

(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2018-24055

(P2018-24055A)

(43) 公開日 平成30年2月15日(2018.2.15)

(51) Int.Cl.		F I		テーマコード (参考)
B 2 3 Q 17/09 (2006.01)		B 2 3 Q	17/09	A 3 C 0 2 9
G 0 5 B 23/02 (2006.01)		G 0 5 B	23/02	V 3 C 2 2 3

審査請求 未請求 請求項の数 14 O L (全 20 頁)

(21) 出願番号	特願2016-157278 (P2016-157278)	(71) 出願人	315017775
(22) 出願日	平成28年8月10日 (2016.8.10)		三菱重工工作機械株式会社
			滋賀県栗東市六地藏 1 3 0 番地
		(74) 代理人	100078499
			弁理士 光石 俊郎
		(74) 代理人	230112449
			弁理士 光石 春平
		(74) 代理人	100102945
			弁理士 田中 康幸
		(74) 代理人	100120673
			弁理士 松元 洋
		(74) 代理人	100182224
			弁理士 山田 哲三

最終頁に続く

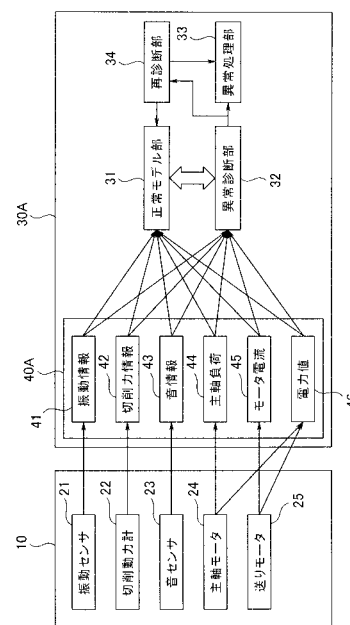
(54) 【発明の名称】 工作機械の工具の異常検知装置及び方法

(57) 【要約】

【課題】診断精度の向上が可能な工作機械の工具の異常検知装置及び方法を提供する。

【解決手段】工作機械 10 の工具の異常を検知する異常検知装置 30 A は、工具に関する複数の測定値を、測定データ (振動情報 4 1、切削力情報 4 2、音情報 4 3、主軸負荷 4 4、モータ電流 4 5、電力値 4 6) として取得する取得部 4 0 A と、正常な状態の加工時に取得した測定データを、1 クラスの機械学習で学習して、正常モデルを作成する正常モデル部 3 1 と、正常モデル作成後の加工時に測定データを取得しながら、正常モデルに基づいて、当該測定データが正常か異常かを診断する異常診断部 3 2 と、異常診断部 3 2 で異常と診断された測定データを、異常診断部 3 2 とは異なる方法で再診断する再診断部 3 4 とを有する。

【選択図】図 1



【特許請求の範囲】**【請求項 1】**

工作機械の工具の異常を検知する異常検知装置であって、
前記工具に関係する複数の測定値を、測定データとして取得する取得部と、
正常な状態の加工時に取得した前記測定データを、1クラスの機械学習で学習して、正常モデルを作成する第1の学習部と、
前記正常モデル作成後の加工時に前記測定データを取得しながら、前記正常モデルに基づいて、当該測定データが正常か異常かを診断する診断部と、
前記診断部で異常と診断された前記測定データを、前記診断部とは異なる方法で再診断する再診断部とを有する
ことを特徴とする工作機械の工具の異常検知装置。

10

【請求項 2】

請求項1に記載の工作機械の工具の異常検知装置において、
前記第1の学習部は、前記診断部で異常と診断されなかった前記測定データ及び前記再診断部では異常と診断されなかった前記測定データを、前記1クラスの機械学習で学習して、前記正常モデルを更新する
ことを特徴とする工作機械の工具の異常検知装置。

【請求項 3】

請求項1又は請求項2に記載の工作機械の工具の異常検知装置において、
前記診断部又は前記再診断部で前記測定データが異常と診断されたとき、前記工具による加工を停止させる処理部を更に有する
ことを特徴とする工作機械の工具の異常検知装置。

20

【請求項 4】

請求項1から請求項3のいずれか1つに記載の工作機械の工具の異常検知装置において、
前記第1の学習部は、加工時の加工条件及び切削情報に関する設定データを加えて、前記1クラスの機械学習で学習して、前記正常モデルを作成又は更新する
ことを特徴とする工作機械の工具の異常検知装置。

【請求項 5】

請求項1から請求項4のいずれか1つに記載の工作機械の工具の異常検知装置において、
前記1クラスの機械学習がカーネル法を導入した1クラスサポートベクターマシンである場合、当該機械学習により、前記測定データが正常か異常かを正負で診断する識別関数を作成し、前記測定データを入力した前記識別関数の値の経時変化に基づいて、前記値が正の値から0になる時点を、前記工具の交換時期として予測する予測部を更に有する
ことを特徴とする工作機械の工具の異常検知装置。

30

【請求項 6】

請求項1から請求項5のいずれか1つに記載の工作機械の工具の異常検知装置において、
前記診断部で異常と診断されて蓄積された複数の前記測定データを、多クラスの機械学習で学習して、診断モデルを作成する第2の学習部と、
前記診断モデル作成後の加工時に前記測定データを取得しながら、前記診断モデルに基づいて、当該測定データの状態を分類して、前記工具の異常状態を分類する分類部とを更に有する
ことを特徴とする工作機械の工具の異常検知装置。

40

【請求項 7】

請求項6に記載の工作機械の工具の異常検知装置において、
前記第2の学習部は、前記診断モデルの作成後、前記診断部で異常と診断された前記測定データを、前記多クラスの機械学習で学習して、前記診断モデルを更新する
ことを特徴とする工作機械の工具の異常検知装置。

50

【請求項 8】

工作機械の工具の異常を検知する異常検知方法であって、
前記工具に係る複数の測定値を、測定データとして取得する取得工程と、
正常な状態の加工時に取得した前記測定データを、1クラスの機械学習で学習して、正常モデルを作成する第1の学習工程と、
前記正常モデル作成後の加工時に前記測定データを取得しながら、前記正常モデルに基づいて、当該測定データが正常か異常かを診断する診断工程と、
前記診断工程で異常と診断された前記測定データを、前記診断工程とは異なる方法で再診断する再診断工程とを有する
ことを特徴とする工作機械の工具の異常検知方法。

