

(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
09. November 2023 (09.11.2023)



(10) Internationale Veröffentlichungsnummer
WO 2023/213557 A1

(51) Internationale Patentklassifikation:

B23P 19/06 (2006.01) G05B 19/418 (2006.01)
B25B 23/14 (2006.01) G06N 3/08 (2023.01)

(21) Internationales Aktenzeichen: PCT/EP2023/060364

(22) Internationales Anmeldedatum:

20. April 2023 (20.04.2023)

(25) Einreichungssprache: Deutsch

(26) Veröffentlichungssprache: Deutsch

(30) Angaben zur Priorität:

10 2022 110 741.8

02. Mai 2022 (02.05.2022) DE

(71) Anmelder: LISA DRÄXLMAIER GMBH [DE/DE];
Landshuter Str. 100, 84137 Vilsbiburg (DE).

(72) Erfinder: GRÖTZINGER, Christian; Sonnengarten 43,
84335 Mitterskirchen (DE). LANDARI, Khoulood; Pos-
tal box n° 15, Msaken, 4070 (TN). GIRSCHICK, Tobias;
Englbergweg 9a, 84036 Landshut (DE). WINKLMAYER,
Andreas; Am Lenghardt 5, 84174 Eching (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, CV, CZ, DE, DJ,
DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH,
GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IQ, IR, IS, IT, JM, JO,
JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR,
LS, LU, LY, MA, MD, MG, MK, MN, MU, MW, MX, MY,
MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT,
QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST,

(54) Title: METHOD AND DEVICE FOR MONITORING DEFECTS DURING A SCREWING PROCESS

(54) Bezeichnung: VERFAHREN UND VORRICHTUNG ZUR FEHLERÜBERWACHUNG EINES SCHRAUBVORGANGS

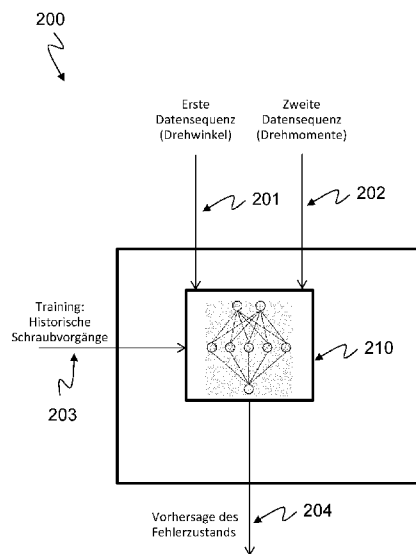


Fig. 2

201 First data sequence (rotational angle)
202 Second data sequence (rotational torque)
203 Training: Historical screwing processes
204 Prediction of the defective state

(57) Abstract: The invention relates to a method (100) for monitoring defects during a screwing process when screwing a connection element in order to detect a missing component, in particular a missing cable lug, having the following steps: receiving (101) a first data sequence of rotational angles assumed by the connection element being screwed during a current screwing process relative to the initial angle of the connection element at the starting time of the current screwing process; receiving (102) a second data sequence of torques consisting of torques which correspond to a respective rotational angle of the first data sequence and which act on the connection element being screwed during the current screwing process at the respective rotational angles; and determining (103) a defective state of the current screwing process on the basis of a learning-based prediction model which predicts the defective state of the current screwing process using the first data sequence and the second data sequence, wherein the learning-based prediction model is trained to predict the defective state of the current screwing process using a plurality of historical screwing processes comprising respective first data sequences and second data sequences with corresponding defective states.

(57) Zusammenfassung: Die Offenbarung betrifft ein Verfahren (100) zur Fehlerüberwachung eines Schraubvorgangs beim Verschrauben eines Verbindungselements zum Erkennen eines fehlenden Bauteils, insbesondere eines fehlenden Kabelschuhs, mit den folgenden Schritten: Empfangen (101) einer ersten Datensequenz von Drehwinkeln, welche das während eines aktuellen Schraubvorgangs verschraubte Verbindungselement gegenüber einem Anfangswinkel des Verbindungselements zu einem Startzeitpunkt des aktuellen Schraubvorgangs einnimmt; Empfangen (102) einer zweiten Datensequenz von Drehmomenten, welche den jeweiligen Drehwinkeln der ersten Datensequenz zugehörige Drehmomente umfasst, welche auf das während des aktuellen Schraubvorgangs verschraubte Verbindungselement bei den jeweiligen Drehwinkeln einwirken; Bestimmen (103) eines Fehlerzustands des aktuellen Schraubvorgangs basierend auf einem lernbasierten Vorhersagemodell, welches anhand der ersten Datensequenz und der zweiten Datensequenz den Fehlerzustand des

SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ,
VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW.

(84) Bestimmungsstaaten (soweit nicht anders angegeben, für jede verfügbare regionale Schutzrechtsart): ARIPO (BW, CV, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SC, 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, ME, 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)
- in Schwarz-Weiss; die internationale Anmeldung enthielt in ihrer eingereichten Fassung Farbe oder Graustufen und kann von PATENTSCOPE heruntergeladen werden.

aktuellen Schraubvorgangs vorhersagt, wobei das lernbasierte Vorhersagemodell anhand einer Vielzahl von historischen Schraubvorgängen umfassend jeweilige erste Datensequenzen und zweite Datensequenzen mit zugehörigen Fehlerzuständen, trainiert ist, den Fehlerzustand des aktuellen Schraubvorgangs vorherzusagen.

5

VERFAHREN UND VORRICHTUNG ZUR FEHLERÜBERWACHUNG EINES SCHRAUBVORGANGS

10 **Technisches Gebiet**

Die vorliegende Erfindung betrifft das Gebiet der Schraubprozesse und Überwachung von Schraubprozessen mittels künstlicher Intelligenz, insbesondere zur Überwachung von Schraubprozessen für Verschraubungen mit Kabelschuh im Fahrzeugbereich. Die Erfindung

15 betrifft ferner ein Verfahren und eine Vorrichtung zur Fehlerüberwachung eines Schraubvorgangs beim Verschrauben eines Verbindungselements zum Erkennen eines fehlenden Bauteils, insbesondere eines fehlenden Kabelschuhs. Ferner betrifft die Erfindung eine Kabelschuh Inline Erkennung.

20

Stand der Technik

Bei der Überwachung von Schraubprozessen, insbesondere im Fahrzeugbereich, kann die Fehlererkennung während des Schraubprozesses im Schraubsystem derzeit nur über eine

25 Winkelüberwachung umgesetzt werden. Hier gibt es verschiedene Möglichkeiten, wie z.B. Eindrehwinkel oder Endanzugswinkel. Es kann allerdings kein harter Wert hinterlegt werden, wie z.B. 243 Winkelgrad, da Bauteileinflüsse, Chargenstreuungen oder Oberflächen einen entscheidenden Einfluss auf den resultierenden Drehwinkel haben. Aus diesem Grund werden Winkelfenster parametrisiert, welche durchlaufen werden müssen. Im speziellen bei sehr

30 dünnen Kabelschuhen von z.B. kleiner als 1mm ist es nahezu unmöglich, mit klassischer Winkelüberwachung einen fehlenden Kabelschuh zu erkennen, da die oben genannten Einflüsse, eine Größe des Winkelfensters benötigen, welche größer ist, als die Höhendifferenz des vergessenen Kabelschuhs. Die Vielzahl der Schraubverbindungen mit

Kabelschuhen sind als Kat A laut VDI/VDE 2862 Blatt 1 definiert und somit besonders sicherheitsrelevant, insofern dass sie eine Gefahr für Leib und Leben darstellen. D.h., eine fehlerhafte Schraubverbindung kann zu einem kritischen Fehler führen, wie beispielsweise Fehlfunktion des Airbags, etc.

5

Beschreibung der Erfindung

10 Eine Aufgabe der Erfindung ist es daher, ein Konzept für eine Überwachung eines Schraubprozesses zu schaffen, bei dem auftretende Fehlerzustände sicher erkannt werden können.

Die Aufgabe wird durch die Gegenstände der unabhängigen Ansprüche gelöst. Vorteilhafte Weiterbildungen der Erfindung sind in den abhängigen Ansprüchen, der Beschreibung und
15 den begleitenden Figuren angegeben.

Die erfinderische Lösung basiert auf dem im Folgenden dargestellten Konzept.

20 Während des gesamten Schraubvorganges wird der Winkel, als auch das Drehmoment gemessen, womit eine Zeitreihe bzw. Kurve zum Schraubvorgang entsteht. Es konnte festgestellt werden, dass sich die Kurven von OK-Schrauben (= mit Kabelschuh, also fehlerfrei) von den NOK-Schrauben (= ohne Kabelschuh, also fehlerhaft) in einem Teilbereich der Kurve signifikant unterscheiden. In anderen Bereichen der Kurve sind NOK (Nicht in
25 Ordnung) und OK-Schrauben (in Ordnung) nicht signifikant zu unterscheiden. Der Unterschied ist jedoch zu subtil, um mit der klassischen Winkelüberwachung erkannt zu werden. Klassische Winkelüberwachung erkennt Fehler über einfache Regeln wie „wenn das Drehmoment über X Nm ist, ist es ein Fehler“. Um die subtilen Unterschiede zu erkennen, hat sich der Einsatz
fortgeschrittenerer Verfahren als notwendig erwiesen.

30 In dieser Offenbarung wird das Problem über maschinelle Lernverfahren (ML) oder künstliche Intelligenz (KI oder AI) gelöst. Die ML- oder AI-Modelle erhalten den entscheidenden Teilbereich der Kurve als Input und geben als Output ein binäres OK oder NOK aus. Die ML/AI wird vor der Verwendung in der Produktion „trainiert“, d.h., die passenden internen Parameter des Algorithmus werden damit gefunden, um die Klassifikation möglichst gut zu erledigen.

Hierzu kann ein „Supervised Learning“ bzw. überwachtes Lernen verwendet werden, bei dem eine Vielzahl von historischen OK und NOK-Kurven dem Modell als Trainingsdaten vorgegeben werden.

5 Diese Erfindung ist für die große Masse der Verschraubungen im Fahrzeugbereich und in anderen Anwendungen, bei denen Verschraubungen zu überwachen sind, nutzbar. Nicht nur das Vergessen der Kabelschuhe, sondern auch andere fehlende Bauteile wie zum Beispiel Sicherungen sind ein Anwendungsbeispiel.

10 Eine weitere Fehlererkennung ist nicht ausgeschlossen und kann je Schraubfall gesondert betrachtet werden.

Das hier vorgestellte Konzept kann an verschiedenste Schraubfälle angepasst werden. Damit können sowohl Handarbeitsplätze als auch automatisierte Schraubtechnik unterstützt werden.

15 Eine Prüfung während des Herstellungsprozesses kann sicherstellen, dass das Produkt nicht zu Ende produziert wird und somit ein zeitnahes Feedback an das Produktionspersonal gegeben wird, zum Beispiel die Übermittlung des NOK Status über das MES („Manufacturing Execution System“ bzw. Fertigungsmanagementsystem).

20 Da Schraubkurven betrachtet werden, können auch Schraubsysteme von verschiedenen Herstellern genutzt werden, da die gesteuerte Schraubtechnik immer eine Schraubkurve zur Verfügung stellt. Zusätzlich können die Schraubkurven durch die Software verarbeitet und gespeichert werden. Damit entsteht kein zusätzlicher Aufwand für eine Schnittstelle, wenn verschiedene Schraubsysteme verschiedener Hersteller in der Produktion genutzt werden.

25

Gemäß einem ersten Aspekt der Erfindung wird die oben beschriebene Aufgabe gelöst durch ein Verfahren zur Fehlerüberwachung eines Schraubvorgangs beim Verschrauben eines Verbindungselements zum Erkennen eines fehlenden Bauteils, insbesondere eines fehlenden Kabelschuhs, mit den folgenden Schritten: Empfangen einer ersten Datensequenz von
30 Drehwinkeln, welche das während eines aktuellen Schraubvorgangs verschraubte Verbindungselement gegenüber einem Anfangswinkel des Verbindungselements zu einem Startzeitpunkt des aktuellen Schraubvorgangs einnimmt; Empfangen einer zweiten Datensequenz von Drehmomenten, welche den jeweiligen Drehwinkeln der ersten Datensequenz zugehörige Drehmomente umfasst, welche auf das während des aktuellen

Schraubvorgangs verschraubte Verbindungselement bei den jeweiligen Drehwinkeln einwirken; Bestimmen eines Fehlerzustands des aktuellen Schraubvorgangs basierend auf einem lernbasierten Vorhersagemodell, welches anhand der ersten Datensequenz und der zweiten Datensequenz den Fehlerzustand des aktuellen Schraubvorgangs vorhersagt, wobei
5 das lernbasierte Vorhersagemodell anhand einer Vielzahl von historischen Schraubvorgängen umfassend jeweilige erste Datensequenzen und zweite Datensequenzen mit zugehörigen Fehlerzuständen, trainiert ist, den Fehlerzustand des aktuellen Schraubvorgangs vorherzusagen.

