

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 公開特許公報(A)

(11) 特許出願公開番号

特開2020-107248  
(P2020-107248A)

(43) 公開日 令和2年7月9日(2020.7.9)

(51) Int.Cl. F 1 テーマコード (参考)  
G 0 5 B 23/02 (2006.01) G 0 5 B 23/02 3 0 2 S 3 C 2 2 3

審査請求 未請求 請求項の数 7 O L (全 14 頁)

(21) 出願番号	特願2018-248059 (P2018-248059)	(71) 出願人	000003207 トヨタ自動車株式会社
(22) 出願日	平成30年12月28日 (2018.12.28)	(74) 代理人	110002860 特許業務法人秀和特許事務所
		(72) 発明者	福島 真太郎 東京都港区赤坂6丁目6番20号 株式会社トヨタIT開発センター内
		(72) 発明者	木村 昌宏 愛知県豊田市トヨタ町1番地 トヨタ自動車株式会社内
		(72) 発明者	川村 直人 愛知県豊田市トヨタ町1番地 トヨタ自動車株式会社内

最終頁に続く

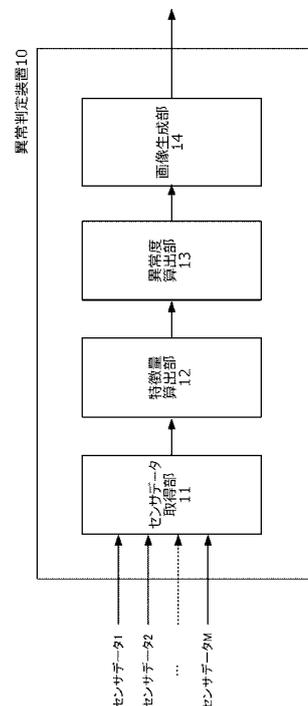
(54) 【発明の名称】 異常判定装置および異常判定方法

(57) 【要約】 (修正有)

【課題】機械に発生する動作異常の要因を精度よく判定する。

【解決手段】複数の動作プロセスを実行可能である機械に備えられた複数の装置から、時系列の設備データをそれぞれ取得する手段11と、所定の期間における複数の設備データを特徴量に変換する手段12と、前記機械が正常稼働しているか否かが明確な状況下で取得した設備データを用いて学習させた機械学習モデルと、前記機械学習モデルを用いて、評価対象である複数の設備データから、設備データ、または、動作プロセスのそれぞれに対応する異常度を示す第一のスコアを算出する手段と、前記第一のスコアが異常を示している場合に、第一の設備データと、第二の設備データとの組からなる複合設備データの異常度を示す第二のスコアを算出する手段と、前記第二のスコアが異常を示している場合に、前記複合設備データに含まれる第一の設備データと第二の設備データの組を出力する手段と、を有する。

【選択図】 図1



## 【特許請求の範囲】

## 【請求項 1】

複数の動作プロセスを実行可能である機械に備えられた複数の装置から、時系列の設備データをそれぞれ取得する取得手段と、

所定の期間における複数の前記設備データを特徴量に変換する変換手段と、

前記機械が正常稼働しているか否かが明確な状況下で取得した前記設備データを用いて学習させた機械学習モデルと、

前記機械学習モデルを用いて、評価対象である複数の設備データから、前記設備データのそれぞれ、または、前記動作プロセスのそれぞれに対応する異常度を示す第一のスコアを算出する第一の算出手段と、

前記第一のスコアが異常を示している場合に、第一の設備データと、第二の設備データとの組からなる複合設備データの異常度を示す第二のスコアを算出する第二の算出手段と、

前記第二のスコアが異常を示している場合に、前記複合設備データに含まれる第一の設備データと第二の設備データの組を出力する出力手段と、

を有する、異常判定装置。

## 【請求項 2】

前記出力手段は、前記第一のスコアが異常を示しており、前記第二のスコアが異常を示していない場合に、前記第一のスコアの異常要因である第一の設備データのみを出力する

請求項 1 に記載の異常判定装置。

## 【請求項 3】

前記第二の算出手段は、前記機械に備えられた前記複数の装置の全ての組み合わせについて前記第二のスコアを生成する、

請求項 1 または 2 に記載の異常判定装置。

## 【請求項 4】

前記第二の算出手段は、前記第一のスコアが異常を示している場合に、当該異常が発生した動作プロセスに対応する前記複合設備データに対して前記第二のスコアを算出する、

請求項 3 に記載の異常判定装置。

## 【請求項 5】

前記第一のスコアは、前記設備データのそれぞれ、および、前記動作プロセスのそれぞれに対応する異常度を算出して得られたスコアである、

請求項 1 から 4 のいずれかに記載の異常判定装置。

## 【請求項 6】

前記変換手段は、前記複数の設備データのうち少なくともいずれかが所定の条件を満たしたタイミングから所定の期間遡った時系列データを取得し、前記特徴量に変換する、

請求項 1 から 5 のいずれかに記載の異常判定装置。

## 【請求項 7】

複数の動作プロセスを実行可能である機械が有する複数の装置から取得した、時系列の設備データに基づいて前記機械の異常動作を判定する異常判定方法であって、

所定の期間における複数の前記設備データを特徴量に変換する変換ステップと、

前記機械が正常稼働しているか否かが明確な状況下で取得した前記設備データを用いて学習させた機械学習モデルを用いて、評価対象である複数の設備データから、前記設備データのそれぞれ、または、前記動作プロセスのそれぞれに対応する異常度を示す第一のスコアを算出する第一の算出ステップと、