10

【請求項 9】

請求項 8 に記載の工作機械の工具の異常検知方法において、
前記第1の学習工程は、前記診断部で異常と診断されなかった前記測定データ及び前記再診断部では異常と診断されなかった前記測定データを、前記1クラスの機械学習で学習して、前記正常モデルを更新する
ことを特徴とする工作機械の工具の異常検知方法。

【請求項 10】

請求項 8 又は請求項 9 に記載の工作機械の工具の異常検知方法において、
前記診断工程又は前記再診断工程で前記測定データが異常と診断されたとき、前記工具による加工を停止させる処理工程を更に有する
ことを特徴とする工作機械の工具の異常検知方法。

20

【請求項 11】

請求項 8 から請求項 10 のいずれか1つに記載の工作機械の工具の異常検知方法において、
前記第1の学習工程は、加工時の加工条件及び切削情報に係る設定データを加えて、前記1クラスの機械学習で学習して、前記正常モデルを作成又は更新する
ことを特徴とする工作機械の工具の異常検知方法。

【請求項 12】

請求項 8 から請求項 11 のいずれか1つに記載の工作機械の工具の異常検知方法において、
前記1クラスの機械学習がカーネル法を導入した1クラスサポートベクターマシンである場合、当該機械学習により、前記測定データが正常か異常かを正負で診断する識別関数を作成し、前記測定データを入力した前記識別関数の値の経時変化に基づいて、前記値が正の値から0になる時点を、前記工具の交換時期として予測する予測工程を更に有する
ことを特徴とする工作機械の工具の異常検知方法。

30

【請求項 13】

請求項 8 から請求項 12 のいずれか1つに記載の工作機械の工具の異常検知方法において、
前記診断工程で異常と診断されて蓄積された複数の前記測定データを、多クラスの機械学習で学習して、診断モデルを作成する第2の学習工程と、
前記診断モデル作成後の加工時に前記測定データを取得しながら、前記診断モデルに基づいて、当該測定データの状態を分類して、前記工具の異常状態を分類する分類工程とを更に有する
ことを特徴とする工作機械の工具の異常検知方法。

40

【請求項 14】

請求項 13 に記載の工作機械の工具の異常検知方法において、
前記第2の学習工程は、前記診断モデルの作成後、前記診断工程で異常と診断された前記測定データを、前記多クラスの機械学習で学習して、前記診断モデルを更新する
ことを特徴とする工作機械の工具の異常検知方法。

【発明の詳細な説明】

50

【技術分野】

【0001】

本発明は、工作機械の工具の異常を検知する異常検知装置及び方法に関する。

【背景技術】

【0002】

工作機械における加工／研削において、工具の摩耗や欠損が発生すると、加工ワークにおける加工精度悪化が発生し、不良ワークが発生する。不良ワークの発生により、歩留まり率が悪化すると共に、加工ワークによっては高価な場合もあり、その場合には高額な仕損が発生することもある。そのため、加工中の各種信号をリアルタイムで測定し、その閾値により、工具の異常診断を行う手法が提案されている（特許文献１～３）。

10

【先行技術文献】

【特許文献】

【0003】

【特許文献１】特開２０１６－４００７２号公報

【特許文献２】特許第５８３１２１６号公報

【特許文献３】特許第５７１０３９１号公報

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0004】

上記特許文献１～３では、取得する診断信号は各々異なるが、例えば、図１３に例示するように、診断信号の１つである主軸負荷に対して閾値設定を行い、その閾値との比較を行うことで異常診断を行っている。ところが、このような信号（加工負荷（主軸負荷）、切削力、切削振動など）は、切削条件（工具種類、ワーク素材、切込み量（切粉排出量）、送り速度、主軸回転数など）により変化するため、閾値の設定が困難であり、そのため、上記特許文献３では、異常診断のための閾値を決定する方法が開示されている。このように、従来の異常診断は、その閾値の設定が困難であり、設定が困難な閾値を用いて異常診断をしているため、その診断精度の向上は望めなかった。

20

【0005】

本発明は上記課題に鑑みなされたもので、診断精度の向上が可能な工作機械の工具の異常検知装置及び方法を提供することを目的とする。

30

【課題を解決するための手段】

【0006】

上記課題を解決する第１の発明に係る工作機械の工具の異常検知装置は、
工作機械の工具の異常を検知する異常検知装置であって、
前記工具に関係する複数の測定値を、測定データとして取得する取得部と、
正常な状態の加工時に取得した前記測定データを、１クラスの機械学習で学習して、正常モデルを作成する第１の学習部と、
前記正常モデル作成後の加工時に前記測定データを取得しながら、前記正常モデルに基づいて、当該測定データが正常か異常かを診断する診断部と、
前記診断部で異常と診断された前記測定データを、前記診断部とは異なる方法で再診断する再診断部とを有する
ことを特徴とする。

40

【0007】

上記課題を解決する第２の発明に係る工作機械の工具の異常検知装置は、
上記第１の発明に記載の工作機械の工具の異常検知装置において、
前記第１の学習部は、前記診断部で異常と診断されなかった前記測定データ及び前記再診断部では異常と診断されなかった前記測定データを、前記１クラスの機械学習で学習して、前記正常モデルを更新する
ことを特徴とする。

【0008】

50

上記課題を解決する第3の発明に係る工作機械の工具の異常検知装置は、
上記第1又は第2の発明に記載の工作機械の工具の異常検知装置において、
前記診断部又は前記再診断部で前記測定データが異常と診断されたとき、前記工具による加工を停止させる処理部を更に有することを特徴とする。

【0009】

上記課題を解決する第4の発明に係る工作機械の工具の異常検知装置は、
上記第1～第3のいずれか1つの発明に記載の工作機械の工具の異常検知装置において、
前記第1の学習部は、加工時の加工条件及び切削情報に係る設定データを加えて、
前記1クラスの機械学習で学習して、前記正常モデルを作成又は更新することを特徴とする。

10

【0010】

上記課題を解決する第5の発明に係る工作機械の工具の異常検知装置は、
上記第1～第4のいずれか1つの発明に記載の工作機械の工具の異常検知装置において、
前記1クラスの機械学習がカーネル法を導入した1クラスサポートベクターマシンである場合、当該機械学習により、前記測定データが正常か異常かを正負で診断する識別関数を作成し、前記測定データを入力した前記識別関数の値の経時変化に基づいて、前記値が正の値から0になる時点を、前記工具の交換時期として予測する予測部を更に有することを特徴とする。