- 10 Mit diesem Verfahren lässt sich ein Schraubprozess effizient überwachen, so dass auftretende Fehlerzustände sicher erkannt werden können.

Das Verfahren lässt sich für den Masseneinsatz von Verschraubungen im Fahrzeugbereich und in anderen Anwendungen, bei denen Verschraubungen zu überwachen sind, vorteilhaft
15 nutzen. Nicht nur das Vergessen der Kabelschuhe, sondern auch andere fehlende Bauteile wie zum Beispiel Sicherungen können mit diesem Verfahren sicher und effizient erkannt werden.

Gemäß einer beispielhaften Ausführungsform des Verfahrens ist das lernbasierte
20 Vorhersagemodell durch einen Referenzparametersatz definiert, wobei der Referenzparametersatz eine Charakteristik des lernbasierten Vorhersagemodells festlegt, insbesondere einen logischen Aufbau und eine Funktionalität des lernbasierten Vorhersagemodells.

- 25 Damit lässt sich die Komplexität und damit auch die Genauigkeit der Vorhersage entsprechend festlegen.

Gemäß einer beispielhaften Ausführungsform des Verfahrens ist das Verbindungselement eine Schraube oder eine Mutter.

30

Gemäß einer beispielhaften Ausführungsform des Verfahrens ist das lernbasierte Vorhersagemodell ein neuronales Netz, das durch einen Referenzparametersatz definiert ist, wobei der Referenzparametersatz eine Charakteristik des neuronalen Netzes festlegt,

insbesondere eine Anzahl von Schichten des neuronalen Netzes, sowie eine Art und Anzahl von Gewichten, Übertragungsfunktionen und Aktivierungsfunktionen in der jeweiligen Schicht.

Das neuronale Netz lernt hauptsächlich durch Modifikation der Gewichte der Neuronen in der Trainingsphase. Dadurch ergibt sich der technische Vorteil für das neuronale Netz, dass es in der Lage ist, komplizierte nichtlineare Funktionen über einen „Lern“-Algorithmus, der durch iterative oder rekursive Vorgehensweise aus vorhandenen Ein- und gewünschten Ausgangswerten alle Parameter der Funktion zu bestimmen versucht, zu erlernen. Insbesondere können Zusammenhänge leicht gelernt werden, die nicht auf einfache Weise durch Schwellenentscheidungen festzulegen sind.

Gemäß einer beispielhaften Ausführungsform des Verfahrens ist das lernbasierte Vorhersagemodell ein Recurrent Neural Network, RNN, insbesondere ein Long-Short-Term-Memory, LSTM.

Das Recurrent Neural Network eignet sich insbesondere zur Anwendung bei Problemstellungen, die das Verarbeiten von Sequenzen erfordern, wie hier die Verarbeitung der ersten Datensequenz und der zweiten Datensequenz. Damit ergibt sich der Vorteil hoher Vorhersagegenauigkeit der Fehlererkennung.

Gemäß einer beispielhaften Ausführungsform des Verfahrens umfasst der Fehlerzustand des aktuellen Schraubvorgangs entweder den Zustand „in Ordnung“ oder den Zustand „Nicht in Ordnung“, wobei der Zustand „in Ordnung“ anzeigt, dass das Verbindungselement mit zugehörigem Bauteil, insbesondere zugehörigem Kabelschuh, verschraubt ist; und wobei der Zustand „Nicht in Ordnung“ anzeigt, dass das zu dem Verbindungselement zugehörige Bauteil, insbesondere der zugehörige Kabelschuh, fehlt.

Dies bietet den Vorteil eines effizienten „Supervised Learning“, d.h. eines überwachten Lernens. Anhand der zwei vorgegebenen Ergebnisse OK und NOK kann das lernbasierte Vorhersagemodell schnell und sicher trainiert werden, um in ähnlichen Fällen eine genaue Vorhersage zu machen.

Gemäß einer beispielhaften Ausführungsform des Verfahrens ist das lernbasierte Vorhersagemodell anhand eines überwachten Lernens trainiert, bei dem jeder historische

Schraubvorgang mit dem Zustand „in Ordnung“ bzw. OK oder „Nicht in Ordnung“ bzw. NOK als Label versehen ist, und das lernbasierte Vorhersagemodell lernt, diesen Zustand für entsprechende erste und zweite Datensequenzen vorherzusagen.

- 5 Dies bietet den Vorteil einer hohen Vorhersagegenauigkeit, insbesondere da nur die beiden Fehlerzustände OK und NOK vorherzusagen sind.

10 Gemäß einer beispielhaften Ausführungsform des Verfahrens umfassen der aktuelle Schraubvorgang und die historischen Schraubvorgänge in Bezug auf Drehwinkel und zugehörigem Drehmoment jeweils eine Mehrzahl von aufeinanderfolgenden Phasen, welche charakteristischen Funktionen des Schraubvorgangs entsprechen. Beispielsweise sind solche charakteristischen Funktionen das Finden des Findlings, das schnelle Einschrauben, das Fügen und der Endanzug.

- 15 Dies bietet den Vorteil, dass der Schraubvorgang in charakteristische Phasen unterteilt werden kann, wobei bestimmte Phasen von besonderer Relevanz für die Fehlervorhersage sind. Bei Auswertung dieser relevanten Phasen kann der Fehlerzustand mit hoher Sicherheit korrekt vorausgesagt werden.

20 Gemäß einer beispielhaften Ausführungsform des Verfahrens weisen die Mehrzahl der Phasen zumindest eine signifikante Phase auf, wobei sich die Drehmomente von Schraubvorgängen mit dem Fehlerzustand „in Ordnung“ bezüglich der Drehmomente von Schraubvorgängen mit dem Fehlerzustand „Nicht in Ordnung“ innerhalb der zumindest einen signifikanten Phase stärker als innerhalb einer anderen Phase unterscheiden.

- 25 Dies bietet den Vorteil, dass die zumindest eine signifikante Phase besonders relevant ist für die Vorhersage eines Fehlerzustands und dass bei einer Auswertung dieser Phase der Fehlerzustand mit hoher Sicherheit korrekt vorausgesagt werden kann.

30 Gemäß einer beispielhaften Ausführungsform des Verfahrens basiert der Fehlerzustand des aktuellen Schraubvorgangs auf einem lernbasierten Vorhersagemodell, das mit historischen Schraubvorgängen trainiert ist, welche alle Phasen der Mehrzahl von Phasen umfassen.

Dies bietet den Vorteil, dass der gesamte Schraubprozess genutzt wird, um einen Fehlerzustand vorherzusagen, so dass keine Unterteilung in die verschiedenen Phasen notwendig ist, welche mit einer gewissen Unsicherheit verbunden sein kann. Die Vorhersagegenauigkeit lässt sich damit verbessern.

5

Gemäß einer beispielhaften Ausführungsform des Verfahrens umfassen die erste Datensequenz von Drehwinkeln und die zweite Datensequenz von Drehmomenten nur Winkel und zugehörige Drehmomente, welche in der zumindest einen signifikanten Phase des aktuellen Schraubvorgangs erfasst wurden; und der Fehlerzustand des aktuellen

10 Schraubvorgangs basiert auf einem lernbasierten Vorhersagemodell, das mit historischen Schraubvorgängen trainiert ist, welche die zumindest eine signifikante Phase umfassen.

Dies bietet den Vorteil, dass das lernbasierte Vorhersagemodell sich auf die Daten der zumindest einen signifikanten Phase beschränken kann und somit die Unterschiede zwischen

15 den OK und den NOK Schraubprozessen stärker ausgeprägt sind, was eine Genauigkeit der Vorhersage erhöhen kann.

Gemäß einer beispielhaften Ausführungsform des Verfahrens bestimmt sich die zumindest eine signifikante Phase des aktuellen Schraubvorgangs und/oder der historischen

20 Schraubvorgänge anhand zumindest eines der folgenden Kriterien: das Drehmoment liegt oberhalb einer vorgegebenen Schwelle, der Drehwinkel liegt oberhalb einer vorgegebenen Schwelle, das Verbindungselement berührt den Kabelschuh.

Dies bietet den Vorteil, dass die zumindest eine signifikante Phase effizient durch

25 Schwellwertbetrachtungen bestimmt werden kann.

Gemäß einer beispielhaften Ausführungsform des Verfahrens umfasst der Schraubvorgang eine metrische Verschraubung oder eine furchende Verschraubung, wobei der Fehlerzustand eines metrischen Schraubvorgangs basierend auf einem lernbasierten Vorhersagemodell

30 bestimmt wird, das mit historischen metrischen Schraubvorgängen trainiert ist; und wobei der Fehlerzustand eines furchenden Schraubvorgangs basierend auf einem lernbasierten Vorhersagemodell bestimmt wird, das mit historischen furchenden Schraubvorgängen trainiert ist.

Dies bietet den Vorteil, dass jede Art von Verschraubung separat betrachtet wird, so dass sich die Vorhersagegenauigkeit erhöht, wenn nur gleiche Arten von Verschraubungen in den historischen und den aktuellen Schraubkurven miteinander verglichen werden.

- 5 Gemäß einer beispielhaften Ausführungsform des Verfahrens umfasst die erste Datensequenz eine erste Zeitreihe mit Drehwinkeln des aktuellen Schraubvorgangs; und die zweite Datensequenz umfasst eine zweite Zeitreihe mit Drehmomenten, die den Drehwinkeln der ersten Zeitreihe zugehörig sind.
- 10 Dies bietet den Vorteil, dass das lernbasierte Vorhersagemodell bei Zeitreihen besonders hohe Genauigkeiten erzielt.

Gemäß einer beispielhaften Ausführungsform des Verfahrens liegt eine Dicke des Kabelschuhs innerhalb eines Toleranzbereichs einer Einschraubtiefe des
15 Verbindungselements.

Dies bietet den Vorteil, dass bei solchen Größenverhältnissen keine einfache Auswertung über den Einschraubwinkel mehr möglich ist. Wenn der Kabelschuh so dünn ist, dass er im Toleranzbereich der Einschraubtiefe des Verbindungselements, z.B. der Schraube oder Mutter
20 untergeht, kann auch nicht mehr anhand der Einschraubtiefe erkannt werden, ob der Kabelschuh vorhanden ist oder nicht. Das hier vorgestellte lernbasierte Vorhersagemodell mittels KI bietet gerade in solchen Fällen eine sichere Detektion von NOK und OK Schraubvorgängen.

25 Gemäß einer beispielhaften Ausführungsform des Verfahrens wird der aktuelle Schraubvorgang von einer Schraubmaschine ausgeführt; und die erste Datensequenz von Winkeln und die zweite Datensequenz von Drehmomenten werden von der Schraubmaschine oder einer Steuerung der Schraubmaschine nach dem Ausführen des aktuellen Schraubvorgangs empfangen.

30

Dies bietet den Vorteil, dass die Schraubmaschine über die genauen Daten der ersten und zweiten Datensequenz verfügt, so dass diese mit hoher Genauigkeit empfangen werden können und für die Vorhersage des Fehlerzustands genutzt werden können.

Gemäß einer beispielhaften Ausführungsform des Verfahrens wird der Fehlerzustand des aktuellen Schraubvorgangs basierend auf dem lernbasierten Vorhersagemodell nur dann bestimmt, wenn die Schraubmaschine oder die Steuerung der Schraubmaschine nach dem Ausführen des aktuellen Schraubvorgangs eine fehlerfreie Ausführung des aktuellen Schraubvorgangs anzeigt.

