

(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  
29. Oktober 2020 (29.10.2020)



(10) Internationale Veröffentlichungsnummer  
**WO 2020/216530 A1**

(51) Internationale Patentklassifikation:  
G05B 23/02 (2006.01) G05B 19/4065 (2006.01)

(21) Internationales Aktenzeichen: PCT/EP2020/057149

(22) Internationales Anmeldedatum:  
16. März 2020 (16.03.2020)

(25) Einreichungssprache: Deutsch

(26) Veröffentlichungssprache: Deutsch

(30) Angaben zur Priorität:  
10 2019 002 890.2 23. April 2019 (23.04.2019) DE  
10 2020 200 051.4 06. Januar 2020 (06.01.2020) DE

(71) Anmelder: VOLKSWAGEN AKTIENGESELLSCHAFT [DE/DE]; Berliner Ring 2, 38440 Wolfsburg (DE).

(72) Erfinder: MANRIQUE GARAY, Jonathan; Hagenring 91, 38102 Braunschweig (DE). TRIMBORN, Carsten; Rudolfstr. 2, 38114 Braunschweig (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,

SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST, 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, 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)

(54) Title: METHOD FOR DETERMINING REMAINING USEFUL LIFE CYCLES, REMAINING USEFUL LIFE CYCLE DETERMINATION CIRCUIT, AND REMAINING USEFUL LIFE CYCLE DETERMINATION APPARATUS

(54) Bezeichnung: VERFAHREN ZUM BESTIMMEN VON RESTNUTZUNGSZYKLEN, RESTNUTZUNGSZYKLUSBESTIMMUNGSSCHALTUNG, RESTNUTZUNGSZYKLUSBESTIMMUNGSVORRICHTUNG

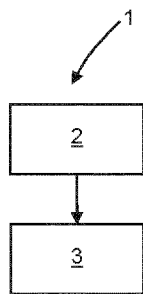


Fig. 1

(57) Abstract: 1. The invention relates to a method (1; 10; 40) for determining remaining useful life cycles of a production apparatus (20; 73) based on wear, comprising the steps of: determining (2; 11; 41) a first state value of a maintenance variable of a part of the production apparatus (20; 73) based on sensor data of a sensor for the production apparatus; and determining (3; 16; 49) a future use cycle of the part of the production apparatus (20; 73) for which the maintenance variable has a previously specified second state value, wherein the future use cycle is determined based on the first state value and based on a discrete stochastic degradation model.

(57) Zusammenfassung: 1. Verfahren (1; 10; 40) zum Bestimmen von Restnutzungszyklen einer Produktionsvorrichtung (20; 73) aufgrund von Verschleiß, umfassend: Bestimmen (2; 11; 41) eines ersten Zustandswertes einer Wartungsgröße eines Teils der Produktionsvorrichtung (20; 73) basierend auf Sensordaten eines Sensors für die Produktionsvorrichtung; und Bestimmen (3; 16; 49) eines zukünftigen Nutzungszyklus des Teils der Produktionsvorrichtung (20; 73), zu welchem die Wartungsgröße einen vorher festgelegten zweiten Zustandswert aufweist, wobei der zukünftige Nutzungszyklus basierend auf dem ersten Zustandswert und basierend auf einem diskreten stochastischen Degradationsmodell bestimmt wird.

WO 2020/216530 A1

## Beschreibung

Verfahren zum Bestimmen von Restnutzungszyklen,  
Restnutzungszyklusbestimmungsschaltung, Restnutzungszyklusbestimmungsvorrichtung

Die Erfindung betrifft ein Verfahren zum Bestimmen von Restnutzungszyklen, eine Restnutzungszyklusbestimmungsschaltung, und eine Restnutzungszyklusbestimmungsvorrichtung.

Generell sind Verfahren bekannt, um eine Restnutzungsdauer (engl. Remaining Useful Lifetime (RUL)) einer Vorrichtung zu bestimmen.

Solche Verfahren basieren typischerweise auf stochastischen Methoden oder Modellen und können dazu verwendet werden, einen Schwellwert vorherzusagen, zu welchem eine Vorrichtung aufgrund von Verschleiß ausfällt, wie beispielsweise im Kontext von Turbomaschinerie (bspw. in der Luft- und Raumfahrt) und/oder im Kontext von Waffen(systemen).

Dahingegen basieren Verfahren zur Bestimmung einer RUL für eine Produktionsvorrichtung häufig auf einer Online-Adaptierung, wobei ein Wert, welcher für die Bestimmung verwendet wird, in solchen Verfahren ständig aktualisiert wird, sodass die Bestimmung ständig aktualisiert wird.

Beispielsweise ist aus der Patentschrift US 8,725,456 B1 ein prognostisches Werkzeug bekannt um eine RUL einer Komponente oder eines Sub-Systems anhand von zwei verschiedenen Regressionsmodellen zu bestimmen. Die RUL wird hierbei basierend auf einem Training einer künstlichen Intelligenz bestimmt.

Des Weiteren ist auf der Offenlegungsschrift CN107480440 A, eine Restlebensdauer vorhersagemethode bekannt, welche basierend auf einer zufälligen Degradationsmodellierung eine Restlebensdauer bestimmt.

Außerdem beschreibt die Offenlegungsschrift CN107194478 A eine Methode zur Vorhersage einer Restlebensdauer, in welcher ein Drift-Parameter und ein Diffusionsparameter verwendet werden, um einen Degradationsprozess zu beschreiben.

Bei solchen Methoden wird jedoch kein zukünftiger Nutzungszyklus bestimmt, sondern eine Dauer.

Aufgabe der vorliegenden Erfindung ist es, ein Verfahren zum Bestimmen von Restnutzungszyklen, eine Restnutzungszyklusbestimmungsschaltung, und eine Restnutzungszyklusbestimmungsvorrichtung bereitzustellen, welche die oben genannten Nachteile wenigstens teilweise überwinden.

Diese Aufgabe wird durch das erfindungsgemäße Verfahren zum Bestimmen von Restnutzungszyklen nach Anspruch 1, durch die erfindungsgemäße Restnutzungszyklusbestimmung nach Anspruch 14, und durch die erfindungsgemäße Restnutzungszyklusbestimmungsvorrichtung nach Anspruch 15 gelöst.

Nach einem ersten Aspekt umfasst ein erfindungsgemäßes Verfahren zum Bestimmen von Restnutzungszyklen einer Produktionsvorrichtung aufgrund von Verschleiß:

Bestimmen eines ersten Zustandswertes einer Wartungsgröße eines Teils der Produktionsvorrichtung basierend auf Sensordaten eines Sensors für die Produktionsvorrichtung; und

Bestimmen eines zukünftigen Nutzungszyklus des Teils der Produktionsvorrichtung, zu welchem die Wartungsgröße einen vorher festgelegten zweiten Zustandswert aufweist, wobei der zukünftige Nutzungszyklus basierend auf dem ersten Zustandswert und basierend auf einem diskreten stochastischen Degradationsmodell bestimmt wird.

Nach einem zweiten Aspekt ist eine erfindungsgemäße Restnutzungszyklusbestimmungsschaltung dazu eingerichtet ein erfindungsgemäßes Verfahren nach dem ersten Aspekt durchzuführen.

Nach einem dritten Aspekt umfasst eine erfindungsgemäße Restnutzungszyklusbestimmungsvorrichtung eine Restnutzungsbestimmungsschaltung nach dem zweiten Aspekt.

Weitere vorteilhafte Ausgestaltungen der Erfindung ergeben sich aus den Unteransprüchen und der folgenden Beschreibung bevorzugter Ausführungsbeispiele der vorliegenden Erfindung.

Wie bereits diskutiert, bestimmen bekannte Verfahren eine Restnutzungsdauer (RUL). Jedoch wurde erkannt, dass solche Verfahren keine Produktionspausen (bspw. Wochenende) in

Betracht ziehen (können), sodass möglicherweise eine notwendige Wartung zu früh ausgeführt wird, was kostenineffizient sein kann.

Deshalb wurde erkannt, dass es vorteilhaft und einfacher sein kann, wenn Restnutzungszyklen bestimmt werden, da in diesem Fall keine Produktionspause in Betracht gezogen werden muss. So kann eine Wartung bspw. anhand von bereits produzierten Teilen geplant werden, womit eine unerwünschte Unsicherheit durch eine lange Pause (bspw. durch von Menschen gemachte Zeitpläne) reduziert wird.

Ferner wurde erkannt, dass es wünschenswert sein kann, wenn Produktionskosten gemindert und eine Produktqualität gleichzeitig erhöht oder zumindest konstant gehalten werden kann.

Dies kann durch eine frühzeitige Erkennung oder Antizipation einer möglichen Betriebsstörung, eines möglichen Funktionsausfalls oder anderer Störungen einer Produktionslinie erreicht werden.

Bei bekannten Methoden kann solch eine frühzeitige Erkennung ungenau stattfinden.

Beispielsweise, in modellbasierten Methoden, welche eine physikalische Repräsentation eines Verhaltens einer Vorrichtung beschreiben können, kann eine Vorhersagen deswegen ungenau sein, weil Vereinfachungen getroffen werden müssen, womit die Komplexität der Vorrichtung verloren gehen kann, sowie Interaktionen der Vorrichtung mit der Umwelt nicht notwendigerweise in Betracht gezogen werden.

Des Weiteren, bei datengetriebenen Modellen (bspw. künstliche Intelligenz, maschinelles Lernen) wird eine hohe Datenqualität vorausgesetzt und eine gewisse Anzahl an Ausfällen, damit solche Modelle eine Vorhersage lernen, was kostenineffizient sein kann

Des Weiteren müssen möglicherweise gelabelte Daten verwendet werden, um ein datengetriebenes Modell zu trainieren, wobei solche gelabelten Daten nicht notwendigerweise zur Verfügung stehen, da beispielsweise eine notwendige Infrastruktur nicht existiert oder da Kosten für solch eine Infrastruktur unverhältnismäßig hoch sein können.

