Maschinenhersteller abgesicherten internen Steuer- und Reglerelemente der NC-Steuerung bzw. der Maschinenregelung nicht verändert werden können.

6.6 Zusammenfassung

Im Rahmen der vorgestellten Arbeit wurde eine Kraftregelung für das Schrappfräsen mit drei Achsen untersucht. Ziel war die Reduktion der Fertigungsdauer, indem die am Fräser wirkende Aktivkraft mithilfe einer Kraftmessplattform gemessen und die Vorschubgeschwindigkeit des Werkzeuges so geregelt wird, dass der Fräser mit einer definierten maximalen Kraft belastet wird. Hierfür wurde eine modellprädiktive Kraftregelung erforscht, die sowohl die Dynamik der Geschwindigkeitsregelung als auch die Prozessdynamik explizit berücksichtigt.

Als Zerspankraftmodell wurde der mechanistische Ansatz nach Kienzle verwendet, der über die Spanungsdicke den Zusammenhang zwischen Vorschub und Zerspankraft beschreibt. Anhand dieses Modells erfolgte die Prädiktion eines optimalen Vorschubverlaufs, der von einer unterlagerten, MPR umgesetzt wird. Da die Trajektorie der Vorschubgeschwindigkeit entlang des Werkzeugpfads gegeben ist – und nicht wie bei klassischen Regelungsaufgaben zeitabhängig ist – wurde die MPR um eine Positionsprädiktion erweitert, wodurch die Generierung einer positionsabhängigen Stellfolge direkt in der MPR ermöglicht wurde. Dadurch können vorgegebene Geschwindigkeitsbegrenzungen und infolge dessen auch die maximale Aktivkraft eingehalten werden.

Die Rückführung der Kraftmessung – und damit die Schließung des äußeren Regelkreises – geschieht über die Modellparameter des Zerspankraftmodells. Diese werden alle drei Fräserumdrehungen mittels einer Optimierung neu identifiziert, um Unsicherheiten, wie beispielsweise Werkzeugverschleiß oder veränderliche Materialeigenschaften, inhärent berücksichtigen zu können. Die dafür notwendigen Eingriffsbedingungen werden a priori mithilfe einer Abtragssimulation bestimmt und zur Laufzeit über die Werkzeugposition synchronisiert.

Es zeigte sich, dass die MPR in der Lage ist eine vorgegebene Kraft auch bei wechselnden Eingriffsbedingungen umzusetzen. So kann der Fräsprozess sicher an seinem technologischen Limit geführt werden. Um die Regelgüte weiter zu steigern muss jedoch die Identifikation des Prozessmodells weiterentwickelt werden, da diese zum aktuellen Zeitpunkt Ungenauigkeiten aufweist. Darüber hinaus benötigt die vorgestellte Kraftregelung eine Kraftmessplattform zur Messung der Prozesskräfte, weshalb diese aktuell auf drei Achsen beschränkt ist. Bei Rotation der Kraftmessplattform wirken die Gravitations- und Trägheitskräfte in Abhängigkeit der Werkstückbewegung dynamisch auf die Kraftmessplattform, die sich wiederum in Abhängigkeit der Massenänderung des Werkstückes verändern [205]. Entsprechend müssen zunächst Methoden untersucht werden, mithilfe derer Bewegungen des Werkstücks und damit der Kraftmessplattform kompensiert werden können, bevor das vorgestellte Konzept auf eine 5-Achs-Simultanbearbeitung übertragen werden kann.

7 Potenziale selbstoptimierender Fertigungssysteme

Die Produktionstechnik ist eine essentielle Säule der deutschen bzw. europäischen Wirtschaft. Um auch in Zukunft konkurrenzfähig produzieren zu können, müssen sich Fertigungssysteme automatisch an veränderliche Prozessbedingungen anpassen können. Hierfür wurde im Rahmen des Exzellenzclusters „Integrative Produktionstechnik für Hochlohnländer“ das Konzept der Modellbasierten Selbstoptimierung für Fertigungssysteme entwickelt. Dabei wird die häufig nur am Ende der Fertigung messbare Qualität eines Werkstücks bereits zur Laufzeit anhand eines Qualitätsmodells prädiziert. Anhand dieser Prädiktion können optimale Verläufe für wichtige Prozessgrößen berechnet werden, die anschließend von unterlagerten Prozessregelkreise realisiert werden. Jedoch unterliegt der Prozess häufig nichtlinearem Übertragungsverhalten, das in einer Regelung explizit berücksichtigt werden muss, um die notwendige Regelgüte zu erreichen. Aus diesem Grund wurde in dieser Arbeit untersucht, wie Prozess- und Qualitätsregelkreise im Sinne der modellbasierten Selbstoptimierung realisiert werden können. Dabei zeigte sich, dass insbesondere intelligente Regelungsstrategien erforderlich sind, um das Konzept der modellbasierten Selbstoptimierung in der Praxis zu realisieren. Deshalb wurde zunächst gezeigt wie Prozesswissen explizit für die Regelungsaufgabe definiert werden muss, damit es in einer modellbasierten Regelung integriert werden kann. Im Anschluss wurde das Konzept der Zustandsschätzung eingeführt sowie die modellbasierte prädiktive Regelung, die norm-optimale iterativ lernende Regelung eingeführt und exemplarisch anhand des Kunststoffspritzgießens und des Schruppfräsens untersucht.

Erst wenn die für eine Qualitätsregelung wichtigen Prozessgrößen zuverlässig geregelt werden können, ist der Aufbau von Qualitätsregelkreisen im Sinne der modellbasierten Selbstoptimierung möglich. So konnte beim Spritzgießen eine Qualitätsregelung realisiert werden, die auch bei veränderlichen Prozessbedingungen garantiert, dass die Formteile mit geringen Gewichtsschwankungen gefertigt werden. Beim Fräsen konnte gezeigt werden, dass mithilfe der modellbasierten Selbstoptimierung eine Kraftregelung realisiert werden kann, die sicherstellt, dass die Bearbeitung mit einer definierten maximalen Zerspankraft erfolgt, um die Fertigungsdauer zu reduzieren.

In beiden Fällen wurde der manuelle Einstellaufwand deutlich reduziert, da sich das Fertigungssystem automatisch an veränderliche Prozessbedingungen anpasst. Entsprechend konnte auch die in Kapitel 3 formulierte Forschungshypothese bestätigt werden,

wonach die in dieser Arbeit untersuchten modellbasierten Regelungsstrategien den Aufbau von Qualitäts- und Prozessregelkreisen und damit den Aufbau von selbstoptimierenden Fertigungssystemen ermöglichen. Die vorgestellten Konzepte können um beliebige Prozessgrößen erweitert werden, indem die eingesetzten Modelle adaptiert werden. Analog können die vorgestellten Konzepte auch auf nahezu beliebige Fertigungssysteme übertragen werden, indem das zugrunde liegende Prozess- bzw. Qualitätsmodell angepasst wird.

Im Gegensatz zu klassischen Regelungsansätzen, bei denen in aller Regel abstrakte Reglerparameter eingestellt werden, erfolgt die Parametrierung von intelligenten Regelungsstrategien zu großen Teilen anhand des Modells. Dadurch erfolgt eine Verlagerung des notwendigen Wissen vom regelungstechnischen Fachwissen zum physikalischen Prozessverständnis und dessen effektiver Modellierung. Entsprechend wurde gemäß der ersten Forschungsfrage (siehe Kapitel 3) untersucht wie die zu berücksichtigenden Wirkzusammenhänge modelliert werden können. Dabei zeigte sich, dass bereits mit einfachen physikalisch-motivierten Prozessmodellen das komplexe Übertragungsverhalten des Kunststoffspritzgießens oder des Schrappfräsen ausreichend gut für eine modellbasierte Regelung beschrieben werden kann. Jedoch ist zu beachten, dass die Modelle die für die Regelungsaufgabe relevanten Zusammenhänge beschreiben. Entsprechend hat sich insbesondere die Grey-Box-Modellierung als vorteilhaft herausgestellt, weil diese die Berücksichtigung bekannter physikalischer Zusammenhänge ermöglicht, die mithilfe experimenteller Untersuchungen parametrierbar werden. Gemäß der zweiten und dritten Forschungsfrage wurde gezeigt, dass diese Modelle sowohl das statische als auch das transiente Systemverhalten beschreiben müssen, das in einer modellbasierten prädiktiven Regelung oder einer iterativ lernenden Regelung berücksichtigt wird. Anschließend können die vorgestellten Regelungsstrategien mithilfe des Modells das zukünftige Prozessverhalten prädictieren und damit frühzeitig und zuverlässig auf sich ändernde Sollverläufe bzw. Störungen reagieren. Dadurch weisen die vorgestellten Strategien eine höhere Regelgüte auf als konventionelle Regelungsstrategien. Entsprechend ist in Zukunft zu untersuchen, ob die Regelgüte durch Einsatz detaillierterer Modelle oder datenbasierter Modelle verbessert werden kann. Außerdem sind die bisweilen eindimensionalen Zielgrößen der modellbasierten Selbstoptimierung um weitere Zielgrößen zu erweitern, sodass nicht nur die Qualität oder die Fertigungsdauer, sondern auch die Fertigungskosten, der Energieverbrauch usw. berücksichtigt und optimiert werden können.

Literatur

- [1] ABEL, D.: *Umdruck zur Vorlesung Regelungstechnik und Ergänzungen (Höhere Regelungstechnik)*. 33. Aufl. Aachen: Verlagshaus Mainz, 2009. ISBN: 978-3-86130-890-4.
- [2] ABEL, D. ; BOLLIG, A.: *Rapid Control Prototyping: Methoden und Anwendungen*. 1. Aufl. Berlin und Heidelberg: Springer, 2006. ISBN: 978-3-540-29524-2.
- [3] ADAMS, O. ; KLOCKE, F. ; SCHWENZER, M. ; STEMMLER, S. ; ABEL, D.: Model-based Predictive Force Control in Milling: System Identification. In: *Procedia Technology* 26 (2016), S. 214–220. DOI: 10.1016/j.protcy.2016.08.029.
- [4] ADAMS, O.: *Modellbasierte prädiktive Kraftregelung beim Fräsen*. 1. Aufl. Bd. 29. Ergebnisse aus der Produktionstechnik Technologie der Fertigungsverfahren. Aachen: Apprimus Verlag, 2016. ISBN: 978-3-86359-455-8.
- [5] ADAMS, O. ; SCHWENZER, M. ; STEMMLER, S. ; KLOCKE, F. ; ABEL, D.: Modellbasierte prädiktive Kraftregelung beim Fräsen. In: *ZWF Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb* 112. Nr. 3 (2017), S. 133–136. DOI: 10.3139/104.111682.
- [6] ADAMY, J.: *Nichtlineare Regelungen*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2009. ISBN: 978-3-642-00793-4. DOI: 10.1007/978-3-642-00794-1.
- [7] ADAMY, J.: *Nichtlineare Systeme und Regelungen*. 3. Aufl. Berlin: Springer Vieweg, 2018. ISBN: 978-3-662-55685-6. DOI: 10.1007/978-3-662-55685-6.
- [8] AGRAWAL, A. R. ; PANDELIDIS, I. O. ; PECHT, M.: Injection-molding process control - A review. In: *Polymer Engineering and Science* 27. Nr. 18 (1987), S. 1345–1357. DOI: 10.1002/pen.760271802.
- [9] AHN, H.-S. ; CHEN, Y. ; MOORE, K. L.: Iterative Learning Control: Brief Survey and Categorization. In: *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)* 37. Nr. 6 (2007), S. 1099–1121. DOI: 10.1109/TSMCC.2007.905759.
- [10] ALBRECHT, A. ; PARK, S. S. ; ALTINTAS, Y. ; PRITSCHOW, G.: High frequency bandwidth cutting force measurement in milling using capacitance displacement sensors. In: *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 45. Nr. 9 (2005), S. 993–1008. DOI: 10.1016/j.ijmachtools.2004.11.028.