20

【0011】

上記課題を解決する第6の発明に係る工作機械の工具の異常検知装置は、
上記第1～第5のいずれか1つの発明に記載の工作機械の工具の異常検知装置において、
前記診断部で異常と診断されて蓄積された複数の前記測定データを、多クラスの機械学習で学習して、診断モデルを作成する第2の学習部と、
前記診断モデル作成後の加工時に前記測定データを取得しながら、前記診断モデルに基づいて、当該測定データの状態を分類して、前記工具の異常状態を分類する分類部とを更に有することを特徴とする。

30

【0012】

上記課題を解決する第7の発明に係る工作機械の工具の異常検知装置は、
上記第6の発明に記載の工作機械の工具の異常検知装置において、
前記第2の学習部は、前記診断モデルの作成後、前記診断部で異常と診断された前記測定データを、前記多クラスの機械学習で学習して、前記診断モデルを更新することを特徴とする。

【0013】

上記課題を解決する第8の発明に係る工作機械の工具の異常検知方法は、
工作機械の工具の異常を検知する異常検知方法であって、
前記工具に係る複数の測定値を、測定データとして取得する取得工程と、
正常な状態の加工時に取得した前記測定データを、1クラスの機械学習で学習して、正常モデルを作成する第1の学習工程と、
前記正常モデル作成後の加工時に前記測定データを取得しながら、前記正常モデルに基づいて、当該測定データが正常か異常かを診断する診断工程と、
前記診断工程で異常と診断された前記測定データを、前記診断工程とは異なる方法で再診断する再診断工程とを有することを特徴とする。

40

【0014】

上記課題を解決する第9の発明に係る工作機械の工具の異常検知方法は、

50

上記第 8 の発明に記載の工作機械の工具の異常検知方法において、

前記第 1 の学習工程は、前記診断部で異常と診断されなかった前記測定データ及び前記再診断部では異常と診断されなかった前記測定データを、前記 1 クラスの機械学習で学習して、前記正常モデルを更新することを特徴とする。

【 0 0 1 5 】

上記課題を解決する第 1 0 の発明に係る工作機械の工具の異常検知方法は、

上記第 8 又は第 9 の発明に記載の工作機械の工具の異常検知方法において、

前記診断工程又は前記再診断工程で前記測定データが異常と診断されたとき、前記工具による加工を停止させる処理工程を更に有することを特徴とする。

10

【 0 0 1 6 】

上記課題を解決する第 1 1 の発明に係る工作機械の工具の異常検知方法は、

上記第 8 ～ 第 1 0 のいずれか 1 つの発明に記載の工作機械の工具の異常検知方法において、

前記第 1 の学習工程は、加工時の加工条件及び切削情報に関係する設定データを加えて、前記 1 クラスの機械学習で学習して、前記正常モデルを作成又は更新することを特徴とする。

【 0 0 1 7 】

上記課題を解決する第 1 2 の発明に係る工作機械の工具の異常検知方法は、

上記第 8 ～ 第 1 1 のいずれか 1 つの発明に記載の工作機械の工具の異常検知方法において、

20

前記 1 クラスの機械学習がカーネル法を導入した 1 クラスサポートベクターマシンである場合、当該機械学習により、前記測定データが正常か異常かを正負で診断する識別関数を作成し、前記測定データを入力した前記識別関数の値の経時変化に基づいて、前記値が正の値から 0 になる時点を、前記工具の交換時期として予測する予測工程を更に有することを特徴とする。

【 0 0 1 8 】

上記課題を解決する第 1 3 の発明に係る工作機械の工具の異常検知方法は、

上記第 8 ～ 第 1 2 のいずれか 1 つの発明に記載の工作機械の工具の異常検知方法において、

30

前記診断工程で異常と診断されて蓄積された複数の前記測定データを、多クラスの機械学習で学習して、診断モデルを作成する第 2 の学習工程と、

前記診断モデル作成後の加工時に前記測定データを取得しながら、前記診断モデルに基づいて、当該測定データの状態を分類して、前記工具の異常状態を分類する分類工程とを更に有する

ことを特徴とする。

【 0 0 1 9 】

上記課題を解決する第 1 4 の発明に係る工作機械の工具の異常検知方法は、

上記第 1 3 の発明に記載の工作機械の工具の異常検知方法において、

40

前記第 2 の学習工程は、前記診断モデルの作成後、前記診断工程で異常と診断された前記測定データを、前記多クラスの機械学習で学習して、前記診断モデルを更新することを特徴とする。

【 発明の効果 】

【 0 0 2 0 】

本発明によれば、診断精度の向上を図ることができる。

【 図面の簡単な説明 】

【 0 0 2 1 】

【 図 1 】本発明に係る工作機械の工具の異常検知装置の実施形態の一例（実施例 1）を示す構成図である。

50

【図 2】診断対象の工作機械の一例を示す斜視図である。

【図 3】1 クラス機械学習による正常データ空間を説明する図である。

【図 4】図 1 に示した工作機械の工具の異常検知装置で実施する異常検知方法の処理フローを説明する図である。

【図 5】本発明に係る工作機械の工具の異常検知装置の実施形態の他の一例（実施例 2）を示す構成図である。

【図 6】図 5 に示した工作機械の工具の異常検知装置におけるデータ間の相関関係を説明する図である。

【図 7】設定データ追加による正常データ空間の変化を説明する図である。

【図 8】本発明に係る工作機械の工具の異常検知装置の実施形態の他の一例（実施例 3）を示す構成図である。

10

【図 9】図 8 に示した工作機械の工具の異常検知装置で診断した結果に基づく予測交換時期を説明する図である。

【図 10】本発明に係る工作機械の工具の異常検知装置の実施形態の他の一例（実施例 4）を示す構成図である。

【図 11】図 10 に示した工作機械の工具の異常検知装置で実施する異常検知方法の処理フローを説明する図である。

【図 12】多クラス機械学習による複数の異常データ空間を説明する図である。

【図 13】従来から行われている閾値による異常診断を説明する図である。

【発明を実施するための形態】

20

【0022】

以下、図 1 ～図 12 を参照して、本発明に係る工作機械の工具の異常検知装置及び方法の実施形態のいくつかを説明する。なお、ここでは、診断対象の工作機械として、門形加工機を図 2 に例示するが、本発明は、工具を使用する他の工作機械にも適用可能である。

【0023】

[実施例 1]

