

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7281394号
(P7281394)

(45)発行日 令和5年5月25日(2023.5.25)

(24)登録日 令和5年5月17日(2023.5.17)

(51)国際特許分類 F I
G 0 5 B 23/02 (2006.01) G 0 5 B 23/02 3 0 2 Z

請求項の数 4 (全12頁)

(21)出願番号	特願2019-232052(P2019-232052)	(73)特許権者	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
(22)出願日	令和1年12月23日(2019.12.23)	(74)代理人	110001807 弁理士法人磯野国際特許商標事務所
(65)公開番号	特開2021-99744(P2021-99744A)	(72)発明者	馮 益祥 東京都千代田区丸の内一丁目6番6号 株式会社日立製作所内
(43)公開日	令和3年7月1日(2021.7.1)	(72)発明者	奥野 東 東京都千代田区丸の内一丁目6番6号 株式会社日立製作所内
審査請求日	令和4年7月19日(2022.7.19)	審査官	牧 初

最終頁に続く

(54)【発明の名称】 異常診断装置およびプログラム

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

診断対象装置における複数の測定項目の測定データを記憶するデータベースと、
 検出対象となる故障モードを選択する故障モード選択部と、
 前記診断対象装置または他の装置における前記故障モードに対応するデータである故障
 対応測定データに基づいて、前記診断対象装置の故障の有無を判定するための教師データ
 を作成する教師データ作成部と、
 前記教師データに基づいて、前記故障モードにおける前記測定項目の重要度を算出する
 測定項目重要度算出部と、
 算出された前記重要度に基づいて、前記測定項目の一部を前記故障モードに対する特徴
 量として選択する特徴量選定部と、
 前記特徴量に係る前記測定データに基づいて、前記故障モードに対応する異常度を算出
 する異常度算出部と、
 算出された前記異常度に基づいて、前記診断対象装置の状態を判定する装置状態判定部
 と、を備える
 ことを特徴とする異常診断装置。

10

【請求項2】

前記故障対応測定データは、前記診断対象装置から取得したデータである
 ことを特徴とする請求項1に記載の異常診断装置。

【請求項3】

20

前記教師データは、異常が発生していると推定する異常時教師データと、正常であると推定する正常時教師データと、を含むものであり、

前記教師データ作成部は、故障発見日時から第1の所定時間だけ過去に至るまでの前記故障対応測定データを前記異常時教師データとして選択し、前記異常時教師データのうち最古のデータの直前のデータから第2の所定時間だけ過去に至るまでの前記故障対応測定データを前記正常時教師データとして選択するものであり、

前記第1および第2の所定時間は前記故障モードに応じて設定された時間であることを特徴とする請求項2に記載の異常診断装置。

【請求項4】

コンピュータを、

診断対象装置における複数の測定項目の測定データを記憶するデータベース手段、

検出対象となる故障モードを選択する故障モード選択手段、

前記診断対象装置または他の装置における前記故障モードに対応するデータである故障対応測定データに基づいて、前記診断対象装置の故障の有無を判定するための教師データを作成する教師データ作成手段、

前記教師データに基づいて、前記故障モードにおける前記測定項目の重要度を算出する測定項目重要度算出手段、

算出された前記重要度に基づいて、前記測定項目の一部を前記故障モードに対する特徴量として選択する特徴量選定手段、

前記特徴量に係る前記測定データに基づいて、前記故障モードに対応する異常度を算出する異常度算出手段、

算出された前記異常度に基づいて、前記診断対象装置の状態を判定する装置状態判定手段、

として機能させるためのプログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、異常診断装置およびプログラムに関する。