- [11] ALTINTAS, Y. ; ASLAN: Integration of virtual and on-line machining process control and monitoring. In: *CIRP Annals - Manufacturing Technology* 66. Nr. 1 (2017), S. 349–352. DOI: 10.1016/j.cirp.2017.04.047.
- [12] ALTINTAS, Y. ; KERSTING, P. ; BIERMANN, D. ; BUDAK, E. ; DENKENA, B. ; LAZOGLU, I.: Virtual process systems for part machining operations. In: *CIRP Annals - Manufacturing Technology* 63. Nr. 2 (2014), S. 585–605. DOI: 10.1016/j.cirp.2014.05.007.
- [13] ALTINTAS, Y. ; PARK, S. S.: Dynamic Compensation of Spindle-Integrated Force Sensors. In: *CIRP Annals - Manufacturing Technology* 53. Nr. 1 (2004), S. 305–308. DOI: 10.1016/S0007-8506(07)60703-3.
- [14] ALTINTAS, Y. ; VERL, A. ; BRECHER, C. ; URIARTE, L. ; PRITSCHOW, G.: Machine tool feed drives. In: *CIRP Annals - Manufacturing Technology* 60. Nr. 2 (2011), S. 779–796. DOI: 10.1016/j.cirp.2011.05.010.
- [15] ALTINTAS, Y.: Direct adaptive control of end milling process. In: *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 34. Nr. 4 (1994), S. 461–472. DOI: 10.1016/0890-6955(94)90078-7.
- [16] ALTINTAS, Y. ; MUNASINGHE, W. K.: Modular CNC Design for Intelligent Machining, Part 2: Modular Integration of Sensor Based Milling Process Monitoring and Control Tasks. In: *Journal of Manufacturing Science and Engineering* 118. Nr. 4 (1996), S. 514–521. DOI: 10.1115/1.2831061.
- [17] ARBURG: *Abbildung Allrounder 570H*. 2020. URL: https://www.arburg.com/fileadmin/redaktion/bilder/presse_300dpi/arburg_26598_570h_01.jpg (besucht am 07.01.2020).
- [18] ARMAREGO, E. ; DESHPANDE, N. P.: Computerized Predictive Cutting Models for Forces in End-Milling Including Eccentricity Effects. In: *CIRP Annals - Manufacturing Technology* 38. Nr. 1 (1989), S. 45–49. DOI: 10.1016/S0007-8506(07)62649-3.
- [19] AY, M. ; STEMMLER, S. ; ABEL, D. ; SCHWENZER, M. ; KLOCKE, F.: System Identification of a CNC Machining Center with Support Vector Machines. In: *The 26th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED 2018)*. Piscataway, NJ: IEEE, 2018, S. 1–9. ISBN: 978-1-5386-7890-9. DOI: 10.1109/MED.2018.8442437.
- [20] BADER, C. ; SCHILDKNECHT, G.: „Verfahren zum Füllen von zumindest einer Kavität“. DE102004031546A1. 2006.
- [21] BAOHAI, W. ; DI, C. ; XIAODONG, H. ; DINGHUA, Z. ; KAI, T.: Cutting tool temperature prediction method using analytical model for end milling. In: *Chinese Journal of Aeronautics* 29. Nr. 6 (2016), S. 1788–1794. DOI: 10.1016/j.cja.2016.03.011.

-
- [22] BÄRWOLFF, G. ; SEIFERT, G.: *Höhere Mathematik für Naturwissenschaftler und Ingenieure*. 2. Aufl. München: Spektrum Akademischer Verlag, 2009. ISBN: 978-3-8274-1688-9.
- [23] BAUERNHANSL, T. ; HOMPEL, M. ten ; VOGEL-HEUSER, B.: *Industrie 4.0 in Produktion, Automatisierung und Logistik*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2014. ISBN: 978-3-658-04681-1. DOI: 10.1007/978-3-658-04682-8.
- [24] BAYOUMI, A. E. ; YUCESAN, G. ; KENDALL, L. A.: An Analytic Mechanistic Cutting Force Model for Milling Operations: A Theory and Methodology. In: *Journal of Engineering for Industry* 116. Nr. 3 (1994), S. 324. DOI: 10.1115/1.2901948.
- [25] BEMPORAD, A.: Model Predictive Control Design: New Trends and Tools. In: *Proceedings of the 45th IEEE Conference on Decision and Control*. 2007, S. 6678–6683. DOI: 10.1109/CDC.2006.377490.
- [26] BERNERS, T.: *Anforderungsspezifische Lageregelung von Vorschubantrieben in Werkzeugmaschinen*. 1. Aufl. Bd. 38. Ergebnisse aus der Produktionstechnik. Aachen: Apprimus Verlag, 2019. ISBN: 3863597656.
- [27] BONGART, W.: *Verbesserte Prozeßführung durch selbsteinstellende Regelungen*. Dissertation. Aachen: RWTH Aachen University, 1982.
- [28] BOURDON, R. ; HELLMANN, A. ; SCHRECKENBERG, J.-B. ; SCHWEGMANN, R.: Standardisierte Prozess- und Qualitätsoptimierung mit DOE-Methoden - eine Kurzanleitung für die Praxis beim Spritzgießen. In: *Zeitschrift Kunststofftechnik* 8. Nr. 5 (2012), S. 526–549.
- [29] BRANDSTÄTTER, A.: *Ein Adaptive - Control - Optimization - System für das Fräsen*. Bd. 4. WBK Forschungsberichte aus dem Institut für Werkzeugmaschinen und Betriebstechnik der Universität Karlsruhe. Berlin und Heidelberg: Springer, 1981. ISBN: 978-3-540-10948-8. DOI: 10.1007/978-3-642-81684-0.
- [30] BRECHER, C., Hrsg.: *Integrative Production Technology for High-Wage Countries*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2012. ISBN: 978-3-642-21067-9. DOI: 10.1007/978-3-642-21067-9.
- [31] BRECHER, C. ; HERMES, R. ; SITTE, B.: *Virtualisierung der spanenden Bearbeitung in der Maschinenentwicklung und Prozessoptimierung (VispaB)*. 1. Aufl. Aachen: Apprimus-Verlag, 2011. ISBN: 978-3-86359-033-8.
- [32] BRECHER, C. ; ÖZDEMİR, D., Hrsg.: *Integrative Production Technology: Theory and Applications*. Cham, Switzerland: Springer, 2017. ISBN: 978-3-319-47451-9. DOI: 10.1007/978-3-319-47452-6.
- [33] BRECHER, C. ; WECK, M.: *Werkzeugmaschinen Fertigungssysteme 1*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2019. ISBN: 978-3-662-46564-6. DOI: 10.1007/978-3-662-46565-3.

- [34] BRISTOW, D. A. ; THARAYIL, M. ; ALLEYNE, A. G.: A survey of iterative learning control. In: *IEEE Control Systems* 26. Nr. 3 (2006), S. 96–114. DOI: 10.1109/MCS.2006.1636313.
- [35] BUDAK, E. ; ALTINTAS, Y. ; ARMAREGO, E. J. A.: Prediction of Milling Force Coefficients From Orthogonal Cutting Data. In: *Journal of Manufacturing Science and Engineering* 118. Nr. 2 (1996), S. 216–224. DOI: 10.1115/1.2831014.
- [36] CABRAL, G. F.: *Modeling and simulation of tool engagement and prediction of process forces in milling*. 1. Aufl. Bd. 17. Prozesstechnologie. Aachen: Apprimus Verlag, 2015. ISBN: 978-3-86359-427-5.
- [37] CAGIENARD, R. ; GRIEDER, P. ; KERRIGAN, E. C. ; MORARI, M.: Move blocking strategies in receding horizon control. In: *Journal of Process Control* 17. Nr. 6 (2007), S. 563–570. DOI: 10.1016/j.jprocont.2007.01.001.
- [38] CHANG, R. Y. ; CHEN, C. H. ; SU, K. S.: Modifying the tait equation with cooling-rate effects to predict the pressure-volume-temperature behaviors of amorphous polymers: Modeling and experiments. In: *Polymer Engineering and Science* 36. Nr. 13 (1996), S. 1789–1795. DOI: 10.1002/pen.10574.
- [39] CHANG, R.-y. ; YANG, W.-h.: Numerical simulation of mold filling in injection molding using a three-dimensional finite volume approach. In: *International Journal for Numerical Methods in Fluids* 37. Nr. 2 (2001), S. 125–148. DOI: 10.1002/flid.166.
- [40] CHARBONNAUD, P. ; CARRILLO, F. ; LADEVÈZE, D.: Monitored robust force control of a milling process. In: *Control Engineering Practice* 9. Nr. 10 (2001), S. 1047–1061. DOI: 10.1016/S0967-0661(01)00074-0.
- [41] CHEN, B. S. ; LIU, W. H.: Numerical simulation of the post-filling stage in injection molding with a two-phase model. In: *Polymer Engineering and Science* 34. Nr. 10 (1994), S. 835–846. DOI: 10.1002/pen.760341009.
- [42] CHEN, J.-H. ; SHEU, L.-J. ; CHEN, W.-C. ; CHEN, H.-K. ; CHEN, C.-T.: Application of advanced process control in plastic injection molding. In: *2008 IEEE International Conference on Service Operations and Logistics, and Informatics (SOLI)*. 2008, S. 2719–2724. DOI: 10.1109/SOLI.2008.4682997.
- [43] CHEN, W.-C. ; FU, G.-L. ; TAI, P.-H. ; DENG, W.-J.: Process parameter optimization for MIMO plastic injection molding via soft computing. In: *Expert Systems with Applications* 36. Nr. 2 (2009), S. 1114–1122. DOI: 10.1016/j.eswa.2007.10.020.
- [44] CHEN, W.-C. ; TAI, P.-H. ; WANG, M.-W. ; DENG, W.-J. ; CHEN, C.-T.: A neural network-based approach for dynamic quality prediction in a plastic injection molding process. In: *Expert Systems with Applications* 35. Nr. 3 (2008), S. 843–849. DOI: 10.1016/j.eswa.2007.07.037.

