

(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2014-142697
(P2014-142697A)

(43) 公開日 平成26年8月7日(2014. 8. 7)

(51) Int. Cl. F I 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 T 5 H 2 2 3
 G 0 5 B 23/02 3 0 1 V

審査請求 未請求 請求項の数 13 O L (全 26 頁)

(21) 出願番号 特願2013-9316 (P2013-9316)
 (22) 出願日 平成25年1月22日 (2013. 1. 22)

(71) 出願人 000005108
 株式会社日立製作所
 東京都千代田区丸の内一丁目6番6号
 (74) 代理人 110000350
 ポレール特許業務法人
 (72) 発明者 渋谷 久恵
 神奈川県横浜市戸塚区吉田町292番地
 株式会社日立製作所横浜研究所内
 (72) 発明者 前田 俊二
 神奈川県横浜市戸塚区吉田町292番地
 株式会社日立製作所横浜研究所内
 Fターム(参考) 5H223 AA02 AA09 DD03 EE02 FF05

(54) 【発明の名称】 異常診断方法およびその装置

(57) 【要約】

【課題】

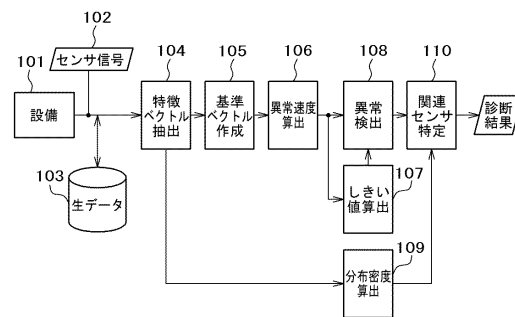
多次元時系列センサ信号に基づく異常検知において、対策、調査など次のアクションを決めるために、どのセンサが異常に関連しているのかを特定する必要があるが、基準値と観測値の差が大きいものを関連センサとする従来の方法では、誤る場合があった。

【解決手段】

センサ信号から時刻毎に多次元特徴ベクトルを抽出し、予め指定された学習期間の特徴ベクトルの集合と各時刻の特徴ベクトルに基づいて各時刻の基準特徴ベクトルを算出し、各時刻の特徴ベクトルと基準特徴ベクトルの差に基づき異常測度を算出し、異常測度と所定のしきい値との比較により異常を検出し、異常が検出された時刻について、特徴値の2次元の分布密度に基づいて異常に関連するセンサを特定するようにした。

【選択図】 図 1

図 1



【特許請求の範囲】

【請求項 1】

設備または装置に装着された複数のセンサから出力される複数のセンサ信号に基づいて前記設備または装置の異常を診断する方法であって、予め指定された学習期間における前記複数のセンサ信号の特徴値から多次元の特徴ベクトルを求め、前記診断時に前記複数のセンサ信号の特徴値から時刻毎に多次元特徴ベクトルを抽出し、前記求めた予め指定された学習期間の前記多次元の特徴ベクトルの集合と前記診断時に抽出した時刻毎の前記多次元の特徴ベクトルに基づいて前記時刻毎の基準特徴ベクトルを算出し、前記抽出した時刻毎の多次元特徴ベクトルと前記算出した時刻毎の基準特徴ベクトルとの差に基づき異常測度を算出し、前記算出した異常測度と所定のしきい値とを比較することにより異常を検出し、前記異常が検出された時刻における前記複数のセンサ信号の特徴値の2次元の分布密度に基づいて前記検出した異常に関連するセンサを前記複数のセンサの中から特定することを特徴とする異常診断方法。

10

【請求項 2】

上記異常診断方法において、前記所定のしきい値を予め指定された学習期間の異常測度に基づき算出することを特徴とする請求項 1 に記載の異常診断方法。

【請求項 3】

設備または装置に装着された複数のセンサから出力される複数のセンサ信号をもとに学習データを作成して蓄積する工程と、前記設備または装置に装着された複数のセンサから新たに出力された複数のセンサ信号の異常診断を行う工程とを含む設備の異常を診断する方法であって、

20

前記学習データを作成して蓄積する工程は、前記複数のセンサ信号から特徴ベクトルを抽出する工程と、前記抽出した特徴ベクトルを学習データとして蓄積する工程と、前記学習データとして蓄積した特徴ベクトルの各々について前記特徴ベクトルに応じて前記蓄積した学習データの中から所定数の特徴ベクトルを選択する工程と、前記選択された所定数の特徴ベクトルを用いて学習用の基準ベクトルを作成する工程と、前記作成した学習用の基準ベクトルに基づいて前記学習データとして蓄積した特徴ベクトルの各々について異常測度を算出する工程と、前記算出した前記異常測度に基づきしきい値を算出する工程と、前記特徴ベクトルから全組合せの2次元の特徴分布密度を算出する工程とを有し、

前記センサ信号の異常診断を行う工程は、前記設備または装置に装着された前記複数のセンサから出力される複数のセンサ信号から特徴ベクトルを抽出して観測ベクトルとする工程と、前記抽出した観測ベクトルに応じて前記蓄積した学習データの中から所定数の特徴ベクトルを選択する工程と、前記学習データの中から選択された所定数の特徴ベクトルを用いて異常診断用の基準ベクトルを作成する工程と、前記作成した異常診断用の基準ベクトルに基づいて前記観測ベクトルの異常測度を算出する工程と、前記算出した異常測度と前記学習データを作成して蓄積する工程において算出したしきい値に基づき前記観測ベクトルが異常か正常かを判定する工程と、前記判定する工程において異常と判定された観測ベクトルに対応するセンサ信号が検出された時刻における前記観測ベクトルと前記2次元の特徴分布密度に基づき異常に関連するセンサを特定する工程とを有する

30

ことを特徴とする異常診断方法。

40

【請求項 4】

前記学習用の基準ベクトルを作成する工程と、前記異常診断用の基準ベクトルを作成する工程とは、何れも局所部分空間法を利用すること特徴とする請求項 3 に記載の異常診断方法。

【請求項 5】

前記学習データを作成して蓄積する工程において算出される前記2次元の特徴分布密度は、前記特徴ベクトルの集合の2次元の特徴の頻度分布に基づき算出され、濃淡画像に変換して保存されることを特徴とする請求項 3 に記載の異常診断方法。

【請求項 6】

前記センサ信号の異常診断を行う工程における前記異常に関連するセンサを特定する工

50

程は、前記観測ベクトルと前記基準ベクトルに基づき観測値と基準値の差を算出する工程と、前記算出された差が最大となる特徴を構成するセンサを第一の関連センサとする工程と、前記第一の関連センサにかかわる前記2次元の特徴分布密度に基づき、前記観測ベクトルに対応する値の密度が最小となる前記第一の関連センサのペアとなる特徴を構成するセンサを第二の関連センサとする工程からなる請求項3に記載の異常診断方法。

【請求項7】

前記センサ信号の異常診断を行う工程における前記異常に関連するセンサを特定する工程は、全ての前記2次元の特徴分布密度に基づき、前記観測ベクトルに対応する値の密度を算出する工程と、前記特徴毎に前記算出した密度を合計した値が最小となる特徴を構成するセンサを第一の関連センサとする工程と、前記第一の関連センサにかかわる前記2次元の特徴分布密度に基づき、前記観測ベクトルに対応する値の密度が最小となる前記第一の関連センサのペアとなる特徴を構成するセンサを第二の関連センサとする工程からなる請求項3に記載の異常診断方法。

10

【請求項8】

前記センサ信号の異常診断を行う工程における前記異常に関連するセンサを特定する工程は、前記学習データのうち前記第一の関連センサのセンサ信号が異常と判定された観測ベクトルに近いデータを用いて前記第一の関連センサを除く全組合せの2次元の部分的特徴分布密度を算出する工程と、全ての前記2次元の部分的特徴分布密度に基づき、前記観測ベクトルに対応する値の密度を算出する工程と、特徴毎に前記密度を合計した値が最小となる特徴を構成するセンサを第二の関連センサとする工程と、前記第二の関連センサにかかわる前記2次元の部分的特徴分布密度に基づき、前記観測ベクトルに対応する値の密度が最小となる前記第二の関連センサのペアとなる特徴を構成するセンサを第三の関連センサとする工程とをさらに含む請求項6または請求項7に記載の異常診断方法。

20

【請求項9】

前記センサ信号の異常診断を行う工程における前記異常に関連するセンサを特定する工程は、連続して異常検出された区間を特定する工程と、前記区間に含まれる全ての観測ベクトルについて、前記観測ベクトルと前記基準ベクトルに基づき観測値と基準値の差の絶対値の和を算出する工程と、前記算出された和が最大となる特徴を構成するセンサを第一の関連センサとする工程と、前記区間に含まれる全ての観測ベクトルについて、前記第一の関連センサにかかわる前記2次元の特徴分布密度に基づき、前記観測ベクトルに対応する値の密度の和および密度が非0となる回数を算出する工程と、前記算出された回数が最小かつそのうち前記算出された和が最小となる前記第一の関連センサのペアとなる特徴を構成するセンサを第二の関連センサとする工程からなる請求項3に記載の異常診断方法。

30

【請求項10】

前記異常測度および前記しきい値および前記判定結果の時系列グラフと、前記特定された異常に関連するセンサから出力されたセンサ信号の時系列グラフと、前記特定された2次元の特徴の学習データの分布密度を表す画像に、前記異常と判定された観測ベクトルに対応する点を重ねてプロットした画像を表示する工程をさらに含むことを特徴とする請求項3に記載の異常診断方法。

【請求項11】

設備または装置に装着された複数のセンサから出力される複数のセンサ信号をもとに学習データを作成して蓄積する工程と、前記設備または装置に装着された複数のセンサから新たに出力された複数のセンサ信号の異常診断を行う工程とを含む設備の異常を診断する方法であって、

40

前記学習データを作成して蓄積する工程は、設備または装置から出力されるイベント信号に基づいて稼働状態別のモード分割を行う工程と、前記複数のセンサ信号から特徴ベクトルを抽出する工程と、前記抽出した特徴ベクトルを学習データとして蓄積する工程と、前記学習データとして蓄積した特徴ベクトルのおのおのについて前記特徴ベクトルに応じて前記学習データの中から所定数の特徴ベクトルを選択する工程と、前記選択された所定数の特徴ベクトルを用いて学習用の基準ベクトルを作成する工程と、前記作成した学習用

50

の基準ベクトルに基づき前記学習データとして蓄積した特徴ベクトルの異常測度を算出する工程と、前記算出した異常測度に基づき前記モード毎にしきい値を算出する工程と、前記学習データとして蓄積した特徴ベクトルから全組合せの2次元の特徴分布密度を前記モード毎に算出する工程を有し、

前記センサ信号の異常診断を行う工程は、前記設備または装置に装着された前記複数のセンサから出力される複数のセンサ信号から特徴ベクトルを抽出して観測ベクトルとする工程と、前記抽出した観測ベクトルに応じて前記蓄積した学習データの中から所定数の特徴ベクトルを選択する工程と、前記学習データの中から選択された所定数の特徴ベクトルを用いて異常診断用の基準ベクトルを作成する工程と、前記作成した異常診断用の基準ベクトルに基づいて前記観測ベクトルの異常測度を算出する工程と、前記算出した異常測度と前記分割したモードと前記分割したモード別に算出した前記しきい値に基づき前記観測ベクトルが異常か正常かを判定する工程と、前記判定により異常と判定された観測ベクトルに対応するセンサ信号が検出された時刻における前記観測ベクトルと前記モードと前記モード別に算出した前記2次元の特徴分布密度に基づき異常に関連するセンサを特定する工程とを有する
ことを特徴とする異常診断方法。