【背景技術】

【0002】

風車等の機械の状態監視では、機械に装備しているセンサ等を用いて、機械の温度や加速度等の物理量を一定の頻度で収集し、収集したデータを分析処理することにより、機械の状態を監視し、正常/異常の判断を行うことが多い。近年では、人工知能技術の一分野である機械学習技術を活用して、過去に収集した機械の稼働データを学習（“トレーニング”とも呼ぶ）し、現在の状態を推定、判断する異常診断手法が提案されている（下記特許文献1および非特許文献1）。例えば、下記特許文献1の要約書には、「設備状態監視装置は、監視対象設備の正常時における状態量変動データから抽出される正常時特徴量群に基づいて、監視対象設備の監視時の監視時特徴量群の異常度を算出するための異常度算出モデルを作成する異常度算出モデル作成部と、異常度算出モデルを用いて、監視時特徴量群の異常度を算出する異常度算出部と、異常度に基づいて監視対象設備の異常の有無を判定する異常判定部と、異常判定部によって異常有りと判定された異常度を算出するのに用いた監視時特徴量群を構成する複数の特徴量の各々による異常度への寄与度を求める異常寄与度算出部と、寄与度および監視対象設備の異常原因と複数の特徴量との関係性を示す因果マトリクスに基づいて、異常原因を特定する異常原因特定部と、を備える」と記載されている。

【先行技術文献】

【特許文献】

【0003】

【文献】特開2019-128704号公報

【非特許文献】

10

20

30

40

50

【 0 0 0 4 】

【文献】鈴木，内山，湯田：データマイニングによる異常検知技術。オペレーションズ・リサーチ，2012年9月号，pp. 506～511

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【 0 0 0 5 】

上述した機械学習による異常診断手法では、監視対象設備からの測定データの一部を入力データとして使用する。以下、異常診断手法の入力に使用される測定データのことを“特徴量”または“特徴量群”と呼ぶ。風力発電装置等、構造が複雑な装置では、測定データの種類と数が膨大である。そのため、特徴量群として適用する測定データの選択状態に応じて、異常診断の結果が大きく変わる場合がある。従来、利用者の主観的な判断で特徴量群を選択する 경우가多く、異常診断の結果が不正確になる場合があった。

10

上述のように、特許文献1には、「監視時特徴量群の異常度を算出する」、「複数の特徴量の各々による異常度への寄与度を求める」と記載されているが、これでは、「異常診断に用いられる特徴量群」の選択が不適切であれば、「異常度」や「寄与度」の算出結果が不適切になるという問題があった。

この発明は上述した事情に鑑みてなされたものであり、診断対象装置の状態を正確に判定できる異常診断装置およびプログラム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】

【 0 0 0 6 】

上記課題を解決するため本発明の異常診断装置は、診断対象装置における複数の測定項目の測定データを記憶するデータベースと、検出対象となる故障モードを選択する故障モード選択部と、前記診断対象装置または他の装置における前記故障モードに対応するデータである故障対応測定データに基づいて、前記診断対象装置の故障の有無を判定するための教師データを作成する教師データ作成部と、前記教師データに基づいて、前記故障モードにおける前記測定項目の重要度を算出する測定項目重要度算出部と、算出された前記重要度に基づいて、前記測定項目の一部を前記故障モードに対する特徴量として選択する特徴量選定部と、前記特徴量に係る前記測定データに基づいて、前記故障モードに対応する異常度を算出する異常度算出部と、算出された前記異常度に基づいて、前記診断対象装置の状態を判定する装置状態判定部と、を備えることを特徴とする。

20

30

【発明の効果】

【 0 0 0 7 】

本発明によれば、診断対象装置の状態を正確に判定できる。

【図面の簡単な説明】

【 0 0 0 8 】

【図1】好適な第1実施形態による異常診断システムのブロック図である。

【図2】測定データのデータ構造の一例を示す図である。

【図3】故障データの一例を示す図である。

【図4】教師データの一例を示す図である。

【図5】重要度データの一例を示す図である。

40

【図6】異常度の時間分布の一例を示す図である。

【図7】異常診断装置において実行される異常診断処理ルーチンのフローチャートである。

【発明を実施するための形態】

【 0 0 0 9 】

[第1実施形態]

