

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7366975号
(P7366975)

(45)発行日 令和5年10月23日(2023.10.23)

(24)登録日 令和5年10月13日(2023.10.13)

(51)国際特許分類	F I			
G 0 1 R 31/392 (2019.01)	G 0 1 R 31/392			
G 0 1 R 31/367 (2019.01)	G 0 1 R 31/367			
H 0 1 M 10/48 (2006.01)	H 0 1 M 10/48		P	
H 0 2 J 7/00 (2006.01)	H 0 1 M 10/48	3 0 1		
	H 0 2 J 7/00		Y	
請求項の数 8 (全18頁)				

(21)出願番号	特願2021-161425(P2021-161425)	(73)特許権者	000005326
(22)出願日	令和3年9月30日(2021.9.30)		本田技研工業株式会社
(65)公開番号	特開2023-51009(P2023-51009A)		東京都港区南青山二丁目1番1号
(43)公開日	令和5年4月11日(2023.4.11)	(74)代理人	100165179
審査請求日	令和4年5月30日(2022.5.30)		弁理士 田▲崎▼ 聡
		(74)代理人	100126664
			弁理士 鈴木 慎吾
		(74)代理人	100154852
			弁理士 酒井 太一
		(74)代理人	100194087
			弁理士 渡辺 伸一
		(72)発明者	川原 卓磨
			埼玉県和光市中央1丁目4番1号 株式
			会社本田技術研究所内
		(72)発明者	小西 俊介
最終頁に続く			

(54)【発明の名称】 バッテリー劣化推定装置、バッテリー劣化推定システム、バッテリー劣化推定方法、およびプログラム

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

バッテリーの電圧又はSOC(State Of Charge)と、温度と、電流と、のうちの少なくとも一つを含む時系列データを取得するデータ取得部と、
前記時系列データを、学習可能な中間データへ変換するデータ変換部と、
前記中間データの将来値、及び劣化状態に関する指標の将来値を予測関数に従って予測し、学習用データを生成する学習用データ生成部と、
前記学習用データに基づいて、前記バッテリーの劣化状態に関する指標を推定する予測モデルを学習する予測モデル学習部と、
前記予測モデルに基づいて、前記バッテリーの劣化状態に関する指標を推定する劣化状態推定部と、を備え、
前記中間データは、前記予測モデルの説明変数として、
前記バッテリーが所定の電圧の値を示した時間を積算することによって得られる電圧積算分布情報と、
前記バッテリーが所定のSOCの値を示した時間を積算することによって得られるSOC積算分布情報と、
前記バッテリーが所定の温度の値を示した時間を積算することによって得られる温度積算分布情報と、
前記バッテリーの充電量を積算することによって得られる積算充電電流量と、
前記バッテリーの放電量を積算することによって得られる積算放電電流量と、のうちの少な

10

20

くとも一つを含み、

前記学習用データ生成部は、前記少なくとも1つの説明変数のデータ量を、線形関数を用いて増加させることによって前記学習用データを生成する、

バッテリー劣化推定装置。

【請求項2】

前記予測モデルの目的変数は、前記バッテリーの劣化状態に関する指標であり、

前記学習用データ生成部は、前記目的変数のデータ量を、べき乗を含む関数を用いて増加させることによって前記学習用データを生成する、

請求項1に記載のバッテリー劣化推定装置。

【請求項3】

前記べき乗を含む関数のべき指数値を変えながら前記目的変数の測定値にべき乗演算を施し、前記中間データを説明変数として前記べき乗演算を施された前記目的変数の測定値を推定するバッテリーモデルを学習し、前記学習したバッテリーモデルの出力値を評価するステップを繰り返すことによって、前記べき乗を含む関数の最適べき指数値を探索するべき指数値探索部を更に備える、

請求項2に記載のバッテリー劣化推定装置。

【請求項4】

前記データ取得部は、前記バッテリーが搭載された、電力を使用する機器の停止状態を検出可能であり、前記停止状態における前記機器の前記時系列データを補間する、

請求項1から3のいずれか1項に記載のバッテリー劣化推定装置。

【請求項5】

電力を使用する複数の機器であって、

バッテリーと、

前記バッテリーの電圧又はSOC(State Of Charge)と、温度と、電流と、のうちの少なくとも一つを含む時系列データを提供するデータ提供部と、

を備える、複数の機器と、

管理装置であって、

前記データ提供部からの前記時系列データを取得するデータ取得部と、

前記時系列データを、学習可能な中間データへ変換するデータ変換部と、

前記中間データの将来値、及び劣化状態に関する指標の将来値を予測関数に従って予測し、学習用データを生成する学習用データ生成部と、

前記学習用データに基づいて、前記バッテリーの劣化状態に関する指標を推定する予測モデルを学習する予測モデル学習部と、

前記予測モデルに基づいて、前記バッテリーの劣化状態に関する指標を推定する劣化状態推定部と、

を備える、管理装置と、

を備え、

前記中間データは、前記予測モデルの説明変数として、

前記バッテリーが所定の電圧の値を示した時間を積算することによって得られる電圧積算分布情報と、

前記バッテリーが所定のSOCの値を示した時間を積算することによって得られるSOC積算分布情報と、

前記バッテリーが所定の温度の値を示した時間を積算することによって得られる温度積算分布情報と、

前記バッテリーの充電量を積算することによって得られる積算充電電流量と、

前記バッテリーの放電量を積算することによって得られる積算放電電流量と、のうちの少なくとも一つを含み、

前記学習用データ生成部は、前記少なくとも1つの説明変数のデータ量を、線形関数を用いて増加させることによって前記学習用データを生成する、

バッテリー劣化推定システム。

10

20

30

40

50

【請求項 6】

コンピュータが、
バッテリーの電圧又はSOC (State Of Charge) と、温度と、電流と、のうちの少なくとも一つを含む時系列データを取得し、
前記時系列データを、学習可能な中間データへ変換し、
前記中間データの将来値、及び劣化状態に関する指標の将来値を予測関数に従って予測し、学習用データを生成し、
前記学習用データに基づいて、前記バッテリーの劣化状態に関する指標を推定する予測モデルを学習し、
前記予測モデルに基づいて、前記バッテリーの劣化状態に関する指標を推定し、
前記中間データは、前記予測モデルの説明変数として、
前記バッテリーが所定の電圧の値を示した時間を積算することによって得られる電圧積算分布情報と、
前記バッテリーが所定のSOCの値を示した時間を積算することによって得られるSOC積算分布情報と、
前記バッテリーが所定の温度の値を示した時間を積算することによって得られる温度積算分布情報と、
前記バッテリーの充電量を積算することによって得られる積算充電電流量と、
前記バッテリーの放電量を積算することによって得られる積算放電電流量と、のうちの少なくとも一つを含み、
前記少なくとも1つの説明変数のデータ量を、線形関数を用いて増加させることによって前記学習用データを生成する、
バッテリー劣化推定方法。

