

(12) NACH DEM VERTRAG ÜBER DIE INTERNATIONALE ZUSAMMENARBEIT AUF DEM GEBIET DES PATENTWESENS (PCT) VERÖFFENTLICHTE INTERNATIONALE ANMELDUNG

(19) Weltorganisation für geistiges Eigentum
Internationales Büro

(43) Internationales Veröffentlichungsdatum
02. Januar 2020 (02.01.2020)



(10) Internationale Veröffentlichungsnummer
WO 2020/001711 A1

- (51) Internationale Patentklassifikation:
G06K 9/00 (2006.01) *G06K 9/62* (2006.01)
- (21) Internationales Aktenzeichen: PCT/DE2019/200066
- (22) Internationales Anmeldedatum:
28. Juni 2019 (28.06.2019)
- (25) Einreichungssprache: Deutsch
- (26) Veröffentlichungssprache: Deutsch
- (30) Angaben zur Priorität:
10 2018 210 768.8
29. Juni 2018 (29.06.2018) DE
- (71) Anmelder: **RENUMICS GMBH** [DE/DE]; Adenauerring
4, 76131 Karlsruhe (DE).
- (72) Erfinder: **SUWELACK, Stefan**; Schwanenring 15, 76272
Ettlingen (DE). **STOLL, Markus**; Liststraße 22, 76185
Karlsruhe (DE). **SLAVETINSKY, Steffen**; Luisenstraße
88, 76137 Karlsruhe (DE).
- (74) Anwalt: **ULLRICH & NAUMANN**; Schneidmühlstraße
21, 69115 Heidelberg (DE).
- (81) Bestimmungsstaaten (soweit nicht anders angegeben, für
jede verfügbare nationale Schutzrechtsart): AE, AG, AL,
AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY,
BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DJ, DK, DM, DO,
DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN,
HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP,
KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME,
MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ,
OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA,

(54) Title: METHOD FOR RATING A STATE OF A THREE-DIMENSIONAL TEST OBJECT, AND CORRESPONDING RATING SYSTEM

(54) Bezeichnung: VERFAHREN ZUM BEWERTEN EINES ZUSTANDS EINES DREIDIMENSIONALEN PRÜFOBJEKTS UND ENTSPRECHENDES BEWERTUNGSSYSTEM

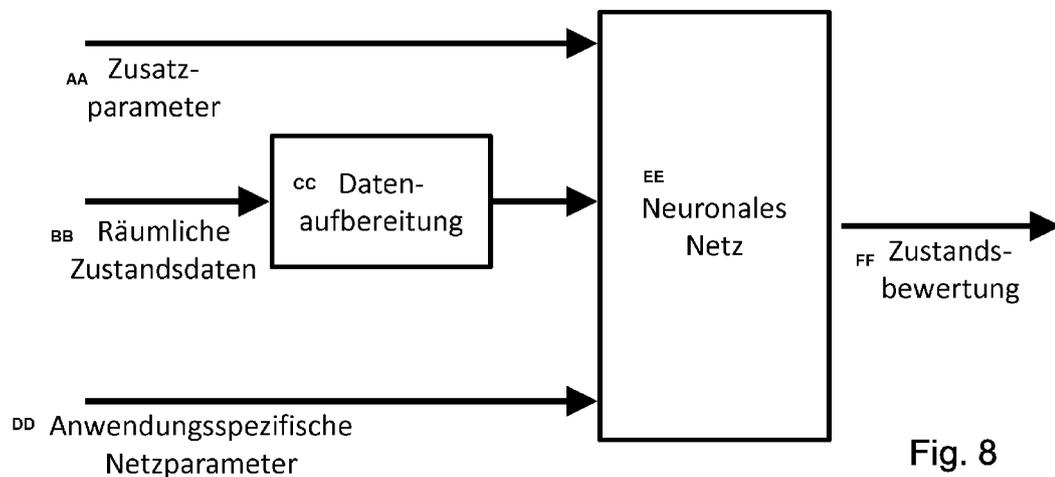


Fig. 8

- AA Supplementary parameters
- BB Spatial state data
- CC Data conditioning
- DD Application-specific network parameters
- EE Neural network
- FF State rating

(57) Abstract: A method for rating a state of a three-dimensional test object by taking into consideration a prescribed assessment task and by using a rating system comprising a neural network, wherein a training data record is provided and/or used that comprises multiple state data points from one or more three-dimensional training objects, wherein the training data record comprises a known state rating in regard to the prescribed assessment task for each of the state data points, wherein the rating system is adapted to the prescribed assessment task by parameterising the neural network of the rating system by using the training data record in a training process, and wherein an execution process involves the adapted rating system being used to calculate a state rating for a prescribed state data point of the test object. In addition, a corresponding rating system and a computer program product are disclosed.

WO 2020/001711 A1

SC, SD, SE, SG, SK, SL, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN,
TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW.

- (84) Bestimmungsstaaten** (soweit nicht anders angegeben, für jede verfügbare regionale Schutzrechtsart): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), eurasisches (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), europäisches (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG).

Veröffentlicht:

- mit internationalem Recherchenbericht (Artikel 21 Absatz 3)

(57) Zusammenfassung: Ein Verfahren zum Bewerten eines Zustands eines dreidimensionalen Prüfobjekts unter Berücksichtigung einer vorgegebenen Beurteilungsaufgabe und unter Nutzung eines Bewertungssystems, das ein neuronales Netz umfasst, wobei ein Trainingsdatensatz bereitgestellt und/oder verwendet wird, der mehrere Zustandsdatenpunkte von einem oder mehreren dreidimensionalen Trainingsobjekten umfasst, wobei der Trainingsdatensatz in Bezug auf die vorgegebene Beurteilungsaufgabe für jeden der Zustandsdatenpunkte eine bekannte Zustandsbewertung umfasst, wobei zur Anpassung des Bewertungssystems an die vorgegebene Beurteilungsaufgabe das neuronale Netz des Bewertungssystems unter Nutzung des Trainingsdatensatzes in einem Trainingsprozess parametrisiert wird, und wobei in einem Ausführungsprozess mit dem angepassten Bewertungssystem für einen vorgegebenen Zustandsdatenpunkt des Prüfobjekts eine Zustandsbewertung berechnet wird. Des Weiteren ist ein entsprechendes Bewertungssystem und ein Computerprogrammprodukt offenbart.

VERFAHREN ZUM BEWERTEN EINES ZUSTANDS EINES DREIDIMENSIONALEN PRÜFOBJEKTS UND ENTSPRECHENDES BEWERTUNGSSYSTEM

5

Die Erfindung betrifft ein Verfahren zum Bewerten eines Zustands eines dreidimensionalen Prüfobjekts.

10

Des Weiteren betrifft die Erfindung ein Bewertungssystem zum Bewerten eines Zustands eines dreidimensionalen Prüfobjekts.

Schließlich betrifft die Erfindung ein entsprechendes Computerprogrammprodukt.

15

Aus der Praxis ist es bekannt, dass in vielen Bereichen des Produktlebenszyklus, wie beispielsweise in der Entwicklung oder Wartung, die genaue Beurteilung des physikalischen Zustandes eines mechanischen bzw. eines technischen Systems ein wichtiges Kriterium für ingenieurtechnische Entscheidungen ist. Zu diesen Entscheidungen gehören beispielsweise die Auslegung von Sicherheitsmargen oder Wartungsintervallen. Durch Messungen oder Simulationen wird dabei ein digitales Abbild des mechanischen bzw. des technischen Systems erzeugt (digitaler Zwilling), auf dem der Systemzustand als diskretisiertes Skalar- oder Vektorfeld gegeben ist, zum Beispiel in Form einer Temperatur-, Druck- oder Spannungsverteilung.

20

25

In der Praxis erfolgt die Beurteilung von physikalischen Zuständen eines mechanischen Systems weitestgehend manuell durch entsprechende Experten. Die Beurteilung erfolgt dabei auf Grundlage der persönlichen Erfahrung des Experten. Bei der Beurteilung wird ein Tensorfeld typischerweise durch geeignete computerbasierte Visualisierungsprogramme dargestellt. Diesbezüglich sei beispielsweise auf die Nichtpatentliteratur „Kratz, A., Schoeneich, M., Zobel, V., Burgeth, B., Scheuermann, G., Hotz, I. und Stommel, M. (2014, March): *Tensor visualization driven mechanical component design. In Visualization Symposium (PacificVis), 2014 IEEE Pacific (pp. 145-152). IEEE*“ verwiesen. Oft werden zusätzlich zu dem Tensorfeld auch zusätzliche Informationen wie beispielsweise Zeitstempel oder einfache numerische Daten, zum Beispiel Frequenzen, zur Beurteilung herangezogen. Bei der

30

manuellen Beurteilung ist jedoch besonders nachteilig, dass sie sehr zeitintensiv und stark von der persönlichen und subjektiven Erfahrung des Experten abhängig sind. So ist die manuelle Beurteilung auch anfällig für menschliche Flüchtigkeitsfehler und schwer reproduzierbar. Fig. 1 veranschaulicht die manuelle Beurteilung durch einen Experten, die in der Praxis als typisches Vorgehen bei der Beurteilung von mechanischen Systemen gilt.

Um den beschriebenen Nachteilen der manuellen Beurteilung zu begegnen, ist es wünschenswert den Beurteilungsprozess zu automatisieren. Dafür ist es nötig, das anwendungsspezifische menschliche Expertenwissen im Computer abzubilden. Seit den 1990er Jahren wird dazu auf dem Gebiet des Knowledge-based Engineering (KBE) geforscht. Hierzu sei beispielsweise auf die Nichtpatentliteratur „*Verhagen, W. J., Bermell-Garcia, P., van Dijk, R. E. und Curran, R.: A critical review of Knowledge-Based Engineering: An identification of research challenges. Advanced Engineering Informatics 26 (2012), 5-15*“ verwiesen. Die Grundidee ist, über Regeln und Ontologien die entsprechenden Entscheidungspfade zu beschreiben. Um diese Verfahren auf sub-symbolische Daten wie Tensorfelder anwenden zu können, müssen zunächst anwendungsspezifische Merkmale wie zum Beispiel statistische Größen innerhalb von Regionen oder Bauteilen extrahiert werden. Fig. 2 veranschaulicht eine automatische Beurteilung des Systemzustandes eines mechanischen Systems, wobei durch die Definition von anwendungsspezifischen Merkmalen in einigen Fällen eine regelbasierte Automatisierung möglich wird.

Obwohl derartige regelbasierte Automatisierungslösungen im Einzelfall sehr wertvoll sein können, haben sie auch erhebliche Nachteile: Die Formulierung anwendungsspezifischer Regeln und Merkmale ist äußerst aufwändig und das so abgebildete Wissen kann meist nur schlecht oder gar nicht auf andere Anwendungen transferiert werden. Ferner bleibt die Genauigkeit stark hinter der Beurteilungsfähigkeit menschlicher Experten zurück.

Gegenüber dem regelbasierten KBE sind aus der Praxis auch Verfahren bekannt, die eine automatische Beurteilung des Systemzustandes auf Basis von Merkmalsdefinition und maschineller Lernverfahren durchführen. Dabei ist jedoch problema-

tisch, dass bei Anwendungen auf Systemzuständen, welche als Tensorfelder gegeben sind, weiterhin zunächst anwendungsspezifische Merkmale zur Dimensionsreduktion extrahiert werden müssen. Fig. 3 veranschaulicht die automatische Beurteilung des Systemzustands eines mechanischen Systems anhand einfacher maschi-

5 neller Lernverfahren, wobei die maschinellen Lernverfahren die Definition anwendungsspezifischer Merkmale zur Beurteilung von Systemzuständen benötigen. Zur Extrahierung der anwendungsspezifischen Merkmale verwenden Verfahren aus der Praxis aufwändige Methoden wie spektrale Analysen, Diffusionskarten oder stochastische Verfahren. Hierzu sei beispielsweise auf die Nichtpatentliteratur

10 „Garcke, J., Iza-Teran, R., (2017): *Machine Learning Approaches for Data from Car Crashes and Numerical Car Crash Simulations, NAFEMS 2017*“ und „Martin, I., & Bestle, D. (2018): *Automated eigenmode classification for airfoils in the presence of fixation uncertainties. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 67, 187-196*“ verwiesen. Wesentliche Nachteile dieser Ansätze sind jedoch der hohe Aufwand

15 zur Identifikation geeigneter anwendungsspezifischer Merkmale (Feature Engineering) sowie die im Vergleich mit dem menschlichen Experten deutlich geringere Genauigkeit.

Somit obliegt die Interpretation und Klassifikation des jeweiligen Systemzustandes

20 eines mechanischen bzw. technischen Systems derzeit in der Regel menschlichen Experten, die ausgehend von einer Visualisierung des Systemzustandes aufgrund ihrer Erfahrung eine Entscheidung treffen. Dieses Vorgehen ist subjektiv und fehleranfällig. Bisherige aus der Praxis bekannte Ansätze zur Automatisierung solcher Klassifikationen basieren auf regelbasierten Ansätzen. Dabei werden vordefinierte

25 Merkmale extrahiert (zum Beispiel Maximalwert, Mittelwert, Histogramme), die dann mit einem einfachen Verfahren (zum Beispiel Schwellwertverfahren) klassifiziert werden. Diese Ansätze sind jedoch stark problemspezifisch, schwierig zu warten und erreichen nicht die Genauigkeit von menschlichen Experten.

30 Der vorliegenden Erfindung liegt daher die Aufgabe zugrunde, ein Verfahren zum Bewerten eines Zustands eines dreidimensionalen Prüfobjekts der eingangs genannten Art derart auszugestalten und weiterzubilden, dass eine verbesserte Zu-

standsbewertung, insbesondere im Hinblick auf Effizienz und/oder Genauigkeit, ermöglicht ist. Des Weiteren soll ein entsprechendes Bewertungssystem sowie ein entsprechendes Computerprogrammprodukt angegeben werden.

5 Erfindungsgemäß wird die voranstehende Aufgabe durch die Merkmale des An-
spruches 1 gelöst. Danach ist ein Verfahren zum Bewerten eines Zustands eines
dreidimensionalen Prüfobjekts unter Berücksichtigung einer vorgegebenen Beurteil-
lungsaufgabe und unter Nutzung eines ein neuronales Netz umfassenden Bewer-
tungssystems angegeben, wobei ein Trainingsdatensatz bereitgestellt und/oder ver-
10 wendet wird, der mehrere Zustandsdatenpunkte von einem oder mehreren dreidi-
mensionalen Trainingsobjekten umfasst, wobei der Trainingsdatensatz in Bezug auf
die vorgegebene Beurteilungsaufgabe für jeden der Zustandsdatenpunkte eine be-
kannte Zustandsbewertung umfasst, wobei zur Anpassung des Bewertungssystems
an die vorgegebene Beurteilungsaufgabe das neuronale Netz des Bewertungssys-
15 tems unter Nutzung des Trainingsdatensatzes in einem Trainingsprozess paramet-
risiert wird, und wobei in einem Ausführungsprozess mit dem angepassten Bewer-
tungssystem für einen vorgegebenen Zustandsdatenpunkt des Prüfobjekts eine Zu-
standsbewertung berechnet wird.

20 Die voranstehende Aufgabe ist des Weiteren durch die Merkmale des Anspruchs
17 gelöst. Danach ist ein Bewertungssystem zum Bewerten eines Zustands eines
dreidimensionalen Prüfobjekts unter Berücksichtigung einer vorgegebenen Beurteil-
lungsaufgabe angegeben, wobei das Bewertungssystem ein, vorzugsweise tiefes,
neuronales Netz umfasst, wobei das Bewertungssystem derart ausgebildet ist, dass
25 ein Trainingsdatensatz verwendbar ist, der mehrere Zustandsdatenpunkte von ei-
nem oder mehreren dreidimensionalen Trainingsobjekten umfasst, wobei der Trai-
ningsdatensatz in Bezug auf die vorgegebene Beurteilungsaufgabe für jeden der
Zustandsdatenpunkte eine bekannte Zustandsbewertung umfasst, wobei das Be-
wertungssystem weiterhin derart ausgebildet ist, dass zur Anpassung an die vorge-
30 gebene Beurteilungsaufgabe das neuronale Netz unter Nutzung des Trainingsda-
tensatzes in einem Trainingsprozess parametrisierbar ist, und dass nach der An-
passung an die vorgegebene Beurteilungsaufgabe in einem Ausführungsprozess
für einen vorgegebenen Zustandsdatenpunkt des Prüfobjekts eine Zustandsbewer-
tung berechenbar ist.

Schließlich ist die voranstehende Aufgabe durch die Merkmale des Anspruchs 18 betreffend ein Computerprogrammprodukt gelöst.

5 In erfindungsgemäßer Weise ist zunächst erkannt worden, dass es von erheblichem Vorteil ist, wenn im Rahmen einer automatischen Beurteilung von Zuständen eines Prüfobjekts eine – meist im Vorfeld stattfindende – Definition bzw. Identifikation von anwendungsspezifischen Merkmalen und Regeln weitestgehend vermieden werden kann. Erfindungsgemäß ist weiterhin erkannt worden, dass durch Verwendung eines neuronalen Netzes, insbesondere durch Verwendung eines tiefen neuronalen Netzes, eine Automatisierung herbeigeführt werden kann, die es erlaubt, dass – nach Durchführung eines Trainingsprozesses – ein Zustand des Prüfobjekts vollautomatisch beurteilbar bzw. bewertbar ist. Sobald das neuronale Netz auf eine spezielle vorgegebene Beurteilungsaufgabe angepasst bzw. trainiert worden ist, kann
10 das neuronale Netz den Zustand vorgegebener Eingabedaten, nämlich den Zustandsdatenpunkt des Prüfobjekts, auf Basis vorher – im Trainingsprozess anhand des Trainingsdatensatzes – eingelernter Zustände erkennen und bewerten. Dazu wird durch ein entsprechend trainiertes neuronales Netz die Zustandsbewertung für den Zustandsdatenpunkt des Prüfobjekts berechnet.