第1実施形態の構成

図1は、好適な第1実施形態による異常診断システム1のブロック図である。

図1において、異常診断システム1は、診断対象装置10と、センサ部20と、異常診断装置100（コンピュータ）と、を備えている。なお、本実施形態において、診断対象装置10は風力発電装置である。センサ部20は、診断対象装置10の各部における温度

50

、圧力、加速度等の物理量を計測するN個（Nは複数）のセンサ22-1～22-Nを備えている。そして、センサ部20は、センサ22-1～22-Nの測定結果である物理量を所定のサンプリング周期でサンプリングし、その結果を測定データDMとして異常診断装置100に供給する。異常診断装置100は、センサ部20から供給された測定データDMに基づいて、診断対象装置10の状態を診断する。

【0010】

異常診断装置100は、CPU（Central Processing Unit）、RAM（Random Access Memory）、ROM（Read Only Memory）、SSD（Solid State Drive）等、一般的なコンピュータとしてのハードウェアを備えており、SSDには、OS（Operating System）、アプリケーションプログラム、各種データ等が格納されている。OSおよびアプリケーションプログラムは、RAMに展開され、CPUによって実行される。図1において、異常診断装置100の内部は、アプリケーションプログラム等によって実現される機能を、ブロックとして示している。

10

【0011】

すなわち、異常診断装置100は、測定データ取得部101と、故障データ取得部102と、教師データ作成部103（教師データ作成手段）と、測定項目重要度算出部104（測定項目重要度算出手段）と、特徴量選定部105（特徴量選定手段）と、故障モード選択部106（故障モード選択手段）と、異常度算出部107（異常度算出手段）と、装置状態判定部108（装置状態判定手段）と、データベース110（データベース手段）と、を備えている。

20

【0012】

測定データ取得部101は、センサ部20から測定データDMを取得する。データベース110は、一または複数の記憶装置を備えており、各種データを電子ファイル形式で格納する。例えば、データベース110は、以下に列挙するデータを記憶する。各々のデータの内容については後述する。

- ・測定データ取得部101が取得した測定データDM
- ・過去の故障データDF
- ・教師データDT
- ・測定データの重要度を示す重要度データDQ、
- ・異常診断の結果である、異常度Aの時系列データ、
- ・状態データDC、
- ・故障モードリストML

30

【0013】

図2は、測定データDMのデータ構造の一例を示す図である。

図示の例において、サンプリング時刻 $ts_1, ts_2, \dots, ts_{max}$ は、サンプリング周期毎の時刻である。そして、測定データDMは、センサ22-1～22-Nの各々について（換言すればN個の測定項目P1～PNについて）、サンプリング時刻 $ts_1, ts_2, \dots, ts_{max}$ における計測結果を含んでいる。このように、測定データDMは、各センサ22-1～22-Nから収集される時系列データの集合であり、図2のようなマトリクスとして記述することができる。

40

【0014】

図1に戻り、故障データ取得部102は、診断対象装置10において故障が発見された際、当該故障に関連する故障データDFをデータベース110に記録させる。

図3は、故障データDFの一例を示す図である。

図示のように、故障データDFは、故障発見日時DF Tと、故障モードDF Mと、故障対応測定データDF Kと、を含んでいる。ここで、故障発見日時DF Tとは、ユーザまたは故障監視装置（図示せず）が診断対象装置10の故障を発見した日時を示すデータである。

【0015】

また、故障モードDF Mとは、発見された故障の具体的内容に対応するデータであり、

50

例えば図示のように「増速機中速軸ピニオン損傷」、「発電機軸受損傷」等が挙げられる。また、故障対応測定データDFKとは、上述した測定データDMの一部であって、故障発見日時DFTに至る迄の所定期間内の測定データDMに等しい。