前記第一のスコアが異常を示している場合に、第一の設備データと、第二の設備データとの組からなる複合設備データの異常度を示す第二のスコアを算出する第二の算出ステップと、

前記第二のスコアが異常を示している場合に、前記複合設備データに含まれる第一の設備データと第二の設備データの組を出力する出力ステップと、

10

20

30

40

50

を含む、異常判定方法。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、異常判定技術に関する。

【背景技術】

【0002】

工作機械などの、所定のプロセスを反復して実行する機械設備について、センサデータに基づいて異常判定を行う技術がある。例えば、特許文献1に記載の装置では、設備が正常に稼働している期間におけるセンサデータによって機械学習を行い、構築した正常モデルを用いて異常発生の予兆を検知している。

10

【先行技術文献】

【特許文献】

【0003】

【特許文献1】特開2017-033470号公報

【特許文献2】特開2018-043491号公報

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0004】

20

特許文献1に記載の技術では、センサデータが示す波形の極値点を特徴点として抽出するため、同一形態の波形が反復して出力されることを前提としないシステムに適用することができない。また、予兆に影響を及ぼす要因を特定することができない。

【0005】

本発明は上記の問題点を考慮してなされたものであり、機械に発生する動作異常の要因を精度よく判定できる異常判定装置を提供することを目的とする。

【課題を解決するための手段】

【0006】

本発明に係る異常判定装置は、

複数の動作プロセスを実行可能である機械に備えられた複数の装置から、時系列の設備データをそれぞれ取得する取得手段と、所定の期間における複数の前記設備データを特徴量に変換する変換手段と、前記機械が正常稼働しているか否かが明確な状況下で取得した前記設備データを用いて学習させた機械学習モデルと、前記機械学習モデルを用いて、評価対象である複数の設備データから、前記設備データのそれぞれ、または、前記動作プロセスのそれぞれに対応する異常度を示す第一のスコアを算出する第一の算出手段と、前記第一のスコアが異常を示している場合に、第一の設備データと、第二の設備データとの組からなる複合設備データの異常度を示す第二のスコアを算出する第二の算出手段と、前記第二のスコアが異常を示している場合に、前記複合設備データに含まれる第一の設備データと第二の設備データの組を出力する出力手段と、を有する。

30

【0007】

40

また、本発明に係る異常判定方法は、

複数の動作プロセスを実行可能である機械が有する複数の装置から取得した、時系列の設備データに基づいて前記機械の異常動作を判定する異常判定方法であって、所定の期間における複数の前記設備データを特徴量に変換する変換ステップと、前記機械が正常稼働しているか否かが明確な状況下で取得した前記設備データを用いて学習させた機械学習モデルを用いて、評価対象である複数の設備データから、前記設備データのそれぞれ、または、前記動作プロセスのそれぞれに対応する異常度を示す第一のスコアを算出する第一の算出ステップと、前記第一のスコアが異常を示している場合に、第一の設備データと、第二の設備データとの組からなる複合設備データの異常度を示す第二のスコアを算出する第二の算出ステップと、前記第二のスコアが異常を示している場合に、前記複合設備データに

50

含まれる第一の設備データと第二の設備データの組を出力する出力ステップと、を含む。

【発明の効果】

【0008】

本発明によれば、機械に発生する動作異常の要因を精度よく判定できる異常判定装置を提供することができる。

【図面の簡単な説明】

【0009】

【図1】実施形態に係る異常判定装置10の機能構成を示すブロック図。

【図2】時系列形式で取得した複数のセンサデータを例示する図。

【図3】複数のセンサデータを特徴量に変換する方法を例示する図。

【図4】異常度算出部を学習させる処理の流れを示すフローチャート。

【図5】学習に利用する特徴量を例示した図。

【図6】異常度算出部が行う異常判定処理（評価処理）のフローチャート。

【図7】画像生成部が生成する画像の例。

【図8】画像生成部が生成する画像の例。

【発明を実施するための形態】

【0010】

本発明に係る異常判定装置は、複数の動作プロセスを実行可能である機械に備えられた複数の装置から、時系列の設備データをそれぞれ取得し、当該設備データに基づいて、前記機械の異常動作の要因を判定する装置である。機械とは、例えば、所定の加工プロセスを反復する工作機械などであるが、これに限られない。

設備データとは、対象の機械の動作状況に関するデータであり、典型的にはセンサによって取得されたセンサデータであるが、これに限られない。例えば、対象の機械を制御するコントローラが出力するデータであってもよい。

【0011】

一般的に、複数のセンサから時系列のセンサデータをそれぞれ取得し、所定の期間における複数の前記センサデータを特徴量に変換することが知られている。そして、前記機械が正常稼働しているか否かが明確な状況下で取得した前記センサデータを用いて学習させた識別器を用いて、機械の異常動作を判定することが知られている。

例えば、複数のセンサが出力するセンサデータを識別器に入力し、得られた結果に基づいて、対象の機械に異常動作（またはその予兆）が発生していることを検知することができる。

【0012】

ところで、かかる装置においては、異常動作の要因を特定することが容易ではないという課題がある。特に、複数のパラメータによって動作する機械においては、パラメータ同士が関連し合うケースが多く、単一のパラメータを特定するだけでは、根本的な要因の特定とならないケースがある。

