

# Vorhersage der Nahtgeometrie beim Laser-MSG-Hybridschweißen durch verknüpfte mathematische und empirische Modelle

Cand.-Ing. Andreas Pittner (SLV M-V, Rostock), Dr.-Ing. Dietmar Weiß (Technical University of Denmark, Copenhagen), Dipl.-Ing. Jianchun Ji, (SLV M-V, Rostock), Prof. Dr.-Ing. Peter Seyffarth (SLV M-V, Rostock)

**ABSTRACT.** Even though there is a high effort in developing complex and sophisticated process models of welding operations, acceptance and integration of computer simulation for practical applications in this field is still limited. The primary reason for the scepticism is the fact that even highly complex models are not able to predict the process behaviour without defining tuning parameters which cannot be explicitly derived from the process data. These parameters are needed to compensate lack of knowledge about the physics of the operation, uncertainties in defining thermo-physical properties etc.

Usually, intense intervention by the human operator is necessary in order to adjust these models to single or few test cases. Such an approach is extremely expensive and does not allow performing simulations for arbitrary process parameters with sufficient accuracy. In the current work, a unique construction of simulation models should be proposed which will provide benefit-potentials in research and development. The basic idea is to decompose the simulation model into a calibration part based on artificial intelligence and a phenomenological part that describes the physical phenomena.

Exemplarily for Laser/GMA-hybrid welding, it will be demonstrated that even simple models, such as the analytical Rosenthal solution, can be automatically calibrated against multiple experiments with high reliability. The calibration results are represented by an artificial neural network which allows computing missing model parameters corresponding to arbitrary process parameters. By fulfilling the requirement that the simulation model should have the same input parameters as the process investigated, it allows computational experiments with a real substitute of the welding process. Thus, a contribution to bridging the gap between empirical and theoretical investigation of joining processes can be made.

## 1 Einleitung

Trotz vielfältiger experimenteller Untersuchungen sind die komplexen physikalischen Phänomene des Schweißens oft unzureichend geklärt. Die große Anzahl an Prozess-Parametern, die starke Nichtlinearität der Effekte und die unzureichende Qualität thermo-physikalischen Stoffwerte erschweren die Untersuchung von Schweißprozessen.

Gegenüber dem Experiment liefert die Simulation vielfältige Informationen über den Prozess, z.B. Temperaturfelder, Abkühlzyklen oder Gefügeausbildung. Aufgrund der intensiven Wechselwirkung der unterschiedlichen physikalischen Effekte basieren auch sehr aufwendige Modelle auf Vereinfachungen hinsichtlich der mathematischen Beschreibung. Dadurch bedarf es einer Kalibrierung gegen eine größere Anzahl an Experimenten, die den Bereich des möglichen Prozessfensters zuverlässig abdecken.

Trotz des hohen Forschungsaufwandes zur Entwicklung komplexer Modelle zur Beschreibung von Schweißprozessen finden diese nur eine geringe Akzeptanz und Bedeutung bei praktischen Anwendungen und der Nutzen für Forschung und Entwicklung ist als unbefriedigend

einzuschätzen. Die trial-and-error basierte Reproduktion einzelner Testfälle unter Verwendung direkter Lösungen basiert auf hohem personellen und rechentechnischen Aufwand. Des Weiteren ist die Durchführung von Simulationen für beliebige Prozess-Parameter nicht gewährleistet. Daher wird im vorliegenden Beitrag ein neuartiges Verfahren zur automatischen Kalibrierung von phänomenologischen Prozessmodellen vorgestellt. Grundlage hierfür ist die Zerlegung des Simulationsmodells in phänomenologisches Modell und Kalibrierungsmodell. Letzteres ermöglicht basierend auf neuronalen Netzwerken die Abbildung von Prozessgrößen auf Eingangsgrößen des phänomenologischen Modells. Die Kalibrierung gegen eine Vielzahl von Experimenten gestattet eine Reduktion der Komplexität des phänomenologischen Modells. Dieses basiert hier auf der Verwendung analytischer Lösungen für das Temperaturfeld, das Verfahren kann aber grundsätzlich auf jede Kopplung unterschiedlichster numerischer oder analytischer Lösungen angewandt werden. Durch die Verwendung empirischer Modellierungstechniken ermöglicht das Kalibrierungsmodell die Voraussage von Eingangsgrößen des phänomenologischen Modells für beliebige Prozess-Parameter mit hoher Präzision.

Gegenstand vorliegenden Beitrages ist die Untersuchung der Anwendbarkeit dieses automatischen Kalibrierungsalgorithmus am Beispiel des Laser-MSG-Hybridschweißens von Aluminiumlegierungen. Von Bedeutung ist neben Stabilitäts- und Konvergenzkriterien auch der Grad der lokalen Approximation für das einzelne Experiment. Des Weiteren werden die Möglichkeiten hinsichtlich der Lösung direkter und inverser Problemstellungen unter Verwendung eines Metamodels basierend auf neuronalen Netzwerken untersucht.

## 2 Notwendigkeit der Kalibrierung

Die komplexen physikalischen Phänomene des Laser-MSG-Hybridschweißens bedingen auch bei sehr aufwendigen mathematischen Modellen ein hohes Maß an Vereinfachungen. Neben den Unsicherheiten bei der Modellierung sind vor allem die physikalischen Stoffeigenschaften nur unzureichend bekannt. Abbildung 1 a) illustriert exemplarisch die starke Streuung der Daten für typische Konstruktionsstähle nach [RAD93]. Die Notwendigkeit der Kalibrierung kann auch durch die beschränkte Anpassungsfähigkeit von existierenden Wärmtransportmodellen an experimentell ermittelte Temperaturfelder und Nahtformen gegeben sein. Für die in Abbildung 1 b) dargestellte klassische Lösung für die bewegte Punktquelle ist beispielsweise zu erkennen, dass die Einschweißtiefe immer der halben Nahtbreite entsprechen müsste, was sich in vielen Anwendungsfällen nicht realisieren lässt. Geeignete Modifikationen des Modells können hier Abhilfe schaffen, erfordern grundsätzlich aber die Einführung zusätzlicher Modellparameter. Um den Aufwand zur Berechnung der Eingangsgrößen des Modells aus gegebenen Prozessdaten zu beschränken, erfolgt eine Parameter-

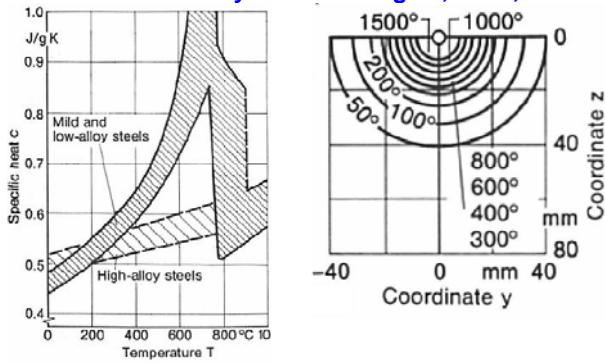


Abbildung 1 a) Streuband der Stoffgrößen und b) Temperaturfeld der konzentrierten bewegten Punktquelle [RAD93]

