

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7071904号
(P7071904)

(45)発行日 令和4年5月19日(2022.5.19)

(24)登録日 令和4年5月11日(2022.5.11)

(51)国際特許分類 F I
G 0 6 N 20/00 (2019.01) G 0 6 N 20/00

請求項の数 13 (全25頁)

(21)出願番号	特願2018-194534(P2018-194534)	(73)特許権者	000003078 株式会社東芝 東京都港区芝浦一丁目1番1号
(22)出願日	平成30年10月15日(2018.10.15)	(74)代理人	100091982 弁理士 永井 浩之
(65)公開番号	特開2020-64367(P2020-64367A)	(74)代理人	100091487 弁理士 中村 行孝
(43)公開日	令和2年4月23日(2020.4.23)	(74)代理人	100082991 佐藤 泰和
審査請求日	令和2年8月24日(2020.8.24)	(74)代理人	100105153 弁理士 朝倉 悟
		(74)代理人	100107582 弁理士 関根 毅
		(74)代理人	100118876 弁理士 鈴木 順生

最終頁に続く

(54)【発明の名称】 情報処理装置、情報処理方法及びプログラム

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

時系列に入力される複数のセンサデータに基づいて、前記センサデータの異常を検知するための複数の候補モデルを複数の手法で生成するモデル生成部と、
前記複数の候補モデルの判定精度を算出する精度算出部と、
前記複数の候補モデルの判定精度に基づいて、前記複数の候補モデルの中から一つ以上の候補モデルを選択して検知モデルを生成するモデル選択部と、
前記検知モデルに基づいて、新たなセンサデータが正常か異常かを判別するデータ分類部と、
前記データ分類部にて正常か異常かが判別された前記新たなセンサデータに基づいて、前記複数の候補モデルを更新するモデル更新部と、を備え、
前記モデル選択部は、
前記データ分類部で正常と判別されたセンサデータに基づいて生成された前記複数の候補モデルを含む第1候補モデル群と、前記データ分類部で正常又は異常と判別されたセンサデータに基づいて生成された前記複数の候補モデルを含む第2候補モデル群と、のいずれか一方の候補モデル群を選択する候補モデル群選択部と、
前記候補モデル群選択部にて選択された前記第1候補モデル群又は前記第2候補モデル群から、1以上の候補モデルを含む適用モデル群を選択する適用モデル群選択部と、
前記適用モデル群に基づいて生成された適用モデルを前記検知モデルとする適用モデル生成部と、を有する、情報処理装置。

【請求項 2】

前記候補モデル群選択部は、前記第 1 候補モデル群内の前記複数の候補モデルの判定精度と、前記第 2 候補モデル群内の前記複数の候補モデルの判定精度と、に基づいて、前記第 1 候補モデル群と前記第 2 候補モデル群とのいずれか一方を選択し、

前記適用モデル群選択部は、前記候補モデル群選択部にて選択された前記第 1 候補モデル群又は前記第 2 候補モデル群内の前記複数の候補モデルの判定精度に基づいて、前記適用モデル群を選択する、請求項 1 に記載の情報処理装置。

【請求項 3】

前記候補モデル群を前記候補モデル群選択部にて自動で選択するか、操作者が手動で前記候補モデル群を選択するか指示する第 1 指示部と、

前記適用モデル群を前記適用モデル群選択部にて自動で選択するか、操作者が手動で前記適用モデル群を選択するかを指示する第 2 指示部と、

前記第 1 指示部にて、操作者が手動で前記候補モデル群を選択すると指示された場合に、現時点の候補モデル群に含まれる候補モデルの選択と、過去の候補モデル群に含まれる候補モデルの選択とを指示する第 3 指示部と、

前記第 1、第 2 及び第 3 指示部による指示が終わった後に、前記適用モデルの学習を指示する第 4 指示部と、

正常なセンサデータの波形を可視化する第 1 可視化部と、

異常なセンサデータの波形を可視化する第 2 可視化部と、を備える、請求項 1 又は 2 に記載の情報処理装置。

【請求項 4】

前記複数の候補モデルの判定精度を示す数値がいずれも所定値以下に低下したか否かを判定する初期化判定部と、

前記複数の候補モデルの判定精度を示す数値がいずれも前記所定値以下に低下したと判定された場合に、前記検知モデルを初期化する候補モデル初期化部と、を新たに備える、請求項 2 又は 3 に記載の情報処理装置。

【請求項 5】

時系列に入力される複数のセンサデータに基づいて、前記センサデータの異常を検知するための複数の候補モデルを複数の手法で生成するモデル生成部と、

前記複数の候補モデルの判定精度を算出する精度算出部と、

前記複数の候補モデルの判定精度に基づいて、前記複数の候補モデルの中から一つ以上の候補モデルを選択して検知モデルを生成するモデル選択部と、

前記検知モデルに基づいて、新たなセンサデータが正常か異常かを判別するデータ分類部と、

前記データ分類部にて正常か異常かが判別された前記新たなセンサデータに基づいて、前記複数の候補モデルを更新するモデル更新部と、

前記複数のセンサデータを、一つ以上の特徴的なデータグループに分類するグループ化部と、

前記グループ化部で分類された各データグループごとに、候補モデルを生成するのに最適な手法を選択する手法選択部と、

前記グループ化部で分類された各データグループごとに、前記手法選択部で選択された手法にて生成された前記候補モデルの評価値を算出するグループ評価部と、を備え、

前記モデル生成部は、前記グループ化部で分類された各データグループごとに、前記手法選択部で選択された手法にて前記候補モデルを生成し、

前記手法選択部は、前記グループ化部で分類された各データグループごとに、前記グループ評価部で算出された前記評価値に基づいて前記手法を選択し、

前記モデル更新部は、前記グループ評価部で算出された前記評価値に基づいて前記手法選択部が選択し直した前記手法を用いて、前記候補モデルを更新し、

前記モデル選択部は、前記グループ化部で分類された各データグループごとに、前記モデル更新部で更新された前記候補モデルに基づいて前記検知モデルを生成する、情報処理装

10

20

30

40

50

置。

【請求項 6】

前記手法選択部は、前記グループ化部で分類された各データグループに前記複数の手法をそれぞれ適用して前記候補モデルを生成した場合の適応度が最大になるように、遺伝的アルゴリズムを利用して前記最適な手法を選択する、請求項 5 に記載の情報処理装置。

【請求項 7】

前記グループ評価部は、

すべてのセンサデータをグループ化するか、一部のセンサデータをグループ化するかを選択する第 1 選択部と、

前記第 1 選択部で選択されたデータグループに供給されるセンサデータを可視化する第 1 可視化部と、

前記グループ化部で分類される各データグループごとに、候補モデルを生成するための手法を選択する第 2 選択部と、

前記グループ化部で分類される各データグループごとに、前記第 2 選択部で選択された手法で生成された候補モデルを可視化する第 2 可視化部と、

グループ化を終了するか否かを選択する第 3 選択部と、

サブグループ化を行うか否かを選択する第 4 選択部と、

サブグループ化を行う場合に、サブグループ化を行うデータグループの識別番号を入力するグループ ID 入力部と、を備える請求項 5 又は 6 に記載の情報処理装置。

【請求項 8】

時系列に入力される前記複数のセンサデータに対する前処理を行う前処理部を備え、

前記モデル生成部は、前記前処理を行った後の前記複数のセンサデータに基づいて、前記複数の候補モデルを生成し、

前記データ分類部は、前記前処理部で前処理を行った後の前記複数のセンサデータが正常か異常かを判別する、請求項 1 乃至 7 のいずれか一項に記載の情報処理装置。

【請求項 9】

前記モデル更新部は、専門家の知見により正常か異常かが判別された前記新たなセンサデータと、専門家の知見に加えて前記検知モデルに基づいて正常か異常かが判別された前記新たなセンサデータと、の少なくとも一方に基づいて、前記複数の候補モデルを更新する、請求項 1 乃至 8 のいずれか一項に記載の情報処理装置。

【請求項 10】

時系列に入力される複数のセンサデータに基づいて、前記センサデータの異常を検知するための複数の候補モデルを複数の手法で生成し、

前記複数の候補モデルの判定精度を算出し、

前記複数の候補モデルの判定精度に基づいて、前記複数の候補モデルの中から一つ以上の候補モデルを選択して検知モデルを生成し、

前記検知モデルに基づいて、新たなセンサデータが正常か異常かを判別し、

正常か異常かが判別された前記新たなセンサデータに基づいて、前記複数の候補モデルを更新し、

前記検知モデルを生成する際には、

正常と判別されたセンサデータに基づいて生成された前記複数の候補モデルを含む第 1 候補モデル群と、正常又は異常と判別されたセンサデータに基づいて生成された前記複数の候補モデルを含む第 2 候補モデル群と、のいずれか一方の候補モデル群を選択し、

選択された前記第 1 候補モデル群又は前記第 2 候補モデル群から、1 以上の候補モデルを含む適用モデル群を選択し、

前記適用モデル群に基づいて生成された適用モデルを前記検知モデルとする処理をコンピュータに実行させる、情報処理方法。

【請求項 11】

時系列に入力される複数のセンサデータに基づいて、前記センサデータの異常を検知するための複数の候補モデルを複数の手法で生成し、

前記複数の候補モデルの判定精度を算出し、
前記複数の候補モデルの判定精度に基づいて、前記複数の候補モデルの中から一つ以上の候補モデルを選択して検知モデルを生成し、
前記検知モデルに基づいて、新たなセンサデータが正常か異常かを判別し、
正常か異常かが判別された前記新たなセンサデータに基づいて、前記複数の候補モデルを更新し、
前記複数のセンサデータを、一つ以上の特徴的なデータグループに分類するグループ化し、
前分類された各データグループごとに、候補モデルを生成するのに最適な手法を選択し、
前記分類された各データグループごとに、前記選択された手法にて生成された前記候補モデルの評価値を算出し、
前記分類された各データグループごとに、前記選択された手法にて前記候補モデルを生成し、
前記分類された各データグループごとに、前記算出された前記評価値に基づいて前記手法を選択し、
前記算出された前記評価値に基づいて選択し直した前記手法を用いて、前記候補モデルを更新し、
前記分類された各データグループごとに、前記更新された前記候補モデルに基づいて前記検知モデルを生成する処理をコンピュータに実行させる、情報処理方法。

【請求項 12】

コンピュータに、
時系列に入力される複数のセンサデータに基づいて、前記センサデータの異常を検知するための複数の候補モデルを複数の手法で生成する手順と、
前記複数の候補モデルの判定精度を算出する手順と、
前記複数の候補モデルの判定精度に基づいて、前記複数の候補モデルの中から一つ以上の候補モデルを選択して検知モデルを生成する手順と、
前記検知モデルに基づいて、新たなセンサデータが正常か異常かを判別する手順と、
正常か異常かが判別された前記新たなセンサデータに基づいて、前記複数の候補モデルを更新する手順と、を備え、
前記検知モデルを生成する手順は、
正常と判別されたセンサデータに基づいて生成された前記複数の候補モデルを含む第1候補モデル群と、正常又は異常と判別されたセンサデータに基づいて生成された前記複数の候補モデルを含む第2候補モデル群と、のいずれか一方の候補モデル群を選択する手順と、
前記選択された前記第1候補モデル群又は前記第2候補モデル群から、1以上の候補モデルを含む適用モデル群を選択する手順と、
前記適用モデル群に基づいて生成された適用モデルを前記検知モデルとする手順と、を実行させるためのプログラム。

