

Reihe 1

Konstruktions-
technik/
Maschinen-
elemente

Nr. 449

Dipl.-Ing. Thilo Breitsprecher,
Zirndorf

Entwicklung eines selbstlernenden Assistenzsystems zur automatischen Akquisition von konstruktions- relevantem Fertigungs- wissen

Lehrstuhl für

Konstruktionstechnik

Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg
Prof. Dr.-Ing. Sandro Wartack

<https://doi.org/10.51202/bfb-3186445010-1>

Generiert durch IP 18.118.254.249, am 17.05.2024, 17:53:09

Das Erstellen und Weitergeben von Kopien dieses PDFs ist nicht zulässig.



Entwicklung eines selbstlernenden
Assistenzsystems zur automatischen
Akquisition von konstruktionsrelevantem
Fertigungswissen

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

zur

Erlangung des Doktorgrades Dr.-Ing.

vorgelegt von

Thilo Breitsprecher
aus Frankfurt (Oder)

Als Dissertation genehmigt
von der Technischen Fakultät
der Friedrich-Alexander Universität Erlangen-Nürnberg
Tag der mündlichen Prüfung: 29.10.2018

Vorsitzender des Promotionsorgans: Prof. Dr.-Ing. Reinhard Lerch

Gutachter: Prof. Dr.-Ing. Sandro Wartzack
Prof. Dr.-Ing. Hansgeorg Binz

Fortschritt-Berichte VDI

Reihe 1

Konstruktionstechnik/
Maschinenelemente

Dipl.-Ing. Thilo Breitsprecher,
Zirndorf

Nr. 449

Entwicklung eines
selbstlernenden
Assistenzsystems zur
automatischen Akquisition
von konstruktions-
relevantem Fertigungs-
wissen

Lehrstuhl für

Konstruktionstechnik

Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg
Prof. Dr.-Ing. Sandro Wartzack



Breitsprecher, Thilo

Entwicklung eines selbstlernenden Assistenzsystems zur automatischen Akquisition von konstruktionsrelevantem Fertigungswissen

Fortschr.-Ber. VDI Reihe 1 Nr. 449 . Düsseldorf: VDI Verlag 2019.

192 Seiten, 93 Bilder, 14 Tabellen.

ISBN 978-3-18344901-9 ISSN 0178-949X,

€ 67,00/VDI-Mitgliederpreis € 60,30.

Für die Dokumentation: Design for X – Fertigungsgerechtes Konstruieren – Blechmassivumformung – Data Mining – Selbstlernen – Automatische Wissensakquisition – Assistenzsysteme

Die vorliegende Arbeit wendet sich an Wissenschaftler und Ingenieure, die an der Schnittstelle zwischen der klassischen Konstruktionstechnik und der Wissensentdeckung in Datenbanken tätig sind. Sie befasst sich mit dem Einsatz von Methoden des Data Minings zur automatischen Akquisition von konstruktionsrelevantem Fertigungswissen. Dieses benötigt der Produktentwickler zur Beurteilung der Fertigungsgerechtigkeit seiner Bauteilentwürfe. Im Fokus stehen Fertigungsverfahren, die sich in einem frühen Entwicklungsstadium befinden. Als exemplarischer Prozess wird in der Arbeit die Blechmassivumformung betrachtet. Grundlage für die automatische Wissensakquisition ist der in der Arbeit entwickelte Selbstlernprozess. Dieser nutzt Data Mining Methoden, um aus den Daten der Fertigungsprozessentwicklung das relevante Wissen ohne Benutzereingriff zu akquirieren. Der Selbstlernprozess ist in ein prototypisches Konstruktionsassistenzsystem integriert.

Bibliographische Information der Deutschen Bibliothek

Die Deutsche Bibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliographie; detaillierte bibliographische Daten sind im Internet unter www.dnb.de abrufbar.

Bibliographic information published by the Deutsche Bibliothek

(German National Library)

The Deutsche Bibliothek lists this publication in the Deutsche Nationalbibliographie (German National Bibliography); detailed bibliographic data is available via Internet at www.dnb.de.

