

Einbindung von künstlichen neuronalen Netzen in einem wissensbasierten Konzept für die Feinblechkonstruktion

Tawil, M.

In diesem Beitrag soll das Konzept eines Informationssystems zur Unterstützung der Feinblechkonstruktion, das im Rahmen des Sonderforschungsbereiches 362 „Fertigen in Feinblech“ entwickelt wurde, kurz vorgestellt werden. Dabei werden die in diesem System zur Wissensverarbeitung und –bereitstellung eingesetzten künstlichen neuronalen Netze näher erläutert.

This article will present the concept behind an information system designed to aid sheet metal design that was developed within the special research project 362 "Fertigen in Feinblech". Special attention will be paid to the artificial neural networks integrated into this system for knowledge processing and knowledge supply.

1 Einleitung

Es ist außerordentlich wichtig, dem Konstrukteur während der Gestaltung eines Produktes bereits Informationen zur Verfügung zu stellen, die oft erst in späteren Lebensdauerphasen dieses Produktes gewonnen werden oder aus Erfahrungen mit ähnlichen Produkten abgeleitet werden /1/.

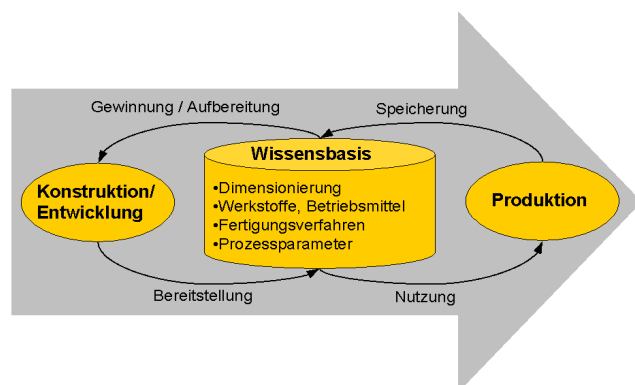


Bild 1: Integrierte Produktentwicklung

Die „Kenntnisse des erfahrenen Konstrukteurs“ in wissensbasierten Systemen bereitzustellen ist eine zur Zeit im Mittelpunkt der Konstruktionsforschungen des Institut für Maschinenwesen (IMW) stehende Aufgabenstellung. Dabei bedient man sich heute das bekannte und in der Industrie immer mehr verwendete Konzept der integrierten Produktentwicklung, das in **Bild 1** vereinfacht dargestellt ist. In Anlehnung an diesem Konzept wurde am

IMW der Ansatz eines Konstruktionsinformationssystems für die fertigungsgerechte Gestaltung von Feinblechen entwickelt. Im folgenden soll dieses System kurz erläutert werden. Darüber hinaus wird die darin enthaltene und ebenfalls am IMW entwickelte Methode zur Vorhersage von zurückgefederten Feinblechen nach dem Tiefziehen näher betrachtet. Diese Methode basiert auf künstlichen neuronalen Netzen, die als wissensverarbeitendes und -bereitstellendes Werkzeug in verschiedenen Gebieten ihre Anwendung gefunden haben.

2 Konzept des Informationssystems für Feinblechkonstruktion

Das Tiefziehen zählt zu den am häufigsten verwendeten und kompliziertesten Fertigungsverfahren und wird maßgeblich von der Bauteilgestalt, dem Werkstoff und den Prozessparametern beeinflusst. Um den Konstrukteur bei der fertigungsgerechten Gestaltung von Blechbauteilen zu unterstützen, wurde am IMW im Rahmen eines DFG-Sonderforschungsbereiches (Fertigen in Feinblech) prototypisch ein Konstruktionsinformationssystem (**Bild 2**) für die integrierte Blechteileentwicklung vorgestellt, das als Bindeglied zwischen dem CAD-System und einer Datenbasis dient. Die Datenbasis enthält die beim Tiefziehen üblichen Betriebsmittel, Geometrielemente, Werkstoffe und Prozessparameter und kann fortlaufend erweitert werden.