【請求項 13】

コンピュータに、
時系列に入力される複数のセンサデータに基づいて、前記センサデータの異常を検知するための複数の候補モデルを複数の手法で生成する手順と、
前記複数の候補モデルの判定精度を算出する手順と、
前記複数の候補モデルの判定精度に基づいて、前記複数の候補モデルの中から一つ以上の候補モデルを選択して検知モデルを生成する手順と、
前記検知モデルに基づいて、新たなセンサデータが正常か異常かを判別する手順と、
正常か異常かが判別された前記新たなセンサデータに基づいて、前記複数の候補モデルを更新する手順と、
前記複数のセンサデータを、一つ以上の特徴的なデータグループに分類する手順と、
前記分類された各データグループごとに、候補モデルを生成するのに最適な手法を選択する手順と、
前記分類された各データグループごとに、前記選択された手法にて生成された前記候補モ

10

20

30

40

50

デルの評価値を算出する手順と、を実行させるものであり、
前記複数の候補モデルを生成する手順は、前記分類された各データグループごとに、前記
選択された手法にて前記候補モデルを生成し、
前記最適な手法を選択する手順は、前記分類された各データグループごとに、前記算出さ
れた前記評価値に基づいて前記手法を選択し、
前記複数の候補モデルを更新する手順は、前記算出された前記評価値に基づいて前記選択
し直した前記手法を用いて、前記候補モデルを更新し、
前記検知モデルを生成する手順は、前記分類された各データグループごとに、前記更新さ
れた前記候補モデルに基づいて前記検知モデルを生成する、プログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明の実施形態は、異常検知装置及び異常検知方法に関する。

【背景技術】

【0002】

製造工場やプラントでは、製品の品質あるいは製造工程を様々な装置に設置した様々な種類のセンサにより監視していることが多い。これらのセンサは、大量の正常データと少量の異常データからなる大量の時系列の波形データあるいは表データを生成する。製造工場やプラントの歩留まり向上、製品の品質向上、製造工場やプラントのオペレーションの信頼度向上、適切な保守計画を支援するためには、大量のデータからの異常検出が非常に重要である。

【0003】

製造工場やプラントでのセンサデータに基づいて異常検知モデルを生成し、生成した異常検知モデルに基づいて、新たに取得されたセンサデータが正常か異常かを判別する異常検知装置が提案されている。

【0004】

しかしながら、異常検知モデルを生成するには、種々の手法があり、各手法ごとに異なるモデルが生成されるため、最適なモデルを選択するのが容易ではない。また、異常データは時間の経過とともに増える傾向にあるため、正常データの割合が多い初期状態で生成した異常検知モデルを継続的に使用することが望ましいとは限らない。

【先行技術文献】

【特許文献】

【0005】

【文献】特開2016-200971号公報

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0006】

本発明が解決しようとする課題は、異常検知モデルを最適化して異常検知の判定精度を向上可能な異常検知装置及び異常検知方法を提供することである。

【課題を解決するための手段】

【0007】

本実施形態によれば、時系列に入力される複数のセンサデータに基づいて、前記センサデータの異常を検知するための複数の候補モデルを複数の手法で生成するモデル生成部と、前記複数の候補モデルの判定精度を算出する精度算出部と、前記複数の候補モデルの判定精度に基づいて、前記複数の候補モデルの中から一つ以上の候補モデルを選択して異常検知モデルを生成するモデル選択部と、前記異常検知モデルに基づいて、新たなセンサデータが正常か異常かを判別するデータ分類部と、前記精度算出部で算出された前記複数の候補モデルの判定精度と、前記データ分類部にて正常か異常かが判別された前記新たなセンサデータと、に基づいて、前記複数の候補モデ

10

20

30

40

50

ルを更新するモデル更新部と、を備える、異常検知装置が提供される。

【図面の簡単な説明】

【0008】

【図1】第1の実施形態による異常検知装置のブロック図。

【図2】第1の実施形態による異常検知装置が異常検知モデルを生成する一具体例を示す図。

【図3】第1の実施形態による異常検知装置の処理動作を示すフローチャート。

【図4】第2の実施形態による異常検知装置の概略構成を示すブロック図。

【図5】第2の実施形態による異常検知装置が異常検知モデルを生成する一具体例を示す図。

【図6】第2の実施形態による異常検知装置の処理動作を示すフローチャート。

【図7】ユーザが各種の選択及び可視化を行うGUI画面の一例を示す図。

【図8】第3の実施形態による異常検知装置の概略構成を示すブロック図。

【図9】正常データを3つの特徴的なデータグループに分ける例を示す図。

【図10】第3の実施形態におけるグループ化部と手法選択部の処理動作を示すフローチャート。

【図11】第3の実施形態による異常検知装置が行うグループ化の意義を模式的に説明する図。

【図12】遺伝的アルゴリズムを用いて正常データをグループ化する例を示す図。

【図13】図12の各データグループに手法を割り当ててのに用いる遺伝的アルゴリズムの処理手順を説明する図。

【図14】(a)は手法リスト、(b)はセンサデータリスト、(c)は初期の候補モデル群を示す図。

【図15】(a)は複数の候補モデル群についての直前の候補解のリストを示す図、(b)は交叉と突然変異を適用して得られた候補解のリストを示す図。

【図16】データグループの評価のためのGUI画面の一例を示す図。

【発明を実施するための形態】

【0009】

以下、図面を参照して本発明の実施形態を説明する。以下の実施形態では、異常検知装置内の特徴的な構成および動作を主に説明するが、異常検知装置には以下の説明で省略した構成および動作が存在しうる。

【0010】

(第1の実施形態)

図1は第1の実施形態による異常検知装置1のブロック図である。図1の異常検知装置1は、前処理部2と、モデル群学習／更新部3と、モデル選択部4と、データ分類部5とを備えている。この他、図1の異常検知装置1は、製造工場やプラント等に設置された種々のセンサで検知されたセンサデータを格納するセンサデータ保持部6を備えていてもよい。なお、センサデータ保持部6は必須の構成部ではなく、種々のセンサからのセンサデータをリアルタイムで図1の異常検知装置1に取り込んでもよい。

【0011】

センサデータは、各センサが増分的に生成する時系列波形データあるいは時系列波形データを統計値に変換した表データを含んでいてもよい。センサデータは異常検知モデルを学習するのに利用する教師データと、未知の異常を検知するのに利用するテストデータとを含んでいる。教師データは、各センサの正常データと異常データの少なくとも一方を含んでいる。教師データは一種類のセンサの正常データと異常データだけでなく、複数種類のセンサの正常データと異常データの少なくとも一方を含んでいてもよい。また、各センサデータは、教師データであるか、テストデータであるかを識別するフラグを保持していてもよい。さらに、センサデータは各センサデータのため前処理が必要かどうかを示すフラグも保持していてもよい。

【0012】

10

20

30

40

50

図1の前処理部2は、必須の構成部ではないが、以下では、図1の異常検知装置1が前処理部2を備える例を説明する。前処理部2はセンサデータの前処理を行う。センサデータが時系列波形データの場合、前処理として時系列波形データの長さを調整する必要がある場合がある。この場合、前処理部2は、各時系列波形データの時間長を等しくする。あるいは、前処理部2は、時系列波形データを平滑化してもよい。平滑化手法としてローパスフィルタ、ハイパスフィルタ、カーネル密度推定などを適用してもよい。また、異常検知モデルが時系列波形データを処理できない場合は、前処理部2は時系列波形データから特徴を抽出する処理を行ってもよい。時系列波形データから抽出される特徴とは、統計値である。より具体的には、統計値には、最大値、中央値、最小値、平均値、標準偏差値、尖度、歪度、自己相関などが含まれる。あるいは、前処理部2が抽出する特徴は、時系列波形データの波形振幅、状態レベル、アンダーシュートとオーバーシュート、基準面、遷移時間などでもよい。あるいは、前処理部2は、時系列波形データを複数のセグメントに区切って各セグメントより以前の特徴を抽出することもできる。時系列波形データから特徴を抽出して生成したデータは表データとなる。前処理部2で生成したデータを図1のセンサデータ保持部6に格納してもよい。

【0013】

異常検知モデルの候補となる候補モデルは、複数の手法で生成することができる。例えば、図1の異常検知装置1は、複数の手法がリスト化された手法リストを保持する手法リスト保持部7を備えていてもよい。手法リストは、教師なし学習の手法と教師あり学習の手法を含んでいる。教師なし学習の手法は、例えば、従来の1クラスサポートベクターマシン(One-Class Support Vector Machine)を用いた手法、クラスタリング手法(k平均法、階層クラスタリング)、主成分分析手法、自己組織化写像手法、深層学習手法、教師なしインクリメンタル学習手法などを含んでいてもよい。教師あり学習の手法は、例えば、分類器を用いた手法、インクリメンタルサポートベクターマシンを用いた手法、インクリメンタル決定木手法、インクリメンタル深層畳み込みニューラルネットワーク手法、Learn++手法、Fuzzy ARTMAP手法などを含んでいてもよい。手法リスト保持部7をモデル群学習／更新部3に統合してもよい。

【0014】

モデル群学習／更新部3は、手法リストから教師なし学習と教師あり学習の複数の手法を選択し、初期の教師データを用いて候補モデル群を学習し、増分的に来る教師データを用いて候補モデル群を更新する。

【0015】

モデル群学習／更新部3は、モデル生成部8と、精度算出部9と、モデル更新部10とを有する。モデル生成部8は、時系列に入力される複数のセンサデータに基づいて、センサデータの異常を検知するための複数の候補モデルを複数の手法で生成する。精度算出部9は、複数の候補モデルの判定精度を算出する。モデル更新部10は、精度算出部9で算出された判定精度と、正常か異常かが判別された新たなセンサデータとに基づいて、複数の候補モデルを更新する。モデル更新部10は、専門家の知見により正常か異常かが判別された新たなセンサデータと、専門家の知見に加えて異常検知モデルに基づいて正常か異常かが判別された新たなセンサデータと、の少なくとも一方に基づいて、複数の候補モデルを更新してもよい。

【0016】

モデル更新部10は、複数の方式のいずれかにてモデル更新を行うことができる。代表的な方式として以下の第1～第4方式がある。

【0017】

第1方式では、増分的に来る全ての教師データを収集して、増分的に教師データが来るタイミングで、モデル生成部8が選択した全ての手法を用いて新たに各候補モデルを学習する。第1方式では、大量の教師データを記憶する記憶装置が必要となる。

【0018】

第2方式では、過去の教師データを廃棄して、増分的に来る教師データのみを用いてモデ

10

20

30

40

50

ル生成部 8 が選択した全ての手法を用いて新たに各候補モデルを学習する。第 2 方式では、学習モデルの判定精度が変動する可能性がある。

【0019】

第 3 方式では、初期教師データを用いてモデル生成部 8 が選択した全ての手法の候補モデルを学習し、増分的に来る教師データを用いて候補モデル群のパラメータを更新し、更新モデルを更新後に全ての教師データを廃棄する。第 3 方式では、大量の教師データを保持する記憶装置が不要となる。

