

Das ANSLC – Programm und das SDM im Vergleich

Dipl.-Ing. Chalid el Dsoki, Prof. Dr.-Ing. Holger Hanselka, Prof. Dr. Dorit Hochbaum, Dr. Armin Fügenschuh, Irma Hernandez Magallanes, Erick Moreno Centeno, Dipl.-Math. Andrea Peter

Zusammenfassung

Um zeit- und kostenintensive Versuche zur Ermittlung der zyklischen Kennwerte zu reduzieren, forschen viele Institute seit Jahren an Abschätzungsmethoden. Trotz vieler Teilerfolge sind die vorhandenen Ansätze umstritten, weil zu ungenau oder nur für bestimmte Werkstoffe anwendbar. Im Rahmen des SFB 666 wurden daher zwei neue Methoden zur Abschätzung zyklischer Kennwerte für Feinbleche entwickelt. In unserem Beitrag werden sie vorgestellt und miteinander verglichen.

Abstract

In order to reduce the cost- and time consuming experimental test to determine the cyclic parameters of materials, several institutes are searching for methods to estimate them. Although good partial successes were achieved in this field, most of these methods are controversial discussed, because they are inaccurate, or just not applicable for all materials. Therefore two new methods are developed in the CRC 666 and are presented and compared to each other in this paper.

Keywords

Cyclic parameters • Ramberg-Osgood • Manson-Coffin-Basquin • ANN • Estimation • Linear Regression • Separation-Deviation-Model • Linear Programming

Schlüsselwörter

Zyklische Parameter • Ramberg-Osgood • Manson-Coffin-Basquin • KNN • Abschätzung • Lineare Regression • Separations-Deviations-Modell (SDM) • Lineare Programmierung

1 Einleitung

Zur Anwendung des örtlichen Konzeptes bei der Lebensdauerabschätzung und der Berechnung von elastoplastischen Beanspruchungen ist es notwendig, die zyklische Spannungs-Dehnungs-Kurve und die Dehnungswöhlerlinie zu kennen. Da diese jedoch nur durch hohen experimentellen und finanziellen Aufwand ermittelt werden können, sind Methoden erwünscht, welche diese aus leicht zu ermittelnden Parametern, wie den statischen, abzuschätzen. Bisherige Abschätzungsmethoden beruhen meist auf wenigen Eingangsparametern, und sind somit nicht in der Lage, z.B. den

beim Spaltprofilieren vorliegenden Umformgrad zu berücksichtigen [1]. Im Rahmen des SFB 666 Teilprojekt C2, in Zusammenarbeit mit dem Fachbereich Mathematik und Mathematikern der Universität Berkeley, wurden daher zwei neue Methoden hierfür entwickelt.

Die eine Methode ist das ANSLC-Programm „Artificial Neural Strain Life Curve, welches auf Basis von künstlichen neuronalen Netzen KNN erstellt wurde. Der Einsatz von KNN auf das vorliegende Problem bietet sich an, da sie die Fähigkeit besitzen, die Einflüsse aus Fertigungs- und Umweltparametern auf die Schwingfestigkeit aus sinnvoll gewählten Eingangsparametern zu generieren [2, 3, 4]. Das KNN bietet die Möglichkeit, auf „erlerntes“ Wissen zurückzugreifen und somit, auf Basis weniger Versuche ein mehrdimensionales Kennfeld zu erstellen. Die Anwendung eines so gewonnenen Netzes ist nicht auf die ursprüngliche Werkstoffgruppe beschränkt, sondern auf artverwandte Werkstoffgruppen erweiterbar. Die Anwendung von KNN zu Wissensrepräsentationen aller Art (z.B. Festigkeitsberechnung [5], etc.) nimmt gegenwärtig zu. Der wesentliche Vorteil ist, dass sie ohne eine komplizierte Modellbildung in der Lage sind, die gewünschten Zusammenhänge aus entsprechenden Trainingsdaten zu „erlernen“ [6].

Der andere Zugang zur Prädiktion von zyklischen Kennwerten beruht auf dem Separations-Deviations-Modell (SDM). Dieses wurde von Hochbaum et al. [7] entwickelt und unter anderem in der Entrauschung von Daten aus bildgebenden medizinischen Verfahren erfolgreich eingesetzt [8]. Als Deviation wird dabei die Abweichung zwischen dem Original-Bild und dem entrauschten Bild bezeichnet. Separation bezieht sich auf die Unterschiede zwischen benachbarten Bildpunkten im entrauschten Bild. Mittels eines Optimierungsverfahrens wird nun versucht, beide Abweichungen simultan zu minimieren. Eine Reduktion der Deviation-Kosten zieht jedoch immer einer Erhöhung der Separation-Kosten nach sich, und umgekehrt. Mittels eines geeigneten Parameters wird versucht, beide Kosten sinnvoll zueinander zu gewichten.

1.1 Die Datenbank

Für eine zuverlässige Abschätzung der Dehnungswöhlerlinie und den damit verbundenen zyklischen Parametern der Coffin-Manson-Basquin- und der Ramberg-

Osgood-Gleichung wird eine hinreichend große Datensammlung benötigt. Die zu Grunde liegende Datenbank ist eine Mischung aus Feinblechwerkstoffen sowie un- und niedriglegierten Stählen [9]. Die Datenbank wurde dahingehend bereinigt, dass eine gleichmäßige Werteverteilung der statischen Kennwerte und Einflussfaktoren vorliegt, und somit keine "Ausreißer" vorhanden sind, die den Lernzyklus der Netze negativ beeinflussen. Unvollständige Datensätze wurden durch Näherungen ersetzt, bzw. aus der Datenbank gestrichen. Die so erzeugte Datenbank umfasst insgesamt 230 Werkstoff-Datensätze. Als Inputparameter für das KNN stehen 13 statische Parameter zur Verfügung. Trainiert wurde auf 7 zyklische Parameter, die als experimentell ermittelte Daten vorliegen.