【0013】

かかる課題に対応するため、本発明に係る異常判定装置は、（1）学習済みの機械学習モデルを用いて、評価対象である複数の設備データから、前記設備データのそれぞれ、または、前記動作プロセスのそれぞれに対応する異常度を示す第一のスコアを算出し、（2）前記第一のスコアが異常を示している場合に、第一の設備データと、第二の設備データとの組からなる複合設備データの異常度を示す第二のスコアを算出する。そして、第二のスコアが異常を示している場合に、前記複合設備データに含まれる第一の設備データと第二の設備データの組を出力する。

【0014】

このように、ある単一の設備データ、あるいは、動作プロセス自体に異常が見られた場合に、さらに複合設備データを生成して評価を行うことにより、あるパラメータに影響を及ぼす他のパラメータを特定することができ、詳細な要因解析を行うことができる。

【0015】

10

20

30

40

50

なお、前記出力手段は、前記第一のスコアが異常を示しており、前記第二のスコアが異常を示していない場合に、前記第一のスコアの異常要因である第一の設備データのみを出力することを特徴としてもよい。

【0016】

かかる構成によると、観測された異常が、単一の要因に起因したものであるか、複合的な要因に起因したものであるかによって、適切な結果を提示することができる。

【0017】

また、前記第二の算出手段は、前記機械に備えられた前記複数の装置の全ての組み合わせについて前記第二のスコアを生成することを特徴としてもよい。

かかる構成によると、互いに影響を及ぼしている要因を特定することが容易になる。

10

【0018】

また、前記第二の算出手段は、前記第一のスコアが異常を示している場合に、当該異常が発生した動作プロセスに対応する前記複数設備データに対して前記第二のスコアを算出することを特徴としてもよい。

このように、第二のスコアの算出は、何らかの異常が認められた動作プロセスに限って行うようにしてもよい。

【0019】

また、前記第一のスコアは、前記設備データのそれぞれ、および、前記動作プロセスのそれぞれに対応する異常度を算出して得られたスコアであることを特徴としてもよい。

このように、個々の設備データについて異常度を算出するとともに、個々の動作プロセスについても異常度を算出してもよい。これらを併用することで、異常の要因特定がより容易になる。

20

【0020】

また、前記変換手段は、前記複数の設備データのうち少なくともいずれかが所定の条件を満たしたタイミングから所定の期間遡った時系列データを取得し、前記特徴量に変換することを特徴としてもよい。

【0021】

設備データが時系列データとして取得される場合、特徴量生成のためにどの部分を切り出すべきかは対象の機械によって異なる。そこで、複数の設備データに対して設定したトリガに基づいて特徴量の抽出を行うことが好ましい。

30

【0022】

以下、本発明の具体的な実施形態について図面に基づいて説明する。各実施形態に記載されているハードウェア構成、モジュール構成、機能構成等は、特に記載がない限りは発明の技術的範囲をそれらだけに限定する趣旨のものではない。

【0023】

(実施形態の説明)

本発明の好ましい実施形態に関して、図面を参照して説明する。図1は、第一の実施形態に係る異常判定装置10の機能構成を示すブロック図である。

本実施形態に係る異常判定装置10は、対象の工作機械からセンサデータ(設備データ)を取得し、当該センサデータに基づいて学習および評価を行い、当該工作機械において発生する動作異常の要因を推定して出力する装置である。

40

【0024】

異常判定装置10は、機械学習モデルによって判定を行う判定器(識別器)を有しており、当該判定器を学習させる学習モードと、学習の結果に基づいて評価を行う評価モードに切り替え可能に構成される。以降の説明において、判定器を学習させる処理を学習処理と称し、学習した判定器を用いて異常の有無を評価する処理を評価処理と称する。また、学習に用いるセンサデータを学習用データと称し、評価に用いるセンサデータを評価用データと称する。学習用データは、工作機械が正常に動作しているか否かが明確な期間に取得されたセンサデータであり、評価用データは、工作機械が正常に動作しているか否かが不明な期間に取得されたセンサデータである。

50

## 【0025】

本実施形態に係る異常判定装置10は、半導体集積回路(LSI)を用いて実現できる。異常判定装置10は、センサデータ取得部11、特徴量算出部12、異常度算出部13、画像生成部14を有して構成される。これらの構成要素はソフトウェアモジュールによって実現され、異常判定装置10が果たす機能にそれぞれ対応している。

## 【0026】

センサデータ取得部11は、対象の工作機械が出力する複数のセンサデータを取得する手段である。本実施形態では、センサデータ取得部11は、対象である工作機械が有する複数のセンサからそれぞれセンサデータを取得する。センサデータは、時系列データとして所定のタイムステップごとに収集されたデータである。センサデータは、有線接続によって取得してもよいし、無線接続によって取得してもよい。

10

## 【0027】

特徴量算出部12は、センサデータ取得部11が取得したセンサデータの特徴量に変換する手段である。本実施形態では、センサデータ取得部11から、時系列形式の複数のセンサデータ(すなわちデータ列)が特徴量算出部12に供給され、特徴量算出部12が、当該データ列を切り出して特徴量を生成する。本実施形態では、特徴量は多次元ベクトルである。特徴量の具体的な生成方法については後述する。