Dies bietet den Vorteil, dass bereits eine Vorauswahl durch die Schraubmaschine getroffen werden kann, so dass Fehlverschraubungen, welche sich als Ausreißer in den Schraubkurven bemerkbar machen, bereits zuvor aussortiert werden können und damit keinen negativen Einfluss auf die Genauigkeit der Vorhersage haben.

Gemäß einem zweiten Aspekt der Erfindung wird die oben beschriebene Aufgabe gelöst durch eine Vorrichtung zur Fehlerüberwachung eines Schraubvorgangs beim Verschrauben eines Verbindungselements, z.B. einer Schraube oder Mutter, zum Erkennen eines fehlenden Bauteils, insbesondere eines fehlenden Kabelschuhs, wobei die Vorrichtung ausgebildet ist, eine erste Datensequenz von Drehwinkeln zu empfangen, welche das während eines aktuellen Schraubvorgangs verschraubte Verbindungselement gegenüber einem Anfangsdrehwinkel des Verbindungselements zu einem Startzeitpunkt des aktuellen Schraubvorgangs einnimmt; eine zweite Datensequenz von Drehmomenten zu empfangen, welche den jeweiligen Drehwinkeln der ersten Datensequenz zugehörige Drehmomente umfasst, welche auf das während des aktuellen Schraubvorgangs verschraubte Verbindungselement bei den jeweiligen Drehwinkeln einwirken; einen Fehlerzustand des aktuellen Schraubvorgangs basierend auf einem lernbasierten Vorhersagemodell zu bestimmen, welches anhand der ersten Datensequenz und der zweiten Datensequenz den Fehlerzustand des aktuellen Schraubvorgangs vorhersagt, wobei das lernbasierte Vorhersagemodell anhand einer Vielzahl von historischen Schraubvorgängen umfassend jeweilige erste Datensequenzen und zweite Datensequenzen mit zugehörigen Fehlerzuständen, trainiert ist, den Fehlerzustand des aktuellen Schraubvorgangs vorherzusagen.

Mit solch einer Vorrichtung lässt sich der Schraubprozess effizient überwachen, so dass auftretende Fehlerzustände sicher erkannt werden können. Die Vorrichtung kann insbesondere für den Masseneinsatz von Verschraubungen im Fahrzeugbereich und in anderen Anwendungen eingesetzt werden, bei denen Verschraubungen zu überwachen sind.

Die Vorrichtung kann sowohl das Vergessen der Kabelschuhe als auch anderer fehlender Bauteile wie zum Beispiel Sicherungen sicher und effizient erkennen.

5 Gemäß einem dritten Aspekt der Erfindung wird die Aufgabe gelöst durch ein Computerprogramm mit einem Programmcode zum Ausführen des Verfahrens gemäß dem ersten Aspekt, insbesondere auf einer Vorrichtung gemäß dem zweiten Aspekt.

Damit wird der technische Vorteil erreicht, dass das Computerprogramm einfach auf einer Vorrichtung, z.B. einem Computer oder einem Prozessor ausgeführt werden kann.

10

Kurze Figurenbeschreibung

15 Im Folgenden wird die Erfindung anhand von Ausführungsbeispielen und den Figuren näher beschrieben. Es zeigen:

Fig. 1 eine schematische Darstellung eines erfindungsgemäßen Verfahrens 100 zur Fehlerüberwachung eines Schraubvorgangs beim Verschrauben eines Verbindungselements;

20

Fig. 2 eine schematische Blockdarstellung einer erfindungsgemäßen Vorrichtung 200 zur Fehlerüberwachung eines Schraubvorgangs beim Verschrauben eines Verbindungselements;

25 Fig. 3 ein Beispiel einer metrischen Schraubkurve 300 mit verschiedenen Schraubphasen;

Fig. 4 ein Beispiel einer furchenden Schraubkurve 400 mit verschiedenen Schraubphasen;

30

Fig. 5 ein Beispiel aufgezeichneter metrischer Schraubkurven 500 mit OK-Verschraubungen 501 und NOK-Verschraubungen 502;

Fig. 6 ein Beispiel aufgezeichneter furchender Schraubkurven 600 mit OK-Verschraubungen 601 und NOK-Verschraubungen 602; und

Fig. 7 ein erfindungsgemäßes Arbeitsablaufdiagramm 700 zur Fehlerüberwachung eines Schraubvorgangs beim Verschrauben eines Verbindungselements.

Die Figuren sind lediglich schematische Darstellungen und dienen nur der Erläuterung der Erfindung. Gleiche oder gleichwirkende Elemente sind durchgängig mit den gleichen Bezugszeichen versehen.

In der folgenden ausführlichen Beschreibung wird auf die beiliegenden Zeichnungen Bezug genommen, die einen Teil hiervon bilden und in denen als Veranschaulichung spezifische Ausführungsformen gezeigt sind, in denen die Erfindung ausgeführt werden kann. Es versteht sich, dass auch andere Ausführungsformen genutzt und strukturelle oder logische Änderungen vorgenommen werden können, ohne von dem Konzept der vorliegenden Erfindung abzuweichen. Die folgende ausführliche Beschreibung ist deshalb nicht in einem beschränkenden Sinne zu verstehen. Ferner versteht es sich, dass die Merkmale der verschiedenen hierin beschriebenen Ausführungsbeispiele miteinander kombiniert werden können, sofern nicht spezifisch etwas anderes angegeben ist.

Die Aspekte und Ausführungsformen werden unter Bezugnahme auf die Zeichnungen beschrieben, wobei gleiche Bezugszeichen sich im Allgemeinen auf gleiche Elemente beziehen. In der folgenden Beschreibung werden zu Erläuterungszwecken zahlreiche spezifische Details dargelegt, um ein eingehendes Verständnis von einem oder mehreren Aspekten der Erfindung zu vermitteln. Für einen Fachmann kann es jedoch offensichtlich sein, dass ein oder mehrere Aspekte oder Ausführungsformen mit einem geringeren Grad der spezifischen Details ausgeführt werden können. In anderen Fällen werden bekannte Strukturen und Elemente in schematischer Form dargestellt, um das Beschreiben von einem oder mehreren Aspekten oder Ausführungsformen zu erleichtern. Es versteht sich, dass andere Ausführungsformen genutzt und strukturelle oder logische Änderungen vorgenommen werden können, ohne von dem Konzept der vorliegenden Erfindung abzuweichen.

In dieser Offenbarung werden maschinelles Lernen (ML), Künstliche Intelligenz (AI) und neuronale Netze beschrieben.

Als neuronales Netz wird eine beliebige Anzahl miteinander verbundener Neuronen bezeichnet, die als Teil eines Nervensystems einen Zusammenhang bilden, der einer bestimmten Funktion dienen soll. Die in dieser Offenbarung beschriebenen künstlichen neuronalen Netze basieren meist auf der Vernetzung vieler solcher künstlichen Neuronen.

Die Topologie des Netzes (die Zuordnung von Verbindungen zu Knoten) kann abhängig von seiner Aufgabe vorher festgelegt werden. Nach der Konstruktion des Netzes folgt die Trainingsphase, in der das Netz „lernt“. Das neuronale Netz kann beispielsweise durch folgende Methoden lernen: Entwicklung neuer Verbindungen; Löschen existierender Verbindungen; Ändern der Gewichtung, d.h. der Gewichte von Neuron zu Neuron; Anpassen der Schwellenwerte der Neuronen, sofern diese Schwellenwerte besitzen; Hinzufügen oder Löschen von Neuronen; Modifikation von Aktivierungs-, Propagierungs- oder Ausgabefunktion.

Außerdem verändert sich das Lernverhalten bei Veränderung der Aktivierungsfunktion der Neuronen oder der Lernrate des Netzes. Praktisch gesehen „lernt“ das Netz hauptsächlich durch Modifikation der Gewichte der Neuronen. Dadurch ist das neuronale Netz in der Lage, komplizierte nichtlineare Funktionen über einen „Lern“-Algorithmus, der durch iterative oder rekursive Vorgehensweise aus vorhandenen Ein- und gewünschten Ausgangswerten alle Parameter der Funktion zu bestimmen versucht, zu erlernen.

Das neuronale Netz kann beispielsweise als ein Recurrent Neural Network, RNN, (rekurrentes neuronales Netz) ausgeführt sein, insbesondere als ein Long-Short-Term-Memory, LSTM.

Das rekurrente bzw. rückgekoppelte neuronale Netz ist ein neuronales Netz, das sich durch Verbindungen von Neuronen einer Schicht zu Neuronen derselben oder einer vorangegangenen Schicht auszeichnet. Die rekurrente Verschaltung von Neuronen kann dazu benutzt werden, um zeitlich codierte Informationen in den Daten zu entdecken. Beispielsweise kann das rekurrente neuronale Netz als ein Elman-Netz, ein Jordan-Netz, ein Hopfield-Netz, Long-Short-Term-Memory Netz (LSTM), „Gated Recurrent Unit“ Netz (GRU) oder als ein vollständig verschaltetes neuronales Netz ausgeführt sein.

Die folgenden Verschaltungen können bei dem rekurrenten neuronalen Netz ausgeführt werden: i) Bei einer direkten Rückkopplung (*direct feedback*) wird der eigene Ausgang eines Neurons als weiterer Eingang genutzt; ii) Die indirekte Rückkopplung (*indirect feedback*) verbindet den Ausgang eines Neurons mit einem Neuron der vorhergehenden Schichten; iii) 5 Die seitliche Rückkopplung (*lateral feedback*) verbindet den Ausgang eines Neurons mit einem anderen Neuron derselben Schicht; iv) Bei einer vollständigen Verbindung hat jeder Neuronen-Ausgang eine Verbindung zu jedem anderen Neuron.

Das rekurrente neuronale Netz eignet sich insbesondere zur Anwendung bei 10 Problemstellungen, die das Verarbeiten von Sequenzen erfordern, wie in dieser Offenbarung die Verarbeitung einer ersten Datensequenz mit Winkeln und einer zweiten Datensequenz mit zugehörigen Drehmomenten.

Als rekurrentes neuronales Netz kann in dieser Offenbarung insbesondere ein LSTM Netz 15 genutzt werden.

Ein solches LSTM (Long short-term memory)-Netz arbeitet nach dem Verfahren des Fehlersignalabstiegs, bei dem über mehrere Schichten nach dem tiefsten Abstieg bzw. dem tiefsten Tal gesucht wird. Das LSTM-Verfahren verwendet dazu für eine LSTM-Zelle zur 20 besseren Erinnerung drei Torsorten: Ein Eingangstor (Input Gate), ein Merk- und Vergessens-Tor (Forget Gate) und ein Ausgangstor (Output Gate). LSTM ermöglicht auf diese Weise eine Art Erinnerung an frühere Erfahrungen und bietet damit ein Kurzzeitgedächtnis, das lange anhält, weil das prinzipielle Verhalten des Netzes in den Gewichten kodiert ist.

25 Fig. 1 zeigt eine schematische Darstellung eines erfindungsgemäßen Verfahrens 100 zur Fehlerüberwachung eines Schraubvorgangs beim Verschrauben eines Verbindungselements.

Das Verfahren 100 dient zur Fehlerüberwachung eines Schraubvorgangs beim Verschrauben eines Verbindungselements, z.B. dem Einschrauben einer Schraube oder Mutter, zum 30 Erkennen eines fehlenden Bauteils, insbesondere eines fehlenden Kabelschuhs oder auch eines anderen Bauteils wie zum Beispiel einer Flachsicherung, welche beim Schraubvorgang zusammen mit dem Verbindungselement befestigt werden.

Das Verfahren 100 umfasst die im Folgenden beschriebenen Schritte.

Das Verfahren 100 umfasst das Empfangen 101 einer ersten Datensequenz 201 (siehe auch Figur 2) von Drehwinkeln 310 (siehe auch Figur 3), welche das während eines aktuellen Schraubvorgangs verschraubte Verbindungselement gegenüber einem Anfangswinkel des Verbindungselements zu einem Startzeitpunkt des aktuellen Schraubvorgangs einnimmt.

Das Verfahren 100 umfasst das Empfangen 102 einer zweiten Datensequenz 202 (siehe Figur 2) von Drehmomenten 311 (siehe Figur 3), welche den jeweiligen Drehwinkeln 310 der ersten Datensequenz 201 zugehörige Drehmomente 311 umfasst, welche auf das während des aktuellen Schraubvorgangs verschraubte Verbindungselement bei den jeweiligen Drehwinkeln 310 einwirken, wie auch in den Figuren 2 und 3 dargestellt.