2 Zyklische Parameter

Zur Ermittlung der Kennwerte der zyklischen Spannungs-Dehnungs-Kurve (SDK) und der Dehnungswöhlerlinie (DWL) werden mehrere Versuche unter axialer einachsiger Belastung an ungekerbten Proben durchgeführt. Dabei wird auf den Proben ein Dehnungsaufnehmer angebracht und somit während des Versuchs die Dehnungsamplitude geregelt. Weiterhin wird in jedem Versuch die Kraft und die Schwingspielzahl aufgenommen [10]. Die so ermittelten zyklischen Spannungs-Dehnungs-Kurven und die Anrisswöhlerlinien finden dabei Eingang in die auf FEM-Ergebnissen basierende Lebensdaueranalyse [9] [11] [12].

2.1 Dehnungswöhlerlinie

Aus dehnungsgeregelten Versuchen wird im allgemeinen das zyklische Werkstoffverhalten eines Werkstoffes ermittelt. Die aus den experimentell durchgeführten Versuchen ermittelte Dehnungswöhlerlinie wird durch die Manson-Coffin-Basquin-Gleichung beschrieben [13]:

$$\varepsilon_{a,t} = \varepsilon_{a,e} + \varepsilon_{a,p} = \frac{\sigma'_f}{E} (2N_f)^b + \varepsilon'_f (2N_f)^c \quad (1)$$

Als Versagenskriterium wird häufig der erste technische Anriss (z.B. 10%iger Kraftabfall gegenüber dem stabilisierten Zustand) verwendet. Nach dem Vierparameteransatz von Coffin, Manson und Basquin ist die DWL eine Summation der elastischen und plastischen Anteile. Letztere können in einem doppellogarithmischen Diagramm in näherungsweise durch Geraden beschrieben werden.

2.2 Zyklische Spannungs-Dehnungs-Kurve

Bei den Versuchen werden die Anzahl der Zyklen, die Kraft und die Dehnung aufgezeichnet. Unter Berücksichtigung der Querschnittsfläche kann die zyklische

Spannungs-Dehnungs-Kurve nach Ramberg-Osgood aufgestellt werden [13] [14]:

$$\varepsilon_{a,t} = \varepsilon_{a,e} + \varepsilon_{a,p} = \frac{\sigma_a}{E} + \left(\frac{\sigma_a}{K'} \right)^{1/n'} \quad (2)$$

Die zyklische 0,2%-Dehngrenze ist dabei ein vom zyklischen Festigkeitskoeffizienten und dem zyklischen Verfestigungsexponenten abhängiger Kennwert:

$$R'_{p0,2} = 0,002^{n'} \cdot K' \quad (3)$$

Sowohl die Ramberg-Osgood- als auch die Manson-Coffin-Basquin-Gleichung sind weit verbreitet und bei der Auswertung von dehnungsgeregelten Versuchen anerkannt. Die sich somit ergebenden zyklische Kennwerte zur Abschätzung sind:

- $R'_{p0,2}$ zyklische 0,2%-Dehngrenze
- K' zyklischer Verfestigungskoeffizient
- n' zyklischer Verfestigungsexponent
- σ'_f Schwingfestigkeitskoeffizient
- b Schwingfestigkeitsexponent
- ε'_f Duktilitätskoeffizient
- c Duktilitätsexponent

3 Statische Parameter und Einflussgrößen

Um Kosten, Zeit und experimentellen Aufwand zu reduzieren, sollen die zyklischen Kennwerte anhand einfach und schnell zu ermittelnder Inputparameter abgeschätzt werden. Hier bieten sich vor allem Parameter an, die aus Zugversuchen gewonnen werden können. Das Verhalten eines Werkstoffes auf entsprechende Druck- oder Zugbelastung wird üblicherweise im genormten Zugversuch ermittelt.

3.1 Zugversuch

Aus den Aufzeichnungen während des Zugversuches lassen sich folgende Kennwerte ermitteln:

- E Elastizitätsmodul (E-Modul) [GPa]
- R_m Zugfestigkeit [MPa]
- $R_{p0,2}$ 0,2%-Dehngrenze [MPa]
- K statischer Verfestigungskoeffizient
- n statischer Verfestigungsexponent
- A_{80} Bruchdehnung (Flachproben)
- A_g Gleichmaßdehnung
- A_5 Bruchdehnung (Rundproben)
- Z Brucheinschnürung

3.2 Einflussgrößen

Neben den mechanischen statischen Kennwerten gibt es noch weitere Einflussgrößen die das zyklische Verhalten der Materialien beeinflussen können und in dieser Arbeit berücksichtigt wurden:

- S_0 Ausgangsfläche der Materialprobe [mm²]
- ϕ_v Vergleichsumformgrad
- WR Walzrichtung [°]
- T Prüftemperatur [°C]

Der Vergleichsumformgrad spielt beim Spaltprofilieren

Neuronen sind so gestaltet, dass die Neuronen einer Schicht ausschließlich mit der Nachfolgerschicht gekoppelt sind. Somit erfolgt die Datenübermittlung nur in eine Richtung. In der Eingangsschicht werden alle verwendeten Inputparameter bereitgestellt. Informationen von dieser Schicht werden an beliebig viele hintereinander liegende verborgene Schichten weitergegeben. Die in den verborgenen Schichten erlernten Informationen können nicht von außen eingesehen werden. Erst durch die Weitergabe dieser Informationen an die letzte Schicht, die Ausgangsschicht, werden diese Daten für den Benutzer verwendbar. Beim Trainieren der Netze wird häufig der Typ „Back propagation“ bei