【0016】

図1に戻り、データベース110に記憶される故障モードリストMLは、上述した故障モードDFM(図3参照)として選択し得る種々の故障モードを列挙したリストである。また、教師データ作成部103は、上述した故障データDFに基づいて、教師データDTを生成する。

【0017】

図4は、教師データDTの一例を示す図である。

10

図示の例において、サンプリング時刻 ts_a 、 ts_b 、 ts_c 、 ts_d 等は、サンプリング周期毎の時刻である。但し、図4においては、下から上に向かって時刻が進行しており、サンプリング時刻 ts_d は、故障発見日時DFT(図3参照)に等しい。サンプリング時刻 ts_c は、 ts_d よりも所定時間T1(第1の所定時間)だけ過去の時刻であり、サンプリング時刻 ts_b は ts_c の直前のサンプリング時刻である。また、サンプリング時刻 ts_a は、 ts_b よりも所定時間T2(第2の所定時間)だけ過去の時刻である。

【0018】

そして、教師データDTは、センサ22-1~22-N(図1参照)による測定項目P1~PNの各々についてサンプリング時刻 ts_a ~ ts_d における計測結果を含んでいる。さらに、教師データDTは、異常フラグDTFというフラグを含んでいる。換言すれば、教師データDTは、故障データDF(図3参照)に含まれる故障対応測定データDFKと、異常フラグDTFとを含んでいる。異常フラグDTFは、サンプリング時刻 ts_c ~ ts_d に対して“1”であり、サンプリング時刻 ts_a ~ ts_b に対して“0”である。

20

【0019】

ここで、異常フラグDTFが“1”であるサンプリング時刻は、「異常が発生している可能性が高い」時刻であり、“0”であるサンプリング時刻は、「異常が発生している可能性が低い」時刻である。そして、異常フラグDTFが“1”である範囲の教師データDTを異常時教師データDT1と呼び、“0”である範囲の教師データDTを正常時教師データDT2と呼ぶ。ここで、所定時間T1、T2の値は、対応する故障モードDFM(図3参照)に関連する部品知識や、診断対象装置10の稼働履歴等から決定するとよい。

30

【0020】

図1に戻り、測定項目重要度算出部104は、上述した教師データDTに基づいて、重要度データDQを算出する。ここで、重要度データDQは、N個の測定項目(センサ22-1~22-Nの測定結果)に各々対応するN個の重要度Q1~QNを含むものである。N個の測定項目と、異常フラグDTFの値には相関関係があり、重要度Q1~QNは、N個の測定項目の各々が異常フラグDTFの値に及ぼす影響の大きさを示すものである。例えば、重要度Q1~QNとして、「異常フラグDTFの値に対する寄与度」を採用することができる。但し、重要度Q1~QNは「寄与度」に限られるものではなく、例えば「寄与率」等、異常フラグDTFの値に及ぼす影響の大きさを表す他の指標であってもよい。

【0021】

40

重要度Q1~QNを算出する手法は、例えば教師データDTについて、決定木等の機械学習アルゴリズムを用いて、異常時教師データDT1および正常時教師データDT2について学習を実行し、その計算結果として、故障対応測定データDFKに含まれている各測定項目の重要度を求めるとよい。また、重要度Q1~QNは、これらの合計が所定値、例えば「1」になるように正規化しておくともよい。

図5は、重要度データDQの一例を示す図である。図示の例において、測定項目は、重要度が大きい順にリストアップされている。

【0022】

図1に戻り、特徴量選定部105は、重要度データDQの中から、重要度が大きい順にM個(但し $M < N$)の測定項目を抽出し、抽出した測定項目に係る測定データを異常診断

50

のための特徴量として選択する。特徴量数Mは、対応する故障モードDFM（図3参照）に関連する部品知識や、ユーザの指定等に応じて設定するとよいが、例えば「2」～「10」の範囲になることが多い。但し、より高い診断精度が要求される場合には、特徴量数Mをさらに大きくするとよい。異常診断のために選択された複数の特徴量を、選択特徴量DQS（特徴量、図5参照）と呼ぶ。図5に示す例においては、特徴量数Mを「3」とし、「風速_Average」、「発電機軸受後方加速度_Max」および「ナセル加速度_Average」の3個の測定項目に係る測定データを選択特徴量DQSとして選択している。