20 Die vorliegende Erfindung schlägt daher ein Verfahren vor, bei dem ein Zustand des dreidimensionalen Prüfobjekts unter Berücksichtigung einer vorgegebenen Beurteilungsaufgabe und unter Nutzung eines Bewertungssystems, das ein neuronales Netz umfasst, bewertet wird. Erfindungsgemäß wird zunächst ein Trainingsdatensatz bereitgestellt und/oder verwendet, der mehrere Zustandsdatenpunkte von einem oder mehreren dreidimensionalen Trainingsobjekten umfasst. Der Trainingsdatensatz umfasst dabei in Bezug auf die vorgegebene Beurteilungsaufgabe für jeden der Zustandsdatenpunkte eine bekannte Zustandsbewertung. Zur Anpassung des Bewertungssystems an die vorgegebene Beurteilungsaufgabe wird dann das neuronale Netz des Bewertungssystems unter Nutzung des Trainingsdatensatzes
25 in einem Trainingsprozess parametrisiert. Mit dem auf die vorgegebene Beurteilungsaufgabe angepassten neuronalen Netz kann dann das angepasste bzw. trainierte Bewertungssystem in einem Ausführungsprozess für einen vorgegebenen Zustandsdatenpunkt des Prüfobjekts eine Zustandsbewertung berechnen.

Folglich ist mit dem erfindungsgemäßen Verfahren eine verbesserte Zustandsbewertung, insbesondere im Hinblick auf Effizienz und/oder Genauigkeit, ermöglicht.

5 Im Gegensatz zu Ansätzen aus dem Stand der Technik, die stark problemspezifisch, schwierig zu warten und nicht die Genauigkeit von menschlichen Experten erreichen, ermöglicht die Erfindung und/oder vorteilhafte Ausgestaltungen der Erfindung ein vollständig datengetriebenes Einlernen des Bewertungssystems, so dass das Bewertungssystem den Zustand eines dreidimensionalen Prüfobjekts bewerten bzw. beurteilen kann. Als Grundlage dafür dient ein Trainingsdatensatz, der
10 eine problemspezifische Menge an Zuständen mit einer bekannten Zustandsbewertung zur Verfügung stellt. Mit diesen Informationen kann dann das Bewertungssystem auf die vorgegebene Beurteilungsaufgabe eingelernt werden, wobei ein generischer – vorzugsweise auf einem tiefen neuronalen Netz basierender – Beurteilungsalgorithmus des Bewertungssystems mit den Trainingsdaten des Trainingsdatensatzes trainiert wird. Im Gegensatz zu herkömmlichen, aus dem Stand der Technik bekannten Ansätzen sind dafür keine a-priori ausgewählten Merkmale erforderlich.
15

20 An dieser Stelle sei darauf hingewiesen, dass die Ausdrücke „dreidimensionales Prüfobjekt“ und „dreidimensionales Trainingsobjekt“ – insbesondere im Rahmen der Ansprüche und vorzugsweise im Rahmen der Beschreibung – im weitesten Sinne als dreidimensionale, vorzugsweise gegenständliche, Objekte verstanden werden können, die je nach Konstruktion des Objekts und/oder aufgrund dem Objekt inwohnender Eigenschaften diverse Zustände einnehmen. Im Rahmen der Erfindung und/oder im Rahmen vorteilhafter Ausgestaltungen der Erfindung können das Prüfobjekt bzw. die Trainingsobjekte in Form eines digitalen Zwillings oder in Form eines digitalen virtuellen Modells bereitgestellt, simuliert und/oder verwendet werden. Der digitale Zwilling kann durch Messungen und/oder durch Simulationen erzeugt werden, nämlich indem ein digitales Abbild des dreidimensionalen Objekts
25 erzeugt wird, wobei auf dem digitalen Abbild der Zustand als diskretisiertes Tensorfeld gegeben ist. Ferner können das dreidimensionale Prüfobjekt bzw. die dreidimensionalen Trainingsobjekte als digitale virtuelle CAD-Modelle entworfen werden, auf denen der Zustand als diskretisiertes Tensorfeld gegeben ist.
30

Des Weiteren sei angemerkt, dass der Ausdruck „Beurteilungsaufgabe“ – insbesondere im Rahmen der Ansprüche und vorzugsweise im Rahmen der Beschreibung – im weitesten Sinne zu verstehen ist, nämlich als mögliche Beurteilungen und/oder
5 Einschätzungen von Zuständen, die in Bezug auf ein dreidimensionales Prüfobjekt bzw. in Bezug auf ein dreidimensionales Trainingsobjekt vorgenommen werden können.

Hinsichtlich des Ausdrucks „Zustandsbewertung“ sei – insbesondere im Rahmen
10 der Ansprüche und vorzugsweise im Rahmen der Beschreibung – darauf hingewiesen, dass unter einer Zustandsbewertung, das Ergebnis der Beurteilungsaufgabe für einen vorgegebenen Zustandsdatenpunkt verstanden werden kann.

In Bezug auf den Ausdruck „Diskretisierung“ sei angemerkt, dass in der physikalischen Realität unter Berücksichtigung einer makroskopischen Betrachtung kontinuierliche Messwertverteilungen vorliegen können. Da bei der Erstellung eines digitalen
15 Zwillings bzw. eines digitalen virtuellen Modells nur endlich viele Werte im Computer/Rechner speicherbar sind, kann in vorteilhafter Weise daher eine diskrete Teilmenge der potentiell unendlich vielen Messwerte gebildet werden (Diskretisierung).

Im Hinblick auf ein „tiefes neuronales Netz“ sei – insbesondere im Rahmen der Ansprüche und vorzugsweise im Rahmen der Beschreibung – darauf hingewiesen,
20 dass sich ein tiefes neuronales Netz – gegenüber einem herkömmlichen bzw. einfachen neuronalen Netz – durch eine größere Anzahl an Schichten auszeichnet. In vorteilhafter Weise kann ein tiefes neuronales Netz mindestens sechs Schichten umfassen.

Um ein tiefes neuronales Netz in geeigneter Weise trainieren zu können, können besondere mathematische Formulierungen bzw. Rechenvorschriften erforderlich
30 sein. In vorteilhafter Weise kann daher als tiefes neuronales Netz ein Faltungsnetzwerk, das heißt ein „Convolutional Neural Network“ vorgesehen sein. Hinsichtlich weiterer Details zu Convolutional Neural Networks bzw. zum Funktionsprinzip von tiefen neuronalen Netzen sei auf die Nichtpatentliteratur „*LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015): Deep learning. nature, 521(7553), 436*“ verwiesen.

In vorteilhafter Weise kann das Bewertungssystem als Softwaresystem auf einem leistungsfähigen Computer implementiert sein. Der Computer könnte in weiter vorteilhafter Weise über hochparallele Recheneinheiten in Form von leistungsfähigen Grafikeinheiten verfügen. Das Bewertungssystem kann modular ausgebildet sein. Ein Datenmodul kann die Verwaltung und/oder Verwendung der Trainingsdaten ermöglichen. Über ein Trainingsmodul könnte das neuronale Netz parametrisiert werden und über ein Bewertungsmodul könnte schließlich das parametrisierte neuronale Netz zur automatischen Bewertung verwendet werden. Ferner können verschiedene Schnittstellenmodule den einfachen Zugang zu dem Bewertungssystem ermöglichen, beispielsweise über Web-basierte Protokolle.

In vorteilhafter Weise kann das dreidimensionale Prüfobjekt ein Bauteil, ein mechanisches System, ein elektromechanisches System und/oder ein elektrochemisches System umfassen. Als System kann hier ein konstruiertes technisches System angesehen werden, das aus mehreren Bauteilen und Komponenten bestehen kann. Zum Beispiel Maschinen, Anlagen, Kraftfahrzeuge, etc. und/oder Teile davon. Somit können Zustände von unterschiedlichsten technischen Systemen auf effiziente Weise bewertet werden.

In weiter vorteilhafter Weise können die Trainingsobjekte des Trainingsdatensatzes problemspezifisch derart ausgewählt werden, dass die vorgegebene Beurteilungsaufgabe auf die Trainingsobjekte und auf das Prüfobjekt anwendbar ist. Somit stehen die Trainingsobjekte und das Prüfobjekt derart in Relation zueinander, dass die vorgegebene Beurteilungsaufgabe sowohl für die Trainingsobjekte als auch für das Prüfobjekt definiert ist. Folglich lässt sich mit dem entsprechend ausgewählten Trainingsdatensatz bzw. mit den Zustandsdatenpunkten und den dazugehörigen bekannten Zustandsbewertungen das neuronale Netz des Bewertungssystems in effektiver Weise auf die Beurteilungsaufgabe hintrainieren. Ein trainiertes/angepasstes neuronales Netz ermöglicht die Berechnung einer Zustandsbewertung durch das Bewertungssystem auf Basis eines vorgegebenen Zustandsdatenpunkts des Prüfobjekts.

In einer vorteilhaften Ausgestaltung können die Zustandsdatenpunkte der Trainingsobjekte und der Zustandsdatenpunkt des Prüfobjekts jeweils räumliche Zustandsdaten umfassen. Bei den räumlichen Zustandsdaten kann es sich in vorteilhafter Weise um Daten handeln, die den Zustand des Prüfobjekts bzw. des Trainingsobjekts beschreiben und definieren. Das heißt, die räumlichen Zustandsdaten repräsentieren den zu bewertenden Zustand des dreidimensionalen Objekts. Dabei können die räumlichen Zustandsdaten in Form eines räumlichen Zustandsfelds repräsentiert werden, wobei die Zustandsdaten im dreidimensionalen Raum nach einem vordefinierten Muster bzw. nach einer vordefinierten Anordnung verteilt sind. Demnach können die räumlichen Zustandsdaten mit Abtastpunkten einen dreidimensionalen Abtastraum – gegebenenfalls um das Prüfobjekt bzw. um das Trainingsobjekt herum – aufspannen, wobei in Bezug auf das dreidimensionale Objekt (d.h. Prüfobjekt und/oder Trainingsobjekt) die Abtastpunkte in dem Abtastraum gemäß einer vordefinierten Anordnung verteilt sind. Die räumlichen Zustandsdaten geben die an den Abtastpunkten herrschenden Abtastwerte – zum Beispiel physikalische Messwerte und/oder auf Basis von Simulationswerten berechnete Abtastwerte – in Bezug auf das dreidimensionale Objekt an. Somit kann eine effiziente Verarbeitung der räumlichen Zustandsdaten durch das neuronale Netz des Bewertungssystems implementiert werden und ein vollständig datengetriebenes Einlernen des Bewertungssystems ist realisierbar.

In vorteilhafter Weise können die von einem Zustandsdatenpunkt eines Trainingsobjekts umfassten räumlichen Zustandsdaten einen Zustand des Trainingsobjekts definieren. Des Weiteren können die von dem Zustandsdatenpunkt des Prüfobjekts umfassten räumlichen Zustandsdaten einen Zustand des Prüfobjekts definieren. Somit kann mit vorliegenden bzw. bereitgestellten räumlichen Zustandsdaten ein Zustand des dreidimensionalen Objekts (d.h. Prüfobjekt und/oder Trainingsobjekt) festgelegt werden, den es – unter Berücksichtigung der vorgegebenen Beurteilungsaufgabe – zu bewerten bzw. zu bestimmen gilt. Zur Bereitstellung des Trainingsdatensatzes kann die zu den räumlichen Zustandsdaten eines Zustandsdatenpunkts gehörende „bekannte“ Zustandsbewertung manuell durch einen erfahrenen Experten ermittelt werden. Des Weiteren kann die im Vorfeld zu bestimmende

bekannte Zustandsbewertung auch durch das Auswerten historischer Daten erfolgen. Somit ist ein Trainingsdatensatz bereitstellbar, mit dem auf effizienter Weise das neuronale Netz des Bewertungssystems eingelernt werden kann.

5 In einer vorteilhaften Ausgestaltung können die räumlichen Zustandsdaten eines Zustandsdatenpunkts als diskretisiertes Skalar-, Vektor- und/oder Tensorfeld repräsentiert werden. Dabei kann ein Tensor einen Abtastwert – wie zum Beispiel einen Messwert und/oder einen auf Basis von Simulationswerten berechneten Abtastwert – an einem Abtastpunkt repräsentieren. Das Tensorfeld kann dann eine vorgebbare
10 Anzahl räumlich verteilter, als Tensor repräsentierter Abtastwerte mit Bezug auf die jeweiligen Abtastpunkte umfassen. Ein Tensor kann dabei als die Verallgemeinerung von Skalarwerten (Tensor 0. Stufe), Vektoren (Tensor 1. Stufe) oder Matrizen (Tensor 2. Stufe) angesehen werden. Somit ist eine besonders vorteilhafte Repräsentation der räumlichen Zustandsdaten realisierbar, die eine effiziente Verarbeitung der räumlichen Zustandsdaten durch das neuronale Netz des Bewertungssystems ermöglicht.
15

In einer vorteilhaften Ausgestaltung können die räumlichen Zustandsdaten eines Zustandsdatenpunkts in die Form eines gleichmäßigen Gitters überführt werden.
20 Bei dem Gitter kann es sich in vorteilhafter Weise um ein numerisches Gitter, insbesondere um ein kartesisches Gitter, handeln. Somit ist eine effiziente Verarbeitung von räumlichen Zustandsdaten durch das neuronale Netz des Bewertungssystems realisierbar.

25 In einer vorteilhaften Ausgestaltung können die räumlichen Zustandsdaten eines Zustandsdatenpunkts als Tensor der Stufe $N+3$ repräsentiert werden, wobei N die Ordnung der Zustandsdaten pro Gitterpunkt ist. Mit dieser Repräsentationsform können die räumlichen Zustandsdaten in Form eines gleichmäßigen kartesischen Gitters besonders effizient mittels einem neuronalen Netz, vorzugsweise einem tiefen neuronalen Netz, analysiert werden. Mit anderen Worten ist N hier die Ordnung des diskretisierten Tensorfelds der Eingabedaten für das neuronale Netz des Bewertungssystems. Für ein Skalarfeld wie ein Temperaturfeld gilt dann beispiels-
30

weise $N=1$. Für ein Spannungsfeld gilt $N=2$. Falls die Zustandsdaten zusätzlich zeitlich aufgelöst sind, erhöht sich die Dimension zusätzlich um 1. In besonders vorteilhafter Weise werden die räumlichen Zustandsdaten – zum Beispiel Mess- und/oder Simulationsdaten – eines Zustandsdatenpunktes in diese Darstellung überführt, so dass eine effiziente Verarbeitung durch das neuronale Netz des Bewertungssystems ermöglicht ist.

In einer vorteilhaften Ausgestaltung können die räumlichen Zustandsdaten eines Zustandsdatenpunktes eine physikalische Größe abbilden. Somit können die räumlichen Zustandsdaten des Zustandsdatenpunktes einen physikalischen Zustand des Prüfobjekts bzw. eines Trainingsobjekts festlegen. Die räumlichen Zustandsdaten eines Zustandsdatenpunktes des Prüfobjekts können dann durch das Bewertungssystem analysiert werden, so dass auf Basis der zugrunde liegenden räumlichen Zustandsdaten für den Zustandsdatenpunkt die Zustandsbewertung berechnet/ermittelt wird.

In einer vorteilhaften Ausgestaltung können die räumlichen Zustandsdaten eines Zustandsdatenpunktes ein Temperaturfeld, ein Deformationsfeld, ein Geschwindigkeitsfeld, ein Spannungsfeld, ein Druckfeld, ein Verschiebungsfeld und/oder ein elektromagnetisches Feld umfassen. In vorteilhafter Weise liegt das jeweilige Zustandsfeld dabei in diskretisierter Form vor. Somit können über die räumlichen Zustandsdaten eines Zustandsdatenpunktes und unter Berücksichtigung der vorgegebenen Beurteilungsaufgabe vielfältigste Eigenschaften bzw. entsprechende Zustände eines zu untersuchenden dreidimensionalen Prüfobjekts effizient bewertet werden.

In einer vorteilhaften Ausgestaltung können die räumlichen Zustandsdaten eines Zustandsdatenpunktes einen Digitalisierungszustand des jeweiligen dreidimensionalen Objekts abbilden. Vorzugsweise können die räumlichen Zustandsdaten eines Zustandsdatenpunktes die lokale Auflösung eines numerischen Gitters und/oder ein Qualitätsmerkmal eines numerischen Gitters umfassen. Beispielsweise könnte die Gleichseitigkeit von Dreiecken als Qualitätsmerkmal des numerischen Gitters berücksichtigt werden. Somit kann auf effiziente Weise ein Digitalisierungszustand eines digitalisierten dreidimensionalen Prüfobjekts bewertet werden.

In vorteilhafter Weise können die Zustandsdatenpunkte der Trainingsobjekte und der Zustandsdatenpunkt des Prüfobjekts neben den räumlichen Zustandsdaten mindestens einen Zusatzparameter umfassen. Somit können weitere Parameter, die – möglicherweise – Einfluss auf den Zustand des dreidimensionalen Objekts haben, bei der Bestimmung bzw. Berechnung der Zustandsbewertung für einen Zustandsdatenpunkt berücksichtigt werden. Diese liefert genauere Ergebnisse.

In einer vorteilhaften Ausgestaltung kann der Trainingsprozess einen Parameteroptimierungsschritt umfassen, wobei in dem Parameteroptimierungsschritt von dem Bewertungssystem für jeden Zustandsdatenpunkt des Trainingsdatensatzes eine Zustandsbewertung berechnet wird. Dabei kann die zu dem jeweiligen Zustandsdatenpunkt gehörende bekannte Zustandsbewertung des Trainingsdatensatzes mit der berechneten Zustandsbewertung verglichen werden, so dass in Abhängigkeit des Vergleichs Netzparameter des neuronalen Netzes angepasst werden. Die Netzparameter sind die Gewichte des neuronalen Netzes des Bewertungssystems, die für die Berechnungen des neuronalen Netzes erforderlich sind. Über die Änderung bzw. Anpassung der Netzparameter bzw. der Gewichte des neuronalen Netzes kann der generische Beurteilungsalgorithmus des Bewertungssystems auf die vorgegebene Beurteilungsaufgabe hin angepasst und trainiert werden. Somit kann eine effiziente Berechnung der Zustandsbewertung für einen Zustandsdatenpunkt des Prüfobjekts ermöglicht werden.

In vorteilhafter Weise kann der Parameteroptimierungsschritt, gegebenenfalls mit unterschiedlichen Trainingsdatensätzen, mehrfach durchgeführt werden. Somit kann eine präzisere Bewertung eines Zustands eines Prüfobjekts realisiert werden.

In einer vorteilhaften Ausgestaltung können in dem Trainingsprozess durch Rückpropagierung anwendungsspezifische Netzparameter des neuronalen Netzes des Bewertungssystems bestimmt werden, wobei für die Rückpropagierung der Trainingsdatensatz und initiale Netzparameter (d.h. initiale Gewichte) des neuronalen Netzes als Eingabedaten herangezogen werden. Als initiale Netzparameter/Gewichte können hier Netzparameter verstanden werden, die vor einem ersten Trai-

ningsprozess mit Anfangswerten versehen sind. Somit kann eine effiziente Berechnung der Zustandsbewertung für einen Zustandsdatenpunkt des Prüfobjekts ermöglicht werden

5 In vorteilhafter Weise kann das neuronale Netz des Bewertungssystems derart konfiguriert sein, dass die räumlichen Zustandsdaten und der mindestens eine Zusatzparameter getrennt voneinander in mehreren Faltungsschichten verarbeitet werden, bevor die jeweils berechneten Zwischenergebnisse wieder zusammengeführt werden und durch weitere Schichten des neuronalen Netzes verarbeitet werden. Somit
10 ist eine besonders effiziente Verarbeitung der Eingabedaten durch das Bewertungssystem implementiert, wobei eine effiziente und präzise Berechnung der Zustandsbewertung für einen Zustandsdatenpunkt ermöglicht ist.

Vorteilhafte Ausführungsformen der Erfindung können den Zustand eines dreidimensionalen Prüfobjekts – wie beispielsweise ein mechanisches System – auf Basis von räumlichen Zustandsdaten, insbesondere auf Basis von räumlichen Tensorfeldern, bewerten bzw. beurteilen. Vorteilhafte Ausführungsformen der Erfindung können dabei nach Art und Herkunft der zugrunde liegenden Zustandsdaten implementiert und kategorisiert werden:
15

20

- **Räumliche Zustandsdaten basierend auf physikalischen Messdaten eines dreidimensionalen Prüfobjekts:** Mittels verschiedener Messverfahren wie zum Beispiel mittels Ultraschall, Tiefenbildkameras, Mehrkamarasystemen und/oder Sensorarrays können räumliche Zustandsdaten von mechanischen Bauteilen und/oder technischen Systemen als Prüfobjekte aufgenommen werden. Zum Beispiel sind hier Temperatur- und/oder Deformationsfelder als Grundlage für räumliche Zustandsdaten denkbar.
25

- **Räumliche Zustandsdaten basierend auf numerischen Simulationsdaten eines Prüfobjekts:** Durch numerische Simulationsverfahren können physikalische Zustände eines Prüfobjekts simuliert und in hoher Auflösung zur Verfügung gestellt werden. Mit diesem Ansatz können verschiedenste Zustände
30

untersucht werden. Zum Beispiel sind hier, unter anderem, Spannungs-, Verschiebungs- und/oder Druckfelder als Grundlage für räumliche Zustandsdaten denkbar.

- 5
- **Räumliche Zustandsdaten basierend auf einer Digitalisierung eines dreidimensionalen Prüfobjekts:** Bei der Digitalisierung eines Prüfobjekts (beispielsweise ein mechanisches Bauteil oder System) und/oder bei physikalischen Messdaten in Bezug auf das Prüfobjekt können unter Umständen Fehler auftreten. Die Beurteilung des Digitalisierungszustandes ist daher wesentlich,
- 10
- um diese Fehler abzuschätzen. Zum Beispiel sind hier die lokale Auflösung und/oder ein Qualitätsmerkmal des numerischen Gitters als Grundlage für räumliche Zustandsdaten denkbar.

Vorteilhafte Ausführungsformen der Erfindung können zumindest einen der folgenden Vorteile aufweisen:

15

- **Verbesserung der Leistungsfähigkeit:** Insbesondere während der Produktentwicklung dient die Beurteilung bzw. Bewertung von physikalischen Zuständen von Prüfobjekten, wie beispielsweise mechanische Systeme, primär
- 20
- der Erhöhung der Leistungsfähigkeit des Prüfobjekts. Dabei kann beispielsweise die Gewichtsreduktion, die Reduktion von Geräuschemissionen, die Erhöhung der Energieeffizienz, die Reduktion des Luftwiderstandes und/oder die Erhöhung der Stabilität bei Unfällen berücksichtigt und verbessert werden.
- 25
- **Verbesserung der Lebensdauer:** Während der Produktentwicklung kann die erwartete Lebensdauer vor allem mit Simulationsstudien abgeschätzt werden, beispielsweise zur Kraft- oder Wärmeverteilung. Während des Einsatzes eines Prüfobjekts bzw. eines mechanischen Systems können zusätzlich
- 30
- Messergebnisse zu diesem Zweck herangezogen werden.
- **Erhöhung der Sicherheit:** Eine Analyse des Prüfobjekts bzw. des technischen Systems, beispielsweise durch Ultraschall- oder Tiefenkameras, ermöglicht die Generierung von räumlichen Zustandsdaten, zum Beispiel in Form von

5 Tensorfeldern. Die automatische Beurteilung und Bewertung dieser Zustandsdaten ermöglicht die automatische Überwachung der Betriebssicherheit des Prüfobjekts bzw. des Systems. Eine automatische Beurteilung/Bewertung von Digitalisierungszuständen des Prüfobjekts ist außerdem zur Überwachung des Simulationsprozesses während der Produktentwicklung hilfreich.

10 Es gibt nun verschiedene Möglichkeiten, die Lehre der vorliegenden Erfindung in vorteilhafter Weise auszugestalten und weiterzubilden. Dazu ist einerseits auf die dem Anspruch 1 nachgeordneten Ansprüche und andererseits auf die nachfolgende Erläuterung bevorzugter Ausführungsbeispiele der Erfindung anhand der Zeichnung zu verweisen. In Verbindung mit der Erläuterung der bevorzugten Ausführungsbeispiele der Erfindung anhand der Zeichnung werden auch im Allgemeinen bevorzugte Ausgestaltungen und Weiterbildungen der Lehre erläutert. In der Zeichnung zeigen

- 15
- Fig. 1 in einer schematischen Ansicht eine Veranschaulichung einer manuellen Beurteilung eines mechanischen Systems durch einen Experten,
- 20 Fig. 2 in einer schematischen Ansicht eine Veranschaulichung einer automatischen Beurteilung des Zustandes eines mechanischen Systems, wobei durch die Definition von anwendungsspezifischen Merkmalen eine regelbasierte Automatisierung möglich wird,
- 25 Fig. 3 in einer schematischen Ansicht eine Veranschaulichung einer automatischen Beurteilung des Zustands eines mechanischen Systems anhand einfacher maschineller Lernverfahren, wobei die maschinellen Lernverfahren die Definition anwendungsspezifischer Merkmale zur Beurteilung von Systemzuständen benötigen,
- 30 Fig. 4 in einer schematischen Ansicht eine Veranschaulichung eines Verfahrens zum Bewerten eines Zustands eines dreidimensionalen Prüfobjekts gemäß einem Ausführungsbeispiel der Erfindung, wobei eine automatische Beurteilung des Zustands des Prüfobjekts erfolgt,

- 5
Fig. 5 in einer schematischen Ansicht eine Veranschaulichung eines Trainingsprozesses gemäß einem Ausführungsbeispiel der Erfindung, wobei das neuronale Netz durch ein Training für eine vorgegebene Beurteilungsaufgabe bzw. für eine bestimmte Anwendung angepasst wird,
- 10
Fig. 6 in einer schematischen Ansicht eine Veranschaulichung eines Trainingsprozesses zur Anpassung eines neuronalen Netzes eines Bewertungssystems gemäß einem Ausführungsbeispiel der Erfindung,
- 15
Fig. 7 in einer schematischen Ansicht eine Netzarchitektur eines tiefen neuronalen Netzes für ein Bewertungssystem gemäß einem Ausführungsbeispiel der Erfindung, wobei das tiefe neuronale Netz als Convolutional Neural Network ausgebildet ist,
- 20
Fig. 8 in einer schematischen Ansicht eine Veranschaulichung eines Verfahrens zum Bewerten eines Zustands eines dreidimensionalen Prüfobjekts gemäß einem Ausführungsbeispiel der Erfindung, wobei eine automatische Beurteilung des Zustands des Prüfobjekts erfolgt,
- 25
Fig. 9 in einer schematischen Ansicht eine Veranschaulichung eines Temperaturfelds als räumliche Zustandsdaten eines Akkumulatorpacks für ein Verfahren gemäß einem Ausführungsbeispiel der Erfindung,
- 30
Fig. 10 in einer schematischen Ansicht eine Veranschaulichung eines durch numerische Simulation errechneten Spannungsfelds eines Winkels für ein Verfahren gemäß einem Ausführungsbeispiel der Erfindung,
- Fig. 11 in einer schematischen Ansicht eine Darstellung des Winkels gemäß Fig. 10, jedoch ohne das polygonale Gitter und mit dargestellten Abtastpunkten auf der Winkelgeometrie, und
- Fig. 12 in einer schematischen Ansicht eine Veranschaulichung eines Verfahrens zum Bewerten eines Zustands eines mechanischen Systems als

dreidimensionales Prüfobjekt gemäß einem Ausführungsbeispiel der Erfindung.

5 Fig. 1 zeigt in einer schematischen Ansicht eine Veranschaulichung einer manuellen Beurteilung durch einen menschlichen Experten als typisches Vorgehen zur Bewertung eines mechanischen Systems. Der Systemzustand wird durch ein Tensorfeld vorgegeben, das typischerweise durch ein geeignetes computerbasiertes Visualisierungsprogramm dem Experten visualisiert wird. Dabei fließen auch zu-

10 sätzliche Informationen über das zu analysierende mechanische System mit ein, so dass der Experte den Systemzustand schließlich anhand der ihm visualisierten Informationen und Daten mit Hilfe seiner subjektiven Erfahrung zu beurteilen bzw. zu bewerten hat.

15 Fig. 2 zeigt in einer schematischen Ansicht eine Veranschaulichung einer automatischen Beurteilung des Systemzustandes eines mechanischen Systems, wobei – im Unterschied zu dem Vorgehen gemäß Fig. 1 – durch die Definition von anwendungsspezifischen Merkmalen eine regelbasierte Automatisierung möglich wird.

20 Fig. 3 zeigt in einer schematischen Ansicht eine Veranschaulichung einer automatischen Beurteilung des Systemzustands eines mechanischen Systems, wobei – in Ergänzung zu dem Vorgehen gemäß Fig. 2 – einfache maschinelle Lernverfahren eingesetzt werden. Die maschinellen Lernverfahren benötigen die Definition anwendungsspezifischer Merkmale zur Beurteilung des Systemzustands des mechanischen Systems.

25

Fig. 4 zeigt in einer schematischen Ansicht eine Veranschaulichung eines Verfahrens zum Bewerten eines Zustands eines dreidimensionalen Prüfobjekts gemäß einem Ausführungsbeispiel der Erfindung, wobei eine automatische Beurteilung des Zustands des Prüfobjekts erfolgt. Bei dem in Fig. 4 illustrierten Ausführungsbeispiel handelt es sich um ein Verfahren auf Basis eines tiefen neuronalen Netzes, das zur automatischen Beurteilung von Zuständen technischer Systeme und/oder Bauteile verwendet werden kann. Systemzustände des Prüfobjekts können automatisch be-

30

urteilt werden. Der zu beurteilende Zustand des zu untersuchenden dreidimensionalen Prüfobjekts wird durch räumliche Zustandsdaten in Form eines Tensorfelds vorgegeben. Des Weiteren können ein oder mehrere Zusatzparameter als zusätzliche Informationen vorgesehen sein. Das Tensorfeld und die gegebenenfalls vorgesehenen Zusatzparameter werden durch das eintrainierte bzw. angepasste tiefe neuronale Netz analysiert, so dass eine automatische Bewertung des Zustands des Prüfobjekts erfolgt.

Dabei kann das Verfahren gemäß dem in Fig. 4 dargestellten Ausführungsbeispiel Folgendes umfassen:

- **Bereitstellungsphase:** Generierung bzw. Zusammenstellung eines anwendungsspezifischen Trainingsdatensatzes;
- **Trainingsprozess:** Training des neuronalen Netzes zur Bestimmung der anwendungsspezifischen Netzparameter (Gewichte des neuronalen Netzes);
- **Ausführungsprozess:** Automatische Erkennung und Zuweisung der vorher eingelernten Zustände (Schätzung) durch Berechnung der Zustandsbewertung zu einem vorgegebenen Zustandsdatenpunkt;

In einer ersten Phase wird ein anwendungsspezifischer Trainingsdatensatz mit mehreren Zustandsdatenpunkten erstellt. Jeder Zustandsdatenpunkt (Sample, Trainingsbeispiel) des Trainingsdatensatzes umfasst räumliche Zustandsdaten, die ein Trainingsbeispiel abbilden. Ferner kann jeder Zustandsdatenpunkt einen oder mehrere Zusatzparameter umfassen. Schließlich umfasst der Trainingsdatensatz für jeden der Zustandsdatenpunkte eine bekannte Zustandsbewertung.

Die räumlichen Zustandsdaten liefern im Rahmen eines Trainingsbeispiels die Grundlage zur Beschreibung bzw. zur Definition eines Zustands eines dreidimensionalen Trainingsobjekts. Die Zusatzparameter sind optionale Zusatzinformationen, die ebenfalls Einfluss auf den Zustand des Trainingsobjekts haben können. Die räumlichen Zustandsdaten gegebenenfalls zusammen mit einem oder mehreren

Zustandsparametern bilden somit die Basis für den Zustand des jeweiligen Zustandsdatenpunkts. Die bekannte Zustandsbewertung ergibt sich damit in Abhängigkeit der räumlichen Zustandsdaten und – sofern vorhanden – in Abhängigkeit der optionalen Zusatzparameter. Die Ermittlung dieser bekannten Zustandsbewertung der Trainingsbeispiele bzw. des Trainingsdatensatzes kann manuell durch erfahrene menschliche Experten erfolgen. Idealerweise liegen Trainingsbeispiele inklusive solcher manuellen (bekannten) Zustandsbewertungen für ein Problem bzw. für einen Anwendungsfall bereits vor, da in der Vergangenheit bereits entsprechende Bewertungen manuell erfolgt sind.

Fig. 5 zeigt in einer schematischen Ansicht eine Veranschaulichung eines Trainingsprozesses gemäß einem Ausführungsbeispiel der Erfindung, wobei das neuronale Netz durch ein Training für eine vorgegebene Beurteilungsaufgabe bzw. für eine bestimmte Anwendung im Hinblick auf ein dreidimensionales Prüfobjekt angepasst wird. Nach dem Trainingsprozess kann das neuronale Netz vollautomatisch Systemzustände des Prüfobjekts bewerten bzw. beurteilen.

In der Trainingsphase werden zunächst die Netzparameter, d.h. die Gewichte, eines neuronalen Netzes auf Basis von einem Trainingsdatensatz, der anwendungsspezifischen Trainingsdaten umfasst, angepasst. Somit wird das neuronale Netz durch das Training für eine bestimmte Anwendung, unter Berücksichtigung einer vorgegebenen Beurteilungsaufgabe, angepasst bzw. parametrisiert.

Der Trainingsprozess kann bei Bedarf nacheinander, aufbauend auf den trainierten Gewichten eines vorangegangenen Trainingsprozesses, mit verschiedenen Trainingsdaten ausgeführt werden, so dass dadurch ein Nachtraining realisierbar ist.

Sobald das neuronale Netz auf die vorgegebene Beurteilungsaufgabe angepasst bzw. trainiert worden ist, kann es in einem Ausführungsprozess den Zustand eines Prüfobjekts auf Basis vorgegebener bzw. bereitgestellter Eingabedaten – räumliche Zustandsdaten ggf. mit einem oder mehreren Zusatzparametern – und auf Basis vorher in der Trainingsphase eingelernter Zustände erkennen und bewerten. Ergebnis dieser Zustandsbewertung kann beispielsweise ein numerischer Wert (Regression) oder die Zuweisung zu einer vordefinierten Klasse (Klassifikation) sein.

Fig. 6 zeigt in einer schematischen Ansicht eine Veranschaulichung eines Trainingsprozesses zur Anpassung eines neuronalen Netzes eines Bewertungssystems gemäß einem Ausführungsbeispiel der Erfindung.

5

Das Bewertungssystem umfasst eine Komponente zur Umwandlung der – zu den Eingabedaten gehörenden – räumlichen Zustandsdaten in ein Datenformat auf Basis gleichmäßiger Gitter, welches mit neuronalen Netzen effizient und gut zu verarbeiten ist.

10

Als weitere Komponente umfasst das Bewertungssystem eine modulare Netzarchitektur auf Basis eines Convolutional Neural Networks (ConvNet), welches eine effiziente Zustandsbeurteilung erlaubt und dabei optional die Verarbeitung von einem oder mehreren Zusatzparametern als zusätzlichen Informationen zulässt. Ferner ermöglicht die modulare Netzarchitektur des Bewertungssystems ein Nachtrainieren des neuronalen Netzes. Hinsichtlich weiterer Details zu Convolutional Neural Networks bzw. zum Funktionsprinzip von tiefen neuronalen Netzen sei auf die Nichtpatentliteratur „*LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015): Deep learning. nature, 521(7553), 436*“ verwiesen.

20

Das Bewertungssystem der in Fig. 6 dargestellten Ausführungsform ist derart ausgebildet, dass ein Trainingsprozess und ein Ausführungsprozess durchführbar sind, so dass unter Nutzung der neuronalen Netzarchitektur des Bewertungssystems das Bewerten des Zustands des Prüfobjekts möglich ist. In dem Ausführungsprozess wird die Zustandsbewertung für einen Zustandsdatenpunkt des Prüfobjekts durch das auf die vorgegebene Beurteilungsaufgabe eintrainierte Bewertungssystem berechnet.

25

Fig. 6 zeigt schematisch den Aufbau des Trainingsprozesses. Als Eingabe dienen Trainingsbeispiele, die in Form des Trainingsdatensatzes bereitgestellt werden. Je nach Anwendung können dafür typischerweise eine Vielzahl von Trainingsbeispielen erforderlich sein. Dies können zum Beispiel mehrere hunderttausend Trainingsbeispiele sein. Für jedes Trainingsbeispiel werden im Rahmen des Trainingsprozesses folgende Eingaben verwendet:

30

- Räumliche Zustandsdaten
 - Ein oder mehrere Zusatzparameter (optional)
 - Initiale Netzparameter für das neuronale Netz
- 5 - Bekannte Zustandsbewertung für das Trainingsbeispiel

Die Ausgabe bzw. das Ergebnis des Trainingsprozesses sind die aktualisierten, anwendungsspezifischen Netzparameter, so dass das neuronale Netz bzw. das Bewertungssystem unter Berücksichtigung der vorgegebenen Beurteilungsaufgabe auf ein etwaiges Prüfobjekt angepasst ist.

10

Im Rahmen der Datenaufbereitung werden die räumlichen Zustandsdaten in eine für neuronale Netze gut und effektiv zu verarbeitende Form konvertiert. Hierzu bietet sich beispielsweise die Konvertierung der räumlichen Zustandsdaten in ein Tensorfeld auf einem kartesischen Gitter an. Vor dem ersten Training, das heißt vor dem Trainingsprozess, können die Netzparameter (Gewichte) des neuronalen Netzes auf Basis einer Initialisierungsfunktion initialisiert werden.

15

Die Berechnungen bzw. „Schätzungen“ des neuronalen Netzes werden dann mit gegebenen Expertenbeurteilungen, nämlich den bekannten Zustandsbewertungen, verglichen und es erfolgt eine Fehlerberechnung. Anschließend wird eine Parameteroptimierung durchgeführt. Dieser Parameteroptimierungsschritt kann in geeigneter Weise so oft durchgeführt, bis eine Abbruchbedingung erfüllt ist. Als Abbruchbedingung ist beispielsweise das Unterschreiten einer vorgegebenen Fehlergrenze oder das Erreichen einer vorgegebenen – ggf. maximalen – Anzahl von Optimierungsschritten denkbar.

20

25

Im Rahmen der Datenaufbereitung werden die räumlichen Zustandsdaten derart aufbereitet, dass sie in Form eines gleichmäßigen, vorzugsweise eines kartesischen, Gitters repräsentiert werden. Somit können die räumlichen Zustandsdaten mittels tiefer neuronaler Netze effektiv analysiert werden.

30

Diese Repräsentationsform kann als Tensor der Stufe $N+3$ interpretiert werden, wobei N die Ordnung des Tensorfeldes der Eingabedaten ist (für ein Skalarfeld wie ein

Temperaturfeld gilt dann zum Beispiel $N=1$, für ein Spannungsfeld gilt $N=2$, falls die Daten zusätzlich zeitlich aufgelöst sind, erhöht sich die Dimension um 1). In einer vorteilhaften Anwendung sind die Eingabedaten, beispielsweise Mess- oder Simulationsdaten, erst in diese Darstellung zu überführen.

5

Räumliche Zustandsdaten, welche aus Messergebnissen gewonnen werden, werden üblicherweise auf Basis von Punktwolken repräsentiert. Um ein solches Tensorfeld in ein gleichmäßiges Gitter zu überführen, kann beispielsweise die Zusammenfassung der in einer Gitterzelle befindlichen Abtastpunkte durch Mittelung der jeweils zugeordneten Tensoren erfolgen. Weitere dem Fachmann aus der Praxis bekannte Möglichkeiten sind ebenfalls denkbar.

10

Räumliche Zustandsdaten, die aus numerischen Simulationen gewonnen werden, werden üblicherweise durch Tensorfelder auf Basis unstrukturierter, polygonaler Netze dargestellt. Um ein solches Tensorfeld in ein gleichmäßiges Gitter zu überführen, kann beispielsweise eine Abtastung des polygonalen Netzes an den Mittelpunkten der Gitterzellen des gleichmäßigen Gitters erfolgen. Weitere dem Fachmann aus der Praxis bekannte Möglichkeiten sind ebenfalls denkbar.

15

Insbesondere bei großen mechanischen Systemen als Prüfobjekt erfordert die Repräsentation räumlicher Zustandsdaten in Form von gleichmäßigen Gittern sehr viel Speicherplatz. Daher können in vorteilhafter Weise Maßnahmen ergriffen werden, um den Speicherverbrauch zu reduzieren. Dazu kann es sich anbieten, jeweils nur einen kleinen Teil des Prüfobjekts separat zu untersuchen, zum Beispiel durch Unterteilung des Gitters in verschiedene Regionen. Des Weiteren ist eine Nutzung adaptiver Datenstrukturen zur Speicherung der räumlichen Zustandsdaten auf dem gleichmäßigen Gitter denkbar. Hierzu sind verschiedene aus der Praxis der Computergrafik bekannte Datenstrukturen denkbar, wie zum Beispiel eine Verwendung von Octrees. Ein Octree ist ein gewurzelter Baum, dessen Knoten jeweils entweder acht direkte oder gar keine Nachfolger haben. Damit können dreidimensionale Datensätze auf geeignete Weise hierarchisch untergliedert werden.

20

25

30

Fig. 7 zeigt in einer schematischen Ansicht eine Netzarchitektur eines tiefen neuronalen Netzes für ein Bewertungssystem gemäß einem Ausführungsbeispiel der Erfindung, wobei das tiefe neuronale Netz als Convolutional Neural Network ausgebildet ist.

5

Als Eingabedaten für das tiefe neuronale Netz dienen zum einen die räumlichen Zustandsdaten des Prüfobjekts und zum anderen ein oder mehrere Zusatzparameter des Prüfobjekts, wie beispielsweise Gewicht, Frequenzinformationen, Materialtypen, etc. Die räumlichen Zustandsdaten liegen als Tensorfeld auf einem kartesischen Gitter vor.

10

Für die Implementierung von tiefen neuronalen Netzen sind verschiedene Architekturen denkbar, die für die Beurteilung der Eingabedaten geeignet sind. Fig. 7 zeigt eine mögliche Ausführungsform eines Bewertungssystems auf Basis eines Convolutional Neural Networks (ConvNet). Dabei werden zunächst die Zusatzparameter und die räumlichen Zustandsdaten getrennt voneinander in mehreren Faltungsschichten – mit jeweils optional anschließendem Normalisierungs-, Aktivierungs- und Poolinglayer – verarbeitet, bevor die Ergebnisse zusammengeführt und durch weitere Schichten (Layer) verarbeitet werden. Die räumlichen Zustandsdaten liegen hier bereits in aufbereiteter Form vor, nämlich als Tensorfeld auf kartesischem Gitter. Des Weiteren kann die genaue Anzahl der Faltungsschichten sowie die spezielle Konfiguration (Normalisierungs-, Aktivierungs- und Poolinglayer) anwendungsspezifisch variieren.

15

20

25

Nach den Faltungsschichten des in Fig. 7 dargestellten neuronalen Netzwerks können eine oder mehrere vollständig verbundene Neuronenschichten folgen, um – wie beispielsweise bei einer Klassifikation häufig gewünscht – die Ausgabe des neuronalen Netzes auf eine bestimmte Dimensionalität festzulegen. Bei diversen Anwendungen kann abschließend eine Nachverarbeitung durch spezielle Aktivierungs-/Normalisierungsfunktionen (zum Beispiel ein Voting) erfolgen. Die Summe aller Netzparameter (Gewichte) für jede Schicht bestimmen dabei das Verhalten des neuronalen Netzes. Diese Netzparameter können in einem Trainingsprozess bestimmt werden, der mit der in Fig. 6 dargestellten Ausführungsform beispielhaft angegeben ist.

30

In der Ausführungsform gemäß Fig. 7 wird eine Faltungsschicht als Kombination aus Faltungsschritt, Aktivierungsschritt, Normalisierungsschritt und Poolingschritt implementiert. Diese Schritte können innerhalb des neuronalen Netzwerks mehrmals hintereinander in verschiedener Konfiguration und Abfolge durchgeführt werden. Ferner können mehrere Faltungen durchgeführt werden, inklusive Normalisierung und Aktivierung, um anschließend einen Poolingschritt durchzuführen.

Der Name „Faltungsschichten“ rührt von der gleichnamigen mathematischen Operation „Faltung“ her, welche der Faltungsschicht zugrunde liegt. Eine Faltung ($f * g$) zweier Funktionen f und g mit $\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{C}$ ergibt sich wie folgt:

$$(f * g)(x) := \int_{\mathbb{R}^n} f(\tau)g(x - \tau)d\tau$$

In Anwendungen von Faltungsnetzwerken als neuronales Netz wird meist mit mehrdimensionalen diskreten Daten gearbeitet. Dementsprechend kann die diskrete Faltung eingesetzt werden. In der Faltungsschicht wird dann eine Eingabe I , zum Beispiel ein Temperaturfeld auf einem dreidimensionalen Gitter mit einem Faltungskern K gefaltet, um so die Ausgabe bzw. das Ergebnis der Faltung zu erzeugen. Die während des Trainings optimierten Parameter entsprechen den Parametern des Faltungskerns K . Für dreidimensionale Eingabedaten ergibt sich so die diskrete Faltung durch eine Formel wie folgt:

$$S(i, j, k) = (I * K)(i, j, k) = \sum_m \sum_n \sum_p I(i - m, j - n, k - p)K(m, n, p)$$

$S(i, j, k)$ bezeichnet hier das Resultat der Faltung der Eingabedaten I an Stelle i, j, k mit einem Faltungskern K der Größe m, n, p .

Um das Training zu beschleunigen und/oder robuster durchzuführen, können die Ein- bzw. Ausgaben von verschiedenen Schichten innerhalb des neuronalen Netzwerks normalisiert werden. Somit kann ein schnelleres und robusteres Training ermöglicht werden. Dies kann im Normalisierungsschritt auf Basis des Erwartungswertes und der Varianz der Trainingsdaten erfolgen.

Aktivierungsschichten können verwendet werden, um aus der linearen Ausgabe einer Faltung eine nichtlineare Ausgabe zu erzeugen. Hier bietet sich zum Beispiel die Sigmoidfunktion an:

5

$$y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Des Weiteren können auch nur teilweise differenzierbare Funktionen wie beispielsweise die *Rectified Linear Unit 3 (ReLU3)* und ihre Ausprägungen wie zum Beispiel *leakyReLU* oder Zufallsfunktionen wie zum Beispiel *dropoutlayer* (zufällig ausgewählte Werte der Ausgabe auf 0 setzen) genutzt werden.

10

Für die *ReLU* Aktivierungsfunktion gilt:

$$y = \max(0, x)$$

15

Für die *LeakyReLU* Aktivierungsfunktion gilt:

$$y = \begin{cases} x & \text{wenn } x > 0 \\ \alpha * x & \text{sonst} \end{cases}$$

20

Poolingschichten werden genutzt, um die Ausgabe vorhergehender Operationen zusammenzufassen. Hierbei wird eine Zusammenfassung über eine definierte Nachbarschaft nach einer bestimmten Vorgehensweise generiert. Als Strategie beim Pooling kann das Max-Pooling angewendet werden, bei dem eine rechteckige Nachbarschaft zusammengefasst wird, indem ihr maximaler Wert gewählt wird.

25

Die Netzparameter des tiefen neuronalen Netzes gemäß der in Fig. 7 dargestellten Ausführungsform können mit einem Backpropagation-Verfahren bestimmt werden. Dabei sind verschiedene aus der Praxis bekannte Optimierungsverfahren denkbar. Zum Beispiel kann der Stochastische Gradientenabstieg oder eine modifizierte Version wie das Adam-Verfahren angewendet werden. Dabei wird in vorteilhafter Weise nicht der gesamte Datensatz für eine Optimierung herangezogen, sondern wiederholt zufällig ausgewählte Untermengen des Trainingsdatensatzes zur Berechnung

30

des Gradienten genutzt. Mit Hilfe dieses Gradienten, der auf einer Zielfunktion berechnet wird, wird die nötige Anpassung der Parameter bestimmt. Als Zielfunktion kann beim Maschinellen Lernen eine Fehlerfunktion dienen, welche die Abweichung zwischen der Vorhersage des neuronalen Netzes und der Expertenmeinung, nämlich die bekannte Zustandsbewertung, quantifiziert.

Zur Berechnung des Fehlers einer Vorhersage, können je nach angestrebter Funktion und Fehlertoleranz des Schätzers unterschiedliche Verfahren angewandt werden. Bei einer Klassifikation, kann der Fehler zum Beispiel als der Mittlere Quadratische Fehler zwischen Ein- und Ausgabe oder mit Hilfe der Kreuzentropie bestimmt werden.

Die Kreuzentropie zwischen der Annotation y' und der Vorhersage y berechnet sich wie folgt:

15

$$H_{y'}(y) := - \sum_i y'_i \log(y_i)$$

Im Hinblick auf eine Initialisierung der Netzparameter (Gewichte) des neuronalen Netzes, können diese vor dem ersten Training mit Zufallswerten initialisiert werden. Dies kann in geeigneter Weise zum Beispiel mit der „Xavier“-Initialisierungsfunktion erfolgen, bei der die Gewichte zufällig aus dem wie folgt definierten Intervall ausgewählt werden:

25

$$\left[-\frac{\sqrt{6}}{\sqrt{in + out}}, \frac{\sqrt{6}}{\sqrt{in + out}} \right]$$

Mit diesem Intervall kann ein zufälliges Sampeln im Rahmen der „Xavier“-Initialisierung erfolgen, wobei in der Anzahl der Eingabeneuronen und out der Anzahl der Ausgabeneuronen entspricht. In diesem Fall sind allerdings sehr viele Trainingsdaten nötig, bevor das neuronale Netzwerk eine gute Beurteilungsgenauigkeit erreicht.

30

Eine weitere Möglichkeit bietet das sogenannte Transferlernen: Hier wird das neuronale Netz zunächst für eine verwandte Aufgabe trainiert, für die viele Trainingsdaten zur Verfügung stehen. Dann wird in weiteren Trainingsschritten das neuronale Netz auf die spezielle Zielanwendung angepasst (Nachtraining). Für dieses Vorgehen sind verschiedene Ausführungsformen denkbar. Eine Möglichkeit kann sein, dass die Parameter der vollständig verbundenen Neuronenschichten vor dem Nachtraining wieder zufällig initialisiert werden, aber die anderen Parameter aus dem vorherigen Training übernommen werden. In diesem Fall kann es sinnvoll sein, die Netzparameter (Gewichte) der Faltungsschichten konstant zu lassen.

Fig. 8 zeigt in einer schematischen Ansicht eine Veranschaulichung eines Verfahrens zum Bewerten eines Zustands eines dreidimensionalen Prüfobjekts gemäß einem Ausführungsbeispiel der Erfindung, wobei eine automatische Beurteilung des Zustands des Prüfobjekts erfolgt. Nachdem die Bestimmung der anwendungsspezifischen Netzparameter im Rahmen des Trainings abgeschlossen ist, kann das Bewertungssystem im Rahmen des Ausführungsprozesses zum automatischen Bewerten bzw. Beurteilen des Zustands des Prüfobjekts eingesetzt werden.

Fig. 9 zeigt in einer schematischen Ansicht eine skizzierte Veranschaulichung eines Temperaturfelds eines Akkumulatorpacks 1 für ein Verfahren gemäß einem Ausführungsbeispiel der Erfindung. Fig. 9 soll das Ergebnis einer thermischen 3D-Bildgebung illustrieren, wobei der Akkumulatorpack 1 während eines Ladevorgangs mit einer Tiefenkamera und einer Wärmebildkamera aus verschiedenen Richtungen fotografiert worden und anschließend durch Bildfusion eine dreidimensionale Punktwolke 2 erzeugt worden ist. In Fig. 9 sind Temperaturen im Bereich zwischen 15 °C und 45 °C gemäß der Temperatureinteilung 3 auf dem Akkumulatorpack 1 dargestellt. Hier liegt dann für jeden Punkt auf der sichtbaren Oberfläche des Akkumulatorpacks 1 eine Temperatur vor. Somit kann aus verschiedenen 2D-Wärmebildern und Tiefeninformationen ein räumliches Zustandsfeld der Temperatur auf der Oberfläche des Akkumulatorpacks 1 erstellt werden, um dann als räumliche Zustandsdaten einem Bewertungssystem gemäß einer Ausführungsform der Erfindung zugeführt zu werden. Das Bewertungssystem kann basierend auf dem diskretisierten Temperaturfeld den Zustand des Akkumulatorpacks 1 bewerten.

Defekte in dem Akkumulatorpack 1 können nicht nur die Leistung eines durch den Akkumulatorpack 1 angetriebenen Systems herabsetzen, sondern auch eine gefährliche Explosionsquelle darstellen.

5 Bisher sind Auswertungen bzw. Bewertungen von derartigen Daten durch menschliche Experten erfolgt. Unter Nutzung eines Bewertungssystems bzw. mit Durchführung eines Verfahrens gemäß einer Ausführungsform der Erfindung ist es nunmehr möglich, die Fehlerwahrscheinlichkeit und auch die Art möglicher Fehlerquellen automatisiert vorauszusagen bzw. zu berechnen.

10

Dazu werden zunächst mehrere hundert Zustandsdatenpunkte von Trainingsobjekten gesammelt und im Rahmen eines Trainingsdatensatzes bereitgestellt. Im Rahmen der beispielhaften Ausführungsform betreffend den Akkumulatorpack 1 umfasst jeder Zustandsdatenpunkt des Trainingsdatensatzes Folgendes:

15

- **Räumliche Zustandsdaten:** Punktwolke mit Temperaturinformation pro Abtastpunkt im Abtastraum – gewonnen aus Sensordaten, und
- **Zusatzparameter:** Alter des Packs, aktueller Ladestrom

20

Des Weiteren umfasst der Trainingsdatensatz für jeden der Zustandsdatenpunkte eine bekannte Zustandsbewertung. Die Bestimmung der bekannten Zustandsbewertung erfolgt im Vorfeld durch einen erfahrenen Experten, wobei folgende Beurteilungen bzw. Zustandsbewertungen unterschieden werden:

25

- Akkumulatorpack fehlerfrei
- Akkumulatorpack mit Fehlern behaftet, kein Sicherheitsrisiko
- Akkumulatorpack mit Fehlern behaftet, Sicherheitsrisiko

30

Um das auf einer Punktwolke definierte Temperaturfeld in ein gleichmäßiges Gitter zu konvertieren, wird zunächst die Auflösung des Gitters festgelegt (zum Beispiel 256x256x256 Zellen). In Abhängigkeit der Größe des Akkumulatorpacks wird dann die Größe der Gitterzellen berechnet, indem die Abmessungen durch die Anzahl der Zellen in jeder Raumrichtung dividiert werden. Für jede Zelle werden dann alle

Punkte P_i gesucht, die sich in der Zelle befinden. Der Temperaturwert für jede Gitterzelle ergibt sich dann abschließend aus der Mittelung der Temperaturwerte an den Punkten P_i .

- 5 Es können mit verschiedenen neuronalen Netzkonfigurationen gute Ergebnisse erzielt werden. Eine besonders vorteilhafte Konfiguration des neuronalen Netzes ist wie folgt:
- 10 - Faltungsschichten für räumliche Zustandsdaten: Die Faltungsschichten nutzen Normalisierung und Aktivierung mittels leakyReLU, alle zwei bis drei Schichten wird außerdem ein Max-Pooling durchgeführt. Insgesamt sechs bis neun Faltungsschichten.
 - 15 - Faltungsschichten für die Zusatzparameter: Eine Faltungsschicht inklusive Normalisierung und Aktivierung mittels leakyReLU.
 - Weitere Faltungsschichten: zwei bis drei Faltungsschichten inklusive Normalisierung und Aktivierung mittels leakyReLU.
 - 20 - Es folgen abschließend zwei vollständig verbundene Neuronenschichten und eine Nachverarbeitung mittels Softmax-Normalisierung.

25 Anfänglich erfolgt eine Initialisierung der Netzparameter (Gewichte) des neuronalen Netzes mittels „Xavier“-Initialisierung. Bei vorhandenen Daten wird die beschriebene Strategie des Nachtrainings verfolgt.

30 Als Eingabe für das Bewertungssystem dient wie beschrieben eine dreidimensionale Punktvolke mit Temperaturinformation pro Abtastpunkt. Des Weiteren dient als Eingabe für das Bewertungssystem das Alter des Akkumulatorpacks 1 und der aktuelle Ladestrom. Die dreidimensionale Punktvolke mit der Temperaturinformation pro Abtastpunkt bildet die räumlichen Zustandsdaten in Form eines diskretisierten Temperaturfelds. Das Alter und der aktuelle Ladestrom repräsentieren die Zusatzparameter.

Das Bewertungssystem kann dann basierend auf den räumlichen Zustandsdaten, nämlich dem diskretisierten Temperaturfeld, und basierend auf den Zusatzparametern automatisch den Zustand des Akkumulatorpacks 1 beurteilen und dabei folgende Fälle unterscheiden:

5

- Akkumulatorpack fehlerfrei
- Akkumulatorpack mit Fehlern behaftet, kein Sicherheitsrisiko
- Akkumulatorpack mit Fehlern behaftet, Sicherheitsrisiko

10

Fig. 10 zeigt in einer schematischen Ansicht eine Veranschaulichung eines durch numerische Simulation errechneten Spannungsfelds eines Winkels 4 für ein Verfahren gemäß einem Ausführungsbeispiel der Erfindung. Das Spannungsfeld des Winkels 4 ist als Skalarfeld (von-Mises-Spannung) auf einem polygonalen Gitter 5 gemäß der Spannungseinteilung 6 dargestellt, wobei das polygonale Gitter 5 in Fig. 10 als Tetraedergitter ausgebildet ist.

15

Ein Winkel soll für ein mechanisches System möglichst leicht gebaut werden, ohne die Zuverlässigkeit und Lebensdauer zu beeinträchtigen. Dazu werden mit Hilfe einer numerischen Simulation die Spannungen (Kraft pro Fläche) in dem Winkel bestimmt. Das Ergebnis liegt dann als Tensorfeld auf einem polygonalen Gitter vor. Für jeden Knoten in dem Gitter gibt es konkret einen Spannungstensor (3x3 Matrix). Für eine manuelle Beurteilung kann dieser Spannungstensor in einen Skalarwert umgewandelt (von-Mises-Spannung) und für den „beurteilenden“ Ingenieur visualisiert werden, beispielsweise wie in Fig. 10 skizziert.

20

25

Auf Basis dieser Visualisierung beurteilt derzeit ein menschlicher Experte anhand seines Erfahrungswissens, ob der Winkel stabil genug ausgelegt ist. Mit einem Verfahren bzw. mit einem Bewertungssystem gemäß einer Ausführungsform der Erfindung ist es möglich, bestimmte Muster im Spannungsfeld des Winkels automatisch zu klassifizieren und den Zustand des Bauteils so zu bewerten.

30

Zur Erstellung eines Trainingsdatensatzes werden mehrere hundert Zustandsdatenpunkte gesammelt, wobei jeder Zustandsdatenpunkt Folgendes umfasst:

- **Räumliche Zustandsdaten:** Diskretisiertes Spannungsfeld auf polygonalem Gitter mit Spannungsinformation pro Abtastpunkt – gewonnen aus numerischer Simulation, und
- **Zusatzparameter:** Verwendeter Materialtyp

5

Des Weiteren umfasst der Trainingsdatensatz für jeden der Zustandsdatenpunkte eine bekannte Zustandsbewertung. Die Bestimmung der bekannten Zustandsbewertung erfolgt im Vorfeld durch einen erfahrenen Experten, wobei folgende Beurteilungen bzw. Zustandsbewertungen unterschieden werden:

10

- Winkel korrekt simuliert, Spannungsfeld einwandfrei, gute Auslegung
- Winkel korrekt simuliert, Spannungsfeld problematisch, Konstruktion muss verändert werden
- Winkel fehlerhaft simuliert, Simulation muss wiederholt werden

15

Fig. 11 zeigt in einer schematischen Ansicht eine Darstellung des Winkels 4 gemäß Fig. 10, jedoch ohne das polygonale Gitter und mit dargestellten Abtastpunkten 7 auf der Winkelgeometrie des Winkels 4.

20

Damit die räumlichen Zustandsdaten eines Zustandsdatenpunkts durch das neuronale Netz des Bewertungssystems analysiert werden können, werden die räumlichen Zustandsdaten einer Datenaufbereitung unterzogen. Dazu wird eine Abtastung vorgenommen, um nämlich das auf dem – in Fig. 10 dargestellte – Tetraedergitter definierte Spannungsfeld auf ein gleichmäßiges Gitter zu übertragen. Zunächst wird ein gleichmäßiges Gitter definiert. Dann wird für jeden Mittelpunkt P einer Gitterzelle identifiziert, in welchem Tetraeder T des ursprünglichen Gitters sich P befindet. Der Spannungstensor an P wird dann berechnet, indem die Spannungstensoren an den vier Punkten in dem Tetraeder T linear interpoliert werden. Fig. 11 illustriert dazu die Lage der Abtastpunkte auf der Geometrie des Winkels.

30

Eine besonders vorteilhafte Konfiguration des neuronalen Netzes des Bewertungssystems kann wie bei der Netzkonfiguration beim Ausführungsbeispiel betreffend den Akkumulatorpack erfolgen, wobei jedoch keine Faltungsschichten zur Verarbeitung von Zusatzparametern verwendet werden.

Anfänglich erfolgt eine Initialisierung der Netzparameter (Gewichte) des neuronalen Netzes mittels „Xavier“-Initialisierung. Bei vorhandenen Daten wird die beschriebene Strategie des Nachtrainings verfolgt.

5

Als Eingabe für das Bewertungssystem dient wie beschrieben als räumliche Zustandsdaten ein Spannungsfeld auf polygonalem Gitter, welches mittels einer numerischen Simulation berechnet wurde. Des Weiteren dient als Eingabe für das Bewertungssystem der verwendete Materialtyp des Winkels als Zusatzinformation.

10

Das Bewertungssystem kann dann basierend auf den räumlichen Zustandsdaten, nämlich dem diskretisierten Spannungsfeld, und basierend auf dem Zusatzparameter automatisch den Zustand des Winkels beurteilen und dabei folgende Fälle unterscheiden:

15

- Winkel korrekt simuliert, Spannungsfeld einwandfrei, gute Auslegung
- Winkel korrekt simuliert, Spannungsfeld problematisch, Konstruktion muss verändert werden
- Winkel fehlerhaft simuliert, Simulation muss wiederholt werden

20

Somit kann der Spannungszustand eines Winkels als Prüfobjekt automatisch beurteilt werden.

25

Fig. 12 zeigt in einer schematischen Ansicht eine Veranschaulichung eines Verfahrens zum Bewerten eines Zustands eines mechanischen Systems als dreidimensionales Prüfobjekt gemäß einem Ausführungsbeispiel der Erfindung. Zur Optimierung des Geräuschkomforts und/oder der Langlebigkeit von mechanischen Systemen – wie beispielsweise eine Karosserie eines Automobils oder ein Flugzeugrumpf/-flügel – ist das Vibrations- bzw. Schwingungsverhalten des Systems, also des Prüfobjekts, zu analysieren und zu optimieren. Dazu werden vorzugsweise wesentliche Schwingformen wie zum Beispiel die Torsion in Mess- und/oder Simulationsdaten identifiziert. Das dreidimensionale Prüfobjekt bzw. das mechanische System kann mit dem Ausführungsbeispiel gemäß Fig. 12 im Hinblick auf sein Vibrationsverhalten bewertet bzw. untersucht werden.

30

Das Ausführungsbeispiel gemäß Fig. 12 ist dadurch gekennzeichnet, dass für ein dreidimensionales Prüfobjekt, nämlich ein komplexes mechanisches System wie beispielsweise eine Kraftfahrzeugkarosserie oder ein Flugzeugrumpf oder ein Flugzeugflügel, eine Punktwolke mit zugeordneten Verschiebungsvektoren vorliegt. Als Zustandsdatenpunkt ist damit ein dreidimensionales Verschiebungsfeld vorgesehen. Dieser Zustandsdatenpunkt repräsentiert eine räumliche Schwingform als Zustand des Prüfobjekts. Des Weiteren ist denkbar, dass dieser Zustandsdatenpunkt zusammen mit der zugeordneten Erregerfrequenz, die optional zugeordnet werden kann, eine räumliche Schwingform als Zustand des Prüfobjekts repräsentiert.

Das räumliche Zustandsfeld der Verschiebungsvektoren, d.h. das dreidimensionale Verschiebungsfeld, kann durch ein dichtes Messfeld an Sensoren oder durch Simulation gewonnen werden. Das Bewertungssystem kann dann basierend auf einem diskretisierten Verschiebungsfeld den Zustand des Systems in Bezug auf das Schwingungsverhalten bewerten. Des Weiteren ist denkbar, dass das Bewertungssystem basierend auf einem diskretisierten Verschiebungsfeld und der zugehörigen Erregerfrequenz den Zustand des Systems in Bezug auf das Schwingungsverhalten bewertet.

Der Schwingungszustand des Prüfobjekts bzw. mechanischen Systems in Bezug auf verschiedene Erregerfrequenzen ist entscheidend für den Geräuschkomfort und die Langlebigkeit des mechanischen Systems. Wesentlich ist dafür die Bewertung der einzelnen Schwingformen, d.h. die Zuordnung des Zustandsdatenpunktes zu physikalisch relevanten Grundmustern wie zum Beispiel der Torsion. So kann vermieden werden, dass diese relevanten Grundschwingformen in Resonanz mit bekannten äußeren Erregerfrequenzen treten und es zu großer Geräuschentwicklung oder zur Zerstörung des zu untersuchenden mechanischen Systems kommt.

Bisher sind Auswertungen bzw. Bewertungen von derartigen Daten durch menschliche Experten manuell erfolgt. Unter Nutzung eines Bewertungssystems bzw. mit Durchführung eines Verfahrens gemäß einer Ausführungsform der Erfindung ist es nunmehr möglich, kritische Erregerfrequenzen zu wesentlichen Grundschwingformen automatisiert zu identifizieren.

Dazu werden zunächst mehrere hundert Zustandsdatenpunkte von Trainingsobjekten gesammelt und im Rahmen eines Trainingsdatensatzes bereitgestellt. Im Rahmen der beispielhaften Ausführungsform betreffend das Vibrationsverhalten des mechanischen Systems umfasst jeder Zustandsdatenpunkt des Trainingsdatensatzes Folgendes:

- **Räumliche Zustandsdaten:** Punktwolke mit Verschiebungsvektor pro Abtastpunkt im Abstraum – vorzugsweise gewonnen aus Sensor- oder Simulationsdaten, und
- **Zusatzparameter (hier optional):** Frequenz des Erregersignals

Des Weiteren umfasst der Trainingsdatensatz für jeden der Zustandsdatenpunkte eine bekannte Zustandsbewertung. Die Bestimmung der bekannten Zustandsbewertung erfolgt im Vorfeld durch einen erfahrenen menschlichen Experten, wobei die Beurteilung der Schwingformen bzw. Zustandsbewertungen jeweils von der genauen Art des mechanischen Systems abhängen. Für eine Automobilkarosserie oder ein Flugzeugrumpf/-flügel können beispielsweise eine oder mehrere der folgenden Beurteilungen bzw. Zustandsbewertungen unterschieden bzw. berücksichtigt werden:

- Torsion
- Vertikale Biegung
- Querbiegung

Weitere Beurteilungen bzw. Zustandsbewertungen sind denkbar.

Um ein auf einer Punktwolke definiertes Verschiebungsfeld in ein gleichmäßiges Gitter zu konvertieren kann zum Beispiel wie folgt vorgegangen werden. Zunächst wird die Auflösung des Gitters festgelegt (zum Beispiel 256x256x256 Zellen). In Abhängigkeit der Größe des mechanischen Systems wird dann die Größe der Gitterzellen berechnet, indem die Abmessungen durch die Anzahl der Zellen in jeder Raumrichtung dividiert werden. Für jede Zelle werden dann alle Punkte P_i gesucht, die sich in der Zelle befinden. Der dreidimensionale Verschiebungsvektor für jede

Gitterzelle ergibt sich dann abschließend aus der Mittelung der Verschiebungsvektoren an den Punkten P_i .

5 Es können mit verschiedenen neuronalen Netzkonfigurationen gute Ergebnisse erzielt werden. Eine besonders vorteilhafte Konfiguration des neuronalen Netzes ist wie folgt:

- 10 - Faltungsschichten für räumliche Zustandsdaten: Die Faltungsschichten nutzen Normalisierung und Aktivierung mittels leakyReLU, alle zwei Schichten wird außerdem ein Max-Pooling durchgeführt. Insgesamt sechs Faltungsschichten.
- 15 - Faltungsschichten für die Zusatzparameter: Eine Faltungsschicht inklusive Normalisierung und Aktivierung mittels leakyReLU.
- Weitere Faltungsschichten: zwei Faltungsschichten inklusive Normalisierung und Aktivierung mittels leakyReLU.
- 20 - Es folgen abschließend zwei vollständig verbundene Neuronenschichten und eine Nachverarbeitung mittels Softmax-Normalisierung.

25 Anfänglich kann eine Initialisierung der Netzparameter (Gewichte) des neuronalen Netzes mittels „Xavier“-Initialisierung erfolgen. Bei vorhandenen Daten kann die beschriebene Strategie des Nachtrainings verfolgt werden.

30 Als Eingabe für das Bewertungssystem dient wie beschrieben eine dreidimensionale Punktwolke mit Verschiebungsinformation pro Abtastpunkt. Des Weiteren kann die Frequenz der Anregung als optionale Eingabe für das Bewertungssystem dienen. Die dreidimensionale Punktwolke mit der Verschiebungsinformation pro Abtastpunkt bildet die räumlichen Zustandsdaten in Form eines diskretisierten Verschiebungsfeldes. Die Erregerfrequenz repräsentiert einen möglichen Zusatzparameter.

Das Bewertungssystem kann dann basierend auf den räumlichen Zustandsdaten, nämlich dem diskretisierten Verschiebungsfeld, und ggf. basierend auf dem optionalen Zusatzparameter automatisch den Zustand des mechanischen Systems beurteilen, indem eine grundlegende physikalische Schwingform in dem Zustandsdatenpunkt identifiziert wird. Im Beispiel einer Automobilkarosserie oder einem Flugzeugrumpf oder einem Flugzeugflügel können dabei folgende Fälle unterschieden bzw. berücksichtigt werden:

- Torsion und/oder
- Vertikale Biegung und/oder
- Querbiegung

Weitere Fälle sind denkbar.

Unter Berücksichtigung des Ausführungsbeispiels gemäß Fig. 12 kann ein Verfahren wie folgt ausgestaltet sein:

Das Verfahren dient zum Bewerten eines Zustands eines dreidimensionalen Prüfobjekts unter Berücksichtigung einer vorgegebenen Beurteilungsaufgabe und unter Nutzung eines Bewertungssystems, das ein neuronales Netz umfasst. Es wird ein Trainingsdatensatz bereitgestellt und/oder verwendet, der mehrere Zustandsdatenpunkte von einem oder mehreren dreidimensionalen Trainingsobjekten umfasst. Der Trainingsdatensatz umfasst in Bezug auf die vorgegebene Beurteilungsaufgabe für jeden der Zustandsdatenpunkte eine bekannte Zustandsbewertung. Zur Anpassung des Bewertungssystems an die vorgegebene Beurteilungsaufgabe wird das neuronale Netz des Bewertungssystems unter Nutzung des Trainingsdatensatzes in einem Trainingsprozess parametrisiert. In einem Ausführungsprozess wird mit dem angepassten Bewertungssystem für einen vorgegebenen Zustandsdatenpunkt des Prüfobjekts eine Zustandsbewertung berechnet bzw. ermittelt.

Im Rahmen dieser Ausgestaltung ist das Prüfobjekt ein mechanisches System, zum Beispiel eine Fahrzeugkarosserie, ein Flugzeugrumpf, ein Flugzeugflügel oder zumindest ein Bestandteil davon. Als vorgegebene Beurteilungsaufgabe kann dabei

festzustellen sein, bei welcher Frequenz eine vorgebbare (bzw. eine bestimmte physikalisch relevante) Schwingform auftritt. Die Zustandsbewertung des Prüfobjekts kann damit eine Schwingform (Vibrationsmuster) sein. Ein Zustandsdatenpunkt – im Rahmen dieser Ausgestaltung – ist ein dreidimensionales Verschiebungsfeld.

5

Hinsichtlich weiterer vorteilhafter Ausgestaltungen des erfindungsgemäßen Verfahrens bzw. des erfindungsgemäßen Bewertungssystems wird zur Vermeidung von Wiederholungen auf den allgemeinen Teil der Beschreibung sowie auf die beigefügten Ansprüche verwiesen.

10

Schließlich sei ausdrücklich darauf hingewiesen, dass die voranstehend beschriebenen Ausführungsbeispiele des erfindungsgemäßen Verfahrens bzw. des erfindungsgemäßen Bewertungssystems lediglich zur Erörterung der beanspruchten Lehre dienen, diese jedoch nicht auf die Ausführungsbeispiele einschränken.

15

Ansprüche

1. Verfahren zum Bewerten eines Zustands eines dreidimensionalen Prüfobjekts unter Berücksichtigung einer vorgegebenen Beurteilungsaufgabe und unter Nutzung eines Bewertungssystems, das ein neuronales Netz umfasst,
5 wobei ein Trainingsdatensatz bereitgestellt und/oder verwendet wird, der mehrere Zustandsdatenpunkte von einem oder mehreren dreidimensionalen Trainingsobjekten umfasst,
wobei der Trainingsdatensatz in Bezug auf die vorgegebene Beurteilungsaufgabe für jeden der Zustandsdatenpunkte eine bekannte Zustandsbewertung umfasst,
10 wobei zur Anpassung des Bewertungssystems an die vorgegebene Beurteilungsaufgabe das neuronale Netz des Bewertungssystems unter Nutzung des Trainingsdatensatzes in einem Trainingsprozess parametrisiert wird, und
15 wobei in einem Ausführungsprozess mit dem angepassten Bewertungssystem für einen vorgegebenen Zustandsdatenpunkt des Prüfobjekts eine Zustandsbewertung berechnet wird.
2. Verfahren nach Anspruch 1, dadurch gekennzeichnet, dass das Prüfobjekt ein Bauteil, ein mechanisches System, ein elektromechanisches System und/oder ein elektrochemisches System umfasst.
3. Verfahren nach Anspruch 1 oder 2, dadurch gekennzeichnet, dass die Trainingsobjekte des Trainingsdatensatzes problemspezifisch derart ausgewählt werden, dass die vorgegebene Beurteilungsaufgabe sowohl auf die Trainingsobjekte als auch auf das Prüfobjekt anwendbar ist.
4. Verfahren nach einem der Ansprüche 1 bis 3, dadurch gekennzeichnet, dass die Zustandsdatenpunkte der Trainingsobjekte und der Zustandsdatenpunkt des Prüfobjekts jeweils räumliche Zustandsdaten umfassen.
5. Verfahren nach Anspruch 4, dadurch gekennzeichnet, dass die von einem Zustandsdatenpunkt eines Trainingsobjekts umfassten räumlichen Zustandsdaten

einen Zustand des Trainingsobjekts definieren, und wobei die von dem Zustandsdatenpunkt des Prüfobjekts umfassten räumlichen Zustandsdaten einen Zustand des Prüfobjekts definieren.

- 5 6. Verfahren nach Anspruch 4 oder 5, dadurch gekennzeichnet, dass die räumlichen Zustandsdaten als diskretisiertes Skalar-, Vektor-, und/oder Tensorfeld repräsentiert werden.
- 10 7. Verfahren nach einem der Ansprüche 4 bis 6, dadurch gekennzeichnet, dass die räumlichen Zustandsdaten in die Form eines gleichmäßigen Gitters überführt werden.
- 15 8. Verfahren nach einem der Ansprüche 4 bis 7, dadurch gekennzeichnet, dass die räumlichen Zustandsdaten als Tensor der Stufe $N+3$ repräsentiert werden, wobei N die Ordnung der Zustandsdaten pro Gitterpunkt ist.
- 20 9. Verfahren nach einem der Ansprüche 4 bis 8, dadurch gekennzeichnet, dass die räumlichen Zustandsdaten eine physikalische Größe abbilden.
- 25 10. Verfahren nach einem der Ansprüche 4 bis 9, dadurch gekennzeichnet, dass die räumlichen Zustandsdaten ein Temperaturfeld, ein Deformationsfeld, ein Geschwindigkeitsfeld, ein Spannungsfeld, ein Druckfeld, ein Verschiebungsfeld und/oder ein elektromagnetisches Feld umfassen.
- 30 11. Verfahren nach einem der Ansprüche 4 bis 10, dadurch gekennzeichnet, dass die räumlichen Zustandsdaten einen Digitalisierungszustand abbilden, vorzugsweise wobei die räumlichen Zustandsdaten die lokale Auflösung eines numerischen Gitters und/oder ein Qualitätsmerkmal eines numerischen Gitters umfassen.
- 30 12. Verfahren nach einem der Ansprüche 1 bis 11, dadurch gekennzeichnet, dass die Zustandsdatenpunkte der Trainingsobjekte und der Zustandsdatenpunkt des Prüfobjekts neben räumlichen Zustandsdaten mindestens einen Zusatzparameter umfassen.

13. Verfahren nach einem der Ansprüche 1 bis 12, dadurch gekennzeichnet, dass der Trainingsprozess einen Parameteroptimierungsschritt umfasst, wobei in dem Parameteroptimierungsschritt von dem Bewertungssystem für jeden Zustandsdatenpunkt des Trainingsdatensatzes eine Zustandsbewertung berechnet wird, wobei die zu dem jeweiligen Zustandsdatenpunkt gehörende bekannte Zustandsbewertung des Trainingsdatensatzes mit der berechneten Zustandsbewertung verglichen wird, und wobei in Abhängigkeit des Vergleichs Netzparameter des neuronalen Netzes angepasst werden.
14. Verfahren nach einem der Ansprüche 1 bis 13, dadurch gekennzeichnet, dass der Parameteroptimierungsschritt, ggf. mit unterschiedlichen Trainingsdatensätzen, mehrfach durchgeführt wird.
15. Verfahren nach einem der Ansprüche 1 bis 14, dadurch gekennzeichnet, dass in dem Trainingsprozess durch Rückpropagierung anwendungsspezifische Netzparameter des neuronalen Netzes des Bewertungssystems bestimmt werden, wobei für die Rückpropagierung der Trainingsdatensatz und initiale Netzparameter des neuronalen Netzes als Eingabedaten herangezogen werden.
16. Verfahren nach einem der Ansprüche 1 bis 15, dadurch gekennzeichnet, dass das neuronale Netz des Bewertungssystems derart konfiguriert ist, dass die räumlichen Zustandsdaten und der mindestens eine Zusatzparameter getrennt voneinander in mehreren Faltungsschichten verarbeitet werden, bevor die jeweils berechneten Zwischenergebnisse wieder zusammengeführt werden und durch weitere Schichten des neuronalen Netzes verarbeitet werden.
17. Bewertungssystem zum Bewerten eines Zustands eines dreidimensionalen Prüfobjekts unter Berücksichtigung einer vorgegebenen Beurteilungsaufgabe, insbesondere zur Durchführung eines Verfahrens nach einem der Ansprüche 1 bis 16, wobei das Bewertungssystem ein, vorzugsweise tiefes, neuronales Netz umfasst, wobei das Bewertungssystem derart ausgebildet ist, dass ein Trainingsdatensatz verwendbar ist, der mehrere Zustandsdatenpunkte von einem oder mehreren dreidimensionalen Trainingsobjekten umfasst, wobei der Trainingsdatensatz in

Bezug auf die vorgegebene Beurteilungsaufgabe für jeden der Zustandsdatenpunkte eine bekannte Zustandsbewertung umfasst,

5 wobei das Bewertungssystem weiterhin derart ausgebildet ist, dass zur Anpassung an die vorgegebene Beurteilungsaufgabe das neuronale Netz unter Nutzung des Trainingsdatensatzes in einem Trainingsprozess parametrisierbar ist, und dass nach der Anpassung an die vorgegebene Beurteilungsaufgabe in einem Ausführungsprozess für einen vorgegebenen Zustandsdatenpunkt des Prüfobjekts eine Zustandsbewertung berechenbar ist.

10 18. Computerprogrammprodukt mit Programmcode, der auf einem maschinenlesbaren Träger gespeichert ist und ein Verfahren zum Bewerten eines Zustands eines dreidimensionalen Prüfobjekts nach einem der Ansprüche 1 bis 16 bereitstellt und/oder ausführt.

15

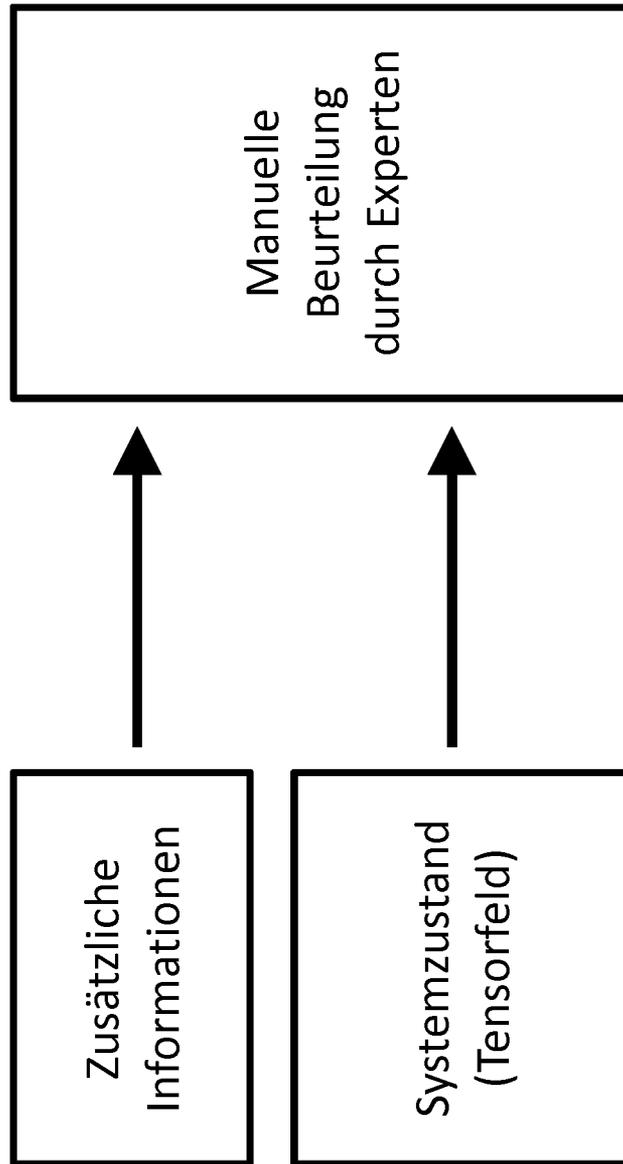


Fig. 1

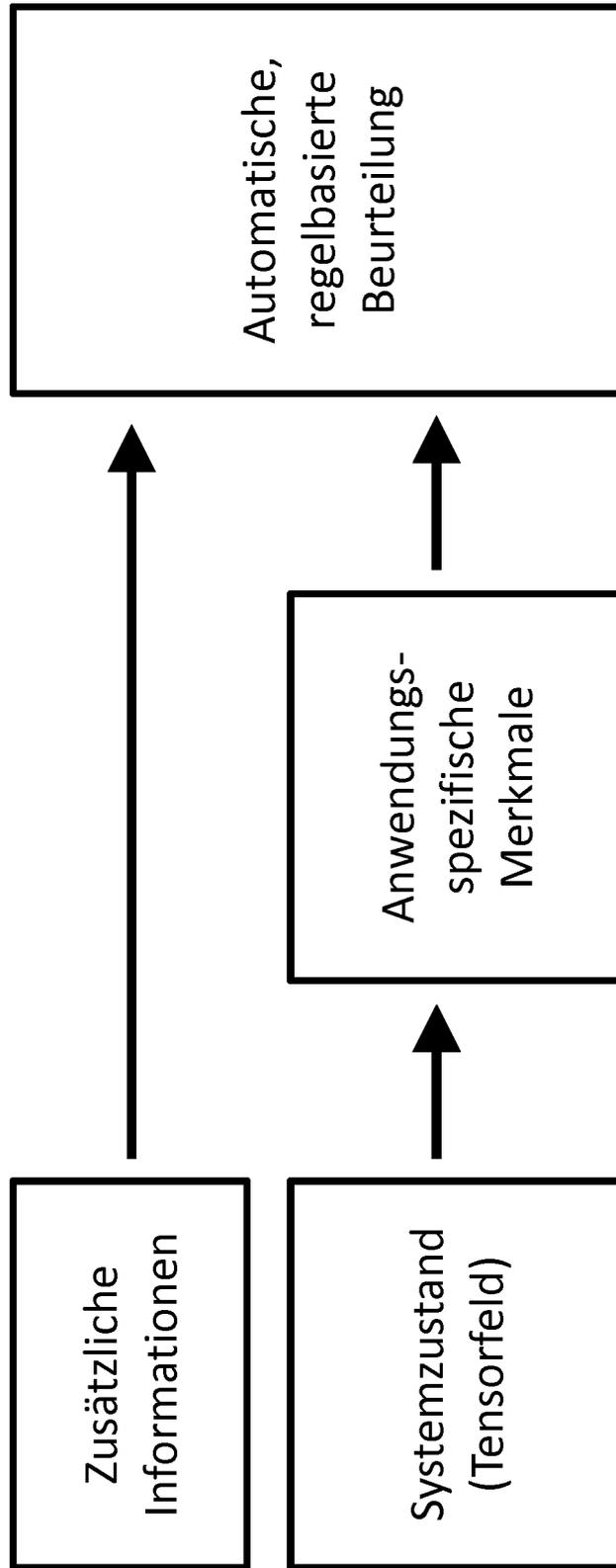


Fig. 2

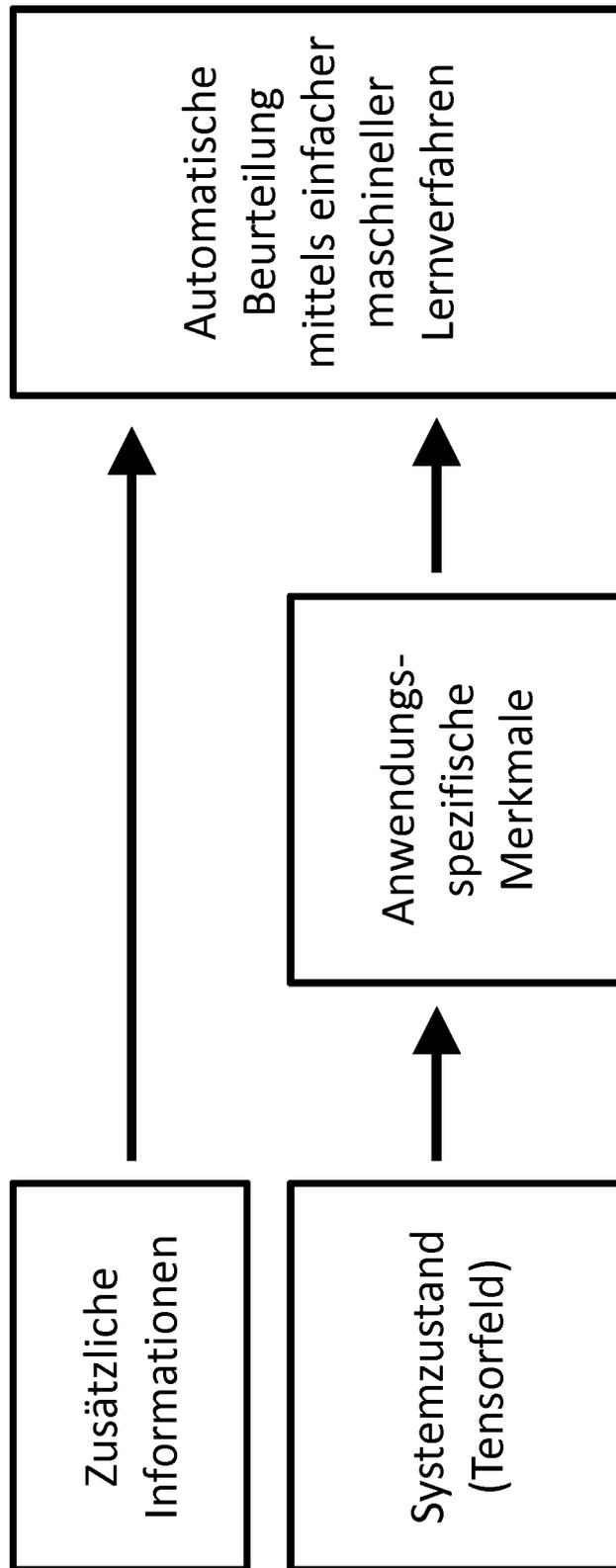


Fig. 3

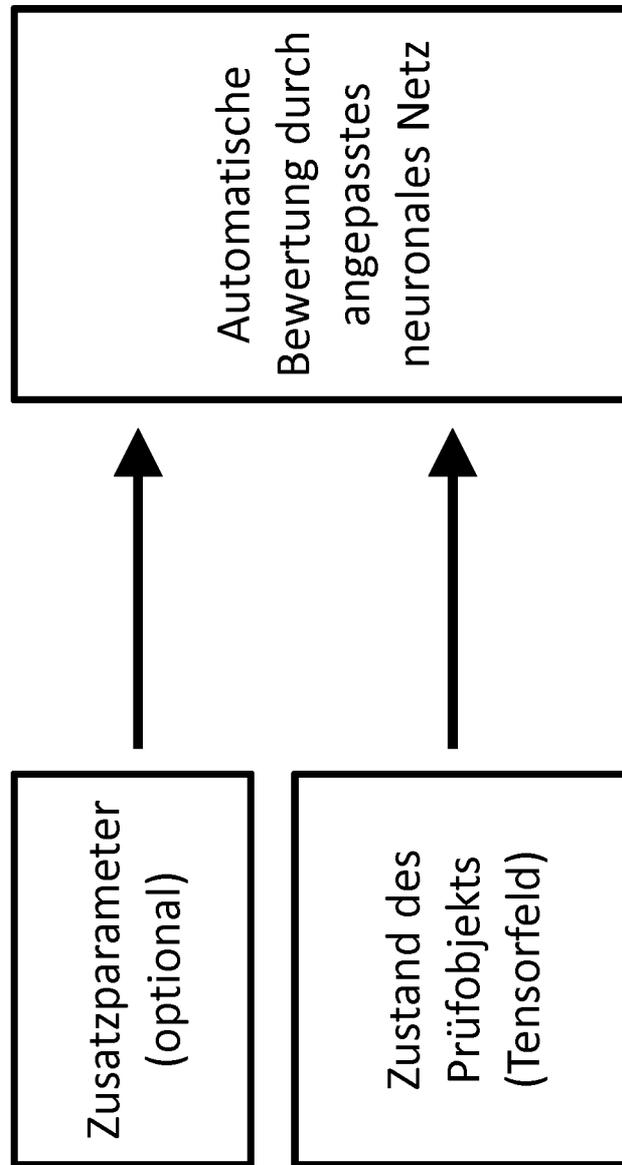


Fig. 4

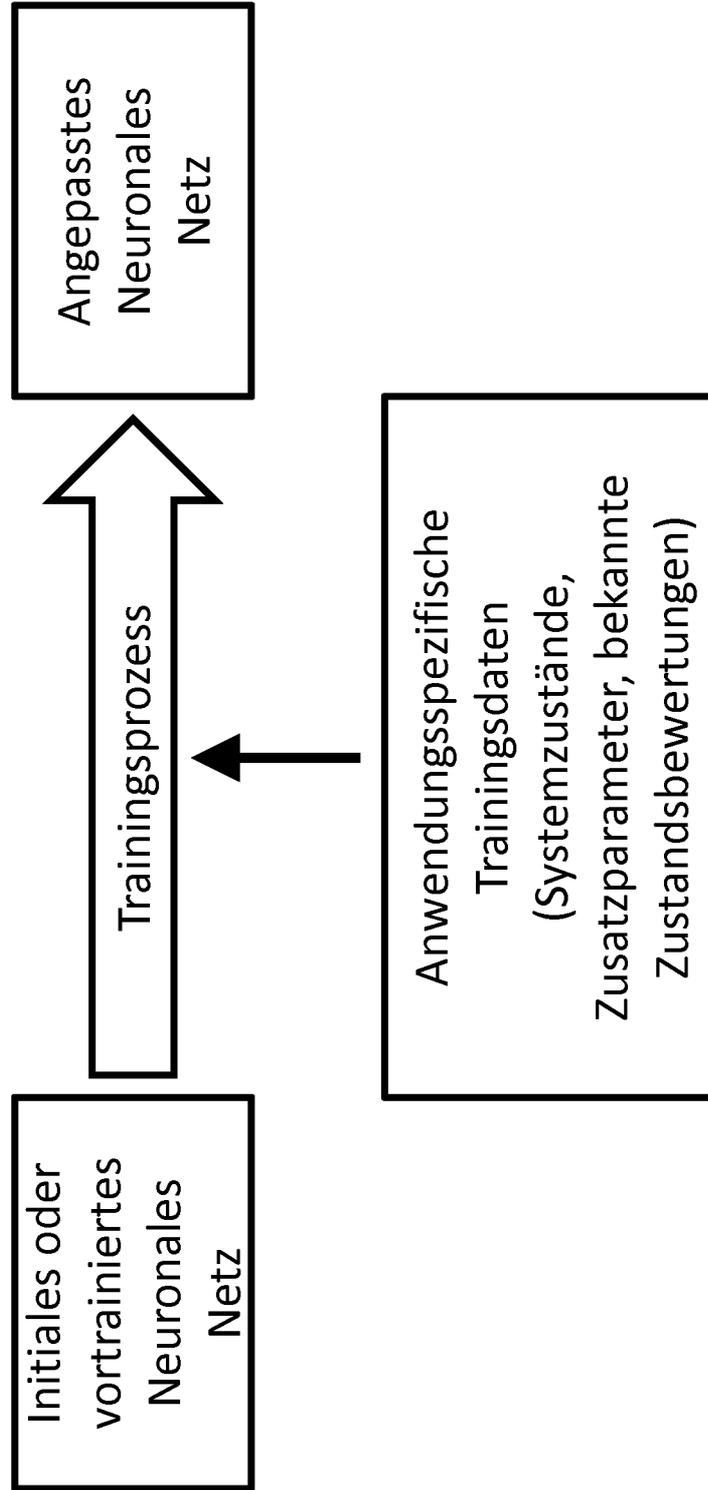


Fig. 5

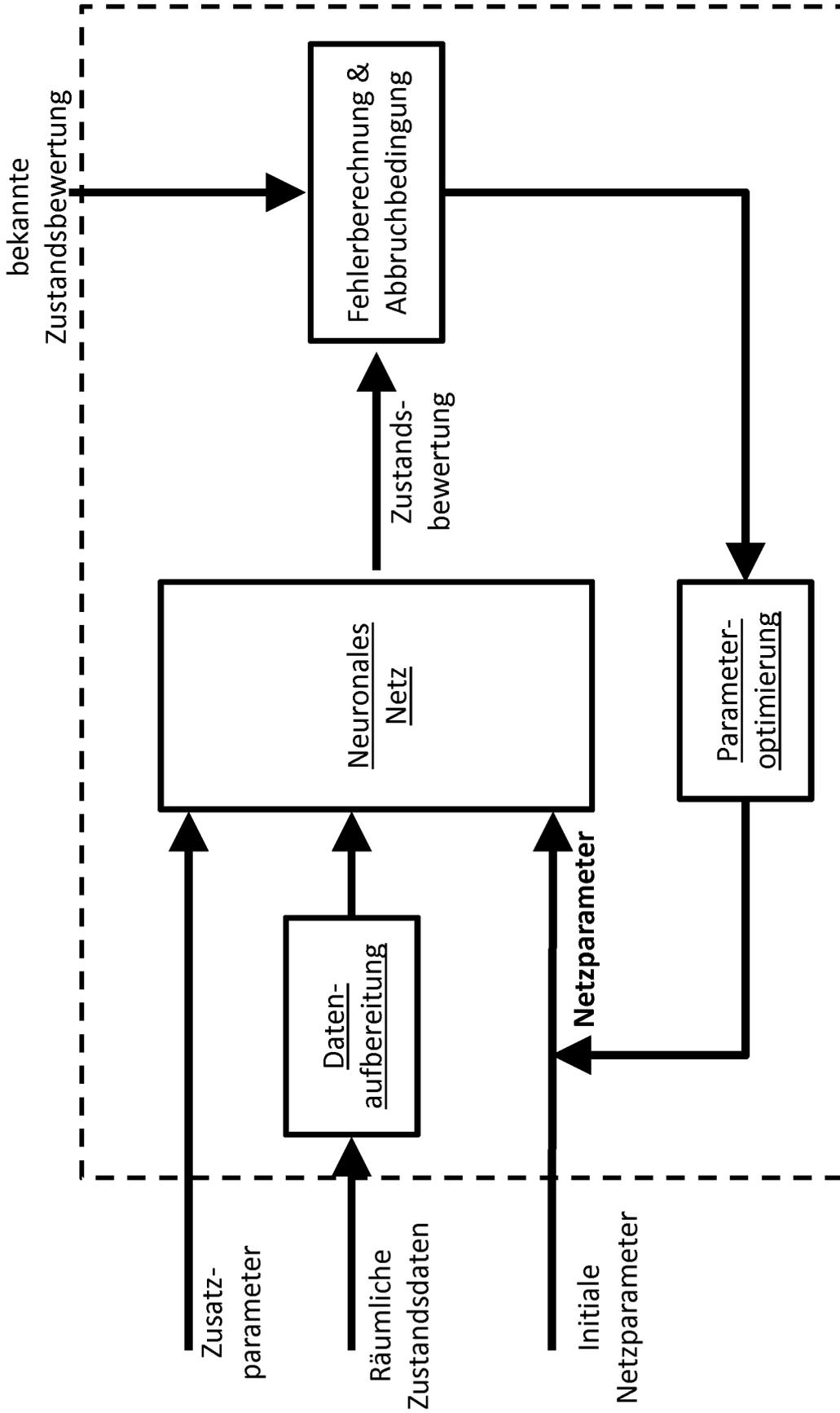


Fig. 6

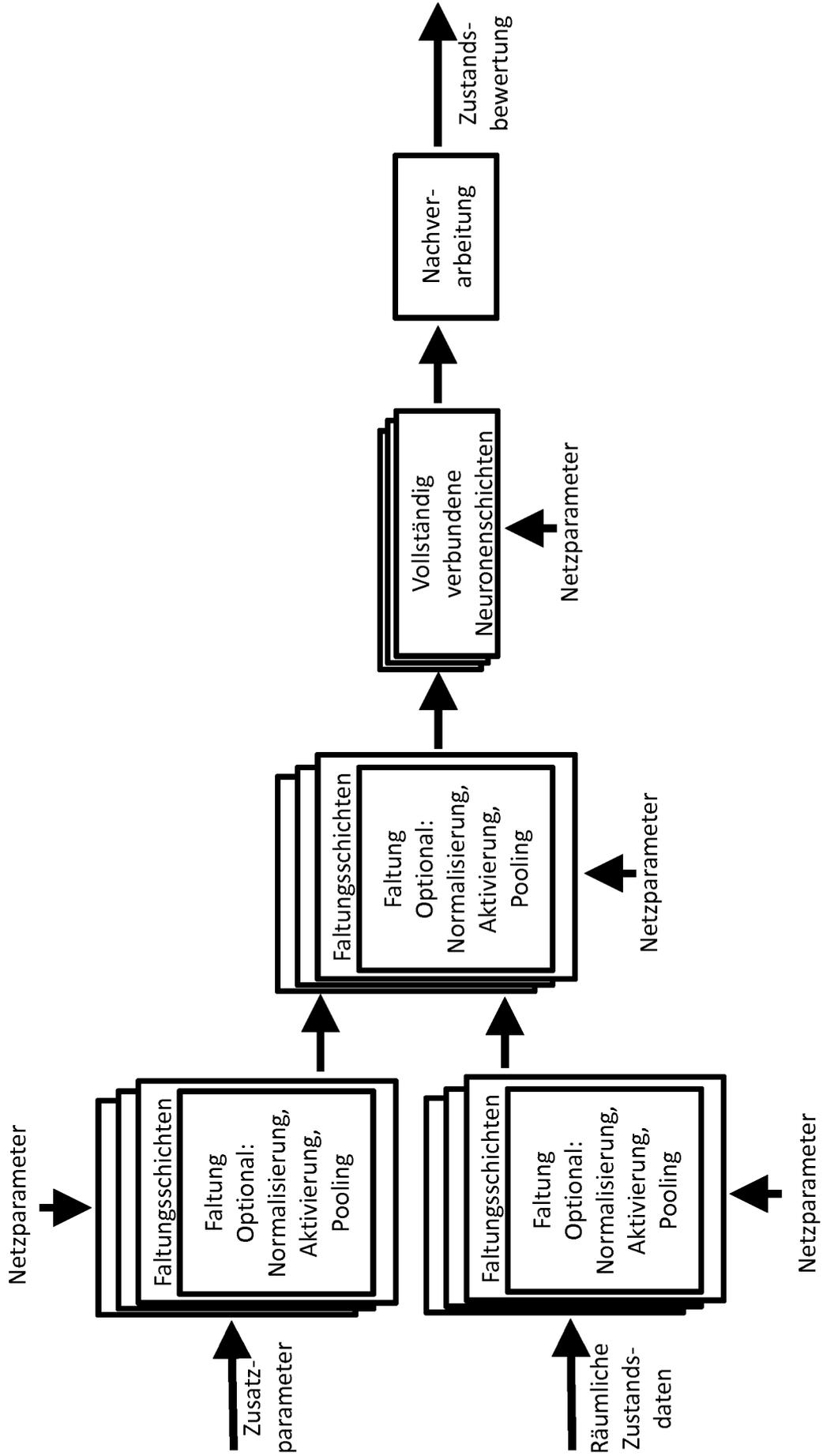


Fig. 7

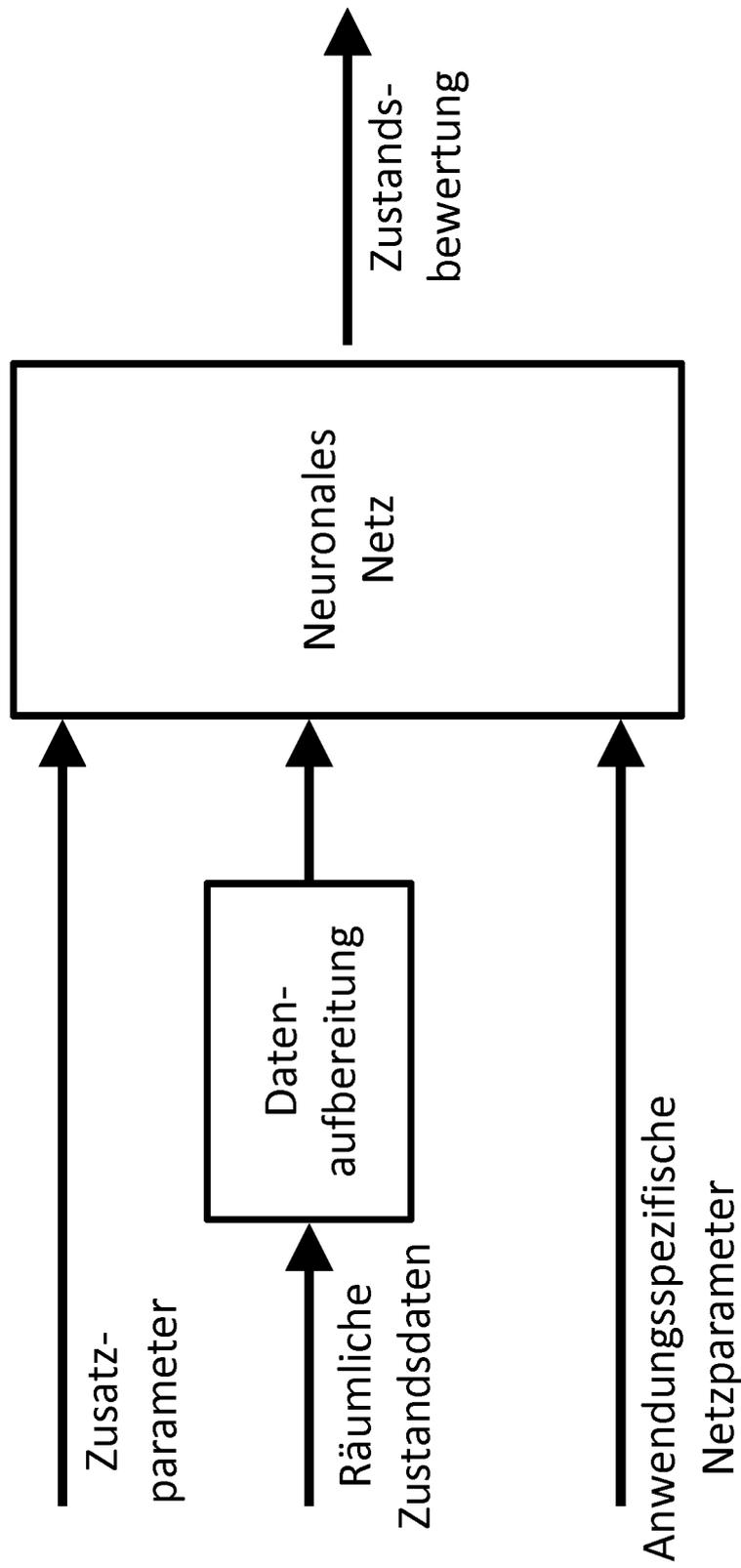


Fig. 8

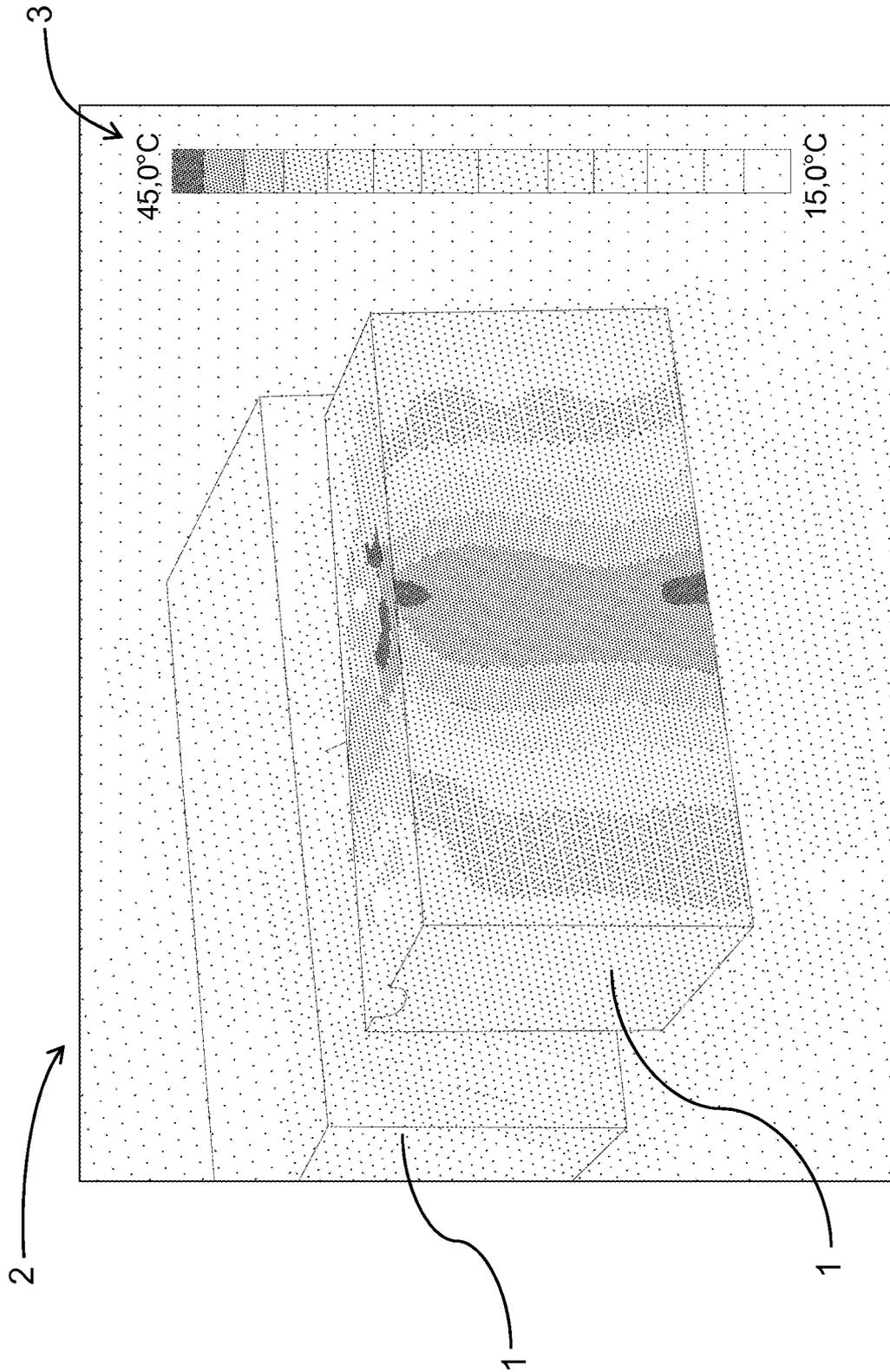


Fig. 9

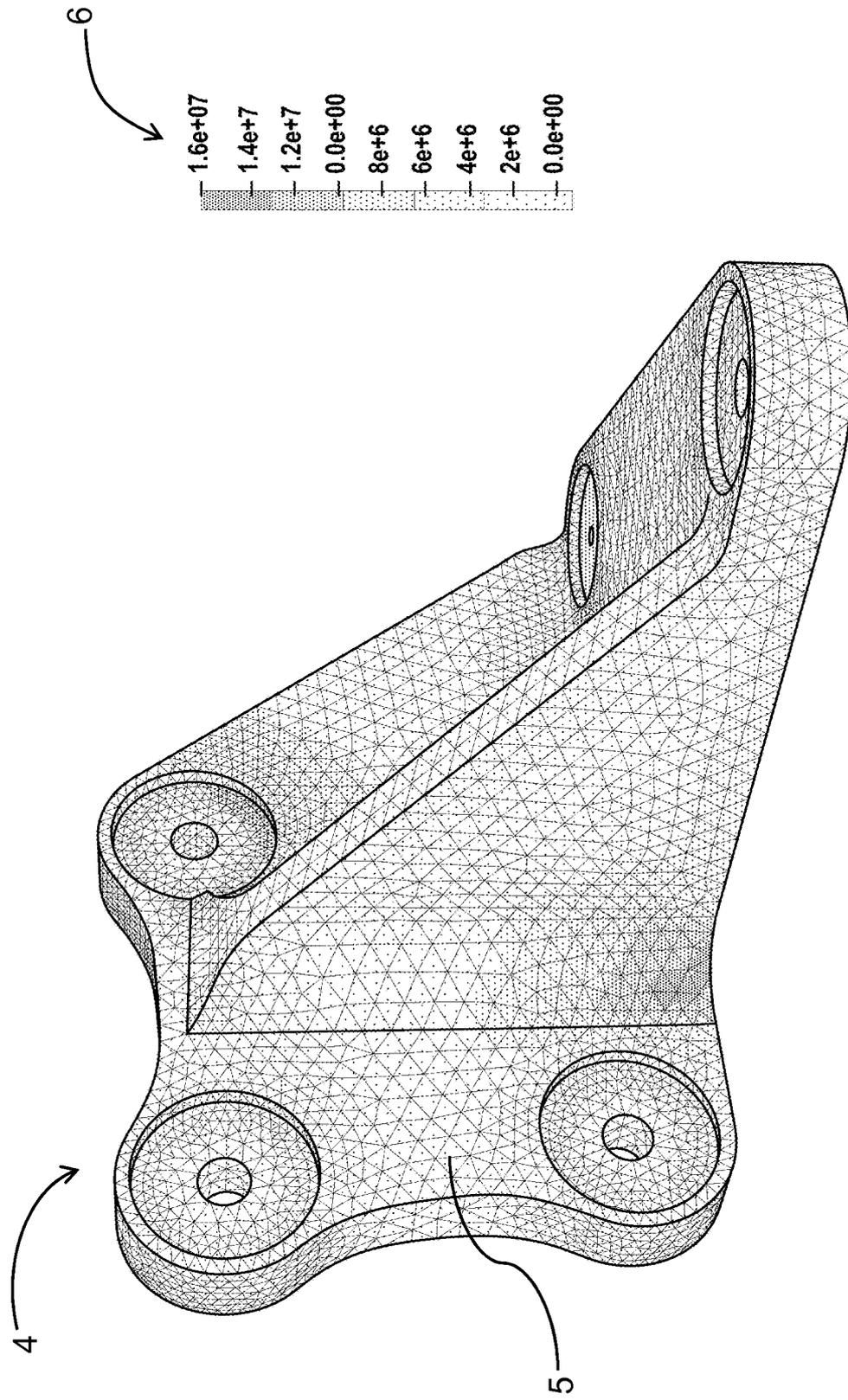


Fig. 10

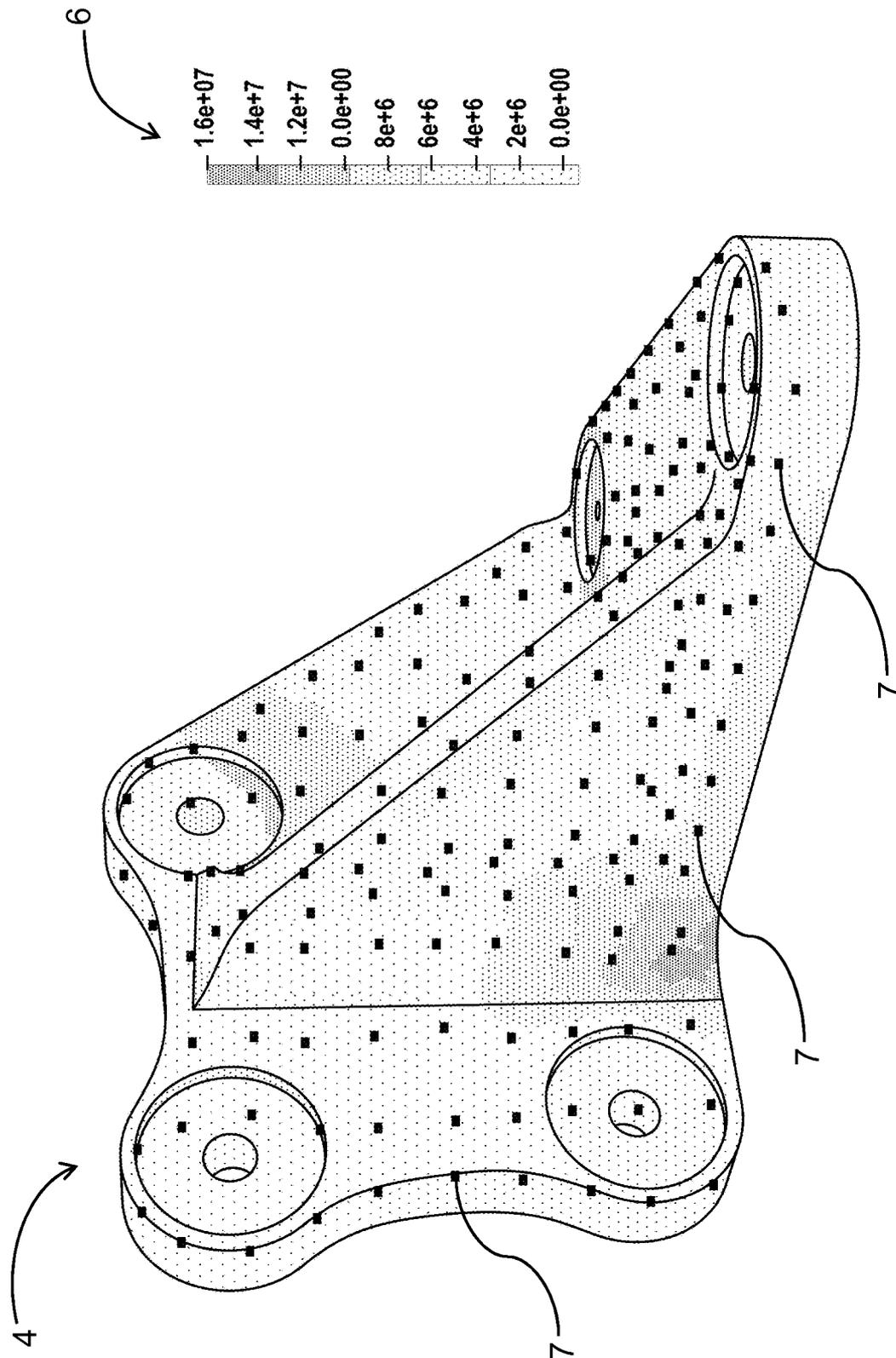


Fig. 11

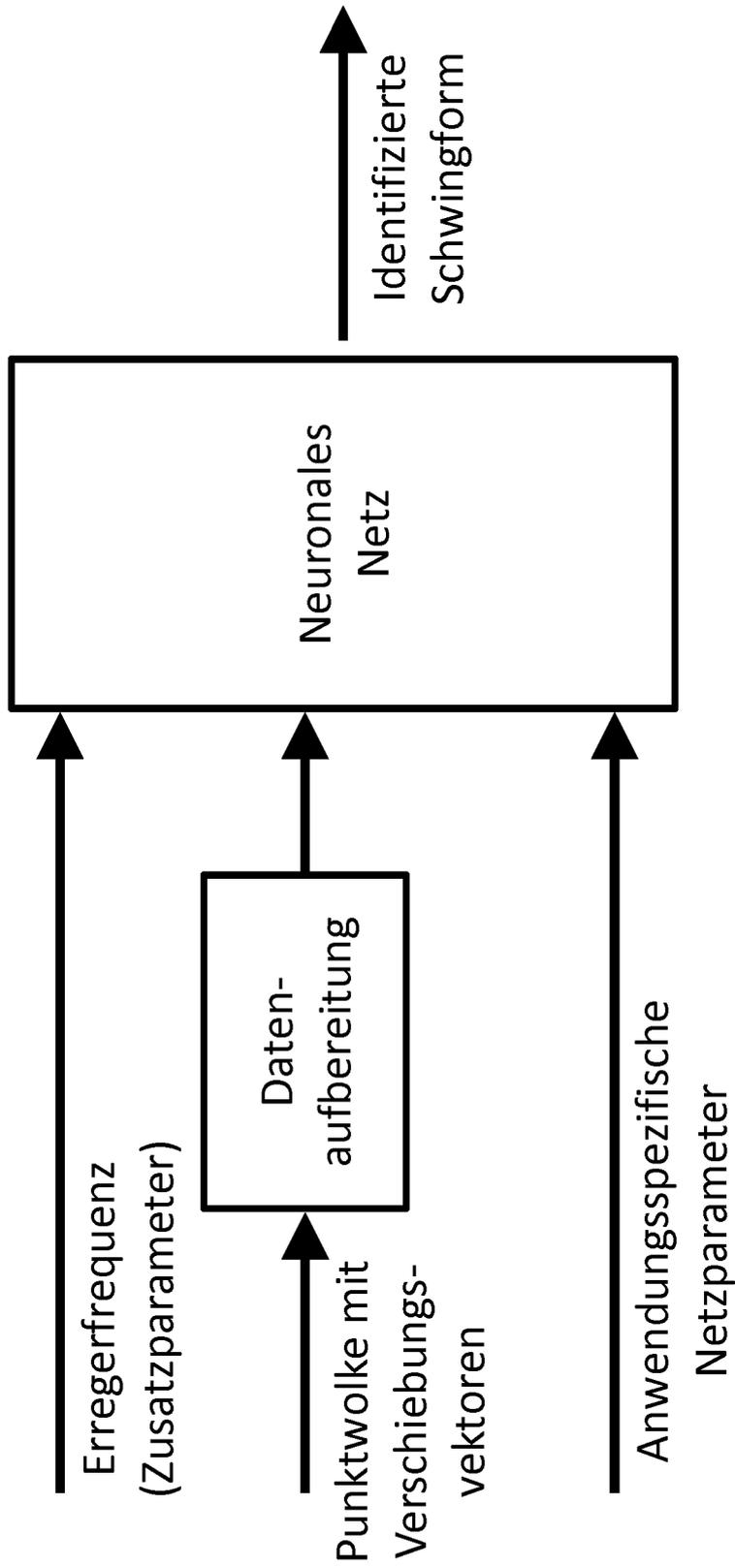


Fig. 12

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/DE2019/200066

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER		
<i>G06K 9/00</i> (2006.01)i; <i>G06K 9/62</i> (2006.01)i		
According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC		
B. FIELDS SEARCHED		
Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols) G06K		
Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched		
Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used) EPO-Internal		
C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	SLAVETINSKY S ET AL. "Deep Learning for CAE Automation" 12 June 2017 (2017-06-12), pages 1-22, NWC NAFEMS WORLD CONGRESS 2017 - 11-14 JUNE 2017 STOCKHOLM, NAFEMS LTD, HAMILTON, SCOTLAND, Retrieved from the Internet: https://www.nafems.org/publications/resource_center/nwc17_678/ [retrieved on 2019-09-23] XP009516213 the whole document	1-18
A	MASCI JONATHAN ET AL. "Geodesic Convolutional Neural Networks on Riemannian Manifolds" <i>2015 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER VISION WORKSHOP (ICCVW), IEEE</i> , 07 December 2015 (2015-12-07), pages 832-840 DOI: 10.1109/ICCVW.2015.112 XP032865042 the whole document	1-18
<input type="checkbox"/> Further documents are listed in the continuation of Box C. <input type="checkbox"/> See patent family annex.		
<p>* Special categories of cited documents:</p> <p>"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance</p> <p>"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date</p> <p>"L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)</p> <p>"O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means</p> <p>"P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed</p> <p>"T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention</p> <p>"X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone</p> <p>"Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art</p> <p>"&" document member of the same patent family</p>		
Date of the actual completion of the international search 26 September 2019		Date of mailing of the international search report 04 October 2019
Name and mailing address of the ISA/EP European Patent Office p.b. 5818, Patentlaan 2, 2280 HV Rijswijk Netherlands Telephone No. (+31-70)340-2040 Facsimile No. (+31-70)340-3016		Authorized officer Nowbakht Irani, Ali Telephone No.

A. KLASSIFIZIERUNG DES ANMELDUNGSGEGENSTANDES
INV. G06K9/00 G06K9/62
ADD.
Nach der Internationalen Patentklassifikation (IPC) oder nach der nationalen Klassifikation und der IPC

B. RECHERCHIERTE GEBIETE
Recherchierter Mindestprüfstoff (Klassifikationssystem und Klassifikationssymbole)
G06K

Recherchierte, aber nicht zum Mindestprüfstoff gehörende Veröffentlichungen, soweit diese unter die recherchierten Gebiete fallen

Während der internationalen Recherche konsultierte elektronische Datenbank (Name der Datenbank und evtl. verwendete Suchbegriffe)