Nach Auswahl der Geometrielemente und des Werkstoffs werden die fehlenden prozessbezogenen Angaben wie Stempelkantenradius, Ziehkraft, Ziehgeschwindigkeit etc. festgelegt und die zum Tiefziehen benötigten Betriebsmittel vom System bereitgestellt. Die Bauteildaten werden in einer Prozessauslegungs-Oberfläche angezeigt. Bestätigt der Konstrukteur diese Angaben, werden sie in das CAD-System zum Aufbau des nun neuen 3D-Modells überführt. Darüber hinaus können, basierend auf einer im Konstruktionsinformationssystem integrierten Vorhersagemethode zur Beurteilung der Rückfederung von Tiefziehteilen mittels künstlichen neuronalen Netzen /2/, die zu erwartenden Fertigungstoleranzen berechnet werden. Liegt die Rückfederung des Tiefziehteils außerhalb der durch

die Funktion des Bauteils vorgegebenen Toleranz, so muss der Konstrukteur die Prozessangaben solange ändern, bis das System die gewünschten Ergebnisse ausrechnet.

sammenhang zwischen Ein- und Ausgängen. Sie kann linear, sprunghaft (Schwellenwertfunktion) oder stetig (sigmoide Funktion) sein. Somit legt die Aktivierungsfunktion fest, wie sich aus einem Akti-

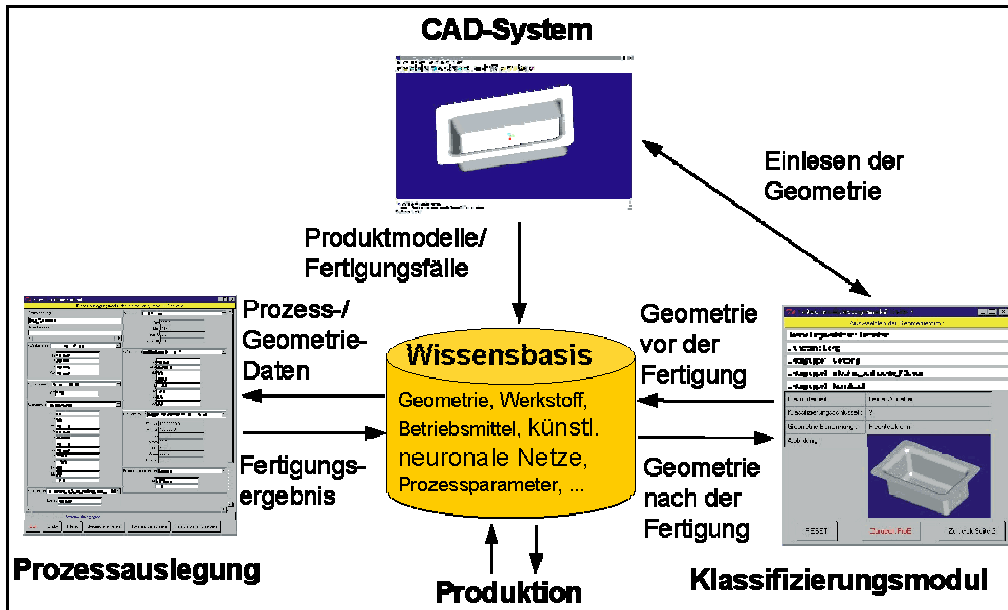


Bild 2: Informationssystem für die Feinblechkonstruktion

Die so gestalteten Blechmodelle werden als Blech-Feature, die mit allen Fertigungs- und Werkstoffinformationen verknüpft sind, abgespeichert und stehen als weiteres Erfahrungswissen in der Datenbasis zugriffsbereit. Durch dieses System kann der Konstrukteur an seinem Arbeitsplatz Fertigungsdaten abfragen und seine Blechteile entsprechend auslegen. Der Fertigungstechniker kann im Umkehrschluss dieses Werkzeug nutzen, um festzustellen, wie er die Rückfederungswirkung eines vorliegenden Tiefziehwerkzeugs auf das zu fertigende Bauteil durch Änderung der Prozessparameter beeinflussen kann.