【0023】

図1において、故障モード選択部106は、予め設定されている故障モードリストML（図1参照）の中から、ユーザの操作に基づいて、診断対象となる故障モードDFMを選択する。また、異常度算出部107は、選択特徴量DQS（図5参照）と、正常時教師データDT2（図4参照）と、に基づいて正常モデルを作成し、この正常モデルと測定データの実測値との距離を定量化して、異常度として算出する。例えば、異常度算出部107は、マハラノビス・タグチ法という統計的アルゴリズムを用いて、診断対象装置10の異常度Aを下式（1）に基づいて計算することができる。下式（1）において、xは選択特徴量DQSによるM次元の特徴量ベクトルであり、μは正常時教師データDT2における特徴量ベクトルxの平均値であり、σ²は正常時教師データDT2における特徴量ベクトルxの分散である。

$$A = (x - \mu)^2 / \sigma^2 \quad \dots \text{式(1)}$$

【0024】

装置状態判定部108は、異常度Aの値に基づいて、故障モードDFMに関して診断対象装置10の状態が正常であるか異常であるかの判定を行う。例えば、故障モードDFMに関して、異常度Aが所定の閾値A_{th}以上であれば「異常」と判定し、異常度Aが閾値A_{th}未満であれば「正常」と判定することができる。装置状態判定部108は、故障モードDFMに関して、診断対象装置10の状態が正常であるか否かの判定結果を状態データDC（図1参照）としてデータベース110に格納する。すなわち、状態データDCは、故障モードDFMの各々について診断対象装置10が正常であるか否かを示すデータになる。

【0025】

図6は、異常度Aの時間分布の一例を示す図である。図6において横軸は時間であり、縦軸は異常度Aである。図示の例においては、異常度Aが閾値A_{th}以上になるタイミングが存在するため、装置状態判定部108は、対応する故障モードDFMについて「診断対象装置10が異常である」と判定する。この装置状態判定部108における処理は、下式（2）に示すような疑似コードで記述することができる。

```
IF (異常度A > 閾値Athとなるタイミングが存在する?)
  THEN 診断対象装置10が異常である。
  ELSE 診断対象装置10が正常である。      ...式(2)
```

【0026】

第1実施形態の動作

次に、第1実施形態の動作について説明する。

図7は異常診断装置100において実行される異常診断処理ルーチンのフローチャートである。ここで、異常診断処理ルーチンは、異常度Aが計算される前に実行されるオフライン処理ルーチンR10と、異常度Aを計算するオンライン処理ルーチンR20と、に分類される。

【0027】

オフライン処理ルーチンR10において処理がステップS12に進むと、教師データ作成部103は、測定データDMと、故障データDFとに基づいて、各々の故障モードDFM（図3参照）に対応する教師データDTを作成する。次に、処理がステップS14に進むと、測定項目重要度算出部104は、教師データDTに対して決定木学習を行い、重要度データDQを作成する。次に、処理がステップS16に進むと、特徴量選定部105は

10

20

30

40

50

、各々の故障モードDFMについて、選択特徴量DQSを選択し、選択結果をデータベース110に格納する。

【0028】

また、オンライン処理ルーチンR20において処理がステップS22に進むと、故障モード選択部106は、ユーザの操作に基づいて、診断対象となる故障モードDFMを選択する。次に、処理がステップS24に進むと、異常度算出部107は、選択特徴量DQS（図5参照）と、正常時教師データDT2（図4参照）と、上述した式（1）と、に基づいて、異常度Aの時系列分布、すなわち各サンプリング時刻における異常度Aを算出する。次に、処理がステップS26に進むと、装置状態判定部108は、異常度Aの時系列分布に基づいて、対応する故障モードDFMについて診断対象装置10の異常の有無を判定し、その判定結果に応じて状態データDC（図1参照）を更新する。