## 【0028】

異常度算出部13は、判定器を有して構成され、学習用の特徴量に基づいて判定器を学習させる処理と、学習済みの判定器を用いて評価用の特徴量を評価する処理を行う。異常度算出部13は、異常の有無が明確な状況下において生成されたセンサデータに基づいて生成された特徴量を学習データとして学習を行い、当該学習結果に基づいて、異常が発生しているか否かが不明な状況下において生成されたセンサデータを評価し、異常度(すなわち、正常な状況との解離度)を算出する。センサデータの評価方法、および、異常度の生成方法については後述する。

20

## 【0029】

画像生成部14は、異常度算出部13が算出した異常度に基づいて、装置のユーザに提供する画像データを生成する手段である。画像生成部14は、生成した画像データを、装置の外部に出力してもよい。生成した画像は、例えば、画像表示装置に出力してもよいし、ネットワークを介して接続された装置に送信してもよい。

30

## 【0030】

次に、装置が取得した複数のセンサデータの特徴量に変換する処理について説明する。図2は、時系列形式で取得した複数のセンサデータを例示する図である。本例では、工作機械が、センサをM個有しており、それぞれのセンサがセンサデータを出力するものとする。すなわち、センサデータ1~Mの、M個のセンサデータが取得される。

## 【0031】

特徴量算出部12が行う特徴量生成方法には、二種類の方法がある。

第一の方法は、それぞれのセンサデータから任意の区間を抽出し、その値を積分する方法である。例えば、図2に示したように、時刻 $t_s$ から $t_e$ までの区間を特定し、各センサデータについて、該当する区間におけるセンサ値を積分し、M次元のベクトルの要素としたものを特徴量とする。この場合、時刻 $t_s$ および $t_e$ は、対象の工作機械における特徴が現れている区間をユーザが指定することで生成してもよいし、試行錯誤的に求めた値を用いてもよい。

40

## 【0032】

第二の方法は、センサデータにおけるトリガの発生を監視し、トリガの発生から遡って取得した時系列データを特徴量とする方法である。図3を参照して詳しく説明する。

本方法においては、センサデータごとに閾値 $y_1^{th} \sim y_M^{th}$ を設定し、センサ値が閾値を満たしたセンサデータが発生したことをトリガとして、特徴量の生成を開始する。図示した例では、M番目のセンサデータが閾値 $y_M^{th}$ を超過したタイミング $t^*$ を特定し、さらに、Tステップだけ遡った区間を抽出する。図示した例では、5つのセンサ値がそれぞれセ

50

ンサごとに抽出されるため、これらを  $M \times T$  次元のベクトルの要素としたものを特徴量とする。遡るステップ数  $T$  は、設計値としてもよいし、動的に決定してもよい。

【0033】

なお、生成した特徴量は、必要に応じて、任意の手法によって正規化してもよい。正規化は、例えば、分散正規化により行ってもよいし、最小最大正規化により行ってもよい。また、時系列データを特徴量に変換するものであれば、例示した方法以外を採用することも可能である。

【0034】

次に、異常判定装置 10 が行う学習処理について説明する。図 4 は、センサデータに基づいて異常度算出部 13 を学習させる処理の流れを示すフローチャートである。

10

異常度算出部 13 の学習は、学習用データを用いて行われる。学習用データは、異常が発生しているか否かが明確な状況下において生成されたセンサデータである。

【0035】

まず、ステップ S 11 において、センサデータの入力インターフェースであるセンサデータ取得部 11 が、対象の工作機械からセンサデータを取得する。本ステップでは、工作機械が行う複数の動作プロセスにおいて発生する複数のセンサデータを、動作プロセスごとに取得する。動作プロセスとは、例えば、対象の工作機械が製品を加工する機械である場合、一個の製品を加工するプロセスとすることができる。

前述したように、センサデータ取得部 11 は、対象の工作機械から複数のセンサデータを取得し、特徴量算出部 12 へ出力する。

20

【0036】

ところで、特徴量に基づいて判定器を学習させるためには、(1) 対象の工作機械が正常稼働している状況下で取得したセンサデータか、(2) 対象の工作機械の稼働状況(正常/異常)を示すラベルとセンサデータとの組み合わせ、のいずれかを用意する必要がある。ステップ S 12 は、後者を採用する場合において必要となるステップである。

【0037】

具体的には、対象の工作機械の稼働状況を示すラベル(正常/異常)を付与する。ラベルは装置のユーザが付与してもよいし、装置の外部から与えてもよい。付与されたラベルは、異常度算出部 13 へ入力され、後述する学習処理において用いられる。なお、ステップ S 12 では、ラベルを付与する代わりに、正常な稼働状況下で得られなかったセンサデータを削除する処理を行ってもよい。

30

【0038】

ステップ S 13 では、特徴量算出部 12 が、ステップ S 11 で取得した複数のセンサデータに対して、前述した方法で特徴量を生成する。

生成された  $M$  組の特徴量は異常度算出部 13 に入力され、ステップ S 14 で学習が行われる。具体的には、教師なし学習を行う場合、対象の工作機械が正常稼働している状況下で取得したセンサデータから得られた特徴量を用いて学習を行う。また、教師あり学習を行う場合、対象の工作機械の稼働状況(正常/異常)を示すラベルと特徴量の組み合わせを用いて学習を行う。これにより、異常判定を行うためのモデルを構築することができる。

40

図 5 は、学習に利用される特徴量を例示した図である。図 5 (A) が、教師なし学習を行う場合の学習データであり、図 5 (B) が、教師あり学習を行う場合の学習データである。