図 1 は、本実施例の工作機械の工具の異常検知装置を示す構成図であり、図 2 は、診断対象の工作機械の一例を示す斜視図である。また、図 3 は、1 クラス機械学習による正常データ空間を説明する図であり、図 4 は、図 1 に示した工作機械の工具の異常検知装置で実施する異常検知方法の処理フローを説明する図である。

30

【0024】

まず、図 2 を参照して、診断対象の工作機械の構成を説明する。本実施例において、診断対象の工作機械は、門形加工機 10 である。この門形加工機 10 は、ベッド 11、テーブル 12、コラム部 13、クロスレール 14、サドル 15、ラム 16、主軸 17、アタッチメント 18、工具ユニット 19、工具 Tなどを有している。

【0025】

ベッド 11 は床面上に水平に設置されており、ベッド 11 上にはテーブル 12 及びコラム部 13 が設置されている。テーブル 12 は被加工物であるワーク（図示省略）を載せる台であり、ベッド 11 上において一つの水平方向に移動可能に設けられている。コラム部 13 はベッド 11 を跨ぐように配置された門形の形状であり、ベッド 11 の左右に垂直に立設された 2 つの左コラム 13 L 及び右コラム 13 R を有している。クロスレール 14 は左コラム 13 L 及び右コラム 13 R を水平に横断するように取り付けられており、左コラム 13 L 及び右コラム 13 R の鉛直方向摺動面に沿って鉛直方向に移動可能に設けられている。

40

【0026】

サドル 15 はクロスレール 14 に取り付けられており、クロスレール 14 の水平方向摺動面に沿って水平方向に移動可能に設けられている。ラム 16 はサドル 15 に把持されており、サドル 15 の鉛直方向摺動面に案内されて鉛直方向に移動可能に設けられている。主軸 17 はラム 16 の内部に配置されており、後述する主軸モータ 24 によって回転可能である。また、主軸 17 には、アタッチメント 18 を介して、工具 T を有する工具ユニッ

50

ト 1 9 が装着されている。

【 0 0 2 7 】

上述した構成を有する門形加工機 1 0 には、その工具 T の異常を検知するため、例えば、工具摩耗、工具折損、チップング、欠損などの工具 T 自身の異常や工具 T による加工状態の異常を検知するため、図 1 に示すように、工具 T (主軸 1 7) の振動を測定する振動センサ 2 1、工具 T (主軸 1 7) の切削力を測定する切削動力計 2 2、工具 T (主軸 1 7) の音を測定する音センサ 2 3 が設けられている。また、主軸 1 7 を駆動する主軸モータ 2 4 からは、主軸負荷 4 4 や電力値 4 6 が測定されている。また、例えば、ラム 1 6 を駆動する送りモータ 2 5 からは、モータ電流 4 5 や電力値 4 6 が測定されている。なお、ここでは、ラム 1 6 を駆動する送りモータ 2 5 を代表して例示しているが、送りモータは移動方向 (例えば、X Y Z 方向) に対応して、複数設けられている。

10

【 0 0 2 8 】

そして、振動センサ 2 1 で測定した振動は振動情報 4 1 として、切削動力計 2 2 で測定した切削力は切削力情報 4 2 として、音センサ 2 3 で測定した音は音情報 4 3 として、異常検知装置 3 0 A の取得部 4 0 A で取得され、また、上述した主軸負荷 4 4、モータ電流 4 5、電力値 4 6 も取得部 4 0 A で取得され、後述する機械学習、診断に用いられている。

【 0 0 2 9 】

なお、以降、振動情報 4 1、切削力情報 4 2、音情報 4 3、主軸負荷 4 4、モータ電流 4 5、電力値 4 6 をまとめて測定データと呼ぶ。また、ここでは、測定データとして、振動情報 4 1、切削力情報 4 2、音情報 4 3、主軸負荷 4 4、モータ電流 4 5、電力値 4 6 を例示しているが、工具 T に関係する測定データであれば、他の測定データを追加しても良い。

20

【 0 0 3 0 】

異常検知装置 3 0 A は、門形加工機 1 0 の工具 T の異常を検知するため、上述した取得部 4 0 A に加えて、正常モデル部 3 1 (第 1 の学習部)、異常診断部 3 2 (診断部)、異常処理部 3 3 (処理部)、再診断部 3 4 を有している。

【 0 0 3 1 】

異常検知装置 3 0 A において、正常モデル部 3 1 は、正常な状態の加工時に取得した測定データを用いて、1 クラスの機械学習により、正常モデルを作成し、作成後は、正常モデルを更新している。また、異常診断部 3 2 は、正常モデル作成後の加工時に測定データを取得しながら、正常モデル部 3 1 で作成した正常モデルに基づいて、当該測定データの異常診断を実施する。また、異常処理部 3 3 は、異常診断部 3 2、再診断部 3 4 で測定データが異常と診断されたときに、異常処理、例えば、警報を発したり、アラームを表示したり、門形加工機 1 0 の工具 T による加工を停止したりする。また、再診断部 3 4 は、異常診断部 3 2 で異常と診断された測定データについて、異常診断部 3 2 とは異なる方法で再診断を実施する。

30

【 0 0 3 2 】

なお、上述した異常検知装置 3 0 A としては、コンピュータなどが使用可能であり、その装置構成としては、入力装置、通信装置、演算装置、記憶装置、出力装置などを有している。例えば、上述した測定データは、入力装置又は通信装置を用いて取得され、取得された測定データは、演算装置で演算処理 (診断及び機械学習) が行われ、正常診断のとき、正常モデルが作成又は更新されて、記憶装置に記憶され、異常診断のときは、出力装置又は通信装置を用いて、上述した異常処理が行われる。また、診断、機械学習及び異常処理のためのプログラムも記憶装置に記憶されている。

40

【 0 0 3 3 】

そして、上述した異常検知装置 3 0 A の正常モデル部 3 1 では、予め、事前処理が行われている。具体的には、予め、門形加工機 1 0 及び工具 T が正常な状態のときに、所定の加工パターンで加工が行われ、その際に測定されて、取得部 4 0 A で取得された測定データを用いて、1 クラスの機械学習により、正常モデルを作成している (第 1 の学習工程)