Darüber hinaus sind solche Methoden nicht zwangsweise transferierbar zwischen zwei Vorrichtungen, auch wenn sich die Vorrichtungen ähnlich sind oder wenn sie leicht bzgl. einer Aufgabe oder in ihrer Konstruktion variieren.

Deshalb müsste ein maschinelles Lernen bei einem Transfer neu durchgeführt werden, wobei, wie oben erwähnt, eine Datenmenge zum Training möglicherweise nicht ausreicht. Außerdem können solche Verfahren nicht auf neue Vorrichtungen angewendet werden.

Insofern wurde erkannt, dass eine Kombination aus statistischen Modellen und stochastischen Prozessen, um eine Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion zur Risikoanalyse und zum Entscheiden, ob und wann eine Wartung durchgeführt werden muss, solche Nachteile überwinden kann.

Des Weiteren wurde erkannt, dass es wünschenswert sein kann, wenn eine Restnutzungsdauer nicht bei Anfang, kurz nach einer Inbetriebnahme einer Produktionsvorrichtung, oder kurz nach einer Wartung durchgeführt werden muss, da es unnötige Kosten verursachen kann und notwendige (gelabelte) Daten nicht notwendigerweise vorhanden sind, wie hierin diskutiert.

Außerdem wurde erkannt, dass die Bestimmung der Restlebensdauer unter solchen Bedingungen zu einer ungenauen Vorhersage führen kann. Hierbei kann eine Monte-Carlo-Simulation basierend auf einem linearen Wiener-Prozess-Modell durchgeführt werden, was zu großen Variationen bzw. Ungenauigkeiten führen kann, wenn kleine Variationen in einem Drift des Wiener-Prozesses vorliegen, sodass Anfangswerte durch ein Condition Monitoring verfälscht werden, bspw. kann ein positiver Wert zu einem negativen werden oder nahe Null kommen. Darüber hinaus kann ein ermitteltes Konfidenzintervall in einer Vorhersage zu groß sein, sodass eine Monte-Carlo-Simulation nicht zu einem definierten Ausfallsschwellwert (Failure Threshold) konvergiert.

Deshalb wurde erkannt, dass eine Driftkontrolle implementiert werden kann, um einen Drift um einen Nullwert oder einen negativen Drift auszuschließen, sodass eine Monte-Carlo-Simulation konvergiert. Damit kann vorteilhafterweise auch eine Rechenleistung reduziert werden.

In manchen Ausführungsbeispielen kann ein negativer Drift aber auch eine Aussage über eine Verbesserung eines Zustands einer Produktionsvorrichtung hindeuten.

In anderen Worten wurde erkannt, dass eine Bestimmung einer Restlebensdauer ab Inbetriebnahme einer Produktionsvorrichtung nicht notwendigerweise durchgeführt werden muss und verwirrend sein kann, wenn eine Notwendigkeit einer Wartung zu einem zu frühen Zeitpunkt stattfindet, da dadurch eine Fehleranfälligkeit der Restlebensdauerbestimmung erhöht wird.

Deshalb betreffen manche Ausführungsbeispiele ein Verfahren zum Bestimmen von Restnutzungszyklen einer Produktionsvorrichtung aufgrund von Verschleiß, umfassend: Bestimmen eines ersten Zustandswertes einer Wartungsgröße eines Teils der Produktionsvorrichtung basierend auf Sensordaten eines Sensors für die Produktionsvorrichtung; und Bestimmen eines zukünftigen Nutzungszyklus des Teils der Produktionsvorrichtung, zu welchem die Wartungsgröße einen vorher festgelegten zweiten Zustandswert aufweist, wobei der zukünftige Nutzungszyklus basierend auf dem ersten Zustandswert und basierend auf einem diskreten stochastischen Degradationsmodell bestimmt wird.

Die Vorrichtung kann jede Vorrichtung umfassen, welche aufgrund von Verschleiß gewartet werden muss oder kann, wie zum Beispiel eine Produktionsvorrichtung in der Automobilindustrie und dergleichen.

Ein Zyklus kann in diesem Kontext eine vorbestimmte Betriebsdauer, eine vorbestimmte Betriebszeit, eine vorbestimmte Periode, und dergleichen, umfassen, in welcher die Vorrichtung einen vorbestimmten oder vorrichtungstypischen Vorgang oder ein Verfahren ausführt.

In jedem Betriebszyklus kann ein Teil der Produktionsvorrichtung oder die ganze Produktionsvorrichtung einem Verschleiß unterliegen, bspw. durch mechanische Beanspruchung, durch Erosion, oder durch andere Umstände, welche dazu führen, dass der Teil oder die ganze Produktionsvorrichtung gewartet werden muss bzw. kann.

Generell ist es wünschenswert, dass man einen Zeitpunkt kennt, wann eine Wartung durchgeführt werden soll, um diese beispielsweise zu terminieren (d.h. einen Termin für eine Wartung festzulegen), da es beispielsweise bei einer zu spät durchgeführten Wartung zu einem Betriebsausfall, und somit zu höheren Kosten, führen kann, während es bei einer zu früh durchgeführten Wartung zu erhöhten Kosten durch eine zu hohe Wartungsfrequenz kommen kann.

In manchen Ausführungsbeispielen wird ein erster Zustandswert einer Wartungsgröße eines Teils der Produktionsvorrichtung bestimmt.

Die Wartungsgröße kann eine physikalische, mechanische, und/oder elektronische Größe, und dergleichen sein, welche auf den Verschleiß hindeuten kann.

Beispielsweise kann die Wartungsgröße eine Dehnung des Teils, eine Temperatur, eine Dicke, einen Druck, eine Feuchtigkeit, eine Füllmenge, und dergleichen umfassen.

Der erste Zustandswert kann einen Messwert der Wartungsgröße umfassen, bspw. zehn Bar, wenn die Wartungsgröße einen Druck umfasst.

Der Sensor kann dementsprechend dazu eingerichtet sein, Sensordaten zu erzeugen, welche indikativ für den Zustandswert sind.

Daher kann der Sensor beispielsweise einen Drucksensor, einen Distanzsensor, einen Temperatursensor, einen Feuchtigkeitssensor, einen Farbsensor, und dergleichen umfassen.

Die Sensordaten können darüber hinaus auch indikativ für mehrere (bspw. aufeinanderfolgende) Zustandswerte sein, welche einzeln, in Gruppen, oder als (gewichteter) Durchschnittswert in das Bestimmen des zukünftigen Nutzungszyklus einfließen.

Die Sensordaten können beispielsweise aus einem Condition Monitoring (CM) stammen, was typischerweise in bekannten Produktionsvorrichtungen vorgesehen ist. So muss vorteilhafterweise keine zusätzliche Sensorik vorgesehen sein, was Kosten reduziert. CM-Daten können statistische Parameter jedes Arbeitszyklus der Produktionsvorrichtung beinhalten oder indikativ dafür sein und in der Produktionsvorrichtung gespeichert werden und nach (oder während) jedem Produktionszyklus oder nach jedem von der Produktionsvorrichtung produzierten Teil abgerufen werden.

Des Weiteren kann dadurch vorteilhafterweise ein Puffer definiert werden, welcher vorhanden sein sollte, damit bei einem Ausfall der Produktionsvorrichtung genügend Teile vorhanden sind, damit eine Produktionslinie nicht stillgelegt werden muss.

Außerdem kann in manchen Ausführungsbeispielen vorteilhafterweise auf solch einen Puffer verzichtet werden, da dadurch kein Platz bzw. Lagerkapazität (welche typischerweise begrenzt ist) freigegeben werden muss und auch keine finanzielle Mittel für den Puffer aufgewendet werden müssen.

In anderen Worten: In manchen Ausführungsbeispielen kann ein Zyklus für ein produziertes Bauteil (oder Produkt) (oder für eine bestimmte Anzahl an produzierten Bauteilen oder Produkten) stehen, sodass Zyklen einer Produktionsvorrichtung vorteilhafterweise mit dem

Bauteilpuffer verglichen werden können, sodass ein erfindungsgemäßes Verfahren eine Prognose über eine Restnutzungsdauer genauer macht.

Der zukünftige Nutzungszyklus kann einen Nutzungszyklus umfassen, welcher ausgehend von einem aktuellen und/oder vergangenen Nutzungszyklus bzw. von dem ersten Zustandswert in dem aktuellen und/oder vergangenen Nutzungszyklus, bestimmt wird, zu welchem die Wartungsgröße einen vorher festgelegten zweiten Zustandswert einnimmt.

Beispielsweise kann der zweite Zustandswert (bspw. fünf Bar) ein Schwellwert sein, zu dem eine Wartung durchgeführt werden muss oder zu dem eine Wartung terminiert werden muss. Der zweite Zustandswert kann auch ein Wert sein, ab welchem ein anderes Verfahren benutzt werden kann oder ab welchem darauffolgende Werte bekannt sein können.

Der zweite Zustandswert kann basierend auf dem ersten Zustandswert und auf einem diskreten stochastischen Degradationsmodell bestimmt werden. Beispielsweise kann der erste Zustandswert als Anfangswert für das diskrete stochastische Degradationsmodell verwendet werden.

Das diskrete stochastische Degradationsmodell kann allgemein ein Modell, einen Algorithmus, und dergleichen umfassen, welches oder welcher basierend auf einer stochastischen und/oder statistischen Analyse und basierend auf dem ersten Zustandswert, eine Prädiktion über die Wartungsgröße in zukünftigen Nutzungszyklen erlaubt.

Das stochastische Degradationsmodell ist insofern diskret, als dass eine Variable des Degradationsmodells diskret ist. Im Speziellen ist in dieser Erfindung der Nutzungszyklus eine diskrete Variable, im Gegensatz zu einer kontinuierlichen Variable wie bspw. Zeit.

Problematisch an der kontinuierlichen Variable Zeit kann beispielsweise sein, dass bei einem solchen Modell typischerweise nicht in Betracht gezogen werden kann, dass die Produktionsvorrichtung oder der Teil der Produktionsvorrichtung (unerwartet oder erwartet) abgeschaltet werden kann. In anderen Worten, in einem solchen Modell wird typischerweise davon ausgegangen, dass jeder Nutzungszyklus gleichmäßig in der zeitlichen Dimension verteilt ist.