-
- [45] CHEN, X. ; GAO, F.: Profiling of injection velocity for uniform mold filling. In: *Advances in Polymer Technology* 25. Nr. 1 (2006), S. 13–21. DOI: 10.1002/adv.20054.
- [46] CHEN, Z. ; TURNG, L.-S.: Injection molding quality control by integrating weight feedback into a cascade closed-loop control system. In: *Polymer Engineering and Science* 47. Nr. 6 (2007), S. 852–862. DOI: 10.1002/pen.20769.
- [47] CHEN, Z. ; TURNG, L.-S. ; WANG, K.-K.: Adaptive online quality control for injection-molding by monitoring and controlling mold separation. In: *Polymer Engineering and Science* 46. Nr. 5 (2006), S. 569–580. DOI: 10.1002/pen.20509.
- [48] CHIANG, H. H. ; HIEBER, C. A. ; WANG, K. K.: A unified simulation of the filling and postfilling stages in injection molding. Part I: Formulation. In: *Polymer Engineering and Science* 31. Nr. 2 (1991), S. 116–124. DOI: 10.1002/pen.760310210.
- [49] CHIANG, H. H. ; HIEBER, C. A. ; WANG, K. K.: A unified simulation of the filling and postfilling stages in injection molding. Part II: Experimental verification. In: *Polymer Engineering and Science* 31. Nr. 2 (1991), S. 125–139. DOI: 10.1002/pen.760310211.
- [50] CHIU, C.-P. ; SHIH, L.-C. ; WEI, J.-H.: Dynamic modeling of the mold filling process in an injection molding machine. In: *Polymer Engineering and Science* 31. Nr. 19 (1991), S. 1417–1425. DOI: 10.1002/pen.760311908.
- [51] CHRISTOPHERUS, B. ; LUIGI, G.: „Verfahren zur Bestimmung des Umschaltpunktes bei der Herstellung eines Spritzgussteils“. EP0707936A2. 1996.
- [52] CHRYSSOLOURIS, G.: *Manufacturing Systems: Theory and Practice*. New York, NY: Springer New York, 1992. ISBN: 978-1-4757-2215-4. DOI: 10.1007/978-1-4757-2213-0.
- [53] CUS, F. ; ZUPERL, U. ; BALIC, J.: Combined feedforward and feedback control of end milling system. In: *Journal of Achievements in Materials and Manufacturing Engineering* 45. Nr. 1 (2011), S. 79–88.
- [54] DAXBERGER, H. ; RIEGER, K. ; SCHLACHER, K.: On Modelling and Control of Compressible Non-Newtonian Injection Processes. In: *Computer aided systems theory - EUROCAST 2011*. Hrsg. von MORENO-DÍAZ, R. ; PICHLER, F. ; QUESADA-ARENCIBIA, A. Bd. 6928. Lecture Notes in Computer Science. Berlin: Springer, 2012, S. 65–72. ISBN: 978-3-642-27578-4. DOI: 10.1007/978-3-642-27579-1_9.
- [55] DEANE, P.: *The first industrial revolution*. 2d ed., reprinted. Cambridge: Cambridge Univ. Press, 1995. ISBN: 0-521-29609-9.
- [56] DENKENA, B. ; FLÖTER, F.: Adaptive Cutting Force Control on a Milling Machine with Hybrid Axis Configuration. In: *Procedia CIRP* 4 (2012), S. 109–114. DOI: 10.1016/j.procir.2012.10.020.

- [57] DEUTSCHES INSTITUT FÜR NORMUNG E. V.: *DIN 24450 Maschinen zum Verarbeiten von Kunststoffen und Kautschuk: Begriffe*. 1987.
- [58] DEUTSCHES INSTITUT FÜR NORMUNG E. V.: *DIN 60050-351 Internationales Elektrotechnisches Wörterbuch – Teil 351: Leittechnik*. 2014.
- [59] DEUTSCHES INSTITUT FÜR NORMUNG E. V.: *DIN 6580 Begriffe der Zerspanntechnik: Bewegungen und Geometrie des Zerspanvorganges*. 1985.
- [60] DEUTSCHES INSTITUT FÜR NORMUNG E. V.: *DIN 6584 Begriffe der Zerspanntechnik: Kräfte Energie Arbeit Leistungen*. 1982.
- [61] DEUTSCHES INSTITUT FÜR NORMUNG E. V.: *DIN 8580 Fertigungsverfahren: Begriffe, Einteilung*. 2003.
- [62] DEUTSCHES INSTITUT FÜR NORMUNG E. V.: *DIN 8589-3 Fertigungsverfahren Spanen: Teil 3: Fräsen*. 2003.
- [63] DEWANTORO, G. ; FERIYONIKA, F.: Model reference adaptive control of cavity pressure in injection molding during filling and packing phases. In: *2011 2nd International Conference on Instrumentation Control and Automation (ICA)*. 2011, S. 47–52. DOI: 10.1109/ICA.2011.6130128.
- [64] DITTMAR, R. ; PFEIFFER, B.-M.: *Modellbasierte prädiktive Regelung: Eine Einführung für Ingenieure*. München und Wien: Oldenbourg, 2009. ISBN: 978-3-486-27523-0. DOI: 10.1524/9783486594911.
- [65] DORNER, D. ; RADERMACHER, T. ; WAGNER, B. ; WEBER, J.: Iterativ Lernende Regelung einer Kunststoff-Spritzgießmaschine. In: *at – Automatisierungstechnik* 62. Nr. 3 (2014). DOI: 10.1515/auto-2013-1045.
- [66] DUBAY, R. ; HU, B. ; HERNANDEZ, J. M. ; CHAREST, M.: Controlling Process Parameters during Plastication in Plastic Injection Molding Using Model Predictive Control. In: *Advances in Polymer Technology* 33. Nr. S1 (2014). DOI: 10.1002/adv.21449.
- [67] DUBAY, R.: Predictive control of cavity pressure during injection filling. In: *Journal of Injection Molding Technology* 5. Nr. 2 (2001).
- [68] ERKORKMAZ, K. ; ALTINTAS, Y.: High speed CNC system design. Part I: jerk limited trajectory generation and quintic spline interpolation. In: *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 41. Nr. 9 (2001), S. 1323–1345. DOI: 10.1016/S0890-6955(01)00002-5.
- [69] ERKORKMAZ, K. ; LAYEGH, S. E. ; LAZOGLU, I. ; ERDIM, H.: Feedrate optimization for freeform milling considering constraints from the feed drive system and process mechanics. In: *CIRP Annals - Manufacturing Technology* 62. Nr. 1 (2013), S. 395–398. DOI: 10.1016/j.cirp.2013.03.084.

-
- [70] EUROSTAT: *Umsatz nach NACE Rev. 2*. 2016. URL: <https://ec.europa.eu/eurostat/tgm/table.do?tab=table&plugin=1&language=de&pcode=tin00149> (besucht am 26.02.2019).
- [71] EUROSTAT: *Zahl der Beschäftigten nach NACE Rev. 2*. 2016. URL: <https://ec.europa.eu/eurostat/tgm/refreshTableAction.do?tab=table&plugin=1&pcode=tin00151&language=de> (besucht am 26.02.2019).
- [72] FARA, D. A. ; KAMAL, M. R. ; PATTERSON, W. I.: Evaluation of simple dynamic models and controllers for hydraulic and nozzle pressure in injection molding. In: *Polymer Engineering and Science* 25. Nr. 11 (1985), S. 714–723. DOI: 10.1002/pen.760251109.
- [73] FELDHOUSEN, J. ; GROTE, K.-H., Hrsg.: *Konstruktionslehre: Methoden und Anwendung erfolgreicher Produktentwicklung*. 8. Aufl. Berlin und Heidelberg: Springer Vieweg, 2013. ISBN: 978-3-642-29569-0.
- [74] FERIYONIKA-FERIYONIKA ; DEWANTORO, G.: Fuzzy sliding mode control of injection velocity in injection molding during filling phase. In: *2nd International Conference on Instrumentation Control and Automation (ICA)*. 2011, S. 134–139. DOI: 10.1109/ICA.2011.6130144.
- [75] FERREAU, H. J. ; KIRCHES, C. ; POTSCHEKA, A. ; BOCK, H. G. ; DIEHL, M.: qpOASES: A parametric active-set algorithm for quadratic programming. In: *Mathematical Programming Computation* 6. Nr. 4 (2014), S. 327–363. DOI: 10.1007/s12532-014-0071-1.
- [76] FEY, J.: „Verfahren zum Füllen der Kavität eines Werkzeuges“. DE10116998A1. 2002.
- [77] FINDEISEN, D. ; HELDUSER, S.: *Ölhydraulik*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2015. ISBN: 978-3-642-54908-3. DOI: 10.1007/978-3-642-54909-0.
- [78] FÖLLINGER, O. ; DÖRRSCHEIDT, F.: *Regelungstechnik: Einführung in die Methoden und ihre Anwendung*. 10. Aufl. Studium. Heidelberg: Hüthig, 2008. ISBN: 978-3-7785-2970-6.
- [79] FROELICH, C. ; KEMMETMÜLLER, W. ; KUGI, A.: Control-oriented modeling of servo-pump driven injection molding machines in the filling and packing phase. In: *Mathematical and Computer Modelling of Dynamical Systems* 24. Nr. 5 (2018), S. 451–474. DOI: 10.1080/13873954.2018.1481870.
- [80] FROHM, J. ; LINDSTRÖM, V. ; STAHERE, J. ; WINROTH, M.: Levels of automation in manufacturing. In: *Levels of automation in production systems*. Göteborg: Chalmers Univ. of Technology, 2008, S. 1–28. ISBN: 978-91-7385-055-1.
- [81] FUSSELL, B. K. ; SRINIVASAN, K.: Model Reference Adaptive Control of Force in End Milling Operations. In: *1988 American Control Conference*, S. 1189–1194. DOI: 10.23919/ACC.1988.4789901.

- [82] GAO, F. ; PATTERSON, W. I. ; KAMAL, M. R.: Cavity pressure control during the cooling stage in thermoplastic injection molding. In: *Polymer Engineering and Science* 36. Nr. 19 (1996), S. 2467–2476. DOI: 10.1002/pen.10644.
- [83] GAO, F. ; PATTERSON, W. I. ; KAMAL, M. R.: Cavity pressure dynamics and self-tuning control for filling and packing phases of thermoplastics injection molding. In: *Polymer Engineering and Science* 36. Nr. 9 (1996), S. 1272–1285. DOI: 10.1002/pen.10521.
- [84] GAO, F. ; PATTERSON, W. I. ; KAMAL, M. R.: Self-tuning cavity pressure control of injection molding filling. In: *Advances in Polymer Technology* 13. Nr. 2 (1994), S. 111–120. DOI: 10.1002/adv.1994.060130202.
- [85] GAO, F. ; YANG, Y.: Multi-variable interaction analysis and a proposed quality control system for thermoplastics injection molding. In: *Society of Plastics Engineers, ANTEC 1997 Conference Proceedings* (1997).
- [86] GAO, F. ; YANG, Y. ; SHAO, C.: Robust iterative learning control with applications to injection molding process. In: *Chemical Engineering Science* 56. Nr. 24 (2001), S. 7025–7034. DOI: 10.1016/S0009-2509(01)00339-6.
- [87] GAUSEMEIER, J. ; RAMMIG, F. J. ; ADEL, P., Hrsg.: *Selbstoptimierende Systeme des Maschinenbaus: Definitionen, Anwendungen, Konzepte ; Sonderforschungsbereich 614 'Selbstoptimierende Systeme des Maschinenbaus'*. 1. Aufl. Bd. 234. HNI-Verlagsschriftenreihe. Paderborn: Univ. Paderborn Heinz Nixdorf Inst, 2009. ISBN: 978-3-939350-53-8.
- [88] GIESSAUF, J. ; MAIER, C.: Wie reproduzierbar ist die Reproduzierbarkeit?. In: *Kunststoffe* 106. Nr. 6 (2016), S. 62–66.
- [89] GOMES, L. ; SOUSA, A.: Control of Milling Machine Cutting Force Using Artificial Neural Networks. In: *6th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI 2011)* (2011).
- [90] GONDHALEKAR, R. ; IMURA, J.-i.: Least-restrictive move-blocking model predictive control. In: *Automatica* 46. Nr. 7 (2010), S. 1234–1240. DOI: 10.1016/j.automatica.2010.04.010.
- [91] GORDON, G. ; KAZMER, D. O. ; TANG, X. ; FAN, Z. ; GAO, R. X.: Quality control using a multivariate injection molding sensor. In: *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 78. Nr. 9-12 (2015), S. 1381–1391. DOI: 10.1007/s00170-014-6706-6.
- [92] GREWAL, M. S. ; ANDREWS, A. P.: *Kalman Filtering: Theory and Practice Using MATLAB*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2015. ISBN: 978-1-118-85121-0.