【請求項12】

設備または装置に装着されたセンサから出力されるセンサ信号に基づいて前記設備または装置の異常を診断する装置であって、前記センサ信号を蓄積する生データ蓄積手段と、前記センサ信号の特徴値から特徴ベクトルを抽出する特徴ベクトル抽出手段と、予め指定された学習期間において前記特徴値から抽出した前記特徴ベクトルの集合と各時刻において前記特徴値から抽出した前記特徴ベクトルに基づいて前記各時刻における基準特徴ベクトルを算出する基準ベクトル算出手段と、前記各時刻の前記特徴ベクトルと前記基準特徴ベクトルの差に基づき異常測度を算出する異常測度算出手段と、前記予め指定された学習期間における前記異常測度に基づいてしきい値を算出するしきい値算出手段と、前記異常測度と前記しきい値との比較により異常を検出する異常検出手段と、前記予め指定された学習期間における前記特徴値の2次元の分布密度を算出する分布密度算出手段と、前記異常検出手段により検出された異常に対応するセンサ信号が検出された時刻における前記特徴値の2次元の分布密度に基づいて異常に関連するセンサを特定する関連センサ特定手段とを備えたことを特徴とする異常診断装置。

【請求項13】

設備または装置に装着されたセンサから出力されるセンサ信号およびイベント信号に基づいて前記設備または装置の異常を診断する装置であって、前記センサ信号を蓄積する生データ蓄積手段と、前記イベント信号に基づいて稼動状態別のモード分割を行うモード分割手段と、前記センサ信号の特徴値から特徴ベクトルを抽出する特徴ベクトル抽出手段と、予め指定された学習期間において前記特徴値から抽出した前記特徴ベクトルの集合と各時刻において前記特徴値から抽出した前記特徴ベクトルに基づいて前記各時刻における基準特徴ベクトルを算出する基準ベクトル算出手段と、前記各時刻の前記特徴ベクトルと前記基準特徴ベクトルの差に基づき異常測度を算出する異常測度算出手段と、前記予め指定された学習期間における前記異常測度に基づいて前記モード分割手段で分割したモード毎にしきい値を算出するしきい値算出手段と、前記異常測度と前記算出したモード毎のしきい値との比較により異常を検出する異常検出手段と、前記予め指定された学習期間における前記特徴値の2次元の分布密度を前記モード毎に算出する分布密度算出手段と、前記異常検出手段により検出された異常に対応するセンサ信号が検出された時刻における前記モードに対応する前記特徴値の2次元の分布密度に基づいて異常に関連するセンサを特定する関連センサ特定手段とを備えたことを特徴とする異常診断装置。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、プラントや設備などの出力する多次元時系列データをもとに異常を早期に検

10

20

30

40

50

知し、検知された異常に関連するセンサを特定する異常診断方法およびその装置に関する。

【背景技術】

【0002】

電力会社では、ガスタービンの廃熱などを利用して地域暖房用温水を供給したり、工場向けに高圧蒸気や低圧蒸気を供給したりしている。石油化学会社では、ガスタービンなどを電源設備として運転している。このようにガスタービンなどを用いた各種プラントや設備において、設備の不具合あるいはその兆候を検知する異常検知は、社会へのダメージを最小限に抑えるためにも極めて重要である。

【0003】

ガスタービンや蒸気タービンのみならず、水力発電所での水車、原子力発電所の原子炉、風力発電所の風車、航空機や重機のエンジン、鉄道車両や軌道、エスカレータ、エレベータ、機器・部品レベルでも、搭載電池の劣化・寿命など、上記のような予防保全を必要とする設備は枚挙に暇がない。

【0004】

このため、対象設備やプラントに複数のセンサを取り付け、センサ毎の監視基準に従って正常か異常かを判断することが行われている。米国特許第6,952,662号(特許文献1)には、観測データと過去の学習データとの類似度を独自の方法で計算し、類似度に応じて重み付けされたデータの線形結合により推定値を算出して、推定値と観測データのはずれ度合をもとに異常を検出する方法が開示されている。また、特開2011-70635号公報(特許文献2)には、過去の正常データから作成されたモデルとの比較によって算出される異常測度に基づいて異常の有無を検知する異常検知方法において、正常モデルを局所部分空間法によって作成することが開示されている。

【0005】

しかし、異常を検知するのみでは対策や調査などの次のアクションが決められないため、どのセンサが異常に関連しているのかを診断したいというニーズがある。

【0006】

このようなニーズに対応する技術として、特開2012-138044号公報(特許文献3)には、複数の測定変数から算出される T^2 統計量および Q 統計量に基づいて異常を検出し、異常検出後にこれらの統計量に対する各測定変数の寄与量に基づいて異常要因候補を列挙するプロセス状態監視装置が開示されている。

【先行技術文献】

【特許文献】

【0007】

【特許文献1】米国特許第6,952,662号明細書

【特許文献2】特開2011-70635号公報

【特許文献3】特開2012-138044号公報

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0008】

センサ毎の監視基準に従って正常か異常かを判断する方法では、監視基準を超えたセンサがすなわち異常に関連するセンサであるが、この方法では2種以上のセンサ信号の組合せとしての異常はそもそも検知できないという問題がある。

【0009】

特許文献1や特許文献2に記載の方法によれば、学習データとして正常時のデータを与えることにより、学習にない観測データが観察されると、これらを異常として検出することができる。複数のセンサ信号をまとめて演算するため、センサ信号の組合せとしての異常も検出できる。しかし、異常に関連するセンサを正しく診断する方法については記載がない。

【0010】

10

20

30

40

50

特許文献3に記載の方法によれば、複数の測定項目の T^2 統計量や Q 統計量を異常の指標とすることにより、2種以上のセンサ信号の組合せとしての異常も検知でき、統計量に対する各測定項目の寄与量に基づいて異常に関連するセンサを診断することが可能である。しかし、 T^2 統計量や Q 統計量を指標とした異常検出は、運転と停止の切り替えや運転条件の切り替えが頻繁かつ不規則にある設備やプラントに適用すると、誤報が多くなってしまい、そのままでは適用困難である。特許文献2に記載の局所部分空間法は、学習データを網羅的に集めることにより、上記のようなケースでも誤報を抑制することが可能である。

【0011】

しかし、特許文献1に記載の異常検知手法に、特許文献2に記載の寄与量に基づいて異常に関連するセンサを診断する方法を適用すると、誤る場合がある。この理由について簡単に説明する。局所部分空間法は、図2に示す通り、観測データ(q)に近い学習データ(x_1, x_2, x_3)を用いて作られるアフィン部分空間への投影距離を異常の指標としている。つまり、観測データ(q)からアフィン部分空間への垂線の足(b)を基準として、 b から q のベクトルの各要素の大きさが寄与量となる。あるセンサ信号に異常がある場合、これに基準(b)が追従して異常とは関係ない他のセンサの寄与量が大きくなることが起こりうる。

10

【0012】

単純化した例を図3A及び図3Bに示す。図3Aにおいて、 abc の3次元のセンサ信号において正常なデータが図示するように分布しており、観測データが q, q', q'' と変化した場合、基準データは b, b', b'' と変化する。時系列のグラフで表すと図3Bに示す通りとなるため、 a と b の寄与量が大きくなるが、実際には c が異常に関連していると考えられるため、誤って診断されることになる。このことは、局所部分空間法のみでなく、ART2のようなクラスタに基づく方法や特許文献1に記載の類似度ベースモデリングと呼ばれる手法など、観測データによって基準が変化する事例ベースの手法すべてにあてはまる。

20

【0013】

そこで、本発明の目的は、上記課題を解決し、多次元時系列センサ信号に基づいて高感度に異常を検出し、検出した異常に関連するセンサを正しく診断する異常診断方法および装置を提供することにある。

【課題を解決するための手段】

【0014】

上記課題を解決するために、本発明では、設備または装置に装着された複数のセンサから出力される複数のセンサ信号に基づいて設備または装置の異常を診断する方法及びその装置において、予め指定された学習期間における複数のセンサ信号の特徴値から多次元の特徴ベクトルを求め、診断時に複数のセンサ信号の特徴値から時刻毎に多次元特徴ベクトルを抽出し、求めた予め指定された学習期間の多次元の特徴ベクトルの集合と診断時に抽出した時刻毎の多次元の特徴ベクトルに基づいて時刻毎の基準特徴ベクトルを算出し、抽出した時刻毎の多次元特徴ベクトルと算出した時刻毎の基準特徴ベクトルとの差に基づき異常測度を算出し、算出した異常測度と所定のしきい値とを比較することにより異常を検出し、異常が検出された時刻における複数のセンサ信号の特徴値の2次元の分布密度に基づいて検出した異常に関連するセンサを複数のセンサの中から特定するようにした。

30

40

【0015】

又、上記課題を解決するために、本発明では、設備または装置に装着された複数のセンサから出力される複数のセンサ信号をもとに学習データを作成して蓄積する工程と、設備または装置に装着された複数のセンサから新たに出力された複数のセンサ信号の異常診断を行う工程とを含む設備の異常を診断する方法及びその装置において、学習データを作成して蓄積する工程は、複数のセンサ信号から特徴ベクトルを抽出する工程と、抽出した特徴ベクトルを学習データとして蓄積する工程と、学習データとして蓄積した特徴ベクトルの各々について特徴ベクトルに応じて蓄積した学習データの中から所定数の特徴ベクトルを選択する工程と、選択された所定数の特徴ベクトルを用いて学習用の基準ベクトルを作成する工程と、作成した学習用の基準ベクトルに基づいて学習データとして蓄積した特徴

50

ベクトルの各々について異常測度を算出する工程と、算出した異常測度に基づきしきい値を算出する工程と、特徴ベクトルから全組合せの2次元の特徴分布密度を算出する工程とを有し、センサ信号の異常診断を行う工程は、設備または装置に装着された複数のセンサから出力される複数のセンサ信号から特徴ベクトルを抽出して観測ベクトルとする工程と、抽出した観測ベクトルに応じて蓄積した学習データの中から所定数の特徴ベクトルを選択する工程と、学習データの中から選択された所定数の特徴ベクトルを用いて異常診断用の基準ベクトルを作成する工程と、作成した異常診断用の基準ベクトルに基づいて観測ベクトルの異常測度を算出する工程と、算出した異常測度と学習データを作成して蓄積する工程において算出したしきい値に基づき観測ベクトルが異常か正常かを判定する工程と、判定する工程において異常と判定された観測ベクトルに対応するセンサ信号が検出された時刻における観測ベクトルと2次元の特徴分布密度に基づき異常に関連するセンサを特定する工程とを有して構成した。

【0016】

さらにまた、上記課題を解決するために、本発明では、設備または装置に装着された複数のセンサから出力される複数のセンサ信号をもとに学習データを作成して蓄積する工程と、前記設備または装置に装着された複数のセンサから新たに出力された複数のセンサ信号の異常診断を行う工程とを含む設備の異常を診断する方法及びその装置において、学習データを作成して蓄積する工程は、設備または装置から出力されるイベント信号に基づいて稼動状態別のモード分割を行う工程と、複数のセンサ信号から特徴ベクトルを抽出する工程と、抽出した特徴ベクトルを学習データとして蓄積する工程と、学習データとして蓄積した特徴ベクトルのおのおのについて特徴ベクトルに応じて学習データの中から所定数の特徴ベクトルを選択する工程と、選択された所定数の特徴ベクトルを用いて学習用の基準ベクトルを作成する工程と、作成した学習用の基準ベクトルに基づき学習データとして蓄積した特徴ベクトルの異常測度を算出する工程と、算出した異常測度に基づきモード毎にしきい値を算出する工程と、学習データとして蓄積した特徴ベクトルから全組合せの2次元の特徴分布密度をモード毎に算出する工程を有し、センサ信号の異常診断を行う工程は、設備または装置に装着された複数のセンサから出力される複数のセンサ信号から特徴ベクトルを抽出して観測ベクトルとする工程と、抽出した観測ベクトルに応じて蓄積した学習データの中から所定数の特徴ベクトルを選択する工程と、学習データの中から選択された所定数の特徴ベクトルを用いて異常診断用の基準ベクトルを作成する工程と、作成した異常診断用の基準ベクトルに基づいて観測ベクトルの異常測度を算出する工程と、算出した異常測度と分割したモードと分割したモード別に算出したしきい値に基づき観測ベクトルが異常か正常かを判定する工程と、判定により異常と判定された観測ベクトルに対応するセンサ信号が検出された時刻における観測ベクトルとモードとモード別に算出した2次元の特徴分布密度に基づき異常に関連するセンサを特定する工程とを有して構成した。