3 Grundlagen der künstlichen neuronalen Netze

Künstliche Neuronale Netze (KNN) sind Modelle, mit denen man versucht, einige Funktionen des menschlichen Gehirns nachzuempfinden /3/. Diese Modelle bestehen, ähnlich dem Gehirn, aus einer Vielzahl gleichartiger Elemente (Neuronen), die parallel Informationen verarbeiten. Dabei enthalten die Neuronen mathematische Funktionen (**Bild 3**), die eine bestimmte Antwort als Reaktion auf einer definierten Eingabe abbilden. Mit der Propagandierungsfunktion kann die Summe, der Maximal- oder Minimalwert der gewichteten Eingaben gebildet werden. Die Aktivierungsfunktion eines Neurons ist seine statische Kennlinie und beschreibt den Zu-

viertungszustand zum Zeitpunkt t ein Aktivierungszustand t+1 berechnen lässt. Die Ausgabefunktion bildet den aktuellen Zustand des Neurons auf einen gewünschten Wertebereich ab. Die Schnelligkeit der Informationsverarbeitung innerhalb des Neuronalen Netzes liegt darin begründet, dass jedes Neuron nur eine sehr einfache Rechenoperation durchzuführen hat.

Durch die Verknüpfung der Neuronen lassen sich KNN realisieren. Dabei werden die Neuronen in verschiedenen Schichten zusammengefasst. In der Eingabeschicht werden die von außen kommenden Eingangssignale verarbeitet und an die Neuronen der versteckten Schicht weitergeleitet. Diese Neuronen werden netzintern verwaltet und unterliegen voll dem Informationsfluss, der gemäß dem gewählten Netzmodell definiert ist. Die Ausgabeschicht stellt das Ergebnis der vom Netz durchgeführten Informationsverarbeitung zur Verfügung.

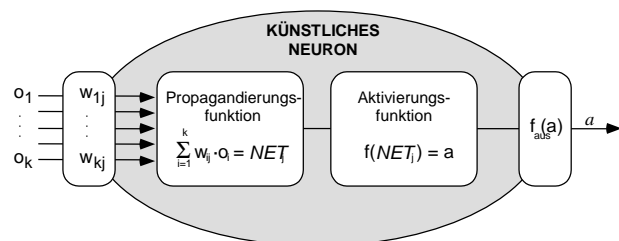


Bild 3: Innerer Aufbau eines Neurons /4/

Eine der wichtigsten Eigenschaften von KNN ist ihre Fähigkeit gelernte Beispiele zu verallgemeinern und basierend darauf neue Sachverhalte zu prognostizieren. Aktuell vorliegende Probleme werden mit entsprechenden, in der Vergangenheit erfolgreich gelösten Problemen assoziiert.

Es gibt heute eine Vielzahl unterschiedlicher künstlicher neuronaler Netztypen, die nach dem gleichen, oben erläuterten, mathematischen Modell ar-

beiten. Welcher Typ bei welchem Anwendungsfall Verwendung findet, ist stets von der vorliegenden Problemstellung abhängig. Ein KNN muss immer auf die vorliegende Problematik angepasst werden. Diese Anpassung wird durch die Wahl der Netzarchitektur, der Neuronenzahl, der Eingangs- und Aktivierungsfunktion gewährleistet. So hängt die Wahl der Netzarchitektur und die Festlegung der Neuronenzahl vom Komplexitätsgrad der Aufgabenstellung ab.

4 Rückfederungsvorhersage mittels künstlicher neuronaler Netze

Die Entwicklung der neuronalen Netze für die vorliegende Problemstellung „Rückfederungsvorhersage an Tiefziehteilen“ stellte eine stark iterativ geprägte Vorgehensweise dar. Zahlreiche Netztypen wurden angepasst, durchgerechnet und optimiert. Nach der Testphase mit diversen Netztypen zeigte sich das Backpropagation-Netz (Fehlerrückführung) als für die o.g. Problemstellung am geeignetsten.