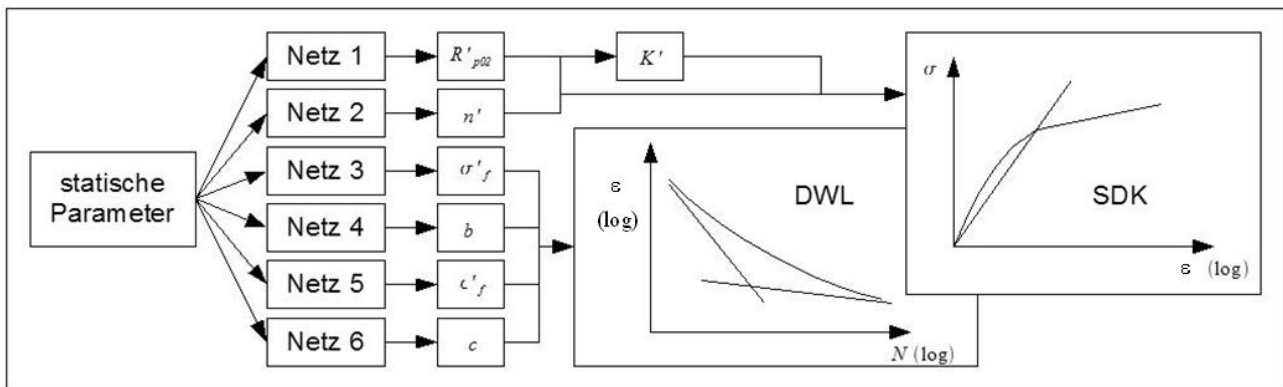


Abb. 1: Verteilung der zyklischen Parameter auf einzelne KNN

eine große Rolle, da er die geometrische Veränderung eines Werkstücks beim Umformprozess abbildet.

Alle 13 Kennwerte werden *statische Kennwerte (Parameter)* genannt.

4 Künstliche neuronale Netze

Die Ergebnisse von Korrelationen im zwei-dimensionalen Raum [9][11] streuen, je nach angewendetem Verfahren, sehr breit. Dies ist durch die komplexen Zusammenhänge zwischen den Eingangsgrößen (Geometrie, Beanspruchung, Größe, Werkstoff, Oberfläche, etc.) begründet. Deshalb wurde nach Alternativen gesucht und 1998 erstmals der Versuch gestartet, synthetische Wöhlerlinien mittels KNN abzuschätzen [1]. Ein KNN ist ein rechnergestütztes Modell, welches auf der Technik eines biologischen Neuronalen Netzes, wie z.B. der eines Gehirns, basiert [15]. Die Informationsverarbeitung innerhalb des KNN geschieht über die Neuronen, welche auf Schichten angeordnet sind. Die Anzahl der im Netz verwendeten Neuronen ist abhängig von der Aufgabenstellung. Die Neuronen sind gewichtet verbunden. Das bei dieser Untersuchung angewandte KNN zählt zur Klasse der Feed-Forward-Netze. Die Besonderheit liegt in der Struktur des Netzes. Die Verbindungen der einzelnen

Multi-Layer-Perzeptron (MLP) verwendet. Dieser Algorithmus beruht auf dem Prinzip des Gradientenabfalls zur Optimierung des Fehlers der Trainingsmenge, während der Trainingsphase des Netzes [16].

4.1 Einstellungen des KNN

Das neuronale Netz wurde mit Hilfe der Simulationssoftware MatLab implementiert. MatLab stellt, nach dem Einbinden einer Toolbox, Programme zur Erstellung und Verwaltung von KNN zur Verfügung. Die Daten aus der Datenbank werden vor der Trainingsphase als Matrix in MatLab eingelesen und auf einen Wertebereich von -3 bis 3 normiert. Diese Normierung wird sowohl auf die Inputparameter, als auch auf die Outputparameter angewandt, und dient einer höheren Lerneffizienz des Netzes während der Trainingsphase.

$$X' = (X - E(X)) / \sigma(X) \quad (4)$$

Der jeweilige Parameter ist hier mit X gekennzeichnet. Mit Hilfe des Mittelwertes $E(X)$ und der Standardabweichung $\sigma(X)$ des Parameters wird dieser auf den angegebenen Wertebereich normiert.

Im Laufe der Untersuchung hat sich gezeigt, dass zwischen der zyklischen und der statischen 0.2%-Dehngrenze ein sehr starker Zusammenhang besteht

und somit das KNN für diesen zyklischen Kennwert ein großes Bestimmtheitsmaß aufweist. Aus diesem Grund wird der Parameter K' nicht direkt durch ein KNN bestimmt. Durch umformen der Gleichung (3) lässt sich K' aus den beiden anderen Kennwerten der SDK berechnen.

Jeder der sechs unabhängigen zyklischen Parameter wird durch ein eigenes KNN simuliert, wodurch die Zahl der Neuronen auf der Ausgangsschicht feststeht. Zwischen der Eingangsschicht, die bei allen sechs KNN verschiedene Inputparameter aufweist, befinden sich zwei verborgene Schichten. Die vordere Schicht ist in ihrer Zahl der Neuronen der Inputschicht angepasst, die zweite Schicht besteht bei allen sechs KNN aus zehn Neuronen. Um die Performance des trainier-