【発明の効果】

【0017】

本発明によれば、各時刻のデータの異常検出を、学習データとその時刻のデータから算出される基準データからの距離に基づいて行うため、高感度な異常検出が可能である。異常が検出された時刻の関連センサ特定において、寄与量が大きいセンサをそのまま関連センサとするのではなく、センサ信号の2次元の分布密度に基づいて異常に関連するセンサを特定するため、正しく診断することができる。

【0018】

以上の手法を適用したシステムにより、ガスタービンや蒸気タービンなどの設備のみならず、水力発電所での水車、原子力発電所の原子炉、風力発電所の風車、航空機や重機のエンジン、鉄道車両や軌道、エスカレータ、エレベータ、そして機器・部品レベルでは、搭載電池の劣化・寿命など、種々の設備・部品において、対象の異常を早期に検出するのみならず、関連センサに応じた調査あるいは対策を迅速に行うことが可能となる。

【図面の簡単な説明】

【0019】

10

20

30

40

50

【図 1】本発明の実施例 1 に関する設備状態監視システムの概略の構成を示すブロック図である。

【図 2】局所部分空間法を説明する図である。

【図 3 A】寄与量に基づくセンサ信号特定における誤りの例を説明する図で、正常データの分布を示す 3 次元のグラフである。

【図 3 B】寄与量に基づくセンサ信号特定における誤りの例を説明する図で、3 つのセンサ信号の基準値に対する観測値の変化を示すセンサ信号のグラフである。

【図 4】センサ信号の例を示す信号リストの表である。

【図 5】センサ信号入力からしきい値設定までの処理の流れを示すフロー図である。

【図 6】2 次元の特徴の分布密度を算出する処理の流れを示すフロー図である。

10

【図 7】センサ信号入力から異常判定までの処理の流れを示すフロー図である。

【図 8】異常に関連するセンサを特定する処理の流れを示すフロー図の例である。

【図 9】異常に関連するセンサを特定する処理の流れを示すフロー図の別の例である。

【図 10】異常に関連する 3 個のセンサを特定する処理の流れを示すフロー図である。

【図 11】異常が連続する区間毎に関連するセンサを特定する処理の流れを示すフロー図である。

【図 12 A】分布密度画像に異常区間の対応点をプロットした例を表す図である。

【図 12 B】分布密度画像に異常区間の対応点をプロットした例を表す図である。

【図 12 C】分布密度画像に異常区間の対応点をプロットした例を表す図である。

【図 12 D】分布密度画像に異常区間の対応点をプロットした例を表す図である。

20

【図 13】レシビ設定のための GUI の 1 例を表す表示画面の正面図である。

【図 14 A】結果表示画面の例で複数の時系列データを表示した画面の正面図である。

【図 14 B】結果表示画面の例で複数の時系列データを拡大表示した画面の正面図である。

【図 14 C】結果表示画面の例で異常関連センサの分布密度と複数の時系列データを表示した画面の正面図である。

【図 15】レシビ設定のためのテスト結果の一覧を表示した画面の正面図である。

【図 16】結果表示対象指定のための GUI の 1 例を表す表示画面の正面図である。

【図 17】結果表示画面に含まれる期間表示ウィンドウの表示例である。

【図 18】本発明の実施例 2 に関する設備状態監視システムの概略の構成を示すブロック図である。

30

【図 19 A】本発明の実施例 2 に関するイベント信号の例を示す信号リストの表である。

【図 19 B】本発明の実施例 2 に関するイベント信号に基づくモード分割処理の流れを示すフロー図である。

【図 19 C】本発明の実施例 2 に関する設備の可動状態を分割して 4 種のモードの何れかに分類した状態を示すイベント信号の模式図である。

【発明を実施するための形態】

【0020】

本発明は、設備または装置に装着された複数のセンサから出力される複数のセンサ信号に基づいて設備または装置の異常を診断する方法及びその装置において、センサ信号から時刻毎に多次元の特徴ベクトルを抽出し、予め指定された学習期間の特徴ベクトルの集合と各時刻の特徴ベクトルに基づいて各時刻の基準ベクトルを算出し、各時刻の特徴ベクトルと基準特徴ベクトルとの差に基づいて異常測度を算出し、異常測度と所定のしきい値との比較により異常を検出し、異常が検出された時刻における特徴値の 2 次元の分布密度に基づいて異常に関連するセンサを特定できるようにしたものである。

40

以下に、本発明の実施例を図を用いて説明する。

【実施例 1】

【0021】

以下、図面を用いて本発明の内容を詳細に説明する。

図 1 に、本発明の異常診断方法を実現するシステムの一構成例を示す。

50

本システムは、設備 101 から出力されるセンサ信号 102 を蓄積するセンサ信号蓄積部 103、センサ信号 102 をもとに特徴ベクトルを抽出する特徴ベクトル抽出部 104、予め指定された学習期間の特徴ベクトルの集合と各時刻の特徴ベクトルに基づいて各時刻の基準特徴ベクトルを算出する基準ベクトル算出部 105、各時刻の特徴ベクトルと基準特徴ベクトルの差に基づき異常測度を算出する異常測度算出部 106、予め指定された学習期間の異常測度に基づきしきい値を算出するしきい値算出部 107、異常測度と算出されたしきい値との比較により異常を検出する異常検出部 108、学習期間のセンサ信号の 2次元の分布密度を算出する分布密度算出部 109、異常が検出された時刻について、異常に関連するセンサを特定する関連センサ特定部 110 を備えて構成される。

【0022】

本システムの動作には、蓄積されたデータを用いて学習データの生成、保存を行う「学習」と入力信号に基づき異常を検出し、関連センサの特定を行う「異常診断」の二つのフェーズがある。基本的に前者はオフラインの処理、後者はオンラインの処理である。ただし、後者をオフラインの処理とすることも可能である。以下の説明では、それらを学習時、異常診断時という言葉で区別する。

【0023】

状態監視の対象とする設備 101 は、ガスタービンや蒸気タービンなどの設備やプラントである。設備 101 は、その状態を表すセンサ信号 102 を出力する。センサ信号 102 はセンサ信号蓄積部 103 に蓄積されている。センサ信号 102 をリスト化して表形式に表した例を図 4 に示す。センサ信号 102 は一定間隔毎に取得される多次元時系列信号であり、それをリスト化した表は、図 4 に示すように、日時の欄 401 と設備 101 に設けられた複数のセンサ値のデータの欄 402 からなる。センサの種類は、数百から数千といった数になる場合もあり、例えば、シリンダ、オイル、冷却水などの温度、オイルや冷却水の圧力、軸の回転速度、室温、運転時間などである。出力や状態を表すのみならず、何かをある値に制御するための制御信号の場合もある。

【0024】

学習時の処理の流れを図 5 を用いて説明する。学習時はセンサ信号蓄積部 103 に蓄積されたデータのうち指定された期間のデータを用いて、特徴ベクトルを抽出する。ここで抽出されたデータを学習データと呼ぶ。交差検証によって学習データの異常測度を算出し、全学習データの異常測度に基づき異常判定のしきい値を算出する。また、分布密度算出部 109 において特徴値の 2次元の分布密度を算出する。

【0025】

まず、特徴ベクトル抽出部 104、基準ベクトル算出部 105、異常測度算出部 106、しきい値算出部 107 における処理の流れを図 5 を用いて説明する。はじめに、特徴ベクトル抽出部 104 において、センサ信号蓄積部 103 から学習期間として指定された期間のセンサ信号 102 を入力し (S501)、センサ信号毎に正規化した後 (S502)、特徴ベクトルの抽出を行う (S503)。次に、基準ベクトル算出部 105 において、抽出された特徴ベクトルに交差検証用のグループ番号を付与する (S504)。グループは、1日分を 1グループとするなど、期間を指定して決めるか、予め指定されたグループ数に等分に分けて決める。

【0026】

抽出された特徴ベクトルから、1個目の特徴ベクトルに注目し (S505)、注目ベクトルと異なるグループの特徴ベクトルの中から、注目ベクトルに近い順に予め指定された数の特徴ベクトルを選択し (S506)、選択した特徴ベクトルを用いて基準ベクトルを作成する (S507)。異常測度算出部 106 において、注目した特徴ベクトルの基準ベクトルまでの距離に基づいて異常測度を算出する (S508)。全ベクトルの異常測度算出が終了していれば (S509)、しきい値算出部 107 において、全ベクトルの異常測度に基づいてしきい値を設定する (S511)。ステップ S509 において全ての異常測度算出が終了していなければ、次の特徴ベクトルに注目し (S510)、ステップ S506 から S509 の処理を繰り返す。

10

20

30

40

50

【 0 0 2 7 】

次に、各ステップについて詳細に説明する。

ステップ S 5 0 2 においては、各センサ信号の正準化を行う。例えば、指定された期間の平均と標準偏差を用いて、平均を 0、分散を 1 となるように変換する。異常診断時に同じ変換ができるよう、各センサ信号の平均と標準偏差を記憶しておく。あるいは、各センサ信号の指定された期間の最大値と最小値を用いて最大が 1、最小が 0 となるように変換する。あるいは、最大値と最小値の代わりに予め設定した上限値と下限値を用いてもよい。異常診断時に同じ変換ができるよう、各センサ信号の最大値と最小値または上限値と下限値を記憶しておく。センサ信号の正準化は、単位およびスケールの異なるセンサ信号を同時に扱うためのものである。

10

【 0 0 2 8 】

ステップ S 5 0 3 においては、時刻毎に特徴ベクトル抽出を行う。センサ信号を正準化したものをそのまま並べることが考えられるが、ある時刻に対して $\pm 1, \pm 2, \dots$ のウィンドウを設け、[ウィンドウ幅 (3, 5, ...) \times センサ数] の特徴ベクトルにより、データの時間変化を表す特徴を抽出することもできる。また、離散ウェーブレット変換 (DWT: Discrete Wavelet Transform) を施して、周波数成分に分解してもよい。さらに、ステップ S 5 0 3 において、特徴選択を行う。最低限の処理として、分散が非常に小さいセンサ信号および単調増加するセンサ信号を除く必要がある。

【 0 0 2 9 】

また、相関解析による無効信号を削除することも考えられる。これは、多次元時系列信号に対して相関解析を行い、相関値が 1 に近い複数の信号があるなど、極めて類似性が高い場合に、これらは冗長だとして、この複数の信号から重複する信号を削除し、重複しないものを残す方法である。このほか、ユーザが指定するようにしてもよい。また、長期変動が大きい特徴を除くことも考えられる。長期変動が大きい特徴を用いることは正常状態の状態数を多くすることにつながり、学習データの不足を引き起こすためである。例えば、1 周期期間毎の平均と分散を算出し、それらのばらつきによって長期変動の大きさを推定できる。

20

【 0 0 3 0 】

基準ベクトル作成手法としては、局所部分空間法 (LSC: Local Sub-space Classifier) や投影距離法 (PDM: Projection Distance Method) が考えられる。

30

【 0 0 3 1 】

局所部分空間法は、注目ベクトル q の k - 近傍ベクトルを用いて $k - 1$ 次元のアフィン部分空間を作成する方法である。図 2 に $k = 3$ の場合の例を示す。 k - 近傍ベクトルはすなわちステップ S 5 0 6 において選択された特徴ベクトルである。指定する数は、 k の値である。

【 0 0 3 2 】

図 2 に示すように、異常測度は図に示す投影距離で表されるため、注目ベクトル q に最も近いアフィン部分空間上の点 b を求めればよい。評価データ q とその k - 近傍ベクトル x_i ($i = 1, \dots, k$) から b を算出するには、 q を k 個並べた行列 Q と x_i を並べた行列 X から

40

【 0 0 3 3 】

【 数 1 】

$$C = (Q - X)^T (Q - X) \dots \dots \dots (\text{数 1})$$

により相関行列 C を求め、

【 0 0 3 4 】

【数 2】

$$\mathbf{b} = \frac{\mathbf{C}^{-1} \mathbf{1}_n}{\mathbf{1}_n^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{1}_n} \quad \dots\dots\dots \text{(数 2)}$$

により \mathbf{b} を計算する。ここまでが、ステップ S 5 0 7 における基準ベクトル作成にあたる。

【0035】

異常測度 d は \mathbf{q} と \mathbf{b} の間の距離であるから次式で表される。

【数 3】

$$d = \|\mathbf{b} - \mathbf{q}\| \quad \dots\dots\dots \text{(数 3)}$$

【0036】

なお、図 2 では $k = 3$ の場合を説明したが、特徴ベクトルの次元数より十分小さければいくつでもよい。 $k = 1$ の場合は、最近傍法と等価の処理になる。