Klassifikation gemäß Abbildung 2. Dabei werden sowohl Modellparameter als Eingangsgrößen der Simulation als auch Prozess-Parameter als Eingangsgrößen des Experiments beurteilt. Die Modellparameter werden in Tuning-Parameter und Common-Parameter unterschieden, wobei letztere ebenfalls Bestandteil der Prozess-Parameter sind. Als Common-Parameter werden Parameter bezeichnet, die das Simulationsmodell mit dem Prozess gemeinsam hat und explizit gegeben sind, z.B. die Schweißgeschwindigkeit. Tuning-Parameter sind nur relevant für das phänomenologische Modell. Ihre Einführung ermöglicht die geforderte Adaption der Prozessmodelle an die vorliegenden experimentellen Ergebnisse. Eine wichtige Teilaufgabe bei Ausführung einer Kalibrierung ist deshalb eine geeignete Wahl von Tuning-Parametern und Modellkomplexität mit Hinblick auf die Quantität und Qualität der experimentellen Daten. So ist beispielsweise eine sukzessive Reduktion der Komplexität des Prozessmodells zulässig, wenn eine große Anzahl experimenteller Datensätze vorliegt. Analog dazu erfordert eine geringe Anzahl an Versuchsdaten die Erhöhung der Modellkomplexität. Gleiches gilt auch bei schlechter Qualität der Daten, wie starkem Rauschen.

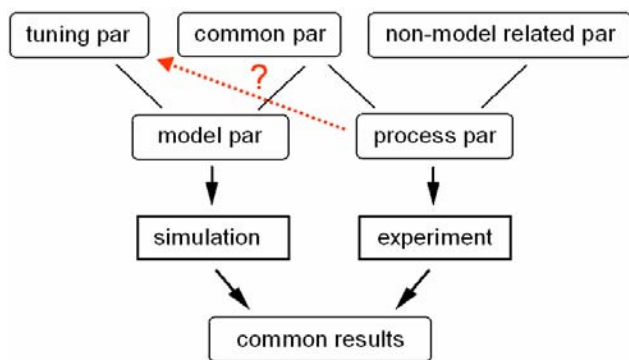


Abbildung 2 Parameterklassifikation nach [CHR04]

Gemäß Abbildung 3 wird das Simulationsmodell in Kalibrierungs- und phänomenologisches Modell aufgeteilt. Das Kalibrierungsmodell stellt basierend auf empirischen Modellierungstechniken die Abbildung von Prozess-Parametern auf die unbekanntenen Tuning-Parameter bereit. Dabei stehen die Forderungen nach Stabilität, kurzen Berechnungszeiten sowie automatischer Kalibrierung im Vordergrund. Durch die Verwendung neuronaler Netzwerke wird eine objektive Abbildung von Prozess-Parametern

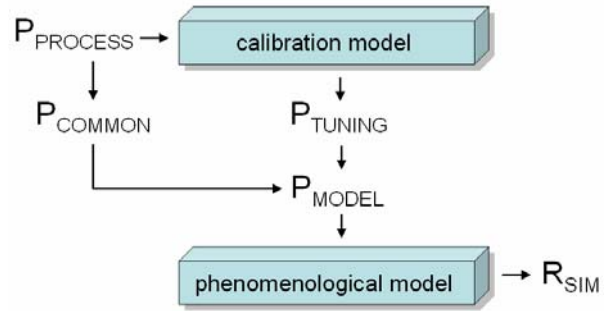


Abbildung 3 Aufteilung des Simulationsmodells in Kalibrierungsmodell und phänomenologisches Modell mit den entsprechenden Parametern nach [CHR04]

auf Tuning-Parameter gewährleistet. Ein weiterer Vorteil gegenüber bisherigen Kalibrierungsansätzen ist das Vermeiden von a-priori Formulierungen vermuteter Abhängigkeiten zwischen Prozess-Parametern und Tuning-Parametern.

### 3 Laser-MSG-Hybridschweißungen

#### 3.1 Versuchsdurchführung

Die Versuchsschweißungen wurden an der SLV M-V mit der dort zur Verfügungen stehenden Anlagentechnik durchgeführt [JI04].

Basierend auf Versuchsplanungen wurden Versuchsreihen für Aluminiumbleche von 8 mm Dicke der nichtaushärtbaren Legierung EN AW 5083-0 mit einem entsprechendem Zusatzwerkstoff SG-AMg5 ( $d_B = 1,2 \text{ mm}$ ) aufgenommen. Hierbei wird eine stechend nachlaufende Brenneranordnung bevorzugt, da eine höhere Prozessstabilität gegenüber vorlaufender Brenneranordnung erzielt wird. Die Schweißungen wurden als I-Naht am Stumpfstoß durchgeführt. Eine Übersicht der konstanten und *variieren* Parameter ist in Tabelle 1 gegeben.

Tabelle 1 Versuchsparameter nach [JI04]

Nd:YAG-Laser-Parameter	
Fokussierbrennweite in mm	200
Fokusdurchmesser in mm	0,4
Fokuslage in mm	-1
Laserleistung in kW	2,4 - 4
MSG-Parameter	
Drahtvorschubgeschwindigkeit in m/min	8 - 16
MSG-Leistung in kW	2,94 - 6,41
Gemeinsame Parameter	
Prozessgasdurchfluss in l/min (Ar 50%+He 50%)	35
Schweißgeschwindigkeit in m/min	1,5 - 3
Geometrische Parameter	
Anstellwinkel des MSG-Brenners in °	30°
Drahtversatz in Schweißrichtung in mm	-3
Kontaktrohrabstand in mm	17
Spaltbreite in mm	technisch 0

### 3.2 Definition der Nahtgeometrie

Für unterschiedliche Schmelzschweißverfahren einschließlich Laserstrahl-, MSG- und Hybridschweißen erfolgt die Beschreibung der I-Nahtgeometrie herkömmlich durch die Nahtformparameter Nahtbreite, Nahtüberhöhung und Einschweißtiefe.

Das Laser-MSG-Hybridschweißen zeichnet sich aufgrund der Energieeinkopplung und weitreichenden Parametervariationen durch vielfältige Schmelzlinienformen aus. In Abbildung 4 ist das nach Ji04 definierte Parametersystem zur Beschreibung der Nahtform hybridgeschweißter Nähte

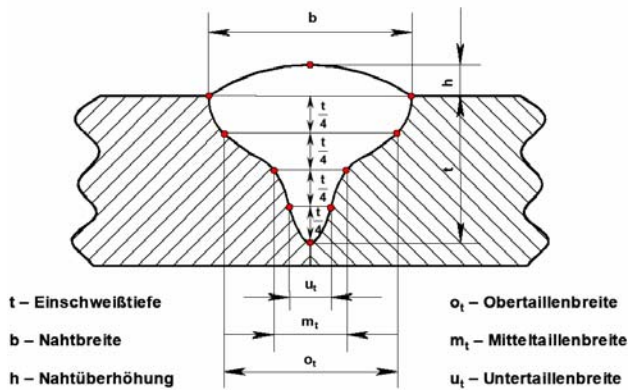


Abbildung 4 Parametersystem für die I-Nahtgeometrie

dargestellt. Durch die ergänzende Einführung weiterer Nahtformparameter wie Ober-, Mittel- und Untertailenbreite wird die Beschreibung komplexer Nahtformen während des Hybridschweißens ermöglicht. Es ist dabei zu beachten, dass die eingeführten Tailenbreiten eine Funktion der Einschweißtiefe sind [Ji04].