【0020】

第 4 方式では、第 3 方式と同じように初期教師データを用いてモデル生成部 8 が選択した全ての手法のモデルを学習し、増分的に来る教師データを用いて候補モデル群のパラメータを更新し、モデル更新後に教師データの一部を保持する。この場合、保持した教師データの選択手法が必要となる。通常は、教師データに含まれる異常データの割合は小さいため、全ての異常データと、増分的に来る正常データと、過去の正常データからランダムにピックアップした正常データとを保持することができる。

【0021】

モデル更新部 10 が選択する方式は、モデル生成部 8 が選択した手法によって変わりうる。なお、モデル更新部 10 が選択する方式をユーザが事前に決定してもよい。

【0022】

モデル選択部 4 は、複数の候補モデルの判定精度に基づいて、複数の候補モデルの中から、一つ以上の候補モデルを選択して異常検知モデルを生成する。具体的には、モデル選択部 4 は、モデル群学習／更新部 3 が学習あるいは更新した候補モデル群から一つ以上の良い候補モデルを選択する。モデル選択部 4 が複数の候補モデルを選択した場合、選択された複数の候補モデルを用いてメタモデルを生成し、そのメタモデルを適用する異常検知モデル（以下、適用モデルとも呼ぶ）を適用モデル保持部 11 に保持する。モデル群学習／更新部 3 が n 個の候補モデルを学習した場合、候補モデルの組合せ数は $2^n - 1$ 個である。このため、モデル選択部 4 は、組み合わせ最適手法、ヒューリスティック手法あるいは貪欲法を用いて、良好な候補モデル群を選択することができる。候補モデル群の組み合わせ最適手法として遺伝的アルゴリズムと遺伝的プログラミングを用いることができる。複数の候補モデルを用いて生成するメタモデルで総合的な判断を行うため、メタモデルのルールが必要である。多数決定 (Majority Voting)、OR ルールあるいは遺伝的プログラミングを用いたルールを利用してメタモデルを生成することができる。多数決定では、多数の候補モデルの判定結果が異常であればテストデータを異常と判断する。OR ルールでは、一つ以上の候補モデルの判定結果が異常であればテストデータを異常と判断する。遺伝的プログラミングでは下記のようなルールを作ることができる。

IF (候補モデル 1 の判定 = 異常 AND 候補モデル 2 の判定 = 正常) OR (候補モデル 1 の判定 = 正常 AND 候補モデル 2 の判定 = 異常) THEN (テストデータ = 異常)。

【0023】

適用モデル保持部 11 は、モデル選択部 4 が選択した候補モデル群に基づいて生成したメタモデルを適用モデルとして保持する。

【0024】

データ分類部 5 は、新たなセンサデータが正常か異常かを判別する。より具体的には、データ分類部 5 は、候補モデル群を用いて生成したメタモデルを用いて、前処理部 2 で前処理された新たなセンサデータ（テストデータ）が正常か異常かを分類し、その分類結果を分類結果保持部 12 に保持する。

【0025】

図 1 の異常検知装置 1 は、コンセプトドリフト検出部（初期化部）13 を備えていてもよい。コンセプトドリフト検出部 13 は、初期化判定部 13a とモデル初期化部 13b を有していてもよい。初期化判定部 13a は、複数の候補モデルの判定精度を示す数値がいずれも所定値以下に低下したか否かを判定する。モデル初期化部 13b は、複数の候補モデ

10

20

30

40

50

ルの判定精度を示す数値がいずれも所定値以下に低下したと判定された場合に、異常検知モデルを初期化する。

【0026】

より具体的には、コンセプトドリフト検出部13は、増分的に来る教師データを用いてモデル群学習／更新部3がモデル群を更新したとき、増分的に来る教師データは以前の教師データから大幅に変化しているかどうかを検出する。コンセプトドリフト検出部13は、コンセプトドリフトを検出すると、モデル群学習／更新部3に対してモデル学習をリセットする指示と、センサデータ保持部6に対して過去の教師データを廃棄する指示を発令する。コンセプトドリフト手法として、増分的に来た教師データを用いてモデル群学習／更新部3が候補モデル群を更新した後、複数あるいは全ての候補モデルの判定精度が落ちているかどうかの評価を利用することができる。コンセプトドリフト検出部13はモデル群学習／更新部3に統合してもよい。

10

【0027】

図2は第1の実施形態による異常検知装置1が異常検知モデルを生成する一具体例を示す図である。図2の例では、センサデータ保持部6は、時刻 t_1 で正常データ1と異常データ1からなる初期教師データを供給し、時刻 t_2 で正常データ2と異常データ2からなる教師データ2を供給し、時刻 t_3 で正常データ3と異常データ3からなる教師データ3を供給し、時刻 t_4 で正常データ4と異常データ4からなる教師データ4を供給し、時刻 t_5 で正常データ5と異常データ5からなる教師データ5を増分的に供給する。

【0028】

手法リスト保持部7は、教師なし学習の手法として{A1, A2, A3, A4}を、教師あり学習の手法として{B1, B2, B3, B4, B5}を含む手法リストを保持する。

20

【0029】

モデル群学習／更新部3は初期教師データを用いて全ての手法のモデルを学習し、判定精度を算出する。初期教師データは、正常データ1の割合が異常データ1の割合よりも多いという特徴がある。モデル群学習／更新部3内のモデル生成部8は、教師なし学習と教師あり学習を行う。教師なし学習では、正常データだけからなる教師データを用いて、複数の手法{A1, A2, A3, A4}にて、複数の候補モデル{A1(t_1), A2(t_1), A3(t_1), A4(t_1)}を生成する。精度算出部9は、これらの候補モデルの判定精度を算出する。この例では、{0.7, 0.9, 0.8, 0.6}である。教師あり学習では、正常データと異常データからなる教師データを用いて、複数の手法{B1, B2, B3, B4, B5}にて、複数の候補モデル{B1(t_1), B2(t_1), B3(t_1), B4(t_1), B5(t_1)}を生成する。これら候補モデルの判定精度は、{0.4, 0.3, 0.5, 0.9, 0.2}である。

30

【0030】

モデル選択部4は、教師なし学習手法を用いたモデル{A1(t_1), A2(t_1), A3(t_1), A4(t_1)}の平均判定精度が良いことから、その中から最良であるA2(t_1)を異常検知モデルとして選択する。

【0031】

時刻 t_1 から、次のモデル更新のタイミングである時刻 t_2 までの間にセンサデータ保持部6から供給されたセンサデータについては、時刻 t_1 にモデル選択部4で選択された異常検知モデルA2(t_1)を用いて、正常か異常かを判断し、その判断結果は分類結果保持部12に保持される。時刻 $t_1 \sim t_2$ の間の正常と異常の判断結果は、時刻 t_2 で候補モデルを更新する際に利用してもよい。

40

【0032】

次に、時刻 t_2 のときの処理を説明する。時刻 t_2 のとき、センサデータ保持部6は正常データ2と異常データ2からなる教師データ2を供給する。前処理部2は、教師データ2の前処理を行う。モデル群学習／更新部3は、前処理後の教師データ2を用いて全ての手法の候補モデルを更新し、判定精度を算出する。

【0033】

50

教師なし学習では、正常データだけからなる教師データを用いて、複数の手法 {A 1, A 2, A 3, A 4} にて、複数の候補モデル {A 1 (t 2), A 2 (t 2), A 3 (t 2), A 4 (t 2)} を生成する。精度算出部 9 は、これらの候補モデルの判定精度を算出する。この例では、{0.7, 1.0, 0.7, 0.5} である。教師あり学習では、正常データと異常データからなる教師データを用いて、複数の手法 {B 1, B 2, B 3, B 4, B 5} にて、複数の候補モデル {B 1 (t 2), B 2 (t 2), B 3 (t 2), B 4 (t 2), B 5 (t 2)} を生成する。これら候補モデルの判定精度は、{0.5, 0.4, 0.6, 0.9, 0.3} である。

【0034】

モデル選択部 4 は、教師なし学習手法を用いたモデル {A 1 (t 2), A 2 (t 2), A 3 (t 2), A 4 (t 2)} の平均判定精度が良いことから、その中から最良である A 2 (t 2) を異常検知モデルとして選択する。

10

【0035】

次に、時刻 t 3 のときの処理を説明する。時刻 t 3 のとき、センサデータ保持部 6 は正常データ 3 と異常データ 3 からなる教師データ 3 を供給する。前処理部 2 では、教師データ 3 の前処理を行う。モデル群学習／更新部 3 は、前処理後の教師データ 3 を用いて全ての手法の候補モデルを更新し、判定精度を算出する。

【0036】

教師なし学習では、正常データだけからなる教師データを用いて、複数の手法 {A 1, A 2, A 3, A 4} にて、複数の候補モデル {A 1 (t 3), A 2 (t 3), A 3 (t 3), A 4 (t 3)} を生成する。精度算出部 9 は、これらの候補モデルの判定精度を算出する。この例では、{0.6, 0.9, 0.7, 0.5} である。教師あり学習では、正常データと異常データからなる教師データを用いて、複数の手法 {B 1, B 2, B 3, B 4, B 5} にて、複数の候補モデル {B 1 (t 3), B 2 (t 3), B 3 (t 3), B 4 (t 3), B 5 (t 3)} を生成する。これら候補モデルの判定精度は、{0.8, 0.9, 0.7, 1.0, 0.5} である。

20

【0037】

モデル選択部 4 は、教師なし学習手法を用いたモデル {B 1 (t 3), B 2 (t 3), B 3 (t 3), B 4 (t 3), B 5 (t 3)} の平均判定精度が良いことから、その中から最良である B 4 (t 3) を異常検知モデルとして選択する。

30

【0038】

次に、時刻 t 4 のときの操作は時刻 t 3 のときと似ているので、説明を省略する。最後に、時刻 t 5 のときの処理を説明する。時刻 t 5 のとき、センサデータ保持部 6 は正常データ 5 と異常データ 5 からなる教師データ 5 を供給する。前処理部 2 では、教師データ 5 の前処理を行う。次に、モデル群学習／更新部 3 は、前処理後の教師データ 5 を用いて全ての手法のモデルを更新し、判定精度を算出する。

【0039】

教師なし学習では、正常データだけからなる教師データを用いて、複数の手法 {A 1, A 2, A 3, A 4} にて、複数の候補モデル {A 1 (t 5), A 2 (t 5), A 3 (t 5), A 4 (t 5)} を生成する。精度算出部 9 は、これらの候補モデルの判定精度を算出する。この例では、{0.5, 0.7, 0.5, 0.3} である。教師あり学習では、正常データと異常データからなる教師データを用いて、複数の手法 {B 1, B 2, B 3, B 4, B 5} にて、複数の候補モデル {B 1 (t 5), B 2 (t 5), B 3 (t 5), B 4 (t 5), B 5 (t 5)} を生成する。これら候補モデルの判定精度は、{0.6, 0.4, 0.5, 0.7, 0.2} である。

40

【0040】

モデル選択部 4 は、教師なし学習手法を用いたモデル {B 1 (t 3), B 2 (t 3), B 3 (t 3), B 4 (t 3), B 5 (t 3)} の平均判定精度が良いことから、その中から最良である B 4 (t 3) を異常検知モデルとして選択する。