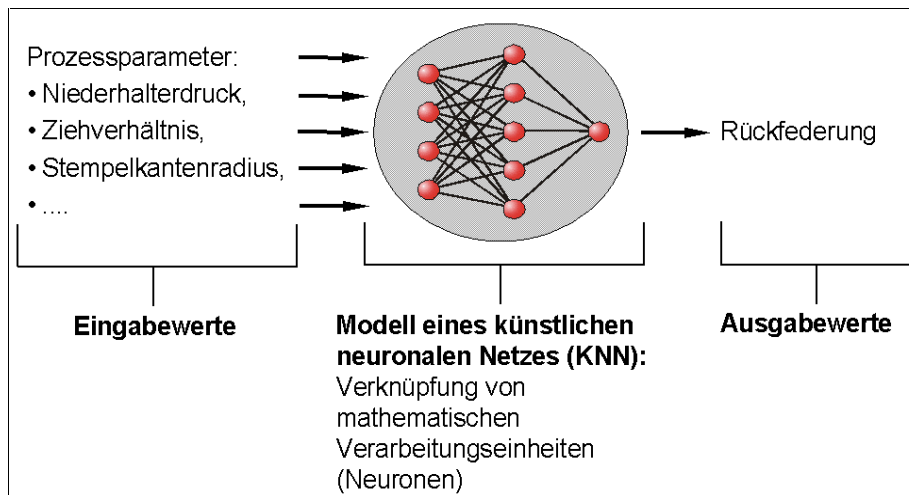


Bild 4: Blackbox des KNN zur Rückfederungsvorhersage

Die Arbeitsweise eines Backpropagation-Netzes kann wie folgt beschrieben werden: Die Eingabe-Neuronen antworten auf ein Eingabemuster mit Werten, die auf die Zwischenschicht-Neuronen gegeben werden. Deren Ausgänge wirken wiederum auf das oder die Ausgabe-Neuronen und erzeugen einen Output. Dieser Output wird mit dem gewünschten, vorgegebenen Soll-Wert verglichen. Hieraus wird dann die Differenz (Fehler) gebildet. Ausgehend von diesem Fehler werden die Gewichtungen der Neuronen in der Ausgangs- und Zwischenschicht verstellt [5]. Anschließend wird dem Netz ein neues Eingabemuster bereitgestellt, eine Antwort hieraus berechnet und erneut einen

Fehler gebildet. Dieser Vorgang wird solange wiederholt, bis Output und Soll-Wert genügend nahe beieinander liegen und das Abbruchkriterium erreicht wird. Das Netz ist dann trainiert und steht für Vorhersagen zur Verfügung.

Die bei der Rückfederungsvorhersagemethode eingesetzten KNN (**Bild 4**) arbeiten nach dem gleichen Schema. Um einen repräsentativen Datensatz zum Trainieren der Netze zu erhalten, wurden zahlreiche Tiefziehversuche unter Variation der bei diesem Fertigungsverfahren üblichen Prozessparameter durchgeführt. Nach der Versuchsdurchführung und Vermessung der gefertigten Blechbauteile bezüglich Rückfederung entstand ein statistisch geprüfter Datensatz, mit dem die Netze trainiert wurden. Diesem Datensatz entnehmen die Netze, dass bei der Eingabe einer bestimmten Parameterkombination die experimentell ermittelte Rückfederung entstehen soll. Das Netz versucht nun durch Gewichtsänderungen diesen Ausgabewert (Rückfederung) zu errechnen. Mit Abschluss der Trainingsphase hat das Netz das Verhalten von Blechbauteilen bestimmter Geometrie nach dem Tiefziehen mit bestimmten Prozessparametern erlernt. Nach dem Training wurden die Netze getestet, ob die von ihnen gerechneten Ergebnisse mit denen realer Versuchen übereinstimmen. Zu diesem Zweck wurden sogenannte Bestätigungsversuche mit Parameterkombinationen durchgeführt, die den Netzen nicht bekannt sind. Anhand der Eingangswerte