D 29

© VDI Verlag GmbH · Düsseldorf 2019

Alle Rechte, auch das des auszugsweisen Nachdruckes, der auszugsweisen oder vollständigen Wiedergabe (Fotokopie, Mikrokopie), der Speicherung in Datenverarbeitungsanlagen, im Internet und das der Übersetzung, vorbehalten.

Als Manuskript gedruckt. Printed in Germany.

ISSN 0178-949X

ISBN 978-3-18-344901-9

<https://doi.org/10.51202/9783186449016-1>

Generiert durch IP '18.118.254.249', am 17.05.2024, 17:53:08.

Das Erstellen und Weitergeben von Kopien dieses PDFs ist nicht zulässig.

Vorwort und Danksagung

Die folgenden Zeilen möchte ich nutzen, um mich bei den Menschen zu bedanken, die zum erfolgreichen Abschluss dieser Arbeit beigetragen haben. Sie ist das Ergebnis meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Assistent am Lehrstuhl für Konstruktionstechnik (KTmfk) der Friedrich-Alexander Universität Erlangen-Nürnberg.

Mein besonderer Dank gilt Prof. Dr.-Ing. Sandro Wartzack. Durch die gleichermaßen fordernde wie fördernde Betreuung meines Promotionsvorhabens hat er maßgeblich zum erfolgreichen Abschluss dieser Arbeit beigetragen.

Herrn Prof. Dr.-Ing. Hansgeorg Binz, Leiter des Instituts für Konstruktionstechnik und Technisches Design (IKTD) an der TU Stuttgart, danke ich herzlich für sein Interesse an dieser Arbeit und die Anfertigung des Zweitgutachtens.

Des Weiteren danke ich Herrn Prof. Dr. Lutz Schröder für seine Bereitschaft die Funktion des fachfremden Prüfers zu übernehmen. Der fachliche Austausch mit ihm und mit Herrn Prof. Dr. Michael Kohlhase zum Thema „Wissensbasiertes Konstruieren“ haben mir neue Blickwinkel auf diese vielschichtige Thematik ermöglicht.

Auch Herrn Prof. Dr.-Ing. Tino Hausotte sei an dieser Stelle für die gute Zusammenarbeit im Sonderforschungsbereich Transregio 73 und für die Leitung der Disputation als Vorsitzender der Prüfungskommission gedankt.

Den ehemaligen Kolleginnen und Kollegen des KTmfk danke ich für die gemeinsame Zeit, die fachlichen Kritiken und Anregungen, die Unterstützung bei anderweitigen Aufgaben und vor allem das motivierende Miteinander. *Alle* haben auf verschiedene Weise zum Abschluss dieser Arbeit beigetragen. Besonders erwähnen möchte ich hier dennoch Sebastian Röhner („So jung komm’mer nix mehr zamm!“), Christof Küstner („Tunnel, Tunnel!“) und Michael Walter („Bilo!“). Den Mitarbeitern des IKTD Martin Kratzer, Daniel Roth und Alexander Laukemann sei zudem für den freundschaftlichen und fachlichen Austausch über Universitätsgrenzen hinweg gedankt.

Einen wichtigen Anteil an dieser Arbeit haben auch zahlreiche Studierende, denn im Rahmen von Bachelor-, Studien- und Masterarbeiten wurde wertvolle Unterstützung geleistet. Insbesondere Jürgen Mitsch, Sina Wipfel, Nico Meintker, Christopher Sauer, Sebastian Lukas, Florian Kowohl, Christian Dingfelder, Niklas Ewringmann und Christian Sperber sei an dieser Stelle herzlich gedankt.

Meinen Eltern Beate und Uwe sowie meinem Bruder David danke ich für das beigebrachte Rüstzeug um ein solches Vorhaben zu meistern und die familiäre Unterstützung und Motivation. Danken möchte ich auch meinen Schwiegereltern und deren Kindern, meinen

Freunden aus der Abi-Clique, den Kletterkameradinnen und -kameraden des DAV Schwabach und der Bergwacht Fürth sowie dem Kirchenchor Unterreichenbach. Ihr habt mich regelmäßig auf andere Gedanken gebracht und den Promotionsstress vergessen lassen.