Des Weiteren kann problematisch sein, dass es schwierig sein kann, verbleibende Teile im Puffer (wie oben beschrieben) mit der verbleibenden Zeit zu vergleichen, da es nicht notwendigerweise eine Entsprechung gibt.

Bei einer industriellen Produktionsvorrichtung kann es jedoch vorkommen, dass sie beispielsweise an Feiertagen, an Wochenenden, in Betriebsferien, und dergleichen abgeschaltet ist, sodass eine solche Gleichverteilung nicht gegeben ist. Dies kann bei kontinuierlichen stochastischen Modellen zu einer fehlerhaften Vorhersage über eine zukünftigen Zeit führen, zu welchem eine Wartungsgröße einen festgelegten Wert annimmt.

Damit ergibt sich in der vorliegenden Erfindung der Vorteil, dass nicht von solch einer Gleichverteilung ausgegangen werden muss, was zunächst vorteilhafterweise ein Degradationsmodell vereinfacht, und zum anderen vorteilhafterweise eine genauere Vorhersage über den vorher festgelegten zweiten Zustandswert zulässt.

In manchen Ausführungsbeispielen umfasst das Verfahren ferner: Bestimmen einer Anzahl von Restnutzungszyklen der Produktionsvorrichtung basierend auf dem zukünftigen Nutzungszyklus.

Die Restnutzungszyklen können sich aus dem zukünftigen Nutzungszyklus ergeben oder diesem entsprechen, beispielsweise können die Restnutzungszyklen die Anzahl an Nutzungszyklen umfassen, bis der zukünftige Nutzungszyklus erreicht ist, oder ein anderer Nutzungszyklus, welcher anhand des zukünftigen Nutzungszyklus bestimmt wird, erreicht ist, und dergleichen.

So kann vorteilhafterweise eine Korrelation zwischen den Teilen des Puffers (wie oben beschrieben) mit den Restnutzungszyklen hergestellt werden, sodass vorteilhafterweise eine Wartung besser geplant werden kann.

In manchen Ausführungsbeispielen umfasst das Verfahren ferner: Erzeugen einer Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion zum Bestimmen der Restnutzungszyklen.

Die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion kann, wie allgemein bekannt ist, indikativ für eine Wahrscheinlichkeit sein.

Typischerweise kann eine Wahrscheinlichkeit in Abhängigkeit einer Variable angegeben werden, wie beispielsweise in Abhängigkeit der Zeit. Wie jedoch hierin diskutiert, kann das Verwenden der kontinuierlichen Variable Zeit nachteilig sein, sodass, in manchen Ausführungsbeispielen, die Variable ein Nutzungszyklus ist, sodass der zukünftige Nutzungszyklus vorteilhafterweise bestimmt werden kann.

Daher ist in manchen Ausführungsbeispielen die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion indikativ für eine Wahrscheinlichkeit, zu welchem zukünftigen Nutzungszyklus die Wartungsgröße den zweiten Zustandswert annimmt.

In manchen Ausführungsbeispielen umfasst das Degradationsmodell ein Wiener-Prozess-Modell.

Beispielsweise kann eine Degradation (oder ein Verschleiß), beispielsweise in einem elektrochemischen Gerät, auf eine zufällige Art und Weise vor sich gehen.

Deshalb kann, um die Degradation zu beschreiben, ein stochastisches Modell herangezogen werden, wie beispielsweise ein Wiener-Prozess.

Hierbei wird, in manchen Ausführungsbeispielen, in Betracht gezogen, dass die Degradation teilweise deterministisch und teilweise stochastisch beschrieben werden kann, wobei der deterministische Teil bei allen getesteten Geräten gleich sein kann (also bei einer Gesamtpopulation), und wobei der stochastische Teil eine Unsicherheit abbilden kann, welche durch eine Verschiedenheit der Geräte innerhalb der Gesamtpopulation erzeugt wird.

Deshalb wird, in manchen Ausführungsbeispielen, ein Wiener-Prozess in Betracht gezogen, welcher nicht einen reinen Random-Walk, sondern einen Random-Walk mit einem Drift beschreibt. Solch ein Wiener-Prozess kann, wie allgemein bekannt ist, mit folgender Formel (1) beschrieben werden:

$$X(t) = x_i + \lambda(t) + \sigma B(t) \quad (1)$$

In Formel (1) entspricht  $X(t)$  der Degradation,  $x_i$  dem ersten Zustandswert,  $\lambda(t)$  einem Drift-Koeffizienten (beschreibt also den deterministischen Teil),  $\sigma$  einem Dispersionskoeffizienten, und  $B(t)$  einer Brownschen Bewegung (beschreibt also den stochastischen Teil).

In dieser Beschreibung des Wiener-Prozesses wird die kontinuierliche Variable Zeit beschrieben. Um eine Beschreibung der Degradation  $X(t)$  zu finden kann hierbei zunächst eine Menge von bekannten Werten (also erste Zustandswerte basierend auf einer Sensormessung, welche indikativ ist für ein Condition Monitoring (CM))  $X_{1:i} = \{x_1, x_2, \dots, x_i\}$  in Betracht gezogen werden. Basierend auf der Menge  $X_{1:i}$ , kann eine Restlebensdauer (RUL (Remaining Useful Lifetime)) definiert werden, wie in Formel (2) gezeigt:

$$T_i = \inf\{t: X(t) > w|x_i\} \quad (2)$$

In Formel (2) beschreibt  $T_i$  die Restlebensdauer,  $\inf$  steht für Infimum (wie allgemein bekannt ist), und  $w$  steht für einen Ausfallsschwellwert (Failure Threshold (FT)), zu welchem die Vorrichtung typischerweise nicht mehr benutzbar ist.

Dadurch kann sich eine Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion der Restlebensdauer ergeben zu:

$$f_{T_i|x_i}(t|x_i) = \frac{w - x_i}{\sqrt{2\pi\sigma^2}(t - t_i)^3} \exp\left(-\frac{(w - x_i - \lambda(t - t_i))^2}{2\sigma^2(t - t_i)}\right) \quad (3)$$

In Formel (3) steht  $f_{T_i|x_i}(t|x_i)$  für die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion,  $\pi$  für die Kreiszahl, und  $\exp$  für eine Exponentialfunktion zur Basis  $e$  (Euler'sche Zahl), ohne die vorliegende Erfindung darauf zu beschränken, da jede mögliche Exponentialfunktion verwendet werden kann.

Nun kann eine solche Berechnung der Restlebensdauer nachteilig und ungenau sein, wie hierin beschrieben ist, weswegen die vorliegende Erfindung Restnutzungszyklen bestimmen kann.

Hierbei kann statt  $X(t)$   $X(c)$  verwendet werden, wobei  $c$  für einen (zukünftigen) Nutzungszyklus steht und in Formel (1) kann ohne Beschränkung der Allgemeinheit jedes  $t$  mit einem  $c$  ersetzt werden, sodass eine Wiederholung der Formel hier nicht stattfindet.

Des Weiteren lässt sich ein Restnutzungszyklus  $C_i$  wie in Formel (4) definieren:

$$C_i = \inf\{c: X(c) > w|x_i\} \quad (4)$$

Der Restnutzungszyklus kann, wie hierin beschrieben, indikativ für den zukünftigen Nutzungszyklus sein, oder indikativ dafür, wie viele Nutzungszyklen mit einer

Produktionsvorrichtung noch möglich sind, bevor die Vorrichtung ausfällt oder nicht mehr nutzbar ist.

Der zukünftige Nutzungszyklus kann in solchen Ausführungsbeispielen eine vorbestimmte Anzahl an Nutzungszyklen vor dem Restnutzungszyklus sein oder diesem entsprechen.

Daraus kann sich eine Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion ergeben, welche in Formel (5) ersichtlich ist:

$$f_{c_i|x_i}(c|x_i) = \frac{w - x_i}{\sqrt{2\pi\sigma^2}(c - c_i)^3} \exp\left(-\frac{(w - x_i - \lambda(c - c_i))^2}{2\sigma^2(c - c_i)}\right) \quad (5)$$

$c - c_i$ , was auch kurz als  $n$  definiert werden kann beschreibt die Anzahl an vergangenen Zyklen seit einer vorherigen Bestimmung von Restnutzungszyklen bzw. seit dem Bestimmen des ersten Zustandswertes.

Nach jedem Zyklus kann ein erfindungsgemäßes Verfahren erneut angewendet werden, sodass vorteilhafterweise eine genauere Vorhersage der Restnutzungszyklen stattfinden kann, solange ein Verschleißschwellwert (Healthy Threshold) bereits überschritten ist.

In manchen Ausführungsbeispielen basiert das Wiener-Prozess-Modell auf einem Drift, wie hierin beschrieben.

Wie allgemein bekannt ist, repräsentiert ein Wiener-Prozess-Modell eine Markovianische Eigenschaft, wodurch das Wiener-Prozess-Modell gedächtnislos ist, d.h. wenn der zweite Zustandswert ausschließlich basierend auf dem Wiener-Prozess-Modell bestimmt werden würde, würde eine Vorhersage immer auf dem ersten Zustandswert  $x_i$  basieren, aber keine historischen ersten Zustandswerte (aus vorherigen Messungen) würden in Betracht gezogen werden.

Deshalb umfasst das Degradationsmodell, in manchen Ausführungsbeispielen, ein Bayesisches Vorhersagemodell (Bayesian forecasting model).

In manchen Ausführungsbeispielen umfasst das Verfahren ferner: Bestimmen eines Drifts im Wiener-Prozess-Modell basierend auf dem Bayesischen Vorhersagemodell.

Generell ist bekannt, dass der Drift-Koeffizient  $\lambda(t)$  einem sich mit der Zeit verändernden Prozess unterliegt. Deshalb kann der erste Zustandswert der einzige bekannte Wert sein, weswegen der Drift bestimmt werden muss.