【0039】

教師なし学習を行う場合、判定器として、ガウシアングラフィカルモデル(GGM)、変文オートエンコーダ(VAE)、単クラスサポートベクタマシン等を利用することができる。

また、教師あり学習を行う場合、判定器として、サポートベクタマシン(SVM)、ランダムフォレスト、畳み込みニューラルネットワーク(CNN)等を利用することができる。

50

## 【0040】

次に、学習済みの異常度算出部13が、評価用データに対して行う異常判定の方法について説明する。図6は、異常度算出部13が、評価用データに対して行う異常判定処理(評価処理)のフローチャートである。

評価処理は、複数の動作プロセスについてセンサデータが収集および蓄積されたタイミングで実行される。

## 【0041】

まず、ステップS21で、センサデータまたは動作プロセスを対象として異常スコアを算出する。本ステップで算出する異常スコアが、本発明における第一のスコアである。

ここで、識別機としてガウシアングラフィカルモデルを用いた場合の、異常スコアの算出方法について説明する。

## 【0042】

ステップS21では、まず、動作プロセス自体の異常スコアを算出する。

以下の説明において、 $t$ は動作プロセスの番号、 $\alpha_t$ は動作プロセス $t$ における異常スコアである。また、 $\Lambda$ は判定器の学習によって得られた精度行列であり、 $x$ は動作プロセス $t$ における特徴量ベクトルである。また、 $\mu$ は特徴量ベクトル $x$ の平均である。

## 【数1】

$$\alpha_t = -\frac{1}{2} \log \det \Lambda + \frac{d}{2} \log 2\pi + \frac{1}{2} (x - \mu)^{-1} \Lambda (x - \mu) \quad \dots \text{式(1)}$$

## 【0043】

次に、各動作プロセスにおける各センサデータの異常スコアを算出する。

ここでは、動作プロセス $t$ 、センサデータ $i$ の異常スコアを $\alpha_{t,i}$ とし、以下の式(2)によって算出する。

## 【数2】

$$\alpha_{t,i} = \frac{1}{2} \log \frac{2\pi}{\Lambda_{i,j}} + \frac{1}{2\Lambda_{i,j}} \left( \sum_{j=1}^N \Lambda_{i,j} x_{t,j} \right)^2 \quad \dots \text{式(2)}$$

## 【0044】

なお、各センサデータの異常スコアを算出してから、動作プロセスの異常スコアを算出することも可能である。例えば、式(3)に示したように、各センサデータの異常スコア $\alpha_{t,i}$ を算出したのち、動作プロセス $t$ において異常スコアが最大を示しているセンサデータ $i$ を特定し、当該センサデータの異常スコアを、動作プロセス $t$ に対応する異常スコア $\alpha_t$ としてもよい。このように、センサデータの異常スコアの代表値を動作プロセスごとに求め、当該代表値を、動作プロセスに対応する異常スコアとしてもよい。

## 【数3】

$$\alpha_t = \max_i \alpha_{t,i} \quad \dots \text{式(3)}$$

## 【0045】

次に、ステップS22で、異常を示しているセンサデータ、または、異常を示している動作プロセスがあるか否かを判定する。例えば、ある動作プロセスにおいて算出した異常スコア $\alpha_{t,i}$ が閾値を超えている場合、動作プロセス $t$ においてセンサデータ $i$ が異常を示していると判定できる。また、ある動作プロセスに対応する異常スコア $\alpha_t$ が閾値を超えている場合、動作プロセス $t$ 自体が何らかの異常を示していると判定できる。

ステップS22で肯定判定となった場合、処理はステップS23へ遷移する。

## 【0046】

ステップS23では、該当する動作プロセスについて、センサデータのペア(複合センサデータ)を生成し、全てのペアにおける異常スコアを算出する。式(4)は、異常スコアの算出式である。なお、 $i$ および $j$ はセンサデータを表す。また、各変数の意味は以下の通りである。

10

20

30

40

50

$x_{\{i,j\}}$  : 特徴量ベクトル  $x$  のうち、 $i, j$  のみを残した 2 個の成分のベクトル

$x_{-\{i,j\}}$  : 特徴量ベクトル  $x$  のうち、 $i, j$  以外を残した  $D - 2$  個の成分のベクトル

$\{\{i,j\}, \{i,j\}\}$  : 学習された精度行列のうち、行および列ともに  $i, j$  のみを残した  $2 \times 2$  の行列

$\{\{i,j\}, -\{i,j\}\}$  : 学習された精度行列のうち、行  $i, j$  のみを残し、列は  $i, j$  以外を残した、 $2 \times (D - 2)$  の行列

$N(x | \mu, \Sigma)$  : 平均  $\mu$ 、精度行列  $\Sigma$  の多変量正規分布の確率密度関数

【数 4】

$$\alpha_{t,i,j} = -\log N(x_{\{i,j\}} | -\Lambda_{\{i,j\},\{i,j\}}^{-1} \Lambda_{\{i,j\},-\{i,j\}} x_{-\{i,j\}}, -\Lambda_{\{i,j\},\{i,j\}}^{-1}) \quad \dots \text{式 (4)}$$

10

【0047】

なお、本ステップでは、ステップ S 2 2 において異常が認められた動作プロセスのみに対して異常スコアを算出するものとするが、他の動作プロセスに対しても異常スコアの算出処理を行ってもよい。本ステップで算出する異常スコアが、本発明における第二のスコアである。