【0041】

50

時刻 t_4 と比べて、すべての候補モデルの判定精度が落ちているため、コンセプトドリフト検出部 13 はコンセプトドリフトが生じたと判断し、モデル群学習／更新部 3 へモデル学習をリセットする指示と、センサデータ保持部 6 に過去の教師データの廃棄指示を発令する。モデル群学習／更新部 3 はコンセプトドリフト検出部 13 からのモデル学習のリセット指示を受けて、教師データ 5 のみを用いて全ての手法のモデルを学習し、判定精度を算出する。

【0042】

教師なし学習では、正常データだけからなる教師データを用いて、複数の手法 {A1, A2, A3, A4} にて、複数の候補モデル {A1(t_5), A2(t_5), A3(t_5), A4(t_5)} を生成する。精度算出部 9 は、これらの候補モデルの判定精度を算出する。この例では、{0.7, 0.8, 0.8, 0.7} である。教師あり学習では、正常データと異常データからなる教師データを用いて、複数の手法 {B1, B2, B3, B4, B5} にて、複数の候補モデル {B1(t_5), B2(t_5), B3(t_5), B4(t_5), B5(t_5)} を生成する。これら候補モデルの判定精度は、{0.7, 0.5, 0.6, 0.8, 0.3} である。

【0043】

モデル選択部 4 は教師なし学習手法を用いたモデル {A1(t_5), A2(t_5), A3(t_5), A4(t_5)} の平均判定精度が良いので、その中から最良である A3(t_5) を異常検知モデルとして選択する。

【0044】

図 3 は第 1 の実施形態による異常検知装置 1 の処理動作を示すフローチャートである。まず、前処理部 2 は、センサデータ保持部 6 から供給されたセンサデータから、教師データを抽出する(ステップ S1)。次に、前処理部 2 は、教師データに対して前処理を行う(ステップ S2)。前処理として、例えば、教師データの長さを調整する。

【0045】

モデル学習／更新部は手法リスト保持部 7 から手法リストを取得する(ステップ S3)。次に、モデル群学習／更新部 3 は、初期モデル学習か否かを判定する(ステップ S4)。

【0046】

初期モデル学習の場合(ステップ S4 が YES)、モデル群学習／更新部 3 は初期教師データを用いて全ての候補モデルを学習する(ステップ S5)。ステップ S4 で初期モデル学習でないと判定された場合(NO の場合)、モデル群学習／更新部 3 は直近の学習で生成した候補モデルに対して新しい教師データを付与して、候補モデルを更新する(ステップ S6)。

【0047】

ステップ S5 又は S6 の処理が終わると、コンセプトドリフト検出部 13 はコンセプトドリフトが生じたか否かを検出する(ステップ S7)。コンセプトドリフトが生じた場合(YES の場合)、コンセプトドリフト検出部 13 はモデル群学習／更新部 3 へモデル学習をリセットする指示を発令する(ステップ S8)。そのとき、モデル群学習／更新部 3 は候補モデルを初期化し、新しい教師データを用いて全ての候補モデルを学習し直す(ステップ S9)。

【0048】

次に、モデル選択部 4 は、複数の候補モデルの判定精度に基づいて、複数の候補モデルの中から、一つ以上の候補モデルを選択して適用モデルを生成して適用モデル保持部 11 に保持する(ステップ S10)。

【0049】

上述したように、コンセプトドリフト検出部 13 は省略してもよい。コンセプトドリフト検出部 13 を省略した場合には、図 3 のステップ S7～S9 の処理は不要となる。

【0050】

このように、第 1 の実施形態では、複数の手法を用いて教師なし学習を行って複数の候補モデルを生成して判定精度を検出するとともに、複数の手法を用いて教師あり学習を行っ

10

20

30

40

50

て複数の候補モデルを生成して判定精度を検出する。そして、判定精度が高い方の複数の候補モデルの中から最適な候補モデルを適用モデルとして選択するため、候補モデルの判定精度を高めることができる。また、時系列に入力される複数のセンサデータを用いて、候補モデルの更新を継続的に行うため、時間の経過とともに正常データと異常データの割合が変化しても、それに応じて候補モデルを更新でき、候補モデルの信頼性を向上できる。また、複数の候補モデルの判定精度が一様に低下した場合には、コンセプトドリフトが生じたと判断して、候補モデルをリセットするとともに過去のセンサデータを廃棄して、新たに候補モデルを生成し直すことができるため、途中でセンサデータの種類が変化した場合には、新たな異常検知モデルを生成できる。さらに、各センサデータに対して前処理を行った後にモデル群学習／更新部 3 とデータ分類部 5 の処理を行うことができるため、各センサデータの時間長さや特徴が異なる場合であっても、センサデータに依存せずに異常検知の判定精度が高い異常検知モデルを生成できる。

10

【0051】

(第2の実施形態)

第2の実施形態では、複数の候補モデルの中から1以上の候補モデルを含む候補モデル群を選択し、さらにその中から、1以上の候補モデルを含む適用モデル群を選択し、選択された適用モデル群に基づいて生成したメタモデル(適用モデル)を異常検知モデルとするものである。

【0052】

図4は第2の実施形態による異常検知装置1の概略構成を示すブロック図である。図4の異常検知装置1は、モデル選択部4の処理が図1とは異なっている。図4のモデル選択部4は、候補モデル群選択部21と、適用モデル群選択部22と、適用モデル生成部23とを有する。

20

【0053】

候補モデル群選択部21は、データ分類部5で正常と判別されたセンサデータに基づいて生成された複数の候補モデルを含む第1モデル群と、データ分類部5で正常又は異常と判別されたセンサデータに基づいて生成された複数の候補モデルを含む第2モデル群と、のいずれか一方を選択する。候補モデル群選択部21は、第1候補モデル群内の複数の候補モデルの判定精度と、第2候補モデル群内の複数の候補モデルの判定精度と、に基づいて、第1候補モデル群と第2候補モデル群とのいずれか一方を選択してもよい。

30

【0054】

第1モデル群と第2モデル群は、現時点での複数の候補モデルだけでなく、過去モデル群保持部24に保持された過去の時点での複数の候補モデルを含んでいてもよい。よって、候補モデル群選択部21は、現時点の候補モデル群と過去の候補モデル群から複数の良い候補モデルを選択することができる。選択手法として、教師なし学習の手法を用いて学習した現時点又は過去の候補モデル群と、教師あり学習の手法を用いて学習した現時点又は過去の候補モデル群を選択することができる。

【0055】

また、教師なし学習の手法を用いて学習した候補モデル群と、教師あり学習の手法を用いて学習した候補モデル群の組み合わせから、固定数の候補モデルを選択してもよい。選択する評価基準として、モデル群の平均判定精度を利用することができる。教師なし学習の手法を用いて学習した候補モデル群と、教師あり学習の手法を用いて学習した候補モデル群から一つの候補モデル群を選択する際には、平均的に判定精度が高い候補モデル群を選択する。固定数の候補モデルを含む候補モデル群を選択するとき、教師なし学習の手法を用いた候補モデル群と教師あり学習の手法を合わせた候補モデル群の中から、判定精度が上位の固定数の候補モデルを選択してもよい。増分的に来る教師データがノイズ教師データであり、幾つかの候補モデルをノイズ教師データを用いて更新する場合、更新された候補モデルの判定精度が落ちる可能性があるので、候補モデル群を選択する際には、過去の候補モデルを利用してもよい。すなわち、増分的に来る教師データを用いてある候補モデルを更新したときに判定精度が落ちる場合には、更新後の候補モデルの代わりに過去

40

50

の候補モデルを用いてもよい。

【0056】

過去モデル群保持部24は、候補モデル群選択部21が選択した候補モデル群と過去の候補モデル群を保持する。過去の何ステップ前の候補モデルを保持するか、候補モデル何個を保持するかを予め決めても良い。過去モデル群保持部24の機能を候補モデル群選択部21が備えていてもよい。

【0057】

適用モデル群選択部22は、候補モデル群選択部21にて選択された第1候補モデル群又は第2候補モデル群から、1以上の候補モデルを含む適用モデル群を選択する。適用モデル群選択部22は、候補モデル群選択部21にて選択された第1候補モデル群又は第2候補モデル群内の複数の候補モデルの判定精度に基づいて、適用モデル群を選択してもよい。

10

【0058】

より具体的には、適用モデル群選択部22は、候補モデル群選択部21が選択した候補モデル群から精度が良い1つ以上の候補モデル群を選択する。候補モデル群選択部21が n 個の候補モデルを選択した場合、その候補モデルの組合せは $2^n - 1$ 個ある。適用モデル群選択部22は、組み合わせ最適手法、ヒューリスティック手法あるいは貪欲法等を用いて、精度の良い適用モデルを生成することができる。組み合わせ最適手法として遺伝的アルゴリズムと遺伝的プログラミングを用いることができる。

【0059】

適用モデル生成部23は、適用モデル群選択部22が選択した適用モデル群からメタモデルを生成し、生成したメタモデルを適用モデル保持部11に保持する。複数の候補モデルを用いて生成するメタモデルで総合的な判断を行うため、メタモデルのルールが必要である。メタモデルとして多数決定(Majority Voting)、ORルールあるいは遺伝的プログラミングを用いたルールを利用することができる。多数決定では、多数の候補モデルの判定結果が異常であればテストデータを異常と判断する。ORルールでは、一つ以上の候補モデルの判定結果が異常であればテストデータを異常と判断する。遺伝的プログラミングでは下記のようなルールを作ることができる。

20

IF (候補モデル1の判定=異常 AND 候補モデル2の判定=正常) OR (候補モデル1の判定=正常 AND 候補モデル2の判定=異常) THEN (テストデータ=異常)。

【0060】

適用モデル保持部11は、適用モデル群選択部22が選択した適用モデル群とその適用モデル群を用いて生成したメタモデルを保持する。

30

【0061】

データ分類部5は、適用モデル保持部11が保持する適用モデル群と、その適用モデル群を用いて生成したメタモデルを用い、前処理後のテストデータを分類し、判断結果を分類結果保持部12に保存する。すなわち、データ分類部5はテストデータが異常か正常かであるかを判断する。

【0062】

図5は第2の実施形態による異常検知装置1が異常検知モデルを生成する一具体例を示す図である。図5の例では、センサデータ保持部6は、時刻 t_1 で正常データ1と異常データ1からなる初期教師データを供給し、時刻 t_2 で正常データ2と異常データ2からなる教師データ2を供給し、時刻 t_3 で正常データ3と異常データ3からなる教師データ3を供給し、時刻 t_4 で正常データ4と異常データ4からなる教師データ4を供給し、時刻 t_5 で正常データ5と異常データ5からなる教師データ5を増分的に供給する。

40

【0063】

手法リスト保持部7は、教師なし学習の手法として{A1, A2, A3, A4}を、教師あり学習の手法として{B1, B2, B3, B4, B5}を含む手法リストを保持する。