10

20

【請求項 7】

コンピュータに、
バッテリーの電圧又はSOC (State Of Charge) と、温度と、電流と、のうちの少なくとも一つを含む時系列データを取得させ、
前記時系列データを、学習可能な中間データへ変換させ、
前記中間データの将来値、及び劣化状態に関する指標の将来値を予測関数に従って予測させ、学習用データを生成させ、
前記学習用データに基づいて、前記バッテリーの劣化状態に関する指標を推定する予測モデルを学習させ、
前記予測モデルに基づいて、前記バッテリーの劣化状態に関する指標を推定させ、
前記中間データは、前記予測モデルの説明変数として、
前記バッテリーが所定の電圧の値を示した時間を積算することによって得られる電圧積算分布情報と、
前記バッテリーが所定のSOCの値を示した時間を積算することによって得られるSOC積算分布情報と、
前記バッテリーが所定の温度の値を示した時間を積算することによって得られる温度積算分布情報と、
前記バッテリーの充電量を積算することによって得られる積算充電電流量と、
前記バッテリーの放電量を積算することによって得られる積算放電電流量と、のうちの少なくとも一つを含み、
前記少なくとも1つの説明変数のデータ量を、線形関数を用いて増加させることによって前記学習用データを生成する、

30

40

プログラム。

【請求項 8】

バッテリーの電圧又はSOC (State Of Charge) と、温度と、電流と、のうちの少なくとも一つを含む時系列データを取得するデータ取得部と、
前記時系列データを、学習可能な中間データへ変換するデータ変換部と、

50

前記中間データの将来値、及び劣化状態に関する指標の将来値を予測関数に従って予測し、学習用データを生成する学習用データ生成部と、

前記学習用データに基づいて、前記バッテリーの劣化状態に関する指標を推定する予測モデルを学習する予測モデル学習部と、

前記予測モデルに基づいて、前記バッテリーの劣化状態に関する指標を推定する劣化状態推定部と、を備え、

前記データ取得部は、前記バッテリーが搭載された、電力を使用する機器の停止状態を検出可能であり、前記停止状態における前記機器の前記時系列データを補間し、

前記中間データは、前記時系列データを積算することによって得られる前記予測モデルの説明変数を含む、

10

バッテリー劣化推定装置。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、バッテリー劣化推定装置、バッテリー劣化推定システム、バッテリー劣化推定方法、およびプログラムに関する。

【背景技術】

【0002】

従来、バッテリーの劣化状態（SOH：State Of Health）を推定する技術が知られている。例えば、特許文献1には、蓄電素子の第1時点でのSOH及び第1時点より後の第2時点でのSOHを取得するSOH取得部と、第1時点から第2時点までの間の蓄電素子のSOCの代表値を取得する代表値取得部と、第1時点でのSOH及び代表値を入力データとし、第2時点でのSOHを出力データとする学習用データに基づいて学習モデルを学習させる学習処理部と、を備える劣化推定装置が開示されている。

20

【先行技術文献】

【特許文献】

【0003】

【文献】特開2019-168452号公報

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

30

【0004】

特許文献1に記載の技術は、SOHが取得された期間の範囲における学習用データを用いて、SOHを推定する学習モデルを学習させるものである。このように学習された学習モデルは、一般的に、学習用データが取得された範囲内において高い推定精度を期待することができる。しかしながら、学習用データは予測の対象となる全ての範囲について取得できるものとは限らず、学習用データが取得された範囲の外では、学習モデルの推定精度が著しく悪化する場合があった。その結果、例えば、長期的なSOHの予測を行うためには、長期的な学習用データを準備する必要がある、コストが増加する問題があった。

【0005】

本発明は、このような事情を考慮してなされたものであり、長期的な学習用データを準備する必要なく、長期的なSOHの予測を行うことができる、バッテリー劣化推定装置、バッテリー劣化推定システム、バッテリー劣化推定方法、およびプログラムを提供することを目的の一つとする。

40

【課題を解決するための手段】

【0006】

この発明に係るバッテリー劣化推定装置、バッテリー劣化推定システム、バッテリー劣化推定方法、およびプログラムは、以下の構成を採用した。

（1）：この発明の一態様に係るバッテリー劣化推定装置は、バッテリーの電圧又はSOC（State Of Charge）と、温度と、電流と、のうちの少なくとも一つを含む時系列データを取得するデータ取得部と、前記時系列データを、学習可能な中間データへ変換するデ

50

ータ変換部と、前記中間データの将来値、及び劣化状態に関する指標の将来値を予測関数に従って予測し、学習用データを生成する学習用データ生成部と、前記学習用データに基づいて、前記バッテリーの劣化状態に関する指標を推定する予測モデルを学習する予測モデル学習部と、前記予測モデルに基づいて、前記バッテリーの劣化状態に関する指標を推定する劣化状態推定部と、を備えるものである。

【0007】

(2)：上記(1)の態様において、前記中間データは、前記予測モデルの説明変数として、前記バッテリーが所定の電圧の値を示した時間を積算することによって得られる電圧積算分布情報と、前記バッテリーが所定のSOCの値を示した時間を積算することによって得られるSOC積算分布情報と、前記バッテリーが所定の温度の値を示した時間を積算することによって得られる温度積算分布情報と、前記バッテリーの充電量を積算することによって得られる積算充電電流量と、前記バッテリーの放電量を積算することによって得られる積算放電電流量と、のうちの少なくとも一つを含み、前記学習用データ生成部は、前記少なくとも1つの説明変数のデータ量を、線形関数を用いて増加させることによって前記学習用データを生成するものである。

10

【0008】

(3)：上記(2)の態様において、前記予測モデルの目的変数は、前記バッテリーの劣化状態に関する指標であり、前記学習用データ生成部は、前記目的変数のデータ量を、べき乗を含む関数を用いて増加させることによって前記学習用データを生成するものである。

【0009】

20

(4)：上記(3)の態様において、前記バッテリー劣化推定装置は、前記べき乗を含む関数のべき指数値を変えながら前記目的変数の測定値にべき乗演算を施し、前記中間データを説明変数として前記べき乗演算を施された前記目的変数の測定値を推定するバッテリーモデルを学習し、前記学習したバッテリーモデルの出力値を評価するステップを繰り返すことによって、前記べき乗を含む関数の最適べき指数値を探索するべき指数値探索部を更に備えるものである。

【0010】

(5)：上記(2)から(4)のいずれかの態様において、前記データ取得部は、前記バッテリーが搭載された、電力を使用する機器の停止状態を検出可能であり、前記停止状態における前記機器の前記時系列データを補間するものである。

30

【0011】

(6)：この発明の別の態様に係るバッテリー劣化推定システムは、電力を使用する複数の機器であって、バッテリーと、前記バッテリーの電圧又はSOC(State Of Charge)と、温度と、電流と、のうちの少なくとも一つを含む時系列データを提供するデータ提供部と、を備える、複数の機器と、管理装置であって、前記データ提供部からの前記時系列データを取得するデータ取得部と、前記時系列データを、学習可能な中間データへ変換するデータ変換部と、前記中間データの将来値、及び劣化状態に関する指標の将来値を予測関数に従って予測し、学習用データを生成する学習用データ生成部と、前記学習用データに基づいて、前記バッテリーの劣化状態に関する指標を推定する予測モデルを学習する予測モデル学習部と、前記予測モデルに基づいて、前記バッテリーの劣化状態に関する指標を推定する劣化状態推定部と、を備える、管理装置と、を備えるものである。

40

【0012】

(7)：この発明の別の態様に係るバッテリー劣化推定方法は、コンピュータが、バッテリーの電圧又はSOC(State Of Charge)と、温度と、電流と、のうちの少なくとも一つを含む時系列データを取得し、前記時系列データを、学習可能な中間データへ変換し、前記中間データの将来値、及び劣化状態に関する指標の将来値を予測関数に従って予測し、学習用データを生成し、前記学習用データに基づいて、前記バッテリーの劣化状態に関する指標を推定する予測モデルを学習し、前記予測モデルに基づいて、前記バッテリーの劣化状態に関する指標を推定するものである。