## 4 Phänomenologisches Modell

### 4.1 Vereinfachungen

Die Simulation diverser Schmelzschweißverfahren wie Lichtbogen- oder Laserstrahlschweißen ist in der Literatur weit verbreitet [ZAC95, SUD96]. Hierbei sind bezüglich der zu beschreibenden physikalischen Phänomene Vereinfachungen zu treffen, welche in Kombination mit unzureichend bekannten Stoffeigenschaften zu den diskutierten Unsicherheiten bei der Prozessbeschreibung führen. Bezüglich des Hybridschweißens sind derzeit keine gesicherten mathematischen Modelle zur Beschreibung der komplexen physikalischen Phänomene und insbesondere der Synergieeffekte aus beiden Teilprozessen bekannt. Neuere Veröffentlichungen behandeln die Interaktion zwischen Lichtbogen und Laserstrahl [KRV02, STA99], sind aber durch ihre Beschränkung auf Teilgebiete in ihrer Anwendbarkeit beschränkt.

Der vorliegende Beitrag konzentriert sich auf die Modellierung des Wärmetransports in Grundmaterial und Schmelzbad. Verwendung finden dabei analytische Lösungen für bewegte konzentrierte Wärmequellen. Bei Vernachlässigung der Temperaturabhängigkeit der Stoffgrößen ist die Überlagerung mehrerer Wärmequellen möglich. Dadurch ist eine effektive Anpassung des phänomenologischen Modells an das betrachtete Schweißverfahren gewährleistet. Für die ausgewählten Experi-

mente kann nachgewiesen werden, dass Quantität und Qualität der Daten die Anwendung funktionsanalytischer Lösungen rechtfertigen

### 4.2 Mathematische Formulierung

Ausgehend vom ruhenden Körper kann die Fourier'sche Differentialgleichung für reine Wärmeleitung formuliert werden:

$$\rho \frac{\partial h}{\partial t} = \text{div}(\lambda \text{grad } T) + \dot{q}_{\text{vol}} \quad \text{Gl. (1)}$$

$\rho$  ist hier die Dichte,  $h$  die Enthalpie,  $t$  die Zeit,  $\lambda$  die Wärmeleitfähigkeit,  $T$  die Temperatur und  $\dot{q}_{\text{vol}}$  die volumenbezogene Wärmequelle.

Unter Vernachlässigung von Phasenänderungen lassen sich für homogene und isotrope Körper bei konstanter Schweißgeschwindigkeit die funktionsanalytischen Lösungen nach Rosenthal [ROS41] für die Temperaturverteilung bei Verwendung konzentrierter Wärmequellen anwenden. Abbildung 5 zeigt die analytische Lösung für das Temperaturfeld unter Einwirkung einer bewegten Punktquelle:

$$T(x, y, z) = \frac{\dot{Q}}{2\pi\lambda r_{xyz}} \exp\left(-\frac{v(x - r_{xyz})}{2a}\right) + T_0 \quad \text{Gl. (2)}$$

$\dot{Q}$  ist der Wärmeeintrag durch die Punktquelle,  $r_{xyz}$  der Radius,  $v$  die Schweißgeschwindigkeit und  $T_0$  die Vorwärmtemperatur.

Die komplexe Wirkung der Hybridschweißquelle macht die Manipulation der analytischen Lösung in geeigneter Weise erforderlich.

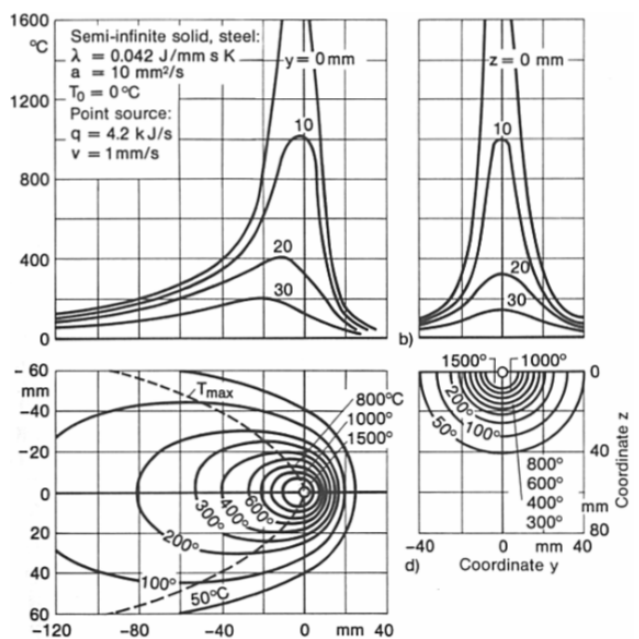
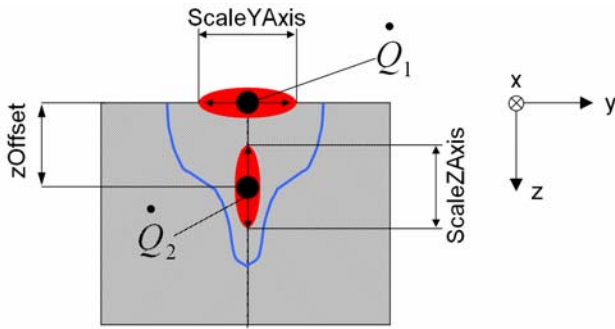


Abbildung 5 Temperaturfeld bei bewegter Punktquelle [RAD93]



### 4.3 Modifikation der analytischen Lösung

Die Modifikation umfasst zunächst die Definition geeigneter Tuning-Parameter, um eine automatische Kalibrierung zu sichern. Bei der Adaption des Wärmeleitmodells nach Gl. (2) erweist sich die in Abbildung 6 dargestellte Überlagerung von zwei Punktquellen als zweckmäßig. Die Tuning-Parameter berücksichtigen gemäß Abbildung 6 den



**Abbildung 6** Superposition zweier Punktquellen und Einführung von Tuning-Parametern

Wärmeeintrag  $\dot{Q} = \dot{Q}_1 + \dot{Q}_2$ , die Skalierung der y-Koordinate der Punktquelle  $\dot{Q}_1$  (ScaleYAxis), die Skalierung der z-Koordinate der Punktquelle  $\dot{Q}_2$  (ScaleZAxis) sowie die Verschiebung dieser in z-Richtung um zoffset vom Koordinatenursprung.