-
- [93] GROSSI, N.: Accurate and fast measurement of specific cutting force coefficients changing with spindle speed. In: *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing* 18. Nr. 8 (2017), S. 1173–1180. DOI: 10.1007/s12541-017-0137-x.
- [94] GRUBER, J.-M.: *Prozessführung beim Thermoplastspritzen auf Basis des Werkzeuginnendrucks*. 1. Aufl. Bd. 173. IKV-Berichte aus der Kunststoffverarbeitung. Aachen: Mainz, 2005. ISBN: 3-86130-843-6.
- [95] GUO, W. ; HUA, L. ; MAO, H. ; MENG, Z.: Prediction of warpage in plastic injection molding based on design of experiments. In: *Journal of Mechanical Science and Technology* 26. Nr. 4 (2012), S. 1133–1139. DOI: 10.1007/s12206-012-0214-0.
- [96] GUO, X.-p. ; WANG, F.-l. ; WANG, S.: Quality Prediction and Control of Injection Molding Process using Multistage MWGRNN Method. In: *2006 International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, S. 3095–3100. DOI: 10.1109/ICMLC.2006.258373.
- [97] AL-HAJ MUSTAFA, M.: *Modellbasierte Ansätze zur Qualitätsregelung beim Kunststoffspritzgießen*. Berichte aus der Kunststofftechnik. Aachen: Shaker, 2000. ISBN: 3-8265-7863-5.
- [98] HAKVOORT, W. ; AARTS, R. ; VAN DIJK, J. ; JONKER, J. B.: Model-based iterative learning control applied to an industrial robot with elasticity. In: *46th IEEE Conference on Decision and Control, 2007*. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 2007, S. 4185–4190. ISBN: 978-1-4244-1497-0. DOI: 10.1109/CDC.2007.4434366.
- [99] HALFMANN, C. ; HOLZMANN, H., Hrsg.: *Adaptive Modelle für die Kraftfahrzeugdynamik*. 1. Aufl. VDI-Buch. Berlin und Heidelberg: Springer, 2013. ISBN: 978-3-642-62115-4. DOI: 10.1007/978-3-642-18215-0.
- [100] HAMAN, S.: *Prozessnahes Qualitätsmanagement beim Spritzgießen*. Dissertation. Chemnitz: TU Chemnitz, 2004.
- [101] HARGRAVE, P. J.: A Tutorial Introduction to Kalman Filtering. In: *IEE Colloquium on Kalman Filters: Introduction, Applications and Future Developments*. 1989, S. 1–6.
- [102] HAVLICSEK, H. ; ALLEYNE, A.: Nonlinear control of an electrohydraulic injection molding machine via iterative adaptive learning. In: *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics* 4. Nr. 3 (1999), S. 312–323. DOI: 10.1109/3516.789689.
- [103] HEINZLER, F. A. ; MIELICKI, C. ; WORTBERG, J.: A viscosity model for technical polymers describing chemical and physical aging. In: *Polymer Engineering and Science* 55. Nr. 7 (2015), S. 1628–1633. DOI: 10.1002/pen.24000.

- [104] HEINZLER, F. A.: *Modellgestützte Qualitätsregelung durch eine adaptive, druckgeregelte Prozessführung beim Spritzgießen*. Dissertation. Duisburg, Essen: Universität Duisburg-Essen, 2015.
- [105] HERING, E. ; SCHÖNFELDER, G.: *Sensoren in Wissenschaft und Technik*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2018. ISBN: 978-3-658-12561-5. DOI: 10.1007/978-3-658-12562-2.
- [106] HÉTU, J.-F. ; GAO, D. M. ; GARCIA-REJON, A. ; SALLOUM, G.: 3D finite element method for the simulation of the filling stage in injection molding. In: *Polymer Engineering and Science* 38. Nr. 2 (1998), S. 223–236. DOI: 10.1002/pen.10183.
- [107] HOPMANN, C. ; ABEL, D. ; HEINISCH, J. ; STEMMLER, S.: Self-optimizing injection molding based on iterative learning cavity pressure control. In: *Production Engineering* 11. Nr. 2 (2017), S. 97–106. DOI: 10.1007/s11740-017-0719-6.
- [108] HOPMANN, C. ; RESSMANN, A. ; HEINISCH, J.: Influence on Product Quality by pvT-Optimised Processing in Injection Compression Molding. In: *International Polymer Processing* 31. Nr. 2 (2016), S. 156–165. DOI: 10.3139/217.3058.
- [109] HOPMANN, C. ; SCHMITZ, M. ; DORNEBUSCH, H.: Development of a Segmented Temperature Control for Targeted Solidification in Injection Molding. In: *International Polymer Processing* 33. Nr. 2 (2018), S. 206–216. DOI: 10.3139/217.3452.
- [110] HOPMANN, C. ; FISCHER, T. ; HEINISCH, J.: Online Melt Viscosity Measurement During Injection Molding for new Control Strategies. In: *The Plastics Technology Conference : ANTEC 2017* (2017), S. 1560–1565.
- [111] HOPMANN, C. ; HEINISCH, J.: Process control strategies for injection molding processes with changing raw material viscosity. In: *Journal of Polymer Engineering* 38. Nr. 5 (2017), S. 483–492. DOI: 10.1515/polyeng-2017-0180.
- [112] HOPMANN, C. ; MICHAELI, W.: *Einführung in die Kunststoffverarbeitung*. München: Carl Hanser Verlag GmbH & Co. KG, 2015. ISBN: 978-3-446-44627-4. DOI: 10.3139/9783446446281.
- [113] HOPMANN, C. ; RESSMANN, A. ; REITER, M. ; STEMMLER, S. ; ABEL, D.: A self-optimising injection moulding process with model-based control system parameterisation. In: *International Journal of Computer Integrated Manufacturing* 29. Nr. 11 (2016), S. 1190–1199. DOI: 10.1080/0951192X.2015.1066035.
- [114] HSIEH, M.-Y. ; HSU, P.-L.: Self-tuning control of the milling cutting process in industrial CNC machines. In: *First IEEE Conference on Control Applications* (1992), S. 382–387. DOI: 10.1109/CCA.1992.269845.
- [115] HUANG, M.-S.: Cavity pressure based grey prediction of the filling-to-packing switchover point for injection molding. In: *Journal of Materials Processing Technology* 183. Nr. 2-3 (2007), S. 419–424. DOI: 10.1016/j.jmatprotec.2006.10.037.

-
- [116] HUANG, S.-J. ; LEE, T.-H.: Application of Neural Networks in Injection Moulding Process Control. In: *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 21. Nr. 12 (2003), S. 956–964. DOI: 10.1007/s00170-002-1417-9.
- [117] JANSCHKE, K.: *Systementwurf mechatronischer Systeme*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2010. ISBN: 978-3-540-78876-8. DOI: 10.1007/978-3-540-78877-5.
- [118] JOHANNABER, F. ; MICHAELI, W.: *Handbuch Spritzgießen*. 2. Aufl. München: Hanser, 2014. ISBN: 978-3-446-22966-2. DOI: 10.3139/9783446440982.
- [119] KAMAL, M. R. ; KENIG, S.: The injection molding of thermoplastics part I: Theoretical model. In: *Polymer Engineering and Science* 12. Nr. 4 (1972), S. 294–301. DOI: 10.1002/pen.760120408.
- [120] KAMAL, M. R. ; KENIG, S.: The injection molding of thermoplastics part II: Experimental test of the model. In: *Polymer Engineering and Science* 12. Nr. 4 (1972), S. 302–308. DOI: 10.1002/pen.760120409.
- [121] KAMAL, M. R. ; PATTERSON, W. I. ; CONLEY, N. ; FARA, D. A. ; LOHFINK, G.: Dynamics and control of pressure in the injection molding of thermoplastics. In: *Polymer Engineering and Science* 27. Nr. 18 (1987), S. 1403–1410. DOI: 10.1002/pen.760271809.
- [122] KAPPEN, N.: *Entwicklung und Einsatz einer direkten digitalen Grenzregelung für eine Fräsmaschine mit CNC*. Bd. 22. Berichte aus dem Institut für Steuerungstechnik der Werkzeugmaschinen und Fertigungseinrichtungen der Universität Stuttgart. Berlin: Springer, 1979. ISBN: 3-540-08591-2.
- [123] KAZMER, D. O.: *Dynamic Feed Control: A New Method for Injection Molding of High Quality Plastic Parts*. Dissertation. Stanford University.
- [124] KAZMER, D. O. ; VELUSAMY, S. ; WESTERDALE, S. ; JOHNSTON, S. ; GAO, R. X.: A comparison of seven filling to packing switchover methods for injection molding. In: *Polymer Engineering and Science* 50. Nr. 10 (2010), S. 2031–2043. DOI: 10.1002/pen.21731.
- [125] KAZMER, D. ; BARKAN, P.: Multi-cavity pressure control in the filling and packing stages of the injection molding process. In: *Polymer Engineering and Science* 37. Nr. 11 (1997), S. 1865–1879. DOI: 10.1002/pen.11837.
- [126] KENNEL, F.: *Beitrag Zu Iterativ Lernenden Modellprädiktiven Regelungen*. Bd. 13. Forschungsberichte aus dem Lehrstuhl für Regelungssysteme. Berlin: Logos Verlag Berlin, 2017. ISBN: 978-3-8325-4462-1.
- [127] KETELHUT, M. ; STEMMLER, S. ; GESENHUES, J. ; HEIN, M. ; ABEL, D.: Iterative learning control of ventricular assist devices with variable cycle durations. In: *Control Engineering Practice* 83 (2019), S. 33–44. DOI: 10.1016/j.conengprac.2018.10.012.