【0048】

次に、ステップ S 2 4 で、算出された異常スコアのうち、閾値を超えているものが存在するか否かを判定する。ここで肯定判定であった場合、処理はステップ S 2 6 へ遷移し、異常度算出部 1 3 が、該当するセンサデータの組み合わせを画像生成部 1 4 に出力する。

【0049】

ステップ S 2 4 で否定判定となった場合、センサデータの組み合わせは異常を示しておらず、ステップ S 2 2 の判定の根拠となったセンサデータのみが異常が見られることを意味するため、異常度算出部 1 3 が、当該センサデータを単体で画像生成部 1 4 に出力する。

20

【0050】

次いで、画像生成部 1 4 が、取得したセンサデータに基づいて画像を生成する。

図 7 は、画像生成部 1 4 が生成する画像の例である。本例では、画像生成部 1 4 が、動作プロセス単位で算出した異常スコアと、センサデータ単位で算出した異常スコアをそれぞれ異なる領域に配置した画像を生成する。

【0051】

領域 7 0 1 は、動作プロセス単位で算出した異常スコアを表示する領域である。横軸が動作プロセスを表し、縦軸が異常スコアを表す。これにより、異常が認められた動作プロセスを視覚化することができる。

30

領域 7 0 2 は、センサデータ単位で算出した異常スコアを表示する領域である。横軸が動作プロセスを表し、色相や明度によって異常スコアを表す。すなわち、領域 7 0 2 にはヒートマップが表示される。これにより、異常が認められたセンサデータを視覚化することができる。

【0052】

ここで、異常スコアが閾値を超えているセンサデータ（ないし動作プロセス）がある場合、該当する部分を強調表示してもよい。強調は、色相や明度によって行ってもよいし、符号 7 0 3 のように図形を重畳することで行ってもよい。

40

さらに、複合センサデータの異常スコアが閾値を超えている場合、その旨を強調表示してもよい。例えば、「 $t$  番目の動作プロセスにおいて、センサデータ 1 とセンサデータ 3 の組み合わせに異常が見られる」といった情報を提示することもできる。

【0053】

さらに、特定のセンサデータを指定した場合に、複合センサデータ（すなわち、当該センサデータと、他のセンサデータとの組み合わせ）に係る異常スコアを閲覧できるようにしてもよい。図 8 は、複合センサデータの異常スコアを閲覧する画面の例である。例えば、特定のセンサデータ（本例では、センサデータ 1）を選択することで、当該センサデータと、他のセンサデータの組み合わせに係る異常スコアの遷移を示すことができる。図示

50

した例では、センサデータ1とセンサデータ3を組み合わせた場合に、異常スコアが高くなる傾向があることがわかる。

【0054】

なお、図7および図8に示した画像は一例であり、画像生成部14は、他の形式の画像を生成してもよい。例えば、「異常が認められた動作プロセスを識別する情報」、「異常が認められたセンサデータ（または関連付いたセンサ）を識別する情報」、「異常が認められた複合センサデータ（または関連付いたセンサの組み合わせ）を識別する情報」などを出力すればよい。

【0055】

以上に説明したように、本実施形態に係る異常判定装置によると、複数のセンサデータのうちのいずれか、または、複数の動作プロセスのうちのいずれかに異常が認められた場合に、センサデータのペアを生成し、複合的要因に係る異常スコアを算出する。これにより、あるパラメータに影響を及ぼす他のパラメータを特定することができ、詳細な要因解析を行うことができる。

さらに、所定のルールに従って時系列データを切り出して特徴量を生成するため、ユーザが検出したい事象に合わせて特徴量を柔軟に設計することができる。

【0056】

（変形例）

上記の実施形態はあくまでも一例であって、本発明はその要旨を逸脱しない範囲内で適宜変更して実施しうる。

【0057】

例えば、実施形態の説明では、異常判定の対象を工作機械としているが、対象はこれに限られない。複数の動作プロセスによって動作する機械であれば、工作機械、加工機械、検査装置などに適用することができる。動作プロセスとは、例えば、製品を製造/加工/検査するプロセスとすることができる。

【0058】

さらに、対象を自動車としてもよい。例えば、対象が自動車である場合、車両によって収集される各種データ（CANデータ、ナビプロブデータ、ECUデータ等）をセンサデータとして扱うこともできる。また、対象が自動車である場合、異常動作として、エンジンストップやガス欠といった事象（ないしその予兆）を検出することができる。対象が自動車である場合、一回のトリップ、一トリップ内における加減速シーケンス、特定区間の走行などを一動作プロセスとすることができる。

【0059】

また、実施形態の説明では、センサおよびセンサデータという語を用いたが、機械が動作する際のパラメータ（変数）に関連付いたものであれば、センサデータは必ずしもセンシング結果を示すものでなくてもよい。例えば、サーボモータのコントローラに蓄積される電流値や位置情報などを用いてもよい。

【0060】

本発明における異常判定装置10は、半導体集積回路（LSI）による実装に限定されず、汎用的なマイクロプロセッサやメモリを有するコンピュータがプログラムを実行することによって実現されても構わない。

【0061】

また、実施形態の説明では、同一の装置が学習処理と評価処理の双方を行ったが、学習処理を行う装置と、評価処理を行う装置が分かれていてもよい。さらに、異常判定装置10から、学習処理に関連した手段を省いてもよい。例えば、例示した異常判定装置10から、学習に関する手段を省略し、評価処理のみを行う装置として実施してもよい。