Letztendlich gilt der größte Dank jedoch meiner Frau Bianca, die mir während der gesamten Entstehung der Arbeit mehr als nur viel Verständnis entgegengebracht und mich in jeder Hinsicht motiviert und unterstützt hat. Unsere Kinder Martha und Jonathan können stolz sein, eine solche Mutter zu haben :*

Zirndorf im November 2018

Thilo Breitsprecher

Inhaltsverzeichnis

Nomenklatur	VIII
Abstract	XI
1 Einleitung	1
1.1 Problemstellung	3
1.2 Zielsetzungen und Aufbau der Arbeit	4
2 Wissenschaftliche Grundlagen und Stand der Forschung	6
2.1 Konstruieren als wissensintensive Tätigkeit	6
2.1.1 Der Konstruktionsprozess	7
2.1.2 Wissen im Konstruktionsprozess	9
2.1.3 Wissensstrukturierung	11
2.1.4 Wissensakquisition	14
2.2 Wissensbasierte Systeme in der Produktentwicklung	18
2.2.1 Wissensbasiertes Konstruieren	19
2.2.2 Die Technologie der wissensbasierten Systeme	23
2.2.3 Beispiele wissensbasierter Konstruktionssysteme	26
2.3 Analyse der Fertigungsgerechtigkeit	34
2.3.1 Fertigungsgerechtigkeit im Kontext des Design for X	34
2.3.2 Geometriebasierte Design for Manufacture Analysen	36
2.3.3 Rechnerunterstützung durch Prozesssimulation	39
2.4 Wissensentdeckung in Datenbanken - KDD	41
2.4.1 Der KDD Prozess nach Fayyad	42
2.4.2 Darstellung der KDD-Prozessschritte	43
2.5 Einsatz von KDD im Produktentstehungsprozess	49
2.5.1 KDD in der Anforderungsanalyse	49
2.5.2 Wissensbasierte Schichtenentwicklung	51
2.5.3 Stochastische Analysen in der Feinschneid-Methodenplanung	53

3 Die Blechmassivumformung als Anwendungskontext	55
3.1 Die Blechmassivumformung aus Sicht der Fertigungstechnologie	55
3.2 Bedeutung der Blechmassivumformung für die Produktentwicklung	58
3.3 Klassifikation von Nebenformelementen der Blechmassivumformung	61
4 Ableiten des Handlungsbedarfs	66
4.1 Fazit zum Stand der Forschung	66
4.2 Anforderungen an ein verbessertes Konzept	68
5 Der Selbstlernprozess	69
5.1 Vorüberlegung zum Begriff Selbstlernen	69
5.1.1 Menschliches Lernen	70
5.1.2 Übertragung auf die Problemstellung	72
5.2 Statistisch robuste Performanzbestimmung	76
5.3 Überwachtes Lernen und Optimieren der Metamodelle	79
5.4 Auswahl des bestgeeigneten Metamodells	82
5.4.1 Analyse der Varianzen	86
5.4.2 Durchführung des post-hoc Tests	88
6 Das selbstlernende Assistenzsystem Slassy	89
6.1 Integration in das Arbeitsumfeld der Benutzer	89
6.2 Die Komponenten und ihr Zusammenwirken	92
6.3 Die Selbstlernkomponente	94
6.3.1 Auswahl der eingesetzten Metamodelle	95
6.3.2 Vorverarbeitung der Daten	101
6.3.3 Automatische Attributselektion	103
6.3.4 Umsetzung des ROPE-Prozesses	104
6.3.5 Selektion des bestgeeigneten Metamodells	109
6.3.6 Weitere Umsetzung des Selbstlernprozesses	110
6.4 Das Synthesewerkzeug	112
6.4.1 Bereitstellung der Hauptformelemente	112
6.4.2 Bereitstellung der Nebenformelemente	114
6.4.3 Erzeugung eines Bauteilentwurfs	116
6.5 Das Analysewerkzeug	117
6.5.1 Verarbeitung des Konstruktionswissens	118
6.5.2 Ergebnisdarstellung und Erklärungskomponente	120