(die neuen Parameterkombinationen) berechnete das Netz die entsprechenden Rückfederungen. Die Differenz zwischen Versuchswerten und vom Netz errechneten Rückfederungen ist in **Bild 5** dargestellt. Für die Berechnung der Rückfederung in Bild 5 wurde das Netz mit einem ausreichen großen und damit statistisch abgesicherten Datensatz trainiert. Das Netz besitzt eine gute Erfahrungsbasis und damit eine sehr gute Generalisierungsfähigkeit mit minimaler Abweichung von den realen Versuchswerten. Nach der gleichen Vorgehensweise und mit den gleichen Prozessparametern jedoch mit einem kleineren Versuchsumfang wurde ein KNN für den Werkstoff H 340 der Blechstärke 0,8 mm trainiert.

(die neuen Parameterkombinationen) berechnete das Netz die entsprechenden Rückfederungen. Die Differenz zwischen Versuchswerten und vom Netz errechneten Rückfederungen ist in **Bild 5** dargestellt. Für die Berechnung der Rückfederung in Bild 5 wurde das Netz mit einem ausreichen großen und damit statistisch abgesicherten Datensatz trainiert. Das Netz besitzt eine gute Erfahrungsbasis und damit eine sehr gute Generalisierungsfähigkeit mit minimaler Abweichung von den realen Versuchswerten. Nach der gleichen Vorgehensweise und mit den gleichen Prozessparametern jedoch mit einem kleineren Versuchsumfang wurde ein KNN für den Werkstoff H 340 der Blechstärke 0,8 mm trainiert.