この場合、学習済みの異常度算出部13（または、異常度算出部13が有する判定器）を装置から論理的に切り離し、別の装置に組み込み可能に構成してもよい。例えば、実施形態に係る異常判定装置10によって学習された異常度算出部13を、評価処理のみを行う装置に組み込めるようにしてもよい。

10

20

30

40

50

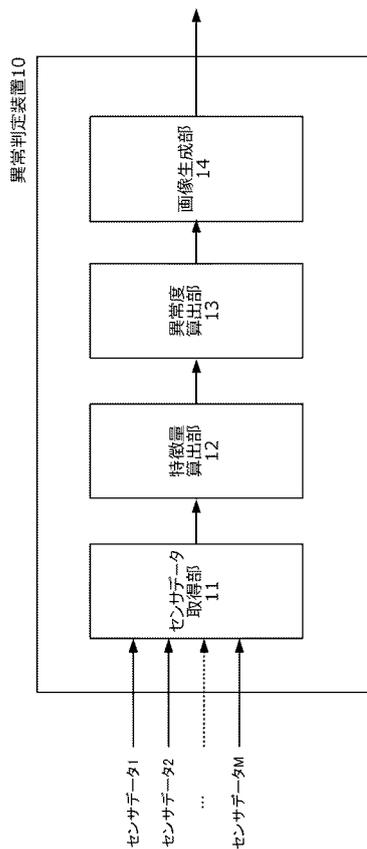
また、反対に、学習処理のみを行う装置として発明を実施してもよい。

【符号の説明】

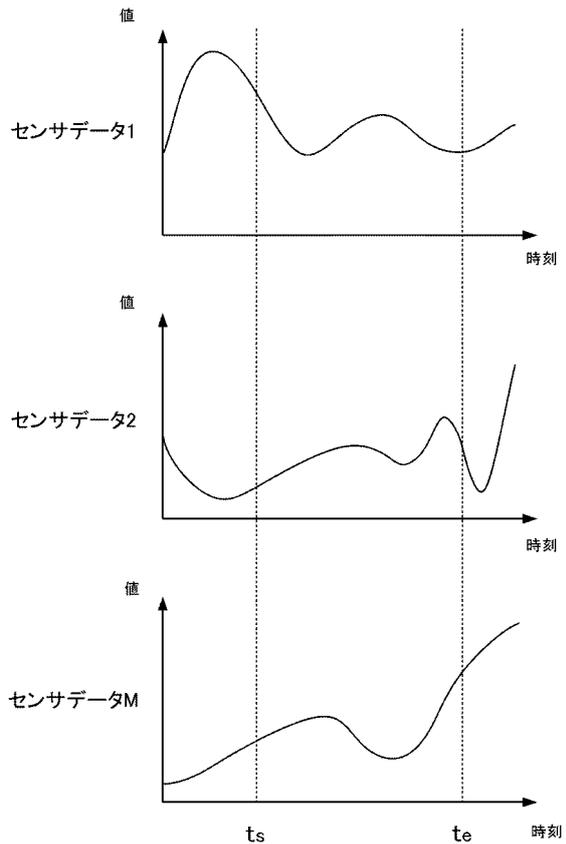
【0062】

- 10・・・異常判定装置
- 11・・・センサデータ取得部
- 12・・・特徴量算出部
- 13・・・異常度算出部
- 14・・・画像生成部

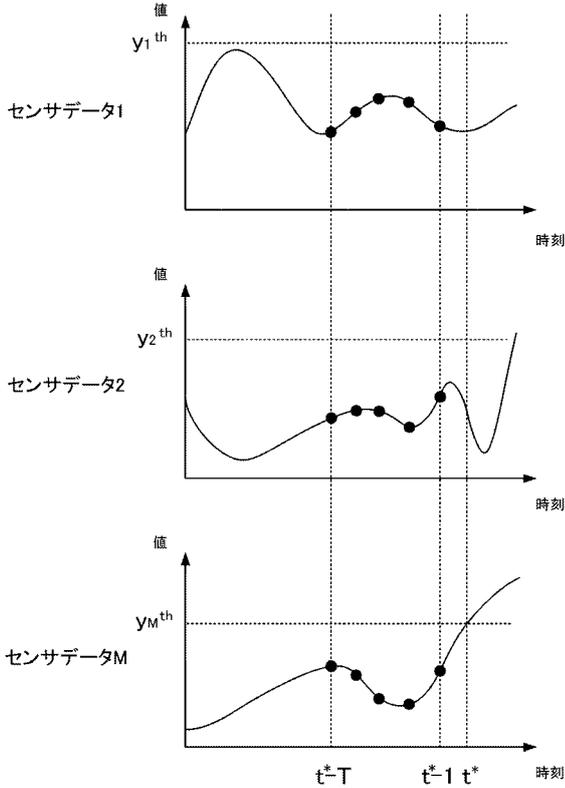
【図1】



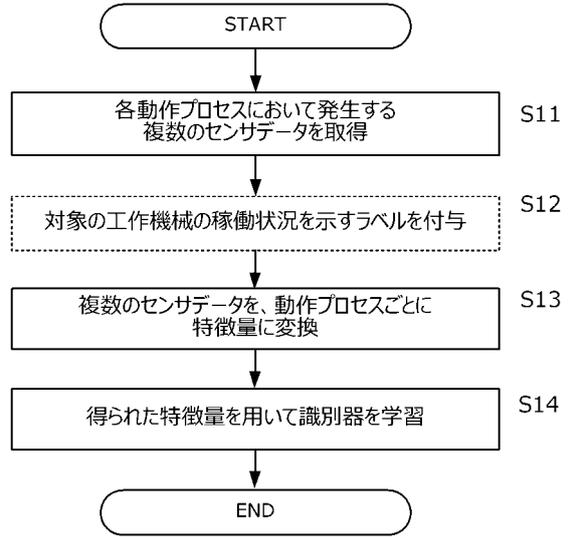
【図2】



【 図 3 】



【 図 4 】



【 図 5 】

	センサーデータ1の特徴量		センサーデータ2の特徴量		センサーデータMの特徴量	
	...	...	...	...	...	...