50

。所定の加工パターンとしては、実際に使用する加工パターンが好ましいが、基本的動作の加工パターンなど、他の任意の加工パターンでも良い。

【 0 0 3 4 】

上述したように、本実施例では、工具 T の異常を検知するために機械学習を適用しているが、異常な状態での測定データの取得は困難な場合が多いため、1 クラス（正常モデル）で診断可能な 1 クラスの機械学習を使用している。機械学習として 1 クラスの機械学習を採用することで、正常な状態の加工時の測定データのみで異常診断が可能となる。

【 0 0 3 5 】

1 クラスの機械学習としては、1 クラスサポートベクターマシン法（以降、1 クラス SVM 法）やインバリアント解析などが適用可能である。ここでは、一例として、カーネル法を導入した 1 クラス SVM 法が使用されている。

10

【 0 0 3 6 】

ここで、カーネル法を導入した 1 クラス SVM 法について説明をする。まず、カーネル κ は特徴空間におけるベクトルデータ同士の内積である。ここでの 1 クラス SVM 法では、一例として、下記式（1）に示すガウスカーネルを用いており、下記式（1）において、 x 、 z は特徴空間におけるベクトルデータであり、 σ はカーネル・パラメータである。

【 0 0 3 7 】

【数 1】

$$\kappa(x, z) = \exp\left(-\frac{\|x - z\|^2}{\sigma^2}\right) \dots (1)$$

20

【 0 0 3 8 】

そして、カーネル法を導入した 1 クラス SVM 法では、下記式（2）に示す評価関数に対して最適な α を求めている。

【 0 0 3 9 】

【数 2】

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j \kappa(x_i, x_j), \text{ subject to } 0 \leq \alpha_i \leq \frac{1}{vl}, \sum_{i=1}^l \alpha_i = 1 \dots (2)$$

30

【 0 0 4 0 】

上記式（2）において、 x_i （ $i = 1, 2, \dots, l$ ）、 x_j （ $j = 1, 2, \dots, l$ ）はトレーニングデータであり、これらのデータを与えることにより、最適な α を求める機械学習（トレーニング）を行う。また、 l はトレーニングデータの数である。また、 v はトレーニングデータを外れ値とみなす割合の上限値（ソフトマージン）であり、 $0 < v \leq 1$ の範囲である。例えば、 $v = 0.1$ に設定すると、最大で全トレーニングデータの 10% が外れ値とみなされる。また、 α_i は、トレーニングデータ x_i と密接に関連しており、 $\alpha_i > 0$ となる x_i をサポートベクトルと呼ぶ。トレーニングによって得られた α_i を用いることにより、下記式（3）中に示す、正常か異常かを正負で識別する識別関数 $g(x)$ を作成することができ、この識別関数 $g(x)$ を用いて、SVM 識別器が完成する。

40

【 0 0 4 1 】

【数 3】

$$f(x) = \text{sgn}\{a\} = \text{sgn}\{g(x)\} = \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^l \alpha_i \kappa(x_i, x) - \sum_{i=1}^l \alpha_i \kappa(x_i, x_{SV})\right\} \dots (3)$$

【 0 0 4 2 】

上記式（3）において、 $\text{sgn}\{\}$ は符号関数であり、識別関数 $g(x)$ による診断値 $a \geq 0$ のとき、即ち、測定データ x がトレーニングデータ x_i と同じクラスに属するとき「+1」を返し、診断値 $a < 0$ のとき、即ち、測定データ x がトレーニングデータ x_i

50

と同じクラスに属さないときに「-1」を返す。また x_{sv} は、 $0 < \alpha_i < 1 / (v_1)$ なる α_i に対応するものである。なお、実際には、 α_i の大半は 0 になるため、識別の際に重要な役割を果たすのは非ゼロの α_i と、それに対応するトレーニングデータ x_i 、つまり、サポートベクトル x_i のみである。

【0043】

以上説明した 1 クラス SVM 法により機械学習を行うと、例えば、図 3 に示すように、1 クラス SVM 法の写像空間（特徴空間）において、正常な測定データ（トレーニングデータ）を写像した正常データ空間を生成することになる。そして、正常データ空間が生成された写像空間の情報が、正常モデルとして、記憶装置に記憶される。なお、図 3 では、図を簡単にするため、2 つのパラメータ（測定データ 1 及び測定データ 2）による 2 次元の写像空間を示している。

10

【0044】

次に、図 1 ~ 図 3 と共に、図 4 に示す処理フローも参照して、本実施例の異常検知方法を説明する。

【0045】

（ステップ S 1）

門形加工機 10 において、ワークの加工を行い、振動センサ 21、切削動力計 22、音センサ 23、主軸モータ 24、送りモータ 25 で測定された測定データ（振動情報 41、切削力情報 42、音情報 43、主軸負荷 44、モータ電流 45、電力値 46）を、取得部 40A で取得する（取得工程）。この時点において、測定データが正常か異常かは不明である。

20

【0046】

（ステップ S 2）

異常診断部 32 は、正常モデル部 31 で作成した正常モデルに基づいて、加工時に測定された測定データについて、1 クラス SVM 法により、正常か異常かを診断する（診断工程）。つまり、加工時に測定された測定データが、トレーニングデータ（正常データ空間）と同じクラスに属するかどうかを診断する。これは、従来のような、各測定データの閾値による診断ではない。

【0047】

（ステップ S 3 → S 4）

加工時に測定された測定データが、トレーニングデータと同じクラスに属する場合、つまり、上記式（3）において、 $f(x) \geq 0$ の場合には、正常と診断し、ステップ S 5 へ進む。

30

【0048】

（ステップ S 5）

正常モデル部 31 は、正常と診断された測定データを正常モデルに逐次反映するため、当該測定データを用いて、1 クラス SVM 法により、正常モデルを更新する（第 1 の学習工程）。このように、追加学習（正常モデルの自動更新）を行いながら運用することで、最適な診断を実現することができ、また、判断モデル（正常モデル）の高度化を行うことができる。

40

【0049】

（ステップ S 3 → S 6）

一方、加工時に測定された測定データが、トレーニングデータと同じクラスに属さない場合、つまり、上記式（3）において、 $f(x) < 0$ の場合には、異常と診断し、ステップ S 7 へ進む。

【0050】

（ステップ S 7）

異常と診断した場合、異常処理部 33 は、門形加工機 10 の工具 T による加工を停止する（処理工程）。この際、異常処理部 33 は、例えば、警報を発したり、アラームを表示したりしても良い。この場合、工具 T 自身に何らかの異常、例えば、工具摩耗、工具折損