【0013】

50

(8) : この発明の別の態様に係るプログラムは、コンピュータに、バッテリーの電圧又は SOC (State Of Charge) と、温度と、電流と、のうちの少なくとも一つを含む時系列データを取得させ、前記時系列データを、学習可能な中間データへ変換させ、前記中間データの将来値、及び劣化状態に関する指標の将来値を予測関数に従って予測させ、学習用データを生成させ、前記学習用データに基づいて、前記バッテリーの劣化状態に関する指標を推定する予測モデルを学習させ、前記予測モデルに基づいて、前記バッテリーの劣化状態に関する指標を推定させるものである。

【発明の効果】

【 0 0 1 4 】

(1) ~ (8) の態様によれば、長期的な学習用データを準備する必要なく、長期的な SOH の予測を行うことができる。

10

【 0 0 1 5 】

(2) 又は (3) の態様によれば、説明変数又は目的変数を増加させることにより、データの収集コストを抑制しつつ、長期的な SOH の予測を高精度に行う予測モデルを作成することができる。

【 0 0 1 6 】

(4) の態様によれば、個々のバッテリーの特性に応じた最適べき指数値を探索することにより、予測モデルの精度を向上させることができる。

【 0 0 1 7 】

(5) の態様によれば、停止中のデータを補間することにより、データの収集コストを抑制しつつ、長期的な SOH の予測を高精度に行う予測モデルを作成することができる。

20

【図面の簡単な説明】

【 0 0 1 8 】

【図 1】実施形態に係るバッテリー劣化推定装置 100 が適用される車両 10 の構成の一例を示す図である。

【図 2】実施形態に係るバッテリー劣化推定装置 100 の構成の一例を示す図である。

【図 3】車両 10 が停止状態にある期間における時系列データ 172 を補間する方法の一例を示す図である。

【図 4】バッテリー 40 の SOC の時系列データ 172 を中間データ 174 に変換する方法の一例を示す図である。

30

【図 5】バッテリー 40 の温度の時系列データ 172 を中間データ 174 に変換する方法の一例を示す図である。

【図 6】データ変換部 120 によって生成される中間データ 174 の構成の一例を示す図である。

【図 7】中間データ 174 の説明変数の将来値を予測関数に従って予測する方法の一例を示す図である。

【図 8】中間データ 174 の目的変数の将来値を予測関数に従って予測する方法の一例を示す図である。

【図 9】べき指数値探索部 160 によって実行されるべき指数値の探索方法の流れの一例を示す図である。

40

【図 10】べき指数値を実験的に探索する方法の概要を説明するための図である。

【発明を実施するための形態】

【 0 0 1 9 】

以下、図面を参照し、本発明のバッテリー劣化推定装置、バッテリー劣化推定システム、バッテリー劣化推定方法、およびプログラムの実施形態について説明する。

【 0 0 2 0 】

[車両の構成]

図 1 は、実施形態に係るバッテリー劣化推定装置 100 が適用される車両 10 の構成の一例を示す図である。図 1 に示した車両 10 は、走行用のバッテリー (二次電池) から供給される電力によって駆動される電動機 (電動モータ) によって走行する BEV (Battery El

50

electric Vehicle：電気自動車）である。代替的に、車両１０は、ハイブリッド車両に外部充電機能を持たせたＰＨＶ（Plug-in Hybrid Vehicle）又はＰＨＥＶ（Plug-in Hybrid Electric Vehicle）であってもよい。なお、車両１０は、例えば、四輪の車両のみならず、鞍乗り型の二輪の車両や、三輪（前一輪かつ後二輪の他に、前二輪かつ後一輪の車両も含む）の車両、アシスト式の自転車、さらには、電動船など、バッテリーから供給される電力によって駆動される電動モータによって走行する移動体の全般が含まれる。

【００２１】

モータ１２は、例えば、三相交流電動機である。モータ１２の回転子（ロータ）は、駆動輪１４に連結される。モータ１２は、バッテリー４０が備える蓄電部（不図示）から供給される電力によって駆動され、回転の動力を駆動輪１４に伝達させる。また、モータ１２は、車両１０の減速時に車両１０の運動エネルギーを用いて発電する。

10

【００２２】

ブレーキ装置１６は、例えば、ブレーキキャリパーと、ブレーキキャリパーに油圧を伝達するシリンダと、シリンダに油圧を発生させる電動モータと、を備える。ブレーキ装置１６は、ブレーキペダル（不図示）に対する車両１０の利用者（運転者）による操作によって発生した油圧を、マスターシリンダを介してシリンダに伝達する機構をバックアップとして備えてもよい。なお、ブレーキ装置１６は、上記説明した構成に限らず、マスターシリンダの油圧をシリンダに伝達する電子制御式油圧ブレーキ装置であってもよい。

【００２３】

車両センサ２０は、例えば、アクセル開度センサと、車速センサと、ブレーキ踏量センサと、を備える。アクセル開度センサは、アクセルペダルに取り付けられ、運転者によるアクセルペダルの操作量を検出し、検出した操作量をアクセル開度として後述するＰＣＵ３０が備える制御部３６に出力する。車速センサは、例えば、車両１０の各車輪に取り付けられた車輪速センサと速度計算機とを備え、車輪速センサにより検出された車輪速を統合して車両１０の速度（車速）を導出し、制御部３６に出力する。ブレーキ踏量センサは、ブレーキペダルに取り付けられ、運転者によるブレーキペダルの操作量を検出し、検出した操作量をブレーキ踏量として制御部３６に出力する。

20

【００２４】

ＰＣＵ３０は、例えば、変換器３２と、ＶＣＵ（Voltage Control Unit）３４と、制御部３６と、を備える。なお、図１においては、これらの構成要素をＰＣＵ３０として一まとまりの構成としたのは、あくまで一例であり、車両１０におけるこれらの構成要素は分散的に配置されても構わない。

30

【００２５】

変換器３２は、例えば、ＡＣ－ＤＣ変換器である。変換器３２の直流側端子は、直流リンクＤＬに接続されている。直流リンクＤＬには、ＶＣＵ３４を介してバッテリー４０が接続されている。変換器３２は、モータ１２により発電された交流を直流に変換して直流リンクＤＬに出力する。

【００２６】

ＶＣＵ３４は、例えば、ＤＣ－ＤＣコンバータである。ＶＣＵ３４は、バッテリー４０から供給される電力を昇圧して直流リンクＤＬに出力する。

40

【００２７】

制御部３６は、車両センサ２０が備えるアクセル開度センサからの出力に基づいて、モータ１２の駆動を制御する。制御部３６は、また、車両センサ２０が備えるブレーキ踏量センサからの出力に基づいて、ブレーキ装置１６を制御する。制御部３６は、また、バッテリー４０に接続された後述するバッテリーセンサ４２からの出力に基づいて、例えば、バッテリー４０のＳＯＣ（State Of Charge；以下「バッテリー充電率」ともいう）を算出し、ＶＣＵ３４に出力する。ＶＣＵ３４は、制御部３６からの指示に応じて、直流リンクＤＬの電圧を上昇させる。