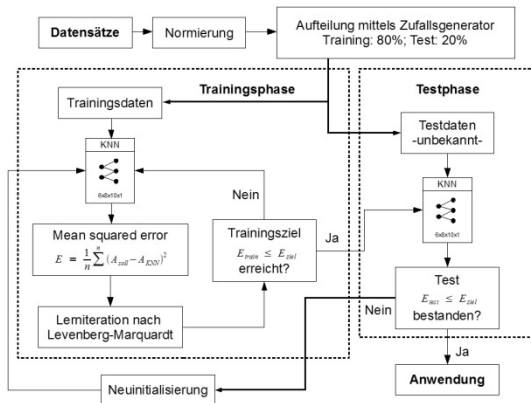


Abb. 2: Ablaufplan der Netzentstehung

ten Netzes an unbekanntem Daten zu testen, wurden vor der Trainingsphase 20% der Datensätze abgesondert, die dem Netz während der Trainingsphase nicht zur Verfügung standen. Die Auswahl der Testmenge geschieht nach dem Zufallsprinzip und gilt für alle KNN gleichermaßen. Als Gradientenverfahren kommt der Levenberg-Marquardt-Algorithmus zum Einsatz, der

Netz zu	Neuronenzahl pro Schicht	Inputparameter
R'_{p02}	6x8x10x1	$R_m, R_{p02}, A_g, A_5, T, \varphi_v$
n'	8x8x10x1	$R_m, R_{p02}, A_{80}, A_g, Z, E, S_0, \varphi_v$
σ'_f	8x8x10x1	$R_m, R_{p02}, A_{80}, A_g, A_5, Z, T, \varphi_v$
b	6x8x10x1	$R_m, R_{p02}, Z, E, S_0, \varphi_v$
ε'_f	4x8x10x1	$R_m, R_{p02}, A_5, \varphi_v$
c	8x8x10x1	$R_m, R_{p02}, A_{80}, A_g, Z, E, S_0, \varphi_v$

Abb. 3: Einstellungen der 6 KNN

sich durch eine relative kurze Berechnungszeit als besonders geeignet erwies [17].

Da nicht jedes KNN alle vorhandenen Inputparameter gleichermaßen zur Abschätzung des jeweiligen zyklischen Kennwertes unbedingt benötigt, weisen die sechs KNN unterschiedliche Inputparameter auf (siehe Abb. 3).

Ein Beispiel der abgeschätzten zyklischen Kennwerte für den Werkstoff ZStE 500 ist in Abb. 4 und Abb. 5 gegeben.

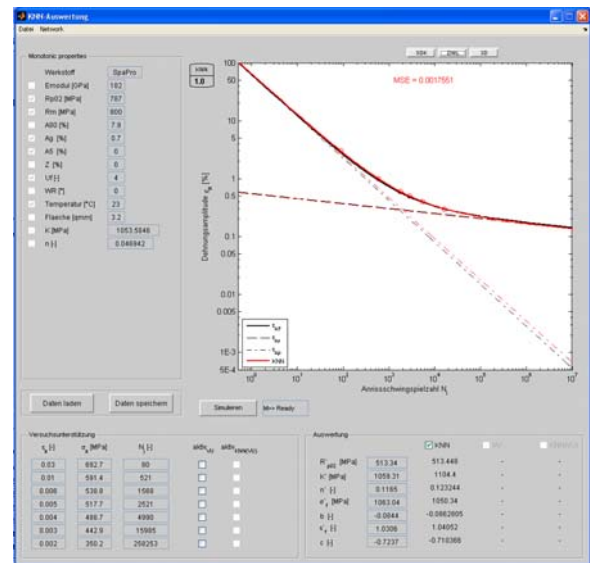


Abb. 4: Abgeschätzte DWL mit dem ANSLC-Programm

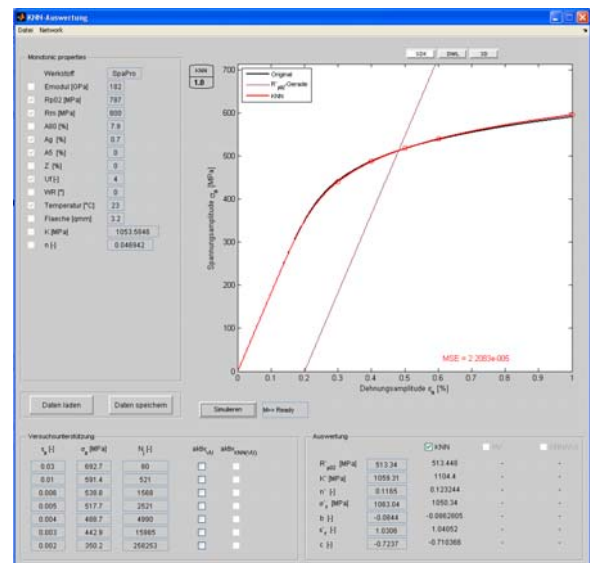


Abb. 5: Abgeschätzte SDK mit dem ANSLC-Programm

5 Das Separations-Deviations-Modell

Im Folgenden zeigen wir, wie sich das SDM zur rechnerischen Bestimmung zyklischer Kennwerte einsetzen lässt. Wir gehen, wie zuvor im Falle des KNN, davon aus, dass für eine möglichst große Anzahl unterschiedlicher Werkstoffe statische und zyklische Kennwerte in Form einer Datenbank vorliegen. Ferner gehen wir davon aus, dass für einen weiteren Werkstoff die zyklischen Kennwerte abgeschätzt werden sollen. Für diesen weiteren Werkstoff sind nur die statischen Kennwerte als bekannt und gegeben vorausgesetzt.

Formal führen wir folgende Bezeichnungen ein. Sei W die Menge der Werkstoffe in der Datenbank. Sei S die Menge der statischen und C die Menge der zyklischen Kennwerte. Mit v_p^i bezeichnen wir den Wert des Werkstoffes $i \in W$ für Kennwert $p \in S \cup C$. Für den weiteren, zyklisch unbestimmten Werkstoff bezeichne v_p den Wert des statischen Kennwerts $p \in S$.