- [128] KIENZLE, O. ; VICTOR, H.: Die Bestimmung von Kräften und Leistungen an spanenden Werkzeugen und Werkzeugmaschinen. In: *VDI-Z* 94. Nr. 11/12 (1952), S. 299–305.
- [129] KIM, I. H. ; PARK, S. J. ; CHUNG, S. T. ; KWON, T. H.: Numerical modeling of injection/compression molding for center-gated disk: Part I. Injection molding with viscoelastic compressible fluid model. In: *Polymer Engineering and Science* 39. Nr. 10 (1999), S. 1930–1942. DOI: 10.1002/pen.11586.
- [130] KLINE, W. A. ; DEVOR, R. E.: The effect of runout on cutting geometry and forces in end milling. In: *International Journal of Machine Tool Design and Research* 23. Nr. 2/3 (1983), S. 123–140. DOI: 10.1016/0020-7357(83)90012-4.
- [131] KLINE, W. A. ; DEVOR, R. E. ; LINDBERG, J. R.: The prediction of cutting forces in end milling with application to cornering cuts. In: *International Journal of Machine Tool Design and Research* 22. Nr. 1 (1982), S. 7–22. DOI: 10.1016/0020-7357(82)90016-6.
- [132] KLINE, W. A. ; DEVOR, R. E. ; SHAREEF, I. A.: The Prediction of Surface Accuracy in End Milling. In: *Transactions of the ASME* 104. Nr. 3 (1982), S. 272–278. DOI: 10.1115/1.3185830.
- [133] KLOBASA, I.: *Analytische Berechnung der Flankengestalt beim Nutenfräsen*. Bd. 6. Berichte aus dem IFW. Garbsen: PZH, Produktionstechnisches Zentrum, 2007. ISBN: 978-3-939026-58-7.
- [134] KLOCKE, F. ; BLATTNER, M. ; ADAMS, O. ; BROCKMANN, M. ; VESELOVAC, D.: Compensation of Disturbances on Force Signals for Five-axis Milling Processes. In: *Procedia CIRP* 14 (2014), S. 472–477. DOI: 10.1016/j.procir.2014.03.098.
- [135] KLOCKE, F. ; ABEL, D. ; GRIES, T. ; HOPMANN, C. ; LOOSEN, P. ; POPRAWA, R. ; REISGEN, U. ; SCHMITT, R. ; SCHULZ, W. ; ABELS, P. ; ADAMS, O. ; AUERBACH, T. ; BOBEK, T. ; BUCHHOLZ, G. ; DÖBBELER, B. ; FRANK, D. ; HEINISCH, J. ; HERMANN, T. ; GLOY, Y.-S. ; KEITZEL, G. ; KEMPER, M. ; SUAREZ MARTEL, D. ; REIMER, V. ; REITER, M. ; SAGGIOMO, M. ; SCHWENZER, M. ; STEMMLER, S. ; STOYANOV, S. ; THOMBANSEN, U. ; VESELOVAC, D. ; WILLMS, K.: Self-optimizing Production Technologies. In: *Integrative Production Technology*. Hrsg. von BRECHER, C. ; ÖZDEMİR, D. Bd. 2. Cham, Switzerland: Springer, 2017, S. 745–875. ISBN: 978-3-319-47451-9. DOI: 10.1007/978-3-319-47452-6_9.
- [136] KLOCKE, F. ; KÖNIG, W.: *Fertigungsverfahren 1: Drehen, Fräsen, Bohren*. 8. Aufl. Berlin: Springer, 2007. ISBN: 978-3-540-23458-6.
- [137] KOBAYASHI TOMOYUKI ; HIRAOKA KAZUO: „Injection Device of Injection Molding Machine“. 07-001525. 1995.

-
- [138] KOH, M. H. ; NOURI, M. ; FUSSELL, B. K.: Estimation of Milling Forces From Compliant Sensors Using a Harmonic Force Model and Kalman Filter. In: *Proceedings of the ASME 8th International Manufacturing Science and Engineering Conference - 2013*. New York, NY: ASME, 2013. ISBN: 978-0-7918-5546-1. DOI: 10.1115/MSEC2013-1196.
- [139] KOLARITS, F. M. ; DEVRIES, W. R.: Adaptive Pole Placement Force Control of End Milling. In: *American Control Conference* (1990), S. 1115–1121. DOI: 10.23919/acc.1990.4790917.
- [140] KOSZKUL, J. ; NABIALEK, J.: Viscosity models in simulation of the filling stage of the injection molding process. In: *Journal of Materials Processing Technology* 157-158 (2004), S. 183–187. DOI: 10.1016/j.jmatprotec.2004.09.027.
- [141] KRÜGER, M.: *Modellbasierte Online-Bewertung von Fräsprozessen*. Dissertation. Hannover: Universität Hannover, 2014.
- [142] KRUPPA, S.: *Adaptive Prozessführung und alternative Einspritzkonzepte beim Spritzgießen von Thermoplasten*. Dissertation. Universität Duisburg-Essen, 2015.
- [143] KUDLIK, N., Hrsg.: *Reproduzierbarkeit des Kunststoffspritzgießprozesses*. 1. Aufl. Bd. 73. IKV-Berichte aus der Kunststoffverarbeitung. Aachen: Mainz, 1998. ISBN: 3-89653-412-2.
- [144] KURT, M. ; BAGCI, E.: Feedrate optimisation/scheduling on sculptured surface machining: a comprehensive review, applications and future directions. In: *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 55. Nr. 9-12 (2011), S. 1037–1067. DOI: 10.1007/s00170-010-3131-3.
- [145] LAFLEUR, P. G. ; KAMAL, M. R.: A structure-oriented computer simulation of the injection molding of viscoelastic crystalline polymers part I: Model with fountain flow, packing, solidification. In: *Polymer Engineering and Science* 26. Nr. 1 (1986), S. 92–102. DOI: 10.1002/pen.760260114.
- [146] LAMPL, A. ; GISSING, K. ; PAINSITH, H.: Kontrolle des Formfüllvorgangs beim Spritzgießen mit Hilfe der Einspritzarbeit. In: *Plastverarbeiter* 10 (1983), S. 1105–1108.
- [147] LAUDERBAUGH, L. K. ; ULSOY, A. G.: Dynamic Modeling for Control of the Milling Process. In: *Journal of Engineering for Industry* 110. Nr. 4 (1988), S. 367–375. DOI: 10.1115/1.3187896.
- [148] LAUDERBAUGH, L. K. ; ULSOY, A. G.: Model Reference Adaptive Force Control in Milling. In: *Journal of Engineering for Industry* 111. Nr. 1 (1989), S. 13–21. DOI: 10.1115/1.3188726.
- [149] LEE, J. H. ; LEE, K. S. ; KIM, W. C.: Model-based iterative learning control with a quadratic criterion for time-varying linear systems. In: *Automatica* 36. Nr. 5 (2000), S. 641–657. DOI: 10.1016/S0005-1098(99)00194-6.

- [150] LI, C. ; WANG, F. ; NIU, D. ; LIU, Y.: Cavity pressure control by iterative learning control with zero-phase filtering in injection molding. In: *2010 Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*. 2010, S. 376–379. DOI: 10.1109/CCDC.2010.5499047.
- [151] LINDERT, S.-O. ; REINDL, G. ; SCHLACHER, K.: Identification and Control of an Injection Moulding Machine. In: *IFAC Proceedings Volumes* 47. Nr. 3 (2014), S. 5878–5883. DOI: 10.3182/20140824-6-ZA-1003.01488.
- [152] LINGARKAR, R. ; LIU, L. ; ELBESTAWI, M. A.: Knowledge-based adaptive computer control in manufacturing systems: a case study. In: *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* 20. Nr. 3 (1990), S. 606–618. DOI: 10.1109/21.57273.
- [153] LIU, Y. ; WANG, C.: Neural Network based Adaptive Control and Optimisation in the Milling Process. In: *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 15 (1999), S. 791–795. DOI: 10.1007/s001700050133.
- [154] LOPES, N. ; RIBEIRO, B.: *Part Quality Prediction in an Injection Moulding Process Using Neural Networks*. 1999.
- [155] LORD, H. A. ; WILLIAMS, G.: Mold-filling studies for the injection molding of thermoplastic materials. Part II: The transient flow of plastic materials in the cavities of injection-molding dies. In: *Polymer Engineering and Science* 15. Nr. 8 (1975), S. 569–582. DOI: 10.1002/pen.760150803.
- [156] LUCYSHYN, T. ; LANGECKER, G. ; FISCHER, K.: Measurement of PVT-data at process near cooling rates for injection moulding simulation and comparison of simulation results with experimental data. In: *Proceedings of the Polymer Processing Society 24th Annual Meeting* (2008).
- [157] LUDWIG, F.-J.: Steuerungstechnik: Lernender Regler als Qualitätsgarant. In: *Kunststoffe* Nr. 2 (2016), S. 29–32.
- [158] LUNZE, J.: *Regelungstechnik 1*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2016. ISBN: 978-3-662-52677-4. DOI: 10.1007/978-3-662-52678-1.
- [159] LUNZE, J.: *Regelungstechnik 2*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2014. ISBN: 978-3-642-53943-5. DOI: 10.1007/978-3-642-53944-2.
- [160] LUY, J.-F. ; RGNIER, G. ; LE BOT, P. ; DELAUNAY ; FULCHIRON, R.: PVT measurement methodology for semicrystalline polymers to simulate injection-molding process. In: *Journal of Applied Polymer Science* 79. Nr. 2 (2001), S. 302–311. DOI: 10.1002/1097-4628(20010110)79:2<302::AID-APP120>3.0.CO;2-I.
- [161] MA, C. C. H. ; ALTINTAS, Y.: Direct adaptive cutting force control of milling processes. In: *Automatica* 26. Nr. 5 (1990), S. 899–902. DOI: 10.1016/0005-1098(90)90006-4.
- [162] MACIEJOWSKI, J. M.: *Predictive control: With constraints*. Harlow: Prentice Hall, 2002. ISBN: 978-0-201-39823-6.

-
- [163] MAJUMDAR, P. ; JAYARAMACHANDRAN, R. ; GANESAN, S.: Finite element analysis of temperature rise in metal cutting processes. In: *Applied Thermal Engineering* 25. Nr. 14-15 (2005), S. 2152–2168. DOI: 10.1016/j.applthermaleng.2005.01.006.
- [164] MARCHTHALER, R. ; DINGLER, S.: *Kalman-Filter: Einführung in die Zustandsschätzung und ihre Anwendung für eingebettete Systeme*. 1. Aufl. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH und Springer Vieweg, 2017. ISBN: 978-3-658-16727-1.
- [165] MARQUEZ, F.: *MATLAB and Simulink Code Generation*. Amazon Digital Services LLC - Kdp Print Us, 2019. ISBN: 978-1-09-311230-6.
- [166] MARTELLOTTI, M. E.: An Analysis of the Milling Process. In: *Transactions of the ASME* 63. Nr. 8 (1941), S. 677–700.
- [167] MARTIN FRÖHLICH: *Ein robuster Zustandsbeobachter für ein semiaktives Fahrwerkregelsystem*. Dissertation. München: TU München, 2008.
- [168] MATZKE ; A.: *Prozeßrechnereinsatz beim Spritzgießen*. Dissertation. Aachen: RWTH Aachen, 1985.
- [169] MAYNE, D. Q.: Model predictive control: Recent developments and future promise. In: *Automatica* 50. Nr. 12 (2014), S. 2967–2986. DOI: 10.1016/j.automatica.2014.10.128.
- [170] MAZAK: *Abbildung VARIAXIS i-600*. 2020. URL: <https://www.mazakeu.de/de/maschinen/variaxis-i-600/> (besucht am 07.01.2020).
- [171] MENGES, G. ; STITZ, S. ; VARGEL J.: Grundlagen der Prozeßsteuerung beim Spritzgießen. *Kunststoffe*. In: *Kunststoffe* 61. Nr. 2 (1971), S. 74–80.
- [172] MENGES, G. ; THIENEL, P.: Pressure-specific volume-temperature behavior of thermoplastics under normal processing conditions. In: *Polymer Engineering and Science* 17. Nr. 10 (1977), S. 758–763. DOI: 10.1002/pen.760171011.
- [173] MENGES, G. ; MICHAELI, W. ; MOHREN, P.: *Spritzgießwerkzeuge: Auslegung, Bau, Anwendung*. 6. Aufl. München: Hanser, 2007. ISBN: 978-3-446-40601-8. DOI: 10.3139/9783446446823.
- [174] MICHAELI, E. W. ; SCHREIBER, A.: Online Cavity Pressure Control in Injection Moulding. In: *Journal of Polymer Engineering* 27. Nr. 6-7 (2007). DOI: 10.1515/POLYENG.2007.27.6-7.429.
- [175] MICHAELI, W. ; GRUBER, J.: Prozessführung beim Spritzgießen - direkte Regelung des Werkzeuginnendrucks steigert die Reproduzierbarkeit. In: *Kunststoffe* 1. Nr. 1 (2005), S. 1–10.
- [176] MICHAELI, W. ; LAUTERBACH, M.: Die pmT-Optimierung - Konsequenzen aus dem pvT-Konzept zur Nachdruckführung. In: *Kunststoffe* 79. Nr. 9 (1989), S. 852–856.