【００２８】

バッテリー４０は、例えば、リチウムイオン電池など、充電と放電とを繰り返すことがで

50

きる二次電池である。バッテリー４０の正極を構成する正極活物質は、例えば、N C A (nickel cobalt aluminum)、L F P (lithium ferrophosphate)、L M O (lithium manganese oxide)などの材料のうち少なくとも一つを含む物質であり、バッテリー４０の負極を構成する負極活物質は、例えば、ハードカーボンやグラファイトなどの材料のうち少なくとも一つを含む物質である。また、バッテリー４０は、車両１０に対して着脱自在に装着される、例えば、カセット式などのバッテリーパックであってもよい。バッテリー４０は、車両１０の外部の充電器（不図示）から供給される電力を蓄え、車両１０の走行のための放電を行う。

【００２９】

バッテリーセンサ４２は、バッテリー４０の電流や、電圧、温度などの物理量を検出する。バッテリーセンサ４２は、例えば、電流センサ、電圧センサ、温度センサを備える。バッテリーセンサ４２は、電流センサによってバッテリー４０を構成する二次電池（以下、単に「バッテリー４０」という）の電流を検出し、電圧センサによってバッテリー４０の電圧を検出し、温度センサによってバッテリー４０の温度を検出する。バッテリーセンサ４２は、検出したバッテリー４０の電流値、電圧値、温度などの物理量のデータを制御部３６や通信装置５０に出力する。

10

【００３０】

通信装置５０は、セルラー網やW i - F i網を接続するための無線モジュールを含む。通信装置５０は、B l u e t o o t h（登録商標）など利用するための無線モジュールを含んでもよい。通信装置５０は、無線モジュールにおける通信によって、車両１０に係る種々の情報を、例えば、バッテリー劣化推定装置１００との間で送受信する。通信装置５０は、制御部３６又はバッテリーセンサ４２により出力されたバッテリー４０の物理量のデータ（S O Cと、温度と、電流を少なくとも含む）を、バッテリー劣化推定装置１００に送信する。通信装置５０は、後述するバッテリー劣化推定装置１００により診断されて送信されたバッテリー４０の特性を表す情報を受信し、受信したバッテリー４０の特性を表す情報を車両１０のH M I（不図示）に出力してもよい。

20

【００３１】

〔バッテリー劣化推定装置の構成〕

次に、車両１０のバッテリー４０の特性を推定するバッテリー劣化推定装置１００の一例について説明する。図２は、実施形態に係るバッテリー劣化推定装置１００の構成の一例を示す図である。バッテリー劣化推定装置１００は、例えば、データ取得部１１０と、データ変換部１２０と、学習用データ生成部１３０と、予測モデル学習部１４０と、劣化状態推定部１５０と、べき指数値探索部１６０と、を備える。データ取得部１１０と、データ変換部１２０と、学習用データ生成部１３０と、予測モデル学習部１４０と、劣化状態推定部１５０と、べき指数値探索部１６０は、例えば、C P U（Central Processing Unit）などのハードウェアプロセッサがプログラム（ソフトウェア）を実行することにより実現される。これらの構成要素のうち一部または全部は、L S I（Large Scale Integration）やA S I C（Application Specific Integrated Circuit）、F P G A（Field-Programmable Gate Array）、G P U（Graphics Processing Unit）などのハードウェア（回路部；circuitryを含む）によって実現されてもよいし、ソフトウェアとハードウェアの協働によって実現されてもよい。プログラムは、予めH D D（Hard Disk Drive）やフラッシュメモリなどの記憶装置（非一過性の記憶媒体を備える記憶装置）に格納されていてもよいし、D V DやC D - R O Mなどの着脱可能な記憶媒体（非一過性の記憶媒体）に格納されており、記憶媒体がドライブ装置に装着されることでインストールされてもよい。記憶部１７０は、例えば、H D Dやフラッシュメモリ、R A M（Random Access Memory）等である。記憶部１７０は、例えば、時系列データ１７２と、中間データ１７４と、学習用データ１７６と、予測モデル１７８とを記憶する。

30

40

【００３２】

データ取得部１１０は、バッテリー劣化推定装置１００に搭載された不図示の通信インターフェースを用いて、通信装置５０から、バッテリー４０のS O C、温度、電流値などの時

50

系列データを取得し、時系列データ１７２として記憶部１７０に格納する。このとき、データ取得部１１０は、取得した時系列データのうち、欠損や異常が発生したデータを除外する処理を行ってもよい。

【００３３】

データ取得部１１０は、さらに、時系列データ１７２として、車両１０が駆動状態にあるか又は停止状態にあるか否かを示す情報も通信装置５０から取得する。データ取得部１１０は、例えば、車両センサ２０によって検出された、車両１０のメインリレーのＯＮ／ＯＦＦ状態を示す情報を通信装置５０から取得することによって、車両１０が駆動状態にあるか又は停止状態にあるかを把握することができる。

【００３４】

一般的に、車両１０が停止状態にある場合、バッテリーセンサ４２も同様に停止状態にあるため、データ取得部１１０は、車両１０が停止状態にある期間における時系列データ１７２を取得することができない。その結果、機械学習に用いる学習用データが不足し、学習する予測モデルの精度が低下することが想定される。そのため、本実施形態では、データ取得部１１０は、車両１０が停止状態にある期間における時系列データ１７２を、車両１０が駆動状態にある期間における時系列データ１７２を用いて補間することによって生成する。

【００３５】

図３は、車両１０が停止状態にある期間における時系列データ１７２を補間する方法の一例を示す図である。図３の左部のグラフは、車両１０が停止状態にある期間におけるＳＯＣの時系列データ１７２を補間する方法を示し、図３の中央部のグラフは、車両１０が停止状態にある期間における温度の時系列データ１７２を補間する方法を示し、図３の右部のグラフは、車両１０が停止状態にある期間における電流の時系列データ１７２を補間する方法を示している。

【００３６】

図３に示す通り、データ取得部１１０は、時点ｔ１において、車両１０が停止状態にあることを示す情報を取得した後に、時点ｔ２において、車両１０が駆動状態にあることを示す情報を取得したと仮定する。この場合、時点ｔ１と時点ｔ２との間の期間において、バッテリーセンサ４２は停止状態にあるため、データ取得部１１０は、当該期間における時系列データ１７２を取得することができない。そのため、データ取得部１１０は、時点ｔ１と時点ｔ２との間の期間におけるバッテリー４０のＳＯＣ、温度、及び電流値の時系列データ１７２を補間する。

【００３７】

具体的には、図３の左部のグラフに示す通り、データ取得部１１０は、時点ｔ１におけるＳＯＣの値と、時点ｔ２におけるＳＯＣの値とを線形補間することによって、時点ｔ１と時点ｔ２との間の期間におけるバッテリー４０のＳＯＣの時系列データ１７２を補間する。また、図３の中央部のグラフに示す通り、データ取得部１１０は、時点ｔ１における温度の値と、時点ｔ２における温度の値とを線形補間することによって、時点ｔ１と時点ｔ２との間の期間におけるバッテリー４０の温度の時系列データ１７２を補間する。また、図３の右部のグラフに示す通り、データ取得部１１０は、時点ｔ１と時点ｔ２との間の期間におけるバッテリー４０の電流値をゼロに設定することによって、当該期間におけるバッテリー４０の電流の時系列データ１７２を補間する。これは、ＳＯＣや温度と異なり、車両１０が停止状態にある場合、取得される電流値は略ゼロとなるためである。なお、図３では、一例として、時系列データ１７２の補間方法として線形補間を用いる例を示したが、本発明はこのような構成に限定されず、例えば、ラグランジュ補間やスプライン補間などの任意の補間法を用いてもよい。