【0037】

投影距離法は、選択された特徴ベクトルに対し独自の原点をもつ部分空間すなわちアフィン部分空間（分散最大の空間）を作成する方法である。ステップ S 5 0 6 において指定する数はいくつでも良いが、大きすぎるとベクトルの選択、部分空間の算出ともに時間がかかってしまうので数十から数百とするとよい。

【0038】

アフィン部分空間の算出方法について説明する。まず、選択された特徴ベクトルの平均 μ と共分散行列 を求め、次に の固有値問題を解いて値の大きい方から予め指定した r 個の固有値に対応する固有ベクトルを並べた行列 \mathbf{U} をアフィン部分空間の正規直交基底とする。 r は特徴ベクトルの次元より小さくかつ選択データ数より小さい数とする。あるいは r を固定した数とせず、固有値の大きい方から累積した寄与率が予め指定した割合を超えたときの値としてもよい。異常測度は、注目ベクトルのアフィン部分空間への投影距離とする。

【0039】

この他、注目ベクトル \mathbf{q} の k -近傍ベクトルの平均ベクトルまでの距離を異常測度とする局所平均距離法や、ガウシアンプロセスなどを用いてもよい。

【0040】

ステップ S 5 1 1 におけるしきい値を設定する方法について説明する。学習期間の全特徴ベクトルの異常測度を昇順にソートし、予め指定した 1 に近い比率に到達する値を求める。この値を基準としてオフセットを加える、定数倍するなどの処理によりしきい値を算出する。オフセット 0、倍率を 1 とすれば、この値がしきい値となる。算出したしきい値は、図示していないが、学習データと対応付けて記録しておく。

【0041】

上記に示したように、注目ベクトルの近傍ベクトルを用いて基準ベクトルを作成することにより、状態が複雑に変化する設備に対しても適切な基準により精度の高い異常測度を算出することが可能である。学習データの交差検証により算出された異常測度に基づいてしきい値を算出するため、誤報を抑制することができる。

【0042】

次に、分布密度算出部 1 0 9 における処理の流れを図 6 を用いて説明する。

始めに、学習期間の特徴ベクトルを入力する (S 6 0 1)。最初の特徴に注目し (S 6 0 2)、学習期間のデータの最大値 (MAX) と最小値 (MIN) を求める (S 6 0 3)。次に、最小値から最大値を指定された数 N で分割する際の刻み幅 S を算出する (S 6 0

10

20

30

40

50

4)。 $S = (MAX - MIN) / N$ で計算できる。次に、最小値と最大値から外側に範囲を広げて分布密度算出の処理範囲を算出する (S 6 0 5)。広げる範囲は例えば MIN を $MIN - S \times M$ 、 MAX を $MAX + S \times M$ に変更する。ここで M は予め決められた 1 以上の整数とする。

【 0 0 4 3 】

次に学習期間の全データについて、特徴値 (F) からピン番号 (BNO) を次式で算出する (S 6 0 6)。

$$BNO = INT((F - MIN) \cdot N / (MAX - MIN))$$

ただし $INT(X)$ は X の整数部を表す。

【 0 0 4 4 】

以上の処理について未処理の特徴が残っている場合は (S 6 0 7)、次の特徴に注目し (S 6 0 8)、ステップ S 6 0 3 から S 6 0 6 の処理を行う。ステップ S 6 0 7 において全特徴について処理していれば、ステップ S 6 0 9 に進む。

【 0 0 4 5 】

ステップ S 6 0 9 においては、特徴 2 個の最初の組合せに注目する。2 個の特徴は同じものであってもよい。次に分布密度算出用の 2 次元配列を確保し、すべての要素に 0 をセットする (S 6 1 0)。配列のサイズは $N + 2M$ である。学習期間の全データについて、2 個の特徴のピン番号に対応する配列の要素に 1 を加算する (S 6 1 1)。この処理により、特徴 2 個による 2 次元の頻度分布 (ヒストグラム) が算出される。この頻度分布を画像に変換して保存する (S 6 1 2)。変換方法については後述する。上記処理が特徴 2 個の全ての組合せについて実施済みであれば (S 6 1 3)、処理を終了し (S 6 1 5)、そうでなければ次の組合せに注目し (S 6 1 4)、ステップ S 6 1 0 から S 6 1 2 までの処理を行う。図示はしていないが、2 次元配列のサイズおよびステップ S 6 0 5 で算出した各特徴の最小値と最大値を記録しておく。

【 0 0 4 6 】

ステップ S 6 1 2 における、画像変換方法の例を説明する。始めに配列要素の最大値すなわち最大頻度を求める。画像サイズは配列サイズと同じとし、各要素の値から対応する座標の画素値を例えば、 $[255 \times \text{配列の要素値} / \text{最大頻度}]$ とする。255 は画素値を 8 ビットで表す場合の最大値であり、この値を用いれば、そのままビットマップ形式で保存できる。あるいは、画素値を $[255 \times \text{LOG}(\text{配列の要素値} + 1) / \text{LOG}(\text{最大頻度} + 1)]$ とする。ただし $\text{LOG}(X)$ は X の対数を表す。このような変換式を用いれば、最大頻度が大きい場合も非ゼロの頻度に非ゼロの画素値を対応させることが可能になる。

【 0 0 4 7 】

上記処理により得られた画像は、2 次元の特徴空間上で密度が高いところが高い画素値で表されているため、分布密度画像と呼ぶこととする。画像の作り方は、上記方法に限定されない。例えば単純な頻度分布ではなく、1 個のデータにガウス分布や他の重みつきフィルタを割り当て、それを重畳するようにしてもよい。あるいは、上記方法で得られた画像に所定サイズの最大値フィルタをかけたり、平均フィルタ、その他の重みつきフィルタをかけたりしてもよい。また必ずしも画像形式で保存する必要はなく 2 次元配列をテキスト形式で保存してもよい。

【 0 0 4 8 】

異常診断時の処理の流れを図 7 ないし図 9 を用いて説明する。異常診断時はセンサ信号蓄積部 1 0 3 に蓄積されたデータのうち指定された期間のデータあるいは新たに観測されたデータの異常測度を算出し、正常か異常かの判定を行い、異常と判定された時刻について関連するセンサを特定する。

【 0 0 4 9 】

図 7 は特徴ベクトル抽出部 1 0 4、基準ベクトル算出部 1 0 5、異常測度算出部 1 0 6、異常検出部 1 0 8 における異常診断時の処理の流れを説明する図である。始めに、特徴ベクトル抽出部 1 0 4 において、センサ信号蓄積部 1 0 3 または設備 1 0 1 からセンサ信号を入力し (S 7 0 1)、センサ信号毎に正規化した後 (S 7 0 2)、特徴ベクトルの抽

10

20

30

40

50

出を行う（S703）。センサ信号の正準化には、図5のステップS502に示す処理において、学習データの正準化に用いたものと同じパラメータを用いる。特徴ベクトルの抽出は、ステップS503の処理と同じ方法で行う。したがって、ステップS503において特徴選択を実行した場合は同じ特徴を選択する。ここで抽出された特徴ベクトルを、学習データと区別するために観測ベクトルと呼ぶこととする。

【0050】

次に、基準ベクトル作成部105において、学習データの特徴ベクトルの中から、観測ベクトルに近い順に予め指定された数の特徴ベクトルを選択し（S704）、それらの特徴ベクトルを用いて基準ベクトルを作成する（S705）。異常測度算出部106において、観測ベクトルの基準ベクトルまでの距離に基づいて異常測度を算出する（S706）。異常検出部108において、学習時に算出したしきい値と異常測度を比較して、異常測度がしきい値より大きければ異常、そうでなければ正常と判定する（S707）。

10

【0051】

図8は、関連センサ特定部110における処理の流れの一実施例を説明する図である。この処理は、ステップS707において、異常と判定されたデータについて実施する。始めに、観測ベクトルと基準ベクトルから、各特徴の観測値と基準値の差を算出し（S801）、これが最大となる特徴を探す（S802）。これを特徴Aとしておく。次に観測ベクトルから、図6で示した分布密度算出処理で使用した2次元配列のサイズおよびステップS605で算出した各特徴の最小値と最大値を用いて、各特徴のピン番号を算出する（S803）。一方の特徴が特徴Aである分布密度画像を読み込み、各特徴と特徴Aのピン番号に対応する座標の画素値を読み（S804）、これが最小となる特徴を探す（S805）。これを特徴Bとし、特徴Aと特徴Bの分布密度画像に観測ベクトルの対応点をプロットする（S806）。例えば、カラー画像に変換して、特徴Aと特徴Bのピン番号に対応する座標に使用していない色をつける。S804における画素値が0であれば、あるいは予め決められた値より小さければ、特徴Aと特徴Bを関連センサとする（S807）。

20

【0052】

図9は、関連センサ特定部110における処理の流れの別の一実施例を説明する図である。図8の処理と同様、ステップS707において、異常と判定されたデータについて実施する。始めに、観測ベクトルから、図6で示した分布密度算出処理で使用した2次元配列のサイズおよびステップS605で算出した各特徴の最小値と最大値を用いて、各特徴のピン番号を算出する（S901）。

30

【0053】

次に全ての分布密度画像を読み込み、それぞれの分布密度画像について2個のピン番号に対応する座標の画素値を読み（S902）、特徴毎にその値の合計 s_i を算出する（S903）。つまり、特徴 i と特徴 j の分布密度画像から読み取った値を $I(i, j)$ とすると、 s_i は次式で計算される。

【0054】

【数4】

$$s_i = \sum_j I(i, j) \quad \dots\dots\dots \text{(数4)}$$

40

【0055】

この s_i が最小となる特徴を探し（S904）、これを特徴Cとしておく。次に一方の特徴が特徴Cである分布密度画像について、各特徴と特徴Cのピン番号に対応する座標の画素値を読み（S905）、これが最小となる特徴を探す（S906）。これを特徴Dとし、ステップS806と同様の方法で特徴Cと特徴Dの分布密度画像に観測ベクトルの対応点をプロットする（S907）。S905における画素値が0であれば、あるいは予め決められた値より小さければ、特徴Cと特徴Dを関連センサとする（S908）。

50

【0056】

また別の実施例では、ステップS901で各特徴のピン番号を算出し、ステップS902で全ての分布密度画像について観測ベクトルに対応する座標の画素値を読んだ後、これが最小となる特徴の組合せを探し、これらを特徴Eおよび特徴Fとする。ステップS806と同様の方法で特徴Eと特徴Fの分布密度画像に観測ベクトルの対応点をプロットし、特徴Eと特徴Fの分布密度画像から読んだ画素値が0であれば、あるいは予め決められた値より小さければ、特徴Eと特徴Fを関連センサとする。

【0057】

以上、説明した関連センサ特定の方法はいずれかひとつを実施してもよいし、関連センサが特定できるまでシーケンシャルに実施してもよいし、全て実施して観測ベクトルをプロットした分布密度画像を表示して、ユーザに決めさせてもよい。

10

【0058】

さらに、上記方法で関連センサが特定できない場合に詳細に解析する方法について、図10を用いて説明する。始めに、学習期間の特徴ベクトルを入力する(S1001)。次に学習期間の全データについて、図6で示した分布密度算出処理で使用した2次元配列のサイズおよびステップS605で算出した各特徴の最小値と最大値を用いて、各特徴のピン番号を算出する(S1002)。同様に、観測ベクトルについて各特徴のピン番号を算出する(S1003)。

【0059】

次に、学習期間の特徴ベクトルから前述の特徴Aのピン番号が観測ベクトルと同じデータのみ抽出し(S1004)、これらを用いてステップS610からS612に従い、特徴Aを除く組合せの部分的分布密度画像を作成する(S1005)。全ての部分的分布密度画像について2個のピン番号に対応する座標の画素値を読み(S1006)、特徴毎にその値の合計を算出する(S1007)。これが最小となる特徴を探し(S1008)、これを特徴Gとしておく。