Die Einführung dieser Tuning-Parameter in das allgemeine Wärmeleitmodell nach Gl. (2) führt zu folgender analytischen Lösung für das Temperaturfeld:

→ obere Punktquelle  $\dot{Q}_1$  im Koordinatenursprung:

$$T_1(x, y, z) = \frac{\dot{Q}}{2\pi\lambda r_{xyz}^*} \exp\left(-\frac{v(x-r_{xyz}^*)}{2a}\right) \quad \text{Gl. (3)}$$

$$\text{mit } r_{xyz}^* = \sqrt{x^2 + \text{ScaleYAxis} \cdot y^2 + z^2}$$

→ untere Punktquelle  $\dot{Q}_2$  verschoben um ZOffset:

$$T_2(x, y, z) = \frac{\dot{Q}}{2\pi\lambda r_{xyz}^{**}} \exp\left(-\frac{v(x-r_{xyz}^{**})}{2a}\right) \quad \text{Gl. (4)}$$

$$\text{mit } r_{xyz}^{**} = \sqrt{x^2 + y^2 + \text{ScaleZAxis}(z + z_{\text{Offset}})^2}$$

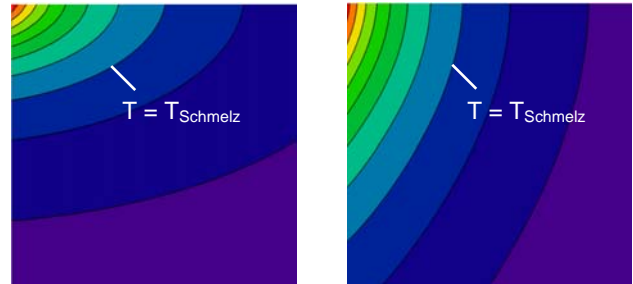
Das resultierende Temperaturfeld ergibt sich aus der Superposition beider Teilquellen zu:

$$T_{\text{res}} = T_1 + T_2 + T_o \quad \text{Gl. (5)}$$

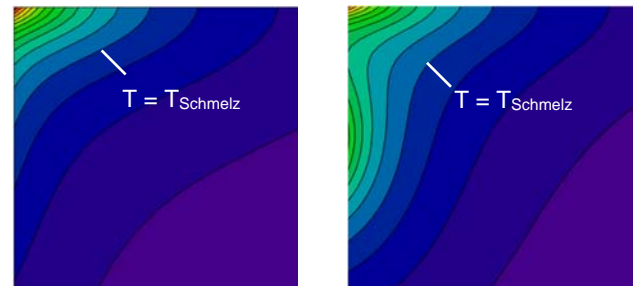
Für den Wärmeeintrag wurde hierbei festgelegt:

$$\dot{Q}_1 = 0.6\dot{Q}$$

Abbildung 7 demonstriert den Einfluss der Tuning-Parameter ScaleYAxis sowie ScaleZAxis. Die Möglichkeiten der Adaption des resultierenden Temperaturfeldes unter zusätzlicher Verwendung des Tuning-Parameters ZOffset (Verschiebung der Punktquelle Q2 in z-Richtung) an die jeweilige experimentelle Nahtform ist in Abbildung 8 dargestellt. Mit den gewählten Tuning-Parametern ist damit das Modell zur Temperaturfeldberechnung und zur Vorhersage der Schmelzlinienformen beim Hybridschweißen anwendbar.



**Abbildung 7** a) Einfluss der Skalierung in y-Richtung und b) Einfluss der Skalierung in z-Richtung auf das Temperaturfeld



**Abbildung 8** Adaptionmöglichkeiten des resultierenden Temperaturfeldes bei unterschiedlichen Tuning-Parametern

## 5 Anwendung des Kalibrierungsalgorithmus

### 5.1 Funktionsweise

Nach Definition geeigneter Tuning-Parameter kann das Wärmetransportmodell lokal gegen eine Vielzahl von experimentellen Datensätzen kalibriert werden. Jeder experimentell ermittelten Nahtform können damit Tuning-Parameter zugeordnet werden, welche zu einer optimalen lokalen Reproduktion durch das phänomenologische Modell führen.

Basierend auf den experimentellen Werten wird zunächst ein geeigneter globaler Tuning-Parameterraum definiert, dessen Dimension sich nach der Anzahl der Tuning-Parameter richtet. Auf diesem werden zufallsgeneriert eine bestimmte Anzahl von Simulationen durchgeführt.

Die Simulationsergebnisse  $R_{\text{sim}}$  und die dazugehörigen Tuning-Parameter  $P_{\text{TUN}}$  werden genutzt, um ein neuronales Netzwerk zu trainieren, Abbildung 9. Dieses ermöglicht die Vorhersage eines Tuning-Parametersets für die experimentelle Nahtform, gegen welche das phänomenologische Modell kalibriert wird, Abbildung 10 a). Nach Verschiebung des lokalen Gebietes um das geschätzte Tuning-Parameterset (Abbildung 10 b) kann somit jedem Experiment ein signifikantes Set an Tuning-Parametern zugeordnet werden, für welches das phänomenologische Modell die geringsten Abweichungen zum Experiment aufweist, Abbildung 10 c). Mit den gesammelten Daten

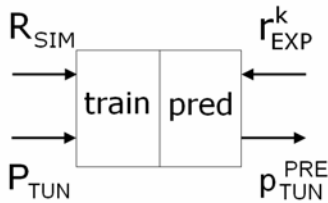


Abbildung 9 Training des lokalen neuronalen Netzwerkes

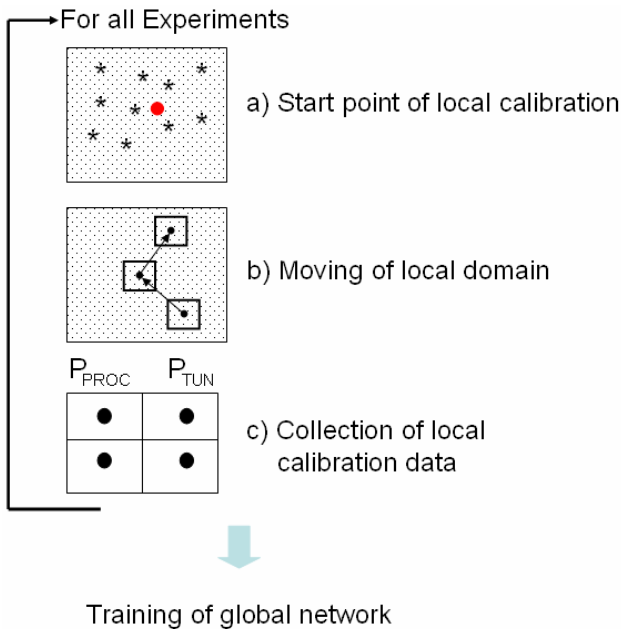


Abbildung 10 Übersicht des Kalibrierungsalgorithmus

der lokalen Kalibrierungen wird dann ein globales neuronales Netzwerk trainiert, Abbildung 11. Dieses ermöglicht die Ableitung der Tuning-Parameter des phänomenologischen Modells aus beliebigen Prozess-Parameter und damit die Durchführung entsprechender Simulationen.