Wie oben beschrieben, wird der Drift generell als deterministisch betrachtet. Jedoch kann er, in machen Ausführungsbeispielen, als Zufallsvariable (oder stochastische Variable) modelliert werden.

In manchen Ausführungsbeispielen wird der Drift basierend auf einem Bayesischen Filter und/oder einem Kalmanfilter bestimmt.

Auf solche eine Art und Weise kann der Drift, wie allgemein bekannt ist, in einem Zustandsraummodell (state space model) konstruiert werden, wie in den Formeln (6) und (7) dargestellt ist:

$$\lambda = \lambda_{i-1} + \eta \quad (6)$$

$$x_i = x_{i-1} + \lambda_{i-1}(t_i - t_{i-1}) + \sigma\varepsilon \quad (7)$$

$\eta$  kann proportional zu einem normalverteilten Rauschen  $N(0, \sigma\varepsilon)$  sein,  $\varepsilon$  kann proportional zu einem weiteren normalverteilten Rauschen  $N(0, t_i - t_{i-1})$  mit  $t_i - t_{i-1}$  als Varianz sein, um eine Brownsche Bewegung darzustellen. Darüber hinaus stellt Formel (6) eine Systemgleichung und Formel (7) eine Beobachtungsgleichung (observation equation) dar.

$\eta$  und  $\varepsilon$  können unkorreliert sein. Jedoch ist die vorliegende Erfindung nicht darauf beschränkt.

Wenn  $\eta$  und  $\varepsilon$  unkorreliert sind, kann Formel (7) erfindungsgemäß angepasst werden, woraus sich Gleichung (8) ergibt:

$$x_i = x_{i-1} + \lambda_{i-1}(n) + \sigma\varepsilon \quad (8)$$

Hierbei ist  $\varepsilon \sim N(0, n)$ , also proportional zu einer Normalverteilung um Null als erster Zustandswert mit  $n$  als Varianz, wobei  $n$  aus den natürlichen Zahlen stammen kann und die vergangenen Zyklen seit einem vormaligen Ausführen eines erfindungsgemäßen Verfahrens umfasst.

$c_i$  entspricht also einem gegenwärtigen Zyklus bzw. einem Zyklus einer letzten Messung durch einen Sensor und  $c_{i-n}$  entspricht einem Zyklus des letztmaligen Ausführens eines erfindungsgemäßen Verfahrens.

Typischerweise kann sich in bekannten Verfahren, wie beispielsweise in Gleichung (7), die Varianz von  $\varepsilon$  mit der Zeit erhöhen, obwohl kein Nutzungszyklus stattgefunden hat, da keine Nutzungspausen und dergleichen in Betracht gezogen werden.

Bei einem erfindungsgemäßen Verfahren, welches Gleichung (8) in Betracht zieht, erhöht sich die Varianz jedoch vorteilhafterweise nur mit jedem Nutzungszyklus, sodass sich der Vorteil ergibt, dass ein unnötiges Hinzufügen von Unsicherheit in das Bestimmen des zweiten Zustandswertes vermieden wird.

In manchen Ausführungsbeispielen wird ein Strong Tracking Filter Algorithmus verwendet, um plötzliche Signaländerungen (bzw. plötzliche (kurzzeitige) Änderungen des ersten Zustandswertes) herauszufiltern, und um den Drift zu bestimmen.

Hierfür kann folgender erster Algorithmus implementiert werden:

Input: Erster Zustandswert  $x_i$

Output: Schätzung des Drifts  $\lambda'_i$

Initialisierung:

i) Konstanten:  $\alpha, \rho$

ii) Initialisiere (nur für die erste Schätzung)  $\lambda_0 = 0, P_0 = 1$

iii) Berechne Fadig Faktor  $V_i$

mit  $n = c_i - c_{i-n}$

$\gamma_i = x_i - x_{i-n} - \lambda'_{i-n} n$

$V_{0(i)} = (\gamma_1)^2$ , für  $i = 1$ ;  $V_{0(i)} = \frac{\rho V_{0(i-n)} + (\gamma_1)^2}{1 + \rho}$ , für  $i > 1$

$B_i = V_{0(i)} - Q(n)^2 - \alpha \sigma^2$

$B_i = P_{i-n|i-n}(n)^2$

$v_0 = \frac{B_i}{U_i}$

$v_i = v_0$ , für  $v_0 \geq 1$ ;  $v_i = 1$ , für  $v_0 < 1$

iv) Zustandsschätzung basierend auf dem Bayesischen Vorhersagemodell für eine einzelne Variable:

$P_{i|i-n} = v_i P_{i-n} + Q$

$$K_i = \frac{P_{i|i-n}}{P_{i|i-n} + \sigma^2}$$

Aktualisieren der Driftschätzung und der Varianz:

$$\lambda_i = x_i - x_{i-n}$$

$$\lambda'_i = \lambda'_{i-1} + K_i(\lambda_i - \lambda'_{i-1} n)$$

$$P_i = (1 - K_i)P_{i|i-n}$$

In manchen Ausführungsbeispielen umfasst das Degradationsmodell eine Monte-Carlo-Simulation.

Hierbei kann vorteilhafterweise bei einer ausreichend hohen Anzahl  $N$  an Simulationen basierend auf dem ersten Algorithmus eine Genauigkeit der Bestimmung des zweiten Zustandswertes erhöht werden.

Damit kann eine Anzahl an Restnutzungszyklen, bspw. anhand des folgenden zweiten Algorithmus bestimmt werden.

Input: Erster Zustandswert  $x_i$ , Geschätzter Drift  $\lambda'_i$ , Failure Threshold FT

Initialisierung:  $S = \emptyset$

Simuliere  $N$  Degradationspfade wie folgt:

i) for  $j = 1$  bis  $N$  do

ii) while  $s_j < FT$  do

iii)  $s_j = x_i + \lambda'_i c_j + \sigma B(c_j)$

iv)  $S = \{S, S_j\}$

v) end while

vi) end for

vii) Erzeuge basierend auf der Menge  $S_f$  eine Normalverteilung

Hierbei ist  $i < j < f$ . Darüber hinaus ist  $c_i$  ein Nutzungszyklus, an welchem eine vergangene (bzw. die letzte) Sensormessung durchgeführt wurde und  $c_f$  ist ein zukünftiger Nutzungszyklus, an welchem der FT erreicht wird.

In manchen Ausführungsbeispielen umfasst das Verfahren ferner: Prozessieren des ersten Zustandswertes.

Der erste Zustandswert kann beispielsweise rauschbehaftet sein, ein Ausreißer aus einer Statistik, und dergleichen.

Deshalb kann der erste Zustandswert prozessiert, d.h. verarbeitet werden, um den ersten Zustandswert zu filtern und/oder zu normalisieren.

Deshalb umfasst, in manchen Ausführungsbeispielen das Prozessieren ein Filtern.

Beispielsweise kann ein Kalman-Filter angewendet werden zum Filtern eines Rauschens.

Generell kann Rauschen eine Vorhersage bzw. das Bestimmen des zweiten Zustandswertes und/oder des zukünftigen Nutzungszyklus fehlerhaft machen. Dies kann beispielsweise durch eine indirekte Messung verursacht sein.

Um Rauschen von dem ersten Zustandswert zu entfernen, kann ein Kalman-Filter in Form des folgenden dritten Algorithmus implementiert werden:

Input: Erster Zustandswert  $x_i$

Output: Gefilterter erster Zustandswert  $x'_i$

$$P_{i|i-1} = P_{i-1} + Q$$

$$K_i = \frac{P_{i|i-1}}{P_{i|i-1} + \sigma^2}$$

Aktualisierung der Signalabschätzung und der Varianz:

$$x'_i = x'_{i-1} + K_i(x_i - x_{i-1})$$

$$P_i = (1 - K_i)P_{i|i-1}$$

Somit kann vorteilhafterweise Rauschen entfernt werden und das Bestimmen des zweiten Zustandswertes kann basierend auf einem stabileren ersten Zustandswert durchgeführt werden.

In manchen Ausführungsbeispielen umfasst das Prozessieren eine Rolling-Window-Regression.

Die Rolling-Window-Regression kann nach dem Kalman-Filter angewendet werden, um eine Fluktuation des ersten Zustandswertes auf einer kurzen Zeitskala zu filtern.

Hierfür werden für mehrere (aufeinanderfolgende) erste Zustandswerte ein Mittelwert gebildet. Beispielsweise wird für den ersten bis n-ten ersten Zustandswert ein erster Mittelwert gebildet (in einem ersten Fenster). Danach wird das Fenster um eine Stelle verschoben, sodass für den zweiten bis n+1-ten ersten Zustandswert ein zweiter Mittelwert gebildet wird. Danach kann das Fenster um eine weitere Stelle verschoben werden, sodass für den dritten bis n+2-ten Zustandswert ein dritter Mittelwert gebildet wird.

Dadurch kann vorteilhafterweise eine Stabilität des ersten Zustandswertes und somit der Bestimmung des zukünftigen Zustandswertes erhöht werden.

In manchen Ausführungsbeispielen basiert daher das Prozessieren ferner auf einem beweglichen Mittelwert, wie hierin beschrieben.

In manchen Ausführungsbeispielen umfasst das Verfahren ferner: Bestimmen wenigstens eines Schwellwerts basierend auf dem ersten Zustandswert, welcher indikativ ist für den zweiten Zustandswert.

Der erste Schwellwert kann beispielsweise ein Healthy Threshold, ein Failure Threshold, und dergleichen umfassen, wie hierin beschrieben.

Dadurch kann vorteilhafterweise ein (vorgegebener) Standard erfüllt werden und eine Zuverlässigkeit der Vorrichtung gewährleistet werden.

Um einen Standard zu erfüllen und eine Zuverlässigkeit zu gewährleisten werden typischerweise mehrere Tests durchgeführt, bevor eine Vorrichtung freigegeben wird, um beispielsweise in einer Produktion verwendet zu werden. In solchen Tests kann die Vorrichtung derart getestet werden, dass ihr Verhalten unter Extrembedingungen überprüft wird. Basierend auf solchen Tests können typischerweise Standards erzeugt werden, welche die Extrembedingungen als Schwellwerte für spezifische Vorrichtungscharakteristika definieren.