【0064】

時刻 t_1 では、モデル群学習／更新部3内のモデル生成部8は、初期教師データを用いて、複数の手法にて、教師なし学習と教師あり学習を行う。

50

【0065】

適用モデル群選択部22は、教師なし学習で得られた複数の候補モデル群 {A1(t1), A2(t1), A3(t1), A4(t1)}の中から、良い判定精度が得るメタモデルを生成するため候補モデル群 {A2(t1), A3(t1), A4(t1)}を選択する。候補モデル群の選択後は、データ分類部5は {A2(t1), A3(t1), A4(t1)}を用いた適用モデル(メタモデル)、例えば多数決定等により、テストデータを分類する。

【0066】

次に、時刻t2のときの処理を説明する。時刻t2のとき、センサデータ保持部6は正常データ2と異常データ2からなる教師データ2を供給する。前処理部2では、教師データ2の前処理を行う。

【0067】

モデル群学習／更新部3は、前処理後の教師データ2を用いて全ての手法のモデルを更新し、判定精度を算出する。教師データ2を用いた更新したモデルは {A1(t2), A2(t2), A3(t2), A4(t2)}とB1(t2), B2(t2), B3(t2), B4(t2), B5(t2)}であり、判定精度はそれぞれ {0.7, 1.0, 0.7, 0.5}と {0.5, 0.4, 0.6, 0.9, 0.3}である。

【0068】

候補モデル群選択部21は、例えば平均判定精度を用いて候補モデル群を選択する。教師なしモデル群の平均判定精度は0.725、教師ありモデル群の平均判定精度は0.54なので、候補モデル群選択部21は、教師なしモデル群 {A1(t2), A2(t2), A3(t2), A4(t2)}を選択する。次に、選択した候補モデル群と過去の候補モデル群を比較して、判定精度の良い候補モデル群を選択する。選択した候補モデル群のうち、A3(t2), A4(t2)の判定精度はA3(t1), A4(t1)より落ちているので、候補モデル群選択部21はA3(t2), A4(t2)の代わりにそれぞれA3(t1), A4(t1)を候補モデル群として選択する。すなわち、候補モデル群選択部21は {A1(t2), A2(t2), A3(t1), A4(t1)}を選択し、過去モデル群保持部24に保持する。

【0069】

適用モデル群選択部22は、選択された候補モデル群 {A1(t2), A2(t2), A3(t1), A4(t1)}の中から、良い判定精度が得られる適用モデル(メタモデル)を生成するための適用モデル群 {A1(t2), A2(t2), A4(t1)}を選択する。データ分類部5は、適用モデル群 {A1(t2), A2(t2), A4(t1)}を用いた適用モデル(メタモデル)、例えば多数決定等により、テストデータを分類する。

【0070】

次に、時刻t3のときの処理を説明する。時刻t3のとき、センサデータ保持部6は正常データ3と異常データ3からなる教師データ3を供給する。前処理部2では、教師データ3の前処理を行う。

【0071】

モデル群学習／更新部3は、前処理後の教師データ3を用いて全ての手法のモデルを更新し、判定精度を算出する。教師データ3を用いた更新したモデルは {A1(t3), A2(t3), A3(t3), A4(t3)}とB1(t3), B2(t3), B3(t3), B4(t3), B5(t3)}となり、判定精度はそれぞれ {0.6, 0.9, 0.7, 0.5}と {0.8, 0.9, 0.7, 1.0, 0.5}となる。

【0072】

候補モデル群選択部21は、例えば平均判定精度を用いて候補モデル群を選択する。教師なしモデル群の平均判定精度は0.675、教師ありモデル群の平均判定精度は0.78なので、候補モデル群選択部21は、教師ありモデル群B1(t3), B2(t3), B3(t3), B4(t3), B5(t3)}を選択する。次に、選択した候補モデル群と過去の候補モデル群を比較して、判定精度の良い候補モデル群を選択する。選択した候補

10

20

30

40

50

モデル群の判定精度は過去の候補モデルより良いので、選択した候補モデル群を変更せずに過去モデル群保持部 2 4 に保持する。

【0073】

適用モデル群選択部 2 2 は、候補モデル群 {B 1 (t 3), B 2 (t 3), B 3 (t 3), B 4 (t 3), B 5 (t 3)} の中から、良い判定精度が得られる適用モデル (メタモデル) を生成するための適用モデル群 {B 1 (t 3), B 2 (t 3), B 4 (t 3)} を選択する。データ分類部 5 は、適用モデル群 {B 1 (t 3), B 2 (t 3), B 4 (t 3)} を用いた適用モデル (メタモデル)、例えば多数決定を用いてテストデータを分類する。

【0074】

次に、時刻 t 4 のときの処理は時刻 t 2 のときと似ているので、説明を省略する。最後に、時刻 t 5 のときの処理を説明する。時刻 t 5 のとき、センサデータ保持部 6 は正常データ 5 と異常データ 5 からなる教師データ 5 を供給する。前処理部 2 では、教師データ 5 の前処理を行う。

【0075】

モデル群学習／更新部 3 は、教師データ 5 を用いて全ての手法のモデルを更新し、判定精度を算出する。教師なし学習では、複数の候補モデル {A 1 (t 5), A 2 (t 5), A 3 (t 5), A 4 (t 5)} を生成し、教師あり学習では、複数の候補モデル B 1 (t 5), B 2 (t 5), B 3 (t 5), B 4 (t 5), B 5 (t 5) を生成する。教師なし学習と教師あり学習で生成した複数の候補モデルの判定精度はそれぞれ {0.5, 0.7, 0.5, 0.3} と {0.6, 0.4, 0.5, 0.7, 0.2} であり、以前の時刻での判定精度よりも低下している。このため、コンセプトドリフト検出部 1 3 はコンセプトドリフトを検出し、モデル群学習／更新部 3 へモデル学習をリセットする指示と、センサデータ保持部 6 に過去の教師データの廃棄指示を発令する。

【0076】

モデル群学習／更新部 3 はコンセプトドリフト検出部 1 3 からモデル学習をリセットする指示を受けて、教師データ 5 のみを用いて全ての手法のモデルを学習し、判定精度を算出する。教師データ 5 を用いた学習したモデルは {A 1 (t 5), A 2 (t 5), A 3 (t 5), A 4 (t 5)} と {B 1 (t 5), B 2 (t 5), B 3 (t 5), B 4 (t 5), B 5 (t 5)} であり、判定精度はそれぞれ {0.7, 0.8, 0.8, 0.7} と {0.7, 0.5, 0.6, 0.8, 0.3} である。

【0077】

候補モデル群選択部 2 1 は、例えば平均判定精度を用いて候補モデル群を選択する。教師なしモデル群の平均判定精度は 0.75、教師ありモデル群の平均判定精度は 0.58 なので、候補モデル群選択部 2 1 は、教師なしモデル群 {A 1 (t 5), A 2 (t 5), A 3 (t 5), A 4 (t 5)} を選択して、過去モデル群保持部 2 4 に保存する。

【0078】

適用モデル群選択部 2 2 は、選択された候補モデル群 {A 1 (t 5), A 2 (t 5), A 3 (t 5), A 4 (t 5)} の中から、良い判定精度が得られる適用モデル (メタモデル) を生成するための適用モデル群を選択する。本例では、候補モデル群選択部 2 1 は適用モデル (メタモデル) を生成するために、適用モデル群 {A 1 (t 5), A 2 (t 5), A 3 (t 5)} を選択する。データ分類部 5 は、適用モデル群 {A 1 (t 5), A 2 (t 5), A 3 (t 5)} を用いた適用モデル (メタモデル)、例えば多数決定を用いてテストデータを分類する。

【0079】

ここで、k 近傍法を用いたモデル学習と教師データの管理について説明する。時刻 t 1 における教師なし学習では、例えば k 近傍法が用いられる。時刻 t 1 では、モデル群学習／更新部 3 は教師データ 1 を用いて k 近傍法のモデルパラメータ k を学習する。例えば、時刻 t 1 では k 近傍法のモデルパラメータ k の値が 1 とする。時刻 t 1 で他の候補モデルの学習後、センサデータ保持部 6 は正常データ 1 を廃棄する。

10

20

30

40

50

【0080】

時刻 t_2 では、モデル群学習／更新部 3 は教師データ 2 と異常データ 1 を用いて k 近傍法のモデルパラメータ k を学習する。例えば、時刻 t_2 では k 近傍法のモデルパラメータ k の値が 3 になったとする。時刻 t_2 で他の候補モデルの学習後、センサデータ保持部 6 は正常データ 2 を廃棄する。時刻 t_3 では、モデル群学習／更新部 3 は教師データ 3 と異常データ 1 と異常データ 2 を用いて k 近傍法のモデルパラメータ k を学習する。例えば、時刻 t_3 では k 近傍法のモデルパラメータ k の値が 3 となったとする。時刻 t_3 で他の候補モデルの学習後、センサデータ保持部 6 は正常データ 2 を廃棄する。また、 t_3 で k 近傍法のモデルパラメータ k の値が変わってないので、センサデータ保持部 6 は異常データ 3 も廃棄することができる。

10

【0081】

図 6 は第 2 の実施形態による異常検知装置 1 の処理動作を示すフローチャートである。図 6 のステップ S 11 ~ S 19 は、図 4 のステップ S 1 ~ S 9 と同じであるため、説明を省略する。

ステップ S 17 でコンセプトドリフトが生じていないと判定された場合、あるいはステップ S 19 でモデル群学習／更新部 3 が候補モデルを初期化し、新しい教師データを用いて全てのモデルを学習し直した場合、次に、候補モデル群選択部 21 は更新した現在モデル群と過去モデル群の中から候補モデル群を選択し、選択した候補モデル群を過去モデル群保持部 24 に保存する（ステップ S 20）。次に、適用モデル群選択部 22 は、候補モデル群から判定精度の良い適用モデル群を選択し、選択した適用モデル群を用いた新しい適用モデル（メタモデル）を生成し、適用モデル保持部 11 に保存する（ステップ S 21）。

20

【0082】

候補モデル群の選択は、自動的な処理で行ってもよいし、手動で行ってもよい。また、コンセプトドリフトが生じたか否かを可視化できるようにしてもよい。図 7 はユーザが各種の選択及び可視化を行う GUI 画面 30 の一例を示す図である。図 7 の GUI 画面 30 は、第 1 指示部 31 と、第 2 指示部 32 と、第 3 指示部 33 と、第 4 指示部 34 と、第 1 可視化部 35 と、第 2 可視化部 36 と、選択適用モデル群表示部 37 と、メタモデル情報表示部 38 とを有する。第 1 ~ 第 4 指示部 31 ~ 34 は、ユーザが選択指示するものである。

【0083】

第 1 指示部 31 は、候補モデル群を候補モデル群選択部 21 にて自動で選択するか、操作者が手動で候補モデル群を選択するか指示する。第 2 指示部 32 は、適用モデル群を適用モデル群選択部 22 にて自動で選択するか、操作者が手動で適用モデル群を選択するかを指示する。第 3 指示部 33 は、第 1 指示部 31 にて、操作者が手動で候補モデル群を選択すると指示された場合に、現時点の候補モデル群に含まれる候補モデルの選択と、過去の候補モデル群に含まれる候補モデルの選択とを指示する。第 3 指示部 33 には、各候補モデルを選択するか否かを指示するチェックボタンが設けられている。第 4 指示部 34 は、第 1 ~ 第 3 指示部 31 ~ 33 による指示が終わった後に、適用モデルの学習を指示する。