20

【0060】

一方の特徴が特徴Gである部分的分布密度画像について、各特徴と特徴Gのピン番号に対応する座標の画素値を読み(S1009)、これが最小となる特徴を探し特徴Hとする(S1010)。特徴Gと特徴Hの部分的分布密度画像に観測ベクトルの対応点をプロットする(S1011)。S1009における画素値が0であれば、あるいは予め決められた値より小さければ、特徴Aと特徴Gと特徴Hを関連センサとする(S1012)。なお、これらの処理では特徴Aのかわりに前述の特徴Cを用いてもよい。

30

【0061】

上記方法は、異常検出した時刻毎に関連センサを特定する方法であるが、連続して異常検出された場合に適用すると冗長な処理になってしまう。そこで、異常が連続して検出されている間はバッファに情報をためておき、まとめて処理を行うことが考えられる。この場合、異常の継続時間や累積異常度でセンサ特定を行う対象を絞り込んでもよい。

【0062】

連続して検出された一連の異常区間について関連するセンサを特定する方法を、図11を用いて説明する。まず、異常検出部108においてステップS707で異常判定された結果をもとに、連続して異常検出された区間を特定する(S1101)。その間、観測ベクトルと基準ベクトルはバッファに蓄積しておく。なお「連続」というのは必ずしも厳密な意味ではなく、予め決められた長さの中断を含んでもよい。次に、上記区間に含まれる全ての観測ベクトルについて、特徴毎に観測値と基準値の差の絶対値の和を算出し(S1102)、これが最大となる特徴を探す(S1103)。これを特徴Aとしておく。

40

【0063】

次に、上記区間に含まれる全ての観測ベクトルについて、図6で示した分布密度算出処理で使用した2次元配列のサイズおよびステップS605で算出した各特徴の最小値と最大値を用いて、各特徴のピン番号を算出する(S1104)。一方の特徴が特徴Aである分布密度画像を読み込み、上記区間に含まれる全ての観測ベクトルについて、各特徴と特

50

徴 A のピン番号に対応する座標の画素値を読む (S 1 1 0 5) 。上記区間に含まれる全ての観測ベクトルについて特徴毎に非 0 の画素をカウントする (S 1 1 0 6) 。特徴 i についてカウントした値を $\text{cnt}(i)$ とする。また、上記区間に含まれる全ての観測ベクトルについて特徴毎に画素値の合計を算出する (S 1 1 0 7) 。特徴 i について算出した値を $\text{sum}(i)$ とする。 $\text{cnt}(i)$ が最小となる特徴を探し、複数ある場合はそのうち $\text{sum}(i)$ が最小となる特徴を探す (S 1 1 0 8) 。これを特徴 B とし、特徴 A と特徴 B の分布密度画像に異常区間に含まれる観測ベクトルの対応点をプロットする (S 1 1 0 9) 。 S 1 1 0 6 における非 0 の画素数が区間に含まれる観測ベクトル数より小さければ、つまり 0 の画素数が 1 以上あれば、特徴 A と特徴 B を関連センサとする (S 1 1 1 0) 。

【 0 0 6 4 】

あるいは、 $\text{cnt}(i)$ が最小となる特徴が複数ある場合は、学習データの相関の高い特徴を探して特徴 B としてもよい。相関の高さは例えば特徴 A ともう一方の特徴の相関値に基づいて決める。または、分布密度画像の非 0 の画素の数が少ないものを相関が高いと考える。

【 0 0 6 5 】

なお、上記に説明した図 1 1 の処理フローは、図 8 に示す処理を複数の観測ベクトルに拡張した処理であるが、図 9 または図 1 0 に示す処理を複数の観測ベクトルに拡張して用いてもよいし、それらを組み合わせ用いてもよい。

【 0 0 6 6 】

ステップ S 1 1 0 9 にて作成される分布密度画像の例を図 1 2 A ~ C に示す。横軸と縦軸はそれぞれの特徴の相対的な値を表し、色の濃い部分が学習データの密度が高い部分である。星印は異常区間に含まれる観測データを表す。実際には色をつけて表示すればよい。

【 0 0 6 7 】

図 1 2 A は、特徴 a、b の分布密度を表す。学習データの分布からは、特徴 a、b とともに低い状態と特徴 a、b とともに高い状態の定常状態があり状態遷移時は特徴 a に遅れて特徴 b が上昇していることがわかる。時間ずれの関係は安定している。特徴 a 上昇のタイミングに対して特徴 b の上昇が早く起こっていることが異常として検出されている。あるいは下降タイミングのずれを検出しているかもしれないが、どちらであるかはセンサ信号の時系列グラフから確認できる。

【 0 0 6 8 】

図 1 2 B は、特徴 c、d の分布密度を表す。特徴 c、d とともに低い状態、特徴 c が高く特徴 d が低い状態、特徴 c、d とともに高い状態とそれらの中間の状態はあるが特徴 d が高く特徴 c が低い状態にはならない。そのような状態が異常として検出されている。

【 0 0 6 9 】

図 1 2 C は、横軸も縦軸も特徴 e の値を表したものである。実質的には 2 次元ではないが、同じ形式の画像として表すことにより、表示やセンサ特定の処理を簡便にすることができる。学習データは直線上に分布する。特徴 e の値が学習データのどの値よりも高いことが異常として検出されている。

【 0 0 7 0 】

上記の通り、予め学習データを用いて全ての組合せの 2 次元特徴分布密度を算出しておき、異常が検出されたときの観測ベクトルの対応点の分布密度に基づいて異常に関連するセンサを特定するため、図 3 A 及び図 3 B に示すような状況である場合でも正しいセンサを特定することが可能である。また、2 次元特徴分布密度を画像で表し、これをユーザに提示することにより、それらのセンサが異常に関連することが理解されやすくなる。また、学習データの分布の傾向を知ることができる。例えば、図 1 2 D に示すように、学習データの密度の低い部分が広い範囲に存在する場合に、星印 1 2 0 1 で示す異常を検出したとしてもそれが本当に異常かどうかは疑わなくてはならない。その場合、学習期間を増やして密度が高くなるようにするか、この組合せでは一緒に処理しないことにする、具体的には特徴 g を処理対象からはずすようにするとよい。

10

20

30

40

50

【 0 0 7 1 】

以上の方法を実現するシステムの GUI の実施例を説明する。

学習期間および処理パラメータ設定のための GUI の例を、図 1 3 に示す。以下の説明ではこの設定のことを単にレシピ設定と呼ぶことにする。また、過去のセンサ信号 1 0 2 は設備 ID および時刻と対応付けられてデータベースに保存されているものとする。レシピ設定画面 1 3 0 1 では、対象装置、学習期間、使用センサ、基準算出パラメータ、しきい値設定パラメータを入力する。設備 ID 入力ウィンドウ 1 3 0 2 には、対象とする設備の ID を入力する。設備リスト表示ボタン 1 3 0 3 押下により図示はしていないがデータベースに保存されているデータの装置 ID のリストが表示されるので、リストから選択入力する。

10

【 0 0 7 2 】

学習期間入力ウィンドウ 1 3 0 4 には、学習データを抽出したい期間の開始日と終了日を入力する。センサ選択ウィンドウ 1 3 0 5 には、使用するセンサを入力する。リスト表示ボタン 1 3 0 6 のクリックによりセンサリスト 1 3 0 7 が表示されるので、リストから選択入力する。リストから複数選択することも可能である。基準算出パラメータ入力ウィンドウ 1 3 0 8 には、正常モデル作成において指定するパラメータを入力する。図は正常モデルとして局所部分空間を採用した場合の例であり、モデル作成に使う近傍ベクトル数と正則化パラメータを入力する。正則化パラメータは、数 2 において相関行列 C の逆行列が求められないことを防ぐため、対角成分に加算する小さい数である。

【 0 0 7 3 】

しきい値設定パラメータ入力ウィンドウ 1 3 0 9 には、図 5 に示す処理における交差検証のグループをどのように決めるかをラジオボタンで選択する。1 日を 1 グループとするか、指定された数のグループに分割するかを選び、後者の場合はグループ数を入力する。また、ステップ S 5 1 1 のしきい値設定処理において累積ヒストグラムに適用する比率を値入力する。レシピ名入力ウィンドウ 1 3 1 0 には、入力された情報に対応付けるユニークな名前を入力する。全ての情報を入力したらテスト期間入力ウィンドウ 1 3 1 1 にテスト対象期間を入力し、テストボタン 1 3 1 2 の押下により、レシピのテストを行う。

20

【 0 0 7 4 】

この操作により、同じレシピ名で実行したテストの通し番号が採番される。次に、特徴ベクトル抽出部 1 0 4 において、指定した学習期間のセンサ信号 1 0 2 から特徴ベクトルの抽出を行う。図 5 で説明したステップ S 5 0 2 の正準化においては、指定した学習期間の全データを用いて平均と標準偏差を求める。この平均と標準偏差の値もセンサ毎にレシピ名およびテスト番号に対応付けて保存しておく。

30

【 0 0 7 5 】

図 5 で説明したステップ S 5 0 7 に対応して、交差検証により基準ベクトル算出部 1 0 5 において各時刻の基準ベクトルを作成し、ステップ S 5 0 8 に対応して、異常測度算出部 1 0 6 において異常測度を算出する。更に、ステップ S 5 1 1 に対応して、しきい値算出部 1 0 7 において異常判定しきい値を算出し、レシピ名およびテスト番号と対応付けて保存する。分布密度算出部 1 0 9 において、図 6 に示した処理により 2 次元の特徴の分布密度画像を作成し、保存する。併せて、ステップ S 6 0 5 で算出した処理範囲を全ての特徴について保存しておく。その他、装置 ID 情報、使用センサ情報、学習期間、特徴ベクトル抽出に用いるパラメータ、基準作成パラメータをレシピ名およびテスト番号と対応付けて保存する。

40

【 0 0 7 6 】

次に、指定したテスト期間のセンサ信号 1 0 2 を入力として、図 7 に示した異常検知の処理を行う。検出された異常について、図 8 乃至図 1 1 の何れかに示した手順で関連センサ特定の処理を行う。検出された異常は区間毎に通し番号が付加される。区間毎に、通し番号、区間開始時刻、区間終了時刻、複数の関連センサ名と観測ベクトルの対応点がプロットされた分布密度画像名が記録される。

【 0 0 7 7 】

50

テストの結果をユーザに示すための GUI の例を図 1 4 A および図 1 4 B および図 1 4 C に示す。各画面の上部に表示されたタブを選択することにより、結果全体表示画面 1 4 0 1 と結果拡大表示画面 1 4 0 2 と異常診断結果表示画面 1 4 0 3 を切り換えることができる。

【 0 0 7 8 】

図 1 4 A には、結果全体表示画面 1 4 0 1 を示す。結果全体表示画面 1 4 0 1 には、指定された全期間の異常測度、しきい値、判定結果とセンサ信号の時系列グラフを表示する。期間表示ウィンドウ 1 4 0 4 には、指定された学習期間およびテスト期間が表示される。異常測度表示ウィンドウ 1 4 0 5 には、指定された学習期間およびテスト期間の異常測度としきい値と判定結果が表示される。センサ信号表示ウィンドウ 1 4 0 6 には、指定された期間の指定されたセンサの出力値が表示される。センサの指定は、センサ名選択ウィンドウ 1 4 0 7 への入力によって行う。ただし、ユーザが指定する前は、先頭のセンサが選択されている。カーソル 1 4 0 8 は、拡大表示の時の起点を表し、マウス操作により移動できる。

10

【 0 0 7 9 】

表示日数指定ウィンドウ 1 4 0 9 には、この画面では使用しないが、結果拡大表示画面 1 4 0 2 での、拡大表示の起点から終点までの日数が表示される。この画面で入力することもできる。日付表示ウィンドウ 1 4 1 0 には、カーソル位置の日付が、表示される。終了ボタン 1 4 1 1 押下により結果全体表示画面 1 4 0 1 、結果拡大表示画面 1 4 0 2 、異常診断結果表示画面 1 4 0 3 とともに消去し終了する。