10

【0029】

変形例

本発明は上述した実施形態に限定されるものではなく、種々の変形が可能である。上述した実施形態は本発明を理解しやすく説明するために例示したものであり、必ずしも説明した全ての構成を備えるものに限定されるものではない。また、上記実施形態の構成に他の構成を追加してもよく、構成の一部について他の構成に置換をすることも可能である。また、図中に示した制御線や情報線は説明上必要と考えられるものを示しており、製品上で必要な全ての制御線や情報線を示しているとは限らない。実際には殆ど全ての構成が相互に接続されていると考えてもよい。上記実施形態に対して可能な変形は、例えば以下のようなものである。

20

【0030】

（1）上記実施形態においては、診断対象装置10として風力発電装置を適用した例を説明した。しかし、診断対象装置10は、風力発電装置に限定されるものではなく、工業機械、電気自動車、鉄道車両、船舶、エレベータ、エスカレータ等、種々の機器を診断対象装置10として適用することができる。

【0031】

（2）上記実施形態においては、N個の測定項目に各々対応する重要度Q1～QNを算出するために、決定木学習のアルゴリズムを採用した。しかし、重要度Q1～QNを算出するために決定木以外の機械学習アルゴリズムを適用してもよい。例えば、ランダムフォレストやサポートベクトルマシン等のアルゴリズムで教師データDTを学習し、重要度Q1～QNを求めてもよい。

30

【0032】

（3）上記実施形態においては、診断対象装置10の異常診断を行うために、診断対象装置10自体から取得した故障データDF（図3参照）を使用した。しかし、例えば、診断対象装置10が設置された直後では、故障データDFが無い場合や、故障データDFの量が少なすぎる場合もある。そこで、故障データDFとして、診断対象装置10と同一仕様または類似仕様の他の機器における故障データDFを適用し、これに基づいて教師データDT等を生成してもよい。

【0033】

特に、診断対象装置10が風力発電装置である場合、故障データDFの流用元である「他の機器」は、同じウィンドファームの他の号機であることが好ましい。これは、診断対象装置10と「他の機器」とは、風速、風向、気温等の自然条件が近似するためである。また、故障データDFの流用元の「他の機器」と、診断対象装置10との特性の違いに基づいて、故障データDFや教師データDT等を補正してもよい。

40

【0034】

（4）また、上記実施形態においては、1台の異常診断装置100によって1つのデータベース110が実現されている。しかし、複数台の異常診断装置100をネットワーク（図示せず）に接続し、該ネットワーク上のストレージにおいてデータベース110を実現してもよい。また、ネットワーク上の複数のコンピュータによって分散処理を行うことに

50

よって異常診断装置 100 の機能を実現してもよい。

【0035】

(5) 上記実施形態における異常診断装置 100 のハードウェアは一般的なコンピュータによって実現できるため、図 7 に示したフローチャート、その他上述した各種処理を実行するプログラム等を記憶媒体に格納し、または伝送路を介して頒布してもよい。

【0036】

(6) 図 7 に示した処理、その他上述した各処理は、上記実施形態ではプログラムを用いたソフトウェア的な処理として説明したが、その一部または全部を ASIC (Application Specific Integrated Circuit ; 特定用途向け IC)、あるいは FPGA (Field Programmable Gate Array) 等を用いたハードウェア的な処理に置き換えてもよい。