- [177] MICHAELI, W. ; HOPMANN, C. ; GRUBER, J.-M.: Improved Part Properties: Process Control in Injection Moulding. In: *Kunststoffe* Nr. 1 (2004), S. 1–5.
- [178] MICHAELI, W. ; NIGGEMEIER, P.: Präzisere Beschreibung der Materialeigenschaften verbessert die Spritzgießsimulation: Schwindung und Verzug besser simulieren. In: *Zeitschrift Kunststofftechnik* 89. Nr. 6 (1999), S. 70–74.
- [179] MICHAELI, W. ; SCHREIBER, A.: Online control of the injection molding process based on process variables. In: *Advances in Polymer Technology* 28. Nr. 2 (2009), S. 65–76. DOI: 10.1002/adv.20153.
- [180] MILNER, D. A.: Adaptive control of feedrate in the milling process. In: *International Journal of Machine Tool Design and Research* 14. Nr. 2 (1974), S. 187–197. DOI: 10.1016/0020-7357(74)90026-2.
- [181] MINOUFEKR, M.: *Macroscopic Simulation of Multi-Axis Machining Processes*. 1. Aufl. Bd. 12. Prozesstechnologie. Aachen: Apprimus Verlag, 2015. ISBN: 978-3-86359-303-2.
- [182] MOLLER, J. C. ; ROWE, J. J.: Prediction of Injection Molded Part Quality by Neural Networks. In: *SPE/ANTEC 1998 Proceedings* Nr. 3 (1998).
- [183] NOCEDAL, J. ; WRIGHT, S. J.: *Numerical Optimization*. 2. Aufl. Springer Series in Operations Research and Financial Engineering. New York, NY: Springer Science and Business Media LLC, 2006. ISBN: 978-0387-30303-1. DOI: 10.1007/978-0-387-40065-5.
- [184] NOLZEN, H. ; ISERMANN, R.: Adaptive Control of the Cutting Power for Milling Operation. In: *Proceedings of the American Control Conference* (1995), S. 2185–2189. DOI: 10.1109/ACC.1995.531287.
- [185] NOLZEN, H. ; ISERMANN, R.: Fast adaptive cutting force control for milling operation. In: *International Conference on Control Applications*. 1995, S. 760–765. DOI: 10.1109/CCA.1995.555844.
- [186] NOLZEN, H.: *Parameteradaptive Regelung von Fräsprozessen*. Bd. 623. Fortschritt-Berichte / VDI Mess-, Steuerungs- und Regelungstechnik. Düsseldorf: VDI-Verlag, 1997. ISBN: 3-18-362308-0.
- [187] NOURI, M. ; FUSSEL, B. K.: Real-Time Milling Force Control and Tool Wear Monitoring Using Constraint-Based Feedrates. In: *Proceedings of NAMRI/SME* 41 (2013).
- [188] ÖZKAN, L. ; KOTHARE, M. V. ; GEORGAKIS, C.: Model predictive control of nonlinear systems using piecewise linear models. In: *Computers and Chemical Engineering* 24. Nr. 2-7 (2000), S. 793–799. DOI: 10.1016/S0098-1354(00)00376-8.

-
- [189] PAPAGEORGIOU, M. ; LEIBOLD, M. ; BUSS, M.: *Optimierung: Statische, dynamische, stochastische Verfahren für die Anwendung*. 4. Aufl. Berlin und Heidelberg: Springer Vieweg, 2015. ISBN: 978-3-662-46936-1. DOI: 10.1007/978-3-662-46936-1.
- [190] PARASURAMAN, R. ; SHERIDAN, T. B. ; WICKENS, C. D.: A model for types and levels of human interaction with automation. In: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans* 30. Nr. 3 (2000), S. 286–297. DOI: 10.1109/3468.844354.
- [191] PARK, S. S. ; ALTINTAS, Y.: Dynamic Compensation of Spindle Integrated Force Sensors With Kalman Filter. In: *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control* 126. Nr. 3 (2004), S. 443. DOI: 10.1115/1.1789531.
- [192] PERMIN, E. ; BERTELSMEIER, F. ; BLUM, M. ; BÜTZLER, J. ; HAAG, S. ; KUZ, S. ; ÖZDEMİR, D. ; STEMMLER, S. ; THOMBANSEN, U. ; SCHMITT, R. ; BRECHER, C. ; SCHLICK, C. ; ABEL, D. ; POPRAWE, R. ; LOOSEN, P. ; SCHULZ, W. ; SCHUH, G.: Self-optimizing Production Systems. In: *Procedia CIRP* 41 (2016), S. 417–422. DOI: 10.1016/j.procir.2015.12.114.
- [193] PETROVA, T. ; KAZMER, D.: Development of a hybrid neural network for quality control of injection molding. In: *Proceedings of the 56th Annual Technical Conference, ANTEC, Part 1 (of 3)*. 1998, S. 1–5.
- [194] PETRUCK, H. ; SCHLICK, C. M. ; STEMMLER, S. ; ABEL, D. ; ADAMS, O. ; KLOCKE, F.: Online Parameter Estimation for Model-Based Force Control in Milling Processes. In: *IFAC-PapersOnLine* 49. Nr. 12 (2016), S. 634–639. DOI: 10.1016/j.ifacol.2016.07.753.
- [195] PILLWEIN, G. ; GIESSAUF, J. ; STEINBICHLER, G.: Prozessregelung: Einfaches Umschalten auf konstante Qualität. In: *Kunststoffe* Nr. 9 (2012), S. 31–35.
- [196] POTHEN, M. ; MINOUFEKR, M. ; HUWER, T. ; GLASMACHER, L.: Einsatz des Software-Programms „NCProfiler“ im Werkzeug und Formenbau. In: *wt-online* 101. Nr. 11/12 (2011), S. 724–729.
- [197] POWELL, M. J. D.: The NEWUOA software for unconstrained optimization without derivatives. In: *Large-Scale Nonlinear Optimization*. Hrsg. von PILLO, G. ; ROMA, M. Bd. 83. Nonconvex Optimization and Its Applications. Boston, MA: Springer Science+Business Media Inc, 2006, S. 255–297. ISBN: 978-0-387-30063-4. DOI: 10.1007/0-387-30065-1_16.
- [198] PRAMUJATI, B. ; DUBAY, R. ; SAMAAAN, C.: Cavity pressure control during cooling in plastic injection molding. In: *Advances in Polymer Technology* 25. Nr. 3 (2006), S. 170–181. DOI: 10.1002/adv.20068.
- [199] QIN, Y. ; PARK, S. S.: Robust adaptive control of machining operations. In: *proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics and Automation* (2005), S. 975–979. DOI: 10.1109/ICMA.2005.1626684.

- [200] QUARTERONI, A. ; SACCO, R. ; SALERI, F.: *Numerical mathematics: With 45 tables*. 2. Aufl. Bd. 37. Texts in applied mathematics. Berlin: Springer, 2007. ISBN: 978-3-540-34658-6.
- [201] RÄCKLEBE, S. ; HELDUSER, S. ; MICHAELI, W. ; SCHREIBER, A. ; FILZ, P. ; WEBELHAUS, K.: Co-Simulation of the Injection Unit of an Injection Moulding Machine. In: *6th International Fluid Power Conference (IFK) 2* (2008), S. 65–81.
- [202] RAFIZADEH, M.: *Physically-based dynamic model for the control of cavity pressure in thermoplastics injection molding*. Dissertation. Montreal, Kanada: McGill University, 1996.
- [203] RAWLINGS, J. B.: Tutorial overview of model predictive control. In: *IEEE Control Systems Magazine* 20. Nr. 3 (2000), S. 38–52. DOI: 10.1109/37.845037.
- [204] REITER, M. ; STEMMLER, S. ; HOPMANN, C. ; RESSMANN, A. ; ABEL, D.: Model Predictive Control of Cavity Pressure in an Injection Moulding Process. In: *Proceedings of the 19th IFAC World Congress* (2014), S. 4358–4363. DOI: 10.3182/20140824-6-ZA-1003.02505.
- [205] REKERS, S.: *Correction of Systematic Errors in Piezoelectric Cutting Force Measurement*. 1. Aufl. Bd. 29. Ergebnisse aus der Produktionstechnik. Aachen: Apprimus Verlag, 2019. ISBN: 3-86359-747-8.
- [206] RICHARDS, N. D. ; FUSSEL, B. K. ; JERARD, R. B.: Efficient NC Machining Using Off-Line Optimized Feedrates and On-Line Adaptive Control. In: *Proceedings of IMECE2002 ASME International Mechanical Engineering Congress and Exposition* (2002). DOI: 10.1115/IMECE2002-33618.
- [207] RICHARDSON, D. J. ; KEAVEY, M. A. ; DAILAMI, F.: Modelling of cutting induced workpiece temperatures for dry milling. In: *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 46. Nr. 10 (2006), S. 1139–1145.
- [208] ROCKEL, H.: *Analyse und Synthese parametrischer Iterativ Lernender Regelungen*. Bd. 1103. Fortschritt-Berichte VDI Reihe 8, Mess-, Steuerungs- und Regelungstechnik. Düsseldorf: VDI-Verl., 2006. ISBN: 3-18-510308-4.
- [209] ROSSITER, J. A.: *Model-based predictive control: A practical approach*. Control series. Boca Raton: CRC Press, 2003. ISBN: 0-8493-1291-4.
- [210] ROTT, O. ; RASPER, P. ; HÖRNBERG, D. ; UHLMANN, E.: A milling model with thermal effects including the dynamics of machine and work piece. In: *International Conference on Process Machine Interactions 1* (2008), S. 369–378.
- [211] RUDOLF, T. M.: *Adaptierbare Parametrierung von Diagnosesystemen durch Verwendung digitaler Antriebssignale in der Prozessüberwachung*. 1. Aufl. Bd. 18. Edition Wissenschaft. Aachen: Apprimus Verlag, 2014. ISBN: 978-3-86359-208-0.