30

【0084】

第 1 可視化部 35 は、正常なセンサデータの波形を可視化する。より具体的には、第 1 可視化部 35 は、過去の代表的なセンサデータの正常波形と、現在の正常波形とを可視化する。第 2 可視化部 36 は、異常なセンサデータの波形を可視化する。より具体的には、第 2 可視化部 36 は、過去の代表的なセンサデータの異常波形と、現在の異常波形とを可視化する。選択適用モデル群表示部 37 は、適用モデル群を構成する各候補モデルを生成するのに用いる手法と、判定精度と、適用モデル群に基づくメタモデルの判定精度とを表示する。メタモデル情報表示部 38 は、メタモデルの詳細情報又はメタモデルを特定するパラメータ値を表示する。

40

【0085】

ユーザは、第 1 可視化部 35 と第 2 可視化部 36 で可視化される正常データと異常データの波形を確認することにより、コンセプトドリフトが生じたか否かを目視で確認できる。また、ユーザは、過去の正常データと異常データのうち、代表的な正常波形と異常波形を

50

持つ候補モデル群を選択し、新たに供給されるセンサデータを用いて、その候補モデル群を更新することで、正常波形と異常波形を更新することができる。

【0086】

このように、第2の実施形態では、各時刻での教師なし学習で得られた複数の候補モデルと、教師あり学習で得られた複数の候補モデルの中から、候補モデル群を選択し、さらに候補モデル群の中から、判定精度の高い適用モデル群を選択し、適用モデル群から適用モデル（メタモデル）を生成する。これにより、判定精度の高い複数の候補モデルを考慮に入れて、最終的な適用モデルを生成でき、センサデータの異常検知をより精度よく行うことができる。

【0087】

また、適用モデル群を選択する際には、現時点の候補モデルだけでなく、過去の候補モデルも選択対象に含めることができるため、適用モデル群の判定精度を向上できる。

【0088】

さらに、候補モデル群や適用モデル群を選択する際には、ユーザがGUI画面で種々の細かい選択を行えるようにしたため、ユーザの意向を考慮に入れて、適用モデル群とメタモデルを選択できる。

【0089】

（第3の実施形態）

第3の実施形態は、センサデータをグループ化して、グループごとに最適な手法でモデル化を行うものである。

【0090】

図8は第3の実施形態による異常検知装置1の概略構成を示すブロック図である。図8の異常検知装置1は、図1の異常検知装置1と比べて、モデル群学習／更新部3の内部構成が異なっている。

【0091】

図8の異常検知装置1内のモデル群学習／更新部3は、モデル生成部8、精度算出部9及びモデル更新部10に加えて、グループ化部41と、手法選択部42と、グループ評価部43とを有する。

【0092】

グループ化部41は、前処理部2で前処理を行った後の複数のセンサデータを、一つ以上の特徴的なグループに分類する。より具体的には、グループ化部41は、前処理を行った後の教師データを複数の特徴的なデータグループに分類する。グループ化の手法として、クラスタリング手法、例えば、k平均法、階層型クラスタリングなどを適用できる。

【0093】

手法選択部42は、グループ化部41で分類された各データグループごとに、候補モデルを生成するのに最適な手法を選択する。手法選択部42は、組合せ最適手法を用いて手法を選択してもよいし、ヒューリスティックス法や貪欲法を用いてもよい。データグループがm個、手法がn個ある場合、 $m \times n$ 個の組合せの候補モデルの学習を行って、最終的に最良の手法を選択することができる。手法選択部42の他に、モデルパラメータ値DB44とマッピングDB45を設けてもよい。モデルパラメータ値DB44は、手法選択部42が選択した手法に対応するモデルパラメータ値を保持する。モデルパラメータ値は、候補モデルを生成する際に使用される。マッピングDB45は、手法選択部42が選択した手法とデータグループとの対応関係を保持する。

【0094】

グループ評価部43は、グループ化部41で分類された各データグループごとに、手法選択部42で選択された手法にて生成された候補モデルの評価値を算出する。必要に応じてグループ評価部43は、サブグループ化が必要なデータグループを選択してもよいし、あるいは、教師データから削除が必要なデータグループを選択してもよい。GUIにより、ユーザにデータグループを評価させてもよい。

【0095】

10

20

30

40

50

モデル生成部 8 は、グループ化部 4 1 で分類された各データグループごとに、手法選択部 4 2 で選択された手法にて候補モデルを生成する。手法選択部 4 2 は、グループ化部 4 1 で分類された各データグループごとに、グループ評価部 4 3 で算出された評価値に基づいて手法を選択する。モデル更新部 1 0 は、グループ評価部 4 3 で算出された評価値に基づいて手法選択部 4 2 が選択し直した手法を用いて、候補モデルを更新する。モデル選択部 4 は、グループ化部 4 1 で分類された各データグループごとに、モデル更新部 1 0 で更新された候補モデルに基づいて異常検知モデルを生成する。

【0096】

手法選択部 4 2 は、グループ化部 4 1 で分類された各データグループに複数の手法をそれぞれ適用して候補モデルを生成した場合の適応度が最大になるように、遺伝的アルゴリズム

10

【0097】

図 9 は正常データを 3 つの特徴的なデータグループ G 1 , G 2 , G 3 に分ける例を示す図である。図 9 は、正常データを、波形の形状により、3 つのデータグループ G 1 ~ G 3 に分類する例を示している。各データグループ G 1 ~ G 3 には任意の手法を割り当てることができる。図 9 では、各データグループ G 1 ~ G 3 のそれぞれに、手法 A , B , C を割り当てて生成した候補モデルの判定精度をグループ評価部 4 3 で評価し、最終的にデータグループ G 1 , G 2 , G 3 にそれぞれ手法 A , B , C を割り当てた例を示している。

【0098】

図 1 0 は第 3 の実施形態におけるグループ化部 4 1 と手法選択部 4 2 の処理動作を示すフローチャートである。まず、前処理部 2 はセンサデータの中から教師データを抽出し（ステップ S 3 1）、例えばデータ長さを調整する等の前処理を行う（ステップ S 3 2）。次に、グループ化部 4 1 は、クラスタリングにてセンサデータを特徴的な複数のデータグループに分類する（ステップ S 3 3）。次に、グループ評価部 4 3 は、データグループを評価する（ステップ S 3 4）。具体的には、グループ評価部 4 3 は、よいグループ化を行えたか否かを評価する（ステップ S 3 5）。よいグループ化を行えなかったと評価された場合、サブグループ化や削除が必要なデータグループを明示する等して、グループ化部 4 1 に再度のグループ化を指示する。この場合、ステップ S 3 3 以降の処理が再度行われることになる。

20

【0099】

一方、よいグループ化が行えたと、グループ評価部 4 3 が評価した場合、手法選択部 4 2 は、グループ化を行った各データグループに種々の手法を適用して、候補モデルの学習を行う（ステップ S 3 6）。グループ評価部 4 3 は、各データグループに種々の手法を適用して生成した候補モデルの評価値を計算し、評価値が高い手法を各データグループに割り当てる（ステップ S 3 7）。手法選択部 4 2 は、候補モデルを生成する際に使用されるモデルパラメータ値をモデルパラメータ値 DB 4 4 に保存するとともに、手法選択部 4 2 が選択した手法とデータグループとの対応関係をマッピング DB 4 5 に保存する（ステップ S 3 8）。

30

【0100】

ステップ S 3 8 の処理が終了した後は、各データグループごとに、図 3 のステップ S 4 以降の処理が行われる。

40

【0101】

図 1 1 は第 3 の実施形態による異常検知装置 1 が行うグループ化の意義を模式的に説明する図である。図 1 1 の黒色星マーク 4 6 は従来手法で検知できる異常を示し、白抜き星マーク 4 7 は従来手法では検知できない異常を示している。従来手法では、黒色星マーク 4 6 が存在しない範囲を正常と判断するため、図 1 1 の大円 4 8 内を正常と判断するような異常検知モデルが生成される。これに対して、図 1 1 の異常検知装置 1 では、複数のデータグループに分けて、各データグループごとに異常検知モデルを生成するため、複数の小円 4 9 からなる複数の異常検知モデルが生成される。よって、従来は検知できなかった白抜き星マーク 4 7 も、異常として正しく検知できるようになる。

50

【0102】

図12は遺伝的アルゴリズムを用いて正常データ（教師データ）をグループ化する例を示す図である。図12では、センサデータをN（Nは2以上の整数）個のデータグループに分類し、各データグループごとに、遺伝的アルゴリズムにて個別の手法を割り当てて、候補モデルを生成するものである。各データグループに割り当てられる手法は、例えば、1-クラスSVM、k平均法、ロジステックス回帰、k-近傍法、SVM、深層学習、ニューラルネットワークなどである。

【0103】

図13は図12の各データグループに手法を割り当ててのに用いる遺伝的アルゴリズムの処理手順を説明する図である。図13では、上述した7つの手法を識別するIDを含む手法リスト（図14（a））と、N個のデータグループを識別するIDを含むセンサデータリスト（図14（b））とに基づいて、M（Mは2以上の整数）個の候補解からなる初期の候補モデル群を生成し（図14（c））、各候補モデル群を評価するための適応度を計算する（ステップS41）。図14（c）に示すように、M個の候補解はそれぞれ、各候補モデルが使用する手法の組合せが異なっている。

【0104】

次に、終了条件と一致するか否かを判定する（ステップS42）。終了条件とは、適応度が所定の値（例えば、1.0）以上になった場合である。また、処理の反復回数が予め設定した回数に到達した場合を終了条件としてもよい。終了条件と一致する場合には、例えば適応度が最も高い候補モデル群を選択する（ステップS43）。

【0105】

ステップS42で終了条件と一致しないと判定されると、遺伝的アルゴリズムを利用して以下のステップS44～S46の処理を行う。ステップS44では、直前の候補解から適応度に応じて二つの候補解を選択する。図15（a）は複数の候補モデル群についての直前の候補解のリストを示す図である。ステップS44では、このリストから、候補解が高い上の二つの候補解を選択する。次に、ステップS45では、選択した候補解に交叉と突然変異を適用して新たな二つの候補解を生成する。ステップS45により、図15（b）のようなリストが得られる。ステップS46では、新たな二つの候補解の適応度を算出する。

【0106】

次に、ステップS47では所定値以上の新たな候補解を生成したか否かをチェックする。所定値以上の新たな候補解を生成していない場合（ステップS47のNO）、ステップS44～S46にて新たな候補解を生成する。所定値以上の新たな候補解を生成している場合（ステップS47のYES）、ステップS42の処理が行われる。

【0107】

図8のグループ評価部43は、ユーザによる設定に基づいてデータグループを評価してもよい。図16はデータグループの評価のためのGUI画面51の一例を示す図である。図16のGUI画面51は、第1選択部52と、第1可視化部53と、第2選択部54と、第2可視化部55と、第3選択部56と、第4選択部57と、グループID入力部58とを有する。