10

【0037】

第 1 実施形態の効果

以上のように本実施形態の異常診断装置 100 は、検出対象となる故障モード DFM を選択する故障モード選択部 106 と、診断対象装置 10 または他の装置における故障モード DFM に対応するデータである故障対応測定データ DFK に基づいて、診断対象装置 10 の故障の有無を判定するための教師データ DT を作成する教師データ作成部 103 と、教師データ DT に基づいて、故障モード DFM における測定項目 P1 ~ PN の重要度 Q1 ~ QN を算出する測定項目重要度算出部 104 と、算出された重要度 Q1 ~ QN に基づいて、測定項目 P1 ~ PN の一部を故障モード DFM に対する特徴量 (DQS) として選択する特徴量選定部 105 と、特徴量 (DQS) に係る測定データ DM に基づいて、故障モード DFM に対応する異常度 A を算出する異常度算出部 107 と、算出された異常度 A に基づいて、診断対象装置 10 の状態を判定する装置状態判定部 108 と、を備える。

20

【0038】

本実施形態によれば、算出された重要度 Q1 ~ QN に基づいて、測定項目 P1 ~ PN の一部を故障モード DFM に対する特徴量 (DQS) として選択するため、診断対象装置 10 の状態を正確に判定できる。

【0039】

また、故障対応測定データ DFK は、診断対象装置 10 から取得したデータであることが好ましい。

これは、診断対象装置 10 から故障対応測定データ DFK は、診断対象装置 10 の状態に適合する度合いが高いと考えられるためである。

30

【0040】

また、教師データ DT は、異常が発生していると推定する異常時教師データ DT1 と、正常であると推定する正常時教師データ DT2 と、を含むものであり、教師データ作成部 103 は、故障発見日時 DFT から第 1 の所定時間 (T1) だけ過去に至るまでの故障対応測定データ DFK を異常時教師データ DT1 として選択し、異常時教師データ DT1 のうち最古 (ts_c) のデータの直前 (ts_b) のデータから第 2 の所定時間 (T2) だけ過去に至るまでの故障対応測定データ DFK を正常時教師データ DT2 として選択するものであり、第 1 および第 2 の所定時間 (T1, T2) は故障モード DFM に応じて設定された時間であることが好ましい。

40

【0041】

このように、第 1 および第 2 の所定時間 (T1, T2) を故障モード DFM に応じて設定することにより、診断対象装置 10 の故障状態に応じた適切な第 1 および第 2 の所定時間 (T1, T2) を設定することができる。

【符号の説明】

【0042】

10 診断対象装置

100 異常診断装置 (コンピュータ)

103 教師データ作成部 (教師データ作成手段)

104 測定項目重要度算出部 (測定項目重要度算出手段)

50

- 105 特徴量選定部 (特徴量選定手段)
- 106 故障モード選択部 (故障モード選択手段)
- 107 異常度算出部 (異常度算出手段)
- 108 装置状態判定部 (装置状態判定手段)
- 110 データベース (データベース手段)

A 異常度

DM 測定データ

DT 教師データ

T1 所定時間 (第1の所定時間)

T2 所定時間 (第2の所定時間)

DFK 故障対応測定データ

DFM 故障モード

DFT 故障発見日時

DQS 選択特徴量 (特徴量)