Durch eine Vorgabe, welche beispielsweise durch einen Standard gesetzt ist, kann man beispielsweise eine maximal erlaubte Bedienungsbedingung einer Vorrichtung oder eines Teils einer Vorrichtung im Voraus kennen.

Beispielsweise kann im Fall einer Klebmaschine, ein Druck eine indirekte Messung für eine Stromflussmenge eines Motors sein. Ferner kann ein FT basierend auf einem standardisierten

(maximalen) Wert solch einer Stromflussmenge gegeben sein, welche sich durch Druckwerte in einer Kammer des Motors äußert.

Eine Betreibung oder Bedienung des Motors oberhalb solch eines maximalen Wertes kann gefährlich sein für eine Intaktheit des Motors. Deshalb kann bei einer Betreibung oberhalb des maximalen Wertes eine Betriebspause (downtime) des Motors vorgenommen werden, um weitere Schäden zu vermeiden.

In solch einem Kontext kann der FT einen Wert repräsentieren, bei welchem die Vorrichtung nicht mehr bedient werden kann.

Darüber hinaus kann basierend auf einem Test oder einer Überprüfung und/oder basierend auf einem Standard (oder mehreren Standards), ein Schwellwert festgelegt werden, bis zu welchem man die Vorrichtung noch bedienen kann, ohne dass typischerweise bereits ein Schaden entstanden ist. Solch ein Schwellwert kann eine Sicherheit umfassen bis der FT erreicht ist und kann als HT (Healthy Threshold) bezeichnet werden. Des Weiteren kann ein BU-Schwellwert (Business as Usual) definiert werden, welcher einen Zustand bezeichnen kann, zu welchem die Vorrichtung bedient wird.

Der HT kann basierend auf dem BU definiert werden und anhand einer Standardabweichung  $\sigma$  von ersten Zustandswerten (oder Rohdaten) während eines BU-Betriebsmodus. Ohne die vorliegende Erfindung darauf zu beschränken, kann der HT folgendermaßen definiert werden:

$$HT = BU + \frac{3\sigma}{2}$$

Der BU kann anhand von gefilterten ersten Zustandswerten (welche mit einem Kalman-Filter, wie hierin beschrieben gefiltert wurden) bestimmt werden, wobei vorteilhafterweise eine Wahrscheinlichkeit, dass der BU einen Wert oberhalb des HT annimmt, durch die Filterung gering ist, solange der BU unterhalb des HT liegt. Außerdem findet jedes Mal, wenn der Schwellwert (HT) überschritten wird, eine zufällige (bzw. stochastische) Degradation bzw. ein Verschleiß statt.

Wenn der gefilterte erste Zustandswert den HT überschreitet, können, in manchen Ausführungsbeispielen, keine Restnutzungszyklen mehr bestimmt werden, sodass vorteilhafterweise der HT erkannt werden kann, bevor ein Schaden an einer Vorrichtung entsteht.

Manche Ausführungsbeispiele betreffen eine Restnutzungszyklusbestimmungsschaltung, welche dazu eingerichtet ist, ein erfindungsgemäßes Verfahren auszuführen.

Die Restnutzungszyklusbestimmungsschaltung kann beispielsweise eine CPU (Central Processing Unit), GPU (Graphic Processing Unit) oder irgend eine andere Art von wenigstens einem Prozessor, einem FPGA (Field Programmable Gate Array), und dergleichen umfassen. Die Schaltung kann Sensordaten erhalten, indem sie mit wenigstens einem Sensor verbunden ist, oder wenigstens einen Sensor umfasst. Des Weiteren kann sie mit wenigstens einem Sensor verbunden sein und gleichzeitig wenigstens einen (anderen) Sensor umfassen.

Der wenigstens eine Sensor kann dazu eingerichtet sein, wenigstens einen Zustandswert wenigstens einer Wartungsgröße zu messen bzw. Messdaten zu generieren, die indikativ für den wenigstens einen Zustandswert sind, beispielsweise durch eine direkt oder indirekte Messung.

Des Weiteren kann der Sensor auch dazu eingerichtet sein, mehrere Wartungsgrößen zu messen, wie beispielsweise einen Druck und eine Luftfeuchtigkeit, eine Distanz, ein Volumen, und dergleichen.

Die Restnutzungszyklusbestimmungsschaltung kann außerdem einen (oder mehrere) Computer, Server, und dergleichen umfassen, welche so geschaltet sind, dass ein erfindungsgemäßes Verfahren ausgeführt werden kann.

Manche Ausführungsbeispiele betreffen eine Restnutzungszyklusbestimmungsvorrichtung, welche eine erfindungsgemäße Restnutzungszyklusbestimmungsschaltung umfasst.

Die Restnutzungszyklusbestimmungsvorrichtung kann beispielsweise einen Computer, Server, und dergleichen umfassen sowie wenigstens einen Sensor oder mit diesem verbunden sein. Darüber hinaus kann die Restnutzungszyklusbestimmungsvorrichtung auch eine Vorrichtung umfassen, für welche eine Anzahl von Restnutzungszyklen bestimmt werden soll.

Ausführungsbeispiele der Erfindung werden nun beispielhaft und unter Bezugnahme auf die beigefügten Zeichnungen beschrieben, in denen:

Fig. 1 schematisch ein Ausführungsbeispiel eines erfindungsgemäßen Verfahrens zum Bestimmen von Restnutzungszyklen einer Produktionsvorrichtung aufgrund von Verschleiß in einem Blockdiagramm;

Fig. 2 ein weiteres Ausführungsbeispiel eines erfindungsgemäßen Verfahrens zum Bestimmen von Restnutzungszyklen einer Produktionsvorrichtung aufgrund von Verschleiß in einem Blockdiagramm;

Fig. 3 eine Produktionsvorrichtung, für die eine Anzahl von Restnutzungszyklen bestimmt werden kann;

Fig. 4 ein weiteres Ausführungsbeispiel eines erfindungsgemäßen Verfahrens zum Bestimmen von Restnutzungszyklen einer Produktionsvorrichtung aufgrund von Verschleiß in einem Ablaufdiagramm;

Fig. 5 einen Graphen zum Bestimmen von Restnutzungszyklen;

Fig. 6 einen Graphen, welcher eine Degradation darstellt; und

Fig. 7 eine erfindungsgemäße Restnutzungszyklusbestimmungsvorrichtung mit einer erfindungsgemäßen Restnutzungszyklusbestimmungsschaltung zeigt.

Ein Ausführungsbeispiel eines erfindungsgemäßen Verfahrens 1 zum Bestimmen von Restnutzungszyklen einer Produktionsvorrichtung aufgrund von Verschleiß ist in Fig. 1 in einem Blockdiagramm dargestellt.

In 2 wird ein erster Zustandswert einer Wartungsgröße eines Teils einer Produktionsvorrichtung basierend auf Sensordaten eines Sensors für die Produktionsvorrichtung bestimmt, wie hierin beschrieben.

In 3 wird ein zukünftiger Nutzungszyklus des Teils der Produktionsvorrichtung bestimmt, zu welchem die Wartungsgröße einen vorher festgelegten zweiten Zustandswert aufweist, wobei der zukünftige Nutzungszyklus basierend auf dem ersten Zustandswert und basierend auf einem diskreten stochastischen Degradationsmodell bestimmt wird, wie hierin beschrieben.

Fig. 2 zeigt ein weiteres Ausführungsbeispiel eines erfindungsgemäßen Verfahrens 10 zum Bestimmen von Restnutzungszyklen einer Produktionsvorrichtung aufgrund von Verschleiß.

In 11 wird ein erster Zustandswert einer Wartungsgröße eines Teils einer Produktionsvorrichtung basierend auf Sensordaten eines Sensors für die Produktionsvorrichtung bestimmt, wie hierin beschrieben.

In 12 wird der erste Zustandswert prozessiert, wie hierin beschrieben.

In 13 wird wenigstens ein Schwellwert basierend auf dem ersten Zustandswert bestimmt, welcher indikativ ist für den zweiten Zustandswert, wie hierin beschrieben.

In 14 wird ein Drift in einem Wiener-Prozess-Modell bestimmt basierend auf einem Bayesischen Vorhersagemodell, wie hierin beschrieben.

In 15 wird eine Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion zum Bestimmen der Restnutzungszyklen erzeugt, wie hierin beschrieben.

In 16 wird ein zukünftiger Nutzungszyklus des Teils der Produktionsvorrichtung bestimmt, zu welchem die Wartungsgröße einen vorher festgelegten zweiten Zustandswert aufweist, wobei der zukünftige Nutzungszyklus basierend auf dem ersten Zustandswert und basierend auf einem diskreten stochastischen Degradationsmodell bestimmt wird, wie hierin beschrieben.

In 17 wird eine Anzahl von Restnutzungszyklen der Produktionsvorrichtung basierend auf dem zukünftigen Nutzungszyklus bestimmt, wie hierin beschrieben.

Fig. 3 zeigt eine Produktionsvorrichtung, für die eine Anzahl von Restnutzungszyklen bestimmt werden kann.

Die Produktionsvorrichtung ist in diesem Ausführungsbeispiel eine Klebmaschine 20, welche einen Motor 21 mit einer Motorachse 22, eine Spindel 23, eine Nuss 24 mit Rollementen, Führungsstäbe 25, einen Kolben 26, eine Klebstoffkammer 27, ein Eingangsventil 28, ein Ausgangsventil 29, und eine Düse 30 aufweist.

Mit einer Hochdruckpumpe und einem Verteiler kann die Klebmaschine 20 Klebstoff verteilen. Der Verteiler, da er unter Hochdruck betrieben wird, kann anfällig für Verschleiß sein. Darüber

hinaus kann die Spindel 23 schwierig zu warten sein, womit hohe Kosten verbunden sein können. Deshalb wird das ein erfindungsgemäßes Verfahren für die Spindel 23 angewendet. Eine Sensorik, welche die Klebmaschine 20 überwacht, kann neben acht weiteren Parameter einen Druck in der Klebekammer 27 messen. Der Druck ist in diesem Ausführungsbeispiel die relevante Wartungsgröße.