50

、チッピング、欠損などの異常が発生していると判断され、工具 T による加工状態の異常も発生していると推測される。

【 0 0 5 1 】

上述したステップ S 1 ~ S 7 は、リアルタイムで行われており、加工時の測定データを監視し、異常と診断した場合には、加工を停止することにより、加工ワークの精度悪化や損傷などをリアルタイムで抑制することができる。このようにして、機械学習を用いたインプロセス処理による工具 T の異常検知が行われている。

【 0 0 5 2 】

(ステップ S 8 → S 9)

異常に緊急性がないときには、ステップ S 7 へ直接進まず、ステップ S 8 及びステップ S 9 へ進む。この場合、再診断部 3 4 は、異常診断部 3 2 で異常と診断された測定データについて、異常診断部 3 2 とは異なる方法で再診断を行う (再診断工程) 。再診断部 3 4 で再び異常と診断された場合には、ステップ S 7 へ進み、加工を停止するなどの異常処理を行う。一方、再診断部 3 4 での再診断により、改めて正常と診断された場合には、ステップ S 5 へ進み、その時の測定データを用いて、1 クラス SVM 法により、正常モデルを更新する。

【 0 0 5 3 】

再診断の方法としては、1 クラス SVM 法とは異なる方法で行う。例えば、インバリエント解析などの他の 1 クラスの機械学習により診断しても良い。また、接触式の加工精度測定器や、カメラやレーザなどによる非接触の加工精度測定器などを用いて、加工面精度の測定数値により診断しても良い。また、カメラなどによる工具形状検査装置などを用いて、工具摩耗の状況を直接診断しても良い。更には、閾値により測定データを診断したり、門形加工機 1 0 に熟練した作業員が診断したりしても良い。

【 0 0 5 4 】

[実施例 2]

図 5 は、本実施例の工作機械の工具の異常検知装置を示す構成図である。また、図 6 は、図 5 に示した工作機械の工具の異常検知装置おけるデータ間の相関関係を説明する図である。

【 0 0 5 5 】

本実施例でも、一例として、実施例 1 で説明した門形加工機 1 0 (図 2 など参照) を、診断対象の工作機械とする。また、本実施例の異常検知装置 3 0 B は、図 5 に示す取得部 4 0 B を除き、実施例 1 で説明した異常検知装置 3 0 A (図 1 など参照) と同等の構成である。そのため、ここでは、門形加工機 1 0 、異常検知装置 3 0 B について、重複する説明は省略する。

【 0 0 5 6 】

門形加工機 1 0 は、実施例 1 で説明したように、振動センサ 2 1 、切削動力計 2 2 、音センサ 2 3 、主軸モータ 2 4 、送りモータ 2 5 を有しており、本実施例でも、それらで測定された測定データ (振動情報 4 1 、切削力情報 4 2 、音情報 4 3 、主軸負荷 4 4 、モータ電流 4 5 、電力値 4 6) を異常検知装置 3 0 B の取得部 4 0 B で取得している。

【 0 0 5 7 】

上述した測定データに加えて、本実施例では、加工条件及び切削情報に係るデータを機械学習、診断のために追加しており、例えば、門形加工機 1 0 に入力されて、その記憶部 2 6 に記憶された加工条件及び切削情報から、主軸回転数 5 1 、送り速度 5 2 、取り代 5 3 、ワーク材質 5 4 、工具種別 5 5 が異常検知装置 3 0 B の取得部 4 0 B で取得されて、機械学習、診断に用いられている。ワーク材質 5 4 としては、例えば、素材などが入力され、工具種別 5 5 としては、例えば、素材、コーティング、周速、刃数などが入力される。

【 0 0 5 8 】

なお、以降、主軸回転数 5 1 、送り速度 5 2 、取り代 5 3 、ワーク材質 5 4 、工具種別 5 5 をまとめて設定データと呼ぶ。また、ここでは、設定データとして、主軸回転数 5 1

10

20

30

40

50

、送り速度 5 2、取り代 5 3、ワーク材質 5 4、工具種別 5 5 を例示しているが、上述した測定データの変化に係る加工条件及び切削情報の設定データであれば、他の設定データを追加しても良い。

【 0 0 5 9 】

そして、本実施例において、異常検知装置 3 0 B の正常モデル部 3 1 は、正常な状態の加工時に取得した測定データと共に上述した設定データを用いて、1 クラスの機械学習により、正常モデルを作成し、作成後は、正常モデルを更新している。

【 0 0 6 0 】

つまり、本実施例においても、上述した異常検知装置 3 0 B の正常モデル部 3 1 では、予め、事前処理が行われており、予め、門形加工機 1 0 及び工具 T が正常な状態のときに、所定の加工パターンで加工が行われ、その際に測定されて、取得部 4 0 B で取得された測定データと、その際に加工条件及び切削情報として設定された設定データとを用いて、1 クラスの機械学習により、正常モデルを作成している。ここでも、所定の加工パターンとしては、実際に使用する加工パターンが好ましく、また、1 クラスの機械学習としては、カーネル法を導入した 1 クラス S V M 法が使用されている。

【 0 0 6 1 】

このように、本実施例では、測定データに加えて、設定データも用いて、機械学習を行っているが、設定データは、測定データに対して、図 6 に示すような相関関係がある。例えば、加工条件の設定データである主軸回転数 5 1、送り速度 5 2、取り代 5 3 が変化すると、その変化に対応して、測定データである振動情報 4 1、切削力情報 4 2、音情報 4 3、主軸負荷 4 4、モータ電流 4 5、電力値 4 6 が変化する。また、切削情報の設定データであるワーク材質 5 4、工具種別 5 5 が変化すると、その変化に対応して、測定データである振動情報 4 1、切削力情報 4 2、音情報 4 3、主軸負荷 4 4 が変化する。

【 0 0 6 2 】

このような相関関係に基づいて、1 クラス S V M 法による機械学習を行うと、本実施例の場合、例えば、図 7 に示すように、設定データの次元を増やした 1 クラス S V M 法の写像空間（特徴空間）において、正常な測定データ及び設定データ（トレーニングデータ）を写像した正常データ空間を生成することになる。そして、正常データ空間が生成された写像空間の情報が、正常モデルとして、記憶装置に記憶される。なお、図 7 では、図を簡単にするため、3 つのパラメータ（測定データ 1、測定データ 2 及び設定データ 1）による 3 次元の写像空間を示している。