6.6	Das Produkt- und Prozessdatenmodell	121
6.6.1	Die multidimensionale Daten- und Wissensbasis	121
6.6.2	Strukturierung der Produkt- und Prozessdaten	123
6.6.3	Operative Integration der Produkt- und Prozessdaten	128
7	Anwendungsbeispiel: Tiefziehen-Querfließpressen	131
7.1	Integration des Bauteils in Slassy	131
7.1.1	Aufbau des Hauptformelements <i>Napf</i>	132
7.1.2	Aufbau des Nebenformelements <i>Sperrverzahnung</i>	133
7.1.3	Synthese des Bauteilmodells	134
7.2	Erhebung der Fertigungsdaten	135
7.2.1	Auswahl der relevanten Parameter und Entwicklung des Versuchsplans	136
7.2.2	Durchführung der Parameterstudie und Auswertung	139
7.3	Verarbeitung der Daten in der Selbstlernkomponente	141
7.3.1	Import und Vorbehandlung der Daten	141
7.3.2	Automatische Attributselektion	142
7.3.3	Durchlaufen des ROPE-Prozesses	143
7.3.4	Modellauswahl und -evaluierung	145
7.4	Analyse des Bauteilentwurfs	151
8	Zusammenfassung und Ausblick	154
	Anhang	157
	Literaturverzeichnis	164

Nomenklatur

Abkürzungen

AI	Artificial Intelligence
ANOVA	Analysis of Variances, Varianzanalyse
BMBF	Bundesministerium für Bildung und Forschung
BMU	Blechmassivumformung
CAD	Computer-aided Design
CAE	Computer-aided Engineering
CAM	Computer-aided Manufacturing
CAPP	Computer Aided Process Planning
CNC	Computer Numeric Control
COD	Coefficient of Determination, lineares Bestimmtheitsmaß
CoP	Coefficient of Prognosis
CSG	Konstruktive Solid Geometry
DfX	Design for X
DfM	Design for Manufacture, Fertigungsgerechte Gestaltung
DGL	Differentialgleichung
DIN	Deutsches Institut für Normung e. V.
DoE	Design of Experiments
ECO	Engineering Change Order, Änderungsanträge
EDV	Elektronische Datenverarbeitung
EDM	Engineering Data Management
FEM	Finite Elemente Methode
FGK	Fertigungsgerechtes Konstruieren
HKA	Hauptkomponentenanalyse
HSD	Honest Significance Difference Test (nach TUKEY)
IT	Informationstechnologie
JT	Jupiter Tessellation
KBE	Knowledge-based Engineering
KDD	Knowledge Discovery in Databases
KE	Knowledge Engineering
KI	Künstliche Intelligenz
KNN	Künstliches Neuronales Netz
KS	Konstruktionssystem
KSmfk	Konstruktionssystem methodisches und fertigungsgerechtes Konstruieren
LHS	Latin Hypercube Sampling

OLAP	Online Analytical Processing
ProKon	Proaktive Unterstützung von Konstruktionsprozessen durch Softwareagentensysteme
PDM	Produktdatenmanagement
PEP	Produktentstehungsprozess
PLM	Produktlebenszyklusmanagement
PPDM	Produkt- und Prozessdatenmodell
ROPE	Robust Optimization and Performance Estimation
RSM	Response Surface Methode
RMSE	Root mean squared error, Wurzel des mittleren Fehlerquadrats
SFB/TR 73	Sonderforschungsbereich Transregio 73
SIT	Short Intervall Technology
Slassy	Selbstlernendes Assistenzsystem
SQL	Structured Query Language, relationale Datenbankbeschreibung
STEP	Standard for the exchange of product model data
SVM	Support Vector Machine, mathematisches Verfahren zur Mustererkennung
TRIP	Transformation Induced Plasticity
UDF	User defined feature, benutzerdefiniertes Konstruktionselement
VDI	Verein Deutscher Ingenieure
WBS	Wissensbasiertes System
WEKA	Waikato Environment for Knowledge Analysis
WOP	Werkstatorientierte NC-Programmierung
XPS	Expertensystem