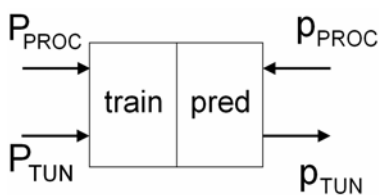


Abbildung 11 Training des globalen neuronalen Netzwerkes

Damit ist der in Abbildung 3 veranschaulichte Anspruch der Abbildung von Prozess-Parametern auf Tuning-Parameter des phänomenologischen Modells gewährleistet. Diese Abbildung führt zu einer Erhöhung der Leistungsfähigkeit des phänomenologischen Modells, wobei der direkte Bezug zu experimentellen Werten hervorzuheben ist.

### 5.2 Qualität der lokalen Kalibrierung

Die Vielfalt an Nahtformen beim Hybridschweißen erfordert eine hohe Flexibilität des phänomenologischen Modells während der lokalen Kalibrierung. In Abbildung 12 ist

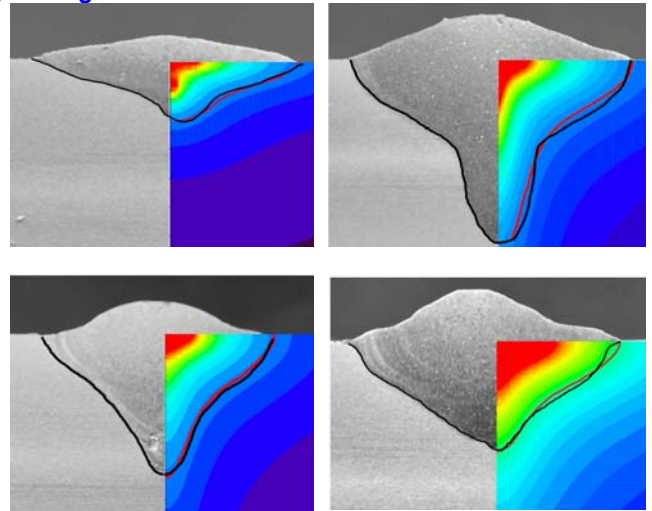


Abbildung 12 Ergebnisse der lokalen Kalibrierung (rote Kure) für ausgewählte Nahtformen (schwarze Kure)

für ausgewählte Schmelzlinienformen der experimentelle Verlauf sowie die berechnete Nahtform dargestellt. Die lokale Kalibrierung zeichnet sich durch eine sehr gute Approximation der experimentellen Nahtform durch das phänomenologische Modell aus.

In Abbildung 13 ist für einen lokalen Kalibrierungsvorgang der Verlauf der Berechnungsgrößen dargestellt. Mit Abnahme der Bewegungsintensität des lokalen Tuning-Parametertraumes konvergieren die entsprechenden Nahtformparameter gegen den experimentellen Wert von  $b=7,7$  mm;  $\alpha_i=6,2$ mm,  $m_i=3,2$ mm;  $u_i=1,8$ mm,  $t=4,5$ mm. Bereits nach fünfmaliger Korrektur der initialen Schätzung wurde eine genügende Genauigkeit erzielt.

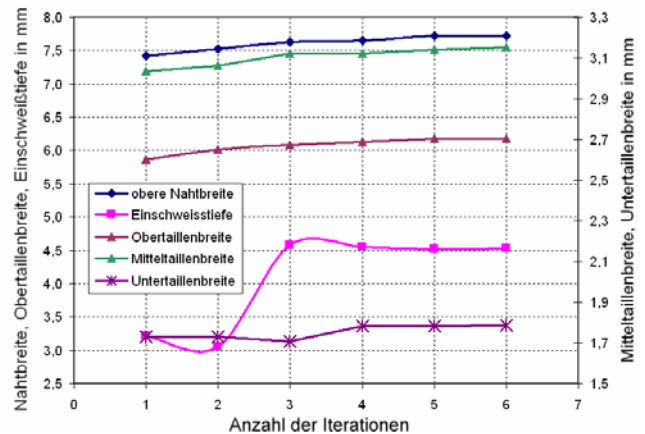


Abbildung 13 Verlauf der Berechnungsgrößen während eines lokalen Kalibrierungsvorganges

### 5.3 Qualität der globalen Kalibrierung

Nach erfolgter lokaler Kalibrierung des phänomenologischen Modells gegen die Gesamtheit an experimentellen Nahtformen erfolgt basierend auf den erhaltenen Tuning-Parametern und den dazugehörigen Prozess-Parametern das Training des globalen Kalibrierungsnetzwerkes (vergl. Abbildung 11) welches die für die Durchführung von Experimenten erforderliche Vorhersage von Tuning-Parametern ermöglicht.

In Abbildung 14 sind exemplarisch für die obere Nahtbreite die experimentellen Werte sowie die Ergebnisse der

lokalen und globalen Kalibrierung über der Gesamtstreckenenergie aller Experimente aufgetragen. Mit Hinblick auf die geringe mittlere Abweichung der lokalen Kalibrierung ist der hohe Approximationsgrad der experimentellen Nahtformen durch das phänomenologische Modell gewährleistet. Die Berechnungsergebnisse basierend auf der globalen Voraussage von Tuning-Parametern verdeutlichen die Glättungseigenschaften des neuronalen

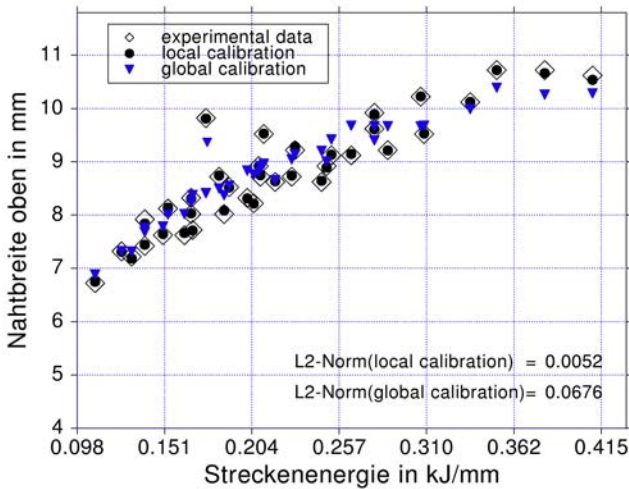


Abbildung 14 Gegenüberstellung von experimentellen Werten mit Simulationsergebnissen basierend auf lokaler und globaler Kalibrierung

Netzwerkes. Dadurch kann die lokale Kalibrierung gegen Messabweichungen kompensiert und die Zuverlässigkeit der Voraussage gewährleistet werden.