【００３８】

データ変換部１２０は、記憶部１７０に記憶された時系列データ１７２を、機械学習可能な中間データ１７４に変換して、記憶部１７０に記憶する。図４は、バッテリー４０のＳＯＣの時系列データ１７２を中間データ１７４に変換する方法の一例を示す図である。デ

10

20

30

40

50

ータ変換部 120 は、バッテリー 40 の SOC の時系列データ 172 に基づいて、SOC が所定の区間の範囲内に滞在していた時間を積算して、当該区間に対応する SOC 累積時間を中間データ 174 として算出する。具体的には、図 4 において、第 1 SOC 累積時間とは、バッテリー 40 の SOC が 0 ~ 10 [%] の範囲内に滞在していた時間の積算値であり、第 2 SOC 累積時間とは、バッテリー 40 の SOC が 10 ~ 20 [%] の範囲内に滞在していた時間の積算値であり、第 3 SOC 累積時間とは、バッテリー 40 の SOC が 20 ~ 30 [%] の範囲内に滞在していた時間の積算値であり、第 4 SOC 累積時間とは、バッテリー 40 の SOC が 30 ~ 40 [%] の範囲内に滞在していた時間の積算値であり、第 5 SOC 累積時間とは、バッテリー 40 の SOC が 40 ~ 50 [%] の範囲内に滞在していた時間の積算値であり、第 6 SOC 累積時間とは、バッテリー 40 の SOC が 50 ~ 60 [%] の範囲内に滞在していた時間の積算値であり、第 7 SOC 累積時間とは、バッテリー 40 の SOC が 60 ~ 70 [%] の範囲内に滞在していた時間の積算値であり、第 8 SOC 累積時間とは、バッテリー 40 の SOC が 70 ~ 80 [%] の範囲内に滞在していた時間の積算値であり、第 9 SOC 累積時間とは、バッテリー 40 の SOC が 80 ~ 90 [%] の範囲内に滞在していた時間の積算値であり、第 10 SOC 累積時間とは、バッテリー 40 の SOC が 90 ~ 100 [%] の範囲内に滞在していた時間の積算値である。すなわち、第 1 SOC 累積時間から第 10 SOC 累積時間が、バッテリー 40 の SOC の中間データ 174 に相当する。なお、図 4 では、一例として、SOC の区間を 10 % 間隔に設定した例を示したが、本発明はこのような構成に限定されず、任意の間隔で SOC の区間を設定してもよい。

【0039】

図 5 は、バッテリー 40 の温度の時系列データ 172 を中間データ 174 に変換する方法の一例を示す図である。データ変換部 120 は、バッテリー 40 の温度の時系列データ 172 に基づいて、温度が所定の区間の範囲内に滞在していた時間を積算して、当該区間に対応する温度累積時間を中間データ 174 として算出する。具体的には、図 5 において、第 1 温度累積時間とは、バッテリー 40 の温度が第 1 温度範囲内に滞在していた時間の積算値であり、第 2 温度累積時間とは、バッテリー 40 の温度が第 1 温度範囲より高い第 2 温度範囲内に滞在していた時間の積算値であり、第 3 温度累積時間とは、バッテリー 40 の温度が第 2 温度範囲より高い第 3 温度範囲内に滞在していた時間の積算値であり、第 4 温度累積時間とは、バッテリー 40 の温度が第 3 温度範囲より高い第 4 温度範囲内に滞在していた時間の積算値であり、第 5 温度累積時間とは、バッテリー 40 の温度が第 4 温度範囲より高い第 5 温度範囲内に滞在していた時間の積算値であり、第 6 温度累積時間とは、バッテリー 40 の温度が第 5 温度範囲より高い第 6 温度範囲内に滞在していた時間の積算値であり、第 7 温度累積時間とは、バッテリー 40 の温度が第 6 温度範囲より高い第 7 温度範囲内に滞在していた時間の積算値であり、第 8 温度累積時間とは、バッテリー 40 の温度が第 7 温度範囲より高い第 8 温度範囲内に滞在していた時間の積算値であり、第 9 温度累積時間とは、バッテリー 40 の温度が第 8 温度範囲より高い第 9 温度範囲内に滞在していた時間の積算値であり、第 10 温度累積時間とは、バッテリー 40 の温度が第 9 温度範囲より高い第 10 温度範囲内に滞在していた時間の積算値である。すなわち、第 1 温度累積時間から第 10 温度累積時間が、バッテリー 40 の温度の中間データ 174 に相当する。

【0040】

データ変換部 120 は、バッテリー 40 の電流の時系列データ 172 に基づいて、バッテリー 40 の充電量を積算することによって積算充電電流量を算出し、バッテリー 40 の放電量を積算することによって積算放電電流量を算出する。積算充電電流量および積算放電電流量が、バッテリー 40 の電流の中間データ 174 に相当する。データ変換部 120 は、さらに、バッテリー 40 の劣化指標として、バッテリー 40 の初期の満充電容量 [Ah] を 100 % とした際における、劣化時の満充電容量の割合を示す SOH (State Of Health) を、時系列データ 172 に基づいて、任意の SOH 診断アルゴリズムによって算出し、算出した SOH を中間データ 174 として記憶部 170 に記憶する。

【0041】

図 6 は、データ変換部 120 によって生成される中間データ 174 の構成の一例を示す

図である。図 6 に示す通り、中間データ 174 は、後述する予測モデル学習部 140 によって機械学習される予測モデルの説明変数として機能する第 1 SOC 累積時間から第 10 SOC 累積時間と、第 1 温度累積時間から第 10 温度累積時間と、積算充電電流量と、積算放電電流量が、目的変数として機能する SOH に対応付けられたものである。データ変換部 120 は、例えば、一週間間隔で時系列データ 172 を中間データ 174 に変換し、1 つのレコードとして記憶部 170 に記憶する。

【0042】

このように、中間データ 174 は、データ取得部 110 が時系列データ 172 の取得を開始してから現時点までの期間に生成されるものである。そのため、中間データ 174 を学習用データとして予測モデルを学習した場合、時系列データ 172 が取得された期間の範囲内においては高い予測精度を期待することができる一方、当該期間の範囲の外では、予測モデルの推定精度が悪化することが想定される。

10

【0043】

上記の事情を背景にして、学習用データ生成部 130 は、中間データ 174 の説明変数および目的変数の将来値を予測関数に従って予測し、学習用データ 176 を生成する。図 7 は、中間データ 174 の説明変数の将来値を予測関数に従って予測する方法の一例を示す図である。図 7 において、L1 は、中間データ 174 の説明変数である第 1 SOC 累積時間から第 10 SOC 累積時間と、第 1 温度累積時間から第 10 温度累積時間と、積算充電電流量と、積算放電電流量とのうちの任意の項目の値の推移を示し、t1 は、データ変換部 120 が中間データ 174 を生成した最後の時点（例えば、現時点）を示す。すなわち、図 7 は、時点 0 から時点 t1 までの期間において中間データ 174 の説明変数の値が取得された状況を表している。

20

【0044】

学習用データ生成部 130 は、中間データ 174 の説明変数の値の推移 L1 に基づいて、当該説明変数の将来値を予測する。具体的には、学習用データ生成部 130 は、説明変数の値の推移 L1 に対して、図中 L2 によって示される線形関数 $a + b \times t$ をフィッティングすることによって、説明変数の将来値を予測する。学習用データ生成部 130 は、中間データ 174 の説明変数と、予測された説明変数の将来値とを合わせて、学習用データ 176 の説明変数として記憶部 170 に記憶する。

【0045】

図 8 は、中間データ 174 の目的変数の将来値を予測関数に従って予測する方法の一例を示す図である。図 8 において、L3 は、中間データ 174 の目的変数である SOH の値の推移を示し、t1 は、データ変換部 120 が中間データ 174 を生成した最後の時点（例えば、現時点）を示す。すなわち、図 8 は、時点 0 から時点 t1 までの期間において中間データ 174 の目的変数の値が取得された状況を表している。

30

【0046】

学習用データ生成部 130 は、中間データ 174 の目的変数の値の推移 L3 に基づいて、当該目的変数の将来値を予測する。具体的には、学習用データ生成部 130 は、目的変数の値の推移 L3 に対して、図中 L4 によって示されるべき乗を含む関数 $a - b \times t^n$ (n は任意の正の実数) をフィッティングすることによって、目的変数の将来値を予測する。学習用データ生成部 130 は、中間データ 174 の目的変数と、予測された目的変数の将来値とを合わせて、学習用データ 176 の目的変数として記憶部 170 に記憶する。なお、フィッティングされるべき関数のべき指数値は、後述するべき指数値探索部 160 によって探索されるものとするが、べき指数値探索部 160 の処理については後述する。

40

【0047】

予測モデル学習部 140 は、学習用データ生成部 130 によって生成された学習用データ 176 を用いて、バッテリー 40 の SOH を推定する予測モデル 178 を学習する。より具体的には、予測モデル学習部 140 は、学習用データ 176 の第 1 SOC 累積時間から第 10 SOC 累積時間と、第 1 温度累積時間から第 10 温度累積時間と、積算充電電流量と、積算放電電流量とを説明変数とし、SOH を目的変数として、一般化線形モデルや決

50

定木、ニューラルネットワークなどのアルゴリズムによって、予測モデル 178 を学習する。予測モデル学習部 140 によって学習される学習用データ 176 は、時系列データ 172 が取得された期間の範囲内のデータに限定されず、当該期間の範囲外のデータをも含むものである。そのため、学習用データ 176 を用いて学習された予測モデル 178 は、SOH の予測を長期的に行うことができる。

【0048】

劣化状態推定部 150 は、予測モデル学習部 140 によって学習された予測モデル（学習済みモデル）に、予測したいバッテリー使用条件に即した将来の仮想的な履歴データ（仮想履歴データ）を入力することによって、バッテリー 40 の将来の SOH を推定する。例えば、バッテリー劣化推定装置 100 のユーザは、バッテリー劣化推定装置 100 が提供するインターフェース画面上で、予測したいバッテリー使用条件に即した SOC、温度、および電流の将来値を入力し、劣化状態推定部 150 は、入力された SOC、温度、および電流の将来値を予測モデル 178 に入力することによって、ユーザに SOH の予測値を提供する。

【0049】

なお、上記の説明においては、データ取得部 110 がバッテリー 40 の SOC の時系列データ 172 を取得するものとしている。しかし、本発明はそのような構成に限定されず、データ取得部 110 は、バッテリー 40 の SOC に代えて、又は加えて、電圧の時系列データ 172 を取得してもよい。この場合、データ取得部 110 は、例えば、電圧の時系列データ 172 のうち、当該電圧が OCV（open circuit voltage）と見なせる時系列データ 172 のみを抽出し（例えば、電流が所定値以下である場合に、電圧は OCV と見なせる）、OCV と見なせない期間については、フィッティングなどの任意のアルゴリズムによって、電圧値を補間する。次に、データ変換部 120 は、電圧値が所定の区間の範囲内に滞在していた時間を積算することによって、SOC の場合と同様に、例えば、第 1 電圧累積時間から第 10 電圧累積時間を求め、中間データ 174 を生成することができる。

【0050】

〔べき指数値の探索〕

次に、図 9 を参照して、べき指数値探索部 160 によって実行されるべき指数値の探索方法について説明する。図 9 は、べき指数値探索部 160 によって実行されるべき指数値の探索方法の流れの一例を示す図である。

【0051】

始めに取得ステップ ST1 では、べき指数値探索部 160 は、バッテリー 40 と同種のサンプルバッテリーに対する複数の使用履歴パラメータ（すなわち、第 1 SOC 累積時間から第 10 SOC 累積時間、第 1 温度累積時間から第 10 温度累積時間、積算充電電流量、および積算放電電流量）及び SOH 測定値の所定のサンプル期間（例えば、40 週間）分の時系列データを、 n 組（ n は 2 以上の整数）分取得する。

【0052】

次に探索ステップ ST8 では、べき乗演算ステップ ST2、データ分割ステップ ST3、学習ステップ ST4、検証ステップ ST5、及びべき指数変更ステップ ST6 を複数回にわたり繰り返し行った後、評価ステップ ST7 を行う。以下、各ステップ ST2 ~ ST7 の内容について詳細に説明する。

【0053】

始めにべき乗演算ステップ ST2 では、べき指数値探索部 160 は、取得ステップ ST1 において取得した複数の SOH 測定値を所定のべき指数値 x でべき乗演算することにより、複数の出力パラメータの時系列データを生成する。べき指数値 x の初期値は、0 ~ 1 の範囲内の任意の実数（例えば、0.5）に設定される。

【0054】

次にデータ分割ステップ ST3 では、べき指数値探索部 160 は、上記ステップ ST1 ~ ST2 を経て生成される SOH 測定値及び使用履歴パラメータのサンプル期間分の時系列データのうち、学習用期間（例えば、第 2 週 ~ 第 20 週）内に属するものを学習データと定義し、この学習用期間以降の検証用期間（例えば、第 22 週 ~ 第 40 週）内に属する

10

20

30

40

50

ものを検証データと定義する。

【 0 0 5 5 】

次に学習ステップ S T 4 では、べき指数値探索部 1 6 0 は、複数の使用履歴パラメータを説明変数とし S O H 予測値を目的変数とする線形回帰モデルを上記ステップ S T 3 において定義された学習データを用いて学習することによってバッテリーモデルを構築し、このバッテリーモデルをステップ S T 2 において設定したべき指数値と関連付けた状態で記憶媒体に格納する。

【 0 0 5 6 】

次に検証ステップ S T 5 では、べき指数値探索部 1 6 0 は、ステップ S T 3 において定義した検証データを用いて、ステップ S T 4 において構築した学習済みのバッテリーモデルの予測精度を評価する。より具体的には、検証データに含まれる使用履歴パラメータを説明変数として学習済みのバッテリーモデルに入力することによって得られる S O H 予測値と検証データに含まれる S O H 測定値とを比較することによって、学習済みのバッテリーモデルの予測精度を評価する。本実施形態では、S O H 予測値と S O H 測定値との間の平均絶対誤差（以下、「M A E」との略称を用いる）、平均平方二乗誤差（以下、「R M S E」との略称を用いる）、及び決定係数（以下、「R 2」との略称を用いる）等を学習済みバッテリーモデルの予測精度指標とした場合について説明する。

【 0 0 5 7 】

次にべき指数変更ステップ S T 6 では、べき指数値探索部 1 6 0 は、べき乗演算ステップ S T 2 において定義したべき指数値 x を、0 ~ 1 の範囲内でありかつ過去の設定値と異なる値に変更し、べき乗演算ステップ S T 2 に戻る。

【 0 0 5 8 】

探索ステップ S T 8 では、以上のようにべき指数値 x を変えながらステップ S T 2 ~ S T 6 を複数回にわたり繰り返し行うことにより、複数のべき指数値 x と、複数のべき指数値 x と関連付けられた複数の学習済みバッテリーモデルと、各学習済みバッテリーモデルに対する予測精度指標と、を得ることができる。

【 0 0 5 9 】

次に評価ステップ S T 7 では、べき指数値探索部 1 6 0 は、ステップ S T 2 ~ S T 6 において算出された複数の予測精度指標に基づいて、べき指数値 x に対する最適べき指数値 x_{opt} を探索する。より具体的には、評価ステップ S T 7 では、べき指数値探索部 1 6 0 は、予測精度指標の算出結果に基づいて最も予測精度が高い学習済みバッテリーモデルを決定し、この学習済みバッテリーモデルと関連付けられたべき指数値 x を最適べき指数値 x_{opt} として決定する。これにより、個々の電池の特性に応じた最適べき指数値を探索することにより、予測モデル 1 7 8 の精度を向上させることができる。

【 0 0 6 0 】

なお、上記では、べき指数値探索部 1 6 0 が線形回帰モデルを用いて、べき指数値を探索する例について説明したが、本発明はそのような構成に限定されない。例えば、べき指数値探索部 1 6 0 は、実際の走行車両（一台でも複数台であってもよい）から、実測データとして、S O H のデータを収集し、当該データにフィッティングするべき乗を含む関数を求めることにより、べき指数値を探索してもよい。また、例えば、べき指数値探索部 1 6 0 は、実験的に、バッテリー 4 0 を充放電させて S O H の値を計測し、当該データにフィッティングするべき乗を含む関数を求めることにより、べき指数値を探索してもよい。市場データを用いてべき指数値を探索する場合、バッテリー 4 0 の温度などの条件がデータごとに異なることに起因して、求めたべき指数値に誤差が発生することがあり得る。一方、実験的にべき指数値を探索する場合には、温度などの条件を一定にして S O H の値を計測することにより、より正確なべき指数値が求められ得る。

【 0 0 6 1 】

図 1 0 は、べき指数値を実験的に探索する方法の概要を説明するための図である。図 1 0 に示す通り、まず、複数の設定温度ごとに、バッテリー 4 0 の充放電を通じて変化する S O H の値を計測する。次に、設定温度ごとに計測した S O H の値に、べき乗を含む関数を

10

20

30

40

50

フィッティングさせることにより、設定温度ごとのべき指数を算出する。次に、算出したべき指数の平均を取ることで、最終的なべき指数値が求められる。なお、上記で説明した実測手法および実験手法におけるフィッティングの評価に当たっては、フィッティング誤差と決定係数のいずれを用いてもよい。

【0062】

以上の通り説明した本実施形態によれば、バッテリー劣化推定装置は、バッテリーの時系列データを学習可能な中間データに変換し、中間データの説明変数および目的変数の将来値を予測関数に従って予測して学習用データを生成し、生成した学習用データに基づいて、バッテリーの劣化状態に関する指標を予測する予測モデルを学習する。これにより、長期的な学習用データを準備する必要なく、長期的なSOHの予測を行うことができる。

10

【0063】

上記説明した実施形態は、以下のように表現することができる。

プログラムを記憶した記憶装置と、

ハードウェアプロセッサと、を備え、

前記ハードウェアプロセッサが前記記憶装置に記憶されたプログラムを実行することにより、

バッテリーの電圧又はSOC(State Of Charge)と、温度と、電流と、のうちの少なくとも一つを含む時系列データを取得し、

前記時系列データを、学習可能な中間データへ変換し、

前記中間データの将来値、及び劣化状態に関する指標の将来値を予測関数に従って予測し、学習用データを生成し、前記学習用データに基づいて、前記バッテリーの劣化状態に関する指標を推定する予測モデルを学習し、前記予測モデルに基づいて、前記バッテリーの劣化状態に関する指標を推定する、

20

ように構成されている、バッテリー劣化推定装置。

【0064】

以上、本発明を実施するための形態について実施形態を用いて説明したが、本発明はこうした実施形態に何等限定されるものではなく、本発明の要旨を逸脱しない範囲内において種々の変形及び置換を加えることができる。

【符号の説明】

【0065】

30

10 車両

12 モータ

14 駆動輪

16 ブレーキ装置

20 車両センサ

30 PCU

32 変換器

34 VCU

36 制御部

40 バッテリ

40

42 バッテリセンサ

50 通信装置

100 バッテリ劣化推定装置

110 データ取得部

120 データ変換部

130 学習用データ生成部

140 予測モデル学習部

150 劣化状態推定部

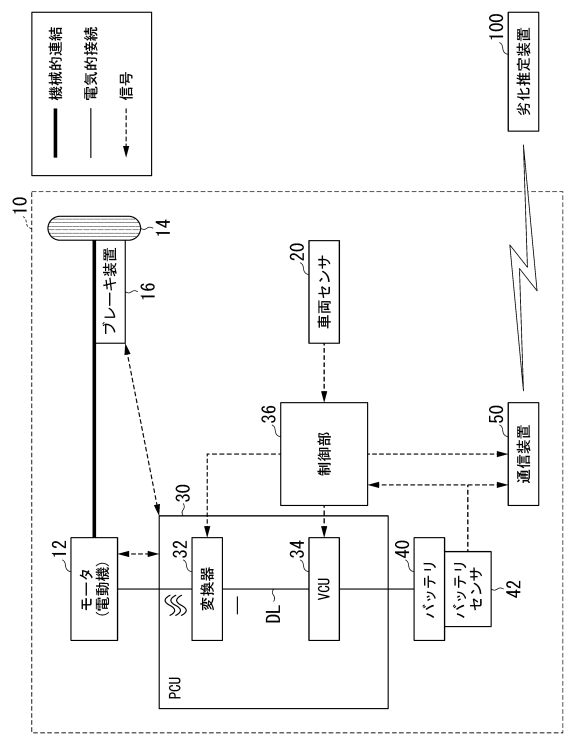
160 べき指数値探索部

170 記憶部

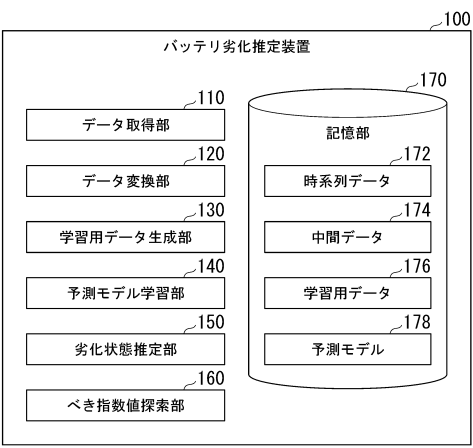
50

【図面】

【図 1】



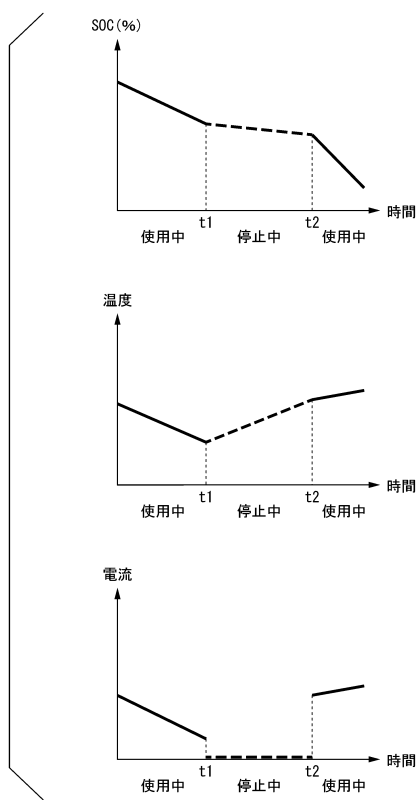
【図 2】



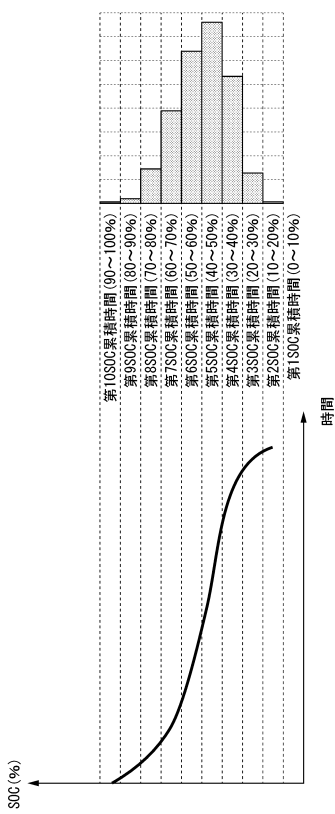
10

20

【図 3】



【図 4】

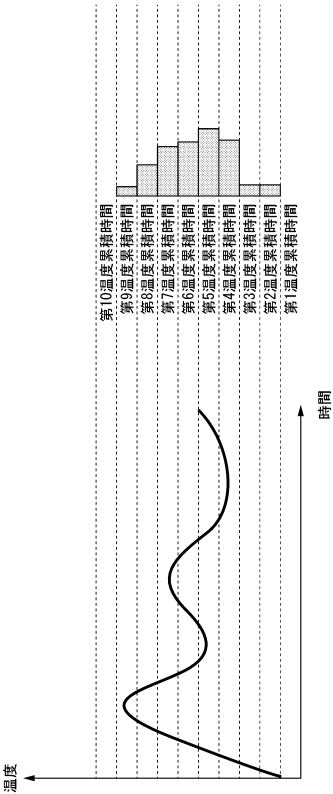


30

40

50

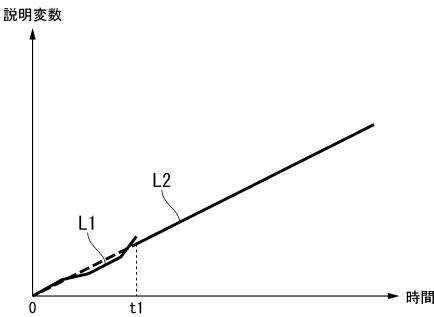
【図 5】



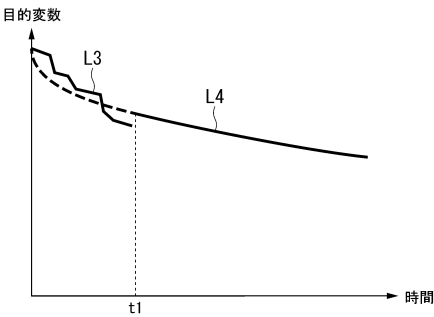
【図 6】

コード	説明変数						目的変数	
	SOC			温度		電流量	174	
	第1SOC 累積時間	...	第10SOC 累積時間	第1温度 累積時間	第10温度 累積時間		積算放電 電流量	SOH
1	...	...	...	...	...	...	...	...
2	...	...	...	...	...	...	...	...
3	...	...	...	...	...	...	...	...
4	...	...	...	...	...	...	...	...

【図 7】



【図 8】



10

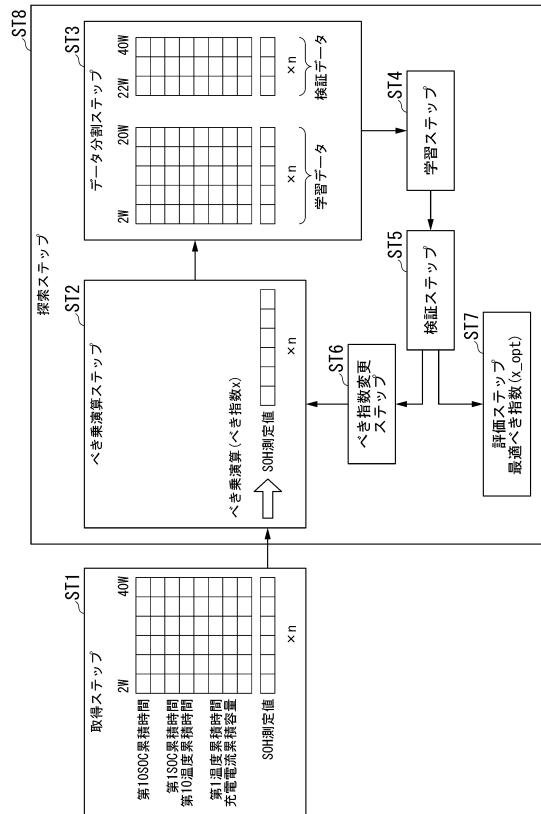
20

30

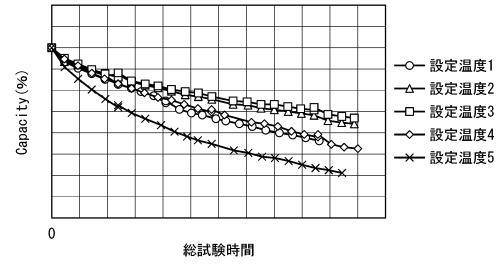
40

50

【 図 9 】



【 図 1 0 】



10

20

30

40

50

フロントページの続き

- 埼玉県和光市中央 1 丁目 4 番 1 号 株式会社本田技術研究所内
- (72)発明者 内海 秀俊
埼玉県和光市中央 1 丁目 4 番 1 号 株式会社本田技術研究所内
- (72)発明者 佐藤 功二
栃木県宇都宮市東宿郷 3 丁目 1 番 7 号 メットライフ宇都宮ビル 6 階 株式会社テクノプロ テクノ
プロ・デザイン社内
- 審査官 永井 皓喜
- (56)参考文献 特開 2 0 2 1 - 9 2 4 0 4 (J P , A)
特開 2 0 1 5 - 5 9 9 2 4 (J P , A)
特開 2 0 1 9 - 1 6 8 4 5 1 (J P , A)
特開 2 0 1 9 - 1 6 8 4 5 3 (J P , A)
中国特許出願公開第 1 1 2 7 3 1 1 5 9 (C N , A)
特開 2 0 2 0 - 1 1 9 6 5 8 (J P , A)
米国特許出願公開第 2 0 2 1 / 0 1 3 2 1 5 1 (U S , A 1)
特開 2 0 2 1 - 1 2 4 4 1 9 (J P , A)
- (58)調査した分野 (Int.Cl. , D B 名)
G 0 1 R 3 1 / 3 6
H 0 1 M 1 0 / 4 8
H 0 2 J 7 / 0 0