Grundannahme des Modells ist, dass es einen Zusammenhang zwischen den einzelnen statischen und den einzelnen zyklischen Kennwerten gibt, wie auch zwischen den zyklischen Kennwerten untereinander. In dem hier vorgestellten Grundmodell gehen wir von einer linearen, monovariaten Abhängigkeit aus. Um die Koeffizienten der einzelnen linearen Funktionen zu ermitteln, bedienen wir uns des statistischen Werkzeugs der linearen Regressionsanalyse. Für je zwei verschiedene Parameter p_1 und p_2 werden ein Achsenabschnitt b_{p_1, p_2} und ein Steigungsfaktor m_{p_1, p_2} so bestimmt, dass der Approximationsfehler von $v_{p_2}^i \approx m_{p_1, p_2} \cdot v_{p_1}^i + b_{p_1, p_2}$ über alle Kennwertpaare $(v_{p_1}^i, v_{p_2}^i)$ im quadratischen Mittel möglichst gering ist.

Da die einzelnen Kennwerte in sehr unterschiedlichen Skalen liegen, bietet es sich an, die Datenbank vor der Verwendung zu normieren. Nach der Normierung ist der Erwartungswert (Mittelwert) jedes einzelnen Kennwerts gleich 0, seine Varianz ist 1. Die lineare Regressionsanalyse liefert daher einen Achsenabschnitt $b_{p_1, p_2} = 0$ für alle Parameter p_1, p_2 . Wir schreiben für den Steigungsfaktor der normierten Kennwerte im Folgenden α_{p_1, p_2} . Damit ist die Approximation gegeben durch $x_{p_2}^i \approx \alpha_{p_1, p_2} \cdot x_{p_1}^i$.

Der Absolutwert α_{p_1, p_2} kann als Qualität der Prädiktion aufgefasst werden. Im Falle von $|\alpha_{p_1, p_2}| = 1$ liegen alle Wertepaare $(v_{p_1}^i, v_{p_2}^i)$ genau auf der durch

die Regression ermittelten geraden. Der quadratische Approximationsfehler ist mithin 0. Ist $|\alpha_{p_1, p_2}| \ll 1$, so ist ein Approximationsfehler gegeben, welcher umso größer ist, je weiter $|\alpha_{p_1, p_2}|$ von 1 entfernt ist. Ist $\alpha_{p_1, p_2} = 0$ so ist kein Zusammenhang zwischen p_1 und p_2 gegeben.

Zum Aufstellen des Separations-Deviations-Modell bestimmen wir vorab die normierten Steigungsfaktoren $\alpha_{s,c}$ für alle statischen Kennwerte $s \in S$ und zyklischen Kennwerte $c \in C$ sowie für alle zyklischen Kennwertpaare $c_1, c_2 \in C, c_1 \neq c_2$.

Das Separations-Deviations-Modell kann dann als lineares Programm (engl. linear Program, LP) formuliert werden. Wir führen dazu die Variablen $x_c \in \mathbb{R}$ für alle $c \in C$ ein. Diese Variablen repräsentieren nach erfolgter Lösung des Modells die abgeschätzten Kennwerte. Ferner führen wir die Variablen $\Delta_{s,c}, \Delta_{c_1, c_2}, \Delta_{i,c} \in \mathbb{R}_+$ für alle $s \in S, c, c_1, c_2 \in C, i \in W$ ein. Sie werden die jeweiligen Differenzen zwischen dem abgeschätzten Kennwert und dem aus einem anderen statischen oder zyklischen Kennwert prognostizierten Wert aufnehmen. Über die Zielfunktion des Modells wird schließlich die gewichtete Minimierung aller Differenzvariablen erlangt.

Das Modell enthält die im Folgenden dargestellten drei Familien von Nebenbedingungen:

- 1) Zur Abschätzung des zyklischen Kennwerts $c \in C$ wird der durch die Regressionsanalyse ermittelte lineare Zusammenhang zum statischen Kennwert $s \in S$ herangezogen:

$$|\alpha_{s,c} \cdot v_s - x_c| \leq \Delta_{s,c} \quad \forall s \in S, c \in C.$$

Man beachte, dass für s der statische Wert v_s herangezogen wird. Dieses ist ein **Deviation**-Anteil des Modells.

- 2) Der zyklische Kennwert $c_2 \in C$ wird über den linearen Zusammenhang zum zyklischen Kennwert $c_1 \in C$ ermittelt:

$$|\alpha_{c_1, c_2} \cdot x_{c_1} - x_{c_2}| \leq \Delta_{c_1, c_2} \quad \forall c_1, c_2 \in C, c_1 < c_2.$$

Man beachte, dass im Unterschied zu 1) für c_1 der zyklische Wert x_{c_1} herangezogen wird, welcher durch das Modell selber bestimmt wird. Dieses ist ein **Separation**-Anteil des Modells.

- 3) Die dritte Einflussgröße zur Abschätzung der zyklischen Kennwerte sind die „benachbarten“ Werk-

stoffe. Als „benachbart“ fassen wir einen Wertstoff der Datenbank auf, dessen statische Kennwerte „nahe“ (bezüglich eines Distanzmaßes) an den statischen Kennwerten des neuen Werkstoffs liegen. Es gilt

$$|v_c^i - x_c| \leq \Delta_{i,c} \quad \forall c \in C, i \in W. \text{ Auch dieses}$$

ist wiederum ein **Deviation**-Anteil des Modells.