20

【 0 0 8 0 】

図 1 4 B には、結果拡大表示画面 1 4 0 2 を示す。結果拡大表示画面 1 4 0 2 には、結果全体表示画面 1 4 0 1 において、カーソル 1 4 0 8 で示された日付を起点として、指定された日数の異常測度、しきい値、判定結果とセンサ信号の時系列グラフを表示する。期間表示ウィンドウ 1 4 0 4 には、結果全体表示画面 1 4 0 1 と同じ情報が表示される。異常測度表示ウィンドウ 1 4 0 5 およびセンサ信号表示ウィンドウ 1 4 0 6 には、結果全体表示画面 1 4 0 1 と同様の情報が、拡大表示される。表示日数指定ウィンドウ 1 4 0 9 で、拡大表示の起点から終点までの日数を指定する。

【 0 0 8 1 】

日付表示ウィンドウ 1 4 1 0 には、拡大表示の起点の日付が表示されている。スクロールバー 1 4 1 2 で表示の起点を変更することも可能であり、この変更はカーソル 1 4 0 8 の位置と日付表示ウィンドウ 1 4 1 0 の表示に反映される。スクロールバー表示領域 1 4 1 3 の全体の長さは結果全体表示画面 1 4 0 1 に表示されている全期間に相当する。また、スクロールバー 1 4 1 2 の長さは表示日数指定ウィンドウ 1 4 0 9 で指定された日数に相当し、スクロールバー 1 4 1 2 の左端部が拡大表示の起点に対応する。異常が検出された時刻には、異常測度グラフの対応する位置に異常区間番号 1 4 1 4 がバルーン表示される。終了ボタン 1 4 1 1 押下により終了する。

30

【 0 0 8 2 】

図 1 4 C には、異常診断結果表示画面 1 4 0 3 の例を示す。異常に関連するセンサの 2 次元の特徴分布密度と時系列グラフを併せて表示する。異常診断結果表示画面 1 4 0 3 に切り替ったときには、結果拡大表示画面 1 4 0 2 に表示されている異常のうち最も番号の若い異常を表示対象とする。日付表示ウィンドウ 1 4 1 5 には、表示対象の異常の日付が表示される。異常区間番号表示ウィンドウ 1 4 1 6 には、表示対象の異常の区間番号が表示される。ウィンドウ 1 4 1 6 では数値入力により、異常区間番号を指定することができる。時刻表示ウィンドウ 1 4 1 7 には、表示対象の異常の区間開始時刻と区間終了時刻が表示される。

40

【 0 0 8 3 】

分布密度表示ウィンドウ 1 4 1 8 には、例えば図 1 1 のステップ S 1 1 0 9 において保存された画像を表示する。この画像は、ステップ S 1 1 1 0 において特定された 2 個のセンサの 2 次元頻度分布を表したものであり、横軸は " SensorX " の規格化された値、縦軸

50

は "SensorY" の規格化された値を表す。1419は、学習期間の分布を表しており、濃く表示されているほど高頻度であることを意味する。1420は、表示対象の異常区間の観測ベクトルに対応するデータである。異常表示指示ウィンドウ1422で、チェックボックスのチェックをはずすことにより、表示しないようにすることもでき、その特徴値の学習期間のデータの分布密度を確認できる。処理範囲表示ウィンドウ1421には2個のセンサのステップS605において算出された処理範囲が表示される。これらの値は、それぞれ分布密度画像の左端に対応する "SensorX" の値、右端に対応する "SensorX" の値、下端に対応する "SensorY" の値、上端に対応する "SensorY" の値である。

【0084】

異常測度表示ウィンドウ1423には、表示対象の異常区間を含む期間の異常測度としきい値と判定結果が表示される。表示期間は信号の変化が観測可能なように十分に拡大される長さを予め決めておく。第一関連センサ信号表示ウィンドウ1424には、ステップS1110において特定された2個のセンサのうち一方の、異常測度表示ウィンドウ1423と同じ期間の出力値がグラフ表示される。第二関連センサ信号表示ウィンドウ1425には、もう一方のセンサ信号出力値がグラフ表示される。基準表示指示ウィンドウ1426のチェックボックスにチェックを入れることにより、図示していないが第一関連センサ信号表示ウィンドウ1424および第二関連センサ信号表示ウィンドウ1425に基準値を異なる色で重ねて表示することができる。

10

【0085】

ボタン1427及び1428は、表示する異常診断結果を切り替えるためのボタンで、ボタン1427「次」をクリックすると、現在表示されている異常のデータよりも異常診断結果表示画面1403において次に若い番号の異常のデータが表示される。また、ボタン1428「前」をクリックすると、現在表示されている異常のデータよりも異常診断結果表示画面1403において1つ若い番号の異常のデータが表示される。

20

【0086】

又、図示はしていないが、分布密度表示ウィンドウ1418には、ステップS1109において保存された表数の画像を並べて表示するようにしてもよい。

【0087】

本図では2個のセンサの時系列グラフを別々に表示したが、1個のウィンドウに異なる色で重ねて表示してもよい。終了ボタン1411押下により終了する。

30

【0088】

図14A～Cに示すいずれかの画面で、終了ボタン1411押下により異常検出結果および診断結果の確認が終了したら、図13に示すレシピ設定画面1301の表示に戻る。テスト番号表示ウィンドウ1313には、上記のテストで採番された番号が表示されている。確認した内容に問題があれば、学習期間や選択センサ、パラメータなどを変更し、テストボタン1312の押下により、再度テストを行う。あるいは、一度行ったテストの結果を再度確認することもできる。テスト番号表示ウィンドウ1313からテスト番号を選択入力し、表示ボタン1314を押下する。この操作により、レシピ名とテスト番号に対応付けて保存された情報をロードし結果全体表示画面1401を表示する。タブの切り替えにより結果拡大表示画面1402または異常診断結果表示画面1403を表示させることもできる。確認が済んだら終了ボタン1411押下により、レシピ設定画面1301の表示に戻る。

40

【0089】

登録ボタン1315の押下により、上記レシピ名とテスト番号表示ウィンドウ1313に表示中のテスト番号に対応付けて保存されている情報をレシピ名と対応付けて登録し、終了する。キャンセルボタン1316が押下された場合は、何も保存しないで終了する。

【0090】

また、テスト結果一覧ボタン1317が押下された場合は、図15に示す、テスト結果一覧表示画面1501を表示する。テスト結果リスト1502には、全てのテストの学習期間、テスト期間、選択センサ番号、基準作成パラメータ、しきい値設定パラメータなど

50

のレシピ情報と、しきい値、異常区間数などのテスト結果情報を表示する。リストの左端に選択チェックボタンがあり、いずれか一つのみ選択することができる。詳細表示ボタン1503押下により、レシピ名とテスト番号に対応付けて保存された情報をロードし、結果全体表示画面1401を表示する。タブの切り替えにより結果拡大表示画面1402または異常診断結果表示画面1403を表示させることもできる。確認が済んだら終了ボタン1411押下により、テスト結果一覧表示画面1501の表示に戻る。登録ボタン1504の押下により、選択中のテスト番号に対応付けて保存されている情報をレシピ名と対応付けて登録し、テスト結果一覧表示画面1501の表示およびレシピ設定画面1301の表示を終了する。戻るボタン1505が押下された場合は、レシピの登録は行わずにレシピ設定画面1301の表示に戻る。

10

【0091】

登録されたレシピは、活性か不活性かのラベルをつけて管理され、新しく観測されたデータに対しては、装置IDが一致する活性なレシピの情報を用いて図7ないし図11を用いて説明した何れかの特徴ベクトル抽出から異常検出、関連センサ特定までの処理を行い、結果をレシピ名と対応付けて保存しておく。

【0092】

以上の異常検診断処理の結果をユーザに示すためのGUIの例を、図16に示す。

図16は、表示対象を指定するGUIの例である。表示対象指定画面1601から表示対象の設備、レシピおよび期間を指定する。初めに、装置ID選択ウィンドウ1602により装置IDを選択する。次に、レシピ名選択ウィンドウ1603により、装置IDを対象としたレシピのリストから表示対象のレシピを選択する。データ記録期間表示部1604には、入力されたレシピを用いて処理され、記録が残されている期間の開始日と終了日が表示される。結果表示期間指定ウィンドウ1605には、結果を表示したい期間の開始日と終了日を入力する。表示センサ指定ウィンドウ1606には、表示したいセンサの名を入力する。表示ボタン1607押下により図14Aに示す結果全体表示画面1401を表示する。終了ボタン1608押下により終了する。

20

【0093】

結果表示にかかわるGUIの画面および操作は、図14A～Cに示すテスト結果表示にかかわるGUIとほぼ同じであるため、異なる部分のみ説明する。結果全体表示画面1401、結果拡大表示画面1402における期間表示ウィンドウ1404に対応する表示ウィンドウとしては、図17に示すように結果表示期間指定ウィンドウ1605で指定された表示期間が表示される。結果全体表示画面1401に対応する画面において、異常測度表示ウィンドウ1405に対応するウィンドウには、指定された表示期間の異常測度としきい値と判定結果が表示される。センサ信号表示ウィンドウ1406に対応するウィンドウには、指定された期間の、表示センサ指定ウィンドウ1606により指定されたセンサの出力値が表示される。表示対象センサは、センサ名選択ウィンドウ1408に対応するウィンドウへの入力によって変更することも可能である。

30

【0094】

上記実施例は学習データ設定をオフライン、異常診断処理をリアルタイム、結果表示をオフラインでそれぞれ処理するものであるが、結果表示もリアルタイムに行うことが可能である。その場合、表示期間の長さ、表示対象とするレシピ、表示対象とする情報を予め決めておき、一定時間毎に最新の情報を表示するよう構成すればよい。

40

【0095】

逆に、任意の期間を設定し、レシピを選択して、オフラインで異常診断処理を行う機能を付加したのも本発明の範囲に含まれる。

【0096】

本実施例によれば、状態が複雑に偏りやすい設備に対しても精度の高い異常測度を算出することができる。又、誤報の発生を抑制することができる。

【0097】

更に、本実施例によれば、正常なセンサの信号から得られるデータが異常なセンサの信

50

号のデータの影響を受けるような場合であっても、検出した異常に関連するセンサを正しく診断することが可能になった。

【0098】

また、検査の結果得られる2次元特徴分布密度を画像で表示するので、異常に関連するセンサの見分けが容易になる。さらに、学習データの分布の傾向を画面上で確認することができるようになった。

【実施例2】

【0099】

以上、設備から出力されるセンサ信号に基づき異常診断する方法の実施例を説明したが、別の実施例として、さらに、設備から出力されるイベント信号も利用して異常診断する方法を説明する。

10

【0100】

図18に、本発明の異常診断方法を実現するシステムの第二の実施例を示す。本実施例における構成は、実施例1で説明した図1に示した構成に、モード分割部1802を加えたものとなっている。実施例1と同じ構成については同じ番号を付してある。モード分割部1802は、設備からイベント信号1801を入力し、これに基づき設備の稼動状態を表すモードに分割する。モード分割の結果は、しきい値算出部107'に入力され、図5で説明した処理フローが分割されたモードごとに実行されてステップS511のしきい値設定がモード別に実施される。

【0101】

20

また、図7で説明した処理フローも分割されたモードごとに実行されて、異常検出部108'におけるステップS707の異常判定を、対応するモードのしきい値を用いて行う。また、分布密度算出部109'でもモード分割の結果を入力し、分布密度画像作成をモード毎に行い、関連センサ特定部110'におけるセンサ特定の処理をモード毎に行う。

【0102】

上記以外は、全て前述の実施例1で説明した方法と同様であるため、実施例1と異なるイベント信号に基づくモード分割方法の実施例を図19A~Cを用いて説明する。イベント信号の例を図19Aに示す。図19Aに示したリスト1920は、不定期に出力される設備の操作・故障・警告を表す信号であり、時刻と操作・故障・警告を表す文字列またはコードからなる。

30

【0103】

図19Bに示すように、このイベント信号をモード分割部1802に入力し(S1901)、所定の文字列またはコードの検索により起動シーケンスと停止シーケンスの切り出しを行う(S1902)。その結果をもとに、停止シーケンスの終了時刻から起動シーケンスの開始時刻までの「定常OFF」モード1911、起動シーケンス中の「起動」モード1912、起動シーケンスの終了時刻から停止シーケンスの開始時刻までの「定常ON」モード1913、停止シーケンス中の「停止」モード1914の4つの稼動状態に分割する(S1903)。図19Cに例を示す。