Die Fähigkeit des Gesamtmodells, für beliebige Prozess-Parameter Simulationen durchzuführen, soll mit Abbildung 15 nachgewiesen werden. Hier wurden unter Verwendung des globalen Kalibrierungsnetzwerkes Tuning-Parameter vorhergesagt, die nicht Bestandteil der Trainingsdaten des globalen Kalibrierungsnetzwerkes waren und somit eine objektive Bewertung der nichtlinearen Approximation gestatten. Die korrespondierenden Simulationsergebnisse weisen eine nur geringfügige Abweichung von den experimentellen Ergebnissen auf.

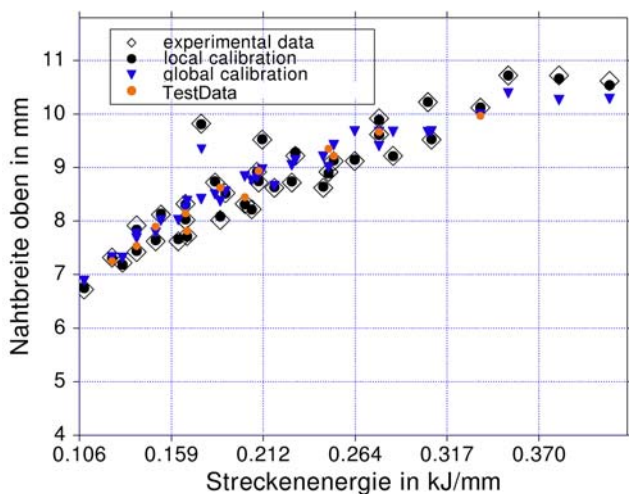


Abbildung 15 Vorhersage von Tuning-Parametern die nicht Bestandteil der Trainingsdaten des globalen Netzwerkes waren

## 6 Anwendung des Ersatzsystemes

### 6.1 Vorhersage der Nahtgeometrie

In vielen Bereichen der Technik lassen sich für spezielle Aufgabenstellungen keine bzw. nur sehr schwer Algorithmen zur Beschreibung finden. Insbesondere bei der Modellierung von komplexen physikalischen Prozessen scheint die Anwendung neuronaler Netzwerke eine Alternative zur mathematischen Modellbildung zu sein.

Ein neuronales Netzwerk besteht aus einer Vielzahl von Neuronen, welche durch gerichtete und gewichtete Verbindungen miteinander verknüpft sind. Diese Vielzahl einfacher Verarbeitungseinheiten (Neuronen) kennzeichnen die Leistungsfähigkeit eines neuronalen Netzwerkes. Diese besteht in einem Netzverhalten, welches die Lösung von Aufgaben ermöglicht, deren Lösungen durch Beispiele beschrieben werden. Basierend auf diesen Beispielen (Trainingsdaten) kann das Netzverhalten dahingehend trainiert werden, dass auch unbekannte Eingaben (Testdaten) zu einem gewünschtem Ergebnis führen. Diese Eigenschaft eines neuronalen Netzwerkes wird als Generalisierungsfähigkeit bezeichnet. Die Informationsverarbeitung mit neuronalen Netzwerken kann daher als empirisches Modellieren angesehen werden.

Die Vorhersage der Nahtgeometrie basierend auf Prozess-Parametern kann als direkte Problemstellung analog zur Durchführung von Simulationen definiert werden. Das neuronale Netzwerk ist somit das Ersatzsystem zum phänomenologischen Modell. In Abbildung 16 ist der Trainingsvorgang des neuronalen Netzwerkes zur Vorhersage der Nahtgeometrie dargestellt.

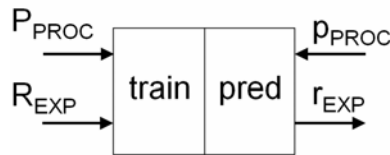


Abbildung 16 Neuronales Netzwerk zur Vorhersage der Nahtgeometrie

Die Prozess-Parameter  $P_{PROC}$  sind dabei die Laserleistung, Lichtbogenleistung sowie Schweißgeschwindigkeit. Die experimentellen Daten  $R_{EXP}$  der Nahtform sind gemäß Abbildung 4 die Nahtbreite, Nahtüberhöhung, Ober-, Mittel- und Untertailenbreite sowie die Einschweißtiefe.

Aufgrund des nahezu linearen Zusammenhanges zwischen der Lichtbogenleistung und dem Drahtvorschub, ist dieser Prozess-Parameter nicht maßgeblich für die gesuchte Korrelation. Im Vorhersagemodus des Netzwerkes kann für beliebige Prozess-Parameter  $P_{PROC}$  eine Schmelzlinienform vorhergesagt werden. In Abbildung 17 ist dieser Sachverhalt exemplarisch dargestellt. Zu beachten ist jedoch die teilweise asymmetrische Nahtform der durchgeführten Experimente.

Die reine Reproduktion experimenteller Daten durch ein neuronales Netzwerk ermöglicht es, Korrelationen zwischen den einzelnen Prozess-Parametern und der Schmelzlinienform zu ermitteln. Ein wesentlicher Aspekt ist jedoch die Vorhersage von Nahtformen für Prozess-Parameter, die nicht Bestandteil der Trainingsdaten waren. Im Rahmen der Versuchsschweißungen nach [J104] wurden 36 Schweißungen durchgeführt. Der Prozess-



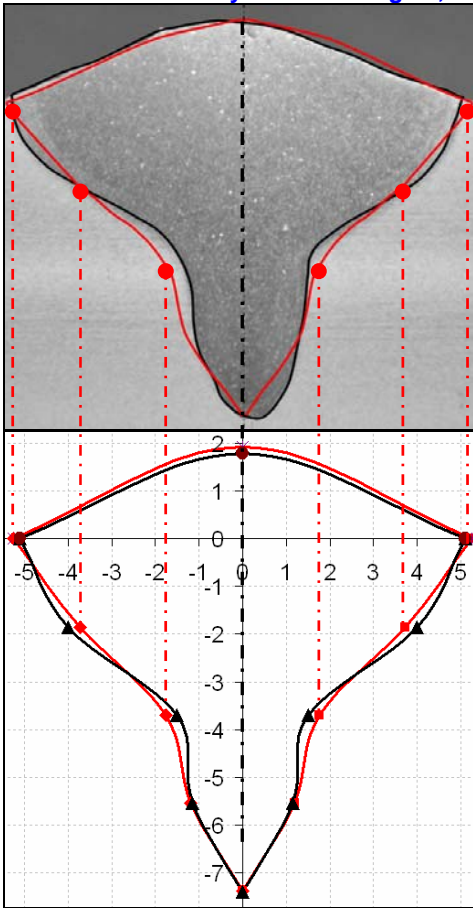


Abbildung 17 Vorhergesagte Nahtform (rote Kurve) im Vergleich zum Experiment (schwarze Kurve)

Parameterraum sowie die für die Validierung verwendeten Testdaten sind in Abbildung 18 dargestellt. Die Testdaten umfassen damit eine Menge von 12 Prozess-Parametern mit dazugehörigen Nahtformen. Als Trainingsdaten liegen somit 24 Datensätze vor. Die Ergebnisse der Vorhersage für die 12 Testdatensätze sind in der Abbildung 19 und Abbildung 20 dargestellt.