Würden sämtliche Differenzvariablen gleich 0, so wäre das lineare Programm ein lineares Gleichungssystem. Dieses ist jedoch vielfach überbestimmt und verfügt i.d.R. über keine zulässige Lösung. Daher ist das Optimierungsziel die Minimierung aller Differenzvariablen. Nicht alle Differenzvariablen sind jedoch gleich wichtig. Wir haben es einerseits mit „guten“ Korrelationen zu tun, bei denen $|\alpha|$ nahe 1 ist, und „schlechten“, bei denen $|\alpha|$ nahe 0 ist. Daher wird $|\alpha|$ zur

Skalierung der zugehörigen Δ -Variable herangezogen. Ebenso verhält es sich mit der Distanz. Wir definieren eine Abstandsfunktion zum Werkstoff $i \in W$ über

$$\text{dist}(i) := \sum_{s \in S} |v_s - v_s^i|. \text{ Die Gewichtung der Diffe-}$$

renzvariablen $\Delta_{i,c}$ erfolgt dann über die Exponentialfunktion $e^{-\text{dist}(i)}$, welche den höchsten Wert 1 liefert, falls die Werte der statischen Kennwerte genau übereinstimmen.

Wie auch bei der Bildentrauschung werden weitere Parameter $\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3$ herangezogen, um den Separations- und den Deviations-Anteil des Modells in der Zielfunktion geeignet austarieren zu können.

Zusammen hat die Zielfunktion dann folgende Gestalt:

$$\begin{aligned} \min \quad & \gamma_1 \cdot \sum_{s \in S, c \in C} |\alpha_{s,c}| \cdot \Delta_{s,c} \\ & + \gamma_2 \cdot \sum_{c_1, c_2 \in C} |\alpha_{c_1, c_2}| \cdot \Delta_{c_1, c_2} \\ & + \gamma_3 \cdot \sum_{i \in W} e^{-\text{dist}(i)} \cdot \Delta_{i,c} \end{aligned}$$

Da es sich beim Separations-Deviations-Modell um ein lineares Programm handelt, kann es mittels des Simplex-Verfahrens zur Optimalität gelöst werden. Auf einem modernen PC mit dem numerischen Löser Soplex [18] dauert dieses nur wenige Sekunden. Eine rechenzeitaufwändige Trainingsphase wie beim KNN entfällt für das SDM. Die Bestimmung der linearen Regressionen braucht nur wenige Sekunden.

6 Auswertung

Die Abschätzung des zyklischen Verhaltens von Werkstoffen, die beim Spaltprofilieren ihren Einsatz finden, ist die wichtigste Aufgabe dieser Arbeit. Dabei soll ein Verfahren entwickelt werden, welches nicht nur bereits bekannte Parameter abdeckt, sondern auch sichere Vorhersagen für noch unbekannte Einflussgrößen möglich macht. Vor allem zum Vergleichsumformgrad, der beim Spaltprofilieren eine wichtige Einflussgröße darstellt, stehen bisher nur wenige experimentelle Kenngrößen zur Verfügung. Mit Hilfe von KNN, die die Fähigkeit besitzen, Wissen auf andere Werkstoffgruppen zu übertragen, sollen die bisherigen Kennwerte durch synthetische Kenngrößen erweitert werden. Je mehr Einflüsse das KNN erlernen soll, desto größer muss die zur Verfügung stehende Datenbank sein. Die verwendete Datenbank stellte in ihrer Größe eine ausreichende Menge an Kenngrößen verschiedener Stahlgruppen zur Verfügung, um einen ersten Test zur Nutzung von KNN durchzuführen. Dadurch ist es nicht mehr notwendig, die verschiedenen Stahlgruppen durch separate Abschätzungsmethoden zu bestimmen. Ein Nachteil beim Umgang mit künstlichen neuronalen Netzen ist die Undurchsichtigkeit des Netzes. Erkennbar sind allein die Erfolge, das "Wie" ist meist nur schwer erkennbar. Dieser Umstand erschwert die Suche nach einem geeigneten Netz, da man das KNN nur anhand des Ergebnisses bewerten kann.

Während der Suche nach dem passenden KNN für die verwendete Datenbank wurden immer wieder einzelne Einstellungen an den Netzen verändert, wie z.B. die Anzahl der Neuronen pro Schicht, die Aktivierungsfunktion der Neuronen oder die Menge der Inputparameter. Alle Netze, die während dieser Phase entstanden sind, wurden mit folgendem Ansatz bewertet: Die standardisierten Originaldaten dienen jeweils als Referenz und die Ergebnisse des Modells werden mit ihnen verglichen.

Ein erster Test besteht in der Überprüfung der richtigen Tendenz des Modellwerts. Wir sagen, das Modell hat „die richtige Tendenz“ erkannt, wenn sowohl der gemessene als auch der abgeschätzte zyklische Kennwert beide auf der gleichen Seite des Mittelwerts des jeweiligen Kennwerts liegen.

Ferner sagen wir, das Modell hat eine sehr gute, gute, akzeptable oder schlechte Vorhersage geliefert, wenn der abgeschätzte Kennwert weniger als $\frac{1}{2}$, 1, $\frac{3}{2}$ bzw. mehr als das $\frac{3}{2}$ -fache einer Standardabweichung vom gemessenen Wert entfernt liegt.