Der (maximale) Druck (während eines Produktionszyklus) ist in diesem Ausführungsbeispiel die Hauptwartungsgröße, nach welchem ein möglicher Ausfall der Spindel 23 vorhergesagt bzw. eingeschätzt werden kann. Während einer Klebstoffauftragung kann die Düse eine momentane Blockade haben. Dadurch kann es notwendig sein, dass der Druck in der Klebekammer 27 erhöht werden muss, um die Düse freizumachen. Um den Druck zu erhöhen, kann, wie weiter oben beschrieben, ein Strom des Motors 21 erhöht werden. Der Strom, und damit der Druck, kann jedoch Schwankungen unterliegen, wodurch ein Datenpunkt, welcher den maximalen Druck widerspiegelt, welcher nach einem Produktionszyklus (indirekt gemessen), ein Ausreißer und/oder rauschbehaftet sein kann.

Deshalb wird, wie hierin beschrieben, der Druck mit einem Kalman-Filter und einer Rolling-Window-Regression mit einem beweglichen Mittelwert gefiltert.

Fig. 4 zeigt ein weiteres Ausführungsbeispiel eines erfindungsgemäßen Verfahrens 40 in einem Ablaufdiagramm.

In 41 wird ein Condition Monitoring durchgeführt, wodurch ein erster Zustandswert einer Wartungsgröße erhalten wird, d.h. ein Druckdatensatzes wird von einem Drucksensor ermittelt.

In 42 wird der erhaltene Druckdatensatz gefiltert, wie hierin beschrieben.

In 43 wird entschieden, ob ein Verschleiß stattgefunden hat, d.h. ob ein maximaler Druckwert überschritten wurde.

Wenn der maximale Druckwert nicht überschritten wurde in 44, wird ein neuer erster Zustandswert ermittelt.

Wenn der maximale Druckwert überschritten wurde, wird in 45 eine Driftschätzung für einen Wiener-Prozess basierend auf einem Bayesischen Netzwerk durchgeführt, wie hierin beschrieben.

Die Driftschätzung wird derart angewendet, dass ein negativer Wert oder ein Nullwert für den Drift vermieden wird, um vorteilhafterweise ein Divergieren einer Monte-Carlo-Simulation zu vermeiden, womit vorteilhafterweise Rechenleistung eingespart werden kann.

In 46 wird basierend darauf, also basierend auf einem Wiener-Prozess mit Drift anhand einer Monte-Carlo-Simulation ein zukünftiger Nutzungszyklus bestimmt. Das heißt, es wird ermittelt, wie oft der Druck in zukünftigen Nutzungszyklen den maximalen Druckwert voraussichtlich überschreiten wird. Der zukünftige Nutzungszyklus gibt dann einen Failure Threshold an. Darauf basierend wird eine Anzahl an Restnutzungszyklen bestimmt. Ist in 47 die Anzahl an Restnutzungszyklen kleiner als die Nutzungszyklen pro Tag (d.h. dann kann die Klebemaschine noch an dem Produktionstag benutzt werden), wird ein neuer Druckdatensatz in 48 ermittelt. Wenn die Anzahl an Restnutzungszyklen größer ist, wird in 49 ein Bericht erstellt und eine Wartung veranlasst.

In diesem Ausführungsbeispiel wird davon ausgegangen, dass genügend erste Zustandswerte vorhanden sind bzw. dass der Sensordatensatz groß genug ist, sodass eine statistische/stochastische Analyse durchgeführt werden kann, wobei die vorliegende Erfindung nicht darauf beschränkt ist. Beispielsweise kann auch nur ein erster Zustandswert vorhanden sein.

In solch einem erfindungsgemäßen Verfahren kann eine Wartung durchgeführt werden, wenn eine Produktionspause stattfindet oder wenn eine geplant ist. So kann die Produktionspause beispielsweise anhand der ermittelten Restnutzungszyklen geplant werden, sodass vorteilhafterweise Kosten eingespart werden können, welche durch eine unplanmäßige Produktionspause entstehen können.

Fig. 5 zeigt einen Graphen 50 zum Bestimmen von Restnutzungszyklen, welcher auf einer Ordinate 51 einen gemessenen Druck in einer Klebstoffkammer (wie oben beschrieben) zeigt, welcher als Datenpunkte 52 gegen eine Zeit 53 aufgetragen ist. Zwischen den Datenpunkten 52 liegen leere Stellen 54, welche durch Produktionspausen (bspw. Wochenende) entstehen. Des Weiteren ist ein Healthy Threshold 55 dargestellt. Die Datenpunkte, welche oberhalb des HT 55 liegen entsprechen zweiten Zustandswerten, sind also mit einem erfindungsgemäßen Verfahren bestimmt worden. Die Datenpunkte oberhalb des HT 55 geben Aufschluss über eine Anzahl an Restnutzungszyklen bis zu einem Failure Threshold 56.

In Fig. 6 ist ein Graph 60 dargestellt, welcher eine Degradation darstellt, mit einer Vielzahl von Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen 61. Der Graph 60 hat auf einer Ordinate 62 eine Wahrscheinlichkeit (oder Wahrscheinlichkeitsdichte, engl.: Likelihood) aufgetragen und auf einer Abszisse 63 zukünftige Nutzungszyklen. Wie zu sehen ist, sind die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen 61 normalverteilt. Die Mittelwerte 64 der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen 61 geben eine erwartete Anzahl von Restnutzungszyklen an, während Kreuze 65 eine tatsächliche Anzahl von Restnutzungszyklen vor einem Ausfall darstellen.

Hierbei ist der Vorteil ersichtlich, dass bei einer Anwendung eines erfindungsgemäßen Verfahrens, eine genaue Vorhersage getroffen werden kann. Beispielsweise bleiben hier achtzig Prozent der bestimmten Restnutzungszyklen unterhalb eines vorher festgelegten Konfidenzintervalls, sodass eine Exaktheit vorteilhafterweise hoch ist, sodass ein erfindungsgemäßes Verfahren in Produktionsvorrichtungen verwendet werden kann, und eine Unsicherheit durch die kontinuierliche Variable Zeit kann vorteilhafterweise außer Acht gelassen werden.

Fig. 7 zeigt eine erfindungsgemäße Restnutzungszyklusbestimmungsvorrichtung 70 zum Bestimmen einer Anzahl von Restnutzungszyklen einer Produktionsvorrichtung 73. Die Restnutzungszyklusbestimmungsvorrichtung 70 umfasst eine Sensorschnittstelle 71, welche Sensordaten eines Sensors 72 erhält. Der Sensor 72 ist dazu eingerichtet, Sensordaten zu erzeugen, welche indikativ sind für einen ersten Zustandswert (bzw. eine Vielzahl von ersten Zustandswerten) einer Wartungsgröße, wie hierin beschrieben.

Die Sensorschnittstelle 71 ist dazu eingerichtet, den ersten Zustandswert aus den Sensordaten zu ermitteln.

Des Weiteren enthält die Restnutzungszyklusbestimmungsvorrichtung 70 eine erfindungsgemäße Restnutzungszyklusbestimmungsschaltung 74, welche in diesem Ausführungsbeispiel als CPU ausgebildet ist, und welche dazu eingerichtet ist, ein erfindungsgemäßes Verfahren durchzuführen.

Die vorliegende Erfindung kann, abgesehen von Klebmaschinen, generell bei Produktionsvorrichtungen Anwendung finden, die von Verschleiß betroffen sind, wie beispielsweise in der Autoindustrie. Solche Produktionsvorrichtungen können beispielsweise ein Spindelgetriebe, ein Zahnradgetriebe, ein Wälzlager, und/oder andere Bauteile enthalten.

Des Weiteren kann die vorliegende Erfindung bei allen von Verschleiß betroffenen Bauteilen Anwendung finden, wie beispielsweise von Fahrzeugkomponenten, welche mit entsprechender Sensorik (bspw. Schwingungssensor) überwacht werden. Beispielsweise kann ein Radlagerschaden, ein Getriebeschaden, und dergleichen vorhergesagt werden. Bei einem Elektrofahrzeug (mit vorhandenen Sensoren) kann eine Vorhersage über Schäden am Antriebsstrang durchgeführt werden.

**Bezugszeichenliste**

- 1 Verfahren zum Bestimmen von Restnutzungszyklen
- 2 Bestimmen erster Zustandswert
- 3 Bestimmen zukünftiger Nutzungszyklus
- 10 Verfahren zum Bestimmen von Restnutzungszyklen
- 11 Bestimmen erster Zustandswert
- 12 Prozessieren erster Zustandswert
- 13 Bestimmen wenigstens eines Schwellwert basierend auf dem ersten Zustandswert
- 14 Bestimmen Drift
- 15 Erzeugen Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion
- 16 Bestimmen zukünftiger Nutzungszyklus
- 17 Bestimmen Anzahl von Restnutzungszyklen
- 20 Klebmaschine
- 21 Motor
- 22 Motorachse
- 23 Spindel
- 24 Nuss
- 25 Führungsstäbe
- 26 Kolben
- 27 Klebstoffkammer
- 28 Eingangsventil
- 29 Ausgangsventil
- 30 Düse
- 40 Verfahren zum Bestimmen von Restnutzungszyklen
- 41 Durchführen Condition Monitoring
- 42 Filtern
- 43 Entscheidung, ob Verschleiß stattgefunden hat
- 44 Ermittlung neuer erster Zustandswert
- 45 Durchführen Driftschätzung
- 46 Bestimmen zukünftiger Nutzungszyklus
- 47 Analyse ob Anzahl an Restnutzungszyklen größer als Anzahl an Nutzungszyklen pro Tag
- 48 Ermittlung neuer Druckdatensatz