-
- [212] RUDOLPH, N. ; PICH, F. ; OSSWALD, T.: Effects of temperature and pressure on viscosity during injection molding. In: *69th Annual Technical Conference of the Society of Plastics Engineers (ANTEC)* (2011).
- [213] RUDOLPH, N.: *Druckverfestigung amorpher Thermoplaste*. Dissertation. Erlangen: Universität Erlangen, 2009.
- [214] SADEGHI, B.: A BP-neural network predictor model for plastic injection molding process. In: *Journal of Materials Processing Technology* 103. Nr. 3 (2000), S. 411–416. DOI: 10.1016/S0924-0136(00)00498-2.
- [215] SAGAE, K. ; KOIZUMI, M. ; YAMAKAWA, M.: Numerical Analysis for Polymer Melt Flow in Injection Molding. In: *JSME International Journal Series B* 37. Nr. 3 (1994), S. 531–537. DOI: 10.1299/jsmeb.37.531.
- [216] SCATTOLINI, R.: Architectures for distributed and hierarchical Model Predictive Control – A review. In: *Journal of Process Control* 19. Nr. 5 (2009), S. 723–731. DOI: 10.1016/j.jprocont.2009.02.003.
- [217] SCHENKE, L.: *Auslegung einer technologisch-geometrischen Grenzregelung für die Fräsbearbeitung*. Springer, 1979. ISBN: 3-540-09222-6.
- [218] SCHIFFERS, K. ; KRUPPA, S. ; MOSER, S.: Für jeden Schuss der richtige Umschalt-punkt: Die adaptive Prozessführung APC von KraussMaffei sorgt für robuste Spritzgießprozesse. In: *Kunststoffe* 104. Nr. 11 (2014), S. 58–63.
- [219] SCHIFFERS, R.: *Verbesserung der Prozessfähigkeit beim Spritzgießen durch Nutzung von Prozessdaten und eine neuartige Schneckenhubführung*. Dissertation. Duisburg, Essen: Universität Duisburg-Essen, 2009.
- [220] SCHMID, C. ; BIEGLER, L. T.: Quadratic programming methods for reduced hessian SQP. In: *Computers and Chemical Engineering* 18. Nr. 9 (1994), S. 817–832. DOI: 10.1016/0098-1354(94)E0001-4.
- [221] SCHMIDT, T. W.: *Zur Abschätzung der Schwindung*. Dissertation. Aachen: RWTH Aachen, 1986.
- [222] SCHNERR, O. ; KUDLIK, N. ; MICHAELI, W.: Self-Adaptive Closed-loop Cavity Pressure Control for Injection Moulding. In: *SPE/ANTEC 1998 Proceedings* 44. Nr. 3 (1998), S. 410–412.
- [223] SCHREIBER, A.: *Regelung des Spritzgießprozesses auf Basis von Prozessgrößen und im Werkzeug ermittelter Materialdaten*. 1. Aufl. Bd. 223. IKV-Berichte aus der Kunststoffverarbeitung. Aachen: Verlagsgruppe Mainz GmbH, 2011. ISBN: 978-3-86130-717-4.
- [224] SCHUG, P.: *Modellierung, Bewertung, Analyse und Optimierung von CAx-Prozessketten*. Bd. 29. Ergebnisse aus der Produktionstechnik Prozesstechnologie. Aachen: Aprimus Verl., 2015. ISBN: 978-3-86359-339-1.

- [225] SCHWAB, K.: *Die Vierte Industrielle Revolution*. München: Pantheon Verlag, 2016. ISBN: 978-3-641-20317-7.
- [226] SCHWENZER, M. ; ADAMS, O. ; KLOCKE, F. ; STEMMLER, S. ; ABEL, D.: Model-based predictive force control in milling: determination of reference trajectory. In: *Production Engineering* 11. Nr. 2 (2017), S. 107–115. DOI: 10.1007/s11740-017-0721-z.
- [227] SCHWENZER, M. ; AUERBACH, T. ; DÖBBELER, B. ; BERGS, T.: Comparative study on optimization algorithms for online identification of an instantaneous force model in milling. In: *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 101. Nr. 9-12 (2019), S. 2249–2257. DOI: 10.1007/s00170-018-3109-0.
- [228] SCHWENZER, M. ; STEMMLER, S. ; AY, M. ; BERGS, T. ; ABEL, D.: Ensemble Kalman filtering for force model identification in milling. In: *Procedia CIRP* 82 (2019), S. 296–301. DOI: 10.1016/j.procir.2019.04.028.
- [229] SCHWICKART, T. ; VOOS, H. ; DAROUACH, M. ; BEZZAOUCHA, S.: A flexible move blocking strategy to speed up model-predictive control while retaining a high tracking performance. In: *2016 European Control Conference (ECC)*. Piscataway, NJ: IEEE, 2016, S. 764–769. ISBN: 978-1-5090-2591-6. DOI: 10.1109/ECC.2016.7810381.
- [230] SEEL, T. ; SCHAUER, T. ; RAISCH, J.: Iterativ Lernende Regelung mit variabler Zykluslänge für FES-basierte Kompensation einer Fußheberschwäche / Iterative Learning Control with Variable Pass Length applied to FES-based Drop Foot Treatment. In: *at - Automatisierungstechnik* 61. Nr. 9 (2013). DOI: 10.1524/auto.2013.0065.
- [231] SHERIDAN, T. B.: *Telerobotics, automation, and human supervisory control*. Cambridge, Mass.: MIT Pr, 1992. ISBN: 0-262-19316-7.
- [232] SHPIGOR, I.: *Instant MinGW Starter*. Birmingham, UK: Packt Publishing, 2013. ISBN: 978-1-84969-562-6.
- [233] SIMHA, R. ; WILSON, P. S. ; OLABISI, O.: Pressure-volume-temperature properties of amorphous polymers: empirical and theoretical predictions. In: *Kolloid-Zeitschrift und Zeitschrift für Polymere* 251. Nr. 6 (1973), S. 402–408. DOI: 10.1007/BF01498686.
- [234] SITZ, S.: *Analyse der Formteilbildung beim Spritzgießen von Plastomeren als Grundlage für die Prozeßsteuerung*. Dissertation. Aachen: RWTH Aachen, 1973.
- [235] SKOLAUT, W.: *Maschinenbau*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2014. ISBN: 978-3-8274-2553-9. DOI: 10.1007/978-3-8274-2554-6.

-
- [236] SMUD, S. M. ; HARPER, D. O. ; DESHPANDE, P. B. ; LEFFEW, K. W.: Advanced process control for injection molding. In: *Polymer Engineering and Science* 31. Nr. 15 (1991), S. 1081–1085. DOI: 10.1002/pen.760311502.
- [237] SONG, Y. ; GRIZZLE, J. W.: The Extended Kalman Filter as a Local Asymptotic Observer for Nonlinear Discrete-Time Systems. In: *Proceedings of the 1992 American Control Conference*. Evanston, IL und Piscataway, NJ: American Automatic Control Council, 1992, S. 3365–3369. ISBN: 0-7803-0210-9. DOI: 10.23919/ACC.1992.4792775.
- [238] SPENCE, A. D. ; ALTINTAS, Y.: A Solid Modeller Based Milling Process Simulation and Planning System. In: *Journal of Engineering for Industry* 116. Nr. 1 (1994), S. 61. DOI: 10.1115/1.2901810.
- [239] SPENCE, A. ; ALTINTAS, Y.: CAD Assisted Adaptive Control for Milling. In: *Transactions of the ASME* 113 (1991), S. 444–450.
- [240] STAVROPOULOS, P. ; CHANTZIS, D. ; DOUKAS, C. ; PAPACHARALAMPOPOULOS, A. ; CHRYSSOLOURIS, G.: Monitoring and Control of Manufacturing Processes: A Review. In: *Procedia CIRP* 8 (2013), S. 421–425. DOI: 10.1016/j.procir.2013.06.127.
- [241] STEINBICHLER, G. ; LAMPL, A.: Gesicherte Prozessführung für flexible Spritzgießfertigungssysteme. In: *Kunststoffe* 76. Nr. 11 (1986), S. 1007–1012.
- [242] STEMMLER, S. ; ABEL, D. ; ADAMS, O. ; KLOCKE, F.: Model Predictive Feed Rate Control for a Milling Machine. In: *IFAC-PapersOnLine* 49. Nr. 12 (2016), S. 11–16. DOI: 10.1016/j.ifacol.2016.07.542.
- [243] STEMMLER, S. ; ABEL, D. ; SCHWENZER, M. ; ADAMS, O. ; KLOCKE, F.: Model Predictive Control for Force Control in Milling. In: *IFAC-PapersOnLine* 50. Nr. 1 (2017), S. 15871–15876. DOI: 10.1016/j.ifacol.2017.08.2336.
- [244] STEMMLER, S. ; ABEL, D. ; ADAMS, O. ; KLOCKE, F.: Selbstoptimierende Produktionssysteme: Einsatz modellbasierter prädiktiver Regelung. In: *atp magazin* 57. Nr. 11 (2015), S. 68–74.
- [245] STEMMLER, S. ; AY, M. ; SCHWENZER, M. ; ABEL, D. ; BERGS, T.: Model-based Predictive Force Control in Milling. In: *Proceedings of the 18th European Control Conference (ECC)* (2019), S. 4313–4318. DOI: 10.23919/ECC.2019.8795716.
- [246] STEMMLER, S. ; AY, M. ; VUKOVIC, M. ; ABEL, D. ; HEINISCH, J. ; HOPMANN, C.: Cross-phase Model-based Predictive Cavity Pressure Control in Injection Molding. In: *Proceedings of the 3rd Conference on Control Technology and Applications (CCTA)* (2019), S. 360–367. DOI: 10.1109/CCTA.2019.8920461.
- [247] STEMMLER, S. ; REITER, M. ; ABEL, D.: Modellprädiktive Regelung als Baustein zur autonomen Führung komplexer Kunststoffproduktionsprozesse. In: *GAK: Gummi, Fasern, Kunststoffe* 67. Nr. 8 (2014), S. 1–5.