Formelzeichen und Indizes

A	-	Anzahl der Attribute in einem Datensatz
D	-	Bezeichnung für einen Datensatz
D_k	-	k -ter Subdatensatz von D in einer Kreuzvalidierung
\bar{X}	-	Mittelwert der Einträge in einem Performanzvektor
F	-	F-Wert einer ANOVA
$F_{u_{max}}$	kN	maximale Umformkraft
\bar{G}	-	Gesamtmittelwert aller Performanzvektoren
H_0	-	Nullhypothese, die beobachteten Mittelwerte sind identisch
H_1	-	Alternativhypothese
M	-	Anzahl der Metamodelle die im Selbstlernprozess verglichen werden
M_i	-	i -te Metamodelle das der ROPE-Prozess ausgibt
N	-	Anzahl der Datentupel in einem Datensatz
a_i	-	Tatsächlicher (engl. actual) Wert eines Labels
\bar{a}	-	Mittelwert der Label im Trainingsdatensatz
c	-	Kontaktverhältnis zwischen Werkstoff und Umformwerkzeug
d_f	-	Freiheitsgrad (engl. degree of freedom) in der Statistik
e_i	-	Fehler (engl. error) zwischen a_i und p_i

i	-	allgemeiner Laufindex
k	-	Anzahl der Teildatensätze in einer Kreuzvalidierung
k_H	-	Heuversfaktor
l	-	Anzahl der Linearkombinationen einer HKA
m	-	Reibfaktor, Maß für die Reibung zwischen zwei Körpern
n	-	Anzahl der Wiederholungen einer k -fachen Kreuzvalidierung
p -Wert	-	Wahrscheinlichkeit der beobachteten oder einer extremeren Prüfgröße
p_i	-	Vorhergesagter (engl. p redicted) Wert eines Labels
q	-	Prüfgröße im post-hoc Test nach TUKEY
t	-	Prüfgröße für statistischen t-Test
t_{krit}	-	kritische Grenze für die Prüfgröße t , bei $t < t_{krit}$ gilt i. A. H_0
$t_{\Delta,max}$	mm	maximale Blechausdünnung
\bar{x}_{M_i}	-	Mittelwert der geschätzten Performanz eines Metamodells
z	-	Anzahl der Einzelwerte in einem Performanzvektor
α	-	Signifikanzniveau eines statistischen Hypothesentests
β_{max}	-	Grenzziehverhältnis zur Beurteilung der Tiefzieheignung
φ_{max}	-	Umformgrad
φ_{vG}	-	Grenzumformgrad

Abstract

Companies within different industries have to face several key challenges, among which the demand for shortening the time-to-market whilst decreasing costs and the strong individuality and dynamic of globalized markets are highlighted. In order to overcome those challenges companies not only have to optimize their products but also the underlying product *development* and *manufacturing* processes. The objective from engineering design point of view is the exchange of design-relevant manufacturing knowledge between both disciplines as early as possible. Especially for newly emerging manufacturing technologies common knowledge acquisition methods to assist such knowledge exchange processes fail.

This thesis proposes an approach for a self-learning engineering assistance system (referred to as *Slassy*) for the automatic acquisition of design-relevant manufacturing knowledge. Such knowledge is represented in terms of so-called metamodels. In the context of this thesis a metamodel is capable of predicting manufacturing process related parameter such as forming force, equivalent plastic strain, sheet thinning (and thickening) or forming tool cavity filling. The prediction depends on design related parameters such as lengths, widths, heights or angles of geometric design features. Design features that are considered in this work are for example toothings, straps or tapets. The self-learning process incorporated in Slassy's knowledge acquisition component is based on two core items: the robust optimization and performance estimation of different metamodels and a two-step inference mechanism. The former is referred to as ROPE process and ensures that the prediction quality of all metamodels is robust and reliably estimated. It facilitates methods from the field of knowledge discovery in databases (KDD). The latter enables Slassy to chose the most suitable metamodel, that is, the prediction quality of the chosen metamodel is significantly better than the remaining. This metamodel is incorporated in Slassy's knowledge base. Hence, Slassy can assist design engineers during the analysis of design concepts in terms of design-for-manufacture, an important aspect in the field of design for X (DfX).

The emerging manufacturing technology *sheet-bulk metal forming* (SBMF) creates the background for the concluding use case. Data from an exemplary SMBF process development is analysed by means of KDD methods and a set of metamodels is derived with the developed ROPE process. The selection of the most suitable metamodel by the prototypically implemented Slassy is comprehended. Afterwards the prediction of relevant manufacturing process parameters with Slassy is shown. By enabling the prediction of these process parameters the number of time-consuming iterations between product and manufacturing process development can be reduced.

