



(10) **DE 10 2020 212 299 A1** 2022.03.31

(12) **Offenlegungsschrift**

(21) Aktenzeichen: **10 2020 212 299.7**

(22) Anmeldetag: **29.09.2020**

(43) Offenlegungstag: **31.03.2022**

(51) Int Cl.: **G01R 31/36 (2020.01)**

G01R 31/392 (2019.01)

H01M 10/48 (2006.01)

(71) Anmelder:
**Robert Bosch Gesellschaft mit beschränkter
Haftung, 70469 Stuttgart, DE**

(56) Ermittelter Stand der Technik:
DE 10 2005 023 365 A1

(72) Erfinder:
**Subbotin, Maksim V., San Carlos, CA, US; Klein,
Reinhardt, Mountain View, Calif., US; Simonis,
Christian, 71229 Leonberg, DE**

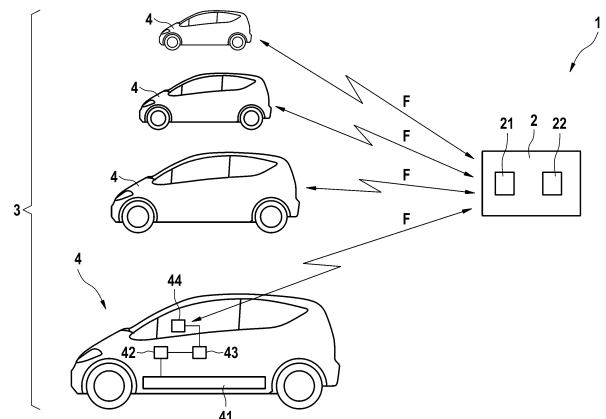
Rechercheantrag gemäß § 43 PatG ist gestellt.

Die folgenden Angaben sind den vom Anmelder eingereichten Unterlagen entnommen.

(54) Bezeichnung: **Verfahren und Vorrichtung zum Betreiben eines Systems zum Bereitstellen von prädizierten Alterungszuständen von elektrischen Energiespeichern für ein Gerät mithilfe von maschinellen Lernverfahren**

(57) Zusammenfassung: Die Erfindung betrifft ein computerimplementiertes Verfahren zur Prädiktion eines modellierten Alterungszustands (SOH) eines elektrischen Energiespeichers (41) mit mindestens einer elektrochemischen Einheit, insbesondere einer Batteriezelle, oder durch regel- und oder datenbasierte Abbildung auch in einem Gesamtsystem, mit folgenden Schritten:

- Bereitstellen eines datenbasierten Alterungszustandsmodells, das trainiert ist, um abhängig von Verläufen von Betriebsgrößen (F) des Energiespeichers (41) dem elektrochemischen Energiespeicher (41) einen modellierten Alterungszustand (SOH) zuzuordnen,
- Generieren eines Verlaufs von mindestens einer Belastungsgröße (L) abhängig von einem bereitgestellten Nutzungsmuster (N) mithilfe eines Nutzungsmodells (10);
- Generieren der Verläufe von Betriebsgrößen (F) abhängig von der mindestens einen Belastungsgröße (L) mithilfe eines vorgegebenen Dynamikmodells (9);
- Bestimmen eines prädizierten modellierten Alterungszustands (SOH) abhängig von den generierten Verläufen der Betriebsgrößen (F).



Beschreibung

Technisches Gebiet

[0001] Die Erfindung betrifft netzunabhängig betriebene elektrische Geräte mit elektrischen Energiespeichern, insbesondere elektrisch antreibbare Kraftfahrzeuge, insbesondere Elektrofahrzeuge oder Hybridfahrzeuge, und weiterhin Maßnahmen zur Bestimmung eines Alterungszustands (SOH: State of Health) der elektrischen Energiespeicher. Weiterhin betrifft die Erfindung neben mobilen auch stationäre elektrische Energiespeicher.

Technischer Hintergrund

[0002] Die Energieversorgung von netzunabhängig betriebenen elektrischen Geräten und Maschinen, wie z.B. elektrisch antreibbaren Kraftfahrzeugen, erfolgt mithilfe von elektrischen Energiespeichern, in der Regel Gerätebatterien bzw. Fahrzeugbatterien. Diese liefern elektrische Energie zum Betrieb der Geräte. Als elektrischer Energiespeicher kommen jedoch auch Brennstoffzellen in Betracht.

[0003] Der Alterungszustand eines Energiespeichers nimmt im Laufe seiner Lebensdauer zusehends ab, was sich in einer abnehmenden maximalen Speicherkapazität auswirkt. Ein Maß der Alterung des Energiespeichers hängt von einer individuellen Belastung des Energiespeichers, d. h. bei Fahrzeugbatterien von Kraftfahrzeugen vom Nutzungsverhalten eines Fahrers, externen Umgebungsbedingungen und vom Fahrzeugbatterietyp ab.

[0004] Zwar kann mithilfe eines physikalischen Alterungszustandsmodells der momentane Alterungszustand des Energiespeichers basierend auf historischen Betriebszustandsverläufen bestimmt werden, jedoch ist dieses Modell in bestimmten Situationen ungenau. Diese Ungenauigkeit des herkömmlichen Alterungszustandsmodells erschwert eine Prädiktion des Alterungszustandsverlaufs. Jedoch ist die Prädiktion des Verlaufs des Alterungszustands der Energiespeicher eine wichtige technische Größe, da mit ihr eine wirtschaftliche Bewertung eines Restwerts des Energiespeichers möglich ist.

Offenbarung der Erfindung

[0005] Erfindungsgemäß sind ein Verfahren zur Prädiktion eines Alterungszustands eines elektrischen Energiespeichers gemäß Anspruch 1 sowie eine Vorrichtung in einem elektrisch betreibbaren Gerät gemäß dem nebengeordneten Anspruch vorgesehen.

[0006] Weitere Ausgestaltungen sind in den abhängigen Ansprüchen angegeben.

[0007] Gemäß einem ersten Aspekt ist ein computerimplementiertes Verfahren zur Prädiktion eines Alterungszustands eines elektrischen Energiespeichers mit mindestens einer elektrochemischen Einheit, insbesondere einer Batteriezelle, oder durch regel- und oder datenbasierte Abbildung auch in einem Gesamtsystem, vorgesehen, mit folgenden Schritten:

- Bereitstellen eines datenbasierten Alterungszustandsmodells, das trainiert ist, um abhängig von Verläufen von Betriebsgrößen des Energiespeichers einen Alterungszustand zuzuordnen,
- Generieren eines Verlaufs von mindestens einer Belastungsgröße abhängig von einem bereitgestellten Nutzungsmuster mithilfe eines Nutzungsmodells;
- Generieren der Verläufe von Betriebsgrößen abhängig von der mindestens einen Belastungsgröße mithilfe eines vorgegebenen Dynamikmodells;
- Bestimmen eines Verlaufs eines prädizierten Alterungszustands abhängig von den Verläufen von Betriebsgrößen.

[0008] Der Alterungszustand eines wiederaufladbaren elektrischen Energiespeichers, insbesondere einer Gerätebatterie, wird üblicherweise nicht direkt gemessen. Dies würde eine Reihe von Sensoren in der Nähe des Energiespeichers erfordern, die die Herstellung eines solchen Energiespeichers kostenintensiv sowie aufwendig machen und den Raumbedarf vergrößern würde. Zudem sind alltagstaugliche Messverfahren zur Alterungszustandsbestimmung in den Geräten noch nicht auf dem Markt verfügbar. Daher wird der aktuelle Alterungszustand in der Regel mithilfe eines physikalischen Alterungsmodells in den Geräten ermittelt. Dieses physikalische Alterungszustandsmodell ist in bestimmten Situationen ungenau und weist üblicherweise Modellabweichungen von bis zu mehr als 5 % auf.