動作プロセス1	...	...	...	...	...	...
動作プロセス2	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...
動作プロセスN	...	...	...	...	...	...

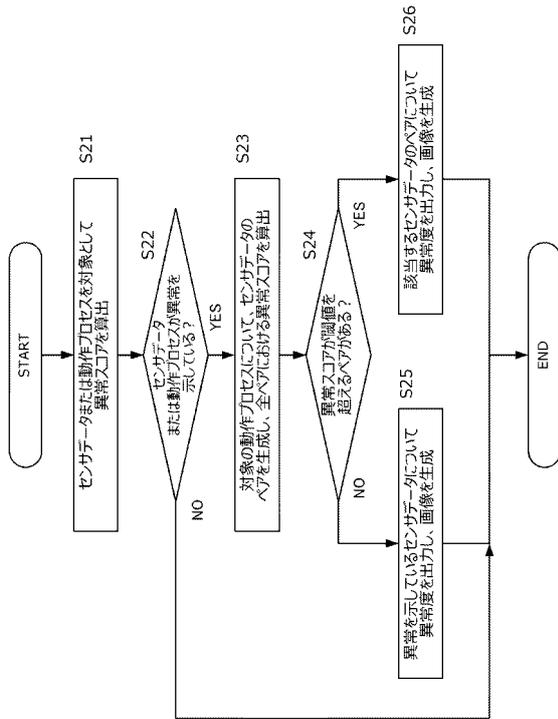
  

	センサーデータ1		センサーデータ2		センサーデータM	
	特徴量	フラグ	特徴量	フラグ	特徴量	フラグ
動作プロセス1	...	正常	...	正常	...	正常
動作プロセス2	...	異常	...	正常	...	正常
...	...	...	...	...	...	...
動作プロセスN	...	正常	...	正常	...	正常

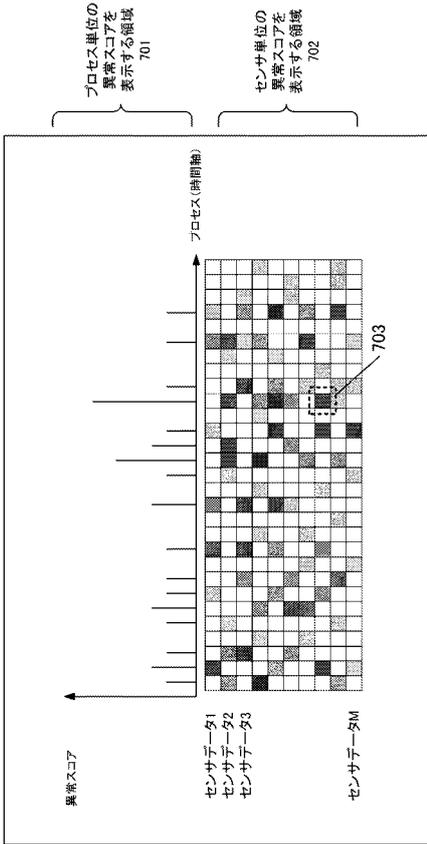
(A)

(B)

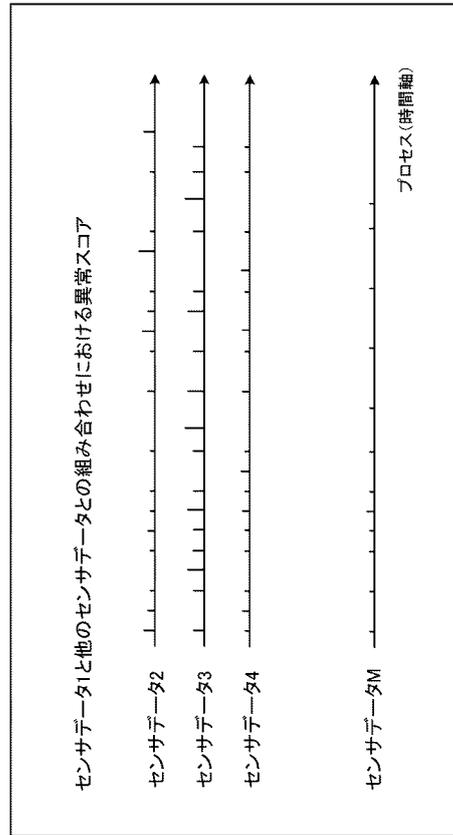
【 図 6 】



【 図 7 】



【 図 8 】



---

フロントページの続き

Fターム(参考) 3C223 AA01 BA03 CC02 DD03 EB01 EB02 FF03 FF13 FF22 FF26  
FF35 FF45 GG01 HH04