【0108】

第1選択部52は、すべてのセンサデータをグループ化するか、一部のセンサデータをグループ化するかを選択する。第1可視化部53は、第1選択部52で選択されたデータグループに供給されるセンサデータを可視化する。第2可視化部55は、グループ化部41で分類される各データグループごとに、第2選択部54で選択された手法で生成された候補モデルを可視化する。第3選択部56は、グループ化を終了するか否かを選択する。第4選択部57は、サブグループ化を行うか否かを選択する。グループID入力部58は、サブグループ化を行う場合に、サブグループ化を行うデータグループの識別番号を入力する。

【0109】

10

20

30

40

50

図 16 は、手法 A（k 平均法）と、手法 B（階層型クラスタリング）と、手法 C（遺伝的アルゴリズム）の中から一つを選択する例を示しているが、選択可能な具体的な手法は図 16 に示したものに限定されない。

【0110】

第 2 可視化部 55 は、グループ化した結果を表示する。具体的には、各データグループごとに、波形データを可視化する。データグループがサブグループ化されている場合は、サブグループの波形データを可視化する。

【0111】

第 3 選択部 56 は、グループ化結果データ可視化部で可視化された波形データが良好であるとユーザが判断した場合に、ユーザによって操作される。このボタンの操作により、グループ化の処理が完了になる。

【0112】

このように、第 3 の実施形態では、センサデータを複数のデータグループに分類して、各データグループごとに最適な手法を選択して、各データグループごとに異常検知モデルを生成する。これにより、従来は異常を検知できなかった異常も正しく検知でき、異常検知精度を向上できる。

【0113】

上述した実施形態で説明した異常検知装置 1 の少なくとも一部は、ハードウェアで構成してもよいし、ソフトウェアで構成してもよい。ソフトウェアで構成する場合には、異常検知装置 1 の少なくとも一部の機能を実現するプログラムをフレキシブルディスクや CD-ROM 等の記録媒体に収納し、コンピュータに読み込ませて実行させてもよい。記録媒体は、磁気ディスクや光ディスク等の着脱可能なものに限定されず、ハードディスク装置やメモリなどの固定型の記録媒体でもよい。

【0114】

また、異常検知装置 1 の少なくとも一部の機能を実現するプログラムを、インターネット等の通信回線（無線通信も含む）を介して頒布してもよい。さらに、同プログラムを暗号化したり、変調をかけたり、圧縮した状態で、インターネット等の有線回線や無線回線を介して、あるいは記録媒体に収納して頒布してもよい。

【0115】

本発明のいくつかの実施形態を説明したが、これらの実施形態は、例として提示したものであり、発明の範囲を限定することは意図していない。これら新規な実施形態は、その他の様々な形態で実施されることが可能であり、発明の要旨を逸脱しない範囲で、種々の省略、置き換え、変更を行うことができる。これら実施形態やその変形は、発明の範囲や要旨に含まれるとともに、特許請求の範囲に記載された発明とその均等の範囲に含まれる。

【符号の説明】

【0116】

1 異常検知装置、2 前処理部、3 モデル群学習／更新部、4 モデル選択部、5 データ分類部、6 センサデータ保持部、7 手法リスト保持部、8 モデル生成部、9 精度算出部、10 モデル更新部、11 適用モデル保持部、12 分類結果保持部、13 コンセプトドリフト検出部、13 a 初期化判定部、13 b モデル初期化部、21 候補モデル群選択部、22 適用モデル群選択部、23 適用モデル生成部、24 過去モデル群保持部、41 グループ化部、42 手法選択部、43 グループ評価部、44 モデルパラメータ値 DB、45 マッピング DB

10

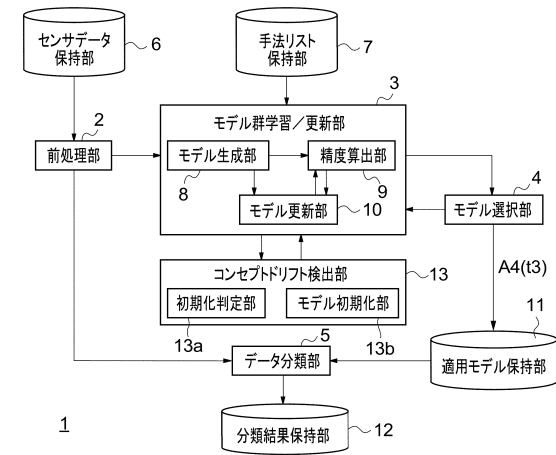
20

30

40

50

【図面】
【図 1】



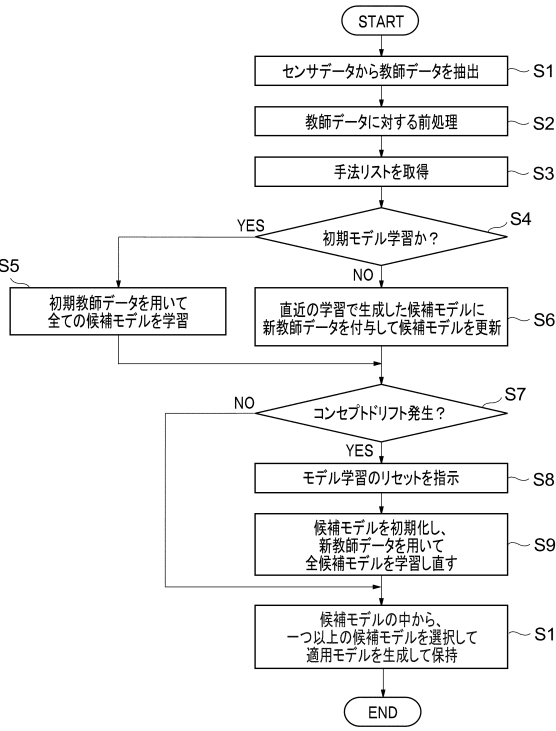
【図 2】

t5	正常データ5	精度	手法	A1(t5)	0.7	A2(t5)	0.8	A3(t5)	0.8	A4(t5)	0.7	B1(t5)	0.7	B2(t5)	0.5	B3(t5)	0.6	B4(t5)	0.8	B5(t5)	0.3	A3(t5)
	異常データ5	精度	手法	A1(t5)	0.5	A2(t5)	0.7	A3(t5)	0.5	A4(t5)	0.3	B1(t5)	0.6	B2(t5)	0.4	B3(t5)	0.5	B4(t5)	0.7	B5(t5)	0.2	
t4	正常データ4	精度	手法	A1(t4)	0.6	A2(t4)	0.8	A3(t4)	0.6	A4(t4)	0.4	B1(t4)	0.9	B2(t4)	0.8	B3(t4)	0.8	B4(t4)	0.9	B5(t4)	0.6	B1(t4)
	異常データ4	精度	手法	A1(t4)	0.6	A2(t4)	0.8	A3(t4)	0.6	A4(t4)	0.4	B1(t4)	0.9	B2(t4)	0.8	B3(t4)	0.8	B4(t4)	0.9	B5(t4)	0.6	
t3	正常データ3	精度	手法	A1(t3)	0.6	A2(t3)	0.9	A3(t3)	0.7	A4(t3)	0.5	B1(t3)	0.8	B2(t3)	0.9	B3(t3)	0.7	B4(t3)	1.0	B5(t3)	0.5	B4(t3)
	異常データ3	精度	手法	A1(t3)	0.6	A2(t3)	0.9	A3(t3)	0.7	A4(t3)	0.5	B1(t3)	0.8	B2(t3)	0.9	B3(t3)	0.7	B4(t3)	1.0	B5(t3)	0.5	
t2	正常データ2	精度	手法	A1(t2)	0.7	A2(t2)	1.0	A3(t2)	0.7	A4(t2)	0.5	B1(t2)	0.5	B2(t2)	0.4	B3(t2)	0.6	B4(t2)	0.9	B5(t2)	0.3	A2(t2)
	異常データ2	精度	手法	A1(t2)	0.7	A2(t2)	1.0	A3(t2)	0.7	A4(t2)	0.5	B1(t2)	0.5	B2(t2)	0.4	B3(t2)	0.6	B4(t2)	0.9	B5(t2)	0.3	
t1	正常データ1	精度	手法	A1(t1)	0.7	A2(t1)	0.9	A3(t1)	0.8	A4(t1)	0.6	B1(t1)	0.4	B2(t1)	0.3	B3(t1)	0.5	B4(t1)	0.9	B5(t1)	0.2	A2(t1)
	異常データ1	精度	手法	A1(t1)	0.7	A2(t1)	0.9	A3(t1)	0.8	A4(t1)	0.6	B1(t1)	0.4	B2(t1)	0.3	B3(t1)	0.5	B4(t1)	0.9	B5(t1)	0.2	