【0104】

シーケンス切り出しのためには、予めシーケンスの開始イベントおよび終了イベントを指定しておき、イベント信号の先頭から最後まで以下の要領でスキャンしながら切り出ししていく。

40

(1)シーケンスの途中でない場合は、開始イベントを探索する。見つかったらシーケンスの開始とする。

(2)シーケンスの途中の場合は、終了イベントを探索する。見つかったらシーケンスの終了とする。ここで終了イベントとは、指定の終了イベントのほか、故障、警告、指定の開始イベントとする。

【0105】

以上のように、イベント信号を利用することにより、多様な稼動状態を正確に分けることができ、モード別にしきい値を設定することにより、「起動」モード1912および「

50

停止」モード1914の過渡期において学習データ不足により感度を落とす必要がある場合でも、「定常OFF」モード1911および「定常ON」モード1913では高感度な異常検知が可能になる。

【0106】

即ち、本実施例によれば、設備の多様な稼働状態に応じてしきい値を設定することができ、高感度な異常検出を可能にし、更に検出した異常に関連するセンサを正しく診断することが可能になった。また、学習データの分布密度をモード毎に算出することにより、異なる状態のデータが含まれなくなるため、診断が容易になり、分布密度画像の理解も容易になる。

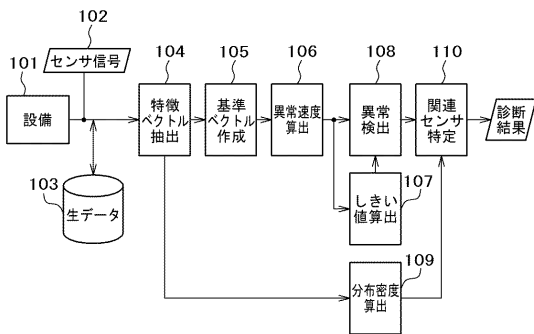
【符号の説明】

【0107】

- 101・・・設備
- 102・・・センサ信号
- 103・・・センサ信号蓄積部
- 104・・・特徴ベクトル抽出部
- 105・・・基準ベクトル作成部
- 106・・・異常速度算出部
- 107・・・しきい値算出部
- 108・・・異常検出部
- 109・・・分布密度算出部
- 110・・・関連センサ特定部
- 1301・・・レシビ設定画面
- 1401・・・結果全体表示画面
- 1402・・・結果拡大表示画面
- 1403・・・異常診断結果表示画面
- 1501・・・テスト結果一覧表示画面
- 1601・・・表示対象指定画面
- 1801・・・イベント信号
- 1802・・・モード分割部。

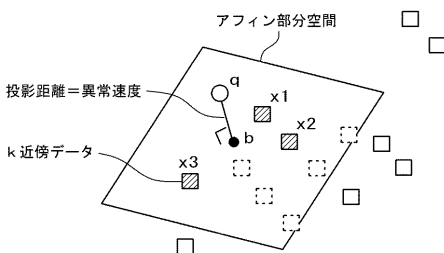
【図1】

図1



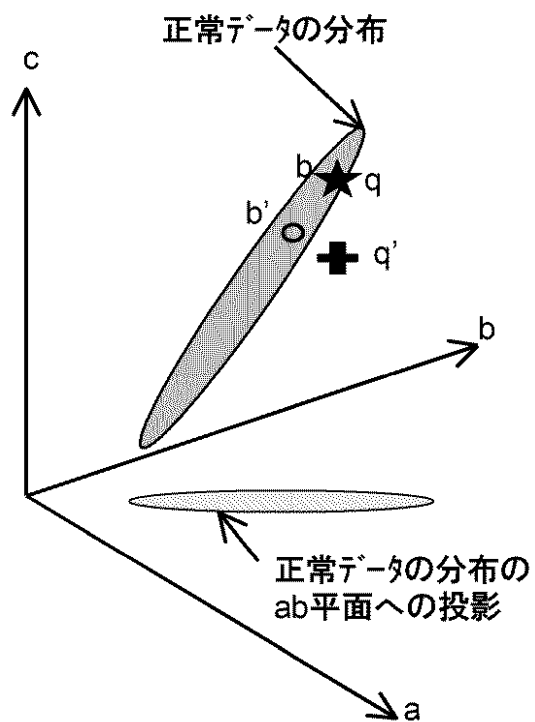
【図2】

図2



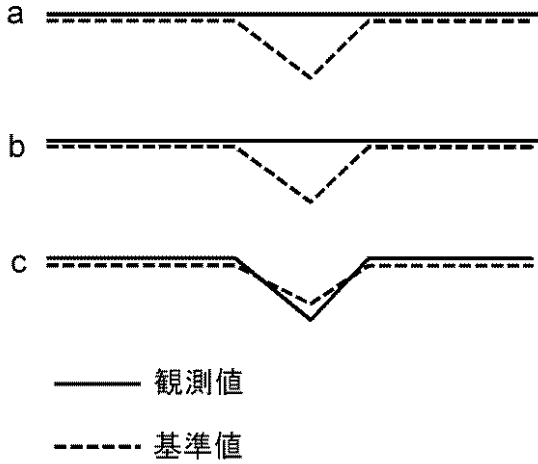
【図3A】

図3A



【 図 3 B 】

図 3 B



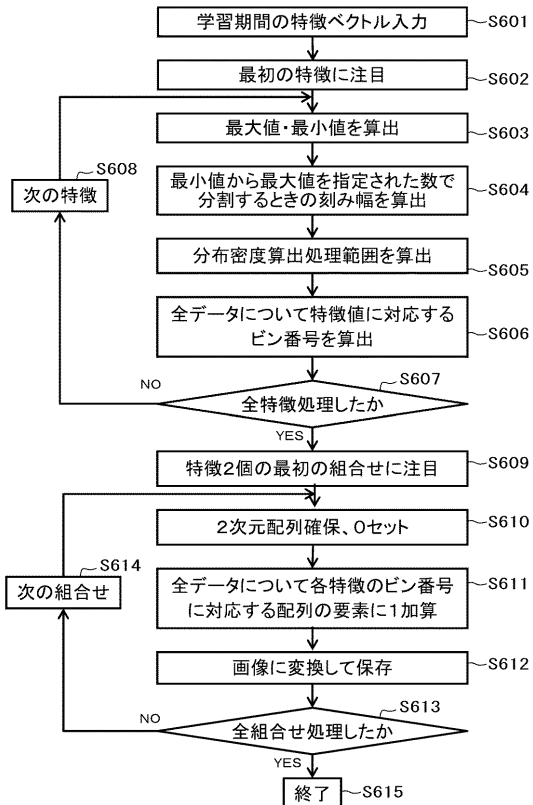
【 図 4 】

図 4

日時	401					}
	センサ1	センサ2	センサ3	センサ4	センサ5	
2007.01.01 0:00:00	27935	478	179.9	14.6	1.18	...
2007.01.01 0:00:30	27935	478	179.8	14.6	1.17	...
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	...