【 0 0 6 3 】

機械学習によって、図 7 に示すような正常モデルを作成することにより、加工に係るデータ同士の相関関係を考慮した正常モデルを用いて、診断を実施することが可能になる。つまり、加工条件及び切削情報の設定データと加工時の測定データとの相関関係を考慮して、診断を実施することになる。

【 0 0 6 4 】

従来は、加工条件及び切削情報の設定データを変更すると、変更した設定データに相関する測定データに対し、新たな閾値を設定する必要があった。例えば、送り速度 5 2 の設定が変更されると、主軸負荷 4 4 が変化し、振動情報 4 1 などにも変化することになり、主軸負荷 4 4 や振動情報 4 1 などに対して、新たな閾値を設定する必要があり、また、取り代 5 3、つまり、切込み量の設定が増やされると、主軸負荷 4 4 が増加し、振動情報 4 1 などにも増加することになり、主軸負荷 4 4 や振動情報 4 1 などに対して、新たな閾値を設定する必要があった。

【 0 0 6 5 】

一方、本実施例は、従来のような、各測定データの閾値による診断ではないので、加工条件及び切削情報の設定データが変更されても、上述したように、設定データと測定データとの相関関係を考慮して、診断を実施することができ、変更に応じた適切な診断が可能になり、汎用性が高く、より高度な診断が可能になる。

【 0 0 6 6 】

10

20

30

40

50

本実施例は、実施例 1 とは、上述した違いがあるが、本実施例の異常検知方法については、実施例 1 で説明した処理フロー（図 4 参照）と同じ処理フローが適用可能である。

【0067】

[実施例 3]

図 8 は、本実施例の工作機械の工具の異常検知装置を示す構成図である。また、図 9 は、図 8 に示した工作機械の工具の異常検知装置で診断した結果に基づく予測交換時期を説明する図である。

【0068】

本実施例でも、一例として、実施例 1 で説明した門形加工機 10（図 2 など参照）を、診断対象の工作機械とする。また、本実施例の異常検知装置 30C は、図 8 に示す交換予測部 35 を除き、実施例 1 で説明した異常検知装置 30A（図 1 など参照）と同等の構成である。そのため、ここでは、門形加工機 10、異常検知装置 30C について、重複する説明は省略する。

【0069】

異常検知装置 30C は、実施例 1 で説明したように、正常モデル部 31、異常診断部 32、異常処理部 33、再診断部 34、取得部 40A を有しており、更に、本実施例では、交換予測部 35（予測部）を有している。

【0070】

交換予測部 35 は、複数回の測定データを異常診断部 32 で診断した結果に基づいて、工具 T の交換時期を予測している。具体的には、式（3）中に示した識別関数 $g(x)$ に測定データ x を入力した診断値 a の経時的な変化に基づいて、交換時期を予測している。

【0071】

ここで、診断値 a について、上述した図 3 を参照して説明する。診断値 a は、図 3 に示した写像空間における測定データ x の位置に対応しており、その位置は、診断値 a が正の値から 0 に近づくほど、正常データ空間の内側から正常データ空間の境界線に近づき、診断値 a が 0 のときに、正常データ空間の境界線上となり、診断値 a が負の値のときに、正常データ空間の外側となる。

【0072】

そして、このような診断値 a の経時変化を時間軸に沿ってプロットすると、図 9 に示すように、前回の工具交換時 t_0 から現在 t_1 までの複数の診断値 a について、実線で示すグラフを作成することができる。図 9 において、前回の工具交換時 t_0 から現在 t_1 までの複数の診断値 a は、 $a > 0$ であり、正常領域に含まれているが、時間の経過と共に減少する傾向がある。この傾向を外挿法で延長すると、破線で示すグラフを作成ことができ、時間 t_2 の時点で診断値 a が 0 となることが予測できる。なお、ここでは、予測を外挿法で行っているが、他の好適な方法で行っても良い。

【0073】

このように、診断値 a の経時変化に基づいて、診断値 a が正常領域から逸脱する時期、つまり、診断値 a が正の値から 0 になる時点を、工具 T の交換時期として予測することができる。ここでは、時間 t_2 が工具 T の予測交換時期と予測されるので、この時間 t_2 より前に、工具 T を交換すれば良い。これにより、工具交換の遅れ（工具の摩耗劣化）による加工精度の悪化を未然に防ぐと共に、必要以上に早い時期での工具交換を抑制することができ、最適な工具管理が可能になる。

【0074】

本実施例は、実施例 1 とは、上述した違いがあるが、本実施例の異常検知方法については、実施例 1 で説明した処理フロー（図 4 参照）と同じ処理フローが適用可能であり、交換予測部 35 による交換時期の予測は、上述したステップ S2 での診断の際に行えば良い。

【0075】

また、本実施例で示した交換予測部 35 を、実施例 2 で示した異常検知装置 30B（図 5 など参照）に設けても良く、その場合、測定データに加えて、設定データも用いて、機

10

20

30

40

50

械学習を行って、工具 T の交換時期の予測を行うことが可能である。

【 0 0 7 6 】

[実施例 4]

図 1 0 は、本実施例の工作機械の工具の異常検知装置を示す構成図である。また、図 1 1 は、図 1 0 に示した工作機械の工具の異常検知装置で実施する異常検知方法の処理フローを説明する図であり、図 1 2 は、多クラス機械学習による複数の異常データ空間を説明する図である。

【 0 0 7 7 】

本実施例でも、一例として、実施例 1 で説明した門形加工機 1 0 (図 2 など参照) を、診断対象の工作機械とする。また、本実施例の異常検知装置 3 0 D は、図 1 0 に示す診断モデル部 3 6 及び異常分類部 3 7 を除き、実施例 1 で説明した異常検知装置 3 0 A (図 1 など参照) と同等の構成である。そのため、ここでは、門形加工機 1 0 、異常検知装置 3 0 D について、重複する説明は省略する。

10

【 0 0 7 8 】

異常検知装置 3 0 D は、実施例 1 で説明したように、正常モデル部 3 1 、異常診断部 3 2 、異常処理部 3 3 、再診断部 3 4 、取得部 4 0 A を有しており、更に、本実施例では、診断モデル部 3 6 (第 2 の学習部) 、異常分類部 3 7 (分類部) を有している。