- [248] STITZ, S.: *Analyse der Formteilbildung beim Spritzgießen von Plastomeren als Grundlage für die Prozeßsteuerung*. Dissertation. Aachen: RWTH Aachen, 1973.
- [249] STUTE, G. ; GOETZ, F. R.: Adaptive Control System for Variable Gain in ACC Systems. In: *Proceedings of the 16th International Machine Tool Design and Research Conference* (1975), S. 117–121. DOI: 10.1007/978-1-349-81544-9_18.
- [250] TAM, N. N. ; YEN, N. D.: Continuity properties of the Karush-Kuhn-Tucker point set in quadratic programming problems. In: *Mathematical Programming* 85. Nr. 1 (1999), S. 193–206. DOI: 10.1007/s101070050052.
- [251] TAN, K. K. ; HUANG, S. N. ; JIANG, X.: Adaptive control of ram velocity for the injection moulding machine. In: *IEEE Transactions on Control Systems Technology* 9. Nr. 4 (2001), S. 663–671. DOI: 10.1109/87.930978.
- [252] TARNG, Y. S. ; CHENG, S. T.: Fuzzy control of feed rate in end milling operations. In: *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 33. Nr. 4 (1993), S. 643–650. DOI: 10.1016/0890-6955(93)90098-F.
- [253] TELLAECHÉ, A. ; ARANA, R.: Machine learning algorithms for quality control in plastic molding industry. In: *2013 IEEE 18th Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*. 2013, S. 1–4. DOI: 10.1109/ETFA.2013.6648103.
- [254] THOMBANSEN, U. ; BUCHHOLZ, G. ; FRANK, D. ; HEINISCH, J. ; KEMPER, M. ; PULLEN, T. ; REIMER, V. ; ROTSHTEYN, G. ; SCHWENZER, M. ; STEMMLER, S. ; ABEL, D. ; GRIES, T. ; HOPMANN, C. ; KLOCKE, F. ; POPRAWA, R. ; REISGEN, U. ; SCHMITT, R.: Design framework for model-based self-optimizing manufacturing systems. In: *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 97. Nr. 1-4 (2018), S. 519–528. DOI: 10.1007/s00170-018-1951-8.
- [255] THOMSEN, E. G. ; LAPSLEY, J. T. ; GRASSI, R. C.: Deformation Work Absorbed by the Workpiece During Metal Cutting. In: *Transactions of the ASME* 45 (1953), S. 591–603.
- [256] TLUSTY, J. ; MACNEIL, P.: Dynamics of cutting forces in end milling. In: *CIRP Annals - Manufacturing Technology* 24. Nr. 1 (1975), S. 21–26.
- [257] TOUNSI, N. ; OTHO, A.: Dynamic cutting force measuring. In: *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 40. Nr. 8 (2000), S. 1157–1170. DOI: 10.1016/S0890-6955(99)00117-0.
- [258] TSAI, J. S. ; HUANG, C. ; GUO, S.-M. ; SHIEH, L.-S.: Continuous to discrete model conversion for the system with a singular system matrix based on matrix sign function. In: *Applied Mathematical Modelling* 35. Nr. 8 (2011), S. 3893–3904. DOI: 10.1016/j.apm.2011.02.009.

-
- [259] TSOI, H.-P. ; GAO, F.: Control of injection velocity using a fuzzy logic rule-based controller for thermoplastics injection molding. In: *Polymer Engineering and Science* 39. Nr. 1 (1999), S. 3–17. DOI: 10.1002/pen.11392.
- [260] VACULIK, R.: *Regelung der Formteilqualität beim Spritzgiessen auf der Basis statistischer Prozessmodelle*. 1. Aufl. Bd. 49. Aachener Beiträge zur Kunststoffverarbeitung. Aachen: Verlagshaus Mainz, 1996. ISBN: 3-86073-483-0.
- [261] VAGELATOS, G. A. ; RIGATOS, G. G. ; TZAFESTAS, S. G.: Incremental fuzzy supervisory controller design for optimizing the injection molding process. In: *Expert Systems with Applications* 20. Nr. 2 (2001), S. 207–216. DOI: 10.1016/S0957-4174(00)00060-9.
- [262] VARELA, A. E.: Self-Tuning Pressure Control in an Injection Moulding Cavity During Filling. In: *Chemical Engineering Research and Design* 78. Nr. 1 (2000), S. 79–86. DOI: 10.1205/026387600526906.
- [263] VEREIN DEUTSCHER INGENIEURE: *VDI 2220 Produktplanung: Ablauf, Begriffe und Organisation*. Düsseldorf, 1980.
- [264] VEREIN DEUTSCHER INGENIEURE: *VDI 2221 Methodik zum Entwickeln und Konstruieren technischer Systeme und Produkte*. Düsseldorf, 1993.
- [265] VOLCKAERT, M. ; DIEHL, M. ; SWEVERS, J.: Generalization of norm optimal ILC for nonlinear systems with constraints. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 39. Nr. 1-2 (2013), S. 280–296. DOI: 10.1016/j.ymssp.2013.03.009.
- [266] WAN, M. ; ZHANG, W. H. ; TAN, G. ; QIN, G. H.: New algorithm for calibration of instantaneous cutting-force coefficients and radial run-out parameters in flat end milling. In: *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture* 221. Nr. 6 (2007), S. 1007–1019. DOI: 10.1243/09544054JEM515.
- [267] WAN, M. ; ZHANG, W.-H. ; DANG, J.-W. ; YANG, Y.: New procedures for calibration of instantaneous cutting force coefficients and cutter runout parameters in peripheral milling. In: *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 49. Nr. 14 (2009), S. 1144–1151. DOI: 10.1016/j.ijmachtools.2009.08.005.
- [268] WANG, K. K. ; ZHOU, J.: A Concurrent-Engineering Approach Toward the Online Adaptive Control of Injection Molding Process. In: *CIRP Annals - Manufacturing Technology* 49. Nr. 1 (2000), S. 379–382. DOI: 10.1016/S0007-8506(07)62969-2.
- [269] WANG, Y. ; ZHOU, D. ; GAO, F.: Iterative learning model predictive control for multi-phase batch processes. In: *Journal of Process Control* 18. Nr. 6 (2008), S. 543–557. DOI: 10.1016/j.jprocont.2007.10.014.
- [270] WECK, M.: *Werkzeugmaschinen 4*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2006. ISBN: 978-3-642-38747-0. DOI: 10.1007/978-3-540-45366-6.

- [271] WECK, M. ; BRECHER, C.: *Mechatronische Systeme, Vorschubantriebe und Prozessdiagnose*. 6. Aufl. Bd. 3. Werkzeugmaschinen Fertigungssysteme. Berlin: Springer, 2006. ISBN: 978-3-540-32506-2.
- [272] WECK, M. ; BRECHER, C.: *Werkzeugmaschinen 3: Mechatronische Systeme, Vorschubantriebe, Prozessdiagnose*. 6., neu bearbeitete Auflage. VDI-Buch. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2006. ISBN: 978-3-540-22506-5.
- [273] WEI, Z. C. ; GUO, M. L. ; WANG, M. J. ; LI, S. Q. ; LIU, S. X.: Prediction of cutting force in five-axis flat-end milling. In: *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 96. Nr. 1-4 (2018), S. 137–152. DOI: 10.1007/s00170-017-1380-0.
- [274] WOLL, S. L. B. ; COOPER, D. J.: Pattern-based closed-loop quality control for the injection molding process. In: *Polymer Engineering and Science* 37. Nr. 5 (1997), S. 801–812. DOI: 10.1002/pen.11723.
- [275] WORTBERG, J. ; HÄUSSLER, J.: Moderne Konzepte der kontinuierlichen Prozessüberwachung. In: *QZ* 37 (1992), S. 98–104.
- [276] XU, J.-X.: A survey on iterative learning control for nonlinear systems. In: *International Journal of Control* 84. Nr. 7 (2011), S. 1275–1294. DOI: 10.1080/00207179.2011.574236.
- [277] YAMAZAKI, K. ; KOJIMA, N. ; SAKAMOTO, C. ; SAITO, T.: Real-Time Model Reference Adaptive Control of 3-D Sculptured Surface Machining. In: *CIRP Annals Manufacturing Technology* 40. Nr. 1 (1991), S. 479–482. DOI: 10.1016/S0007-8506(07)62034-4.
- [278] YANG, J. H.: Nonlinear adaptive control for injection molding machines. In: *IECON-2002*. Piscataway, NJ: IEEE, 2002, S. 1663–1668. ISBN: 0-7803-7474-6. DOI: 10.1109/IECON.2002.1185530.
- [279] YANG, Y. ; CHEN, X. ; LU, N. ; GAO, F.: *Injection Molding Process Control, Monitoring, and Optimization*. München: Carl Hanser Verlag GmbH & Co. KG, 2016. ISBN: 978-1-56990-592-0. DOI: 10.3139/9781569905937.
- [280] YANG, Y. ; GAO, F.: Adaptive control of the filling velocity of thermoplastics injection molding. In: *Control Engineering Practice* 8. Nr. 11 (2000), S. 1285–1296. DOI: 10.1016/S0967-0661(00)00060-5.
- [281] YANG, Y. ; GAO, F.: Cycle-to-cycle and within-cycle adaptive control of nozzle pressure during packing-holding for thermoplastic injection molding. In: *Polymer Engineering and Science* 39. Nr. 10 (1999), S. 2042–2063. DOI: 10.1002/pen.11597.
- [282] YANG, Y. ; GAO, F.: Injection molding product weight: Online prediction and control based on a nonlinear principal component regression model. In: *Polymer Engineering and Science* 46. Nr. 4 (2006), S. 540–548. DOI: 10.1002/pen.20522.

-
- [283] YANG, Y. ; WEIWEI, Z.: Study on cutting temperature during milling of titanium alloy based on FEM and experiment. In: *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 73. Nr. 9-12 (2014), S. 1511–1521. DOI: 10.1007/s00170-014-5937-x.
- [284] YU, C. J. ; SUNDERLAND, J. E. ; POLI, C.: Thermal contact resistance in injection molding. In: *Polymer Engineering and Science* 30. Nr. 24 (1990), S. 1599–1606. DOI: 10.1002/pen.760302408.
- [285] YUN, W. S. ; CHO, D. W.: An Improved Method for the Determination of 3D Cutting Force Coefficients and Runout Parameters in End Milling. In: *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 16. Nr. 12 (2000), S. 851–858. DOI: 10.1007/s001700070001.
- [286] ZHANG, Z. ; LI, H. ; MENG, G. ; REN, S. ; ZHOU, J.: A new procedure for the prediction of the cutting forces in peripheral milling. In: *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 89. Nr. 5-8 (2017), S. 1709–1715. DOI: 10.1007/s00170-016-9186-z.
- [287] ZHENG, D. ; ALLEYNE, A.: Learning control of an electro-hydraulic injection molding machine with smoothed fill-to-pack transition. In: *Proceedings of 2000 American Control Conference (ACC 2000)*. 2000, S. 2558–2562. DOI: 10.1109/ACC.2000.878669.
- [288] ZHOU, H. ; GENG, T. ; LI, D.: Numerical Filling Simulation of Injection Molding Based on 3D Finite Element Model. In: *Journal of Reinforced Plastics and Composites* 24. Nr. 8 (2005), S. 823–830. DOI: 10.1177/0731684405047769.
- [289] ZHOU, H. ; YAN, B. ; ZHANG, Y.: 3D filling simulation of injection molding based on the PG method. In: *Journal of Materials Processing Technology* 204. Nr. 1-3 (2008), S. 475–480. DOI: 10.1016/j.jmatprotec.2008.03.017.
- [290] ZHOU, X. ; ZHANG, Y. ; MAO, T. ; ZHOU, H.: Monitoring and dynamic control of quality stability for injection molding process. In: *Journal of Materials Processing Technology* 249 (2017), S. 358–366. DOI: 10.1016/j.jmatprotec.2017.05.038.
- [291] ZÖLLER, D.: *Modellbasierte Prädiktive Regelung skalierbarer thermischer Prozesse*. Dissertation. Aachen: RWTH Aachen, 2018. DOI: 10.18154/RWTH-2018-220855.
- [292] ZUIDEMA, H. ; PETERS, G. W. M. ; MEIJER, H. E. H.: Influence of cooling rate on pVT-data of semicrystalline polymers. In: *Journal of Applied Polymer Science* 82. Nr. 5 (2001), S. 1170–1186. DOI: 10.1002/app.1951.
- [293] ZUPERL, U. ; CUS, F. ; KIKER, E.: Intelligent Adaptive Cutting Force Control in End-Milling. In: *Tehnicki Vjesnik* Nr. 13 (2006), S. 15–22.