DT1 異常時教師データ

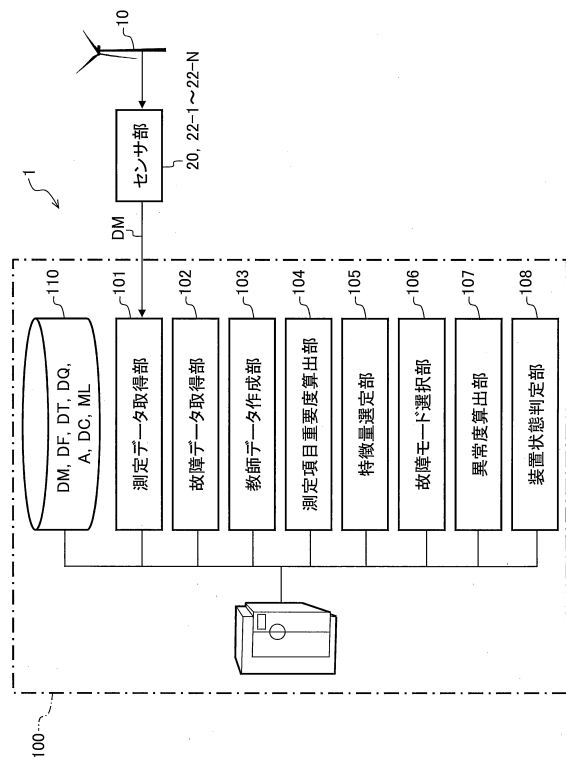
DT2 正常時教師データ

P1 ~ PN 測定項目

Q1 ~ QN 重要度

【図面】

【図1】



【図2】

時刻	P1	P2	PN
ts_1		...	
ts_2			
.....			
ts_max			

10

20

30

40

50

【図3】

DF ↙

No.	故障発見日時DFT	故障モードDFM	故障対応 測定ファイルDFK
1	2017/3/1	増速機中速軸 ヒートン損傷	File1.csv
2	2016/7/9	発電機軸受損傷	File2.csv
...

【図4】

DT ↙

時刻	P1	...	PN	異常フラグ DTF
ts_d	1.2	...	25.8	1
...	1
ts_c	1.8	...	28.7	1
ts_b	1.1	...	22.8	0
...	0
ts_a	0.9	...	18.0	0

DFK

T1
DT1
T2
DT2

10

20

【図5】

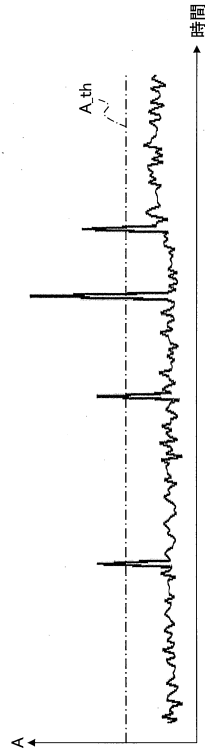
DQ ↙

測定項目	重要度
風速_Average	0.44
発電機軸受後方加速度_Max	0.37
ナセル加速度_Average	0.20
...	
(項目N)	0.01

Q1 Q2 Q3 ... QN

DQS

【図6】

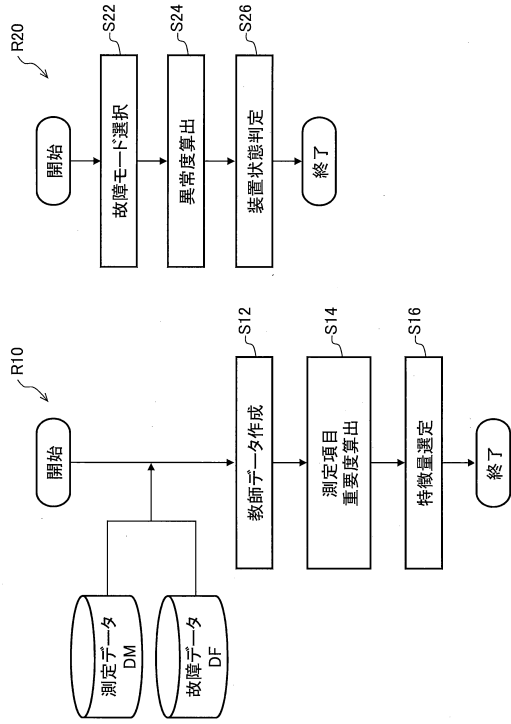


30

40

50

【図7】



10

20

30

40

50

フロントページの続き

- (56)参考文献 特開 2 0 1 9 - 1 2 4 9 8 4 (J P , A)
特開 2 0 2 0 - 1 7 3 5 5 1 (J P , A)
国際公開第 2 0 1 9 / 0 1 2 6 5 3 (W O , A 1)
- (58)調査した分野 (Int.Cl., D B 名)
G 0 5 B 2 3 / 0 0 - 2 3 / 0 2