Kennwerte es abzuschätzen gilt. Die Regressionsgeraden werden anhand der verbleibenden 229 Werkstoff-Kennwerte bestimmt. Durch die numerische Lösung des SDM erhalten wir wiederum eine Belegung der zyklischen Kennwerte, die wir mit den vorhandenen Werten vergleichen können. Die Rechenergebnisse

Parameter	Tendenz	sehr gut < 1/2 std	gut < std	mittel < 3/2 std	schlecht > 3/2 std
R'_{p02}	93%	99%	1%	0%	0%
K'	87%	84%	14%	2%	1%
n'	82%	68%	24%	7%	1%
σ'_f	90%	92%	7%	1%	0%
b	80%	58%	32%	6%	4%
ε'_f	81%	90%	8%	1%	1%
c	89%	79%	18%	2%	1%

Abb. 6: Abschätzungsgenauigkeit vom KNN

Parameter	Tendenz	sehr gut < 1/2 std	gut < std	mittel < 3/2 std	schlecht > 3/2 std
R'_{p02}	87%	85%	12%	3%	0%
K'	73%	77%	16%	4%	3%
n'	67%	49%	27%	14%	10%
σ'_f	82%	72%	22%	4%	2%
b	57%	46%	31%	11%	12%
ε'_f	76%	84%	10%	3%	3%
c	75%	53%	27%	13%	7%

Abb. 7: Abschätzungsgenauigkeit vom SDM

Die beste Performance erzielt das KNN zur Abschätzung der zyklischen 0,2%-Dehngrenze. Hier scheint eine sehr starke Beziehung zwischen dem jeweils statischen und zyklischen Kennwert zu bestehen. Aber auch die anderen Kennwerte lassen sich mit Hilfe der statischen Parameter gut abbilden, wobei die Koeffizienten-Kennwerte K' , σ'_f und ε'_f besser getroffen werden als die Exponenten-Kennwerte n' , b und c .

Um die prädiktive Qualität des SDM zu evaluieren, wird folgendes Testverfahren angewandt. Aus der 230 Werkstoffe umfassenden Datenbank wird genau ein Werkstoff ausgewählt. Dieser ausgewählte Werkstoff wird aus der Datenbank entfernt. Er spielt jetzt die Rolle des unbekanntes Werkstoffs, dessen zyklische

sind in Abb. 7 zusammengefasst.

Vergleicht man beide Ansätze, KNN - und SDM, so stellt man fest, dass sie ähnlich gute Resultate liefern, wobei die Abschätzung durch das KNN-Modell einen minimalen Vorteil zum SDM aufweist, vgl. Abb. 6 und Abb. 7.

Da der Vergleichsumformgrad beim Spaltprofilieren eine entscheidende Rolle einnimmt, wurden die erzeugten KNN daraufhin untersucht, wie stark der Einfluss des hohen Vergleichsumformgrades auf die zyklischen Kennwerte in der Trainingsphase ausgeprägt ist. In Abb. 8 wurden die Vorhersagen der KNN für den Werkstoff ZStE340 aufgelistet, wobei deutlich der

φ_v	σ'_f	b	ε'_f	c
0	640	-0.076	0.62	-0.594
0.3	756	-0.055	0.40	-0.580
0.5	1296	-0.060	0.33	-0.540
1	1419	-0.084	0.28	-0.479
1.5	1420	-0.097	0.31	-0.489
2	1405	-0.102	0.37	-0.567
2.5	1289	-0.103	0.45	-0.743

Abb. 8: Einfluss des Vergleichsumformgraden auf die zyklischen Kennwerte eines Werkstoffes

starke Einfluss des Parameters auf die zyklischen Kennwerte erkennbar ist. Anhand von experimentellen Ergebnissen muss dies noch verifiziert werden.

Der Einsatz von künstlichen neuronalen Netzen eröffnet ein ganz neues Feld zur Abschätzung bei der Vorhersage des zyklischen Verhaltens von Werkstoffen. Vor allem durch die Vielfalt von möglichen Inputparametern ist die Chance auf eine gute Abschätzung relativ hoch. Im gleichen Maße müssen aber Kontrollmechanismen entwickelt werden, die die Ergebnisse des KNN überwachen.

Das SDM liefert ähnlich gute Vorhersagen wie das KNN. Es hat den wesentlichen Vorteil, dass eine Trainingsphase entfällt. Damit steht die gesamte Datenbank zur Prädiktion zur Verfügung.

7 Ausblick

Sowohl das KNN-Modell als auch das SDM sind für die Abschätzung der zyklischen Kennwerte der Dehnungswöhlerlinie und der zyklischen Spannungs-Dehnungs-Kurve geeignet. Beide Modelle liefern ähnlich gute Resultate und eine Kombination der Modelle könnte zu einer weiteren Verbesserung der Abschätzung führen. Auch der Einsatz von neuen Inputparametern, wie z.B. Gefügekenngrößen könnte vor allem die Performance der Abschätzungsmodelle deutlich verbessern. Daneben besteht die Möglichkeit, nicht die zyklischen Kennwerte direkt zu simulieren, sondern stattdessen Spannungs-Schwingzahl-Paare zu vorgegebenen Dehnungen abzuschätzen. Diese können dann durch eine Regression wieder in die zyklischen Kennwerte überführt werden. Ein großer Vorteil dieses Vorgehen wäre die Anwendung einer kompatiblen Auswertungsmethode [19].

Die Abschätzung des zyklischen Verhaltens von Werkstoffen und Bauteilen erfordert noch eine große Menge an Entwicklungsbedarf und wird auch in Zukunft

Schauplatz neuer Verfahren sein. In diesem Zusammenhang ist auch das Konzept der Versuchsaufwandreduzierung zu sehen: Durch geeignete Kombination aus experimentellen Versuchen und dem KNN, kann der Versuchsaufwand reduziert und die Abweichungen, die bei synthetischen Wöhlerlinien zwangweise entstehen, minimiert werden.

Auch mit Hilfe des SDM können vielversprechende erste Rechenergebnisse erzielt werden. In dem hier beschriebenen Modell werden bisher nur lineare Zusammenhänge der einzelnen Parameter berücksichtigt. Es ist dabei jedoch auch möglich, dass eine nichtlineare Relation zwischen den gegebenen Parametern vorliegt und andere Relationen, beispielsweise quadratische, antiproportionale oder andersartige nichtlineare Zusammenhänge recherchiert werden können. Solche Beziehungen zwischen den einzelnen Parametern sollen in Zukunft erforscht und in das Modell integriert werden. Weiterhin soll das Modell verfeinert und verbessert und seine Genauigkeit erhöht werden.

Das KNN-Modell und auch das SDM weisen beide Stärken und Schwächen auf. Der KNN-Ansatz verfügt über eine große Lernfähigkeit und ist flexibel einsetzbar, die Rechenwege sind jedoch nicht nachvollziehbar. Im SDM wird nach kurzer Rechenzeit eine nachvollziehbare Lösung gefunden, die qualitativ etwas schlechter als die des KNN ist. Um die Vorteile beider Modelle zu kombinieren und zu verstärken und um die Nachteile der Modelle zu eliminieren, soll ein neues integrales Modell entwickelt werden, das beide bisherigen Ansätze zu einem noch besseren Modell vereinigt. Dieses integrale Modell soll in der folgenden zweiten Projektphase des SFB666 erstellt, implementiert, getestet und verbessert werden. Dazu soll weiteres Wissen der Materialwissenschaften in das Modell aufgenommen werden. Außer den aus bisherigen Informationen berechneten Korrelationsparametern sollen theoretische Kenntnisse über Relationen der Parameter integriert und somit das Modell um eine weitere Stufe ausgebaut werden. Um eine noch größere Genauigkeit zu erreichen, soll das Modell so erweitert werden, dass einzelne Messwerte aus extra hierfür durchgeführten Experimenten an bestimmten Stellen einfließen dürfen. Somit können noch exaktere Ergebnisse berechnet werden, jedoch ohne dass komplette Messungen durchgeführt werden müssen.

Ein weiteres Ziel ist es, nicht mehr einzelne Parameter für die Wöhlerkurve vorauszusagen, sondern die komplette Wöhlerkurve der einzelnen Werkstoffe direkt zu abzuschätzen.

Die begründete Hoffnung ist, mit einem erweiterten integrierten Modell eine sehr gute Näherung der Wöhlerkurve für Materialien berechnen und somit teure

und zeitaufwändige Experimente sparen zu können. Das Erreichen dieses Ziels würde einen großen Fortschritt für den Maschinenbau und die Materialwissenschaften darstellen.

Literatur

- [1] Masendorf, R.: Einfluss der Umformung auf die zyklischen Werkstoffkennwerte von Feinblech, Papierflieger-Verlag, 2000, ISBN: 3897204134.
- [2] Bukowski, L.; Artymiak, P.; Feliks, J.; Narberhaus, S.: Ermittlung von Wöhlerlinien mittels künstlicher neuronaler Netze, Festigkeitsberechnung metallischer Bauteile, VDI Berichte 1442, (1998), Seite 213-226.
- [3] Marquardt, C., Zenner, H.: Neurolebensdauer , FKM Vorhaben Nr. 246, Heft 274, Frankfurt am Main (2003), VF: 512274.
- [4] Marquardt, C.; Bacher-Höchst, M.; Zenner, H.: Prognose von Werkstoff- und Bauteilwöhlerlinien mit künstlichen neuronalen Netzen, DVM-Bericht 673 (2006), Seite 145-154, ISSN: 0946-5987.
- [5] Artymiak, P.; Bukowski, L.; Feliks, J.: Forecasting of Durability of Machine Components Using Artificial Neural Network, 3rd International Conference on Neural Network, Kule (1997), Seite 430-435.
- [6] Zakharian, S.; Ladewig-Reibler, P.; Thoer, S.: Neuronale Netze für Ingenieure, Vieweg-Verlag, (1998).
- [7] Ahuja, R.K.; Hochbaum, D.S.; Orlin, J.B.: Solving the Convex Cost Integer Dual Network Flow Problem, Management Science, Vol. 49, No. 7, July 2003, Seite 950-964.
- [8] Hochbaum, D.S.: An Efficient Algorithm for Image Segmentation, Markov Random Fields and Related Problems, Journal of the ACM, Vol. 48, No. 4, July 2001, Seite 686-701.
- [9] Bäumel, A.; Seeger, T.: Materials Data for cyclic Loading, Materials Science Monographs 61, 1990.
- [10] Autorenkollektiv, Prüf- und Dokumentationsrichtlinie für die experimentelle Ermittlung mechanischer Kennwerte von Feinblechen aus Stahl für die CAE-Berechnung, STAHL-EISEN-Prüfblätter (SEP) des Stahlinstituts VDEh, Verein Deutscher Eisenhüttenleute VDEh, Düsseldorf (2006), unveröffentlicht.
- [11] Manson, S.S.: Fatigue: a complex subject—some simple approximation, Experimental Mechanics, Vol. 5 (1965), pp. 193-226
- [12] Socie, D.F.; Mitchell, M.R.; Caulfield, E.M.: Fundamentals of Modern Fatigue Analysis, Fracture Control Program, Report 26, University of Illinois, USA (1978).
- [13] Radaj, D.: Ermüdungsfestigkeit, Springer-Verlag (1995), ISBN: 3540440631.
- [14] Haibach, E., Betriebsfestigkeit, Springer-Verlag (2002), ISBN: 3184008282.
- [15] Trevor H.: Encyclopedia of Biostatistics, chapter Neural Networks. John Wiley (1998)
- [16] Rumelhart, D. E.; Hilton, G.; Williams, R.: Parallel distributed processing (1986).
- [17] The MathWorks, Inc., Neural Network Toolbox User's Guide (2005-2007)
- [18] Wunderling, R.: Paralleler und Objektorientierter Simplex Algorithmus, ZIB Preprint TR-96-09 (1996).
- [19] Nieslony, A.; el Dsoki, C.; Kaufmann, H.; Krug, P.: New method for evaluation of the Manson-Coffin-Basquin and Ramberg-Osgood equations with respect to compatibility, Int J Fatigue (2008), doi:10.1016/j.ijfatigue.2008.01.012