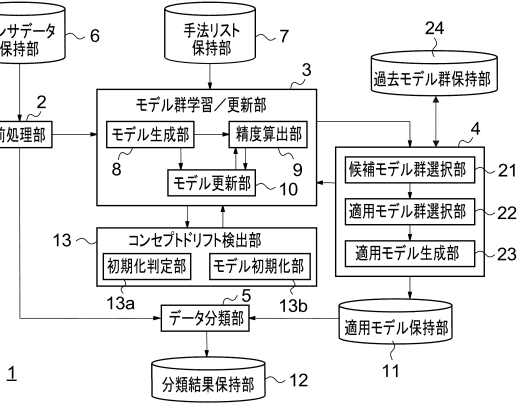
教師なし学習 教師あり学習

コンセプトドリフトを検出したので、モデル学習をリセット

【図 3】



【図 4】



10

20

30

40

50

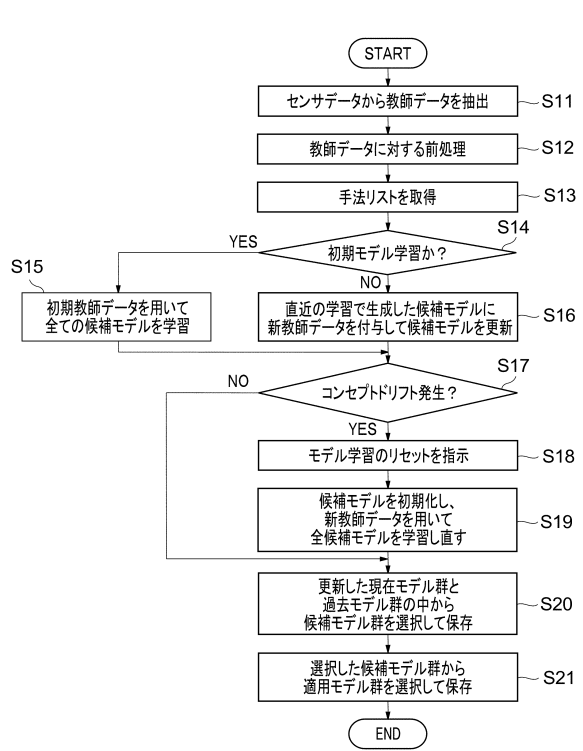
【図 5】

	t1		t2		t3		t4		t5	
	正常データ 1	異常データ 1	正常データ 2	異常データ 2	正常データ 3	異常データ 3	正常データ 4	異常データ 4	正常データ 5	異常データ 5
教師なし学習	手法	A1(t1)	A1(t2)	A1(t3)	A1(t4)	A1(t5)	A1(t4)	A1(t5)	A1(t5)	A1(t5)
	精度	0.7	0.7	0.6	0.6	0.5	0.6	0.5	0.5	0.7
	手法	A2(t1)	A2(t2)	A2(t3)	A2(t4)	A2(t5)	A2(t4)	A2(t5)	A2(t5)	A2(t5)
	精度	0.9	0.8	0.7	0.7	0.6	0.8	0.7	0.7	0.8
	手法	A3(t1)	A3(t2)	A3(t3)	A3(t4)	A3(t5)	A3(t4)	A3(t5)	A3(t5)	A3(t5)
教師あり学習	手法	A4(t1)	A4(t2)	A4(t3)	A4(t4)	A4(t5)	A4(t4)	A4(t5)	A4(t5)	A4(t5)
	精度	0.8	0.5	0.5	0.4	0.3	0.4	0.3	0.3	0.7
	手法	B1(t1)	B1(t2)	B1(t3)	B1(t4)	B1(t5)	B1(t4)	B1(t5)	B1(t5)	B1(t5)
	精度	0.4	0.5	0.8	0.9	0.7	0.8	0.4	0.6	0.5
	手法	B2(t1)	B2(t2)	B2(t3)	B2(t4)	B2(t5)	B2(t4)	B2(t5)	B2(t5)	B2(t5)
教師なし学習	手法	B3(t1)	B3(t2)	B3(t3)	B3(t4)	B3(t5)	B3(t4)	B3(t5)	B3(t5)	B3(t5)
	精度	0.3	0.6	0.7	0.7	0.5	0.8	0.5	0.5	0.6
	手法	B4(t1)	B4(t2)	B4(t3)	B4(t4)	B4(t5)	B4(t4)	B4(t5)	B4(t5)	B4(t5)
	精度	0.9	0.9	1.0	0.9	0.8	0.9	0.7	0.7	0.8
	手法	B5(t1)	B5(t2)	B5(t3)	B5(t4)	B5(t5)	B5(t4)	B5(t5)	B5(t5)	B5(t5)
教師あり学習	手法	A1(t1)	A1(t2)	A1(t3)	A1(t4)	A1(t5)	A1(t4)	A1(t5)	A1(t5)	A1(t5)
	精度	0.2	0.3	0.5	0.9	0.95	0.6	0.95	0.95	0.85
	手法	A2(t1)	A2(t2)	A2(t3)	A2(t4)	A2(t5)	A2(t4)	A2(t5)	A2(t5)	A2(t5)
	精度	0.91	0.92	0.94	0.93	0.94	0.93	0.93	0.93	0.93
	手法	A3(t1)	A3(t2)	A3(t3)	A3(t4)	A3(t5)	A3(t4)	A3(t5)	A3(t5)	A3(t5)

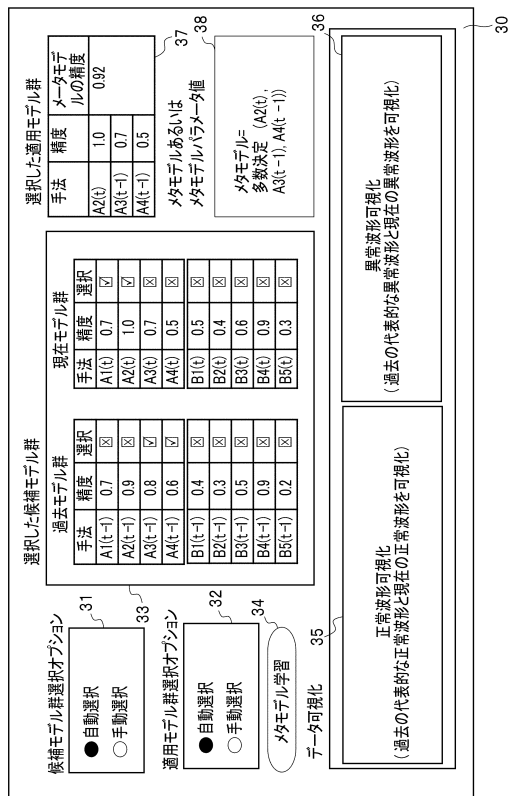
教師なし学習
教師あり学習
教師なし学習
教師あり学習
教師なし学習
教師あり学習

概念ドリフトを
検出したので、
モデル学習をリセット

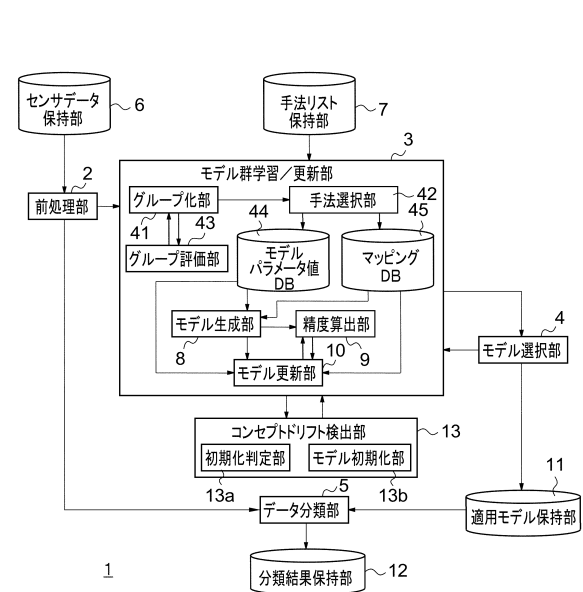
【図 6】



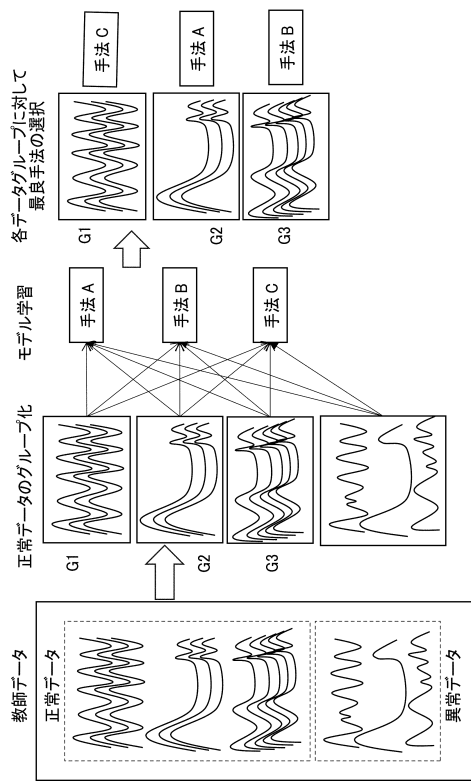
【図 7】



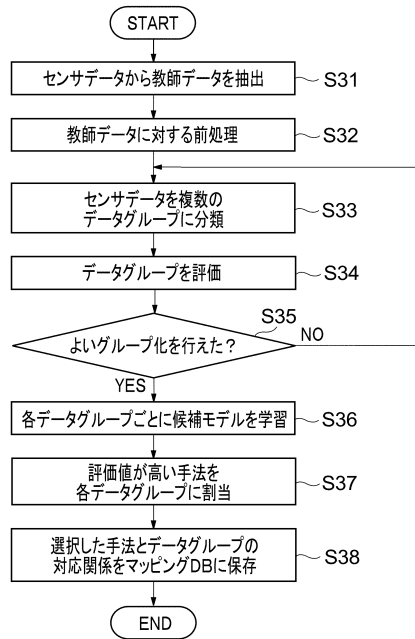
【図 8】



【図 9】



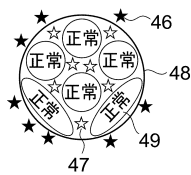
【図 10】



10

20

【図 11】



【図 12】

データID	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	...	SN
手法ID	M5	M1	M10	M7	M1	M2	M3	...	M3

↑

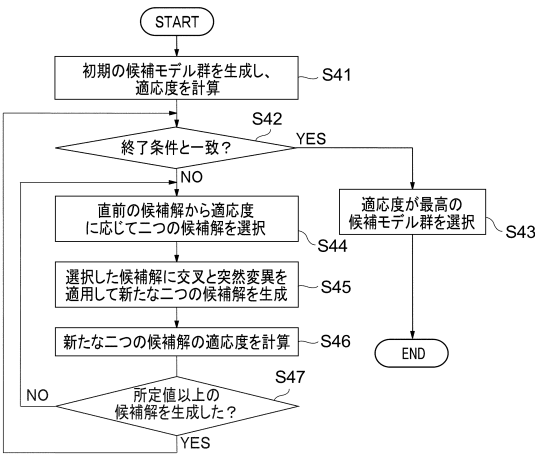
手法ID	手法名
M1	1-クラスSVM
M2	k平均法
M3	ロジスティクス回帰
M4	K-近傍法
M5	SVM
M6	深層学習
M7	ニューラルネット

30

40

50

【図 1 3】



【図 1 4】

(a)

手法名	手法ID
1-クラスSVM	1
k平均法	2
ロジスティックス回帰	3
K-近傍法	4
SVM	5
深層学習	6
ニューラル・ネットワーク	7

(b)

センサデータID
S1
S2
S3
...
SN

(c)

候補解	選択した手法					適応度
	S1	S2	S3	...	SN	
1	1	2	2	...	1	0.8
2	2	3	4	...	2	0.7
3	3	4	7	...	1	0.6
4	4	7	2	...	3	0.5
...	...	...	...	...	...	...
M	5	4	1	...	2	0.4

【図 1 5】

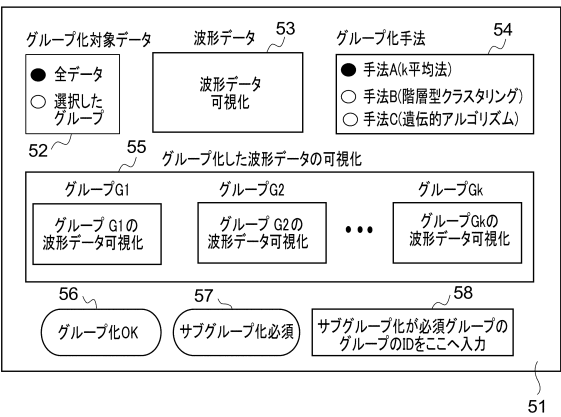
(a)

新候補解	選択した手法					適応度
	S1	S2	S3	...	SN	
1	7	2	2	...	3	0.9
2	2	1	1	...	5	0.8
3	6	4	3	...	1	0.8
4	1	7	5	...	2	0.4
...	...	...	...	...	...	...
Q	3	2	3	...	1	0.3

(b)

候補解	選択した手法					適応度
	S1	S2	S3	...	SN	
1	7	2	2	...	3	0.9
2	2	1	1	...	5	0.8
3	1	2	2	...	1	0.8
4	2	3	4	...	2	0.7
5	3	4	7	...	1	0.6
6	4	7	2	...	3	0.5
...	...	...	...	...	...	...
M	5	4	1	...	2	0.4

【図 1 6】



10

20

30

40

50

フロントページの続き

(74)代理人 100103263
弁理士 川崎 康

(72)発明者 ポール トボン
東京都港区芝浦一丁目1番1号 株式会社東芝内

審査官 多賀 実

(56)参考文献 米国特許出願公開第2018/0219889 (US, A1)
特開2001-236337 (JP, A)

(58)調査した分野 (Int.Cl., DB名)
G06N 3/00-99/00
G05B 23/02
G01M 99/00