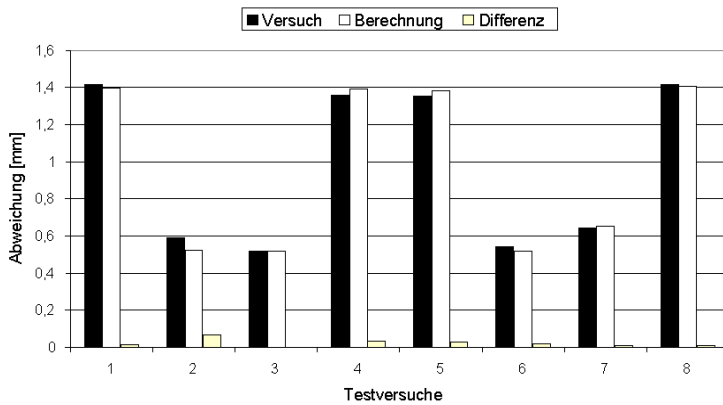


Bild 5: Werkstoff H 340, Blechdicke 1 mm

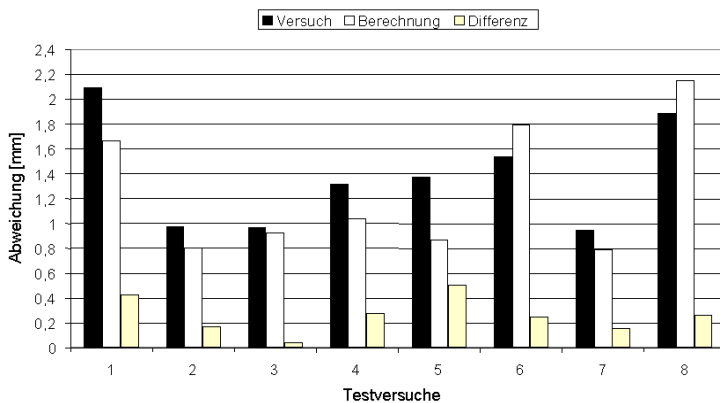


Bild 6: Werkstoff H 340, Blechdicke 0,8 mm

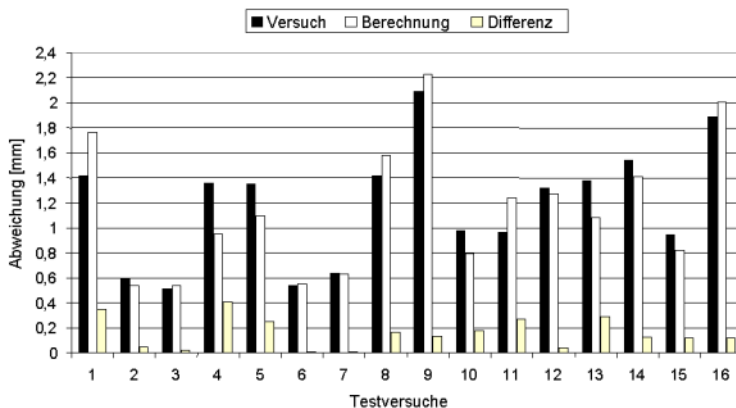


Bild 7: Werkstoff H 340, Blechdicke 0,8 mm – 1 mm

Die von diesem Netz berechneten Rückfederungen stehen den experimentell ermittelten Werten in **Bild 6** gegenüber. Hier ist das Ergebnis im Vergleich zu dem in Bild 5 schlechter. Dies ist damit zu begründen, dass die zum trainieren des Netzes zu Grunde liegenden Daten nicht ausreichend waren.

In einer weiteren Untersuchung wurden die Daten beider Versuchsreihen (H 340, 0,8 mm und 1 mm) zum trainieren eines neuen KNN verwendet. Dabei wurde die Blechstärke als weiterer Parameter zu den Eingabewerten des Netzes hinzugefügt. Das Ergebnis dieser Berechnung ist in **Bild 7** darge-

stellt. Die Ergebnisgüte liegt wie erwartet zwischen der des 1 mm- und 0,8 mm-Netzes. Die durchgeführten Untersuchungen zeigen deutlich, dass künstliche neuronale Netze eine sehr hohe Genauigkeit besitzen, wenn das zum Trainieren verwendete Datensatz das zu beschreibende Sachverhalt repräsentiert. Darüber hinaus lässt sich das Eingabefeld eines Netzes unter Kaufnahme geringerer Ergebnisgenauigkeit erweitern.

5 Zusammenfassung

Das Konstruktionsinformationssystem für Feinblech zeigt eine Möglichkeit zur gesamtheitlichen Betrachtung und Integration aller Unternehmensbereiche insbesondere der Gestaltung und Fertigung beim komplexen Prozess „Tiefziehen“. Zum effizienten Einsatz eines solchen Systems müssen Datenmanagementsysteme und wissensbasierte Werkzeuge wie KNN zur Verarbeitung von Informationen und zur Bereitstellung von Erfahrungswissen eingebunden werden.

6 Literatur

- /1/ Dietz, P.; Tawil, M.: 3D-Produktmodellierung in der Entwicklungskette – Aufwand und Nutzen. VDI-Tagung "Informationsverarbeitung in der Produktentwicklung 2001 - Effiziente 3D-Produktmodellierung - Fortschritte und Fallstricke" 19.-20. Juni 2001, Stuttgart, 2001
- /2/ Heinen, F.: Entwicklung einer Methodik zur Rückfederungsvorhersage an Tiefziehteilen. Dissertation, TU Clausthal. Clausthal-Zellerfeld, 1998
- /3/ Rojas, R.: Theorie der Neuronalen Netze. Springer Verlag, Berlin/Heidelberg, 1993
- /4/ Scherer, A.: Neuronale Netze. Vieweg Verlag, Braunschweig/Wiesbaden, 1997
- /5/ Haun, M.: Simulation Neuronaler Netze – Eine praxisorientierte Einführung. expert-Verlag, Renningen-Malmsheim, 1998