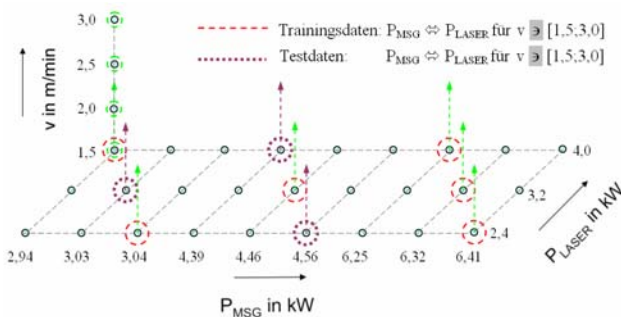


Abbildung 18 Auswahl von Testdaten aus dem Prozess-Parameterraum zur Validierung des Ersatzsystems

Betrachtet man die Trendlinien der Datensätze, so ist die Abweichung zur ersten Winkelhalbierenden der Schmelzlinienkurve sehr gering. Lediglich die Mitteltailenbreite weist höhere Abweichungen auf. Da die Vorhersage der Schmelzlinienformen für Prozess-Parameter erfolgte, die nicht Bestandteil der Trainingsdaten waren, ist die Qualität der Vorhersage akzeptabel. Basierend auf der Einführung des Parametersystems nach JI04 zur Beschreibung

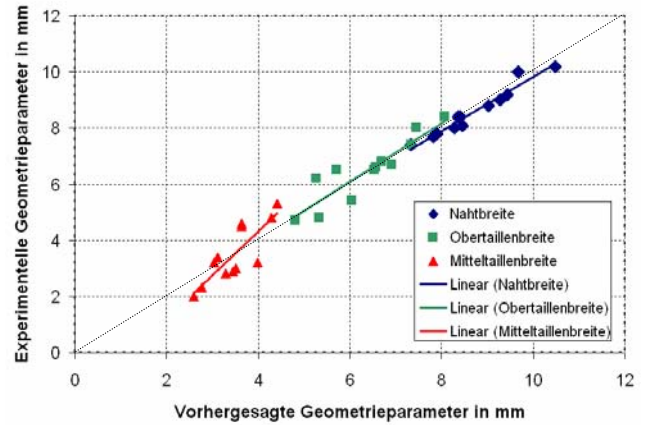


Abbildung 19 Vorhergesagte Geometrieparameter (Testdaten)

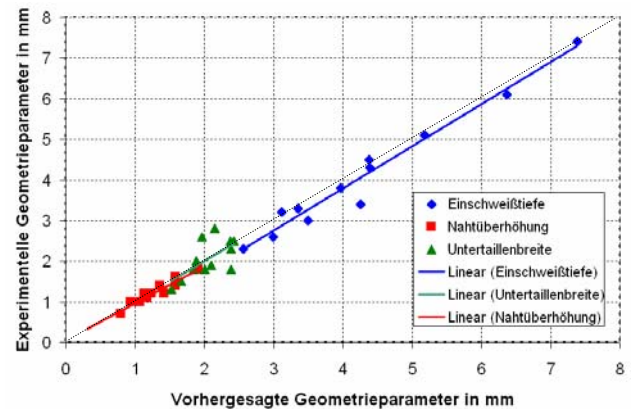


Abbildung 20 Vorhergesagte Geometrieparameter (Testdaten)

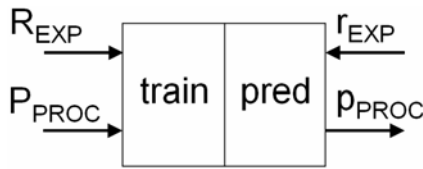
der Nahtformen beim Hybridschweißen ermöglichen empirische Modellierungstechniken die Vorhersage der komplexen Nahtgeometrie für beliebige Prozess-Parameter.

## 6.2 Inverse Problemstellung

Eine wichtige Fragestellung bei der Untersuchung von Schweißverfahren ist die Ermittlung von Prozess-Parametern, die zu einer bestimmten Nahtform führen. Diese Art der Problemstellung wird als inverses Problem bezeichnet. Zahlreiche Publikation widmen sich der Abschätzung von Prozess-Parametern, mit denen sich die gewünschte Schweißnaht erzielen lässt [HOL99, CHR03]. Die Minimierung der Zielfunktion, welche die Abweichung vom derzeitigen zum gewünschten Ergebnis beschreibt, erfolgt durch Standard-Optimierungsmethoden [ALK97]. Wie in Abschnitt 6.1 dargestellt, eignen sich neuronale Netzwerke als nicht-lineare Regressionsmodelle, experimentelle Daten nachzubilden. Die Lösung inverser Problemstellungen mit neuronalen Netzwerken ist ebenfalls möglich, wodurch deren Verbreitung in der Schweißprozesssimulation [RAU96] begründet ist.

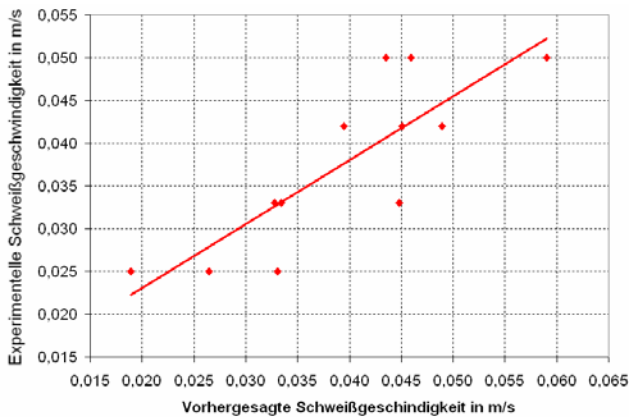
Analog zu Abbildung 16 wird basierend auf dem Prozess-Parameterraum nach Abbildung 18 für die gewählten 12 Testdaten und 24 Trainingsdaten ein Netzwerk trainiert. Wie in Abbildung 21 dargestellt ist es möglich, für beliebige Nahtformparameter die korrespondierenden Prozess-Parameter vorherzusagen.