[0009] Aufgrund der Ungenauigkeit des physikalischen Alterungsmodells kann dieses zudem lediglich den momentanen Alterungszustand des Energiespeichers angeben. Eine Prädiktion des Alterungszustands, die insbesondere von der Betriebsweise des Energiespeichers, wie z. B. von der Höhe und Menge des Ladungszuflusses und Ladungsabflusses bei einer Gerätebatterie, und damit von einem Nutzungsverhalten und von Nutzungsparametern abhängt, würde zu sehr ungenauen Vorhersagen führen und ist derzeit nicht vorgesehen.

[0010] Der Alterungszustand (SOH: State of Health) ist bei Gerätebatterien als elektrischer Energiespeicher die Schlüsselgröße zur Angabe einer verbleibenden Batteriekapazität oder verbleibenden Batterieladung. Der Alterungszustand stellt ein Maß für die

Alterung des elektrischen Energiespeichers dar. Im Falle einer Gerätebatterie oder eines Batterie-Moduls oder einer Batterie-Zelle kann der Alterungszustand als Kapazitätserhaltungsrate (Capacity Retention Rate, SOH-C) oder als Anstieg des Innenwiderstands (SOH-R) angegeben werden. Die Kapazitätserhaltungsrate SOH-C ist als Verhältnis der gemessenen momentanen Kapazität zu einer Anfangskapazität der vollständig aufgeladenen Batterie angegeben. Die relative Änderung des Innenwiderstands SOH-R steigt mit zunehmender Alterung der Batterie an.

[0011] Vielversprechend sind Ansätze, eine nutzer- und nutzungsindividuelle Prädiktion eines Alterungszustands des elektrischen Energiespeichers basierend auf einem datenbasierten Alterungszustandsmodell vorzusehen. Das datenbasierte Alterungszustandsmodell kann z.B. in einer Zentraleinheit (Cloud) implementiert sein und mithilfe von Betriebsgrößen einer Vielzahl von Geräten trainiert werden, die mit der Zentraleinheit in Kommunikationsverbindung stehen.

[0012] Alterungszustandsmodelle zur Ermittlung von Alterungszuständen für elektrische Energiespeicher können in Form eines hybriden Alterungszustandsmodells, also einer Kombination eines physikalischen Alterungsmodells mit einem datenbasierten Modell, bereitgestellt werden. Bei einem hybriden Modell kann ein physikalischer Alterungszustand mithilfe eines physikalischen bzw. elektrochemischen Alterungsmodells ermittelt werden und dieser mit einem Korrekturwert beaufschlagt werden, der sich aus einem datenbasierten Korrekturmodell ergibt, insbesondere durch Addition oder Multiplikation. Das physikalische Alterungsmodell basiert auf elektrochemischen Modellgleichungen, welche elektrochemische Zustände charakterisiert und diese zur Ausgabe auf einen physikalischen Alterungszustand abbildet, sowohl SOH-C und SOH-R.

[0013] Weiterhin kann das Korrekturmodell des hybriden datenbasierten Alterungszustandsmodells mit einem probabilistischen oder auf künstlicher Intelligenz-basierendem Regressionsmodell, insbesondere einem Gaußprozessmodell ausgebildet sein und kann trainiert sein, um den physikalischen Alterungszustand zu korrigieren. Hierzu existieren folglich ein datenbasiertes Korrekturmodell des Alterungszustands zur Korrektur des SOH-C und/oder ein weiteres zur Korrektur des SOH-R. Mögliche Alternativen zum Supervised Learning stellen Random-Forest-Modell, AdaBoost-Modell, einer Support-Vector-Machine oder ein Bayes'schen neuronalen Netzwerk dar.

[0014] Eine Prädiktion des Alterungszustands ist hilfreich, wenn eine verbleibende Restlebensdauer des Energiespeichers ermittelt werden soll. Dazu

kann das datenbasierte Alterungszustandsmodell in Verbindung mit vorgegebenen Nutzungsmustern eines Benutzers des Geräts mit dem elektrischen Energiespeicher kontinuierlich abgefragt werden. Dazu ist eine laufende Generierung von Verläufen von künstlichen Betriebsgrößen notwendig, die von dem physikalischen Alterungsmodell benötigt wird. Die Betriebsgrößen werden dazu basierend auf Belastungsgrößen erzeugt.

[0015] Diese Möglichkeit der Prädiktion nutzt in vorteilhafter Weise das trainierte Alterungszustandsmodell und Nutzungsmuster, so dass eine genauere Prädiktion des Alterungszustands möglich ist als bei reinen extrapolierenden Verfahren.

[0016] Die Belastungsgrößen werden in einem Nutzungsmodell generiert. Das Nutzungsmodell ist ausgebildet, um abhängig von Nutzungsparametern des Nutzungsmusters kontinuierlich Verläufe mindestens einer Belastungsgröße auszugeben. Dies ermöglicht, ein durch das Nutzungsmuster parametrisiertes Nutzungsverhalten in Zeitreihen der mindestens einen Belastungsgröße umzusetzen. Das Nutzungsmuster kann somit Arten der Belastung des Energiespeichers mithilfe der Belastungsgröße angeben. Die Belastungsgröße gibt bei einer Batterie als Energiespeicher zumindest eine Strombelastung an. Weitere Belastungsgrößen bei einer Batterie als Energiespeicher können die Temperaturbelastung, die zeitliche Häufigkeit der Belastung und/oder periodische Belastungen (Periodizität) angeben.

[0017] Es kann vorgesehen sein, dass die Nutzungsmuster, insbesondere von Zeitreihen der mindestens einen Belastungsgröße auf Basis von datenbasierten Nutzungsmustern unter Zuhilfenahme historischen Nutzungsverhalten erstellt werden, wobei die erstellten Nutzungsmuster insbesondere zum Prädizieren des Alterungszustands prädiziert werden.

[0018] Ferner kann ein Dynamikmodell, ein sogenanntes Performance-Modell, vorgesehen sein, das vorteilhafterweise als Ersatzschaltungsmodell des Energiespeichers, als ein elektrochemisches Modell oder als ein Einzelpartikelmodell ausgebildet ist. Insbesondere kann das Dynamikmodell eine Antwort auf die mindestens eine Belastungsgröße angeben, und insbesondere eine Temperaturabhängigkeiten und/oder eine Nichtlinearität im Dynamik-Übertragungsverhalten berücksichtigen. Das Dynamikmodell generiert abhängig von der mindestens einen Belastungsgröße eine oder mehrere Betriebsgrößen, die eine Spannung umfasst. Bei einem Energiespeicher mit einer Batteriezelle wird eingangsseitig des Dynamik-Modells der Strom bereitgestellt. Der Ausgang des Dynamik-Modells ist die Spannungs-Antwort der Batteriezelle. Diese ist unter anderem abhängig von der Temperatur und kann zudem nicht-

lineare Effekte im Übertragungsverhalten berücksichtigen.

[0019] Datenbasierte Modelle erfordern generell einen Trainingsprozess, für den Trainingsdatensätze benötigt werden. Die Trainingsdatensätze können durch Auswerten eines oder einer Vielzahl von Geräten und / oder Versuchsträgern (Labor-Zellen), bereitgestellt werden. Die Trainingsdatensätze weisen jeweils Verläufen von Betriebsgrößen einen Alterungszustand zu. Dieser kann anhand bekannter Verfahren bestimmt werden, z.B. mittels Diagnosemessungen im Feld, z.B. auf Basis von Coulomb-Counting, oder alternativ im Labor über Referenzmessungen.

[0020] Das datenbasierte Alterungszustandsmodell kann basierend auf Trainingsdatensätzen trainiert werden, wobei die Trainingsdatensätze in eine Trainingsmenge und eine erweiterte Trainingsmenge unterteilt werden, wobei das Alterungsmodell mit der Trainingsmenge parametrisiert wird, und wobei das Korrekturmodell basierend auf der gesamten erweiterten Trainingsmenge trainiert wird, wobei das datenbasierte Alterungszustandsmodell basierend auf der dem Modell unbekannten Testmenge getestet wird, um eine Gültigkeit des datenbasierten Alterungszustandsmodell festzustellen.

[0021] Es kann vorgesehen sein, dass der elektrische Energiespeicher abhängig von dem Verlauf des prädizierten Alterungszustand betrieben wird, wobei insbesondere eine Restlebensdauer des elektrischen Energiespeichers abhängig von dem Verlauf des prädizierten Alterungszustand signalisiert wird.

[0022] Gemäß weiterer Ausführungsformen kann der Energiespeicher zum Betrieb eines Geräts, wie einem Kraftfahrzeug, einem Pedelec, einem Fluggerät, insbesondere einer Drohne, einer Werkzeugmaschine, einem Gerät der Unterhaltungselektronik, wie ein Mobiltelefon, einem autonomen Roboter und/oder einem Haushaltsgerät verwendet werden.

[0023] Gemäß einem weiteren Aspekt ist eine Vorrichtung zur Prädiktion eines Alterungszustands eines elektrischen Energiespeichers mit mindestens einer elektrochemischen Einheit, oder durch regel- und oder datenbasierte Abbildung auch in einem Gesamtsystem, wobei die Vorrichtung ausgebildet ist zum:

- Bereitstellen eines datenbasierten Alterungszustandsmodells, das trainiert ist, um abhängig von Verläufen von Betriebsgrößen des Energiespeichers dem elektrochemischen Energiespeicher einen Alterungszustand zuzuordnen,
- Generieren eines Verlaufs von mindestens einer Belastungsgröße abhängig von einem

bereitgestellten Nutzungsmuster mithilfe eines Nutzungsmodells;

- Generieren der Verläufe von Betriebsgrößen abhängig von der mindestens einen Belastungsgröße mithilfe eines vorgegebenen Dynamikmodells;
- Bestimmen eines prädizierten Alterungszustands abhängig von den Verläufen von Betriebsgrößen.

Figurenliste

[0024] Ausführungsformen werden nachfolgend anhand der beigefügten Zeichnungen näher erläutert. Es zeigen:

Fig. 1 eine schematische Darstellung eines Systems zur Bereitstellung von fahrer- und fahrzeugindividuellen Betriebsgrößen zur Bestimmung eines Alterungszustands einer Fahrzeugbatterie in einer Zentraleinheit;

Fig. 2 eine schematische Darstellung eines funktionalen Aufbaus eines hybriden Alterungszustandsmodells;

Fig. 3 ein Flussdiagramm zur Darstellung eines Verfahrens zum Trainieren eines datenbasierten Alterungszustandsmodells; und

Fig. 4 eine schematische Darstellung eines funktionalen Aufbaus eines hybriden Alterungszustandsmodells mit nutzungsabhängiger Prädiktion des Alterungszustands.

Beschreibung von Ausführungsformen

[0025] Im Folgenden wird das erfindungsgemäße Verfahren anhand von Fahrzeugbatterien als elektrischer Energiespeicher in einer Vielzahl von Kraftfahrzeugen als gleichartige Geräte beschrieben. In den Kraftfahrzeugen kann in einer Steuereinheit ein datenbasiertes Alterungszustandsmodell für die jeweilige Fahrzeugbatterie implementiert sein. Das Alterungszustandsmodell kann in einer Zentraleinheit kontinuierlich basierend auf Betriebsgrößen der Fahrzeugbatterien aus der Fahrzeugflotte aktualisiert bzw. nachtrainiert werden. Das Alterungszustandsmodell wird in der Zentraleinheit betrieben und zur Alterungsberechnung und Alterungsprädiktion eingesetzt.

[0026] Das obige Beispiel steht stellvertretend für eine Vielzahl von stationären oder mobilen Geräten mit netzunabhängiger Energieversorgung, wie beispielsweise Fahrzeuge (Elektrofahrzeuge, Pedelecs usw.), Anlagen, Werkzeugmaschinen, Haushaltsgeräte, IOT-Geräte und dergleichen, die über eine entsprechende Kommunikationsverbindung (z. B. LAN, Internet) mit einer Zentraleinheit (Cloud) in Verbindung stehen.

[0027] Fig. 1 zeigt ein System 1 zum Sammeln von Flottendaten in einer Zentraleinheit 2 zur Erstellung und zum Betrieb sowie zur Auswertung eines Alterungszustandsmodells. Das Alterungszustandsmodell dient zur Bestimmung eines Alterungszustands eines elektrischen Energiespeichers, wie z. B. einer Fahrzeugbatterie oder einer Brennstoffzelle in einem Kraftfahrzeug. Fig. 1 zeigt eine Fahrzeugflotte 3 mit mehreren Kraftfahrzeugen 4.

[0028] Eines der Kraftfahrzeuge 4 ist in Fig. 1 detaillierter dargestellt. Die Kraftfahrzeuge 4 weisen jeweils eine Fahrzeugbatterie 41 als wiederaufladbaren elektrischen Energiespeicher, einen elektrischen Antriebsmotor 42 und eine Steuereinheit 43 auf. Die Steuereinheit 43 ist mit einem Kommunikationsmodul 44 verbunden, das geeignet ist, Daten zwischen dem jeweiligen Kraftfahrzeug 4 und einer Zentraleinheit 2 (einer sogenannten Cloud) zu übertragen.

[0029] Die Kraftfahrzeuge 4 senden an die Zentraleinheit 2 die Betriebsgrößen F, die zumindest Größen angeben, welche den Alterungszustand der Fahrzeugbatterie beeinflussen. Die Betriebsgrößen F können im Falle einer Fahrzeugbatterie einen momentanen Batteriestrom, eine momentane Batteriespannung, eine momentane Batterietemperatur und einen momentanen Ladezustand (SOC: State of Charge) angeben, sowohl auf Pack-, Modul- und / oder Zellebene. Die Betriebsgrößen F werden in einem schnellen Zeitraster von 2 Hz bis 100 Hz erfasst und können in unkomprimierter und/oder komprimierter Form regelmäßig an die Zentraleinheit 2 übertragen werden. Beispielsweise können die Zeitreihen im Abstand von 10 min bis zu mehreren Stunden blockweise an die Zentraleinheit 2 übertragen werden.

[0030] Aus den Betriebsgrößen F können in der Zentraleinheit 2 oder in anderen Ausführungsformen auch bereits in den jeweiligen Kraftfahrzeugen 4 Betriebsmerkmale M generiert werden, die sich auf einen Auswertungszeitraum beziehen. Der Auswertungszeitraum kann für die Bestimmung des Alterungszustands wenige Stunden (z. B. 6 Stunden) bis mehrere Wochen (z. B. einen Monat) betragen. Ein üblicher Wert für den Auswertungszeitraum beträgt eine Woche.

[0031] Die Betriebsmerkmale können beispielsweise auf den Auswertungszeitraum bezogene Merkmale und/oder akkumulierte Merkmale und/oder über die gesamte bisherige Lebensdauer ermittelte statistische Größen umfassen. Insbesondere können die Betriebsmerkmale beispielsweise umfassen: Elektrochemische Zustände (Schichtdicken, Konzentrationen, zyklisierbares Lithium, ...), Histogramm Daten über dem Ladezustandsverlauf, der Temperatur, der Batteriespannung, des Batteriestroms, insbesondere mehrdimensionale Histogramm-

daten bezüglich der Batterietemperaturverteilung über dem Ladezustand, der Ladestromverteilung über der Temperatur und/oder der Entladestromverteilung über der Temperatur, akkumulierte Gesamtladung (Ah), eine durchschnittliche Kapazitätzunahme bei einem Ladevorgang (insbesondere für Ladevorgänge, bei denen die Ladungszunahme über einem Schwellenanteil (z. B. 20 %) der gesamten Batteriekapazität liegt), ein Maximum der differentiellen Kapazität während eines gemessenen Ladevorgangs mit ausreichend großem Hub des Ladezustands (dQ/dU : Ladungsänderung dividiert durch Änderung der Batteriespannung) und weitere.

[0032] Aus den Betriebsmerkmalen M und aus den Betriebsgrößen F lassen sich weitere Angaben entnehmen: ein zeitliches Belastungsmuster wie Lade- und Fahrzyklen, bestimmt durch Nutzungsmuster N (wie bspw. Schnellladen bei hohen Stromstärken oder starke Beschleunigung bzw. Bremsvorgänge mit Rekuperation), eine Nutzungszeit der Fahrzeugbatterie, eine über die Laufzeit kumulierte Ladung und eine über die Laufzeit kumulierte Entladung, einen maximalen Ladestrom, einen maximalen Entladestrom, eine Ladehäufigkeit, einen durchschnittlichen Ladestrom, einen durchschnittlichen Entladestrom, einen Leistungsdurchsatz beim Laden und Entladen, eine (insbesondere durchschnittliche) Ladetemperatur, eine (insbesondere durchschnittliche) Spreizung des Ladezustands und dergleichen. Dieses zeitliche Belastungsmuster charakterisiert das typische zeitliche Nutzungsverhalten und kann zur Prädiktion eingesetzt werden.

[0033] Der Alterungszustand (SOH: State of Health) ist die Schlüsselgröße zur Angabe einer verbleibenden Batteriekapazität oder verbleibenden Batterieladung. Der Alterungszustand stellt ein Maß für die Alterung der Fahrzeugbatterie oder eines Batterie-Moduls oder einer Batterie-Zelle dar und kann als Kapazitätserhaltungsrate (Capacity Retention Rate, SOH-C) oder als Anstieg des Innenwiderstands (SOH-R) angegeben werden. Die Kapazitätserhaltungsrate SOH-C ist als Verhältnis der gemessenen momentanen Kapazität zu einer Anfangskapazität der vollständig aufgeladenen Batterie angegeben. Die relative Änderung des Innenwiderstands SOH-R steigt mit zunehmender Alterung der Batterie an.

[0034] In der Zentraleinheit 2 ist ein Alterungszustandsmodell implementiert, das insbesondere ganz oder teilweise datenbasiert ist. Das Alterungszustandsmodell kann regelmäßig, d. h. z.B. nach Ablauf der jeweiligen Auswertungszeitdauer, verwendet werden, um basierend auf den Betriebsmerkmalen und / oder den Betriebsgrößen eine Ermittlung des momentanen Alterungszustands der Fahrzeugbatterie 41 vorzunehmen. Mit anderen Worten ist es möglich, basierend auf den Betriebsgrößen und / oder

den Betriebsmerkmalen, die sich aus den Betriebsgrößenverläufen eines der Kraftfahrzeuge 4 der Flotte 3 einen Alterungszustand der betreffenden Fahrzeugbatterie 41 oder dieses Energiespeichers dazugehörigen Module bzw. Zellen, ergeben, zu ermitteln.

[0035] Weiterhin können Betriebsgrößen, beispielsweise durch lineare oder nichtlineare Extrapolation oder mithilfe eines Prädiktionsmodells, künftige Alterungszustände der Fahrzeugbatterie 41 ermittelt werden. Vorzugweise können zur Vorhersage der Betriebsmerkmale datenbasierte Algorithmen eingesetzt werden, z.B. autoregressive Methoden unter Zuhilfenahme von ARIMA-Modellen, welche neben Trends auch Periodizitäten im Verlauf der historischen Betriebsmerkmale zur Vorhersage dieser charakterisiert.

[0036] Fig. 2 zeigt beispielhaft schematisch den funktionalen Aufbau einer Ausführungsform eines datenbasierten Alterungszustandsmodells 9, das in einer hybriden Weise aufgebaut ist. Das Alterungszustandsmodell 9 umfasst ein physikalisches Alterungsmodell 5 und ein Korrekturmodell 6. Diese erhalten Betriebsgrößen F bzw. Betriebsmerkmale M eines aktuellen Auswertungszeitraums. Die Betriebsmerkmale M des aktuellen Auswertungszeitraums werden in einem Merkmalsextraktionsblock 8 basierend auf den Zeitreihen der Betriebsgrößen F erzeugt.

[0037] Die Betriebsgrößen F gehen direkt in das physikalische Alterungszustandsmodell 5 ein, welches vorzugsweise als elektrochemisches Modell ausgeführt ist und entsprechende elektrochemische Zustände, wie Schichtdicken (z.B. SEI-Dicke), Änderung des zyklisierbaren Lithiums aufgrund von Anode/Kathode-Nebenreaktionen, schneller Verbrauch von Elektrolyten, langsamer Verbrauch von Elektrolyten, Verlust des Aktivmaterials in Anode, Verlust des Aktivmaterials in Kathode, etc....), mithilfe von nichtlinearen Differentialgleichungen beschreibt.

[0038] Das physikalische Alterungsmodell 5 entspricht einem elektrochemischen Modell der Batterie und der Zellchemie. Dieses Modell ermittelt abhängig von den Betriebsgrößen F interne physikalische Batteriezustände, um einen physikalisch basierten Alterungszustand SOH_{ph} der Dimension von mindestens eins in Form der oben genannten elektrochemischen Zustände, welche linear oder nichtlinear auf eine Kapazitätserhaltungsrate (SOH-C) und/oder eine Innenwiderstandsanstiegsrate (SOH-R) abgebildet werden, um diese (SOH-C und SOH-R) bereitzustellen.

[0039] Die durch das elektrochemische Modell bereitgestellten Modellwerte für den physikalischen Alterungszustand SOH_{ph} sind jedoch in bestimmten

Situationen ungenau, und es ist daher vorgesehen, diese mit einer Korrekturgröße k zu korrigieren. Die Korrekturgröße k wird von dem datenbasierten Korrekturmodell 6 bereitgestellt, das mithilfe von Trainingsdatensätzen aus den Fahrzeugen 4 der Fahrzeugflotte 3 und / oder mithilfe von Labordaten trainiert wird.

[0040] Für die Bestimmung eines korrigierten auszugebenden Alterungszustands SOH werden die Ausgänge SOH_{ph}, k des physikalischen Alterungsmodells 5 und des Korrekturmodells 6, welches vorzugsweise als Gauß-Prozess-Modell ausgeführt ist, miteinander beaufschlagt. Insbesondere können diese in einem Summierblock 7 addiert oder multipliziert (nicht gezeigt) werden, um den auszugebenden modellierten Alterungszustand SOH zu einem aktuellen Auswertungszeitraum zu erhalten. Die Konfidenz des Gaußprozesses kann im Additions--Fall weiterhin als Konfidenz des auszugebenden korrigierten Alterungswert SOH des hybriden Modells verwendet werden.

[0041] Wenn während der Berechnung des Alterungszustands keine ausreichende Datengrundlage in der Nähe des aktuellen Betriebsmerkmalspunkts vorliegt, geht der Gaußprozess des Korrekturmodells 6 auf seinen Prior zurück und das Konfidenzintervall, und damit die Unsicherheit der Vorhersage, wird sehr groß. Der Prior ist 0 oder nahe der 0, weil der Gaußprozess auf das Residuum des rein physikalischen Alterungsmodells trainiert wurde [welches üblicherweise normalverteilt um 0 ist], um dieses zu korrigieren. Für den Fall, dass der Gaußprozess einige bekannte Trainingsdatenpunkte in der Nähe des aktuellen Betriebsmerkmalspunktes kennt, welche über den Trainingsprozess in den Gaußprozess und somit in das hybride Alterungszustandsmodell eingearbeitet wurden, kann der Gaußprozess den Alterungszustand punktgenau korrigieren. Dadurch wird die Unsicherheit und damit das Konfidenzintervall gering bzw. schmal, da die datengetriebene Korrektur und somit in Summe das Alterungszustandsmodell sich aufgrund der guten Datenlage sehr sicher ist.

[0042] Andere Ausgestaltungen des datenbasierten Alterungszustandsmodells sind ebenfalls möglich, beispielsweise kann das datenbasierte Alterungszustandsmodell als nicht-hybrides, rein datenbasiertes Modell basierend auf einem probabilistischen oder einem auf künstlicher Intelligenz basierendem Regressionsmodell, insbesondere einem Gauß-Prozess-Modell, oder einem Bayesschen neuronalen Netz ausgebildet sein. Dieses ist trainiert, um einen modellierten Alterungszustand SOH aus einem Betriebsmerkmalspunkt, der durch aktuelle Betriebsmerkmale M eines aktuellen Auswertungszeitraums bestimmt ist, bereitzustellen, wobei die Betriebsmerkmale M in einem Merkmalsextraktionsblock 8

basierend auf den Zeitreihen der Betriebsgrößen F ermittelt werden.

[0043] Für die Skalierung und die Dimensionsreduzierung der Betriebsmerkmale kann eine PCA (Principal Components Analysis) verwendet werden, um redundante linear-abhängige Information im Merkmalsraum entsprechend vor dem Trainieren des Korrekturmodells (unsupervised) zu reduzieren. Alternativ kann auch eine Kernel-PCA verwendet werden, um in der Komplexitätsreduktion der Daten auch nichtlineare Effekte abzubilden zu können. Sowohl vor der Dimensionsreduzierung und speziell danach findet eine Normalisierung des gesamten Betriebsmerkmalsraums (bzw. des Hauptkomponenten-Raums) statt, z.B. mit Min/Max-Scaling oder der Z-Transformation.

[0044] Die Berechnung des Alterungszustands und die Prädiktion des Alterungszustands sind daher möglich für Energiespeicher mit mindestens einer elektrochemischen Einheit, z.B. einer Batterie-Zelle. Das Verfahren ist durch regel- und / oder datenbasierte Abbildung auch auf das Gesamtsystem des Energiespeichers anwendbar. Am Beispiel der Batterie kann die Alterungsprädiktion neben Zellebene somit direkt auch auf Modulebene und Packebene angewandt werden.

[0045] Fig. 3 zeigt ein Flussdiagramm zur Veranschaulichung eines Verfahrens zum Trainieren des hybriden Alterungszustandsmodells in der Zentraleinheit 2. Dazu werden Trainingsdatensätze definiert, die Verläufe von Betriebsgrößen einem Alterungszustand zuordnen. Diese Trainingsdatensätze können in der Zentraleinheit 2 von einer Vielzahl von Fahrzeugen gesammelt werden.

[0046] Diese Trainingsdatensätze werden in eine Trainingsmenge und eine Testmenge unterteilt. Die Trainingsmenge dient zum Trainieren des hybriden Alterungszustandsmodells, während die Testmenge zur Validierung des hybriden Alterungszustandsmodells mithilfe neuer, unbekannter Daten dient.

[0047] In Schritt S1 wird das physikalische Alterungsmodell 5 abhängig von einem ersten Teil der Trainingsmenge parametrisiert, insbesondere durch Parameteroptimierung mithilfe der Kleinste-Quadrate-Methode oder dergleichen. Der physikalische Alterungszustand SOH_{ph} als Ausgangs des physikalischen Alterungsmodell 5 wird dabei als der Alterungszustand des jeweiligen Trainingsdatensatzes angenommen.

[0048] In Schritt S2 wird das physikalische Alterungsmodell auf die gesamte Trainingsmenge des hybriden Modells angewendet, d. h. eine Anzahl von Trainingsdatensätzen, die mindestens die Menge an Trainingsdatensätzen, mit der das physi-

kalische Alterungsmodell parametrisiert worden ist, umfasst oder sogar über sie hinausgeht. Der Fehler des physikalischen Alterungsmodells wird entsprechend in einem Gesamtfehler bzgl. des Residuums als Histogramm der Modellabweichung evaluiert. Dieses Residuum in Kombination mit den Betriebsmerkmalen M bzw. den Betriebsgrößen F alle relevanten Informationen bezüglich der systematischen Schwächen des physikalischen Alterungsmodells 5. Auch ergibt sich die Information, wie sich das physikalische Alterungsmodell 5 bezüglich neuer nicht für die Parametrisierung des physikalischen Alterungsmodells 5 genutzte Trainingsdatensätze verhält.

[0049] In einem nächsten Schritt S3 wird das datenbasierte Korrekturmodell 6 auf die vollständige Trainingsmenge des hybriden Modells trainiert. Diese Trainingsmenge des hybriden Modells umfasst mindestens die Trainingsmenge des physikalischen Modells entsprechend Schritt S1. Für das Training des Korrekturmodells 6 werden sowohl die Betriebsmerkmale M aus den Betriebsgrößen F extrahiert als auch die internen Zustände des physikalischen Alterungsmodells 5 als eine Teilmenge von M verwendet, um sämtliche Betriebsmerkmale auf einen Fehler zwischen der Modellvorhersage (physikalischen Alterungszustand) des physikalischen Alterungsmodells und dem gelabelten Alterungszustand entsprechend des Trainingsdatensatzes abzubilden. Dadurch kann das Korrekturmodell 6 die Schwächen des physikalischen Alterungsmodells 5 lernen, um so in dem Korrekturblock eine Korrektur des physikalischen Alterungszustands vornehmen zu können.

[0050] Das Trainieren des datenbasierten Korrekturmodells 6 kann mit Cross-Validierung und sequenziellem Bagging (Bootstrap Aggregating) durchgeführt werden, um die Robustheit und Genauigkeit zu verbessern. Wenn das Korrekturmodell trainiert ist, kann das trainierte hybride Alterungszustandsmodell mithilfe der Testmenge in Schritt S4 validiert werden, so dass die Gesamt-Performance für die Alterungszustandsberechnung validiert werden kann.

[0051] Das trainierte hybride Alterungszustandsmodell kann nun für die Ermittlung des Alterungszustands basierend auf Betriebsgrößen F genutzt werden. Zur Prädiktion eines Alterungszustands abhängig von Nutzungsdaten, wie z. B. Nutzungsmuster N eines Fahrers eines Kraftfahrzeugs, kann ein Modell verwendet werden, wie es in Fig. 4 dargestellt ist. Das trainierte hybride Modell kann gemäß Fig. 2 somit auch einen Merkmalsextraktions-Block sowie eine Datenordnungs-Reduktions-Block (z.B. mit Hauptkomponenten-Analyse: PCA) umfassen.

[0052] Das Training des hybriden Alterungszustandsmodells kann immer dann angestoßen werden,

wenn neue gelabelte Daten verfügbar sind, speziell wenn sie neue und relevante Informationen beinhalten. Beim Betrieb in einer Zentraleinheit basierend auf Flottendaten ist somit ein ständiges Nachtrainieren des hybriden Alterungszustandsmodells zur Ermittlung des Alterungszustands und zu der Prädiktion des Alterungszustands möglich.

[0053] Fig. 4 beruht auf dem hybriden Alterungszustandsmodell der Fig. 2, wobei zusätzlich ein Dynamikmodell 9 verwendet wird, um Verläufe von Batteriespannungen U und Ladezuständen SOC, auf Basis der Batterieströme I und gegebenenfalls der Batterietemperaturen T , zu generieren, da das physikalische Alterungsmodell 5 Zeitreihen bzw. Verläufe der Betriebsgrößen F benötigt. Dies geschieht in Abhängigkeit des Alterungszustands des Energiespeichers 41, welche eine Aktualisierung des Dynamikmodells bewirkt. Somit ändert sich das Übertragungsverhalten des Dynamikmodells 9 in Abhängigkeit des Alters des Energiespeichers 41. Vorzugsweise geschieht dies, indem entweder Parameter und/oder Zustände des Dynamikmodells 9 auf Basis des berechneten modellierten Alterungszustands SOH aktualisiert werden.

[0054] Um die Alterungszustandsinformation in die Systemdynamik einzubringen, wird ein Nutzungsmustermodell 10 abhängig von dem modellierten Alterungszustand SOH betrieben. Damit kann beispielsweise im Falle eines mit der Batterie betriebenen Fahrzeugs berücksichtigt werden, dass ein Fahrer bei gealterter Batterie eher 3 mal pro Woche laden muss, anstatt wie anfänglich nur 2 mal, um seine gewünschte Strecke zurückzulegen.

[0055] Das Nutzungsmustermodell 10 nutzt vorgegebene Nutzungsmuster N . Die Nutzungsmuster werden durch Nutzungsparameter N definiert, welche durch Flottendaten fahrzeugindividuell durch das Nutzungsmustermodell 10, vorzugsweise unter Zuhilfenahme von datenbasierten Verfahren, erlernt werden, und dienen dazu, das Nutzungsverhalten eines Nutzers bzw. eines Antriebsstrangs bezüglich der betreffenden Fahrzeugbatterie 41 zu simulieren. Die Nutzungsmuster N führen zu der Ausgabe eines Batteriestroms I und einer Batterietemperatur T als Belastungsgrößen L durch das Nutzungsmustermodell 10, aus der mithilfe des Dynamikmodells 9 der Satz von Betriebsgrößen (F) mit der Batteriespannung U und dem Ladezustand SOC vervollständigt wird.

[0056] Die Nutzungsmuster N können Arten der Belastung des Energiespeichers angeben, insbesondere periodische Belastungen. So kann ein häufiges Schnellladen durch den Schnellladestrom und eine Periodizität des Schnellladens angegebenen werden. Folglich ergeben sich für die Nutzungsmuster N Zeitreihen, speziell für Batterien Ströme und Tem-

peraturen, welche sowohl wöchentliche als auch saisonale Periodizitäts-Effekte beinhalten.

[0057] Auch kann das Nutzungsmuster N insbesondere Umgebungsbedingungen und einen periodischen Belastungsverlauf angeben. Die Umgebungsbedingungen können z.B. aus einer Klimatablelle abgeleitet werden, einen Verlauf der Batterietemperatur innerhalb eines Tag-Nacht-Rhythmus, für die Jahreszeiten und dergleichen angeben, vorzugsweise unter Zuhilfenahme von GPS-abhängigen Wetterdaten aus der Zentraleinheit (Cloud).

[0058] Es können mehrere Nutzungsmuster N angegeben werden, so dass sich das resultierende Profil des Batteriestroms und der Batterietemperatur überlagern.

[0059] Das Nutzungsmustermodell 10 und das Dynamikmodell 9 werden durch aktualisierte Alterungszustände SOH angepasst, vorzugsweise über Aktualisierung der Parameter- und / oder Zustände der jeweiligen Modelle. Das Dynamikmodell 9 kann verschiedenartig ausgestaltet sein, wie beispielsweise ein Ersatzschaltungsmodell, ein elektrochemisches Modell, ein Einzelpartikelmodell von Batteriezellen oder dergleichen.

[0060] Ausgänge des Dynamikmodells 9 sind eine modellierte Batteriespannung (Klemmenspannung) und ein Ladungszustand SOC, die jeweils durch den modellierten Alterungszustand SOH beeinflusst sind.

[0061] Durch die Möglichkeit der Prädiktion des modellierten Alterungszustands SOH kann eine fahrerindividuelle Alterungszustandstrajektorie für ein Nutzungsmuster N erstellt werden. Das Nutzungsmuster N ist von Stressfaktoren abgeleitet und / oder kann auf Basis von historischen Flottendaten fahrerindividuell und datenbasiert erlernt werden. Vorzugsweise werden hierzu autoregressive Modelle oder alternativ Deep-Learning-Verfahren zur Mustererkennung eingesetzt.

Patentansprüche

1. Computerimplementiertes Verfahren zur Prädiktion eines modellierten Alterungszustands (SOH) eines elektrischen Energiespeichers (41) mit mindestens einer elektrochemischen Einheit, insbesondere einer Batteriezelle, oder durch regel- und oder datenbasierte Abbildung auch in einem Gesamtsystem, mit folgenden Schritten:

- Bereitstellen eines datenbasierten Alterungszustandsmodells, das trainiert ist, um abhängig von Verläufen von Betriebsgrößen (F) des Energiespeichers (41) dem elektrochemischen Energiespeicher (41) einen modellierten Alterungszustand (SOH) zuzuordnen,

- Generieren eines Verlaufs von mindestens einer Belastungsgröße (L) abhängig von einem bereitgestellten Nutzungsmuster (N) mithilfe eines Nutzungsmodells (10);
- Generieren der Verläufe von Betriebsgrößen (F) abhängig von der mindestens einen Belastungsgröße (L) mithilfe eines vorgegebenen Dynamikmodells (9);
- Bestimmen eines prädizierten modellierten Alterungszustands (SOH) abhängig von den generierten Verläufen der Betriebsgrößen (F).

2. Verfahren nach Anspruch 1, wobei die Nutzungsmuster (N) Arten der Belastung des Energiespeichers (41) mithilfe der Belastungsgrößen (L) angeben, insbesondere Strombelastungen, Temperaturbelastungen, die zeitliche Häufigkeit der Belastung und/oder periodische Belastungen.

3. Verfahren nach Anspruch 1 oder 2, wobei das Nutzungsmodell (10) ausgebildet ist, um abhängig von Nutzungsparametern des Nutzungsmusters (N) kontinuierlich Verläufe von Belastungsgrößen (L) auszugeben.

4. Verfahren nach einem der Ansprüche 1 bis 3, wobei die Nutzungsmuster (N), insbesondere von Zeitreihen der mindestens einen Belastungsgröße (L) auf Basis von datenbasierten Nutzungsmustern unter Zuhilfenahme historischen Nutzungsverhalten erstellt werden, wobei insbesondere zum Prädizieren des Alterungszustands die erstellten Nutzungsmuster (N) prädiziert werden.

5. Verfahren nach einem der Ansprüche 1 bis 4, wobei das Dynamikmodell (9) als Ersatzschaltungsmodell des Energiespeichers (41), als ein elektrochemisches Modell oder als ein Einzelpartikelmodell ausgebildet ist.

6. Verfahren nach Anspruch 5, wobei das Dynamikmodell (9) eine Antwort auf die mindestens eine Belastungsgröße (L) angibt, und insbesondere eine Temperaturabhängigkeit und/oder eine Nichtlinearität im Dynamik-Übertragungsverhalten berücksichtigt.

7. Verfahren nach Anspruch 5 oder 6, wobei das Dynamikmodell (9) abhängig vom modellierten Alterungszustand (SOH) angepasst wird, insbesondere indem Modellparameter oder Zustände des Dynamikmodells (9) auf Basis des modellierten Alterungszustands (SOH) aktualisiert werden.

8. Verfahren nach einem der Ansprüche 1 bis 7, wobei bei einer Batterie als Energiespeicher (41) die Belastungsgrößen (L) einem Strom (I) und einer Temperatur (T) und die Betriebsgrößen (F) einem Strom (I), einer Spannung (U), einer Temperatur (T) und einem Ladezustand (SOC) entsprechen.

9. Verfahren nach einem der Ansprüche 1 bis 8, wobei das datenbasierte Alterungszustandsmodell als ein hybrides Modell ausgebildet ist und ein physikalisches Alterungsmodell (5), das auf elektrochemischen Modellgleichungen basiert und zur Ausgabe eines physikalischen Alterungszustands (SOH_{ph}) ausgebildet ist, und ein trainierbares datenbasiertes Korrekturmodell (6), insbesondere in Form eines Regressionsmodells, vorzugsweise einen Gaußprozess, umfasst, wobei das Korrekturmodell (6) trainiert ist, um den physikalischen Alterungszustand (SOH_{ph}) zu korrigieren und den korrigierten physikalischen Alterungszustand als den modellierten Alterungszustand (SOH), insbesondere mit quantifizierter Unsicherheit, bereitzustellen.

10. Verfahren nach Anspruch 9, wobei das datenbasierte Alterungszustandsmodell basierend auf Trainingsdatensätzen trainiert wird, wobei die Trainingsdatensätze in eine Trainingsmenge und eine erweiterte, gesamte Trainingsmenge unterteilt werden, wobei das Alterungsmodell mit der Trainingsmenge parametrisiert wird, und wobei das Korrekturmodell basierend auf der gesamten Trainingsmenge trainiert wird, wobei das datenbasierte Alterungszustandsmodell basierend auf der gesamten Trainingsmenge getestet wird, um eine Gültigkeit des datenbasierten Alterungszustandsmodells festzustellen.

11. Verfahren nach einem der Ansprüche 1 bis 10, wobei der elektrische Energiespeicher (41) abhängig von dem Verlauf des prädizierten modellierten Alterungszustands (SOH) betrieben wird, wobei insbesondere eine Restlebensdauer des elektrischen Energiespeichers (41) abhängig von dem Verlauf des prädizierten modellierten Alterungszustands (SOH) signalisiert wird.

12. Verfahren nach einem der Ansprüche 1 bis 11, wobei der Energiespeicher (41) zum Betrieb eines Geräts, wie einem Kraftfahrzeug, einem Pedelec, einem Fluggerät, insbesondere einer Drohne, einer Werkzeugmaschine, einem Gerät der Unterhaltungselektronik, wie ein Mobiltelefon, einem autonomen Roboter und/oder einem Haushaltsgerät verwendet wird.

13. Vorrichtung zur Prädiktion eines modellierten Alterungszustands (SOH) eines elektrischen Energiespeichers (41) mit mindestens einer elektrochemischen Einheit, insbesondere einer Batteriezelle, oder durch regel- und oder datenbasierte Abbildung auch in einem Gesamtsystem, wobei die Vorrichtung ausgebildet ist zum:

- Bereitstellen eines datenbasierten Alterungszustandsmodells, das trainiert ist, um abhängig von Verläufen von Betriebsgrößen (F) des Energiespeichers (41) dem elektrochemischen Energiespeicher einen modellierten Alterungszustand (SOH) zuzu-

ordnen,

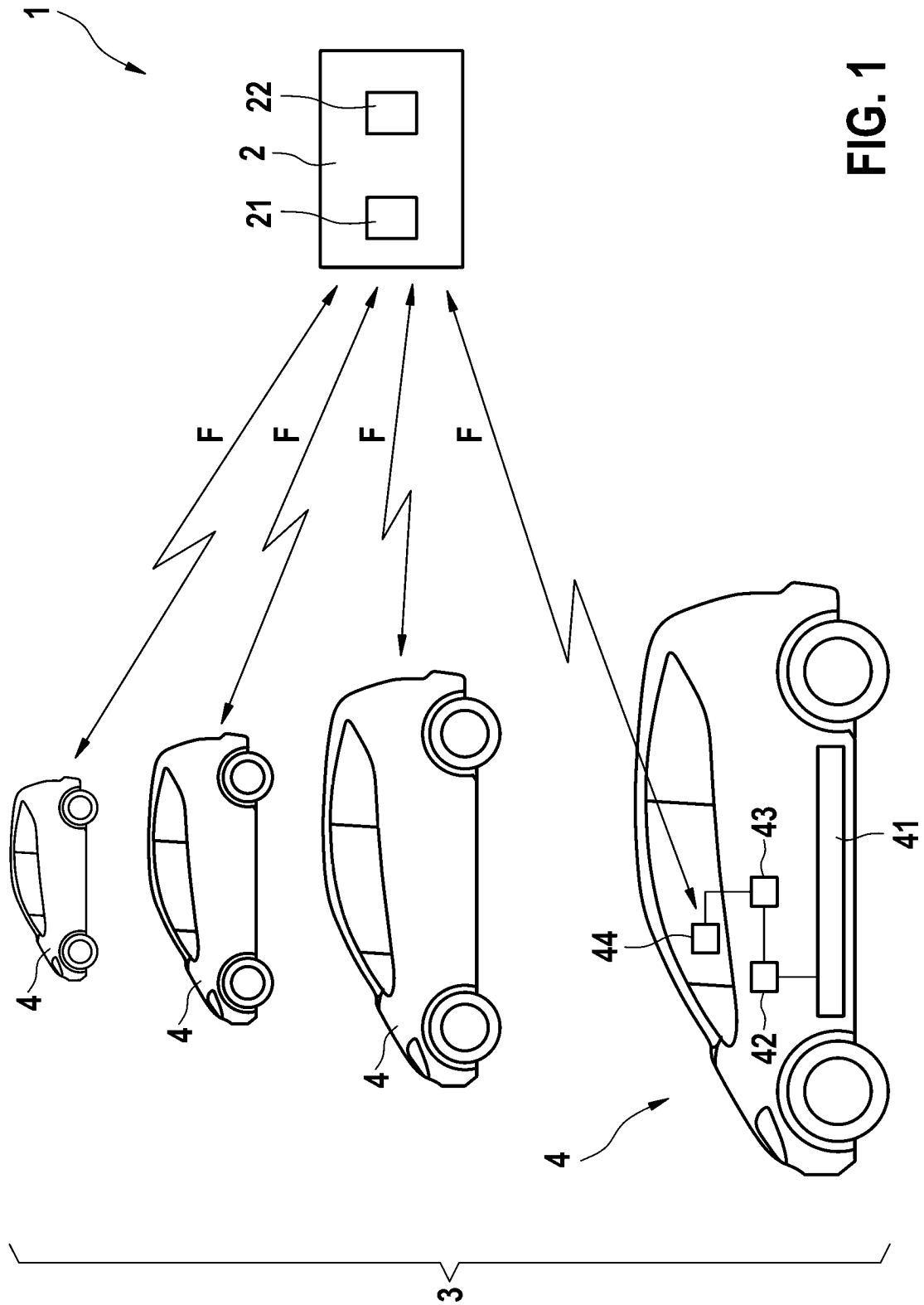
- Generieren eines Verlaufs von mindestens einer Belastungsgröße (L) abhängig von einem bereitgestellten Nutzungsmuster (N) mithilfe eines Nutzungsmodells (10);
- Generieren der Verläufe von Betriebsgrößen (F) abhängig von der mindestens einen Belastungsgröße (L) mithilfe eines vorgegebenen Dynamikmodells (9);
- Bestimmen eines prädizierten modellierten Alterungszustands (SOH) abhängig von den generierten Verläufen der Betriebsgrößen (F).

14. Computerprogrammprodukt umfassend Befehle, die bei der Ausführung des Programms durch mindestens eine Datenverarbeitungseinrichtung diese veranlassen, die Schritte des Verfahrens nach einem der Ansprüche 1 bis 12 auszuführen.

15. Maschinenlesbares Speichermedium, umfassend Befehle, die bei der Ausführung durch mindestens eine Datenverarbeitungseinrichtung diese veranlassen, die Schritte des Verfahrens nach einem der Ansprüche 1 bis 12 auszuführen.

Es folgen 4 Seiten Zeichnungen

Anhängende Zeichnungen



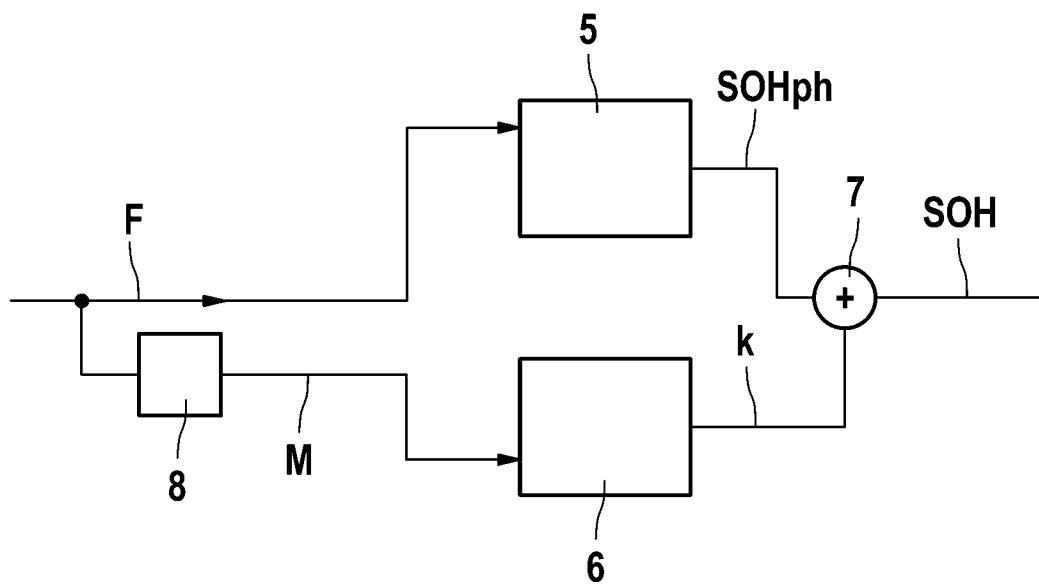


FIG. 2

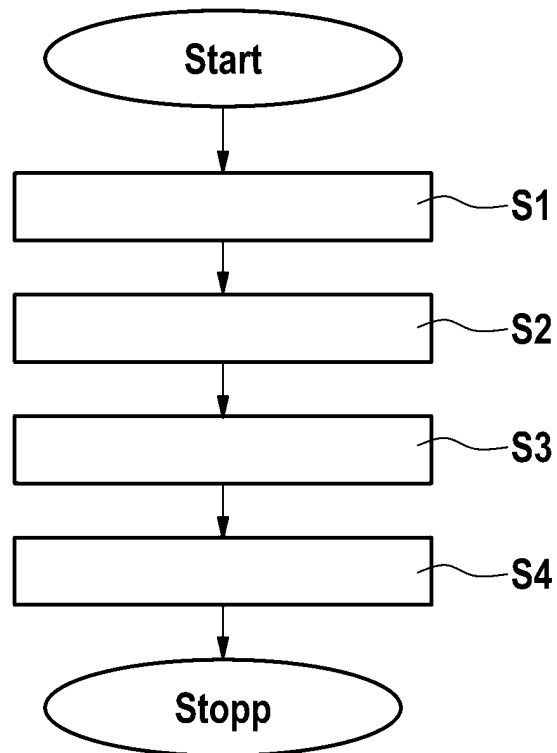


FIG. 3

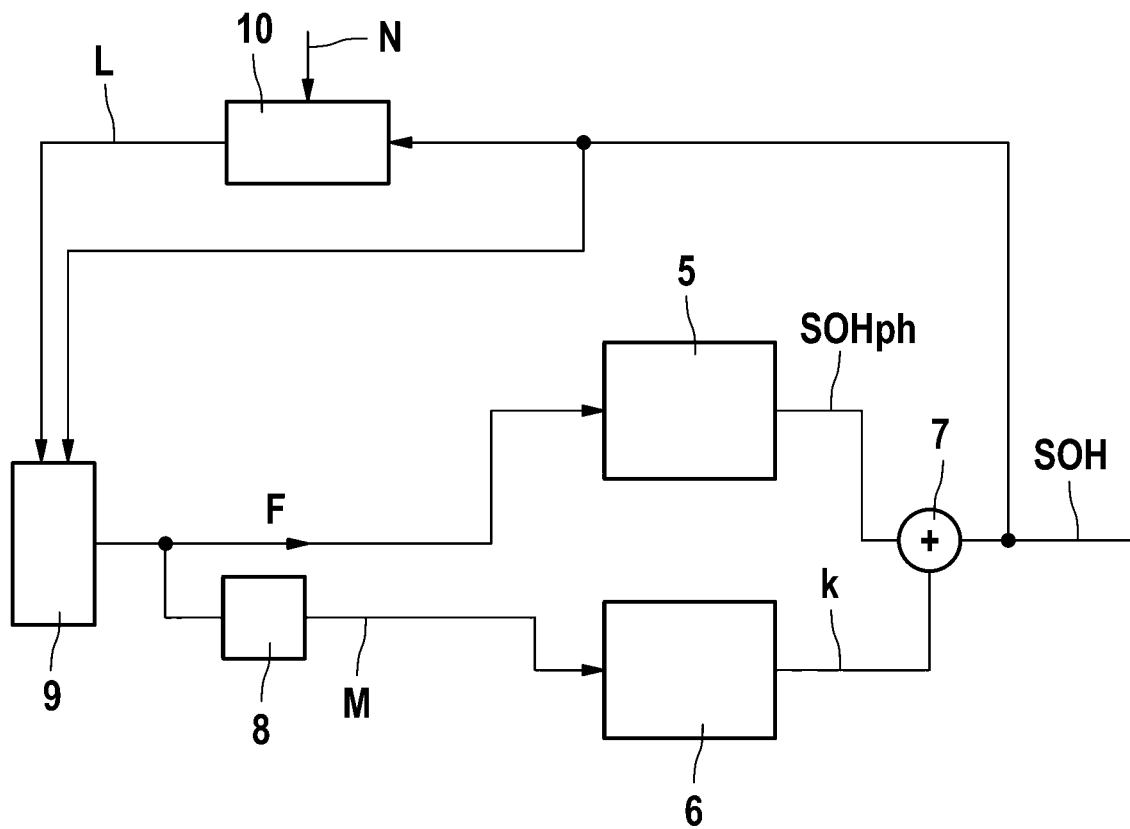


FIG. 4