Das Verfahren 100 umfasst das Bestimmen 103 eines Fehlerzustands 204 des aktuellen Schraubvorgangs basierend auf einem lernbasierten Vorhersagemodell 210, welches anhand der ersten Datensequenz 201 und der zweiten Datensequenz 202 den Fehlerzustand 204 des aktuellen Schraubvorgangs vorhersagt, wobei das lernbasierte Vorhersagemodell 210 anhand einer Vielzahl von historischen Schraubvorgängen 203 umfassend jeweilige erste Datensequenzen und zweite Datensequenzen mit zugehörigen Fehlerzuständen, trainiert ist, den Fehlerzustand des aktuellen Schraubvorgangs vorherzusagen, wie auch in Figur 2 dargestellt.

Das lernbasierte Vorhersagemodell 210 kann beispielsweise ein neuronales Netz sein, das durch einen Referenzparametersatz definiert ist. Der Referenzparametersatz legt eine Charakteristik des neuronalen Netzes fest, insbesondere eine Anzahl von Schichten des neuronalen Netzes, sowie eine Art und Anzahl von Gewichten, Übertragungsfunktionen und Aktivierungsfunktionen in der jeweiligen Schicht.

Die Topologie des neuronalen Netzes, d.h., die Zuordnung von Verbindungen zu Knoten, kann abhängig von seiner Aufgabe vorher festgelegt werden. Nach der Konstruktion des Netzes folgt die Trainingsphase, in der das Netz „lernt“. Wie oben bereits beschrieben, kann das neuronale Netz beispielsweise durch folgende Methoden lernen: Entwicklung neuer Verbindungen; Löschen existierender Verbindungen; Ändern der Gewichtung, d.h. der Gewichte von Neuron zu Neuron; Anpassen der Schwellenwerte der Neuronen, sofern diese

Schwellenwerte besitzen; Hinzufügen oder Löschen von Neuronen; Modifikation von Aktivierungs-, Propagierungs- oder Ausgabefunktion.

Das neuronale Netz lernt hauptsächlich durch Modifikation der Gewichte der Neuronen in der Trainingsphase. Dadurch ist das neuronale Netz in der Lage, komplizierte nichtlineare Funktionen über einen „Lern“-Algorithmus, der durch iterative oder rekursive Vorgehensweise aus vorhandenen Ein- und gewünschten Ausgangswerten alle Parameter der Funktion zu bestimmen versucht, zu erlernen.

- 10 Das lernbasierte Vorhersagemodell 210 kann zum Beispiel ein Recurrent Neural Network, RNN, (rekurrentes neuronales Netz) sein, insbesondere ein Long-Short-Term-Memory, LSTM, wie oben beschrieben.

15 Das rekurrente neuronale Netz eignet sich insbesondere zur Anwendung bei Problemstellungen, die das Verarbeiten von Sequenzen erfordern, wie hier die Verarbeitung der ersten Datensequenz 201 und der zweiten Datensequenz 202.

Als rekurrentes neuronales Netz kann in dieser Offenbarung insbesondere ein LSTM Netz genutzt werden.

20

Der Fehlerzustand 204 des aktuellen Schraubvorgangs kann entweder den Zustand „in Ordnung“ oder den Zustand „Nicht in Ordnung“ umfassen. Der Zustand „in Ordnung“ zeigt an, dass das Verbindungselement, z.B. die Schraube oder Mutter, mit zugehörigem Bauteil, insbesondere zugehörigem Kabelschuh, eingeschraubt ist. Der Zustand „Nicht in Ordnung“ zeigt an, dass das zu dem Verbindungselement zugehörige Bauteil, insbesondere der zugehörige Kabelschuh, fehlt.

25

Das lernbasierte Vorhersagemodell 210 kann anhand eines überwachten Lernens trainiert sein, bei dem jeder historische Schraubvorgang 203 mit dem Zustand „in Ordnung“ oder „Nicht in Ordnung“ als Label versehen ist, und das lernbasierte Vorhersagemodell 210 lernt, diesen Zustand für entsprechende erste und zweite Datensequenzen vorherzusagen.

30

Der aktuelle Schraubvorgang und die historischen Schraubvorgänge 203 können in Bezug auf Drehwinkel 310 und zugehörigem Drehmoment 311 jeweils eine Mehrzahl von

aufeinanderfolgenden Phasen umfassen. Ein Beispiel für solche Phasen ist in Figur 4 dargestellt mit vier aufeinanderfolgenden Phasen: 1) erste Phase 301: Finden des Findlings, 2) zweite Phase 302: schnelles Einschrauben, 3) dritte Phase 303: Fügen, 4) vierte Phase 304: Endanzug. Die zweite Phase 302 kann hierbei mit der dritten Phase 303 zusammenfallen, wie beispielsweise in Figur 4 näher dargestellt.

Es konnte an diesem Beispiel eines Schraubvorgangs mit vier Phasen anhand der Auswertung von einer Vielzahl von Schraubkurben festgestellt werden, dass sich die Drehmomente 311 von Schraubvorgängen mit dem Fehlerzustand „in Ordnung“ bezüglich der Drehmomente 311 von Schraubvorgängen mit dem Fehlerzustand „Nicht in Ordnung“ innerhalb der dritten Phase 303 stärker unterscheiden als innerhalb einer anderen Phase.

In einer Ausführungsform kann der Fehlerzustand 204 des aktuellen Schraubvorgangs auf einem lernbasierten Vorhersagemodell 210 basieren, das mit historischen Schraubvorgängen 203 trainiert ist, welche alle Phasen der Mehrzahl von Phasen umfassen.

In einer alternativen Ausführungsform umfassen die erste Datensequenz 201 von Drehwinkeln 310 und die zweite Datensequenz 202 von Drehmomenten 311 nur Drehwinkel und zugehörige Drehmomente, welche in einer signifikanten Phase der Mehrzahl von Phasen erfasst wurden, z.B. anhand dem Beispiel der Figur 4 in der dritten Phase 303 des aktuellen Schraubvorgangs. Der Fehlerzustand 204 des aktuellen Schraubvorgangs basiert dann beispielsweise auf einem lernbasierten Vorhersagemodell 210, das mit historischen Schraubvorgängen 203 trainiert ist, welche nur die relevanten bzw. signifikanten Phasen, am Beispiel der Figur 4 nur die dritte Phase 303, umfassen.

Die signifikante Phase (z.B. die dritte Phase 303 gemäß Figur 4) des aktuellen Schraubvorgangs und/oder der historischen Schraubvorgänge 203 lässt sich beispielsweise anhand zumindest eines der folgenden Kriterien bestimmen: das Drehmoment 311 liegt oberhalb einer vorgegebenen Schwelle, der Drehwinkel 310 liegt oberhalb einer vorgegebenen Schwelle, die Schraube berührt den Kabelschuh.

Der Schraubvorgang kann eine metrische Verschraubung, wie z.B. in den Figuren 3 und 5 dargestellt, oder eine furchende Verschraubung, wie z.B. in den Figuren 4 und 6 dargestellt, umfassen. Der Fehlerzustand 204 eines metrischen Schraubvorgangs 300, 500 lässt sich

beispielsweise basierend auf einem lernbasierten Vorhersagemodell 210 bestimmen, das mit historischen metrischen Schraubvorgängen trainiert ist. Der Fehlerzustand eines furchenden Schraubvorgangs 400, 600 lässt sich beispielsweise basierend auf einem lernbasierten Vorhersagemodell 210 bestimmen, das mit historischen furchenden Schraubvorgängen trainiert ist.

Die erste Datensequenz 201 kann eine erste Zeitreihe mit Drehwinkeln 310 des aktuellen Schraubvorgangs umfassen. Die zweite Datensequenz 202 kann eine zweite Zeitreihe mit Drehmomenten 311 umfassen, welche den Drehwinkeln 310 der ersten Zeitreihe zugehörig sind.

Das Verfahren 100 kann sicher einen Fehlerzustand erkennen, auch wenn eine Dicke des Kabelschuhs beispielsweise innerhalb eines Toleranzbereichs einer Einschraubtiefe des Verbindungselements, z.B. der Schraube oder der Mutter, liegt.

Der aktuelle Schraubvorgang kann beispielsweise von einer Schraubmaschine ausgeführt werden, wobei die erste Datensequenz 201 von Drehwinkeln 310 und die zweite Datensequenz 202 von Drehmomenten 311 von der Schraubmaschine oder einer Steuerung der Schraubmaschine nach dem Ausführen des aktuellen Schraubvorgangs empfangen werden können.

In einer Ausführungsform kann der Fehlerzustand 204 des aktuellen Schraubvorgangs basierend auf dem lernbasierten Vorhersagemodell 210 nur dann bestimmt werden, wenn die Schraubmaschine oder die Steuerung der Schraubmaschine nach dem Ausführen des aktuellen Schraubvorgangs eine fehlerfreie Ausführung des aktuellen Schraubvorgangs anzeigt. D.h., das Verfahren 100 bietet eine nachgeordnete Überwachung von Schraubverbindungen, welche durch die Maschine als in Ordnung eingestuft werden.

Fig. 2 zeigt eine schematische Blockdarstellung einer erfindungsgemäßen Vorrichtung 200 zur Fehlerüberwachung eines Schraubvorgangs beim Einschrauben einer Schraube.

Die Vorrichtung 200 dient zur Fehlerüberwachung eines Schraubvorgangs beim Einschrauben eines Verbindungselements wie z.B. einer Schraube oder einer Mutter zum Erkennen eines

fehlenden Bauteils, insbesondere eines fehlenden Kabelschuhs, wie oben zum Verfahren 100 bereits beschrieben.

Die Vorrichtung 200 ist ausgebildet, eine erste Datensequenz 201 von Drehwinkeln 310 (siehe Figur 3) zu empfangen oder zu erhalten, welche das während eines aktuellen Schraubvorgangs verschraubte Verbindungselement gegenüber einem Anfangswinkel des Verbindungselements zu einem Startzeitpunkt des aktuellen Schraubvorgangs einnimmt.

Die Vorrichtung 200 ist ausgebildet, eine zweite Datensequenz 202 von Drehmomenten 311 (siehe Figur 3) zu empfangen, welche den jeweiligen Drehwinkeln 310 der ersten Datensequenz 201 zugehörige Drehmomente 311 umfasst, welche auf das während des aktuellen Schraubvorgangs eingeschraubte Verbindungselement bei den jeweiligen Drehwinkeln 310 einwirken.

Die Vorrichtung 200 ist ausgebildet, einen Fehlerzustand 204 des aktuellen Schraubvorgangs basierend auf einem lernbasierten Vorhersagemodell 210 zu bestimmen, welches anhand der ersten Datensequenz 201 und der zweiten Datensequenz 202 den Fehlerzustand 204 des aktuellen Schraubvorgangs vorhersagt. Das lernbasierte Vorhersagemodell 210 ist anhand einer Vielzahl von historischen Schraubvorgängen 203 umfassend jeweilige erste Datensequenzen und zweite Datensequenzen mit zugehörigen Fehlerzuständen, trainiert, den Fehlerzustand 204 des aktuellen Schraubvorgangs vorherzusagen, wie bereits oben zu Figur 1 näher beschrieben.

Figur 3 zeigt ein Beispiel einer metrischen Schraubkurve 300 mit verschiedenen Schraubphasen und Figur 4 zeigt ein Beispiel einer furchenden Schraubkurve 400 mit verschiedenen Schraubphasen.

Bei der Schraubkurve 300 handelt es sich um den Verlauf des Drehmoments 311 über dem Schraubwinkel 310 bei metrischer Verschraubung. Die Schraubkurve 300 zeigt eine erste Phase 301 des Findens (der Schraube), eine zweite Phase 302 des schnellen Einschraubens, eine dritte Phase 303 des Fügens und eine vierte Phase 304 des Endanzugs.

Bei der Schraubkurve 400 handelt es sich um den Verlauf des Drehmoments 311 über dem Schraubwinkel 310 bei furchender Verschraubung. Die Schraubkurve 400 zeigt eine erste

Phase 301 des Findens, eine zweite und dritte Phase 303 des schnellen Einschraubens, welche hier zusammenfallen, und eine vierte Phase 304 des Endanzugs.