Die Vorhersagewerte für die Prozess-Parameter sind in Abbildung 22 und Abbildung 23 dargestellt. Die absoluten

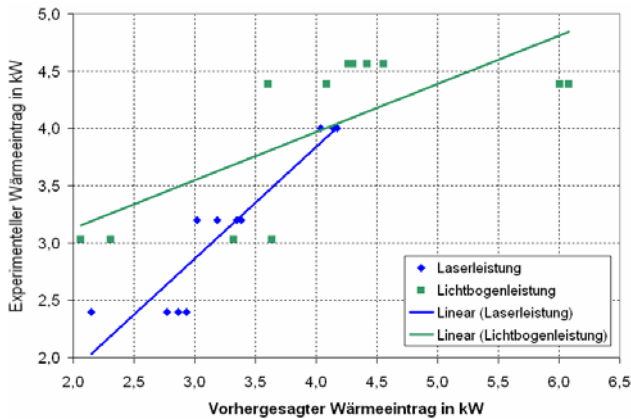


**Abbildung 21** Training des neuronalen Netzwerkes zur Vorhersage der Prozess-Parameter, die zu einer gewünschten Nahtform führen

und relativen Abweichungen der Vorhersagewerte gegenüber den Testdaten sind in Tabelle 2 dargestellt. Die geringsten Abweichungen sind für die Vorhersage der Laserleistung  $P_{Laser}$  erzielt worden. Die Vorhersagewerte für



**Abbildung 22** Vorhergesagte Schweißgeschwindigkeit



**Abbildung 23** Vorhergesagter Wärmeeintrag  $P_{Laser}$  und  $P_{MSG}$

die Lichtbogenleistung  $P_{MSG}$  sowie die Schweißgeschwindigkeit  $v$  weisen höhere Abweichungen auf. Der Maximalwert der relativen Abweichung beträgt für die Lichtbogenleistung 38 %, was einer absoluten Abweichung von 1,69 kW entspricht. Für die Schweißgeschwindigkeit beträgt die maximale relative Abweichung 36 %, was einer absoluten Abweichung von 0,012 m/s entspricht. Die Lösung des inversen Problems kann als zufriedenstellend bewertet werden, wenn man ausgehend von den vorhergesagten Prozess-Parametern eine Verbesserung des Ergebnisses durch zusätzlichen Einsatz klassischer Optimierungsmethoden vornimmt [WEI04].

**Tabelle 2** Relative und absolute Abweichung der vorhergesag-

$P_{Laser}$		$P_{MSG}$		$v_{Schweißen}$	
relativ in %	absolut in kW	relativ in %	absolut in kW	relativ in %	absolut in m/s
6	-0,18	32	-0,97	8	-0,004
22	0,53	3	-0,14	13	-0,006
0	0,00	24	-0,72	7	0,003
19	0,46	6	-0,26	6	-0,003
4	0,18	38	1,69	18	0,009
6	0,18	10	0,29	36	0,012
4	0,15	37	1,61	17	0,007
16	0,37	0	0,00	0	0,000
5	0,15	20	0,61	32	0,008
4	0,14	18	-0,78	0	0,000
11	-0,25	6	-0,29	24	-0,006
1	0,04	7	-0,30	6	0,001

ten Prozess-Parameter gegenüber den Testdaten

## 7 Zusammenfassung

Eine Methode zur automatischen Kalibrierung phänomenologischer Prozessmodelle wurde vorgestellt. Basierend auf durchgeführten Laser-MSG-Hybridschweißungen konnte unter Verwendung von Geometrieparametern die analytische Lösung für das Temperaturfeld zweier überlagerter Punktquellen mit hinreichender Genauigkeit gegen experimentelle Daten kalibriert werden.

Vereinfachungen bei der Modellierung sowie Fehler in den thermo-physikalischen Stoffdaten konnten durch die Kalibrierung kompensiert werden. Dies führt zu einer erheblichen Leistungssteigerung gegenüber herkömmlichen Simulationsmodellen. Die neuartige Struktur des Simulationsmodells ist durch die Differenzierung in phänomenologisches Modell und Kalibrierungsmodell basierend auf empirischen Modellierungstechniken gekennzeichnet. Hervorzuheben ist hierbei der direkte Bezug zu experimentellen Daten.

Weiterhin wurden die Möglichkeiten zur Lösung direkter und inverser Probleme unter Verwendung neuronaler Netzwerke demonstriert. Die damit mögliche Vorhersage der Prozess-Parameter für eine gewünschte Nahtform stellt beim Hybridschweißen von Aluminiumlegierungen mit Hinblick auf die Vermeidung von Prozessporen ein großes Potential dar.

## 8 Danksagung

Die Arbeit eines Autors wurde vom Danish Research Council gefördert. Die Autoren danken Dr. Kim H. Christensen von Force Technology, Copenhagen für seine umfangreiche Unterstützung und die bereichernden Diskussionen zu Fragen empirischer Modellierung.

## 9 Schrifttum

ALK 97 Al-Khalidy, N.: Application of optimization methods for solving inverse phase-change problems, Taylor & Francis Ltd: Numerical Heat Transfer, Part B: Fundamentals,



- CHA 97 Chan B., Pacey J., Bibby, M.: Estimating optimal welding parameters using artificial neuronal network technology, San Francisco (USA) American Welding Society: Proc. 7th Int. Conf. on Computer Technology in Welding, 518-525, July 1997
- CHR 03 Christensen, K. H.: Arc Welding Automation, Process Modeling & Control Based on Neural Networks, Ph.D.thesis, Technical University of Denmark, Copenhagen 2003
- CHR 04 Christensen, K.H., Weiß, D.W., Holtz, R.: Method for automatic calibration of phenomenological process models, Danish Patent application, 2004
- HOL 99 Holtz, R., Weiss, D.: Experimental and Numerical Investigation of TIG-Nd:YAG Laser Hybrid Welding, Joining Processes, JOM seminar, Helsingor 1999
- JI 04 Ji, J., Jasnau, U., Seyffarth, P: Betrachtung der Nahtgeometrie beim Nd:YAG-Laser-MSG-Hybridschweißen von Aluminiumlegierungen, Interner Forschungsbericht, SLV M-V, Rostock, 2004
- KRV 02 Krivtsun, I.: Hybrid Laser-Arc Processes in Welding and Material Treatment, Paton Electric Welding Institute, National Academy of Sciences of Ukraine, 2002
- RAD 93 Radaj, D.: Heat Effects of Welding, Springer-Verlag, Heidelberg 1993
- ROS 41 Rosenthal, D.: Mathematical theory of heat distribution during welding and cutting, Welding Journal 20(5): p.220-234, 1941
- RAU 96 Raudensky; M. Horsky; J., Krejsa; J., Slama J.: Usage of Artificial Intelligence Methods in Inverse Problems for Estimation of Material Parameters, International Journal of Numerical Methods for Heat and Fluid Flow, Vol.6 Issue.8, p. 19-29, 1996
- SUD 96 Sudnik, W.; Radaj, D.; Erofeew, W.: Computerized simulation of laser beam welding, modelling and verification, Journal of applied physics, Vol.29 Issue.11, p. 2811-2817, 1996
- STA 99 Startsev, V.N.: Numerical analysis of the effect of laser radiation on the plasma of a welding arc, Inzhenerno-Fizicheskii Zhurnal, Vol.72 Issue.5, p. 951-957, 1999
- WEI 04 Weiss, D., Christensen, K.H., Kristensen, J.K.: Acceleration of numerical solution of inverse problems in gas metal arc welding, Conference Proceedings, 14th Int. Computer Technology in Welding and Manufacturing, Sheffield, UK, 2004
- ZAC 95 Zacharia, T.; Vitek, J.M.; Goldak, J.A.; DebRoy, T.A.; Rappaz, M.; Bhadeshia, H.K.D.H.: Modeling of fundamental phenomena in welds, Inst. of Physics Pub. Ltd: