

(19) 日本国特許庁 (JP)

(12) 特 許 公 報 (B2)

(11) 特許番号

特許第6653165号
(P6653165)

(45) 発行日 令和2年2月26日 (2020.2.26)

(24) 登録日 令和2年1月29日 (2020.1.29)

(51) Int. Cl.	F I
G O 1 M 17/007 (2006.01)	G O 1 M 17/007 K
G O 6 Q 50/10 (2012.01)	G O 6 Q 50/10
B 6 2 D 65/06 (2006.01)	B 6 2 D 65/06 A

請求項の数 5 (全 20 頁)

(21) 出願番号	特願2015-242276 (P2015-242276)	(73) 特許権者	504407000
(22) 出願日	平成27年12月11日 (2015.12.11)		パロ アルト リサーチ センター イン
(65) 公開番号	特開2016-118546 (P2016-118546A)		コーポレイテッド
(43) 公開日	平成28年6月30日 (2016.6.30)		アメリカ合衆国 カリフォルニア州 94
審査請求日	平成30年12月11日 (2018.12.11)		304 パロ アルト カイオーテ ヒル
(31) 優先権主張番号	14/582, 118		ロード 3333
(32) 優先日	平成26年12月23日 (2014.12.23)	(74) 代理人	100086771
(33) 優先権主張国・地域又は機関	米国 (US)		弁理士 西島 孝喜
早期審査対象出願		(74) 代理人	100088694
			弁理士 弟子丸 健
		(74) 代理人	100094569
			弁理士 田中 伸一郎
		(74) 代理人	100067013
			弁理士 大塚 文昭

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 車両構成要素の状態を判定するためのシステム及び方法

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項 1】

車両構成要素の状態を判定するための方法であって、
異なるドア状態にモータ電流測定値の一又は二以上の特徴をマッピングする関数を記憶するステップと、

所定期間にわたってドアについて前記モータ電流測定値を取得するステップと、
開いた状況から閉じた状況のドアの動き又は閉じた状況から開いた状況のドアの動きを含む前記所定期間の間の前記ドアの少なくとも一つの開閉サイクルを識別するステップと

、
前記少なくとも一つの開閉サイクルの間に発生した前記モータ電流測定値を選択するステップと、

前記少なくとも一つの開閉サイクルの間に得られる前記モータ電流測定値から前記特徴を算出するステップと、

を含み、前記算出は、

前記少なくとも一つの開閉サイクルを、異なる状況に分割するステップであって、各状況は、モータ電流、ドアのコマンド及び動作状況の一又は二以上に基づいて、異なる所定の規則を用いて識別される、ステップと、

各状況の前記モータ電流測定値を識別するステップと、

識別した前記各状況の前記モータ電流測定値に基づく前記モータ電流測定値の時系列表現を用いて、前記少なくとも一つの開閉サイクルにおける各状況の前記モータ電流測定

10

20

値の前記特徴を識別するステップを有する実行と、及び、

グラフ上に前記少なくとも一つの開閉サイクルについての前記モータ電流測定値をプロットするステップと、

関数データ解析を使用して、前記少なくとも一つの開閉サイクルについてのプロットされた前記モータ電流測定値に曲線を当てはめることにより、前記モータ電流測定値のプロファイルを生成するステップと、

前記モータ電流測定値のプロファイルに基づいて、前記モータ電流測定値の前記特徴を識別するステップを有する実行とのうちの一つを含み、方法は、さらに、

前記モータ電流測定値の前記特徴を用いて前記関数を訓練するステップと、

前記関数において、前記モータ電流測定値の前記特徴を前記ドアの状態にマッピングするステップとを含む、方法。

10

【請求項 2】

前記モータ電流測定値の前記特徴の少なくとも一つを前記異なるドア状態にマッピングする前記関数を判定するステップをさらに含む、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 3】

前記方法は、さらに、前記モータ電流測定値の前記特徴の判定の前に、前記ドアの単一の開閉サイクルについての前記モータ電流測定値を状況に分割するステップを含む、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 4】

前記方法は、さらに、前記少なくとも一つの開閉サイクルについての前記モータ電流測定値の前記状況を判定するステップを含む、請求項 1 に記載の方法。

20

【請求項 5】

前記異なるドア状態のそれぞれは、汚れの存在、潤滑油の不足、一又は二以上のボルトの緩み、前記ドアとは無関係である物体の存在及びレールの変形の一つを含む、請求項 1 に記載の方法。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本出願は、概して車両保守管理に関するものであり、特に、車両構成要素の状態を判定するためのシステム及び方法に関する。

30

【背景技術】

【0002】

世界各地にわたって人口が増加するにつれて、多くの都市は交通渋滞をもたらす高交通量に対処することを強いられている。渋滞を緩和する試みにおいて、多くの都市が、高速輸送システム、列車、モノレール、路面電車、ライトレール、及び他のタイプの通勤鉄道システムを含む乗合旅客輸送サービスの実現に取り組んでいる。乗合交通機関の利用は、道路上の車両の数を低減することができ、これによって、交通渋滞が減少する。

【0003】

公共交通機関は交通量を低減する人気のある選択肢を提供しているが、車両は、手間及び部品交換を含め、保守管理に費用がかかり得る。例えば、列車及びバスのようなほとんどの公共交通車両は、開閉して乗員が車両を出入りすることを可能にするようドアを含む。ドアは、修理のための車両の予定外の停止時間、車両の乗員乗車スケジュールの中断、及び顧客の不満をもたらす可能性がある予期せぬ機能不全を防止するために、定期的に保守管理されなければならない。

40

【0004】

一般に、保守管理は、製造業者の指導又は実験室試験に基づいてスケジュールリングされる。しかしながら、保守管理のスケジュールリングにその指導及び実験室試験のみを利用すると、車両の実際の状態に基づく正確な結果を提供することができず、まだ動作している部品の交換のような不要な保守管理がもたらされる。現在、遠隔状態監視のための振動解析を使用して列車自動ドアの状態を評価するための研究が実施されている。具体的には、

50

ドアが開位置又は閉位置へ移動しているときにドアの振動が測定され、測定値が、いずれの構成要素が故障を発生する可能性があるかを判定するために使用される。一方、ドアモータ電流のような他の測定値を使用して、潤滑油の切れ、ドア内に固まっている物体、又は過剰な汚れのように、そのうちいくつかは構成要素とは別個のものである、ドアの種々の状態をより正確かつ特定の識別することができる。

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0005】

したがって、正確にスケジューリングされた保守管理の効率を改善し、予期せぬ構成要素の故障を識別及び防止するために、現在及び将来の構成要素状態を正確に識別する手法が必要とされている。

10

【課題を解決するための手段】

【0006】

公営及び私営の旅客会社並びに個人は、車両製造業者、販売業者、又は整備士による提案に基づいて、車両の保守管理をスケジューリングする。提案は、予期せぬ保守管理失敗を防止するのを助けることができるが、提案は、過度に慎重であり、車両の所有者が不必要に保守管理を実施することを要求する場合がある。予測される保守管理不良に基づいて等、保守管理がいつ必要になるかをより正確に判定することによって、車両の所有者は、大量の時間及び資金を節約することができる。さらに、検査することなく車両構成要素の特定の状態を識別することが可能であることによって、所有者が資金及び時間を節約することが助けられる。

20

【0007】

一実施形態は、ドア状態を判定するためのコンピュータ実装システム及び方法を提供する。特徴をドア状態にマッピングする関数が記憶される。所定時間にわたるドアのモータ電流測定値が取得される。モータ電流測定値の特徴は、記憶されている関数に基づいて判定される。特徴は、その後、所定の関数を介して1つ又は複数のドア状態に特徴をマッピングすることによって解析される。ドアの少なくとも1つの状態が、解析された特徴に基づいて判定される。

【0008】

本発明のさらに他の実施形態は、本発明の実施形態が、本発明を実施するように企図されている最良の形態の実例として説明されている以下の詳細な説明から当業者に容易に理解されよう。理解されるように、本発明は他の及び異なる実施形態が可能であり、すべて本発明の精神及び範囲から逸脱することなく、そのいくつかの詳細は種々の明らかな点において変更が可能である。したがって、図面及び詳細な説明は、本質的に、限定的ではない例示的なものとして考えられるべきである。

30

【図面の簡単な説明】

【0009】

【図1】図1は、一実施形態によるドア状態を判定するためのシステムを示すブロック図である。

【図2】図2は、一実施形態によるドア状態を判定するための方法を示すフロー図である。

40

【図3】図3は、一実施例として、分類器を訓練するためのプロセスを示すフロー図である。

【図4】図4は、一実施例として、マルチクラス故障分類のための混同行列を示すブロック図である。

【図5】図5は、一実施例として、図4のマルチクラス故障分類のための修正された混同行列を示すブロック図である。

【図6】図6は、一実施例として、動作データを解析するための方法を示すフロー図である。

【図7】図7は、一実施例として、1つのドアに対する複数の異なる測定値を相関させる

50

ためのプロセスを示すフロー図である。

【図 8】図 8 は、一実施例として、複数の異なるドアに対する複数の異なる測定値を相関させているグラフを示すブロック図である。

【図 9】図 9 は、一実施例として、複数のドアのうちの 2 つの図 8 のグラフからの測定値の 1 つのグラフを示すブロック図である。

【図 10】図 10 は、一実施例として、一般的な輸送車両のドアの間に相関があるか否かを判定するためのプロセスを示すフロー図である。

【図 11】図 11 は、一実施例として、各々が一對のドアの相関データを表す 2 つの別個のグラフを示すブロック図である。

【図 12】図 12 は、一実施例として、保守管理アポイントメントを効率的にスケジューリングするためのプロセスを示すフロー図である。

【図 13】図 13 は、一実施例として、異常値を検出するためのプロセスを示すフロー図である。

【図 14】図 14 は、一実施例として、ドアの故障を予測するためのプロセスを示すフロー図である。

【図 15】図 15 は、一実施例として、予測的故障に基づいて不要な保守管理を低減するためのプロセスを示すフロー図である。

【図 16】図 16 は、一実施例として、経時的な構成要素特徴の平均予測値のグラフを示すブロック図である。

【発明を実施するための形態】

【0010】

都市が高レベルの交通渋滞を受けるにつれて、多くの個々の通勤通学者は、仕事又は学校の行き帰りに、公共交通機関又は大量輸送機関を利用するようになってきている。種々のタイプの公共交通機関として、高速輸送システム、列車、モノレール、路面電車、及びライトレールが挙げられる。一般に、公共輸送車両は、頻繁に使用される車両構成要素を含み、予期せぬ故障を防止するために保守管理を必要とする。例えば、各タイプの輸送車両は、乗客が車両に出入りすることを可能にするために 1 日に多数回開閉する少なくとも 1 組のドアを含む。機能不全を防止するために、保守管理アポイントメントは通常、車両製造業者又は整備工による提案に基づいてスケジューリングされる。ほとんどの提案は過度に慎重であり、不要な検査を必要とする場合があり、これは、輸送車両の所有者にとって時間及び資金の両面において大きなコストとなる可能性がある。

【0011】

特定の問題又は故障、同様に故障が発生しそうな場合も含む、ドアの状態を正確に識別することは、時間及び費用を節約することによって輸送車両所有者に有益な利点を提供する。図 1 は、一実施形態によるドア状態を判定するためのシステム 10 を示すブロック図である。公共輸送車両又は個人の車両のような輸送車両 11 上の構成要素 12 の測定値を取得することができる。一実施形態では、構成要素は、車両 11 のドア 12 とすることができ、測定値は、時系列データとして連続する時刻において収集される、ドアのモータ電流値及びドア位置に関する一連のデータ点を含むことができる。測定値は、ドアの開コマンド及び閉コマンド、及び動作状態に関連づけることができる。他の構成要素及び測定が可能である。取得されると、測定値は、動作データ 18 としてサーバ 13 に相互接続されているデータベース 14 に記憶することができる。サーバ 13 及びデータベース 14 は、輸送車両の所有者又は輸送車両を管理する会社によって保守管理され得る。サーバ 13 は、各ドアの特定の状態を判定すること、状態に基づく保守管理を予測すること、及び、保守管理のためにドア類似度を識別することを含む解析のために、インターネットのようなネットワークを介して状態サーバ 19 にデータを送信することができる。

【0012】

さらなる測定値セットを、輸送車両から取得し、車両ドアの判定された状態とともに、実験データとしてデータベース 14 に記憶することもできる。状態は、ドアを検査した整備工によって、取得された測定値を割り当てられ、その後状態を診断することができる。

代替的に、状態は自動的に割り当てられてもよい。実験データは、動作データの状態を識別するのに助けるのに使用するために状態サーバ 19 に送信することもできる。

【0013】

具体的には、実験データ 21 及び動作データ 22 を、状態サーバ 19 に相互接続されているデータベース 20 に記憶することができる。状態サーバ 19 は、特徴モジュール 23、訓練モジュール 24、分類器 25、予測器モジュール 26、及び相関モジュール 27 を含むことができる。特徴モジュール 23 は、実験データ 21 及び動作データ 22 の両方を解析して、これらのデータから、平均、最大値、最小値、標準偏差、持続時間、2 番目に高いピーク、及び 2 番目に低い最小値のような特徴を求めることができる。他のタイプの特徴が可能である。

10

【0014】

求められると、訓練モジュール 24 は、図 3 を参照して下記にさらに説明するように、実験データ 21 の特徴を、それらの特徴と関連づけられるドア状態とともに利用して、分類器 25 を訓練する。訓練モジュール 24 はまた、実験データ 21 を使用して、分類器 25 を試験し、図 4 及び図 5 を参照して下記にさらに説明するように、分類器が動作データ 22 を正確に分類することを保証する。訓練が完了した後、動作データ 22 の特徴は、分類器 25 に提供され、ドアの状態を診断することができる。

【0015】

また、現在のドア状態を診断に加えて、保守管理の必要性も予測することができる。予測モジュール 26 は、輸送車両構成要素の長期的な傾向を識別し、図 14 を参照して下記にさらに説明するように、特定の種類の故障を予測する特徴を判定する。保守管理需要を正確に予測するこの機能は、状態に基づく保守管理に焦点を当て、これによって、製造業者の提案に基づく不要な保守管理を防止することができる。

20

【0016】

最後に、構成要素の特徴は、ドア間の類似度を識別し、他のドアとは似ていないドアを識別し、構成要素の種々の測定値間の相関を判定することによって、保守管理検査の効率を増大させるために使用することもできる。輸送車両のドア間の類似度を判定して、いずれのドアが異常値であるかを判定することによって、各ドアを手動検査する必要なしに、保守管理を必要とするドア、及び、保守管理及を必要としないドアを識別することにより、保守管理効率を増大させることができる。

30

【0017】

クライアント及びサーバは各々、本明細書に開示されている実施形態を実行するための 1 つ又は複数のモジュールを含むことができる。モジュールは、従来のプログラミング言語でソースコードとして記述されたコンピュータプログラム又は手順として実装することができ、中央処理装置による実行のためにオブジェクトコード又はバイトコードとして提示される。代替的に、モジュールはまた、集積回路として、又は読み出し専用メモリ構成要素に焼かれてのいずれかでハードウェアにおいて実施されてもよく、クライアント及びサーバの各々は、専用コンピュータとして機能することができる。例えば、モジュールがハードウェアとして実装されるとき、そのハードウェアは、データ品質評価を実施するのに専用になれ、他のコンピュータを使用することはできない。加えて、モジュールが読み出し専用メモリ構成要素に焼かれるとき、読み出し専用メモリを記憶しているコンピュータは、他のコンピュータができないデータ品質評価を行うのに専用になる。ソースコード並びにオブジェクトコード及びバイトコードの様々な実施態様を、フロッピー（登録商標）ディスク、ハードドライブ、デジタルビデオディスク（DVD）、ランダムアクセスメモリ（RAM）、読み出し専用メモリ（ROM）及び同様の記憶媒体のようなコンピュータ可読記憶媒体に保持することができる。他のタイプのモジュール及びモジュールの機能、並びに、他の物理的ハードウェア構成要素が可能である。

40

【0018】

構成要素の問題を正確に予測及び識別することによって、予期せぬ構成要素の故障、長い待ち時間、及び顧客の不満を防止することにより、時間及び資金が節約される。図 2 は

50

、一実施形態によるドア状態を判定するための方法 30 を示すフロー図である。任意選択的に、輸送車両の構成要素について実験データを取得することができ（ブロック 31）、操作データを構成要素の既知の状態にマッピングすることができる分類器を訓練する（ブロック 32）のに使用することができる。一実施形態では、この構成要素は、下記の説明で一例として使用される車両ドアを含む。しかしながら、線路を動かすための転轍機を含む他の構成要素が可能である。実験データは、経時的な車両上の 1 つ又は複数のドアのモータ電流の測定値及びドア位置、並びに、モータ電流値と関連づけられる基礎となるドア状態を含む。一実施例では、測定のための時間のサンプルレートは、1 / 10 秒とすることができるが、他の持続時間も可能である。ドア状態は 2 つの分類、即ち、正常又は異常を含むことができる。異常状態は、ドア内に固まっている物体、ドアのボトムレール内の障害物、ボトムレールの湾曲又は変形、ボルトの緩み、汚れの存在、及び潤滑油の不足のような特定のタイプの不良をさらに含むことができる。ボルトの緩みの判定は、緩んでいる特定のボルトを指示することをさらに可能にすることができる。

10

【0019】

輸送車両の動作データが取得され（ブロック 33）、これは、実験データのような基礎となるドア状態は含まず、経時的な構成要素のモータ電流及びドア位置測定値のみを含む。その後、動作データが解析されて（ブロック 34）、ドアの現在の状態が検出され（ブロック 35）、ドアの将来の状態が予測され（ブロック 36）、関連するドアが識別される（ブロック 37）。一実施形態では、動作データの解析は、訓練された分類器からの実験データモデルの使用を含むことができる。例えば、動作データは、ドアの 1 つ又は複数の状態を識別するために識別器に提供することができる。しかしながら、実験データ及び分類器が利用可能でない場合、図 7、図 10、及び図 13 を参照して下記にさらに説明する、2 つ以上のドアの間の相関の識別、特徴傾向分析の実行、及び異常値検出等によって、現在のドア状態を検出するか、又は将来の状態を予測するための代替の解析が実施されてもよい。割り当てられる又は将来の状態に基づいて保守管理の必要性識別された場合（ブロック 38）、保守管理アポイントメントをスケジュールリングすることができる（ブロック 39）。一方、保守管理が不要な場合には、ドアの検査を実施する必要はない。

20

【0020】

構成要素の実験データが利用可能である場合、このデータは、分類器を訓練するために使用することができ、分類器は、後に動作データのみを有するドアに状態を割り当てるために使用することができる。図 3 は、一実施例として、分類器を訓練するためのプロセス 40 を示すフロー図である。実験データが解析されて、時系列セグメンテーション又は関数データ解析を介してドアの測定値の時系列モデルが生成される。上述したように、実験データは、時間的に相関される連続した時刻に収集されるドアのモータ電流の測定値及びドア位置、並びにドアの状態を含む。時系列セグメンテーションは、モータ電流測定値を時間に対してプロットすること、及び、データを分割して、ドアの単一の開閉サイクルの複数の異なる段階を表す複数のセグメントにすることを含む。一方、関数データ解析は、単一の開閉サイクルについてモータ電流の測定値を時間に対してプロットすること、及び、モータ電流測定値のプロットされたデータ点に曲線当てはめることを含む。ドアが配置されている輸送車両と関連づけられる個人が、実験データの時系列表現を生成するために時系列セグメンテーション若しくは関数データ解析のうちの一方を選択する（ブロック 41）ことができ、又は代替的に、それらの方法の一方が自動的に若しくはデフォルトとして選択されてもよい。

30

40

【0021】

時系列セグメンテーションについて、ドア開閉サイクルの一意に識別可能な段階が、セグメントとして識別される。各セグメントは、モータ電流のような注目信号の特徴セットを含む。一実施例では、x 軸に沿って時間が配置され、y 軸に沿ってドア位置が配置されたドアの開閉サイクルのセグメントのグラフが生成され得る。ドアに開閉するよう指示を与えるために使用される開コマンド及び閉コマンドによって識別することができる、単一の開閉サイクルのドア位置値が、曲線に沿ってプロットされ得る。一事例において、曲線

50

は頂部が平坦な曲線又は変形された釣鐘曲線を表すことができる。

【 0 0 2 2 】

開閉サイクルは、モータ電流、開コマンド及び閉コマンド、並びに動作状態を入力として考慮するセグメンテーションアルゴリズムを使用して複数の異なる状態に区分化することができる。複数の異なる状態が、ドアの挙動が他の状態と質的に異なる状態を識別するために曲線に沿ってプロットされる。ドアの実験データでは、開コマンド及び閉コマンドの各々、並びに動作状態は、2進値と関連づけることができる。例えば、開コマンドの1の値は、ドアの開状態を表すことができ、一方で、0の値が閉状態を表す。加えて、閉コマンドの1の値は閉状態を表し、一方で0の値は開状態を表す。動作状態は、ドアが開いているか又は閉じているかを意味する別の離散的な信号とすることができる。この状態は、例えば、物理的接触の存否に基づいてオン/オフするスイッチを使用して生成することができる。一実施形態では、閉位置の状態1、加速の状態2、定速の状態3、開位置の状態4、加速の状態5、ドアが再び閉じられるまでのサイクルの残りの部分の状態6を含む、サイクルの6つのセグメントが識別される。セグメンテーション規則を変更することによって、より少数又はより多数の状態をもたらすセグメンテーションも可能である。

10

【 0 0 2 3 】

モータ電流、モータ電流の導関数及び符号、動作状態、並びに開コマンド及び閉コマンドを利用する所定規則セットを使用して、複数の異なる状態が識別される。例えば、開放コマンドが与えられると、閉じたドアを示すデフォルト状態1が、次の状態2に遷移する。現在の状態が2であり、電流の変化率が正から負に転じた場合、状態が2から3に遷移する。加えて、動作状態が、ドアが閉じられていることを示しているとき、現在の状態がデフォルト状態1に戻るよう遷移することができる。他の規則も可能である。

20

【 0 0 2 4 】

しかしながら、すべてのドアがすべて同じ測定値を有するとは限らず、種々の測定値を有するドアがセグメンテーションのための種々の規則に関連づけられ得る。例えば、モータ電流及びストロークの測定値に関連づけられるドアのための規則は、開コマンドが与えられた場合、状態1へのデフォルト状態遷移を含むことができる。ストロークの値が変化しない場合、ドアの現在の状態は、開いたドアを示す状態に遷移することができる。また、ストロークの値が所定の連続測定値数にわたって変化せず、かつ最後のn個の測定値に関する電流値の変化が各々所定の閾値よりも小さい場合、現在の状態が遷移してデフォルト状態に戻るることができる。

30

【 0 0 2 5 】

識別されると、セグメンテーションの出力は、単一のドアの開閉サイクルの種々の状態の識別を含み、これは、モータ電流値とともにグラフ上にプロットすることができる。グラフにおいて、時間はx軸に沿って配置することができ、アンペア単位で測定され得るモータ電流は、y軸に沿って配置することができる。時間に対するドアのモータ電流値のデータ点、及び、モータ電流データ点と対応する区分化された状態が、セグメンテーションの出力としてグラフ上にプロットされる。

【 0 0 2 6 】

さらなる実施形態では、関数データ解析を、ドアから収集される実験データに適用して、ドアの単一の開閉サイクルのデータの時系列表現を生成することができる。モータ電流測定値及びドア位置を時間サンプルに対してプロットして、測定値を表すプロファイルを生成することができる。その後、フーリエ又はスプライン基底関数を使用して曲線がプロファイルに当てはめられる。実験データからノイズの影響を最小化するために平滑条件を適用することができる。この原則は、複数の異なる曲線にわたって整列される可能性があるドア測定値のランドマークを識別するのに役立つ。

40

【 0 0 2 7 】

図3に関する説明に戻って、特徴は、セグメンテーション出力からの開閉サイクルの状態毎に又は開閉サイクルを基準に判定する(ブロック42)ことができる。各区分化状態の特徴は、平均値、最大値、最小値、標準偏差、及び持続時間、並びに他のタイプの特徴

50

を含むことができる。平均はある状態のモータ電流の平均値の測度であり、最大値はその状態におけるモータ電流の最高値の測度であり、最小値はその状態のモータ電流の最低値の測度である。標準偏差は平均からのモータ電流の変化量の測度であり、持続時間は、その状態の時間幅の測度である。加えて、基底の特徴は、平均、持続時間、及び特定の極値を含むことができる。

【0028】

識別されると、特徴は、実験データの既知の状態を有する分類器を訓練する（ブロック44）に使用することができる。具体的には、特定のドア状態に特徴をマッピングする関数が、状態毎に作成される。分類器は、サポートベクターマシン、ニューラルネットワーク、及び、ランダムフォレスト分類器のようなアンサンブル識別器から選択することができる（ブロック43）。訓練の前に、特徴は、分類器を訓練するための訓練データセットと、訓練された分類器の精度を判定するための試験データセットとに分割することができる。一実施形態では、利用可能な機能の60%を訓練に使用することができ、一方で残りの40%を、試験のために使用することができる。しかしながら、他の割合の分割が可能である。さらなる実施形態では、k分割交差検証を使用して、訓練及び試験に使用されることになる特徴データの量を判定することができる。具体的には、特徴は、k個のグループに分割される。k個のグループの内の1つが試験セットとして使用され、一方、残りのk-1個のグループは、訓練セットとして使用される。k個のグループの各々が試験セットとして使用されるまで、このプロセスは繰り返される。k個のグループの各々に基づく試験の結果は、その後、分類器の精度を判定するために平均化することができる。

【0029】

訓練（ブロック44）中、n個の訓練インスタンスが $(X_i, Y_i)_{i=1, \dots, n}$ として提供され、ここで、 X_i は区分化された状態又は基底の現在の状態の各々の中の特徴ベクトルを表し、 $Y_i \in \{\text{通常}, \text{故障}_1, \dots, \text{故障}_m\}$ は、ドアの正常状態又は故障状態を表している。以下、区分化された状態の特徴のみを例として説明するが、同様のプロセスを基底の特徴にも適用することができる。訓練セットはその後、ドア状態に特徴をマッピングするモデルを学習するために使用される。例えば、特徴ベクトル $X_{\text{試験}}$ は、クラス $Y_{\text{試験}} \in \{\text{通常}, \text{故障}_1, \dots, \text{故障}_m\}$ にマッピングすることができる。種々の故障は、ドア内に固まっている物体、ドアのボトムレール内の障害物、ボトムレールの湾曲又は変形、ボルトの緩み、汚れの存在、及び潤滑油の不足を含むことができる。さらに、ボルトの緩みの故障について、いずれボルトをドア内で緩んでいるかの判定を求めることができる。さらなる実施形態において、2クラス分類を使用することができ、 $Y_{\text{試験}} \in \{\text{正常}, \text{異常}\}$ である。分類器はまた、動作データからのようなドアの新たな観察結果の確率を示すk個の最近傍点又は一般化線形モデルを介して事後確率分布を学習することもできる。

【0030】

訓練後、試験セットは、分類器に入力され（ブロック45）て、試験セット分類の精度が判定される。具体的には、分類精度は、すべてのクラスにわたって正しく分類された開閉サイクルの特徴データの総数のうちの割合として定義することができる。試験の結果は、混同行列によって表すことができる。例えば、n個の訓練インスタンスについて、混同行列 $M_{\text{混同}}$ は、 $n \times n$ 行列であり、第i行第j列の要素 $M_{\text{混同}}(i, j)$ は、以下の式によって与えられる。

【0031】

【数1】

$$M_{\text{混同}}(i, j) = \frac{\text{クラス}j\text{として分類されたクラス}i\text{のインスタンスの数}}{\text{クラス}i\text{のインスタンスの総数}} \times 100 \quad (\text{式1})$$

【0032】

試験が完了した後、結果の精度が判定される。結果が許容可能である場合（ブロック46）、さらなる分類処理を実施する必要はない。一方、結果が許容可能でない場合、分類

を修正することができ、新たな特徴を選択することができる（ブロック４７）か、又は新たな分類器を選択することができる。理想的には、２クラス分類について、例えば、正常は正常であると正しく識別されるべきであり、異常のすべてのインスタンスが正しく識別されるべきである。しかしながら、５％未満の誤分類のような少量の誤分類は許容可能であってもよい。大量の誤分類が存在する場合、これは、故障のような異なる分類を区別することが困難であることを示す可能性がある。例えば、図４は、一実施例として、マルチクラス故障分類のための混同行列を示すブロック図である。分類のリストが、行列の上部に沿った水平方向８１、及び、行列の左側にある垂直方向８２にリストされている。分類は、通常、ボルトの緩みのＦ１、外側でドアのボトムレール内にある障害物のＦ２、上部でドアのボトムレール内に固まっている障害物のＦ３、内部でドアのボトムレール内にある障害物のＦ４、及び潤滑油の不足のＦ５を含む。ドアのレールの屈曲又は変形、ドア内に固まっている物体、及び汚れの存在のような他の分類を考慮することができる。行列８３の値は、行列の左側の分類が、行列の上部に沿ってリストされている分類として正しく又は誤って識別された割合を表す。例えば、第１行において、通常分類は、その時間の通常９５．１％として正しく識別されており、一方、通常分類は、その時間のＦ１ ０．５％として誤って識別された。

【００３３】

通常、Ｆ１及びＦ５の分類は、９１．４％以上の割合によって示されているように、大変正確に見える。しかしながら、高精度にもかかわらず、いくつかの誤分類が生じた。例えば、通常分類とＦ１、即ち故障１との間にはある程度の混同がある。特に、いくつかの故障１のデータが通常データとして誤って分類されている。故障１はボルトの緩みに対応する。この事例において、混同の原因は、ボルトの緩みに起因する可能性がある。例えば、少しだけ緩んだボルトが締まったボルトと混同されている可能性があるが、非常に緩いボルトは混同されていないことになる。他の状態についての検出の混同の可能性がある。例えば、通常状態と、ドア内に物体が固まっている巻き込まれた場合との間の混同は、剛性ではない物体に起因する可能性があり、物体が剛性でなかったために、ドアが開閉中にさほどの抵抗を受けない場合があり、したがって通常として分類されている。混同のもう１つの理由は、分類器が、通常及び故障の両方の状態にほぼ等しい確率を割り当てる可能性があることである。等しい確率が割り当てられた場合の混同を防止するために、分類器には、「不確定」通知を出力するように指示することもできる。

【００３４】

高精度な分類とは対照的に、Ｆ２、Ｆ３、及びＦ４の精度の割合は５５．６％～７０．４％で変動しており、これは非常に正確というわけではなく、分類器の、ドアのボトムレール上の複数の異なる位置にある固まった障害物の故障の間での区別にある問題があることを示している。故障の各々は、ある種のボトムレール障害物に対応するため、これらのクラスは、ドアのボトムレール内の障害物を、ボルトの緩みのような他の故障にして分類するためのより正確な結果を得るための試行において組み合わせることができる。図５は、一実施例として、図４のマルチクラス故障分類のための修正された混同行列９０を示すブロック図である。修正された混同行列９０において、ドア状態はグラフに沿って水平及び垂直の両方向に配置されている。Ｆ２、Ｆ３、及びＦ４の分類は、単一の状態に組み合わせられている。組み合わせさせた状態の比較のための値によって示されるように、ドアのボトムレール内の障害物の正しい識別に関する正解率はここでは９８．６％である。さらなる実施形態では、そのドアについて緩んだボルトが識別されたときに、緩んでいる特定のボルトを識別するために混同行列を生成することができる。分類試験結果に基づいて、いくつかの特徴は、特定の状態についてドアの分類の予測により役立つものとして識別され得る。

【００３５】

分類器が訓練され、ドアに分類を正確に割り当てることができるようになると、動作データを、ドアを分類するための分類器に入力することができる。しかしながら、いくつかの事例では、分類器を訓練するために使用される実験データが利用可能でない場合がある

。問題を識別するか又は故障を予測するための、運転データを解析するための他のプロセスが可能である。図6は、一実施例として、動作データを解析する101方法100を示す流れ図である。動作データを処理して、ドア間の類似度105又は相違度、単一のドアに対する複数の異なる測定値の相関104、ドアによって示される長期的傾向103、及び異常値102を判定することができる。複数の異なる測定値間の相関104を識別することは、何らかの新たな情報を得ることができるか否か、及び、外部温度との相関に基づいて季節依存性が存在するか否かを識別するのに役立つことができる。図7は、一実施例として、ドアの複数の異なる測定値を相関させるためのプロセス110を示すフロー図である。2の異なる測定値を、比較のために識別する(ブロック111)ことができる。測定値の相関係数が、輸送車両の各ドアについて求められる(ブロック112)。相関係数は、測定値のユークリッド距離又は最大距離を介して求めることができる。類似度を判定するための他の方法が可能である。

10

【0036】

求められた相関係数がその後、すべてのドアについて比較される(ブロック113)。一実施例では、相関係数は、グラフを介して比較することができる。図8は、一実施例として、複数の異なるドアに対する複数の異なる測定値を相関させているグラフ120を示すブロック図である。輸送車両のドアがx軸121に沿ってリストされており、一方、ドアの2つの異なる測定値の相関係数がy軸122に沿ってリストされている。本実施例においては、測定値はモータ温度及び外部温度である。上述したように、各ドアのモータ温度と外部温度測定値との間の相関係数が求められる。求められると、相関係数の値123は、各ドアのグラフ上にプロットされる。図7の説明に戻ると、相関例外であるドアを識別することができる(ブロック114)。特に、相関例外は、残りのドアが測定値の強い相関を示す場合に測定値間の強い相関関係を示していないドアを含む。例えば、グラフ120において、測定値は、ドア1、2、3、5、6、7、8については強く相関しているように見え、ドア4は例外に見える。ドアの例外は、標準偏差値を含む閾値に基づいて識別することができる。例えば、1つのドアについての相関係数が、他のドアから離れた所定数の標準偏差である場合、そのドアは例外である。代替的に、ドアが他のドアからの相違度の閾値を満足する場合、そのドアは例外である。ドア例外を判定するための他の手段が可能である。

20

【0037】

ドア4について識別された相関の欠如は、異常な外気温度読み取り値、異常モータ温度示度、又はドアの故障によるものであってもよい。例外のドア4の測定値の少なくとも1つに異常があるか否かを判定するためにさらなる測定値の解析を行うことができ(ブロック115)、異常がある場合、ドアの検査又は保守管理をスケジューリングすることができる。

30

【0038】

相関の欠如をさらに分析するために、モータ温度読み値を、ドア4と、ドア1のような、測定値間の高い相関を示す他のドアのうちの1つについて比較することができる。図9は、一実施例として、複数のドアのうちの2つの図8のグラフからの測定値の1つのグラフ130を示すブロック図である。グラフ130のx軸131に沿って日付がリストされており、一方、モータ温度がy軸132に沿ってリストされている。ドア1(135)、ドア4(134)、の別個のモータ温度測定値のデータが、凡例133に従ってグラフ上にプロットされている。グラフ上で、ドア1のデータ点135の大部分が、ドア4のデータ点134よりも低いモータ温度読み値を有するようになる。例えば、ロバスト主成分分析を使用してデータの異常を判定することができる。この実施例では、ドア4のモータ温度測定値が異常である。異常の理由は、温度センサに関連する問題又はモータ自体に関連する問題を含み得る。しかしながら、ドア4について識別された異常に基づいて、モータが正しく動作していないのか又は温度読み値が不正確であるのかを判定するために検査をスケジューリングすることができる。加えて、残りのドアが同様に関連する相関係数と関連づけられているため、これらのドアをさらに検査する必要がある場合がある。

40

50

【 0 0 3 9 】

ドアを開いている間のモータ電流の合計、開いている間の最大電流、開いている間の最小電流、開いている間の平均電流、及び、開いている間の電流の標準偏差を含む、外部温度と他の測定値と等の相関を識別するために、他の測定値を解析することができる。一実施例では、モータ電流の合計及びモータ電流の平均値が、外部温度と比較されると、強い負の相関が識別され、これは、寒冷な天候の間にドアを開くのにより多くの労力が必要とされることを示している。外部温度は、寒冷な天候が閉めるのにも影響を与えるか否かを判定するために、ドアを閉じることに関連づけられる測定値を用いて解析することもできる。一実施例では、外気温度とドアを閉じることにについて強い相関は存在していなかった。相関は、将来の保守管理を予測する上で有用である。

10

【 0 0 4 0 】

検査又は保守管理を必要とするドアを正確に識別し、スケジューリングされた不要な保守管理アポイントメントに費やされる時間及び資金を低減するために、同じ種類の異なるドア間の相関関係を判定することもできる。図 10 は、一実施例として、共同輸送車両のドアの間に相関が存在するか否かを判定するためのプロセス 140 を示すフロー図である。所定の時間期間にわたって毎日一時間毎に、解析されるべき各ドアについて、動作データから 1 つの開閉サイクルが選択される（ブロック 141）。その後、その開閉サイクルに関連づけられる図 3 に関して上述された特徴を使用して、選択された開閉サイクル毎に特徴ベクトルが生成される（ブロック 142）。例えば、ドアの特徴ベクトルは次式のように表すことができる。

20

f_i （時間、月、年）＝[最大（電流）、最小（電流）、平均（開電流）、平均（閉電流）、平均（外部温度）、平均（モータ温度）] （式 2）

下付き文字 i は、特徴ベクトルが適用されるドアの識別を示す。

【 0 0 4 1 】

生成されると、特徴ベクトル内の各要素、又は特徴を正規化する（ブロック 143）ことができる。一実施形態では、ベクトルの各要素は、すべての開閉サイクルにわたるその要素の最大値によって正規化される。2 つのドア s 及び t が比較のために選択される（ブロック 144）。具体的には、各特徴 i について、ドア s 及びドア t の所与の日及び時間のベクトル間類似度の測度が、下記にリストする式を使用して相関値 $Corr_{st}$ として求められる（ブロック 145）。

30

【 0 0 4 2 】

【 数 2 】

$$(Corr_{st} \text{ (時間、月、年)}) = \frac{\sum_{i=1}^n (f_{s_i} - \bar{f}_{s_i})(f_{t_i} - \bar{f}_{t_i})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (f_{s_i} - \bar{f}_{s_i})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (f_{t_i} - \bar{f}_{t_i})^2}} \quad (\text{式 3})$$

【 数 3 】

$$\bar{f}_{s_i}$$

及び

40

【 数 4 】

$$\bar{f}_{t_i}$$

はそれぞれ、その期間にわたる特徴ベクトル

【 数 5 】

$$f_{s_i}$$

及び

【数 6】

$$f_{t_i}$$

の平均である。個々の特徴の標準的なユークリッド距離及び最大差を含む、類似性を判定するための他の方法が可能である。

【0043】

その後、相関値に基づいて、相関が存在するか否かについて判定が行われる（ブロック146）。一実施形態では、所定の閾値を、相関値に適用することができ、相関値が閾値を満たす場合には、ドアが相関づけられる。さらなる実施形態では、相関値は、相関を視覚的に判定するために一对のドアのグラフ上にプロットすることができる。図11は、一実施例として、各々が一对のドアの相関データを表す2つの別個のグラフ150a、150bを示すブロック図である。第1のグラフ150aは、ドア1及び4に対する相関データを表し、一方、第2のグラフ150bは、ドア1及び7についての相関データを表している。各グラフは、日のような時間をx軸151a、151bに沿ってリストしており、相関値をy軸152a、152bに沿ってリストしている。各ドア対の相関値は、それらのそれぞれのグラフ150a、150b内のデータ点153としてプロットされている。

10

【0044】

グラフを比較することによって、比較されているドアの類似度、相関データの傾向、及び異常値に関する重要な情報が提供される。図11のグラフに関して、ドア1及び4の相関値がより低いことによって示されるように、ドア1及び7と比較して、ドア1及び4は互いにそれほど類似していない。ドア1及び4のより低い相関値は、図8及び図9を参照して上述したように、ドア4の異常なモータ温度読み値である可能性が高い。また、相関値は、150日～250日目辺りのグラフの中央に向かって低くなっているように見え、これは、グラフの中央の日が寒冷な天候の月を表し、相関値が、より暖かい天候の月の間に増加し始めているため、季節的影響を示している。図9に関連して上述したように、ドアを開くことは、慣例な天候では別様に機能し、開くためには多くの仕事が必要とされ、これはグラフ150a、150bによって示されている。加えて、異常値154うい、グラフ150a、150bに観察することができる。異常値は、ドアが問題又は故障を経験している場合があることを示すのに十分に、グラフの他の値から逸脱している値である。図13を参照して下記にさらに説明するように、異常値が検出された場合、さらなるドアの検査が必要になる場合がある。

20

30

【0045】

類似しているドアを識別することができることは、たとえ車両製造業者によって保守管理がこれらドアに提案され得る場合であっても、保守管理を必要としないドアに時間を費やす必要性をなくすことによって、スケジューリングされた保守管理作業の効率を増大させるのを助けることができる。例えば、スケジューリングされた保守管理のために、保守管理員は、一般に、ドア動作機構の内部を検査し、どのような保守管理作業が必要であるかを判断するのに時間を費やす必要がある。保守管理作業は、ボルト締め、及び、様々な部品の洗浄を含む可能性がある。他のタイプの保守管理作業が可能である。図12は、一実施例として、保守管理アポイントメントを効率よくスケジューリングするためのプロセス160を示すフロー図である。保守管理を必要とするドア及び必要としないドアを識別するために、すべてのドアが初期検査リストに入力される（ブロック161）。初期検査リストのドアが検査され（ブロック162）、保守管理がそのドアに必要とされるか否かが判断される（ブロック163）。

40

【0046】

保守管理が必要な場合、保守管理を実施することができ（ブロック169）、リスト上の次のドアが検査のために選択される（ブロック168）。一方、保守管理が要求されない場合、図10に関連して詳細に上述したように、検査されたドアと、初期検査リスト上の他のすべてのドアとの間の類似度が、相関値として求められる（ブロック164）。その後、所定の閾値が、その相関値に適用される（165）。閾値は、過去の履歴的証拠及

50

び測定値に基づいて計算することができ、これらの消去及び測定値は、ドアパネルが開かれて、保守管理が必要でないという結論がくだされるときにいつでも収集することができる。他の閾値が可能である。例えば、保守管理が必要とされていないドアのデータは、履歴的証拠として記録されるべきである。一実施例では、履歴がN個のドアを含む場合、相関値は、すべての $N(N-1)/2$ 対のドアの間で計算することができる。このとき、相関値の平均を閾値として計算することができる。

【0047】

閾値を超える(ブロック166)相関値を有するドアは、検査を必要としないものとして、初期検査リストから除去される(167)。初期検査リスト上の次のドアがその後、検査のために選択される(ブロック168)。代替的に、ドアの相関値が閾値を超えない場合、ドアは初期検査リスト上に残る(ブロック170)。

10

【0048】

電流検査のためにドアを識別することに加えて、将来のドア状態を識別することが可能であることが、予期せぬ故障を防止するのに助けることができる。異常値判定は、将来のドア故障を意味する可能性があるイベントを検出するか、又は、保守管理若しくはさらなる検査を必要とするドアを識別するのに役立つことができる。一実施形態において、ロバスト主成分分析を、異常値検出のために使用することができるが、異常値検出のための他の方法が可能である。図13は、一実施例として、異常値を検出するためのプロセス180を示すフロー図である。データセット内のドアの各開閉サイクルについて特徴ベクトルが生成され(ブロック181)、特徴ベクトルの各要素が正規化され得る(ブロック182)。これらは両方とも図10を参照して上述している。異常値を定義するために距離閾値が設定され(ブロック183)、選択された異常値検出アルゴリズムが、距離閾値に基づいて異常値を識別する(ブロック184)。

20

【0049】

異常値は、構成要素の故障を予測するために使用することができる。図14は、一実施例として、ドアの故障を予測するためのプロセス190を示すフロー図である。さらなる検査を正当化するために既知の正常なデータ及び故障データから十分に異なる異常値が選択される(ブロック191)。異常値は、図13を参照して上述したプロセスを使用して判定することができる。異常値検出中、ドアの検査労力と予定外の故障の危険性との間にはトレードオフが存在する。トレードオフは、異常値スコアに所定の閾値を設定することによって実装される。具体的には、異常値を識別するために使用される閾値は元々、高く設定することができ、それによって、イベントの1%未満が異常値として分類される。その後、閾値は、同様のドアを判定するための閾値の設定と同様に現場データに基づいて最適化することができる。

30

【0050】

保守管理技術者がデータを視覚的に分析することを可能にするために、例えば、コンピュータ上で作動するダッシュボードアプリケーションを使用して、異常値と関連づけられるデータが手動で検査される(ブロック192)。手動検査に基づいて、異常値データのサブセットを、さらなる検査のために選択することができる(ブロック193)。異常値データの選択されたサブセットに対応するドアを、欠陥の有無について検査することができる(ブロック194)。

40

【0051】

さらなる実施形態では、異常値検出は、保守管理又は検査が最も必要とされているドアを識別するために使用することもできる。例えば、保守管理予算によって、輸送車両当たり5つのドアしか検査することができない。最悪の状態にある5つドアが検査及び任意の必要な保守管理のために選択されるべきである。この5つのドアは、異常値検出を介して識別することができる。

【0052】

ドアの動作データは、ドア構成要素の長期的傾向を識別するために使用することもできる。傾向は、使用量にリンクされ、ドアの将来の故障を予測するのに助けることができる

50

。上述したように、いくつかの特徴は、他の特徴よりも特定の故障を予測するのにより役立つ。そのような予測的特徴に対するモデルは、下記に与えられるように、ドア開放の回数及びモータ温度に線形として適合され得る。

予測的特徴 = $B_0 + B_1$ (ドア開放サイクル数) + B_2 (開閉サイクルにわたる平均外部温度) (式4)

係数 B_1 及び B_2 はそれぞれ、ドア開放回数及び平均外部温度に対する予測的特徴の相対感度を表す。係数 B_0 は変化のない項であり、0 で未使用の新品のドアの予測的特徴の値を表している。係数の各々は、ロバスト線形回帰及び他の方法を使用して、すべてのドアに対して求めることができる。上述したように、長期的傾向の判定は、使用量がドアの状態に影響を与えることを示している。

10

【0053】

将来の故障を識別することは、特定の故障が発生する可能性があり、それによって、保守管理が実施される可能性があるときを正確に予測するために有用であり得る。図15は、一実施例として、予測的故障に基づいて不要な保守管理を低減するためのプロセス210を示すフロー図である。構成要素の故障を予測するために、予測的傾向を有するモデルが構築される(ブロック211)。モデルは、構成要素の1つ又は複数の特徴に適用され(ブロック212)、グラフ上にマッピングすることができる。モデル化された特徴に閾値が適用され(ブロック213)、スケジューリングされた保守管理に最適な間隔が判定される(ブロック214)。

【0054】

20

一実施例では、将来の故障の識別は、製造業者のスケジューリングに対する提案に依拠する代わりに、状態に基づいた保守管理をスケジューリングするために使用される。図16は、一実施例として、経時的な構成要素の特徴の平均予測値のグラフ220を示すブロック図である。時間がグラフ220のx軸221に沿って配置され、一方、特徴の値は、y軸222に沿って配置されている。経時的に予測された構成要素の値が平均化されて、グラフ220の曲線223に沿ってプロットされている。x軸に沿って、 $T_{予定}$ 228は、製造業者又は整備工からの提案のような、構成要素の実際の状態以外の要因に基づく、スケジュールされた保守管理のための最適な間隔として識別される。しかしながら、何も必要とされないときの推奨は、過度に慎重な保守管理をもたらすことが多い。したがって、不要な保守管理を防止するために、ドア及び将来の傾向の実際の調整に基づいて、将来の保守管理は、構成要素の故障の高い危険を伴わずに $T_{予定}$ を超えた時間にわたって、スケジューリングされている保守管理間隔を延長するのに使用される。

30

【0055】

延長された保守管理スケジュールを判定するために、特徴量値が閾値を交差する時刻の確率分布が判定される。特徴値の曲線223が閾値を交差するとき、保守管理作業が必要になり得る。特徴曲線が閾値を交差する時刻を判定することができる。しかしながら、曲線は、特徴の予測値の平均値を表すため、曲線が閾値を交差する時刻には不確実性が存在する。閾値より上の曲線226は、特徴の値が閾値を交差すると予測される時刻の確率分布を識別する。確率距離の平均は、 T_0 229であり、 T_0 の標準分布を有している。保守管理を行う前に故障が発生しないことを保証するために、 T_0 になる前の期間が選択される。延長された保守管理スケジュールはその後、自動的に、又は輸送車両と関連づけられる個人によって設定することができる。一実施例では、延長された期間は、 $T_0 - 3$ 230に設定することができる。延長された保守管理をスケジューリングするための他の期間が、 $T_{予定}$ と T_0 との間で可能である。少なくとも、延長された予定時刻は、推定される故障の前に保守管理が提供されることを保証するために T_0 の前にされるべきである。

40

【0056】

こうして、ボルトの緩み又は潤滑油が少ない等の各特徴が、特定の特徴のために保守管理がいつ必要とされるかを判定するために解析される。例えば、電流使用量パターンに基づいて、ボルトの緩みが2年以内に発生すると予測することができ、一方で、潤滑油の液位が、次の6ヶ月以内に低くなりすぎる可能性がある。

50

【 0 0 5 7 】

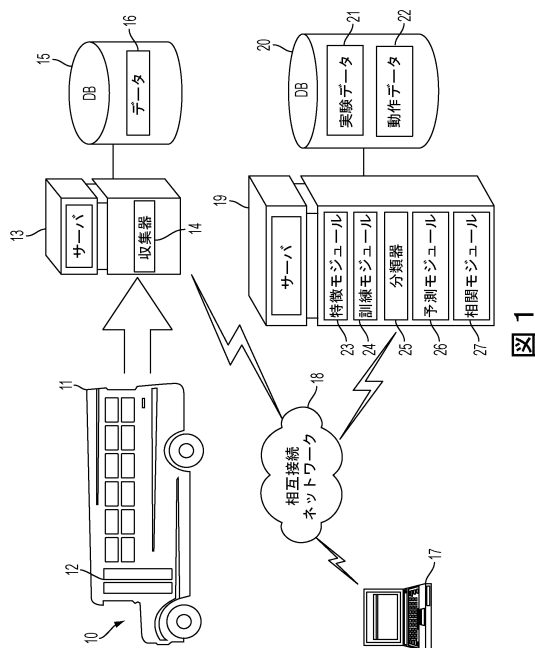
全体的な保守管理戦略を課すために、輸送車両の1つ又は複数の構成要素と関連づけられる各特徴について生成されるすべてのモデルに対して、全体的なシステムモデルを生成することができる。BlockSimのような市販ツールを使用して、全体的なシステムモデルを生成することができる。

【 0 0 5 8 】

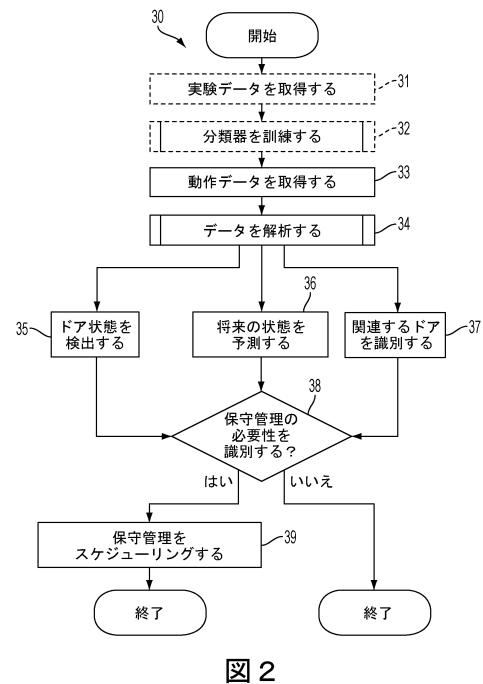
上記の状態の診断及び予測は、輸送車両のドアに関して識別されているが、線路のための転轍機を含む、他の構成要素が可能である。加えて、診断及び予測分析は、建物内の自動ドア、又はエレベータ及びエスカレータに適用することができる。少なくとも、経時的なモータ電流の測定値が利用可能でなければならない。

10

【圖 1】



【圖 2】



【図 3】

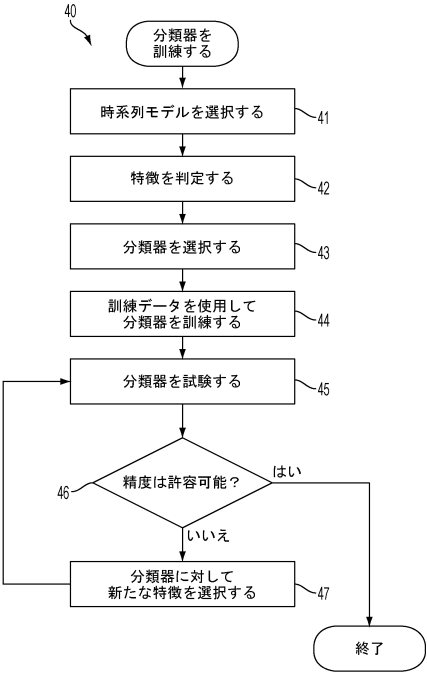


図 3

【図 4】

		81					
		正常	F1	F2	F3	F4	F5
82	正常	95.1%	0.5%	0	0	0	0
	F1	7.4%	90.7%	0	0	1.8%	0
	F2	3.7%	3.7%	62.9%	14.8%	14.8%	0
	F3	0	0	44.4%	55.6%	0	0
	F4	0	7.4%	18.5%	3.7%	70.4%	0
	F5	0	0	0	0	0	100%

図 4

【図 5】

		90			
		正常	F1	F2+F3+F4	F5
91	正常	94.1%	0.5%	0	0
	F1	5.6%	92.6%	1.8%	0
	F2+F3+F4	1.4%	0	98.6%	0
	F5	0	0	0	100%

図 5

【図 6】

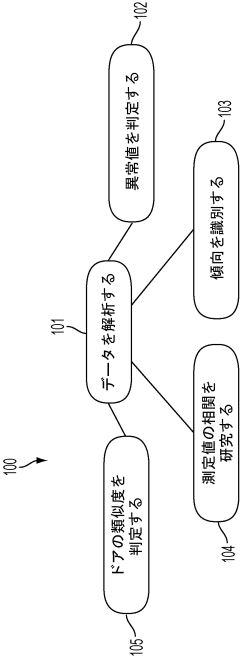


図 6

【図 7】

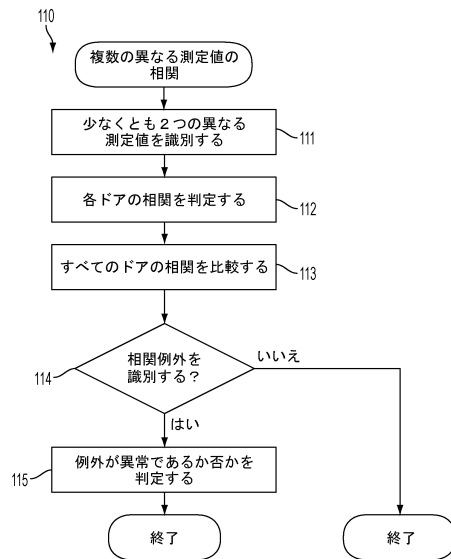


図 7

【図 8】

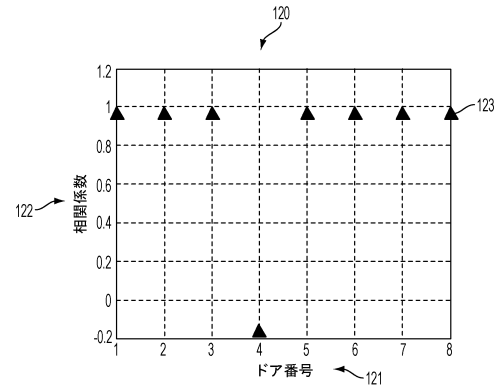


図 8

【図 9】

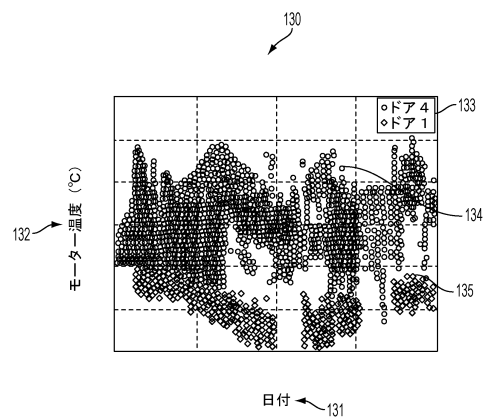


図 9

【図 10】

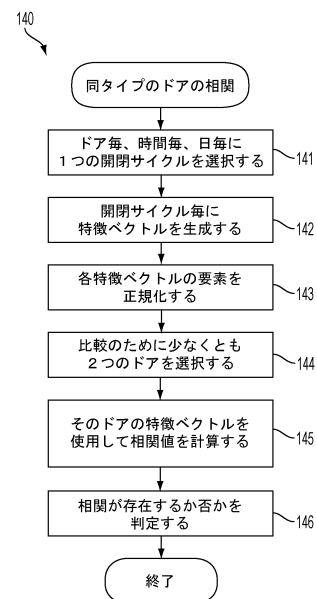
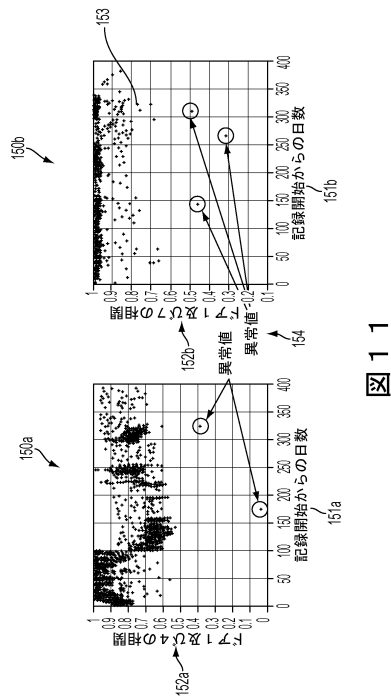


図 10

【図 1 1】



【図 1 2】

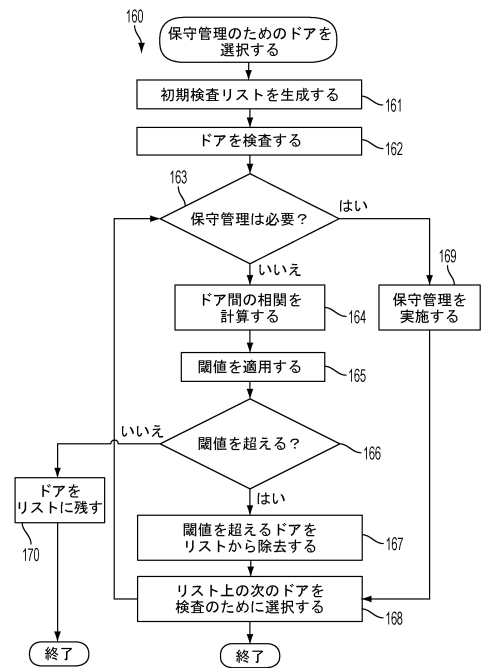


図 1 2

【図 1 3】

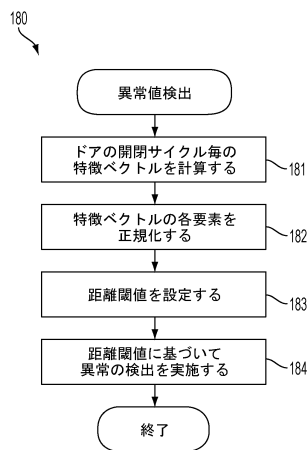


図 1 3

【図 1 4】

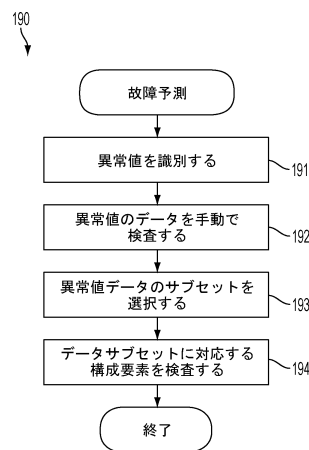


図 1 4

【図 1 5】

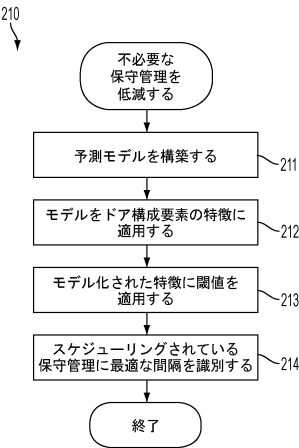


図 1 5

【図 1 6】

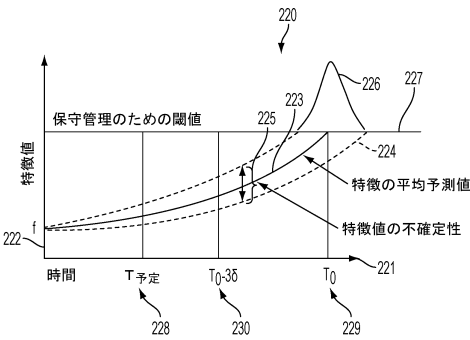


図 1 6

フロントページの続き

- (74)代理人 100109070
弁理士 須田 洋之
- (74)代理人 100109335
弁理士 上杉 浩
- (74)代理人 100120525
弁理士 近藤 直樹
- (74)代理人 100158551
弁理士 山崎 貴明
- (72)発明者 アヌラーグ・ガングリ
アメリカ合衆国 カリフォルニア州 9 5 0 3 5 ミルピタス カーレ・メサ・アルタ 2 0 5 1
- (72)発明者 ラジnderジート・スィング・ミンハス
アメリカ合衆国 カリフォルニア州 9 4 0 4 3 マウンテン・ビュー キャンベル・ドライブ
1 6 2
- (72)発明者 ジョアン・デ・クリア
アメリカ合衆国 カリフォルニア州 9 4 0 2 4 ロス・アルトス パコ・ドライブ 6 8 5

審査官 川瀬 正巳

- (56)参考文献 特開2013-049550(JP,A)
特開2005-349972(JP,A)
特開2010-122918(JP,A)
国際公開第2001/034446(WO,A1)
特開2015-092796(JP,A)

(58)調査した分野(Int.Cl., DB名)

G 0 1 M 1 7 / 0 0 7
B 6 2 D 6 5 / 0 6
G 0 6 Q 5 0 / 1 0