Grundsätzlich gibt es bei den Verschraubungen verschiedene Arten. Als größter Unterschied sind metrische Verschraubungen und furchende Verschraubungen zu nennen. Bei metrischen Verschraubungen wird z.B. eine Mutter mit einem bereits vorhandenen Gewinde montiert. Bei furchenden Verschraubungen wird die Schraube meist in einem Schraubdom eingeschraubt. Während des Verschraubungsprozesses wird das Gewinde in den Schraubdom geformt und somit von der Schraube selbst hergestellt.

In den Figuren 3 und 4 sind die Unterschiede der Schraubkurven 300, 400 deutlich sichtbar.

Jede Verschraubung kann in verschiedene Phasen unterteilt werden. Dies unterscheidet sich wieder je Schraubfall. In der Figur 3 sind beispielhaft die verschiedenen Phasen 301, 302, 303, 304 beschrieben. Es versteht sich, dass bei anderen Verbindungselementen andere Phasen existieren können, z.B. mehr Phasen oder auch weniger Phasen. Aus diesen verschiedenen Phasen ergeben sich relevante Phasen, die für die Erkennung eines Fehlerzustands bedeutsamer sind als andere Phasen.

In dieser Offenbarung wird als ein Beispiel die dritte Phase 303 als wichtigste bzw. relevante oder signifikante Phase bewertet. Hier sind die Unterschiede durch die KI, d.h. durch das lernbasierte Vorhersagemodell 210 gemäß Figur 2, erkennbar, d.h., ob der Kabelschuhe vorhanden ist oder nicht.

Fig. 5 zeigt ein Beispiel aufgezeichneter metrischer Schraubkurven 500 mit OK-Verschraubungen 501 und NOK-Verschraubungen 502. Fig. 6 zeigt ein Beispiel aufgezeichneter furchender Schraubkurven 600 mit OK-Verschraubungen 601 und NOK-Verschraubungen 602. Bei den Schraubkurven 500, 600 handelt es sich um den Verlauf des Drehmoments 311 über dem Schraubwinkel 310 bei metrischer Verschraubung (Figur 5) und bei furchender Verschraubung (Figur 6).

Die Figuren 5 und 6 zeigen das Ergebnis der KI bzw. des lernbasierten Vorhersagemodells 210, wie in Figur 2 dargestellt, von den verschiedenen Verschraubungen. Die Kurven 501 und

601 sind OK-Verschraubungen mit Kabelschuh; die Kurven 502 und 602 sind NOK-Verschraubungen ohne Kabelschuh.

Wie zu sehen ist, haben die OK-Kurven 501, 601 ihren Peak eher als die NOK-Kurven 502, 602. Dies liegt daran, dass das Drehmoment 311 steigt, sobald die Schraube auf einen Widerstand, in diesem Fall entweder der Kabelschuh oder das Produkt, trifft und sich festzieht. Da der Kabelschuh eine gewisse Dicke hat, trifft die Schraube eher auf einen Widerstand, was das Maximum im Vergleich zu den NOK-Schrauben 502, 602 nach vorne/links verschiebt.

Die Betrachtung der dritten Phase 303, wie in den Figuren 3 und 4 beispielhaft beschrieben, ermöglicht somit eine Klassifikation der Ergebnisse in „in Ordnung (OK)“ oder „nicht in Ordnung (NOK)“. Metrische 500 und furchende 600 Verschraubungen können gleichermaßen analysiert werden.

Weiterhin gibt es Merkmale der Kurven 500, 600, die von der ML/AI bzw. dem lernbasierten Vorhersagemodell 210, wie in Figur 2 dargestellt, zur Klassifikation benutzt werden können, die aber gleichzeitig zu fein und nuanciert sind für gröbere Fehlererkennungsverfahren.

Aus den Kurven 500, 600 ist ersichtlich, dass die NOK 502, 602 und OK Kurven 501, 601 ein leicht unterschiedliches Steigungsverhalten am Beginn ihres Drehmomentanstiegs haben, d.h., die erste und zweite Ableitung unterscheiden sich oft zwischen NOK und OK. Auch wie „zitterig“ die Kurve ist, ist ein Unterscheidungsmerkmal.

Mit dem hier vorgestellten lernbasierten Vorhersagemodell 210 können alle wichtigen Merkmale der Kurven 500, 600 automatisch erlernt werden und zur Klassifikation verwendet werden. Durch eine solche holistische Betrachtung können auch Schrauben in die richtige Klasse eingeordnet werden, welche bei der Betrachtung von nur einem Merkmal falsch klassifiziert werden würden. Beispielsweise können OK mit einem eher untypischen späten Drehmomentanstieg, d.h. bildlich eine Kurve 501, 601 in dem eher typischen späteren Bereich der Kurve, noch richtig als in Ordnung klassifiziert werden.

Obwohl sich die Erfindung nicht zwingend auf ein spezielles maschinelles Lernverfahren oder eine künstliche Intelligenz-Architektur eingrenzt, konnten die besten Ergebnisse mit einer AI-Architektur bzw. einem lernbasierten Vorhersagemodell 210 erzielt werden, das speziell für

Zeitreihen gedacht ist. Durch diese Architektur für Zeitreihen können alle oben genannten Merkmale der Kurven, d.h., Maximum, Steigung, Zittern, etc. optimal verwendet werden. Eine solche Architektur basiert auf dem LSTM-Verfahren (Long-Short-Term-Memory), wie oben zu Figur 1 bereits näher beschrieben, und stellt einen Spezialfall eines Recurrent Neural Networks (RNN) dar.

Fig. 7 zeigt ein erfindungsgemäßes Arbeitsablaufdiagramm 700 zur Fehlerüberwachung eines Schraubvorgangs beim Einschrauben einer Schraube.

Das Arbeitsablaufdiagramm 700, auch als „Workflow“ bezeichnet, kann in die folgenden Hauptschritte unterteilt werden:

1) Schraubparameter / Setup 701: In die Schraubmaschine werden die produktspezifischen Schraubparameter geladen (z.B. Endanzugswinkel, Winkel der ersten Schraubphase, etc.).

2) Produktionssystem startet den Prozess 702 und Produktionssystem (MES) 703: Ein MES und/oder andere Computersysteme, die die Schraubanlage kontrollieren, erteilt den Schraubbefehl oder gibt Erlaubnis, nachdem ein Produkt in die Schraubanlage gelangt ist.

3) Schraubprozess 704 und Schraubkurve 705: Danach wird der eigentliche Schraubvorgang durchgeführt und dessen Winkel-Drehmoment-Kurve gemessen. Das Schraubsystem kann gegebenenfalls eigenständig ein NOK ausgeben, zum Beispiel wenn der Endanzugswinkel nie erreicht wurde.

4) Vorverarbeitung der Kurve und Auswahl der relevanten Schraubphase 706: Wenn die Schraubkurve laut System OK ist, wird sie vorverarbeitet und in einzelne Schraubphasen geteilt. Die Phasen werden durch Kriterien wie „nachdem X Newton erreicht wurde“ oder/und „wenn 800° geschraubt wurde“ erkannt. Durch Experimente konnte festgestellt werden, dass nur die Phase, in der die Schraube den Kabelschuh berührt, für die NOK/OK-Klassifikation ausschlaggebend ist, in den Figuren 3 und 4 als dritte Phase 303 bezeichnet.

5) ML-Modell 707: Die Klassifikation erfolgt durch eine AI oder ML bzw. dem lernbasierten Vorhersagemodell 210, wie in Figur 2 dargestellt, beispielsweise ein neuronales Netzwerk,

das mit einer Long-Short-Term-Memory (LSTM) Architektur ausgelegt ist. Input ist der relevante Teil der Drehmoment-Winkel-Kurve, Output ist die Vorhersage OK/NOK.

6) Datenbank von historischen Kurven 708: Die Kurven werden gesammelt, um daraus ein Trainingsset von historischen Kurven zu erzeugen, welche beispielsweise den historischen Schraubvorgängen 203 aus Figur 2 entsprechen. Dabei ist jede Kurve mit OK oder NOK gelabelt.

7) Training 709 (hier Deep Learning Algorithmus): Die historischen Kurven werden verwendet, um den ML oder AI bzw. das lernbasierte Vorhersagemodell 210 zu trainieren. Es liegt beispielsweise ein Fall von „Supervised Learning“ vor, d.h. jede Kurve ist mit der Klasse OK oder NOK versehen und der ML/AI Algorithmus erlernt dessen Vorhersage.

8) Als Ergebnis 710 ergibt sich eine Vorhersage mit einer Konfidenz NOK oder OK.

Als Modell, d.h. lernbasiertes Vorhersagemodell 210, können verschiedene ML oder AI-Algorithmen zur Erzeugung des Klassifikations-Modells verwendet werden.

Kernpunkte dieses Modells sind die folgenden:

1) Ein „Supervised Learning“ wird verwendet, d.h., jede Kurve hat ein OK oder NOK als Label und der Algorithmus lernt, dieses vorherzusagen.

2) Es wird nur eine binäre Klassifikation in NOK und OK genutzt.

Optional kann nach der binären NOK/OK-Klassifikation noch ein weiteres Modell verwendet werden, um eine genauere Fehlerklassifikation in mehr Klassen durchführen. Optional kann auch noch eine zusätzliche Anomalie-Erkennung durch ein zusätzliches Modell durchgeführt werden.

Das Modell, d.h. das hier beschriebene lernbasierte Vorhersagemodell 210, kann beispielsweise auf den folgenden Techniken basieren: normale Entscheidungsbäume, geboostete Entscheidungsbäume („boosted decision trees“), bootstrapped/bagged Entscheidungsbäume bzw. „Decision trees“, Support Vector Machines (SVM), XGBoost,

Dense Neuronale Netze und Recurrent Neuronale Netze (RNN), einschließlich Long-Short-Term-Memory (LSTM).

Die besten Ergebnisse konnten mit RNN erzielt werden, insbesondere mit LSTM, obwohl auch
5 andere RNN-Architekturen wie Gated Recurrent Networks gute Ergebnisse erzielen können.

Ferner kann ein Computerprogramm mit einem Programmcode zum Ausführen des in Figur 7
beschriebenen Workflows oder des in Figur 1 beschriebenen Verfahrens 100 auf einer
Steuerung oder auf einem Mikrocontroller bereitgestellt werden.

BEZUGSZEICHENLISTE

	100	Verfahren zur Fehlerüberwachung eines Schraubvorgangs
	101	erster Verfahrensschritt: Empfangen 1. Datensequenz
5	102	zweiter Verfahrensschritt: Empfangen 2. Datensequenz
	103	dritter Verfahrensschritt: Bestimmen eines Fehlerzustands
	200	Vorrichtung zur Fehlerüberwachung eines Schraubvorgangs
	201	1. Datensequenz von Winkeln
10	202	2. Datensequenz von Drehmomenten
	203	Training mit historischen Schraubvorgängen
	204	Vorhersage des Fehlerzustands
	210	lernbasiertes Vorhersagemodell, neuronales Netz
15	300	metrische Schraubkurve mit verschiedenen Schraubphasen
	301	erste Schraubphase: Finden
	302	zweite Schraubphase: schnelles Einschrauben
	303	dritte Schraubphase: Fügen
	304	vierte Schraubphase: Endanzug
20	310	Drehwinkel bzw. Winkel
	311	Drehmoment
	400	furchende Schraubkurve mit verschiedenen Schraubphasen
	401	erste Schraubphase: Finden
25	403	dritte Schraubphase: Fügen
	404	vierte Schraubphase: Endanzug
	500	metrische Schraubkurven mit OK-Verschraubungen und NOK-Verschraubungen
30	501	OK-Verschraubungen
	502	NOK-Verschraubungen
	600	furchende Schraubkurven mit OK-Verschraubungen und NOK-Verschraubungen der relevanten Phase

	601	OK-Verschraubungen
	602	NOK-Verschraubungen
	700	Arbeitsablaufdiagramm zur Fehlerüberwachung eines Schraubvorgangs
5	701	Produktionssystem startet den Prozess
	702	Schraubparameter / Setup
	703	Schraubprozess
	704	Schraubkurve (Drehmoment zu Winkel)
	705	Vorverarbeitung der Kurve und Auswahl der relevanten Schraubphase
10	706	ML Modell
	707	Vorhersage mit Konfidenz NOK oder OK
	708	Produktionssystem (MES)
	709	DB historische Schraubkurven und Labels
	710	DL Algorithmus (LSTM)
15		

PATENTANSPRÜCHE

1. Verfahren (100) zur Fehlerüberwachung eines Schraubvorgangs beim Verschrauben
5 eines Verbindungselements zum Erkennen eines fehlenden Bauteils, insbesondere eines fehlenden Kabelschuhs, mit den folgenden Schritten:

Empfangen (101) einer ersten Datensequenz (201) von Drehwinkeln (310), welche
das während eines aktuellen Schraubvorgangs verschraubte Verbindungselement
gegenüber einem Anfangswinkel des Verbindungselements zu einem Startzeitpunkt des
10 aktuellen Schraubvorgangs einnimmt;

Empfangen (102) einer zweiten Datensequenz (202) von Drehmomenten (311),
welche den jeweiligen Drehwinkeln (310) der ersten Datensequenz (201) zugehörige
Drehmomente (311) umfasst, welche auf das während des aktuellen Schraubvorgangs
verschraubte Verbindungselement bei den jeweiligen Drehwinkeln (310) einwirken;

15 Bestimmen (103) eines Fehlerzustands (204) des aktuellen Schraubvorgangs
basierend auf einem lernbasierten Vorhersagemodell (210), welches anhand der ersten
Datensequenz (201) und der zweiten Datensequenz (202) den Fehlerzustand (204) des
aktuellen Schraubvorgangs vorhersagt,

wobei das lernbasierte Vorhersagemodell (210) anhand einer Vielzahl von
20 historischen Schraubvorgängen (203) umfassend jeweilige erste Datensequenzen und
zweite Datensequenzen mit zugehörigen Fehlerzuständen, trainiert ist, den Fehlerzustand
des aktuellen Schraubvorgangs vorherzusagen.

2. Verfahren (100) nach Anspruch 1,

25 wobei das lernbasierte Vorhersagemodell (210) durch einen Referenzparametersatz
definiert ist,

wobei der Referenzparametersatz eine Charakteristik des lernbasierten
Vorhersagemodells (210) festlegt, insbesondere einen logischen Aufbau und eine
Funktionalität des lernbasierten Vorhersagemodells (210).

30 3. Verfahren (100) nach Anspruch 1 oder 2,

wobei das Verbindungselement eine Schraube oder eine Mutter ist.

4. Verfahren (100) nach einem der vorstehenden Ansprüche,

wobei der Fehlerzustand (204) des aktuellen Schraubvorgangs entweder den Zustand „in Ordnung“ oder den Zustand „Nicht in Ordnung“ umfasst,

wobei der Zustand „in Ordnung“ anzeigt, dass das Verbindungselement mit zugehörigem Bauteil, insbesondere zugehörigem Kabelschuh, verschraubt ist; und

5 wobei der Zustand „Nicht in Ordnung“ anzeigt, dass das zu dem Verbindungselement zugehörige Bauteil, insbesondere der zugehörige Kabelschuh, fehlt.

5. Verfahren (100) nach Anspruch 4,

10 wobei das lernbasierte Vorhersagemodell (210) anhand eines überwachten Lernens trainiert ist, bei dem jeder historische Schraubvorgang (203) mit dem Zustand „in Ordnung“ oder „Nicht in Ordnung“ als Label versehen ist, und das lernbasierte Vorhersagemodell (210) lernt, diesen Zustand für entsprechende erste und zweite Datensequenzen vorherzusagen.

6. Verfahren (100) nach Anspruch 4 oder 5,

15 wobei der aktuelle Schraubvorgang und die historischen Schraubvorgänge (203) in Bezug auf Drehwinkel (310) und zugehörigem Drehmoment (311) jeweils eine Mehrzahl von aufeinanderfolgenden Phasen umfassen, welche charakteristischen Funktionen des Schraubvorgangs entsprechen.

20 7. Verfahren (100) nach Anspruch 6,

 wobei die Mehrzahl der Phasen zumindest eine signifikante Phase (303) aufweisen, wobei sich die Drehmomente (311) von Schraubvorgängen mit dem Fehlerzustand „in Ordnung“ bezüglich der Drehmomente (311) von Schraubvorgängen mit dem Fehlerzustand „Nicht in Ordnung“ innerhalb der zumindest einen signifikanten Phase (303) stärker
25 unterscheiden als innerhalb einer anderen Phase.

8. Verfahren (100) nach Anspruch 6 oder 7,

 wobei der Fehlerzustand (204) des aktuellen Schraubvorgangs auf einem lernbasierten Vorhersagemodell (210) basiert, das mit historischen Schraubvorgängen (203)
30 trainiert ist, welche alle Phasen der Mehrzahl von Phasen (301, 302, 303, 304) umfassen.

9. Verfahren (100) nach Anspruch 6 oder 7,

 wobei die erste Datensequenz (201) von Drehwinkeln (310) und die zweite Datensequenz (202) von Drehmomenten (311) nur Drehwinkel und zugehörige

Drehmomente umfassen, welche in der zumindest einen signifikanten Phase (303) des aktuellen Schraubvorgangs erfasst wurden; und

wobei der Fehlerzustand (204) des aktuellen Schraubvorgangs auf einem lernbasierten Vorhersagemodell (210) basiert, das mit historischen Schraubvorgängen (203) trainiert ist, welche die zumindest eine signifikante Phase (303) umfassen.

10. Verfahren (100) nach einem der Ansprüche 6 bis 9, wobei die zumindest eine signifikante Phase (303) des aktuellen Schraubvorgangs und/oder der historischen Schraubvorgänge (203) sich anhand zumindest eines der

10 folgenden Kriterien bestimmt:

das Drehmoment (311) liegt oberhalb einer vorgegebenen Schwelle,
der Drehwinkel (310) liegt oberhalb einer vorgegebenen Schwelle,
das Verbindungselement berührt den Kabelschuh.

15 11. Verfahren (100) nach einem der vorstehenden Ansprüche, wobei der Schraubvorgang eine metrische Verschraubung (300, 500) oder eine furchende Verschraubung (400, 600) umfasst,

wobei der Fehlerzustand (204) eines metrischen Schraubvorgangs (300, 500) basierend auf einem lernbasierten Vorhersagemodell (210) bestimmt wird, das mit

20 historischen metrischen Schraubvorgängen trainiert ist; und

wobei der Fehlerzustand eines furchenden Schraubvorgangs (400, 600) basierend auf einem lernbasierten Vorhersagemodell (210) bestimmt wird, das mit historischen furchenden Schraubvorgängen trainiert ist.

25 12. Verfahren (100) nach einem der vorstehenden Ansprüche, wobei die erste Datensequenz (201) eine erste Zeitreihe mit Drehwinkeln (310) des aktuellen Schraubvorgangs umfasst; und

wobei die zweite Datensequenz (202) eine zweite Zeitreihe mit Drehmomenten (311) umfasst, welche den Drehwinkeln (310) der ersten Zeitreihe zugehörig sind.

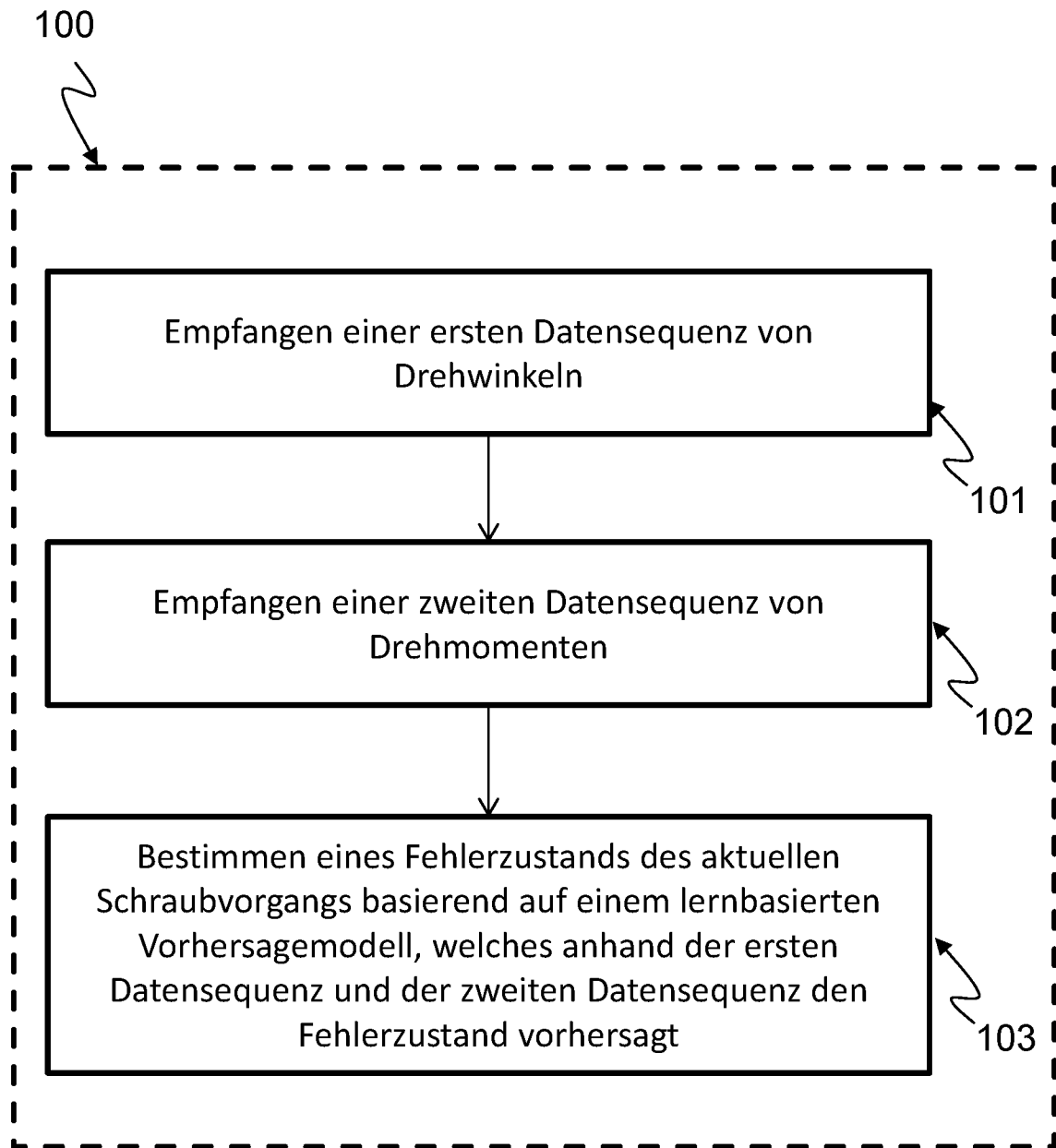


Fig. 1

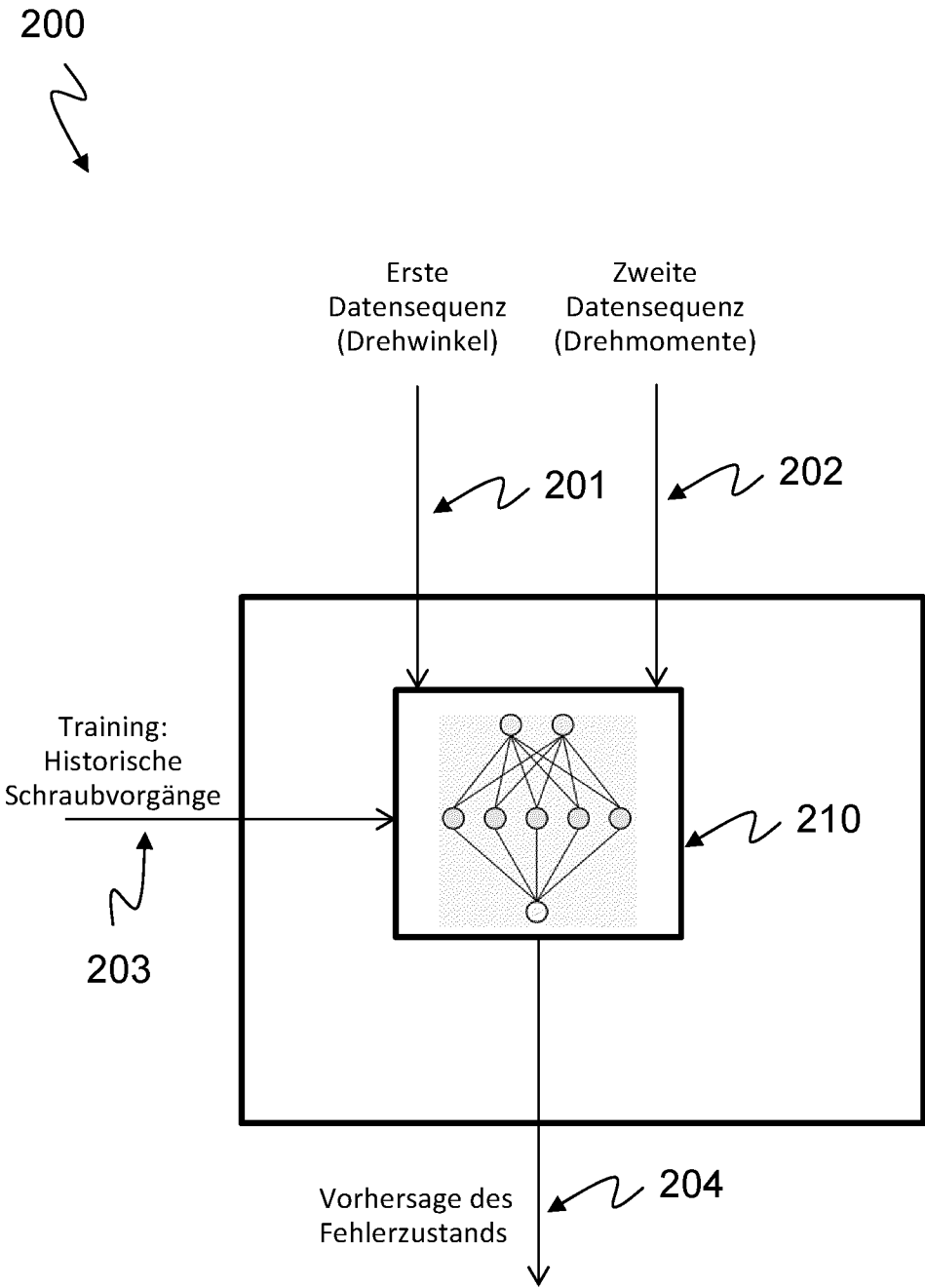


Fig. 2

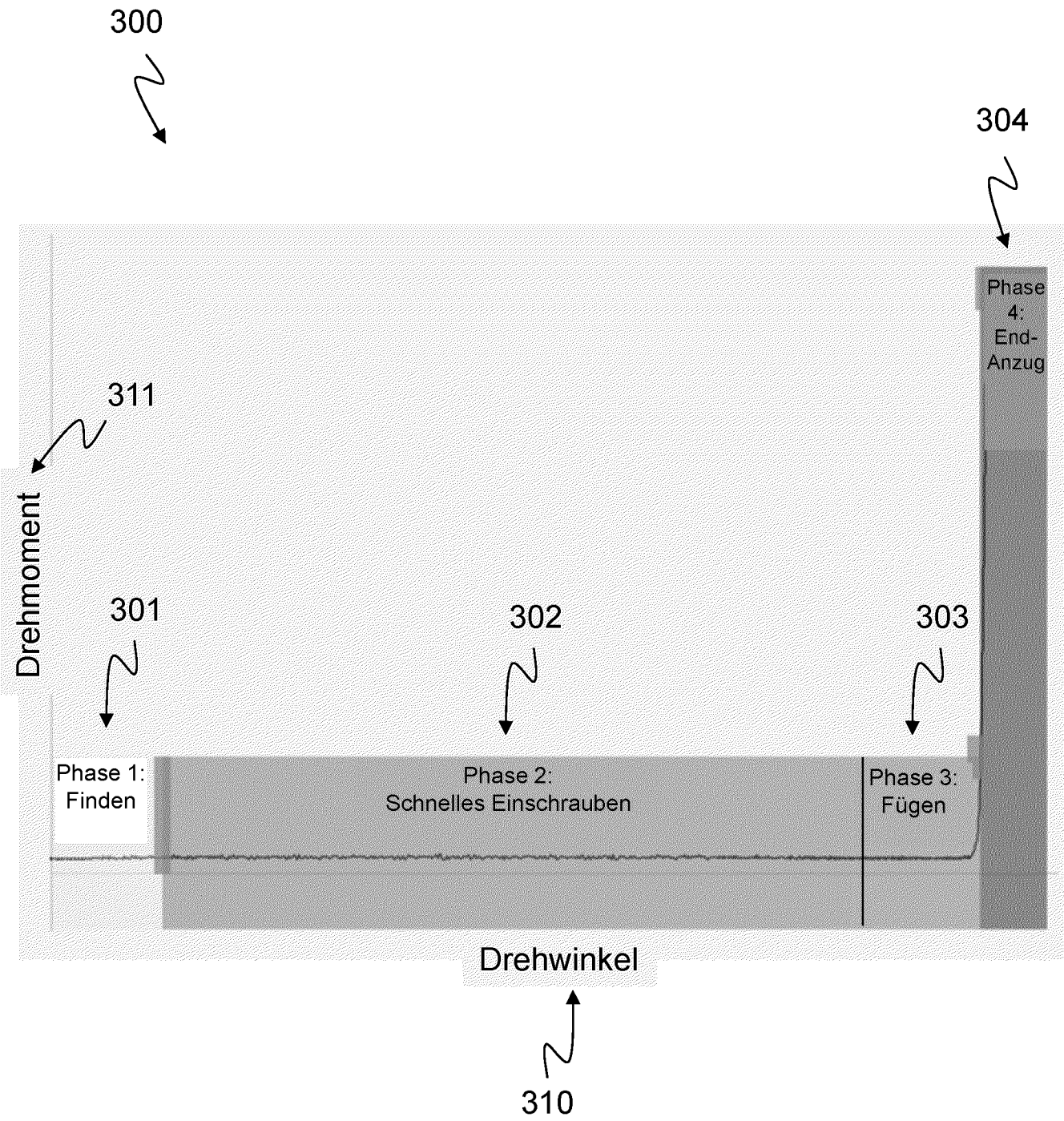


Fig. 3

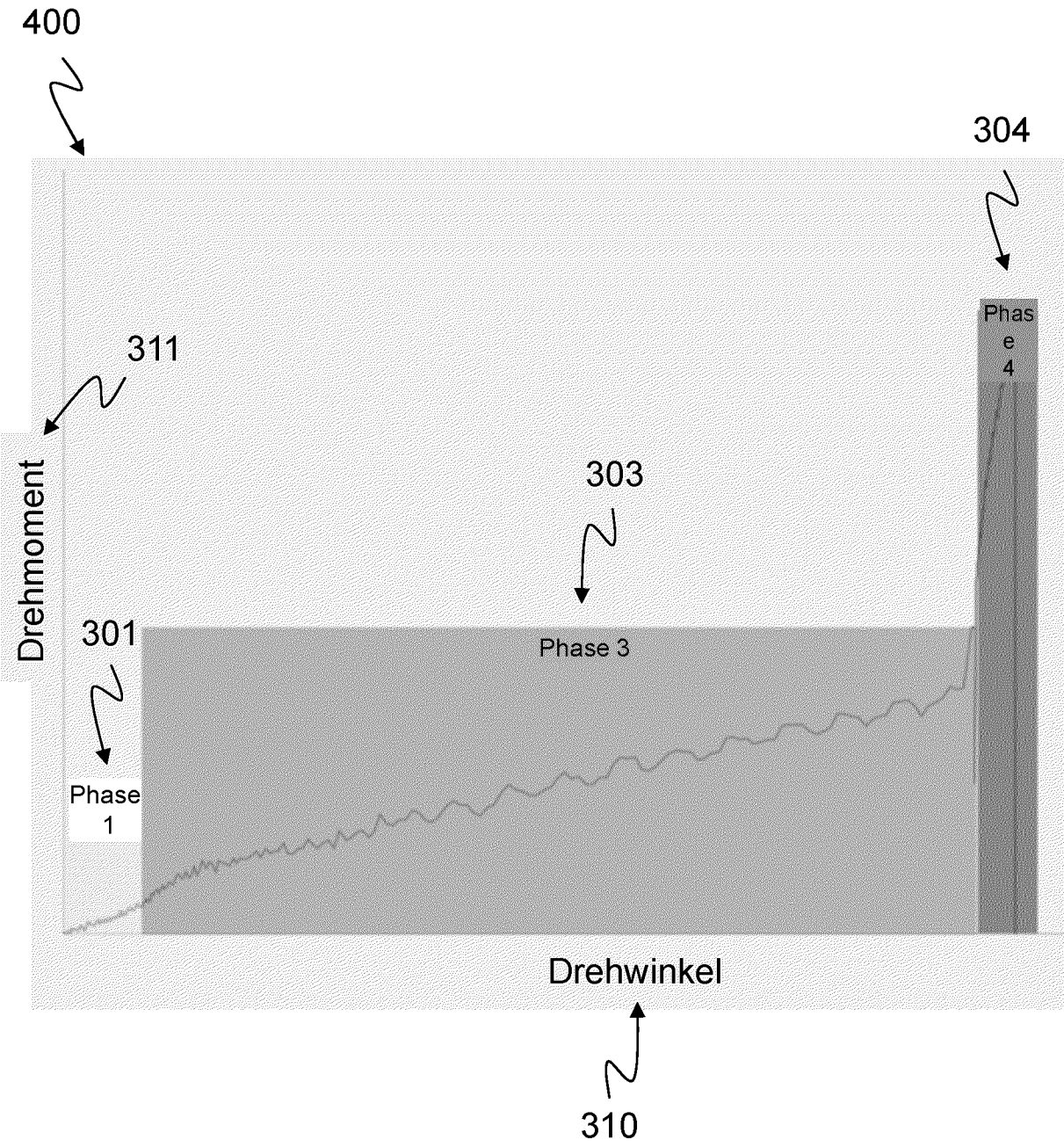


Fig. 4

500

NOK und OK Schraubkurven:

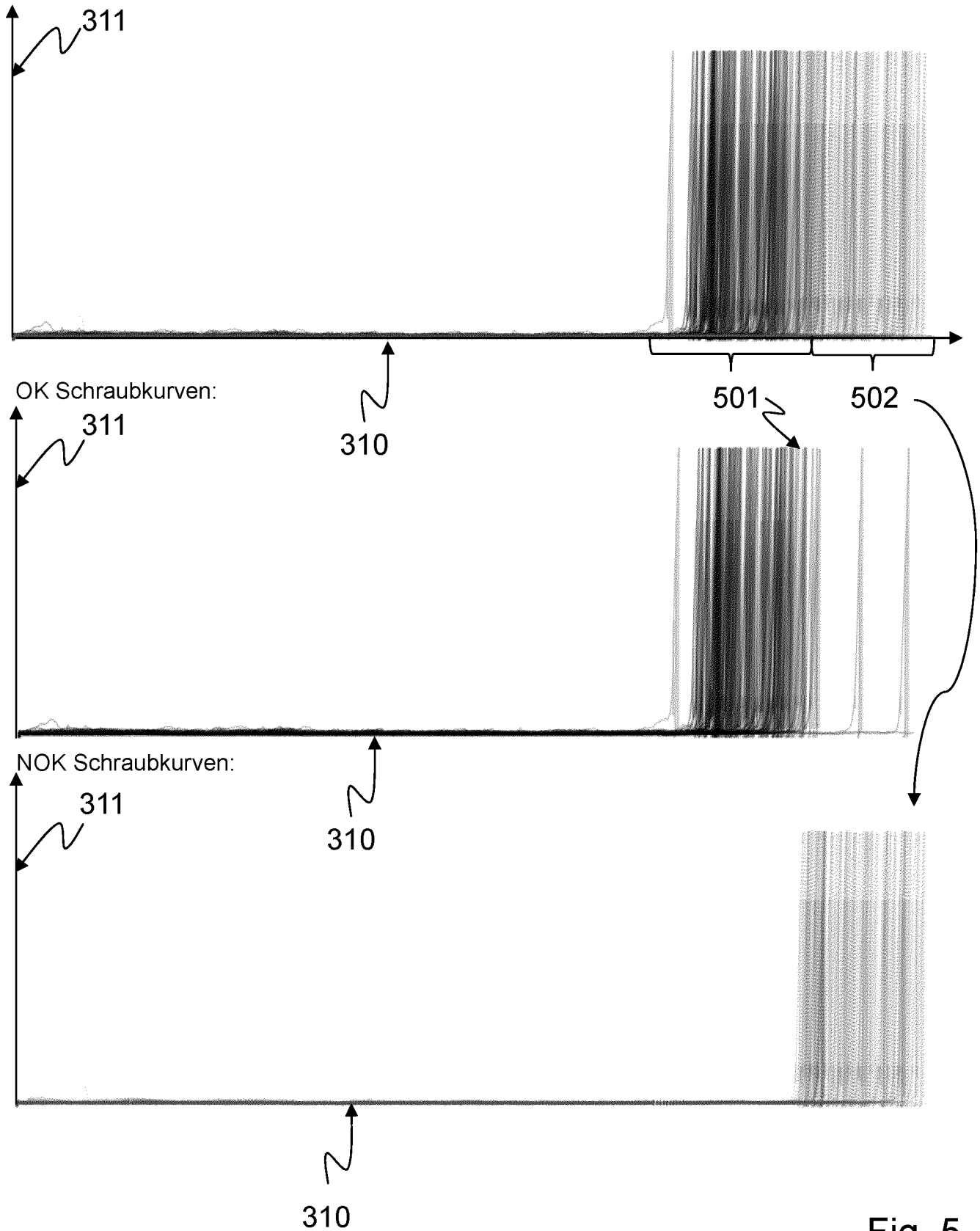


Fig. 5

600

6/7

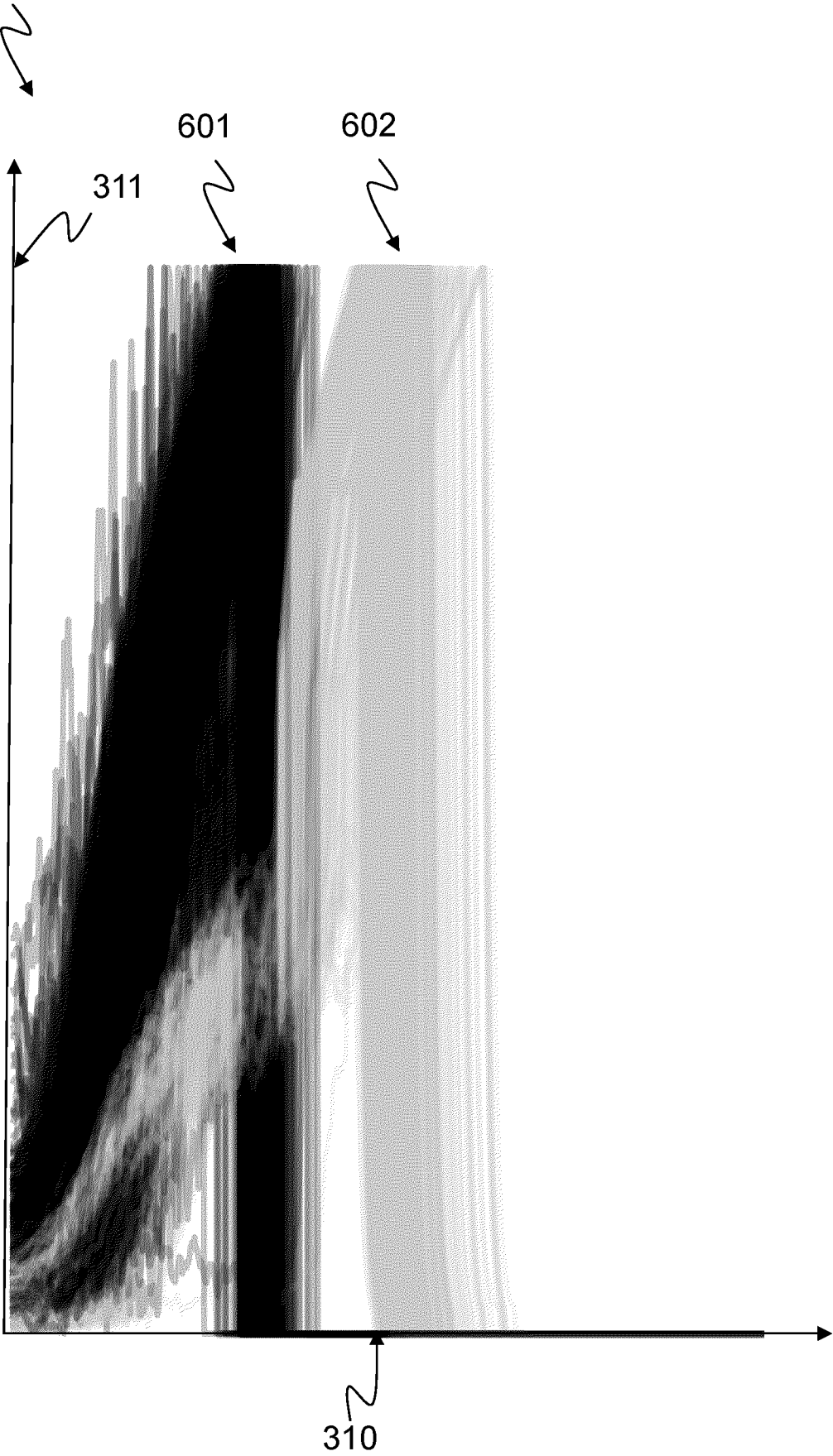


Fig. 6

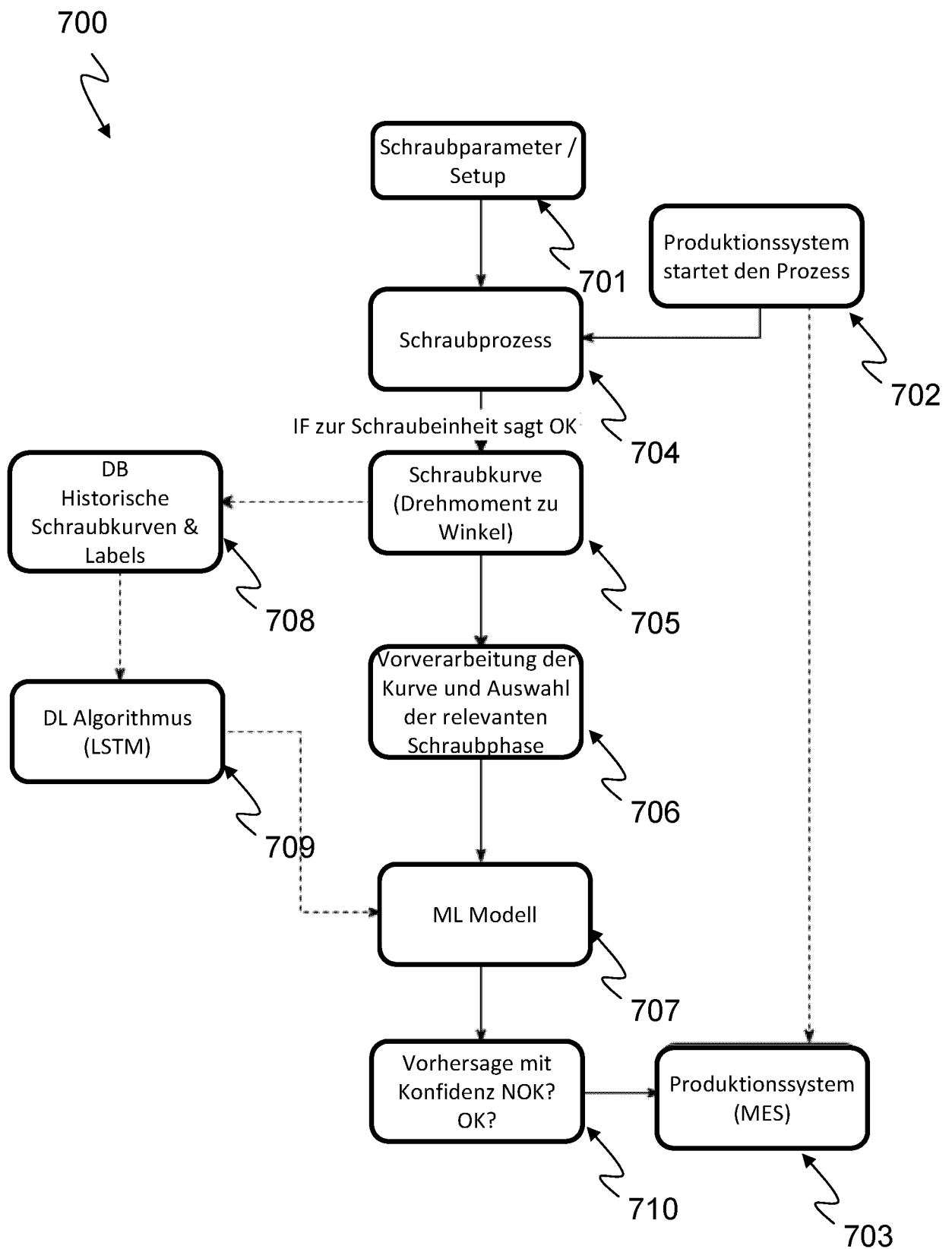


Fig. 7

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/EP2023/060364

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER <i>B23P 19/06</i> (2006.01)i; <i>B25B 23/14</i> (2006.01)i; <i>G05B 19/418</i> (2006.01)i; <i>G06N 3/08</i> (2023.01)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) G05B; B25B; B23P; G06N 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, WPI Data		
C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	RIBEIRO DIOGO ET AL. A Comparison of Anomaly Detection Methods for Industrial Screw Tightening, 16TH EUROPEAN CONFERENCE - COMPUTER VISION - ECCV 2020, CORNELL UNIVERSITY LIBRARY, 201 OLIN LIBRARY CORNELL UNIVERSITY ITHACA, NY 14853, PAGE(S) 485 - 500 , 11 September 2021 (2021-09-11), XP047607633 pages 485-499	1-12
X	RIBEIRO DIOGO ET AL. "Isolation Forests and Deep Autoencoders for Industrial Screw Tightening Anomaly Detection" <i>COMPUTERS</i> , Vol. 11, No. 4, 08 April 2022 (2022-04-08), page 54 DOI: 10.3390/computers11040054 XP093062080 pages 1-15	1-12
☐ Further documents are listed in the continuation of Box C. ☐ See patent family annex.		
* Special categories of cited documents: "A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance "E" earlier application or patent but published on or after the international filing date "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) "O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means "P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed "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 "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 "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 "&" document member of the same patent family		
Date of the actual completion of the international search 11 July 2023		Date of mailing of the international search report 19 July 2023
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 Dörre, Thorsten Telephone No.

A. KLASSIFIZIERUNG DES ANMELDUNGSGEGENSTANDES INV. B23P19/06 B25B23/14 G05B19/418 G06N3/08 ADD.		
Nach der Internationalen Patentklassifikation (IPC) oder nach der nationalen Klassifikation und der IPC		
B. RECHERCHIERTE GEBIETE Recherchierter Mindestprüfstoff (Klassifikationssystem und Klassifikationssymbole) G05B B25B B23P G06N		
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, WPI Data		
C. ALS WESENTLICH ANGESEHENE UNTERLAGEN		
Kategorie*	Bezeichnung der Veröffentlichung, soweit erforderlich unter Angabe der in Betracht kommenden Teile	Betr. Anspruch Nr.
X	RIBEIRO DIOGO ET AL: "A Comparison of Anomaly Detection Methods for Industrial Screw Tightening", 11. September 2021 (2021-09-11), 16TH EUROPEAN CONFERENCE - COMPUTER VISION - ECCV 2020, CORNELL UNIVERSITY LIBRARY, 201 OLIN LIBRARY CORNELL UNIVERSITY ITHACA, NY 14853, PAGE(S) 485 - 500, XP047607633, [gefunden am 2021-09-11] Seiten 485-499 -----	1-12
X	RIBEIRO DIOGO ET AL: "Isolation Forests and Deep Autoencoders for Industrial Screw Tightening Anomaly Detection", COMPUTERS, Bd. 11, Nr. 4, 8. April 2022 (2022-04-08), Seite 54, XP93062080, DOI: 10.3390/computers11040054 Seiten 1-15 -----	1-12
☐ 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 11. Juli 2023		Absendedatum des internationalen Recherchenberichts 19/07/2023
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 Dörre, Thorsten