- 49 Erstellen Bericht
- 50 Graph zum Bestimmen von Restnutzungszyklen
- 51 Ordinate mit gemessenem Druck
- 52 Datenpunkte
- 53 Zeit
- 54 Leere Stelle (Produktionspause)
- 55 Healthy Threshold
- 56 Failure Threshold
- 60 Graph, welcher eine Degradation darstellt
- 61 Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion
- 62 Ordinate mit Wahrscheinlichkeit
- 63 Abszisse mit zukünftigen Nutzungszyklen
- 64 Mittelwert der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion
- 65 Kreuz, welche eine tatsächlich Anzahl von Restnutzungszyklen darstellen
- 70 Restnutzungszyklusbestimmungsvorrichtung
- 71 Sensorschnittstelle
- 72 Sensor
- 73 Produktionsvorrichtung
- 74 Restnutzungszyklusbestimmungsschaltung

## Patentansprüche

1. Verfahren (1; 10; 40) zum Bestimmen von Restnutzungszyklen einer Produktionsvorrichtung (20; 73) aufgrund von Verschleiß, umfassend:  
Bestimmen (2; 11; 41) eines ersten Zustandswertes einer Wartungsgröße eines Teils der Produktionsvorrichtung (20; 73) basierend auf Sensordaten eines Sensors für die Produktionsvorrichtung; und  
Bestimmen (3; 16; 49) eines zukünftigen Nutzungszyklus des Teils der Produktionsvorrichtung (20; 73), zu welchem die Wartungsgröße einen vorher festgelegten zweiten Zustandswert aufweist, wobei der zukünftige Nutzungszyklus basierend auf dem ersten Zustandswert und basierend auf einem diskreten stochastischen Degradationsmodell bestimmt wird.
2. Verfahren (1; 10; 40) nach Anspruch 1, ferner umfassend:  
Bestimmen (17) einer Anzahl von Restnutzungszyklen der Produktionsvorrichtung (20; 73) basierend auf dem zukünftigen Nutzungszyklus.
3. Verfahren (1; 10; 40) nach Anspruch 2, ferner umfassend:  
Erzeugen (15) einer Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion zum Bestimmen der Restnutzungszyklen.
4. Verfahren (1; 10; 40) nach einem der vorherigen Ansprüche, wobei das Degradationsmodell ein Wiener-Prozess-Modell umfasst.
5. Verfahren (1; 10; 40) nach Anspruch 4, wobei das Degradationsmodell ein Bayesisches Vorhersagemodell umfasst.
6. Verfahren (1; 10; 40) nach Anspruch 5, ferner umfassend:  
Bestimmen (14) eines Drifts im Wiener-Prozess-Modell basierend auf dem Bayesischen Vorhersagemodell.
7. Verfahren (1; 10; 40) nach einem der Ansprüche 5 und 6, wobei das Degradationsmodell eine Monte-Carlo-Simulation umfasst.

8. Verfahren (1; 10; 40) nach einem der vorherigen Ansprüche, ferner umfassend:  
Prozessieren (12) des ersten Zustandswertes.
9. Verfahren (1; 10; 40) nach Anspruch 8, wobei das Prozessieren ein Filtern umfasst
10. Verfahren (1; 10; 40) nach Anspruch 9, wobei das Filtern auf einem Kalman-Filter basiert.
11. Verfahren (1; 10; 40) nach einem der Ansprüche 8 bis 10, wobei das Prozessieren eine  
Rolling-Window-Regression umfasst.
12. Verfahren (1; 10; 40) nach Anspruch 11, wobei das Prozessieren ferner auf einem  
beweglichen Mittelwert basiert.
13. Verfahren (1; 10; 40) nach einem der vorherigen Ansprüche, ferner umfassend:  
Bestimmen (13) wenigstens eines Schwellwerts basierend auf dem ersten Zustandswert,  
welcher indikativ ist für den zweiten Zustandswert.
14. Restnutzungszyklusbestimmungsschaltung (74), welche dazu eingerichtet ist, das  
Verfahren (1; 10; 40) nach einem der vorherigen Ansprüche auszuführen.
15. Restnutzungszyklusbestimmungsvorrichtung (70) zum Bestimmen von  
Restnutzungszyklen, welche eine Restnutzungszyklusbestimmungsschaltung nach  
Anspruch 14 umfasst.

1/4

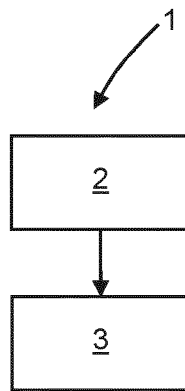


Fig. 1

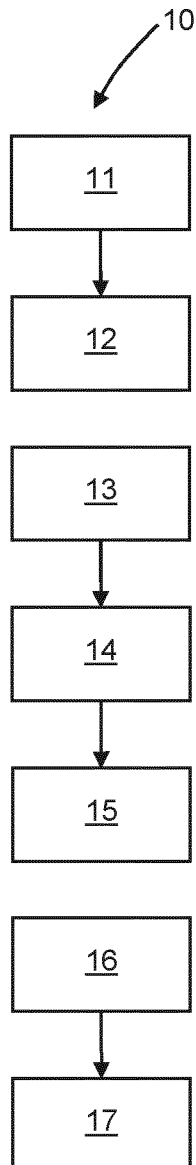


Fig. 2

2/4

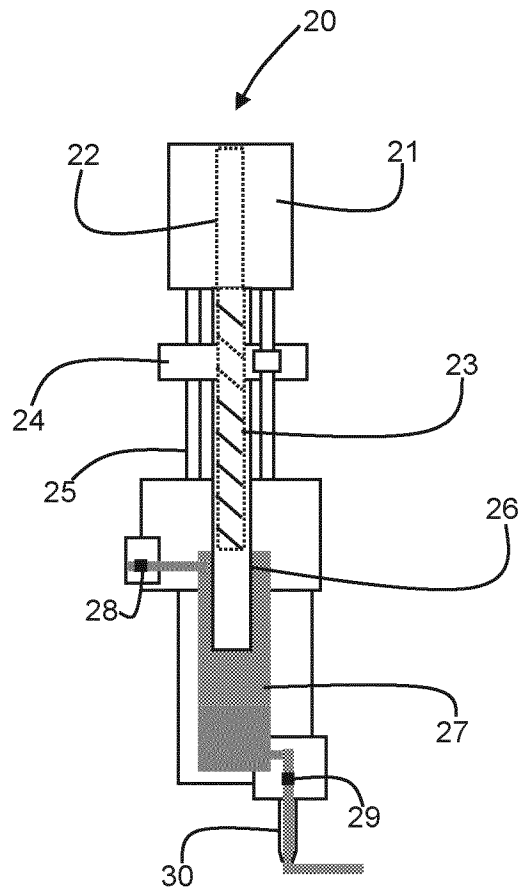


Fig. 3

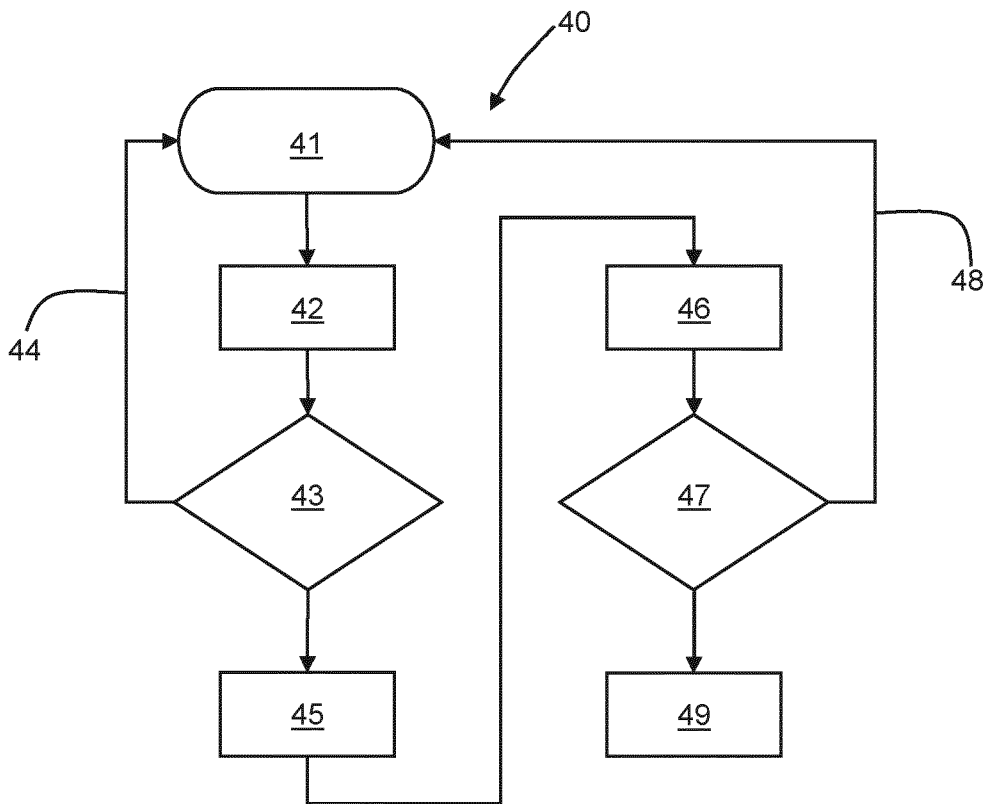


Fig. 4

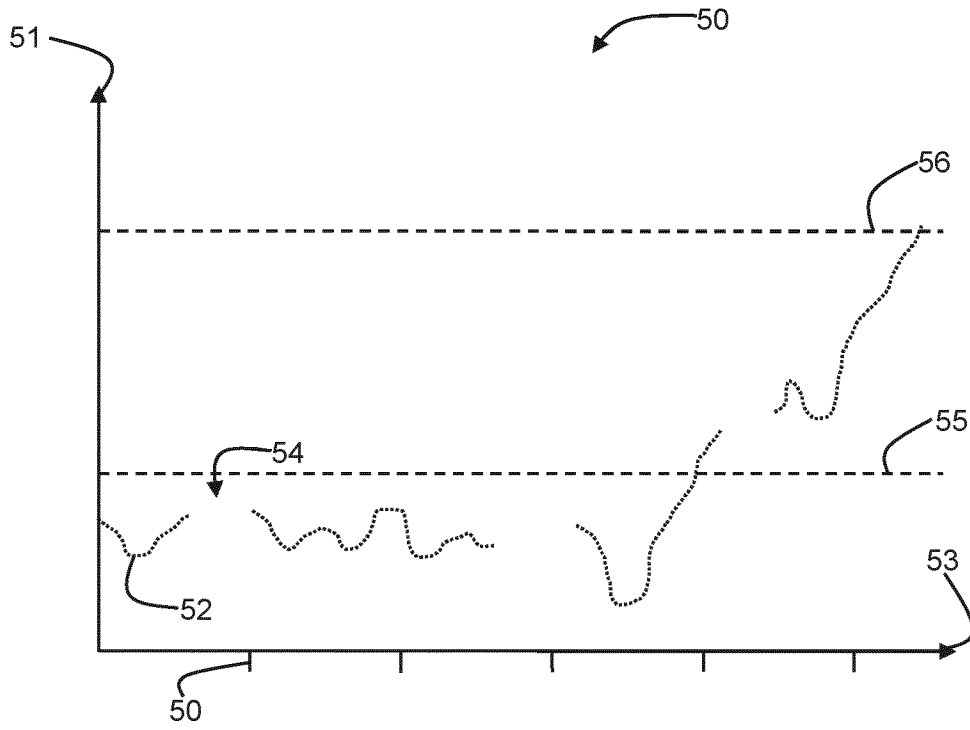


Fig. 5

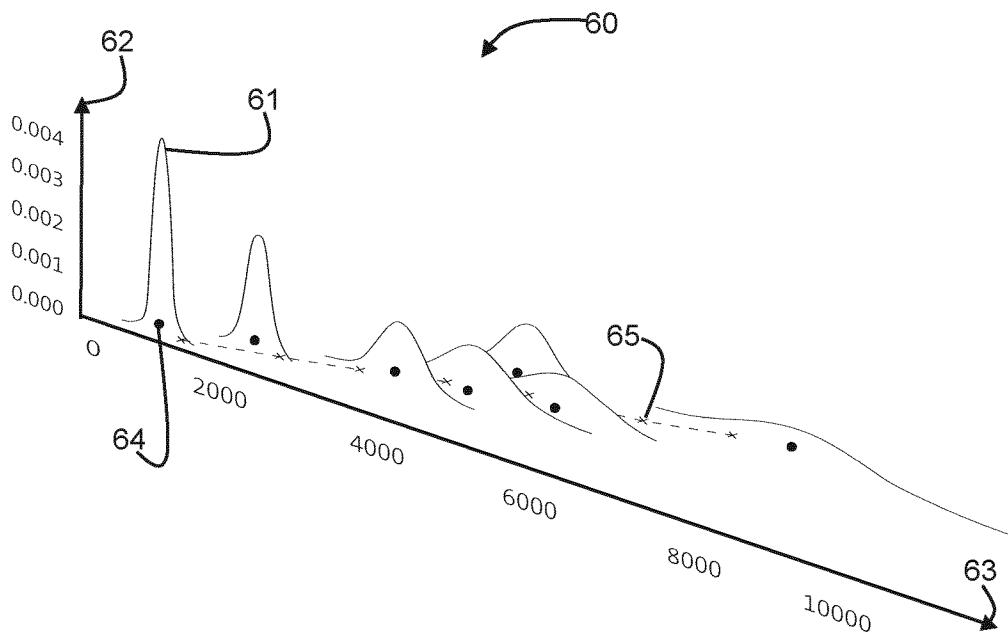


Fig. 6

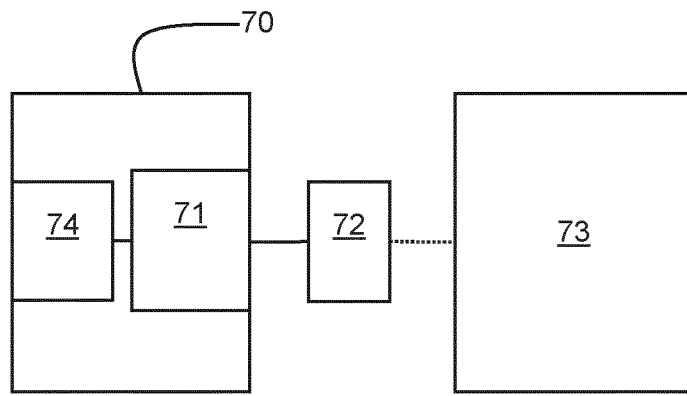


Fig. 7

## INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/EP2020/057149

<b>A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER</b> <i>G05B 23/02</i> (2006.01)i; <i>G05B 19/4065</i> (2006.01)i		
According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC		
<b>B. FIELDS SEARCHED</b>		
Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols) G05B		
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		
<b>C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT</b>		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	XIAO-SHENG SI ET AL. "Remaining useful life estimation A review on the statistical data driven approaches" <i>EUROPEAN JOURNAL OF OPERATIONAL RESEARCH, ELSEVIER, AMSTERDAM, NL</i> , Vol. 213, No. 1, 17 November 2010 (2010-11-17), pages 1-14, [retrieved on 2010-11-24] DOI: 10.1016/J.EJOR.2010.11.018 ISSN: 0377-2217, XP028205970 page 1, section 1 Introduction - page 8, section 4.1 Stochastic filtering-based models; figure 1 page 11, section 5 Conclusions and future challenges	1-15
Y	US 2017365109 A1 (TSENG FLING FINN [US] ET AL) 21 December 2017 (2017-12-21) paragraph [0008] - paragraph [0050]; figures 1-6	1-15
Y	LEI YAGUO ET AL. "Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction" <i>MECHANICAL SYSTEMS AND SIGNAL PROCESSING, ELSEVIER, AMSTERDAM, NL</i> , Vol. 104, 01 December 2017 (2017-12-01), pages 799-834 DOI: 10.1016/J.YMSSP.2017.11.016 ISSN: 0888-3270, XP085304399	11
A	page 800, section 1 Introduction - page 817, section 5.1.2.6 Markov models; figures 1-7	1-10, 12-15
<input type="checkbox"/> Further documents are listed in the continuation of Box C. <input checked="" type="checkbox"/> 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 <b>05 June 2020</b>		Date of mailing of the international search report <b>16 June 2020</b>
Name and mailing address of the ISA/EP <b>European Patent Office p.b. 5818, Patentlaan 2, 2280 HV Rijswijk Netherlands</b> Telephone No. (+31-70)340-2040 Facsimile No. (+31-70)340-3016		Authorized officer <b>Fischer, Erik</b>  Telephone No.

**INTERNATIONAL SEARCH REPORT**  
**Information on patent family members**

International application No.

**PCT/EP2020/057149**

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
US	2017365109	A1	21 December 2017	CN	107527398	A	29 December 2017
				DE	102017113012	A1	21 December 2017
				GB	2551911	A	03 January 2018
				RU	2017120686	A	14 December 2018
				US	9846978	B1	19 December 2017
.....							

A. KLASSIFIZIERUNG DES ANMELDUNGSGEGENSTANDES  
 INV. G05B23/02 G05B19/4065  
 ADD.

Nach der Internationalen Patentklassifikation (IPC) oder nach der nationalen Klassifikation und der IPC

B. RECHERCHIERTE GEBIETE

Recherchierter Mindestprüfstoff (Klassifikationssystem und Klassifikationssymbole )  
 G05B

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.
Y	<p>XIAO-SHENG SI ET AL: "Remaining useful life estimation A review on the statistical data driven approaches", EUROPEAN JOURNAL OF OPERATIONAL RESEARCH, ELSEVIER, AMSTERDAM, NL, Bd. 213, Nr. 1, 17. November 2010 (2010-11-17), Seiten 1-14, XP028205970, ISSN: 0377-2217, DOI: 10.1016/J.EJOR.2010.11.018 [gefunden am 2010-11-24] Seite 1, Absatz 1 Introduction - Seite 8, Absatz 4.1 Stochastic filtering-based models; Abbildung 1 Seite 11, Absatz 5 Conclusions and future challenges</p> <p style="text-align: center;">----- -/--</p>	1-15



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

5. Juni 2020

Absenddatum des internationalen Recherchenberichts

16/06/2020

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

Fischer, Erik

C. (Fortsetzung) ALS WESENTLICH ANGESEHENE UNTERLAGEN		
Kategorie*	Bezeichnung der Veröffentlichung, soweit erforderlich unter Angabe der in Betracht kommenden Teile	Betr. Anspruch Nr.
Y	US 2017/365109 A1 (TSENG FLING FINN [US] ET AL) 21. Dezember 2017 (2017-12-21) Absatz [0008] - Absatz [0050]; Abbildungen 1-6	1-15
Y	----- LEI YAGUO ET AL: "Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction", MECHANICAL SYSTEMS AND SIGNAL PROCESSING, ELSEVIER, AMSTERDAM, NL, Bd. 104, 1. Dezember 2017 (2017-12-01), Seiten 799-834, XP085304399, ISSN: 0888-3270, DOI: 10.1016/J.YMSSP.2017.11.016	11
A	Seite 800, Absatz 1 Introduction - Seite 817, Absatz 5.1.2.6 Markov models; Abbildungen 1-7 -----	1-10, 12-15

**INTERNATIONALER RECHERCHENBERICHT**

Angaben zu Veröffentlichungen, die zur selben Patentfamilie gehören

Internationales Aktenzeichen

PCT/EP2020/057149

Im Recherchenbericht angeführtes Patentdokument	Datum der Veröffentlichung	Mitglied(er) der Patentfamilie	Datum der Veröffentlichung
US 2017365109 A1	21-12-2017	CN 107527398 A	29-12-2017
		DE 102017113012 A1	21-12-2017
		GB 2551911 A	03-01-2018
		RU 2017120686 A	14-12-2018
		US 9846978 B1	19-12-2017
-----			