

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特 許 公 報(B2)

(11) 特許番号

特許第5058814号
(P5058814)

(45) 発行日 平成24年10月24日(2012.10.24)

(24) 登録日 平成24年8月10日(2012.8.10)

(51) Int.Cl.	F I
GO 1 R 31/36 (2006.01)	GO 1 R 31/36 A
HO 1 M 10/48 (2006.01)	HO 1 M 10/48 P

請求項の数 21 (全 38 頁)

(21) 出願番号	特願2007-542868 (P2007-542868)	(73) 特許権者	500239823
(86) (22) 出願日	平成16年11月29日(2004.11.29)		エルジー・ケム・リミテッド
(65) 公表番号	特表2008-522152 (P2008-522152A)		大韓民国・ソウル・150-721・ヤン
(43) 公表日	平成20年6月26日(2008.6.26)		グデウングボグ・ヨイドードング・20
(86) 国際出願番号	PCT/KR2004/003101		
(87) 国際公開番号	W02006/057468	(74) 代理人	100075812
(87) 国際公開日	平成18年6月1日(2006.6.1)		弁理士 吉武 賢次
審査請求日	平成19年6月19日(2007.6.19)	(74) 代理人	100088889
			弁理士 橋谷 英俊
特許法第30条第1項適用 ジャーナル・オブ・パワー		(74) 代理人	100082991
ソース(平成16年5月28日)に発表			弁理士 佐藤 泰和
		(74) 代理人	100096921
			弁理士 吉元 弘
		(74) 代理人	100103263
			弁理士 川崎 康

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 バッテリーの状態及びパラメーターの推定システム及び方法

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項1】

バッテリーの内的状態の一つであるSOCの予測を行う第1段階と、
カルマンフィルターを用いて上記SOC予測の不確定性の予測を行う第2段階と、
上記予測されたSOCと上記SOC予測の不確定性に対する値をセンサーから受信した
測定値と比べて補正する第3段階と、
上記SOC予測と上記SOC予測の不確定性の予測を持続的に行うため、上記第1段階
ないし第3段階が循環して繰り返されるように制御する第4段階と、
を含むことを特徴とするバッテリーの現在動作条件を示す値を推定する方法。

【請求項2】

上記第1段階は、
電流測定値を決定する段階と、
電圧測定値を決定する段階と、
SOCを予測する数学的モデルに上記電流測定値と上記電圧測定値を用いる段階と、
を含むことを特徴とする請求項1に記載のバッテリーの現在動作条件を示す値を推定
する方法。

【請求項3】

上記第3段階は、
測定値と予測されたSOC値との間に加重値を付与するカルマン利得係数を演算し、演
算された上記カルマン利得係数を用いて上記補正を行うことを特徴とする請求項1に記載

10

20

のバッテリーの現在動作条件を示す値を推定する方法。

【請求項 4】

上記第 4 段階は、

繰り返される次の時間における予測を獲得するため、以前時間における予測を用いる段階を含むことを特徴とする請求項 1 に記載のバッテリーの現在動作条件を示す値を推定する方法。

【請求項 5】

上記第 4 段階は、

カルマンフィルターによって行われることを特徴とする請求項 4 に記載のバッテリーの現在動作条件を示す値を推定する方法。

10

【請求項 6】

上記第 4 段階は、

拡張カルマンフィルターによって行われることを特徴とする請求項 4 に記載のバッテリーの現在動作条件を示す値を推定する方法。

【請求項 7】

上記第 1 段階は、

電流測定値を決定する段階と、

電圧測定値を決定する段階と、

温度を決定する段階と、

SOC を予測する数学的モデルに上記電流測定値、上記電圧測定値、及び上記温度を用いる段階と、

20

を含むことを特徴とする請求項 1 に記載のバッテリーの現在動作条件を示す値を推定する方法。

【請求項 8】

バッテリーの内的状態の一つである SOC の予測を行うように構成される第 1 コンポーネントと、

カルマンフィルターを用いて上記 SOC 予測の不確定性の予測を行うように構成される第 2 コンポーネントと、

上記予測された SOC と上記 SOC 予測の不確定性に対する値をセンサーから受信した測定値と比べて補正するように構成される第 3 コンポーネントと、

30

上記 SOC 予測と上記 SOC 予測の不確定性の予測を持続的に行うため、上記第 1 コンポーネントないし第 3 コンポーネントの動作の実行が循環して繰り返されるように制御する第 4 コンポーネントと、

を含むことを特徴とするバッテリーの現在動作条件を示す値を推定する装置。

【請求項 9】

上記第 1 コンポーネントは、

電流測定値を決定するように構成されるコンポーネントと、

電圧測定値を決定するように構成されるコンポーネントと、

SOC を予測する数学的モデルに上記電流測定値と上記電圧測定値を用いるように構成されるコンポーネントと、

40

を含むことを特徴とする請求項 8 に記載のバッテリーの現在動作条件を示す値を推定する装置。

【請求項 10】

上記第 3 コンポーネントは、

測定値と予測された SOC 値との間に加重値を付与するカルマン利得係数を演算し、演算された上記カルマン利得係数を用いて上記補正を行うコンポーネントを含むことを特徴とする請求項 8 に記載のバッテリーの現在動作条件を示す値を推定する装置。

【請求項 11】

上記第 1 コンポーネントは、

電流測定値を決定するように構成されるコンポーネントと、

50

電圧測定値を決定するように構成されるコンポーネントと、
温度を決定するように構成されるコンポーネントと、
SOCを予測する数学的モデルに上記電流測定値、上記電圧測定値、及び上記温度を用いるように構成されるコンポーネントと、
を含むことを特徴とする請求項8に記載のバッテリーの現在動作条件を示す値を推定する装置。

【請求項12】

バッテリーの内的パラメータの予測を行う第1段階と、
カルマンフィルターを用いて上記内的パラメータ予測の不確定性の予測を行う第2段階と、

予測された内的パラメータと上記内的パラメータ予測の不確定性に対する値をセンサーから受信した測定値と比べて補正する第3段階と、

上記内的パラメータ予測と上記内的パラメータ予測の不確定性の予測を持続的に行うため、上記第1段階ないし第3段階が循環して繰り返されるように制御する第4段階と、

を含み、

上記内的パラメータは、抵抗、容量、分極電圧時定数、分極電圧調和ファクター、ヒステリシス調和ファクター、ヒステリシス率定数及び効率ファクターのうち少なくとも一つ以上を含むことを特徴とする電気化学セルシステムの現在パラメータを推定する方法。

【請求項13】

上記第1段階は、

電流測定値を決定する段階と、

電圧測定値を決定する段階と、

内的パラメータを予測する数学的モデルに上記電流測定値と上記電圧測定値を用いる段階を含むことを特徴とする請求項12に記載の電気化学セルシステムの現在パラメータを推定する方法。

【請求項14】

上記第3段階は、

測定値と予測された内的パラメータ値との間に加重値を付与するカルマン利得係数を演算し、演算された上記カルマン利得係数を用いて上記補正を行うことを特徴とする請求項12に記載の電気化学セルシステムの現在パラメータを推定する方法。

【請求項15】

上記第4段階は、

繰り返される次の時間における予測を獲得するため、以前時間における予測を用いる段階を含むことを特徴とする請求項12に記載の電気化学セルシステムの現在パラメータを推定する方法。

【請求項16】

上記第4段階は、

カルマンフィルターまたは拡張カルマンフィルターによって行われることを特徴とする請求項15に記載の電気化学セルシステムの現在パラメータを推定する方法。

【請求項17】

上記第1段階は、

電流測定値を決定する段階と、

電圧測定値を決定する段階と、

温度を決定する段階と、

内的パラメータを予測する数学的モデルに上記電流測定値、上記電圧測定値、及び上記温度を用いる段階と、を含むことを特徴とする請求項12に記載の電気化学セルシステムの現在パラメータを推定する方法。

【請求項18】

バッテリーの内的パラメーターの予測を行うように構成される第１コンポーネントと、カルマンフィルタを用いて上記内的パラメーター予測の不確定性の予測を行うように構成される第２コンポーネントと、

予測された内的パラメーターと上記内的パラメーター予測の不確定性に対する値をセンサーから受信した測定値と比べて補正するように構成される第３コンポーネントと、

上記内的パラメーター予測と上記内的パラメーター予測の不確定性の予測を持続的に行うため、上記第１コンポーネントないし第３コンポーネントの動作の実行が循環して繰り返されるように制御する第４コンポーネントと、を含み、

上記内的パラメーターは、抵抗、容量、分極電圧時定数、分極電圧調和ファクター、ヒステリシス調和ファクター、ヒステリシス率定数及び効率ファクターのうち少なくとも一つ以上を含むことを特徴とする電気化学セルシステムの現在パラメーターを推定する装置。

10

【請求項１９】

上記第１コンポーネントは、

電流測定値を決定するように構成されるコンポーネントと、

電圧測定値を決定するように構成されるコンポーネントと、

内的パラメーターを予測する数学的モデルに上記電流測定値と上記電圧測定値を用いるように構成されるコンポーネントと、を含むことを特徴とする請求項１８に記載の電気化学セルシステムの現在パラメーターを推定する装置。

【請求項２０】

20

上記第３コンポーネントは、

測定値と予測された内的パラメーター値との間に加重値を付与するカルマン利得係数を演算し、演算された上記カルマン利得係数を用いて上記補正を行うコンポーネントを含むことを特徴とする請求項１８に記載の電気化学セルシステムの現在パラメーターを推定する装置。

【請求項２１】

上記第１コンポーネントは、

電流測定値を決定するように構成されるコンポーネントと、

電圧測定値を決定するように構成されるコンポーネントと、

温度を決定するように構成されるコンポーネントと、

30

内的パラメーターを予測する数学的モデルに上記電流測定値、上記電圧測定値、及び上記温度を用いるように構成されるコンポーネントと、を含むことを特徴とする請求項１８に記載の電気化学セルシステムの現在パラメーターを推定する装置。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【０００１】

本発明は、デジタルフィルタリング技法、特に、カルマンフィルタリング (Kalman filtering) と拡張カルマンフィルタリング (extended Kalman filtering) を用いたバッテリーパックシステムの状態とパラメーターの推定のための装置及び方法に関するものである。バッテリーパックにおけるバッテリー管理システムは、バッテリーパックの現在の動作条件を示す値を推定すべきである。上記現在の動作状態は、SOC (State Of Charge)、電力減退 (power-fade)、容量減退 (capacity-fade) 及び即刻に利用可能な電力などを含む。上記電力減退と上記容量減退は、主にSOH (State Of Health) の表現として扱われる。本発明は、バッテリーSOC及びSOHを含むパックの現在の動作条件を示す値を推定するための改善された方法と装置を提供する。

40

【背景技術】

【０００２】

バッテリーは電子・電気装置に広範囲に用いられる。各応用例においてバッテリーにどれくらいの充電が残っているかを測定することが有用であり、且つ必要である。このよう

50

な測定は、充電状態 (SOC) と称する。例えば、セルフォンの使用者が自分の電話機でどれくらい長く話せるかを知ることは有用である。なお、再充電装置は過充電を防止するためにバッテリー内にどれくらいの充電が存在するのかわかる必要がある。種々のバッテリーは過充電 (overcharging) のみならず過少充電 (undercharging) にも敏感である。過充電と過少充電はバッテリーの効率性を低下させ得、しかも損傷させ得る。

【0003】

現在、バッテリーの残っている充電を測定する多くの技術が存在する。このような SOC 決定技術それぞれは欠点を有している。アンペアアワーカウンティング (Ampere-hour counting) のような技術は測定誤差に敏感であり、Coupe de fouet 10 のようなものは一つのバッテリータイプでのみ動作する。インピーダンス分光法 (Impedance Spectroscopy) のような他の技術は急変する温度のようなバッテリーの条件に依然として制限される。また、多くの技術は SOC の推定に不確定性の範囲 (uncertainty range) を提供していない。HEV 及び EV のような応用例において SOC 測定に関わる上記不確定性の範囲は非常に重要である。もし、不確定性の範囲が知られずにバッテリーが誤って過少充電されれば、運送手段は道の上で電力を失う恐れがあり危険をもたらす。不確定性の範囲が分かればこのようなことを防止することができる。例えば、バッテリー SOC が最小充電の臨界値の 10% 以内に存在すると決定され、不確定性の範囲が 15% と知られていれば、システムはバッテリーを充電すべきであることが分かる。なぜなら、不確定性の範囲が上記臨界値の間隔より 20 大きいからである。

【0004】

現存する技術

現存する技術とそれらの短所に対する概略を説明する。放電テストと呼ばれる一つの方法はテストングの正確な一つの形態である。これは制御される条件下における SOC を決定するためにバッテリーを完全に放電することを要する。しかし、完全放電に対する必要条件はこのテストを実生活の応用に対して非実用的にする。これはあまりにも多くの時間が所要され、テストが行われる間システム機能を中断させる。

【0005】

他の SOC 決定技術は、アンペア - アワー - カウンティングと呼ばれる。これは簡単に実行できるため SOC の決定に対する最も一般的な技術である。これは、バッテリーの電流を測定し、SOC を決定するために上記測定値を用いる。アンペア - アワー - カウンティングは、以下の数式を用いる。

【数1】

$$SOC = SOC_0 + \frac{1}{C_N} \int_0^t (I_{batt} - I_{loss}) dt \quad (1)$$

【0006】

上記 (1) 式において、 C_N は、バッテリーの評価された容量である。 I_{batt} は、バッテリーの電流であり、 I_{loss} は損失反応 (loss reactions) によって消費された電流である。上記数式 (方程式) はスタート地点である初期値 SOC_0 に基づいて SOC を決定する。アンペア - アワー - カウンティングは、本質的に紛らわしい「開ループ (open loop)」方式である。測定誤差は蓄積され時間が経つにつれて SOC 決定の正確性を低下させる。電流測定を改善する方法があるがかなりの費用がかかる。

【0007】

電解質の測定は、さらに他の一般的な技術である。例えば、鉛蓄バッテリー (lead-acid batteries) において電解質は充電と放電の間反応に関与する。そのため、酸密度における変化と SOC との間に線形関係が存在する。そのため、電解質密度を測定すれば SOC 推定値を算出することができる。上記密度は、イオン濃度、電導率 50

、屈折率、粘度などによって直接または間接的に測定される。さらに、これはバッテリーにおける酸層化 (acid stratification)、水分喪失、センサーの長期間の不安定性に影響を受けやすい。

【0008】

開回路電圧測定がバッテリーのSOCテストに行われることができる。開回路電圧とSOC間の関係が非線形的であるにもかかわらず、実験室テストを通じて決定することができる。一旦関係が決まれば、SOCは開回路電圧を測定することで決定することができる。しかし、測定と推定はバッテリーが長い間の非活動の後にのみ成すことができる安定状態 (steady state) にある場合にのみ正確である。これは、上記開回路の電圧技術を動的実時間 (dynamic real time) の応用に非実用的になるよう

10

【0009】

インピーダンス分光法は、SOCの決定に用いられる他の技術である。インピーダンス分光法は、バッテリーの多様な特性の決定において広くて多様な応用例を有している。インピーダンス分光法はインピーダンス分光法の測定から誘導されるバッテリーモデルパラメーターとSOC間の関係を活用する。しかし、この技術の短所はインピーダンス曲線が温度効果により強く影響を受けるということである。そのため、この応用例は温度が安定的な環境下における応用例に制限される。

【0010】

内的抵抗は、インピーダンス分光法に関連する技術である。内的抵抗は、同一の時間隔の電流変化により除される電圧降下によって計算される。10msより長い全ての時間間隔はさらに複雑な抵抗測定をもたらすため、上記選択された時間間隔は重要である。内的抵抗の測定は、測定正確性に非常に敏感である。このような必要条件是、ハイブリッド電気輸送手段 (Hybrid Electric Vehicle: HEV) と電気輸送手段 (Electric Vehicles: EV) の応用例においては特に達成しにくい。

20

【0011】

ある技術は測定より直接SOCを推定するために非線形モデリングを用いる。一つの例が人工的な神経網ネットワーク (neural networks) である。人工的な神経網ネットワークはあらゆるシステムでも動作して入力と出力間の関係を予測する。上記ネットワークは、その推定を改善するように反復的に訓練されるべきである。データの正確性はネットワークに対する訓練プログラムに基づくため、人工的な神経網ネットワークによって与えられるSOC予測に関わる誤差を決定することは難しい。

30

【0012】

解釈技術 (interpretive techniques) と呼ばれるSOC推定技術の他のグループがある。解釈技術は直接的にSOCを与えない代わりに、それらはSOCを決定するために電氣的放電及び充電特性を用いる。その自体で、SOCは計算された値から推論されるべきである。このような技術の一つが「鞭打ち (Coup de fouet)」と呼ばれる。「鞭打ち」は、鉛蓄バッテリーの完全充電に相次ぐ放電の開始地点で発生する短い電圧降下領域を示す。この「鞭打ち」領域で発生する電圧パラメーター間の特別な相関関係を用いてSOCを推論することができる。上記「鞭打ち」に対する一つの限界は鉛蓄バッテリーでのみ動作するということである。さらに、これはバッテリー作動中に完全充電が頻繁になされる場合にのみ効果的である。

40

【0013】

カルマンフィルター (The Kalman Filter)

SOC決定技術の一つは、数学的にバッテリーの動作をモデリングし上記モデルに基づいたSOCを予測することと関連する。その一つのモデルがカルマンフィルターである。それは、統計、確率及びシステムモデリングにおける数学的基礎を有している。カルマンフィルターの主な目的は、システムの出力値のみを用いて動的システムの内的状態を再帰的に予測することである。システムの内的状態は知られずにまた直接的に測定できないの

50

で多くの例でこれはかなり有用である。その自体で、カルマンフィルタはバッテリーの全てのタイプで動作でき、言及された多くの技術の制限に対処する。

【0014】

カルマンフィルタは他の多くの類似な数学的システムモデルに比べて幾つかの長所を有するので航空学とコンピューターグラフィックのような分野に広く用いられている。特に、カルマンフィルタは連続的な段階で推定をアップデートするとき、測定の不確実性と推定の不確実性を両方とも考慮する。カルマンフィルタはセンサーから受信した新しい測定値に基づいて二つの不確実性を補正する。これは二つの理由で非常に重要である。第一、センサーはたびたびその測定に関わる不確実性またはノイズ成分を有する。補正されなければ時間が経つにつれて上記測定の不確実性は蓄積され得る。第二、如何なるモデルシステムであっても推定そのものは本来不確実性を有する。何故ならば、システムの内的動的状態 (internal dynamic) は時間が経つにつれて変化し得るためである。システムは内的に変化してモデルにあまりに合わないように行動することがあるため、一つの時間段階 (one time step) の推定は次 (next) より正確でないことがある。カルマンフィルタの補正メカニズム (correction mechanism) は、各時間段階におけるこのような不確実性を最小化して時間の経過による正確性の低下を防止することができる。

10

【0015】

図1は、カルマンフィルタの基本的な動作を示している。カルマンフィルタには二つの主要なコンポーネント (component) があるが、予測コンポーネント (predict component) 101と補正コンポーネント (correct component) 102である。まず、一連の初期パラメーターが予測コンポーネント101に入力される。予測コンポーネント101は、一連の入力パラメーターを用いて特定の時点でシステムの内的状態を予測する。内的状態を予測するとともに、予測の不確実性も提供する。そして、図1に示したように、予測コンポーネント101の二つの出力は予測された内的状態ベクター (内的状態を含む) とその不確実性である。

20

【0016】

補正コンポーネント102の役割は予測コンポーネント101から受信した上記予測された内的状態と不確実性を補正することである。上記補正は上記予測された内的状態と予測された不確実性をセンサーから受信した新しい測定値と比べることとされる。結果は補正された内的状態と補正された不確実性であり、その後、両方とも再び次の反復 (next iteration) のために予測コンポーネント101にパラメーターとしてフィードバックされる。次の反復で、上記サイクルが再び繰り返される。

30

【0017】

カルマンフィルタの数学的基礎

図1Aと図1Bは、カルマンフィルタの予測及び補正コンポーネントの両方で用いられる数式を示す。用いられた数式の根源を理解するために次の形態のn次階差方程式 (n-th order difference equation) によって表現される動的プロセスを考慮する。

【数2】

40

$$y_{k+1} = a_{0,k} y_k + \dots + a_{n-1,k} y_{k-n+1} + u_k, \quad k \geq 0, \quad (2)$$

【0018】

上記(2)式において、 u_k は、ゼロミーンホワイトランダムプロセスノイズ (zero-mean white random process noise) である。幾つかの基礎条件下で、上記階差方程式は次のように再表現することができる。

【数 3】

$$\vec{x}_{k+1} = \begin{bmatrix} y_{k+1} \\ y_k \\ y_{k-1} \\ \vdots \\ y_{k-n+2} \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} a_{0,k} & a_{1,k} & \cdots & a_{n-2,k} & a_{n-1,k} \\ 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix}}_A \underbrace{\begin{bmatrix} y_k \\ y_{k-1} \\ y_{k-2} \\ \vdots \\ y_{k-n+1} \end{bmatrix}}_{\vec{x}_k} + \underbrace{\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}}_B u_k \quad (3)$$

【0 0 1 9】

10

上記 (3) 式において、

【数 4】

$$\vec{x}_{K+1}$$

は、以前状態 (previous state) の

【数 5】

$$\vec{x}_K$$

20

と入力 u_k の線形的組み合わせによってモデルされた新しい状態 (new state) を示す。マトリックス A と B の表記法に注目すると、これは状態空間 (state-space) モデルを誘導する。

【数 6】

$$\vec{x}_{k+1} = A_k \vec{x}_k + B_k u_k \quad (4)$$

【数 7】

$$\vec{y}_i = [1 \ 0 \ \dots \ 0] \vec{x}_i \quad (5)$$

30

【0 0 2 0】

または、さらに一般的な形態として、

【数 8】

$$\vec{x}_{k+1} = A_k \vec{x}_k + B_k u_k \quad (6)$$

【数 9】

$$\vec{y}_k = C_k \vec{x}_k + D_k u_k \quad (7)$$

40

【0 0 2 1】

上記数式は、多くの線形推定モデルの基礎になる。(3) 式ないし (5) 式は単一 (single) 入力と単一出力を有するシステムを示している反面、B が多重列 (columns) を有し、C が多重行 (rows) を有すれば、(6) 式、(7) 式及び次の数式は多重 (multiple) 入力と多重出力を許容する。

【0 0 2 2】

(6) 式と (7) 式に基づいて、上記カルマンフィルタは以下の数式によって運用される。

$$x_k = A x_{k-1} + B u_{k-1} + w_{k-1} \quad (8)$$

50

$$y_k = Cx_k + Du_k + v_k \quad (9)$$

【0023】

Dが時々0に仮定されるにもかかわらず(9)式がさらに一般的な形態である。(8)式におけるマトリックスAとBはそれぞれ(6)式においてマトリックス A_k 、 B_k と関連する。(9)式におけるマトリックスCとDは(7)式において C_k 、 D_k と関連する。(8)式は動的システムプロセス(dynamic system process)の推定を運用するためプロセス関数と呼ばれる。(8)式と(9)式において追加されたランダム変数 w_k と v_k はそれぞれプロセスノイズと測定ノイズを示す。推定に対するそれらの寄与は図1Aと1Bにおいてそれらの共分散マトリックス(covariance matrices) Σ_w および Σ_v によって表現される。

10

【0024】

また、図1A(予測コンポーネント101における数式を示す)を参照すれば、(151)式は(8)式に基づき、(152)式は(9)式の一部に基づく。(151)式は(8)式の形態に非常に似ているが、(152)式に示された形態に(9)式を変換するために必要な段階はここに示されていない。(151)式は現在時間段階(current time step)からパラメーターを用いて

【数10】

$$\hat{x}_{k+1}(-)$$

で表現されたベクターである、次の時間段階(next time step)におけるシステムの内的状態を予測する。負数表示はベクターが上記予測コンポーネントの結果であることを示す。正数表示はベクターが上記補正コンポーネントの結果であることを示す。(151)式において、現在時間段階で補正コンポーネントの結果は次の時間段階の結果を予測するために用いられる。(152)式は、不確定性を予測するのに用いられ、これはまた誤差共分散(error covariance)として参照される。(152)式において、マトリックス Σ_w はプロセスノイズ共分散マトリックス(process noise covariance matrix)である。

20

【0025】

図1Bは、補正コンポーネント102内における数式を示す。このような三つの数式は連続的に行われる。第一、(161)式は、カルマン利得係数(Kalman gain factor)を決定する。上記カルマン利得係数は(162)式と(163)式における補正を訂正するのに用いられる。(161)式において、マトリックスCは(9)式から由来し、これは状態と測定値 y_k を関連させる。(162)式において、カルマン利得係数は、実際の測定値 y_k と予測された測定値

30

【数11】

$$C\hat{x}_k(-)$$

間に加重値を付与するために用いられる。(161)式に示したように、マトリックス Σ_v 、実際の測定ノイズ共分散(actual measurement noise covariance)はカルマン利得係数 L_k と逆比例になる。 Σ_v の減るほど L_k は増加し、実際の測定値 y_k にさらに大きい加重値を提供する。しかし、予測された不確定性であるマトリックス

40

【数12】

$$\sum_{e,k}(+)$$

が減少したら L_k は減少し、予測された測定値

【数13】

$$C\hat{x}_k(-)$$

50

にさらに大きい加重値を提供する。そのため、カルマン利得係数はさらに小さい不確定性を有する測定形態に依存する実際の測定値または予測された測定値を選好する。

【 0 0 2 6 】

加重値を付与するこの方法を用いて、(1 6 2) 式は予測された内的状態ベクター

【数 1 4 】

$$\hat{x}_K(-)$$

(予測コンポーネント 1 0 1 から)、新しい測定値 y_k 及び予測された測定値

【数 1 5 】

$$C\hat{x}_k(-)$$

10

に基づいて、補正された内的状態ベクター

【数 1 6 】

$$\hat{x}_K(+)$$

を演算する。結局、補正コンポーネント 1 0 2 の最後の数式において (1 6 3) 式は、上記予測された不確定性または状態 - 誤差共分散 (state - error covariance) を補正する。 (1 6 3) 式において、マトリックス I は、単位行列を意味する。 (1 6 2) 式及び (1 6 3) 式の出力は次の反復のために予測コンポーネント 1 0 1 に入力される。さらに具体的に、 (1 6 2) 式において上記計算された値

20

【数 1 7 】

$$\hat{x}_K(+)$$

は次の反復のために (1 5 1) 式に交替され、 (1 6 3) 式において上記計算された値

【数 1 8 】

$$\sum_{e,k}(+)$$

は次の反復のために (1 5 2) 式に交替される。それでカルマンフィルタは内的状態とこれと関連した不確定性を反復的に予測し補正する。実際に、 A 、 B 、 C 、 D 、 $\Sigma\omega$ 及び Σv は、各時間段階で変更されることができるということに注目すべきである。

30

【 0 0 2 7 】

拡張カルマンフィルタ (Extended Kalman Filter)

カルマンフィルタはそのモデルにおいて線形関数を用いる反面、拡張カルマンフィルタは非線形関数でシステムをモデリングするために発展された。このような区別はさておき、拡張カルマンフィルタの数学的基礎または作動はカルマンフィルタと本質的に同一である。上記拡張カルマンフィルタは推定を獲得するために関数を線形化するテイラー級数 (Taylor series) と類似の近似値モデルを用いる。上記線形化は現在非線形プロセスとの偏導関数 (partial derivatives)、測定関数、予測コンポーネントにおける二つの数式に対する基礎を取ることで達成される。

40

【 0 0 2 8 】

上記拡張カルマンフィルタは以下の数式によって運用される。

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k, w_k) \quad (10)$$

及び

$$y_{k+1} = h(x_k, u_k, v_k) \quad (11)$$

【 0 0 2 9 】

上記数式において変数 w_k 及び v_k は各々のプロセスノイズと測定ノイズを意味する。 (1 0) 式で非線形関数 f は現在段階 k における状態ベクター x_k を次の時間段階 $k+1$ における内的状態ベクター x_{k+1} と関連させる。関数 f は、パラメータとしてドライビング関数 u_k とプロセスノイズ w_k をさらに含む。 (1 1) 式で上記非線形関数 h は、

50

内的状態ベクトル x_k と入力 u_k を測定値 y_k と関連させる。

【 0 0 3 0 】

図 2 A 及び図 2 B は、拡張カルマンフィルターの数式を示す。作動シーケンスはカルマンフィルターと同様である。ここでも二つのコンポーネント、すなわち予測コンポーネント 2 0 1 と補正コンポーネント 2 0 2 がある。数式は多少異なる。具体的に、マトリックス A 及び C はそれぞれ時間段階ごとに変化するという意味で時間段階添え字 (s u b - s c r i p t) k を現在有している。この変化は関数が現在非線形的であるため必要である。これ以上マトリックスがカルマンフィルターの場合のように定数であると仮定することはできない。これらを近似化するためにヤコビ行列 (j a c o b i a n m a t r i c e s) が各時間段階で関数 f と h の偏導関数を取ることで演算される。ヤコビ行列は以下にリストされる。

10

【 0 0 3 1 】

A は、 x に対する f の偏導関数を取ることで演算されたヤコビ行列である。すなわち、
【数 1 9】

$$A_{[i,j]_k} = \left. \frac{\partial f_{[i]}}{\partial x_{[j]}} \right|_{x_k = \hat{x}_k}$$

【 0 0 3 2 】

20

C は、 x に対する h の偏導関数を取ることで演算されたヤコビ行列である。すなわち、
【数 2 0】

$$C_{[i,j]_k} = \left. \frac{\partial h_{[i]}}{\partial x_{[j]}} \right|_{x_k = \hat{x}_k}$$

【 0 0 3 3 】

関数の偏導関数を取るこのような追加的な段階はさておき、拡張カルマンフィルターの作動は本質的にカルマンフィルターと同様である。

30

【 0 0 3 4 】

バッテリーで SOC を決定するためのカルマンフィルターの利用

バッテリー出力を測定さえすれば良いため、カルマンフィルターは H E V と E V のような動的応用例を含むバッテリーシステムの全ての形態で作用できるという点で長所を有する。バッテリーの SOC を決定するためにカルマンフィルターを用いる現存する応用例がある。しかし、それらの中で如何なる例もモデルの内的状態として SOC を用いない。そのため、SOC 推定と関連した不確定性を決定することができない。上記欠点は不確定範囲が運送手段の電力損失またはバッテリーの過少充電を防止するために必要な H E V 及び E V において特に重要である。また、現存する方法のうち如何なる方法もバッテリー SOC を非線形的にモデリングするために拡張カルマンフィルターを用いない。

40

【 0 0 3 5 】

カルマンフィルターは単に一般的なモデルとして扱われるという点を注目することが重要である。カルマンフィルターの各応用例は、依然として SOC を推定するためにバッテリーの駆動を正確に示すことができる、良い特定のバッテリーモデルと初期パラメーターを用いる必要がある。例えば、カルマンフィルターを用いて内的状態として SOC を測定するために上記フィルターは一つの時間段階から次の段階への SOC 転移 (t r a n s i t i o n) 方法を示す特定の数式を有している必要がある。そのような数式の決定は重要なことである。

【 0 0 3 6 】

バッテリーで SOH を決定するためのカルマンフィルターの使用

50

さらに、再充電可能なバッテリーパックの技術分野で直接的に測定することはできないが、現在バッテリーパックの条件を示す量的要素 (quantities) を推定できることがある応用例において望ましい。このような量的要素の中で数分内に全体範囲を横切る (traverse) パックの充電状態 (pack state of charge) のような、ある要素は急激に変化し得、10年またはそれ以上の通常の使用で20%くらいの小さい範囲で変化し得るセル容量のような他のものなどは非常に徐々に変化する。急速に変化する傾向がある量的要素はシステムの「状態」を構成し、遅く変化する傾向がある量的要素はシステムの時変 (time varying) パラメーターを構成する。

【0037】

バッテリーシステム分野、例えば、ハイブリッド電気輸送手段 (HEV)、バッテリー電気輸送手段 (Battery Electric Vehicles: BEV)、ラップトップ (laptop) コンピューターのバッテリー、移動可能な装備バッテリーパックなどのようにバッテリーの寿命に悪影響を及ぼさずにできるだけ活発に長い時間作動する必要があるものなどにおいては、特に、緩変するパラメーター (例えば、全体容量) に対する情報がパックの健康状態 (pack health) を決定し、SOC演算を含んだ他の演算に役立つ。

10

【0038】

セルのSOH (State Of Health) を推定するための現存する種々の方法があるが、これらは二つの量的要素 (電力減退及び容量減退 (両方とも緩変)) を推定することと関わる。電力減退は現在と初期パックの電気抵抗が分かっているれば計算でき、容量減退は、例えば、他の方法が用いられるものの、現在と初期パックの全体容量が分かっているれば計算できる。

20

【0039】

電力と容量減退は普通健康状態の表現で示すことができる。ある与えられた時間におけるパックから利用可能な最大電力のような変数の値を用いて他の情報を類推することができる。追加的なパラメーターも特定の応用に必要な場合があり、個別的なアルゴリズムは各々のものを知るために典型的に要求されるだろう。

【0040】

従来技術はSOHの推定に対する次の他の接近方法、すなわち、放電テスト、化学依存的方法 (chemistry-dependent methods)、オームテスト (ohmic tests)、そして部分放電を用いる。放電テストは、セルの全体容量を決定するために完全に充電されたセルを完全に放電させる。このテストはシステム機能を中断させ、セルエネルギーを浪費させる。化学依存的方法は、プレートの腐食、電解質密度のレベルを測定することを含む。「鞭打ち」は、鉛蓄電池に用いられる。オームテストは、抵抗、コンダクタンス、インピーダンステストを含むが、ファジーロジック (fuzzy-logic) アルゴリズム及び/または神経網と場合によって連携される。このような方法は侵襲性の測定を要する。部分的放電と他の方法は実験対象セルを良質のセルまたは良質セルのモデルと比較する。

30

【0041】

セルの抵抗と容量のようなセルのパラメーターを絶えずに推定する方法が必要とされている。さらに、システム機能を中断させず、エネルギーを浪費させないテスト、一般的な適用 (例えば、セル電気化学の他のタイプ、他の応用例) が可能な方法、侵襲的な測定とよほど過酷な接近が要求されない方法が必要とされている。バッテリーパックにおける並列及び/または直列セルの他の構成に動作する方法が必要とされている。

40

【発明の概要】

【0042】

本発明は、バッテリー電力応用例に対するバッテリーの充電状態 (SOC) 及び健康状態 (SOH) を含むパックの現在の動作条件を示す値の推定に関するものである。バッテリーは、一次タイプまたは二次 (再充電可能な) タイプであり得る。さらに、本発明は、如何なるバッテリー化学分野にも適用できる。それは、高い誤差不確定性、制限された応

50

用範囲（例えば、一つのみのバッテリータイプ）及び温度変化に対する敏感性のような現存する具現例に関連した問題に対処する。

【 0 0 4 3 】

本発明の実施例は、内的システム状態としてSOCを有するバッテリーモデルとしてカルマンフィルター、線形アルゴリズムを用いる。本発明の実施例は、内的システム状態としてSOCを有するバッテリーモデルとして拡張カルマンフィルター、非線形アルゴリズムを用いる。内的状態としてSOCを有することは本発明がSOC推定と関連した不確定性を提供することにする。本発明の実施例は、SOC推定におけるパラメーターとしてバッテリー温度を取らない。本発明の他の実施例は、SOC推定を調整するためのパラメーターとしてバッテリー温度を用いる。変化する温度によって影響を受けることからSOC推定の正確性を維持することは重要である。

10

【 0 0 4 4 】

一実施例は、以前、具現が難しかったハイブリッド電気輸送手段と電気輸送手段に用いられる極めて動的なバッテリー（*highly dynamic batteries*）に、バッテリーが動作する間相違なるモデリングパラメーターが適応するように許容する選択事項を有する。

【 0 0 4 5 】

さらに、本発明は、電気化学セル（*electrochemical cell*）のパラメーター、さらに具体的に、例えば、セルのパラメーター値を推定する装置及び方法に関する。

20

【 0 0 4 6 】

本発明のさらに他の側面による電気化学セルの現在パラメーターを推定する方法は、セルの内的パラメーターの予測を行う段階と、内的パラメーターの予測の不確定性の予測を行う段階と、上記内的パラメーターの予測と上記不確定性の予測を補正する段階と、上記内的パラメーターの予測、上記不確定性の予測及び上記補正を繰り返すアルゴリズムを適用して、パラメーターに対して行う推定とパラメーターの予測に対する不確定性を算出する段階と、を含む。

【 0 0 4 7 】

本発明のさらに他の側面による電気化学セルの現在パラメーターを推定するように構成される装置は、セルの内的パラメーターの予測を行うように構成されるコンポーネントと、上記内的パラメーターの予測の不確定性の予測を行うように構成されるコンポーネントと、上記内的パラメーターの予測と上記不確定性の予測を補正するように構成されるコンポーネントと、内的パラメーターの予測を行うように構成されるコンポーネント、不確定性の予測を行うように構成されるコンポーネント及び補正するように構成されるコンポーネントによって行われた段階を繰り返して、パラメーターに対して行う推定とパラメーターの予測に対する不確定性を算出するように構成されるコンポーネントと、を含む。

30

【 0 0 4 8 】

さらに、ここで一実施例として開示される電気化学セルの現在パラメーターを推定するためのシステムは、セルの内的パラメーターを予測するための手段と、内的パラメーターの予測の不確定性の予測を行うための手段と、上記内的パラメーターの予測と不確定性の予測を補正するための手段と、上記内的パラメーターの予測を行うこと、上記不確定性の予測を行うこと及び上記補正することを繰り返すアルゴリズムを適用して、上記パラメーターに対して行う予測と上記パラメーターの予測に対する不確定性を算出するための手段と、を含む。

40

【 0 0 4 9 】

さらに、電気化学セルの現在パラメーターを推定するための上記方法をコンピューターが行うようにするための命令語を含む機械が認識可能なコンピュータープログラムコードでコード化された貯蔵媒体が他の実施例として開示される。

【 0 0 5 0 】

さらに、コンピューターが認識可能な媒体として具現されるコンピューターデータ信号

50

に対する他の実施例が開示される。上記コンピューターデータ信号は、電気化学セルの現在パラメーターを推定する上記方法をコンピューターが行うように構成されたコードを含む。

【 0 0 5 1 】

本発明の多様な特徴・形態及び利点は発明の詳細な説明と添付された請求範囲及び図面を通じてさらに明確に理解されるであろう。なお、図面において同一の符号は同一の構成要素を意味する。

【発明の実施のための最良の形態】

【 0 0 5 2 】

バッテリーの充電状態 (SOC) の推定の具現

本発明の実施例は、全てのバッテリー電力応用例に対するバッテリー SOC 推定子の具現に関するものである。

【 0 0 5 3 】

本発明は、一次 (primary) タイプまたは二次 (再充電可能な) タイプのバッテリーに適用することができ、本発明は如何なるバッテリー化学分野にも適用可能である。本発明の実施例は以前具現が難しかったハイブリッド電気輸送手段と電気輸送手段に用いられる動的バッテリーに作用する。それは SOC 推定と SOC 推定の不確定性をともに提供する長所を有する。それは高い誤差不確定性、制限された応用範囲及び温度変化に対する敏感性のような現存する具現例に関連した問題に対処する。

【 0 0 5 4 】

温度 - 独立的モデル (Temperature - Independent Model)

図 3 A は、本発明の一実施例による SOC 推定子のコンポーネントを示す。バッテリー 301 は、ロード回路 305 に連結される。例えば、ロード回路 305 は、電気輸送手段やハイブリッド輸送手段のモーターであり得る。バッテリー端子電圧の測定は電圧計 (voltage meter) 302 でなされる。バッテリー電流の測定は電流計 (ammeter) 303 でなされる。電圧及び電流測定値は SOC を推定する演算回路 304 で処理される。バッテリーの内在的な化学成分から測定するにあたって如何なる手段も必要ではないと理解すべきである。

【 0 0 5 5 】

また、全ての測定は非侵襲的であることに注目すべきである。すなわち、ロード回路 305 の正常な動作に邪魔になり得る如何なる信号もシステムに導入されない。

【 0 0 5 6 】

演算回路 304 は、モデル状態としてバッテリー SOC を含むバッテリーの数学的モデルを用いる。本発明の一実施例において、離散時間モデル (discrete-time model) が用いられ、他の実施例においては、連続時間モデル (continuous-time model) が用いられる。

【 0 0 5 7 】

一実施例において、モデル数式は下記のようなものである。

$$x_{k+1} = f(x_k, i_k, w_k) \quad (12)$$

及び

$$y_{k+1} = h(x_k, i_k, v_k) \quad (13)$$

【 0 0 5 8 】

上記数式において、 x_k は、時間指標 k (x_k は、スカラー量またはベクターであり得る) におけるモデル状態である。 i_k は、時間指標 k におけるバッテリー電流であり、 w_k は、時間指標 k における攪乱の入力である。関数 $f(x_k, i_k, w_k)$ は、時間指標 k におけるモデル状態と時間指標 $k+1$ におけるモデル状態とを関連付け、線形または非線形関数であり得る。本発明の実施例は、モデル状態ベクター x_k の要素としてバッテリー SOC を有する。

【 0 0 5 9 】

(13)式において、変数 v_k は、時間指標 k における測定ノイズであり、 y_k は、時間指標 k におけるバッテリー端子電圧モデルの予測である。関数 $h(x_k, i_k, w_k)$ は、モデルの状態、電流及び測定ノイズを時間指標 k における予測された端子電圧と関連付ける。この関数は線形的または非線形的であり得る。時間指標間に経過する期間は本発明の測定が時々省略されることもあるが固定的であり得る。

【0060】

温度 - 従属的モデル (Temperature - Dependent Model)

図3Bは、本発明の他の実施例によるSOC推定子のコンポーネントを示す。バッテリー351は、ロード回路355に連結されている。例えば、ロード回路355は、電気輸送手段やハイブリッド輸送手段のモーターであり得る。バッテリー端子電圧の測定は、電圧計352でなされる。バッテリー電流の測定は電流計353でなされる。バッテリー温度は、温度センサー356によって測定される。電圧、電流、温度の測定値はSOCを推定する演算回路354により処理される。

【0061】

演算回路354は、モデル状態としてバッテリーSOCを含むバッテリーの温度従属的数学モデルを用いる。本発明の一実施例において、離散時間モデルが用いられる。他の実施例においては、連続時間モデルが用いられる。一実施例において、モデル数式は下記のようなものである。

$$x_{k+1} = f(x_k, i_k, T_k, w_k) \quad (14)$$

及び

$$y_{k+1} = f(x_k, i_k, T_k, v_k) \quad (15)$$

【0062】

上記数式において、 x_k は、時間指標 k (x_k は、スカラー量またはベクターであり得る)におけるモデル状態である。 T_k は、時間指標 k でバッテリーパック内の一つ以上の地点で測定されたバッテリー温度であり、 w_k は、時間指標 k における攪乱の入力である。従属的パラメーターとして、バッテリー温度の利用は変化する温度によって影響を受けることからSOC推定の正確性を保つのに重要である。関数 $f(x_k, i_k, T_k, w_k)$ は、時間指標 k におけるモデル状態と時間指標 $k+1$ におけるモデル状態とを関連付け、線形または非線形関数であり得る。本発明の実施例は、モデル状態ベクター x_k の要素としてバッテリーSOCを有する。

【0063】

(15)式において、変数 v_k は、時間指標 k における測定ノイズであり、 y_k は、時間指標 k におけるバッテリー端子電圧モデルの予測である。関数 $h(x_k, i_k, T_k, w_k)$ は、モデルの状態、電流及び測定ノイズを時間指標 k における予測された端子電圧と関連付ける。この関数は線形的または非線形的であり得る。時間指標間に経過する期間は上記発明の測定が時々省略されることもあるが固定的であるとされる。

【0064】

上記モデルのカルマンフィルタ及び拡張カルマンフィルタへの適用

本発明の一実施例において、(12)式と(13)式の上記温度 - 独立的バッテリーの数学モデルは、システムが動作するとき、バッテリーSOCを推定するカルマンフィルタに対する基礎として用いられる。この実施例において、関数 f と h は線形的である。本発明の他の実施例に(14)式と(15)式の上記温度 - 従属的バッテリーの数学モデルはシステムが動作するとき、バッテリーSOCを推定するカルマンフィルタに対する基礎として用いられる。この実施例において、関数 f と h はともに線形的である。

【0065】

本発明の他の一実施例において、(12)式と(13)式の上記温度 - 独立的数学モデルは拡張カルマンフィルタに対する基礎として用いられる。関数 f と h はこの実施例において非線形的である。本発明の他の実施例において、(14)式と(15)式の上記温度 - 従属的数学モデルは拡張カルマンフィルタに対する基礎として用いられる。この実施例において、関数 f と h はともに非線形的である。本技術の当業者ならあるルーエンバ

ーガ観測器 (l u e n b e r g e r - l i k e o b s e r v e r) のようなものだけでなく、カルマンフィルターの他の変形例も用いることができると認識するだろう。

【 0 0 6 6 】

拡張カルマンフィルターの動作

図 4 A 及び図 4 B は、拡張カルマンフィルターに対する一実施例を示す。この実施例において、温度 - 独立モデルからの (1 2) 式と (1 3) 式は拡張カルマンフィルターの基礎として用いられる。両図面内で両予測コンポーネントと補正コンポーネント内の数式は、図 2 に示したように、拡張カルマンフィルターの一般的な形態を有する。しかし、この実施例において変数の名称に多少の変化がある。この差は、バッテリーの S O C 測定に用いられた変数と (1 2) 式と (1 3) 式の利用を反映する。

10

【数 2 1】

$$\hat{x}_K(-)$$

は、バッテリーの内的状態を示す予測されたベクターを現在示している反面、

【数 2 2】

$$\sum_{e,k}(-)$$

は、上記予測された状態 - 誤差共分散 (不確定性) を現在示している。関数 f と h は、(1 2) 式と (1 3) 式で示されたものと同様である。補正コンポーネント 4 0 2 の (4 6 2) 式における実際の測定項目は現在 m_k として表現されると理解すべきである。

20

【 0 0 6 7 】

図 5 A と図 5 B は、拡張カルマンフィルターに対する他の実施例を示している。この実施例において、温度 - 従属的モデルからの (1 4) 式と (1 5) 式が拡張カルマンフィルターの基礎として用いられる。全ての数式は、図 4 A と図 4 B におけるそれと、(5 5 1) 式と (5 6 2) 式が追加的な温度項目 T_k を現在有している点を除いては同一である。したがって、この実施例において拡張カルマンフィルターの反復遂行ごとにバッテリーの温度は推定を決定するために用いられる。バッテリー容量は時々温度によって影響を受けるので、この追加項目は数式がさらに正確にバッテリーをモデリングするようにする。

【 0 0 6 8 】

30

図 6 は、温度 - 独立モデルを用いる本発明の一実施例による拡張カルマンフィルターの動作を示す。ブロック 6 0 0 において、アルゴリズムは

【数 2 3】

$$\hat{x}_K(-) \text{ と } \sum_{e,k}(-)$$

の以前推定値 (p r i o r e s t i m a t e s) に初期化される。

【数 2 4】

$$\hat{x}_K(-)$$

40

は、(1 2) 式の関数 f から由来する反面、

【数 2 5】

$$\sum_{e,k}(-)$$

は、(1 3) 式の関数 h から由来する。ブロック 6 0 0 の完了後、

【数 2 6】

$$\hat{x}_K(-) \text{ と } \sum_{e,k}(-)$$

50

の推定値をもって上記アルゴリズムは拡張カルマンフィルターの補正コンポーネントを開始する。

【数 2 7】

$$\hat{x}_K(-) \text{ と } \sum_{e,k}(-)$$

の推定値は補正コンポーネントによって要求された予測コンポーネントからの出力の役割を果たす。ブロック 6 0 1 において、 x に対する数式 h の偏導関数が演算され、マトリックス C を算出する。ブロック 6 0 2 においては、カルマンゲイン (Kalman gain) L_k がマトリックス C 、

10

【数 2 8】

$$\hat{x}_K(-) \text{ と } \sum_{e,k}(-)$$

を用いて演算される。これは、図 4 B における補正コンポーネント 4 0 2 の一番目の数式 ((4 6 1) 式) に対応する。ブロック 6 0 3 において、予測された内的状態ベクター、カルマンゲイン L_k と端子電圧の測定値 m_k は補正された状態ベクター

【数 2 9】

$$\hat{x}_K(-)$$

20

を計算するのに用いられる。これは、拡張カルマンフィルターにおける補正コンポーネントの二番目の数式に対応する。ブロック 6 0 4 においては、上記予測された状態 - 誤差共分散

【数 3 0】

$$\sum_{e,k}(-)$$

が補正された状態 - 誤差共分散

【数 3 1】

$$\sum_{e,k}(+)$$

30

を演算するために用いられる。これは、補正コンポーネントの三番目の数式に対応する。

【0 0 6 9】

ブロック 6 0 5 において、上記予測コンポーネントの数式の全てが演算される。マトリックス A は x に対する関数 f の偏導関数を取ることで演算され、次の反復のための予測値、すなわち、

【数 3 2】

$$\hat{x}_{k+1}(-) \text{ と } \sum_{e,k+1}(-)$$

40

が演算される。ブロック 6 0 6 において、時間指標 k は増加し動作はブロック 6 0 1 でまた次の時間段階として始まる。

【0 0 7 0】

図 7 は、温度 - 従属的モデルを用いる本発明のさらに他の実施例による拡張カルマンフィルターの動作を示す。ブロック 7 0 0 において、アルゴリズムは

【数 3 3】

$$\hat{x}_K(-)$$

の以前推定値に初期化される。

50

【数 3 4】

$$\sum_{e,k}(-)$$

は、(1 4) 式の関数 f から由来する反面、

【数 3 5】

$$\sum_{e,k}(-)$$

は (1 5) 式の関数 h から由来する。ブロック 7 0 0 の完了後、

10

【数 3 6】

$$\hat{x}_K(-) \text{ と } \sum_{e,k}(-)$$

の推定値をもって上記アルゴリズムは拡張カルマンフィルターの補正コンポーネントを開始する。

【数 3 7】

$$\hat{x}_K(-) \text{ と } \sum_{e,k}(-)$$

20

の推定値は補正コンポーネントによって要求された予測コンポーネントからの出力の役割を果たす。ブロック 7 0 1 において、x に対する数式 h の偏導関数が演算され、マトリックス C を算出する。ブロック 7 0 2 においては、カルマンゲイン L_k がマトリックス C、

【数 3 8】

$$\hat{x}_K(-) \text{ と } \sum_{e,k}(-)$$

を用いて演算される。これは、図 5 B において補正コンポーネント 5 0 2 の一番目の数式 ((5 6 1) 式) に対応する。その次にブロック 7 0 3 において、予測された内的状態ベクター

30

【数 3 9】

$$\hat{x}_K(-)$$

およびカルマンゲイン L_k 及び端子電圧の測定値 m_k が補正された状態ベクター

【数 4 0】

$$\hat{x}_K(+)$$

を計算するのに用いられる。これは、拡張カルマンフィルターで補正コンポーネントの二番目の数式に対応する。ブロック 7 0 4 においては、上記予測された状態 - 誤差共分散

【数 4 1】

40

$$\sum_{e,k}(-)$$

が補正された状態 - 誤差共分散

【数 4 2】

$$\sum_{e,k}(+)$$

を演算するために用いられる。これは、補正コンポーネントの三番目の数式に対応する。

【 0 0 7 1】

50

ブロック 705 において、上記予測コンポーネントの数式の全てが演算される。マトリックス A は x に対する関数 f の偏導関数を取ることで演算され、次の反復のための予測値、すなわち、

【数 4 3】

$$\hat{x}_{k+1}(-) \text{ と } \sum_{e,k+1}(-)$$

が演算される。ブロック 706 において、時間指標 k は増加し動作はブロック 701 でまた次の時間段階として始まる。

【0072】

カルマンフィルターの動作

図 8 A 及び図 8 B は、カルマンフィルターに対する実施例を示す。温度 - 独立的モデルからの (12) 式と (13) 式がカルマンフィルターの基礎として用いられる。他の実施例においては、温度 - 従属的モデルからの (14) 式と (15) 式が用いられる。上記両図面内で両予測コンポーネントと補正コンポーネント内の数式は図 1 に示したように、拡張カルマンフィルターの一般的な形態を有する。しかし、この実施例において変数の名称に多少の変化がある。一つの実施例において、上記差はバッテリー SOC の測定に用いられた変数、(12) 式及び (13) 式の利用を反映する。他の実施例において、上記差はバッテリーの SOC 測定に用いられる変数、(14) 式及び (15) 式の利用を反映する。

【数 4 4】

$$\hat{x}_K(-)$$

は、バッテリーの内的状態を示す予測されたベクターを現在示している反面、

【数 4 5】

$$\sum_{e,k}(-)$$

は、上記予測された状態 - 誤差共分散 (不確定性) を現在示している。補正コンポーネント 802 の (862) 式における実際の測定項目は現在 m_k に表現されると理解すべきである。

【0073】

図 9 は、本発明の一実施例によるカルマンフィルターの動作を示す。ブロック 900 において、アルゴリズムは

【数 4 6】

$$\hat{x}_K(-) \text{ と } \sum_{e,k}(-)$$

の以前推定値に初期化される。一つの実施例において、

【数 4 7】

$$\hat{x}_K(-)$$

は (12) 式の関数 f から由来する反面、

【数 4 8】

$$\sum_{e,k}(-)$$

は (13) 式の関数 h から由来する。この実施例は、温度 - 独立的である。他の実施例において、

10

20

30

40

【数 4 9】

$$\hat{x}_K(-)$$

は、(1 4) 式の関数 f から由来する反面、

【数 5 0】

$$\sum_{e,k}(-)$$

は、(1 5) 式の関数 h から由来する。この実施例は、温度 - 従属的である。ブロック 9 0 0 の完了後、

10

【数 5 1】

$$\hat{x}_K(-) \text{ と } \sum_{e,k}(-)$$

の推定値をもって上記アルゴリズムは拡張カルマンフィルターの補正コンポーネントを開始する。

【数 5 2】

$$\hat{x}_K(-) \text{ と } \sum_{e,k}(-)$$

20

の推定値は補正コンポーネントによって要求された予測コンポーネントからの出力の役割を果たす。ブロック 9 0 1 において、カルマンゲイン L_k がマトリックス C、

【数 5 3】

$$\hat{x}_K(-) \text{ と } \sum_{e,k}(-)$$

を用いて演算される。これは、図 8 B において、補正コンポーネント 8 0 2 の一番目の数式 ((8 6 1) 式) に対応する。それから、ブロック 9 0 2 において、予測された内的状態ベクター

【数 5 4】

$$\hat{x}_K(-)$$

30

およびカルマンゲイン L_k 及び端子電圧の測定値 m_k が補正された状態ベクター

【数 5 5】

$$\hat{x}_K(-)$$

を計算するのに用いられる。これは、拡張カルマンフィルターで補正コンポーネントの二番目の数式に対応する。ブロック 9 0 3 においては、上記予測された状態 - 誤差共分散

【数 5 6】

$$\sum_{e,k}(-)$$

40

が補正された状態 - 誤差共分散

【数 5 7】

$$\sum_{e,k}(+)$$

を演算するために用いられる。これは、補正コンポーネントの三番目の数式に対応する。ブロック 9 0 4 において、上記予測コンポーネントの両数式が演算される。次の反復のための予測値、すなわち、

50

【数 5 8】

$$\hat{x}_{k+1}(-) \text{ と } \sum_{e,k+1}(-)$$

が演算される。ブロック 9 0 5 において、時間指標 k は増加し動作はブロック 9 0 1 でまた次の時間段階として始まる。

【0 0 7 4】

具体的な数式

一実施例において、関数 f に対する次の具体的な形態が用いられる。上記内的状態ベクター x_k は、

10

【数 5 9】

$$x_k = \begin{bmatrix} SOC_k \\ FILT_k \\ IFI_k \\ IF2_k \end{bmatrix}$$

【0 0 7 5】

そして、各状態に対する支配方程式 (governing equation) は、

【数 6 0】

20

$$SOC_{k+1} = SOC_k - \eta(I_k) |I_k|^n \Delta t / C_p(temp...)$$

$$FILT_{k+1} = SOC_k + k_i FILT_k + k_s$$

$$IFI_{k+1} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 \\ -a_2 & a_1 \end{bmatrix} IFI_k + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \eta(I_k) |I_k|^n \Delta t / C_p(temp...).$$

【0 0 7 6】

バッテリー SOC は、上記状態ベクターの一番目の要素である。上記変数は、以下のよう

30

に定義される。 I_k は、瞬間電流 (instantaneous current)、 t は、瞬間時間の間隔、 $C_p(temp...)$ は、温度 - 従属的になるように調整されたバッテリーの「ポイカート」容量 (「Peukert」capacity) であり、 n は、ポイカートに関わるポイカート冪指数 (peukert exponent) である。容量、そして、 $\eta(I_k)$ は、電流の関数としてバッテリーのクーロン効率 (coulombic efficiency) である。状態変数 FILT と IFI は、平坦で遅いバッテリーの動的状態の大部分を獲得するフィルター状態である。

【0 0 7 7】

一実施例において、関数 h に対する次の具体的な形態が用いられる。

【数 6 1】

40

$$y_k = k_0 FILT_k + k_1 + k_2 I_k + k_3 (SOC_k + k_6) + k_4 SOC_k + [c_1 c_2] IFI_k.$$

【0 0 7 8】

上記数式において、 y_k は、端子電圧である。他の全ての変数 (k_0 、 k_1 など) はモデルの係数 (coefficients) であり、実験室テストから決定されたア - プリオリ (a priori) であり得、ここで論議されていないメカニズムを用いてシステム動作中に調整することができる。このような係数は、例えば、10 Amps の瞬間放電 (instantaneous discharge) に用いられる係数は 5 Amps の瞬間充電 (instantaneous charge) に用いられる係数とは異なるように本発明で変わる。これは、本発明がモデルの電流 - 従属性をさらに精度よくモデリングするようにする。

50

【 0 0 7 9 】

他の実施例において、関数 f の次の形態が用いられる。内的状態ベクター x_k は、

【 数 6 2 】

$$x_k = \begin{bmatrix} SOC_k \\ SOC_{k-1} \\ \vdots \\ SOC_{k-\alpha} \\ i_k \\ i_{k-1} \\ \vdots \\ i_{k-\beta} \\ y_{k-1} \\ y_{k-2} \\ \vdots \\ y_{k-\gamma} \end{bmatrix}$$

10

20

【 0 0 8 0 】

ここで SOC_k は、現在の SOC 推定値であり、 SOC_{k-1} は、以前の SOC 推定値（など）であり、 i_k は、現在の電流測定値（など）であり、 y_{k-1} は、以前のバッテリー電圧推定値である。 α 、 β 、 γ は、正の定数であって状態変数のパーシモニアスナンバー（parsimonious number）を有した受容可能なモデルを作るように選択される。 SOC 状態に対する支配方程式は下記のようなものである。

【 数 6 3 】

$$SOC_{k+1} = SOC_k - \eta(I_k) |I_k|^n \Delta t / C_p (temp \dots)$$

【 0 0 8 1 】

上記実施例において、関数 h の具体的な形態が用いられる。

$$y_k = h(x_k, T_k)$$

【 0 0 8 2 】

上記数式において、 h は、測定されたデータに符合する非線形関数として具現される。例えば、 h は、神経網ネットワークを用いて具現されることができる。

【 0 0 8 3 】

一実施例において、神経網ネットワークは、バッテリーの内的状態を推定するのに用いることができる。この実施例と従来の神経網ネットワーク間の差は下記のようなものである。従来の神経網ネットワークで推定された SOC は神経網ネットワークの出力である。この実施例は状態の一つとして SOC を有する神経網ネットワークをもって上記バッテリーセルの一番目のモデリングによって間接的に SOC を測定する。その後、 SOC を推定するために神経網ネットワークをもってカルマンフィルターを用いる。このような接近方法は二つの主な利点を有する。第一、作動する間オンラインで訓練されることができ、第二、推定に対する誤差限界（error bounds）が演算できる。

40

【 0 0 8 4 】

パラメーターの変更

図 10 は、バッテリー SOC に対するモデリング数式を動的に変化させる本発明の一実施例の動作を示す。この実施例において、演算回路は異なる時間間隔に対する異なるパラメーターを用いるバッテリーの変化する行動を適応させることができる。ブロック 1000 において、バッテリー電流レベルにおける変化が感知される。例えば、ハイブリッド電

50

気輸送手段で、バッテリー電力の突然の流出が坂を上っている上記輸送手段によって誘発される。状況による上記突然の変化は新しい条件下でSOCをさらに正確に推定するための異なる一連のモデリング数式を用いるように演算回路を触発させる。ブロック1010において新しい一連のモデリング数式が用いられる。ブロック1020において、上記新しい数式がSOCを決定するために用いられる。この適応的モデリング行動はハイブリッド電気輸送手段と電気輸送手段のような非常に動的な応用例において有用である。

【0085】

さらに、フィルタリングを用いる電気化学セルパラメーターの推定方法、システム及び装置に対する多様な実施例がここに開示される。図11と図12を参照するとき、以下の図面、多数の具体的な細部要素は本発明をさらに理解させるために用いられる。例示的な実施例はバッテリーセルを参照しながら説明されているが、以下にセルと言及される多様な電気化学セルは、バッテリー、バッテリーパック、超高容量キャパシター、キャパシターバンク、燃料電池、電気分解電池などだけでなく、前述したもののうち少なくとも一つを含む組み合わせを制限なく含んで採用できることを理解すべきである。さらに、バッテリーまたはバッテリーパックは複数個のセルを含むことができ、ここに開示される例示的な実施例は上記複数個の一つ以上のセルに適用できると理解すべきである。

【0086】

本発明の一つ以上の例示的な実施例は、フィルタリング方法を用いてセルパラメーター値を推定する。本発明の一つ以上の例示的な実施例は、カルマンフィルタリングを用いてセルパラメーター値を推定する。本発明のある実施例は、拡張カルマンフィルタリングを用いてセルパラメーター値を推定する。ある実施例は、セルの全体容量を推定する。ある実施例は、他の時変パラメーター値を推定する。フィルタリングという用語は例示的な実施例の説明と図解のために採用されているが、上記用語法はカルマンフィルタリング及び/または拡張カルマンフィルタリングを制限なく含むフィルタリングとして一般的に表現される再帰的予測と補正に関する方法論を含むように意図されると理解すべきである。

【0087】

バッテリー健康状態(SOH、State Of health)推定の具現

図11は、本発明の一実施例によるパラメーターの推定システム10のコンポーネントを示す。複数個のセル22を含む電気化学セルパック20(例えば、バッテリー)はロード回路30に連結される。例えば、ロード回路30は、電気輸送手段やハイブリッド輸送手段のモーターであり得る。多様なセルの特性と属性を測定するための装置は参照符号40に提供される。測定装置40は、電圧センサー42(例えば、電圧計など)のようなセル端子電圧を測定する装置を制限なく含むことができる。一方、セル電流の測定は、電流センシング装置44(例えば、電流計など)によって行われる。選択的に、セルの温度の測定は温度センサー46(例えば、温度計など)によって行われる。内的圧力またはインピーダンスのような追加的なセル特性は例えば、圧力センサー及び/またはインピーダンスセンサー48で測定することができ、選択されたセルタイプに対して採用することができる。セルの特性と属性を評価するために必要な多様なセンサーが採用できる。電圧、電流、そして選択的に温度及びセル-属性の測定は演算回路50(例えば、プロセッサ、コンピューター)によって行われ、これは、セルの状態とパラメーターを推定する。上記システムは本発明が属する技術分野において通常の知識を有した者に公知されているコンピューターで使用可能な貯蔵媒体を含む貯蔵媒体52を含むことができる。上記貯蔵媒体は、電波信号54を制限なく含む多様な手段を採用して上記演算回路50と通信可能な状態にある。セル12の内在的化学成分からの測定に対する如何なる手段も本発明に用いることができるが必須ではないことを理解すべきである。また、全ての測定は非侵襲的で可能である。すなわち、ロード回路30の正常な動作に邪魔になり得る信号は一切システムに導入されないと理解すべきである。

【0088】

上記規定された機能と望ましいプロセッシング及び演算を行うために、演算回路50は、プロセッサ、ゲートアレイ、カスタムロジック、コンピューター、メモリー、貯蔵媒体

、レジスタ、タイミング、インタラプト、通信インターフェース、そして、入出力信号インターフェースと上述した少なくとも一つ以上からなる組み合わせを含んで制限なく含むことができる。演算回路50は、通信インターフェースと入力dからの信号獲得やコンバージョン及び正確なサンプリングを行うために入力及び入力信号フィルタリングなどを含むことができる。演算回路50の追加的な特徴とプロセッサは後述する。

【0089】

本発明の一つ以上の実施例は、演算回路50及び/または他のプロセッシング制御手段で実行される、新たにアップデートされるファームウェアとソフトウェアによって具現できる。ソフトウェア機能はファームウェアを制限なく含み、ハードウェア、ソフトウェアまたはこれらの組み合わせによって具現できる。したがって、本発明の著しい利点は、電気化学セルの充電と制御のための現在及び/または新しいプロセッシングシステムを利用によって実現できるということである。

10

【0090】

例示的な実施例において、演算回路50は、動的システム状態の標識(indicia)を含むセル22の数学的モデルを用いる。本発明の一実施例において、離散時間モデルが用いられる。離散時間状態空間において例示的なモデル(できれば非線形)は以下の形態を有する。

【数64】

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k, \theta_k) + w_k$$

20

$$y_k = g(x_k, u_k, \theta_k) + v_k$$

【0091】

上記数式において、 x_k は、システムの状態、 θ_k は、時変モデルパラメータのセット、 u_k は、外部からの入力、 y_k は、システムの出力、 w_k と v_k は、「ノイズ」の入力である。全ての量的要素は、スカラーまたはベクターであり得る。 $f(\cdot, \cdot, \cdot)$ と $g(\cdot, \cdot, \cdot)$ は用いられているモデルによって定義される関数である。モデルによって要求される不時変(non-time-varying)数値は $f(\cdot, \cdot, \cdot)$ と $g(\cdot, \cdot, \cdot)$ 内に組み込まれることができるが、 θ_k には含まれない。

30

【0092】

システム状態 x_k は、少なくとも現在の出力を予測するために必要なセルの数学的モデルと現在の入力とともに最少量の情報を含む。セル22の場合、状態(例えば、SOC)は、異なる時定数に対する分極電圧(polarization voltage)の準位、ヒステリシス準位を含む。上記システムの外部からの入力 u_k は現在セルの電流 i_k の最小値を含み、選択的にセル温度を(もし状態で温度変化自体がモデリングされなかったら)含むことができる。システムパラメータ θ_k は、システム測定された入力と出力を分かることによって直接的に決定できないという点で時間につれて緩変する値である。このようなものとしては、セル容量、抵抗、分極電圧時定数、分極電圧調和ファクター、ヒステリシス調和ファクター、ヒステリシス率定数、効率ファクターなどを含む。モデル出力 y_k は、物理的に測定可能なセルの量的要素または最小値で測定された量的要素から直接的に計算できるもの(例えば、ロードセルの電圧)に対応する。

40

【0093】

セル22の充電状態に制限なく含むセルの状態を推定する現存する多くの方法がある。SOCは典型的にパーセントによる値であって、現在動作できるセル容量の部分を指称する。SOCの測定に多くの接近方法が採用されてきた。放電テスト、アンペア・アワ・カウンティング(クーロンカウンティング)、電解質(electrolyte)の測定、開放回路の電圧測定、線形/非線形回路モデリング、インピーダンス分光器、内部抵抗の測定、Couple de force及びカルマンフィルタリングの幾つかの形態などがこれ

50

に相当する。このような方法のそれぞれは限界のみならず利点を有する。

【 0 0 9 4 】

バッテリー状態 (SOC) 推定子の具現に関する本発明の上記実施例によって、フィルター、望ましくは、カルマンフィルターがセル動力学とセル電圧、電流及び温度測定の公知された数学的モデルを採用することで用いられる。望ましくは、この方法はSOCが少なくとも上記状態の一つである場合のセルに対する状態値を直接的に推定する。しかし、SOCの演算に対する公知された多様な方法論があると理解すべきである。

【 0 0 9 5 】

図 1 2 において、動的パラメーターの数学的モデルも活用される。例示的なモデルは以下の形態を有する。

【 数 6 5 】

$$\theta_{k+1} = \theta_k + r_k$$

$$d_k = g(x_k, u_k, \theta_k) + e_k$$

【 0 0 9 6 】

一番目の数式は、パラメーターは本質的に定数であるが、 r_k で表示された疑似的ノイズプロセスによってモデリングされた例において時間につれて緩変できるということを示している。出力値 d_k は、推定誤差 e_k が勘案された $g(, ,)$ によってモデリングされる最適動的パラメーターの関数であって、システムの状態 x_k 、外部入力 u_k 及び一連の時変パラメーター θ_k の関数である。

【 0 0 9 7 】

一実施例において、セルシステム、動的状態に関する必要条件及び定義された動的パラメーターのモデルにフィルタリングの過程が適用される。もう一度、択一的にデュアルカルマンフィルターまたはデュアル拡張カルマンフィルターが採用できる。テーブル 1 は拡張カルマンフィルター 1 1 0 0 を活用するシステムと方法の例示的な具現を示す。セルモデルとパラメーターの推定モデルはセル 2 2 の状態 x_k を採用する反面、上記状態はパラメーターの推定過程の一部として必ず予測される必要はないともう一度理解すべきである。例えば、一つの例示的な実施例において、セル 2 2 の状態 x_k はパラメーターモデルに供給された結果状態情報をもって他のプロセスによって演算される。テーブル 1 の例示的な具現に引き続き、上記過程は

【 数 6 6 】

$$\hat{\theta}$$

で表されるパラメーターの推定値を実際 (true) パラメーターの最上の推測値 (the best guess)、例えば、

【 数 6 7 】

$$\hat{\theta} = E[\theta_0]$$

に設定することで初期化される。状態推定が要求されるか定義されないが、

【 数 6 8 】

$$\hat{x}$$

で表される上記状態推定値はセル状態の最上の推定値、例えば、

【 数 6 9 】

$$\hat{x} = E[x_0]$$

に設定され得る。推定 - 誤差共分散マトリックス

【数 7 0】

$$\sum_{\theta}^{+}$$

も初期化される。例えば、状態、特に SOC の初期化は、ルックアップテーブルにおけるセル電圧またはバッテリーパック / セルが最後に電力ダウンされたときに以前に貯蔵された情報に基づくか / 推定され得る。他の例は電力ダウンなどからバッテリーシステムが休止された (rested) 時間の長さを統合することができる。

【0098】

テーブル 1 : パラメーターアップデートのための拡張カルマンフィルター

【表 1】

状態空間モデル :

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= f(x_k, u_k, \theta_k) + w_k & \theta_{k+1} &= \theta_k + r_k \\ y_k &= g(x_k, u_k, \theta_k) + v_k \text{ and} & d_k &= g(x_k, u_k, \theta_k) + e_k, \end{aligned}$$

上記数式において、 w_k , v_k , r_k と e_k は、共分散マトリックス Σ_w , Σ_v , Σ_r 及び Σ_e 各々の独立ゼロ平均 (zero-mean) ガウスノイズプロセスである。

定義 :
$$C_k^\theta = \left. \frac{dg(\hat{x}_k^-, u_k, \theta)}{d\theta} \right|_{\theta=\hat{\theta}_k^-}$$

初期化 : For $k=0$, set

$$\hat{\theta}_0^+ = E[\theta_0], \quad \Sigma_{\theta,0}^+ = E[(\theta_0 - \hat{\theta}_0^+)(\theta_0 - \hat{\theta}_0^+)^T]$$

演算 : For $k=1,2,\dots$, compute:

時間アップデート

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_k^- &= \hat{\theta}_{k-1}^+ \\ \Sigma_{\theta,k}^- &= \Sigma_{\theta,k-1}^+ + \Sigma_r \end{aligned}$$

測定アップデート

$$\begin{aligned} L_k^\theta &= \Sigma_{\theta,k}^- (C_k^\theta)^T [C_k^\theta \Sigma_{\theta,k}^- (C_k^\theta)^T + \Sigma_e]^{-1} \\ \hat{\theta}_k^+ &= \hat{\theta}_k^- + L_k^\theta [y_k - g(f(\hat{x}_{k-1}, u_{k-1}, \hat{\theta}_k^-), u_k, \hat{\theta}_k^-)] \\ \Sigma_{\theta,k}^+ &= (I - L_k^\theta C_k^\theta) \Sigma_{\theta,k}^- \end{aligned}$$

【0099】

この例において、各測定間隔で多様な段階が行われる。第一、以前パラメーターの推定値は時間上で前に進む。新しいパラメーター推定値は以前のパラメーター推定値と同一、すなわち

10

20

30

40

【数 7 1】

$$\hat{\theta}_k^- = \hat{\theta}_{k-1}^+$$

であり、パラメーター誤差不確定性は時間の流れ（駆動ノイズ r_k によりモデルに適應された）のためより大きい。パラメーター不確定性の推定のアップデートに対する多くの可能性が存在し、上記テーブルは説明的な例を提供する。セル出力の測定がなされ、状態推定値

【数 7 2】

$$\hat{x}$$

（推定されるか提供され得るが）とパラメーターの推定値

【数 7 3】

$$\hat{\theta}$$

に基づいて上記予測された出力値と比較される。この差は

【数 7 4】

$$\hat{\theta}$$

の値をアップデートするのに用いられる。また、状態推定値

【数 7 5】

$$\hat{x}$$

は、パラメーターの推定値によって前に進むか上述のように外部手段を介して供給されることもできる。

【数 7 6】

$$C_k^\theta$$

は、下記の循環関係を用いて演算され得る。

【数 7 7】

$$\begin{aligned} \frac{dg(x_k, u_k, \theta)}{d\theta} &= \frac{\partial g(x_k, u_k, \theta)}{\partial \theta} + \frac{\partial g(x_k, u_k, \theta)}{\partial x_k} \frac{dx_k}{d\theta}, \\ \frac{dx_k}{d\theta} &= \frac{\partial f(x_{k-1}, u_{k-1}, \theta)}{\partial \theta} + \frac{\partial f(x_{k-1}, u_{k-1}, \theta)}{\partial x_{k-1}} \frac{dx_{k-1}}{d\theta}. \end{aligned}$$

【0 1 0 0】

上記微分計算は本質的に再帰的であり、上記状態 x_k が展開されるにつれて時間にしたがって展開される。周辺情報（side information）がその値のより良い推定値を算出しなかったら $dx_0/d\theta$ 項は 0 に初期化される。上記テーブルに示された段階は多様な順序によって実行できると理解すべきである。上記テーブルが説明の目的を有する例示的な順序をリストしているが、本技術の当業者なら数式の多くの等価的な一連の順序を確認することができるであろう。

【0 1 0 1】

また図 12 を参照すると、本発明の例示的な実施例の例示的な具現が示される。再帰フィルター 1100 は、上記パラメーターの推定値

【数 7 8】

$$\hat{\theta}$$

を適応させる。上記フィルターは、時間アップデートまたは予測 1 1 0 0 の側面と測定アップデートまたは補正 1 1 0 4 の側面を有する。パラメーター時間アップデート / 予測ブロック 1 1 0 3 は、入力として以前の外部入力 u_{k-1} 、以前の時変パラメーター予測値【数 7 9】

$$\hat{\theta}_{k-1}^+$$

及び補正されたパラメーター不確定性の推定値

【数 8 0】

$$\sum_{\tilde{\theta}, k-1}^+$$

10

を受信する。パラメーター時間アップデート / 予測ブロック 1 1 0 3 は、予測されたパラメーター

【数 8 1】

$$\hat{\theta}_k^-$$

と予測されたパラメーター不確定性

【数 8 2】

$$\sum_{\tilde{\theta}, k}^-$$

20

をパラメーター測定アップデート / 補正ブロック 1 1 0 4 に出力する。

【0 1 0 2】

現在のパラメーター推定値

【数 8 3】

$$\hat{\theta}_k^+$$

とパラメーター不確定性推定値

【数 8 4】

30

$$\sum_{\tilde{\theta}, k}^+$$

を提供するパラメーター測定アップデート / 補正ブロック 1 1 0 4 は、上記予測されたパラメーター

【数 8 5】

$$\hat{\theta}_k^-$$

と予測されたパラメーター不確定性

【数 8 6】

40

$$\sum_{\tilde{\theta}, k}^-$$

のみならず外部入力 u_k とモデリングされたシステム出力 y_k を受信する。マイナス表記はベクターが上記フィルター 1 1 0 0 の上記予測コンポーネント 1 1 0 3 の結果であることを意味する反面、プラス表記はベクターが上記フィルター 1 1 0 0 の上記補正コンポーネント 1 1 0 4 の結果であることを意味すると理解すべきである。

【0 1 0 3】

本発明の実施例は特定の応用例に対するセル状態と動的出力の数学的モデルが必要である。上記実施例において、これは関心のある多くのパラメーターの多様な状態と推定の受

50

信または推定を円滑にさせるための $f(\cdot, \cdot, \cdot)$ と $g(\cdot, \cdot, \cdot)$ に対する特定の関数を定義することで達成できる。一実施例は、セルの開回路電圧 (OCV; Open Circuit Voltage)、内部抵抗、電圧分極時定数 (voltage polarization time constant) 及びヒステリシスレベルの一つ以上による効果を含むセルモデルを用いる。この構造とここで提示される方法は一般的でかつ他の電気化学に適用できるものの、例示のためにパラメータ値は高電力 LiPB (Lithium-ion Polymer Battery) セルの動力学をモデリングするためのこのモデル構造に合わせられる。例えば、一実施例において、関心のある状態とパラメータは $f(\cdot, \cdot, \cdot)$ と $g(\cdot, \cdot, \cdot)$ に内包される。その例は下記のようなのである。

【数 87】

10

$$\theta_k = [\eta_{i,k}, C_k, a_{1,k}, \dots, a_{n_f,k}, g_{1,k}, \dots, g_{n_f-1,k}, \gamma_k, R_k, M_k]^T.$$

【0104】

ここで、 $\eta_{i,k}$ は、クーロン効率のような効率ファクター (efficiency factor)、 C_k は、セル容量、

【数 88】

$$a_{1,k}, \dots, a_{n_f,k}$$

は分極電圧時定数、

20

【数 89】

$$g_{1,k}, \dots, g_{n_f-1,k}$$

は、分極電圧調和ファクター (polarization voltage blending factor)、

R_k は、セルの抵抗、

M_k は、ヒステリシス調和ファクター (hysteresis blending factor) 及び

r_k は、ヒステリシス率定数 (hysteresis rate constant) である。

【0105】

この例において、SOC は、関数 $f(\cdot, \cdot, \cdot)$ の部分としてモデルの一状態によって獲得される。この数式は下記のようなのである。

30

【数 90】

$$z_{k+1} = z_k - (\eta_{i,k} \Delta t / C_k) i_k$$

【0106】

ここで、 Δt は、サンプル間の期間 (秒単位) を意味し、 C_k は、セル容量 (アンペア・秒単位) を示し、 z_k は、時間指標 k におけるセル SOC であり、 i_k は、セル電流、そして、 $\eta_{i,k}$ は、電流レベル i_k におけるセルのクーロン効率である。

【0107】

この例において、分極電圧レベルは多くのフィルター状態によって獲得される。 n_f 分極電圧時定数があると仮定すれば、

40

【数 91】

$$f_{k+1} = A_f f_k + B_f i_k.$$

【0108】

上記マトリックス

【数 92】

$$A_f \in \mathbb{R}^{n_f \times n_f}$$

50

は、実数値 (r e a l - v a l u e d) 分極電圧時定数

【数 9 3】

$$a_{1,k}, \dots, a_{n_f,k}$$

を有した単位行列であり得る。そうであれば、全てのエントリーが 1 より小さい値を持てばシステムは安定的である。上記ベクター

【数 9 4】

$$B_f \in \mathbb{R}^{n_f \times 1}$$

10

は、単に n_f 「1」に決めることができる。 B_f のエントリーは、それらが 0 でない限り臨界的ではない。 A_f マトリックスで n_f エントリー値は、モデルパラメーターを測定されたセルデータに最も合わせるシステムの同定過程の一部として選択できる。上記 A_f と B_f マトリックスは、時間と現在のバッテリーパック動作条件に関連した他のファクターによって変わり得る。

【0 1 0 9】

この例において、ヒステリシスレベルは単一状態によって獲得される。

【数 9 5】

$$h_{k+1} = \exp\left(-\left|\frac{\eta_{i,k} i_k \gamma_k \Delta t}{C_k}\right|\right) h_k + \left(1 - \exp\left(-\left|\frac{\eta_{i,k} i_k \gamma_k \Delta t}{C_k}\right|\right)\right) \text{sgn}(i_k),$$

20

【0 1 1 0】

上記数式において、 r_k は、システム同定によって再び求められたヒステリシス率定数である。

【0 1 1 1】

他の実施例において、全体的なモデルの状態は下記のように、上記例の組み合わせである。

【数 9 6】

$$x_k = \begin{bmatrix} f_k^T & h_k & z_k \end{bmatrix}^T,$$

30

【0 1 1 2】

上記数式において、状態の他の順序が可能である。

【0 1 1 3】

この例において、セル電圧を予測する状態値を組み合わせる出力数式は下記のようなものである。

【数 9 7】

$$v_k = \text{OCV}(z_k) + G_k f_k - R_k i_k + M_k h_k,$$

40

【0 1 1 4】

上記数式において、

【数 9 8】

$$G \in \mathbb{R}^{1 \times n_f}$$

は、出力において上記分極電圧状態とともに調和させる分極電圧調和ファクター

【数 9 9】

$$g_{1,k}, \dots, a_{n_f,k}$$

のベクターであり、 R_k は、セルの抵抗である（他の値は放電 / 充電に用いることができ

50

る)。そして、 M_k は、ヒステリシス調和ファクターである。 G_k は、 i_k から $G_k f_k$ までの d c ゲインが 0 になるように強制されることができ、これは R_k の推定値が正確になるようにする。

【 0 1 1 5 】

本発明のある実施例は、上記モデルのパラメーターが安定したシステムになるように強制する方法を含むことができる。一実施例において、状態数式は $f_{k+1} = A_f f_k + B_f i_k$ の形態（ここで、上記マトリックス、

【数 1 0 0】

$$A_f \in \mathbb{R}^{n_f \times n_f}$$

10

は、実数値分極電圧時定数

【数 1 0 1】

$$a_{1,k}, \dots, a_{n_f,k}$$

を有した単位行列である）において分極電圧時定数に対する項を含むことができる。このような時定数は、 $a_{i,k} = \tanh(\alpha_{i,k})$ により演算することができ、上記数式において、上記モデルのパラメーターベクトルは $\alpha_{i,k}$ を含むが直接的に $a_{i,k}$ を含まない。上記 $\tanh(\cdot)$ 関数は $a_{i,k}$ が $\alpha_{i,k}$ の値に関係なく常に ± 1 以内（すなわち、安定的）になるように保障する。

20

【 0 1 1 6 】

本発明のある実施例は、その正確な値へのパラメーターの収斂を確実にするためにモデルに対する制約を含む。ここで示した上記モデルを用いる一実施例は i_k から $G_k f_k$ までの d c ゲインが 0 になるように G_k を強制し、これは R_k の推定値が正確になるようにする。これは G_k の他の要素と分極電圧時定数

【数 1 0 2】

$$g_{n_f,k} = -\sum_{i=1}^{n_f-1} g_{i,k} (1 - a_{n_f,k}) / (1 - a_{i,k})$$

を用いて G_k の最後の要素が演算されるように強制することでなされる。これはまた

30

【数 1 0 3】

$$G_k : \frac{\partial g(x_k, u_k, \theta)}{\partial g_{i,k}} = f_{k,i} - \frac{1 - a_{n_f,k}}{1 - a_{i,k}} f_{k,n_f}, 1 \leq i < n_f.$$

に関わる

【数 1 0 4】

$$C_k^\theta$$

40

の要素を演算する場合、さらに注意が必要である。もし $a_{i,k}$ 値が常に ± 1 以内（例えば、以前の段落に記述された方法を用いて）なら、微分演算で 0 で除される問題は絶対に生じない。

【 0 1 1 7 】

他の実施例は、フルフィルタ（full filter）1100を採用せずに S O H の重要な側面を推定する方法を含む。上記フルフィルタ 1100 方法は演算的に集中的である。セルモデルパラメーターのフルセット（full set）のための正確な値が必要でない限り、潜在的にあまり複雑でないか演算的にあまり集中的でない他の方法が用いられ得る。例示的な方法は、フィルタリング方法を用いてセル容量と抵抗を決定する。名目上の「新しいセル」値から容量及び抵抗の変化は容量減退と電力減退を提供し、こ

50

れは、セル S O H の最もよく採用される指示子である。

【 0 1 1 8 】

この例において、フィルタリングメカニズムを用いてセル抵抗を推定するためにモデルを下記のように公式化する。

【数 1 0 5 】

$$R_{k+1} = R_k + r_k$$

$$y_k = \text{OCV}(z_k) - i_k R_k + e_k$$

【 0 1 1 9 】

上記数式において、 R_k は、セル抵抗であり、改造を許容する疑似的ノイズプロセス r_k とともに定数にモデリングされる。 y_k は、セル電圧の推定値であり、 i_k は、セル電流、そして、 e_k は、推定誤差をモデリングする。外部で生成され供給される z_k の推定値が採用されれば、フィルター 1 1 0 0 はセル抵抗を推定するためにこのモデルに適用できる。標準フィルター 1 1 0 0 において、上記 y_k のモデル予測が実際に測定されたセル電圧と比較される。上記比較により発生する如何なる差も R_k を適応させるの似用いられる。

【 0 1 2 0 】

上記言及されたモデルはセル 2 2 の多様な条件のための異なる抵抗値を扱うために拡張できることに注目すべきである（例えば、充電と放電に基づいた差、異なる S O C、異なる温度）。上記スカラー R_k は、修正される全ての抵抗値を含むベクターからなることができ、上記ベクターからの適切な要素は計算過程中上記フィルターの各時間段階に用いることができる。

【 0 1 2 1 】

この例において、フィルター 1 1 0 0 を用いてセル容量を推定するために、セルモデルを下記のように公式化する。

【数 1 0 6 】

$$C_{k+1} = C_k + r_k$$

$$0 = z_k - z_{k-1} + \eta_{i,k} i_{k-1} \Delta t / C_{k-1} + e_k.$$

【 0 1 2 2 】

また、容量推定値を算出するためにこのモデルを用いるフィルターが公式化される。上記フィルター 1 1 0 0 が施されるにつれて、二番目の数式の演算は 0 に比較され、その差は容量推定値をアップデートするために用いられる。できれば S O C を推定するフィルターから現在と以前の S O C の良質の推定が要求されることを注目すべきである。推定された容量は望ましければ、容量ベクターを採用することでまた温度などの関数になることができ、上記容量ベクターから計算過程中各時間段階で適切な要素が用いられる。

【産業上の利用可能性】

【 0 1 2 3 】

したがって、セルパラメーターの推定に対する方法が多くの具体的な実施例と共に説明された。一つ以上の実施例は、カルマンフィルターを用いる。ある実施例は、拡張カルマンフィルター 1 1 0 0 を用いる。さらに、ある実施例は、一つ以上のパラメーターの収斂を強制するメカニズムを含む。一つ以上の実施例は抵抗を推定するために単純化されたパラメーターフィルターを含む一方、ある実施例は全体の容量を推定するために単純化されたパラメーターフィルターを含む。本発明は、広範囲な応用例及びセル電気化学に適用できる。

【 0 1 2 4 】

開示された本方法は、コンピューターで行われる過程または上記過程を行う装置の形態に具体化することができる。上記方法は、プロッピーディスク、C D - R O M、ハード

10

20

30

40

50

ディスクまたはコンピュータで認識可能な貯蔵媒体などの有形媒体 5 2 で具体化 / 形状化される、命令語を含むコンピュータプログラムコードの形態でも実現できる。ここで上記コンピュータプログラムコードは、コンピュータ内にローディングされコンピュータによって実行され、上記コンピュータは上記方法の実行が可能な装備になる。本方法は、コンピュータプログラムの形態、例えば、貯蔵媒体に貯蔵された形態、コンピュータによってローディングおよび / または実行される形態、変調されたキャリアウエーブの形態、伝送媒体、電気配線またはケーブル、光ファイバ、電磁気放射などの形態で伝送されるデータ信号 5 4 などの形態でも実現できる。ここで上記コンピュータプログラムコードはコンピュータ内にローディングされコンピュータにより実行される。汎用マイクロプロセッサで具現される場合、上記コンピュータプログラムコードセグメントは上記マイクロプロセッサが特定の論理回路を作るように構成される。

10

【 0 1 2 5 】

類似な構成を示すための第一、第二または他の類似な名称の使用は他の言及がなければ、ある特定の順序を暗示するか内包する意図ではないとすべきである。

【 0 1 2 6 】

一実施例を参照しながら本発明が説明されているが、本発明の範囲を逸脱しない領域で等価的な構成要素の代替及び多様な変化が可能であることが本発明が属する技術分野の当業者に理解されるであろう。また、多くの変形例が本発明の本質的領域を逸脱することなく本発明の教示に対する特別な状況と内容に適用できる。従って、本発明は、本発明を実施するために考慮された最も望ましい一実施例として開示された特定実施例に限らず、添付された請求の範囲内にある全ての実施例を含む。

20

【図面の簡単な説明】

【 0 1 2 7 】

【図 1】図 1 は、一般的なカルマンフィルターの動作を示す図面である。

【図 1 A】図 1 A は、一般的なカルマンフィルターの予測コンポーネントの数式を示す図面である。

【図 1 B】図 1 B は、一般的なカルマンフィルターの補正コンポーネントの数式を示す図面である。

【図 2 A】図 2 A は、一般的拡張カルマンフィルターの予測コンポーネントの数式を示す図面である。

30

【図 2 B】図 2 B は、一般的拡張カルマンフィルターの補正コンポーネントの数式を示す図面である。

【図 3 A】図 3 A は、本発明の一実施例による SOC 推定子 (e s t i m a t o r) のコンポーネントを示す図面である。

【図 3 B】図 3 B は、本発明のさらに他の実施例による SOC 推定子のコンポーネントを示す図面である。

【図 4 A】図 4 A は、本発明の一実施例により具現された拡張カルマンフィルターの予測コンポーネントの数式を示す図面である。

【図 4 B】図 4 B は、本発明の一実施例により具現された拡張カルマンフィルターの補正コンポーネントの数式を示す図面である。

40

【図 5 A】図 5 A は、本発明のさらに他の実施例により具現された拡張カルマンフィルターの予測コンポーネントの数式を示す図面である。

【図 5 B】図 5 B は、本発明のさらに他の実施例により具現された拡張カルマンフィルターの補正コンポーネントの数式を示す図面である。

【図 6】図 6 は、本発明の一実施例による拡張カルマンフィルターの動作を示す図面である。

【図 7】図 7 は、本発明のさらに他の実施例による拡張カルマンフィルターの動作を示す図面である。

【図 8 A】図 8 A は、本発明の一実施例により具現されたカルマンフィルターの予測コンポーネントの数式を示す図面である。

50

【図 8 B】図 8 B は、本発明の一実施例により具現されたカルマンフィルターの補正コンポーネントの数式を示す図面である。

【図 9】図 9 は、本発明の一実施例により具現されたカルマンフィルターの動作を示す図面である。

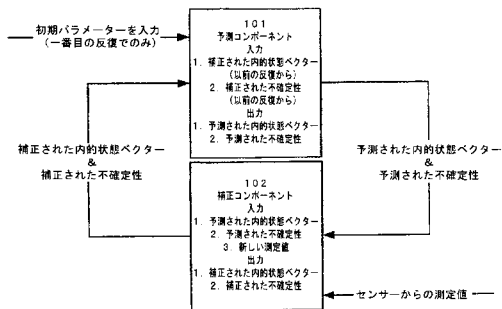
【図 10】図 10 は、バッテリー SOC に対するモデリング数式を動的に変化させる本発明の一実施例の動作を示した図面である。

【図 11】図 11 は、本発明の一実施例によるパラメーターの推定に対する例示的なシステムを示すブロック図である。

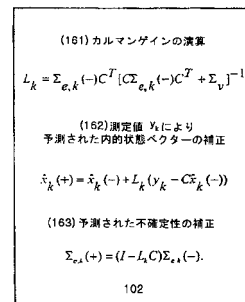
【図 12】図 12 は、本発明の一実施例によるパラメーターの推定に対するフィルタリング方法を示すブロック図である。

10

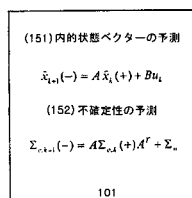
【図 1】



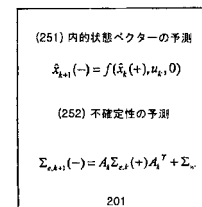
【図 1 B】



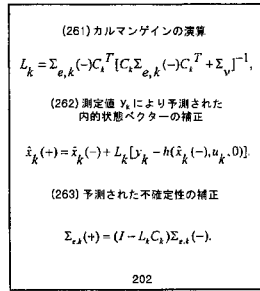
【図 1 A】



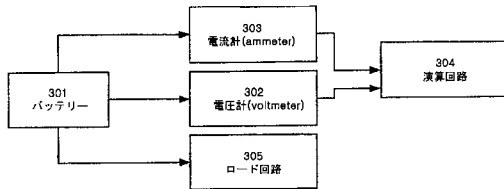
【図 2 A】



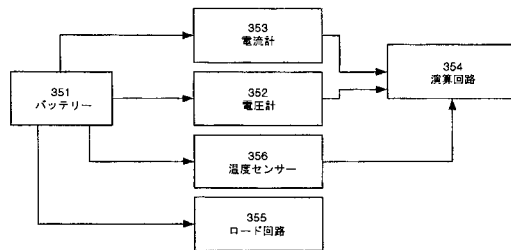
【図 2 B】



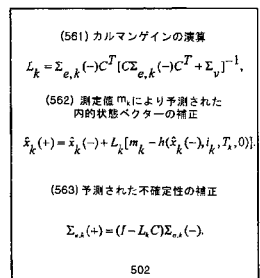
【図 3 A】



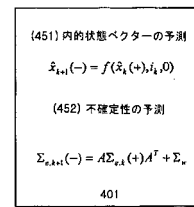
【図 3 B】



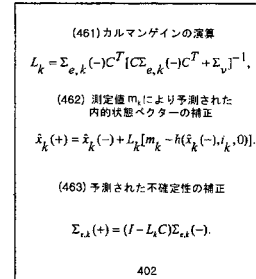
【図 5 B】



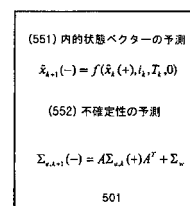
【図 4 A】



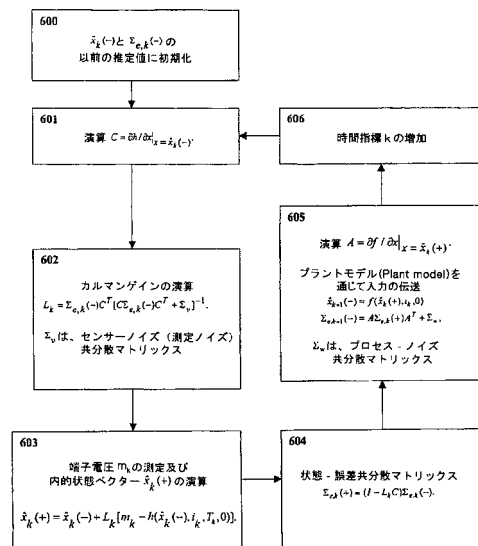
【図 4 B】



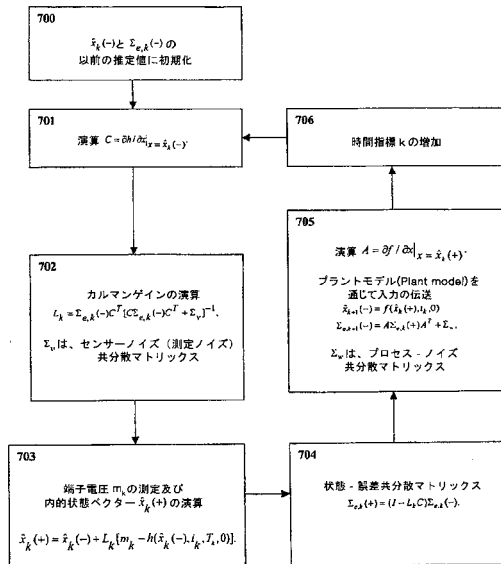
【図 5 A】



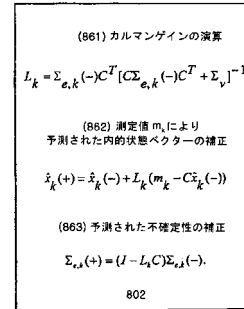
【図 6】



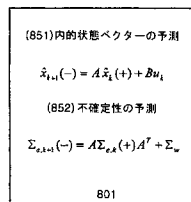
【図 7】



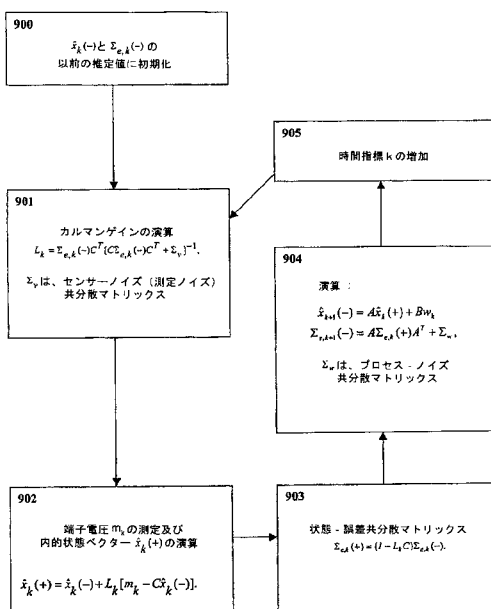
【図 8 B】



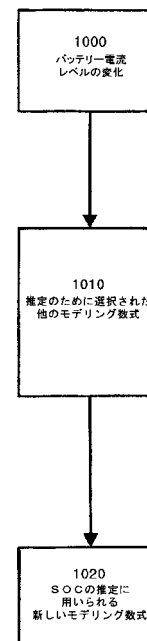
【図 8 A】



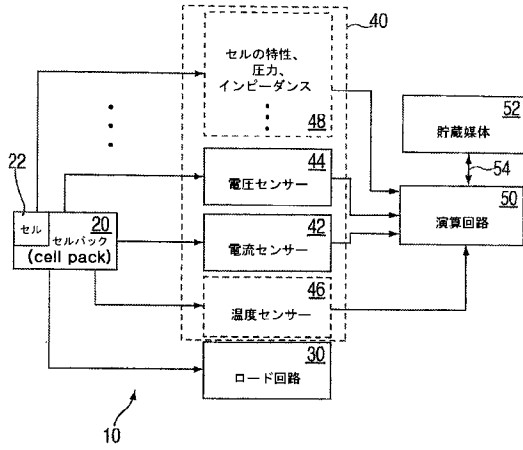
【図 9】



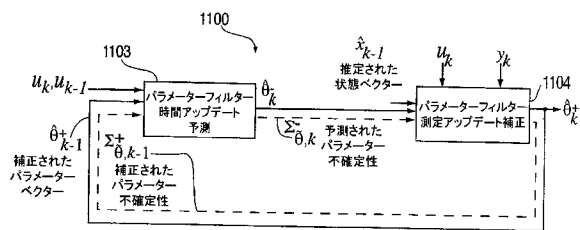
【図 10】



【図 1 1】



【図 1 2】



フロントページの続き

(72)発明者 グレゴリー、エル・ブレット
アメリカ合衆国コロラド州、コロラド、スプリングス、スクウォーラルテイル、ドライブ、4 6 6
0

審査官 武田 知晋

(56)参考文献 特開2 0 0 4 - 3 0 1 7 8 3 (J P , A)

(58)調査した分野(Int.Cl. , D B 名)

G01R 31/36

H01M 10/48