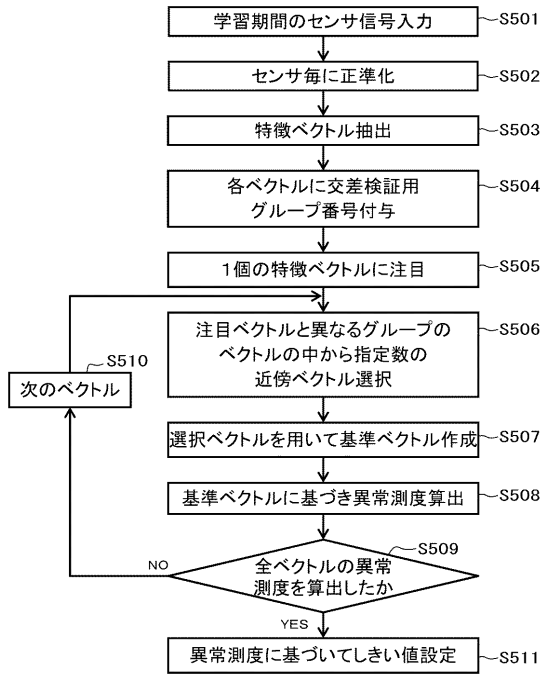
【 図 6 】

図 6



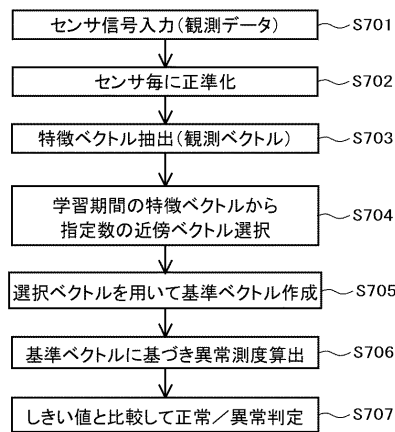
【 図 5 】

図 5



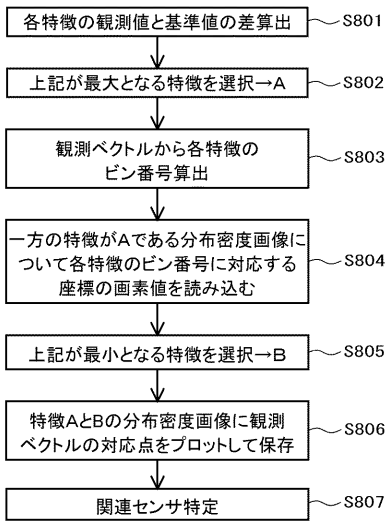
【 図 7 】

図 7



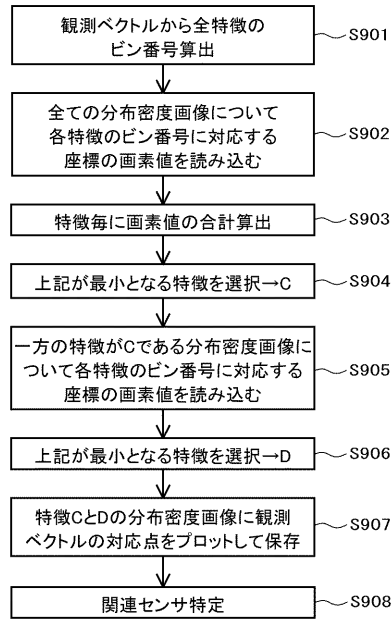
【 図 8 】

図 8



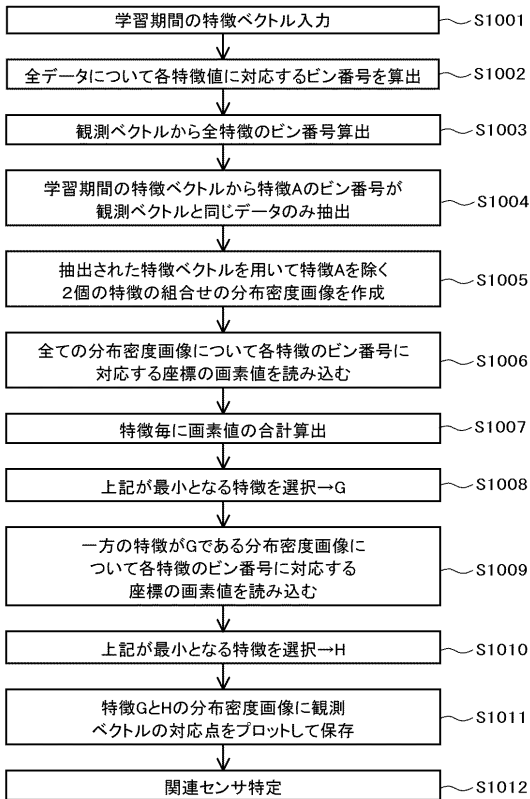
【 図 9 】

図 9



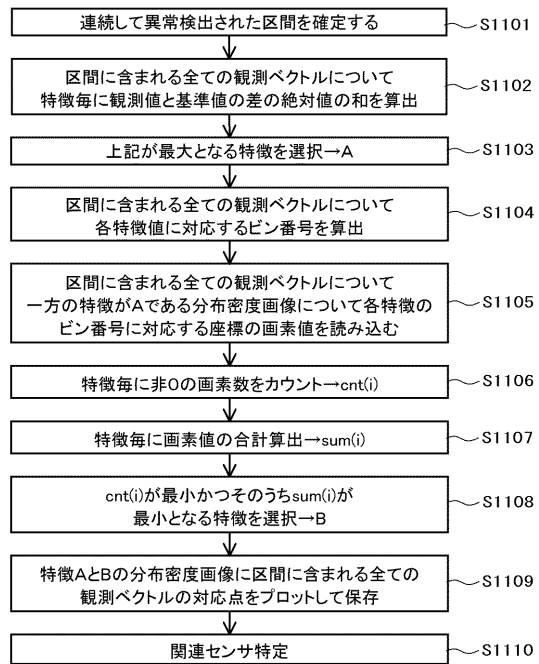
【 図 1 0 】

図 1 0



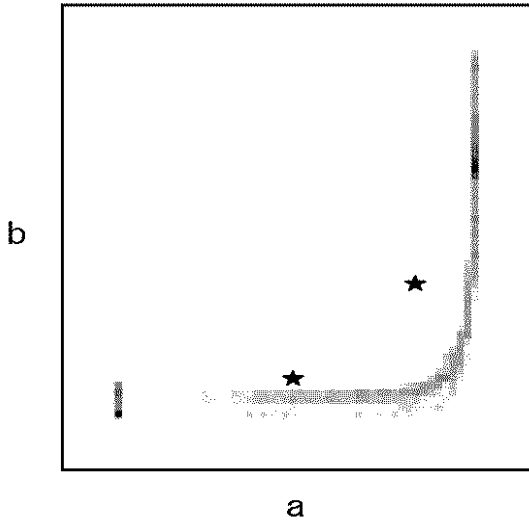
【 図 1 1 】

図 1 1



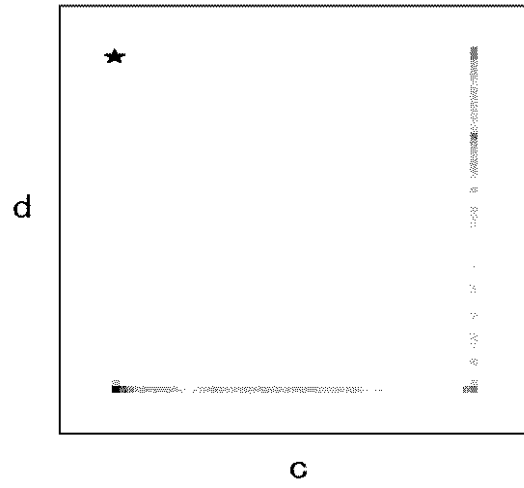
【図 1 2 A】

図 1 2 A



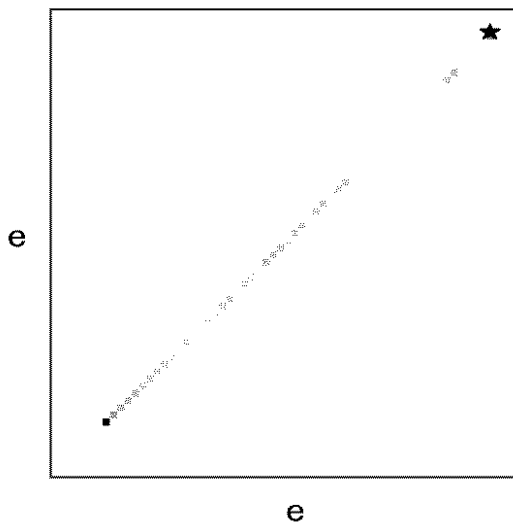
【図 1 2 B】

図 1 2 B



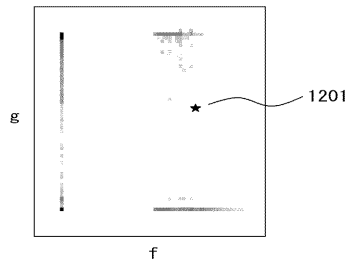
【図 1 2 C】

図 1 2 C



【図 1 2 D】

図 1 2 D



【 図 1 3 】

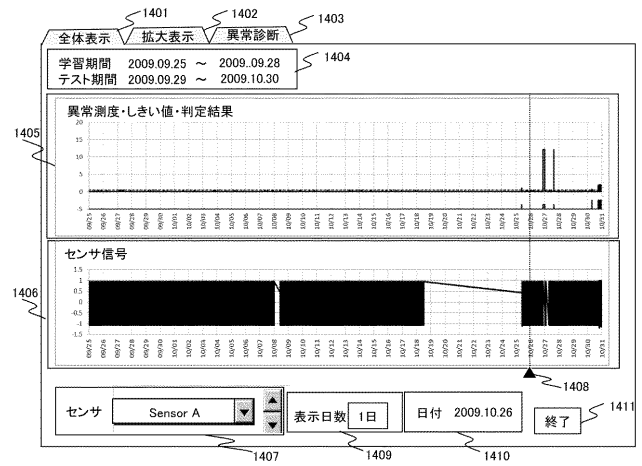
図 1 3

Figure 13 is a screenshot of a web-based parameter setting interface. At the top, it displays '学習データ/パラメータ設定情報' (Learning Data/Parameter Setting Information). The interface includes several sections:

- 1302 設備ID**: A dropdown menu showing 'C555-1' (1303).
- 1304 学習期間**: A date range from '2009.05.01' to '2009.05.31'.
- 1305 センサ選択**: A dropdown menu showing '1, 2, 3, 5, 6' (1306). Below it is a list of sensors: '1. Sensor A', '2. Sensor B', '3. Sensor C', '4. Sensor D', '5. Sensor E', and '6. Sensor F' (1307).
- 1308 基準作成パラメータ**: Includes '近傍数' (Neighborhood Count) set to '10' and '正則化パラメータ' (Regularization Parameter) set to '1e-4'.
- 1309 しきい値設定パラメータ**: Includes '交差検証' (Cross-validation) with radio buttons for '1グループ/1日' (selected) and '10等分割', and '比率パラメータ' (Ratio Parameter) set to '1.0'.
- 1312 レシピ名**: A text input field containing 'AAA'.
- 1311 テスト期間**: A date range from '2009.06.01' to '2009.06.30'. Below it are 'テスト' (Test) and 'テスト結果一覧' (Test Results List) buttons.
- 1313 テスト番号**: A dropdown menu showing '3'. Below it are '表示' (Display), '登録' (Register), and 'キャンセル' (Cancel) buttons (1314, 1315, 1316, 1317).

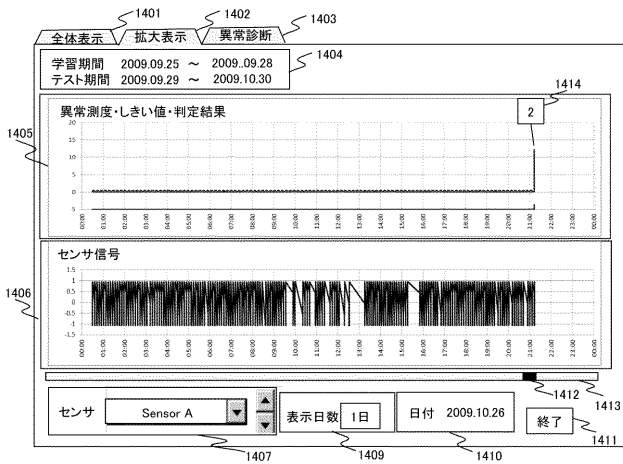
【 図 1 4 A 】

図 1 4 A



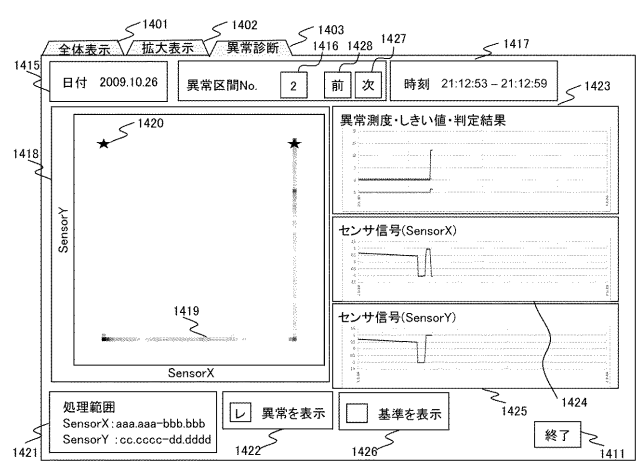
【 図 1 4 B 】

図 1 4 B



【 図 1 4 C 】

図 1 4 C



【図15】

図15

選択	番号	学習期間		テスト期間		選択センサ番号	パラメータ	しきい値	異常区間数
		開始	終了	開始	終了				
<input type="checkbox"/>	1	09/5/1	09/5/31	09/6/1	09/6/30	1, 2, 3, 4, 5, 6	近傍数=10 正則化=10e-4 交差検証=10:1 しきい値比率=1.0	6.9	68
<input type="checkbox"/>	2	09/5/1	09/5/31	09/6/1	09/6/30	1, 2, 3, 5, 6	近傍数=10 正則化=10e-4 交差検証=10:1 しきい値比率=1.0	0.9	79
<input checked="" type="checkbox"/>	3	09/5/1	09/5/31	09/6/1	09/6/30	2, 3, 5, 6	近傍数=10 正則化=10e-4 交差検証=10:1 しきい値比率=1.0	0.5	55
<input type="checkbox"/>	4	09/5/1	09/5/15	09/5/16	09/6/30	2, 3, 5, 6	近傍数=10 正則化=10e-4 交差検証=10:1 しきい値比率=1.0	1.0	52

1503 1504 1505
[詳細表示] [登録] [戻る]

【図16】

図16

表示対象指定

設備ID 1602

レンピ名 1603

データ記録期間 2009.01.01 ~ 2009.06.30 1604

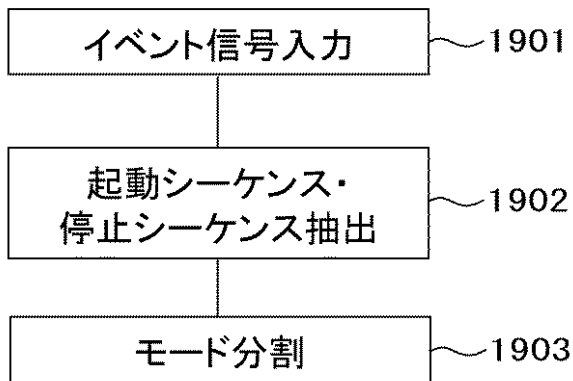
結果表示期間 2009.06.01 ~ 2009.06.30 1605

センサ 1606

1607 [表示] 1608 [終了]

【図19B】

図19B



【図19C】

図19C

1911	1912	1913	1914
定常 OFF	起動	定常 ON	停止
定常 OFF	起動	定常 ON	停止

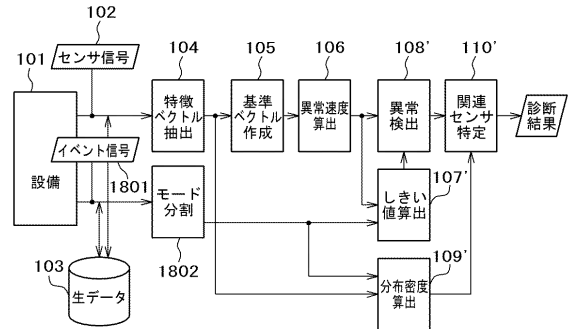
【図17】

図17

表示期間 2009.06.01 ~ 2009.06.30 1605

【図18】

図18



【図19A】

図19A

日時	コード	メッセージ
2010/2/14 17:13:38	1231	Request module on
2010/2/14 17:17:25	1249	Starter on
2010/2/14 17:17:29	3225	Ignition on
2010/2/14 17:17:48	1250	Starter off
2010/2/14 17:17:52	2124	Idle
2010/2/14 17:17:53	2136	Speed setpoint input - internal (DIA.NE)
2010/2/14 17:18:00	1233	Operation on
2010/2/14 17:20:53	1256	Acknowledgement
2010/2/14 17:21:59	1234	Operation off