EPO-Internal

C. ALS WESENTLICH ANGESEHENE UNTERLAGEN

Kategorie*	Bezeichnung der Veröffentlichung, soweit erforderlich unter Angabe der in Betracht kommenden Teile	Betr. Anspruch Nr.
X	<p>SLAVETINSKY S ET AL: "Deep Learning for CAE Automation", NWC NAFEMS WORLD CONGRESS 2017 - 11-14 JUNE 2017 STOCKHOLM, NAFEMS LTD, HAMILTON, SCOTLAND</p> <p>12. Juni 2017 (2017-06-12), Seiten 1-22, XP009516213, Gefunden im Internet: URL:https://www.nafems.org/publications/resource_center/nwc17_678/ [gefunden am 2019-09-23] das ganze Dokument</p> <p style="text-align: center;">----- -/--</p>	1-18

Weitere Veröffentlichungen sind der Fortsetzung von Feld C zu entnehmen Siehe Anhang Patentfamilie

- * Besondere Kategorien von angegebenen Veröffentlichungen :
- "A" Veröffentlichung, die den allgemeinen Stand der Technik definiert, aber nicht als besonders bedeutsam anzusehen ist
- "E" frühere Anmeldung oder Patent, die bzw. das jedoch erst am oder nach dem internationalen Anmeldedatum veröffentlicht worden ist
- "L" Veröffentlichung, die geeignet ist, einen Prioritätsanspruch zweifelhaft erscheinen zu lassen, oder durch die das Veröffentlichungsdatum einer anderen im Recherchenbericht genannten Veröffentlichung belegt werden soll oder die aus einem anderen besonderen Grund angegeben ist (wie ausgeführt)
- "O" Veröffentlichung, die sich auf eine mündliche Offenbarung, eine Benutzung, eine Ausstellung oder andere Maßnahmen bezieht
- "P" Veröffentlichung, die vor dem internationalen Anmeldedatum, aber nach dem beanspruchten Prioritätsdatum veröffentlicht worden ist
- "T" Spätere Veröffentlichung, die nach dem internationalen Anmeldedatum oder dem Prioritätsdatum veröffentlicht worden ist und mit der Anmeldung nicht kollidiert, sondern nur zum Verständnis des der Erfindung zugrundeliegenden Prinzips oder der ihr zugrundeliegenden Theorie angegeben ist
- "X" Veröffentlichung von besonderer Bedeutung; die beanspruchte Erfindung kann allein aufgrund dieser Veröffentlichung nicht als neu oder auf erfinderischer Tätigkeit beruhend betrachtet werden
- "Y" Veröffentlichung von besonderer Bedeutung; die beanspruchte Erfindung kann nicht als auf erfinderischer Tätigkeit beruhend betrachtet werden, wenn die Veröffentlichung mit einer oder mehreren Veröffentlichungen dieser Kategorie in Verbindung gebracht wird und diese Verbindung für einen Fachmann naheliegend ist
- "&" Veröffentlichung, die Mitglied derselben Patentfamilie ist

Datum des Abschlusses der internationalen Recherche	Absendedatum des internationalen Recherchenberichts
26. September 2019	04/10/2019

Name und Postanschrift der Internationalen Recherchenbehörde Europäisches Patentamt, P.B. 5818 Patentlaan 2 NL - 2280 HV Rijswijk Tel. (+31-70) 340-2040, Fax: (+31-70) 340-3016	Bevollmächtigter Bediensteter Nowbakht Irani, Ali
--	--

C. (Fortsetzung) ALS WESENTLICH ANGESEHENE UNTERLAGEN

Kategorie*	Bezeichnung der Veröffentlichung, soweit erforderlich unter Angabe der in Betracht kommenden Teile	Betr. Anspruch Nr.
A	<p>MASCI JONATHAN ET AL: "Geodesic Convolutional Neural Networks on Riemannian Manifolds", 2015 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER VISION WORKSHOP (ICCVW), IEEE, 7. Dezember 2015 (2015-12-07), Seiten 832-840, XP032865042, DOI: 10.1109/ICCVW.2015.112 [gefunden am 2016-02-11] das ganze Dokument</p> <p style="text-align: center;">-----</p>	1-18