【 0 0 7 9 】

診断モデル部 3 6 は、異常診断部 3 2 で異常と診断して蓄積した複数の測定データを用いて、多クラスの機械学習により、診断モデルを作成し、作成後は、診断モデルを更新している。また、異常分類部 3 7 は、診断モデル作成後の加工時に測定データを取得しながら、診断モデル部 3 6 で作成した診断モデルに基づいて、当該測定データの状態を分類することにより、工具 T の異常状態の分類を実施している。

20

【 0 0 8 0 】

本実施例では、工具 T の異常状態を分類するため、多クラスの機械学習を適用している。ここでは、異常診断部 3 2 で異常と診断して蓄積した複数の測定データを用いているので、多クラスの機械学習が適用可能である。多クラスの機械学習としては、多クラス SVM 法、決定木、ランダムフォレスト、ニューラルネットワークなどが適用可能である。

【 0 0 8 1 】

上述した 1 クラス SVM 法に加えて、多クラスの機械学習、例えば、多クラス SVM 法を併用して、機械学習を行うと、本実施例の場合、図 3 に示した写像空間 (特徴空間) における正常データ空間に加えて、それ以外の空間 (異常データ空間) について、例えば、図 1 2 に示すような複数の異常データ空間 1 ~ 4 を作成することができる。図 1 2 に示す異常データ空間 1 ~ 4 は、異常と診断された測定データ (トレーニングデータ) を写像したものであり、各々相違する異常原因が対応することになる。そして、異常データ空間 1 ~ 4 も生成された写像空間の情報が、診断モデルとして、記憶装置に記憶される。なお、図 1 2 でも、図を簡単にするため、2つのパラメータ (測定データ 1 及び測定データ 2) による 2 次元の写像空間を示している。

30

【 0 0 8 2 】

このように、機械学習によって、図 1 2 に示すような診断モデルを作成することにより、当該診断モデルを用いて、測定データの状態を分類して、工具 T の異常状態の分類を実施することができる。

40

【 0 0 8 3 】

次に、図 1 0 と共に、図 1 1 に示す処理フローも参照して、本実施例の異常検知方法を説明する。なお、ステップ S 1 ~ S 9 については、実施例 1 で説明した処理フロー (図 4 参照) と同等であるので、ここでは、重複する説明は省略する。

【 0 0 8 4 】

(ステップ S 1 0)

ステップ S 1 ~ S 6 を経て、加工時に測定された測定データが異常と診断された場合、当該測定データを記憶装置に蓄積し、蓄積した複数の測定データを用いて、診断モデル部

50

36は、多クラス機械学習により、診断モデルを作成する。診断モデルが作成されていれば、新たに測定されて、異常と診断された測定データを用いて、その都度、多クラス機械学習により、診断モデルを更新する（第2の学習工程）。

【0085】

（ステップS11）

診断モデル部36において、診断モデルが作成されていれば、以降は、加工時に測定された測定データは、異常分類部37でも診断が行われ、診断モデル部36で作成した診断モデルに基づいて、多クラス機械学習により、その状態が分類されて、工具Tの異常状態の分類が行われる（分類工程）。

【0086】

（ステップS12→S13）

加工時に測定された測定データが、正常データ空間に属する場合には、正常と診断し、上述したステップS5へ進む。

【0087】

（ステップS12→S14-1～4）

一方、加工時に測定された測定データが、正常データ空間に属しない場合には、異常と診断するが、更に、異常データ空間1～4か、又は、それら以外の異常データ空間に属するかどうか診断することができ、異常データ空間1～4に属する場合には、属する空間に応じて、異常1～4に分類することができる。

【0088】

例えば、異常データ空間1に属する場合は異常1であり、その原因は工具摩耗であり、異常データ空間2に属する場合は異常2であり、その原因は工具折損であり、異常データ空間3に属する場合は異常3であり、その原因はチップングであり、異常データ空間4に属する場合は異常4であり、その原因は欠損であるなどのように、工具Tの異常の原因に応じて、異常を分類することができる。なお、本実施例では、異常1～4に対応して異常データ空間1～4を例示しているが、これらの数は分類される数に応じて増減する。

【0089】

異常1～4のいずれかに診断された場合、異常処理部33は、異常1～4に応じて、門形加工機10の工具Tによる加工を停止したり、警報を発したり、アラームを表示したりすれば良い。

【0090】

このように、本実施例では、工具Tの正常/異常の診断に加え、多クラスの機械学習を併用することで、工具Tの異常状態の分類（異常原因）の推定が可能になる。

【0091】

なお、本実施例で示した診断モデル部36、異常分類部37を、実施例2で示した異常検知装置30B（図5など参照）に設けても良く、その場合、測定データに加えて、設定データも用いて、機械学習を行って、工具Tの異常状態の分類を行うことが可能である。

【0092】

また、本実施例で示した診断モデル部36、異常分類部37を、実施例3で示した異常検知装置30C（図8など参照）に設けても良く、その場合、工具Tの異常状態の分類と共に、工具Tの交換時期の予測を行うことが可能である。

【0093】

更には、本実施例で示した診断モデル部36、異常分類部37に加えて、実施例3で示した交換予測部35を、実施例2で示した異常検知装置30B（図5など参照）に設けても良い。

【産業上の利用可能性】

【0094】

本発明は、マシニングセンタ、大型マシニングセンタ、歯車機械、研削機械などの工作機械の工具の異常検知に好適なものである。

【符号の説明】

10

20

30

40

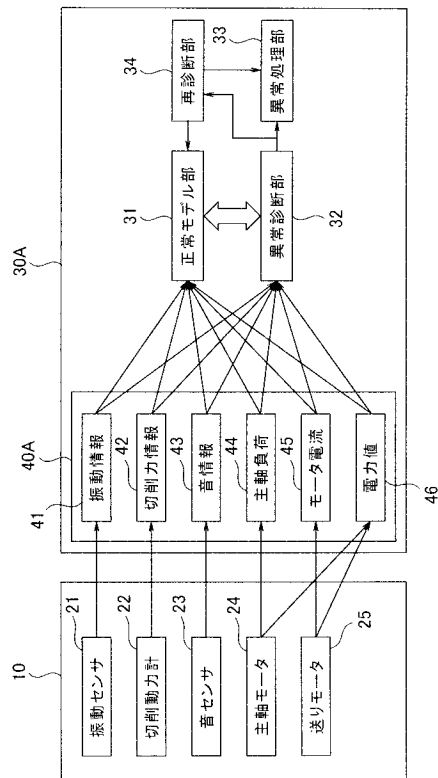
50

【 0 0 9 5 】

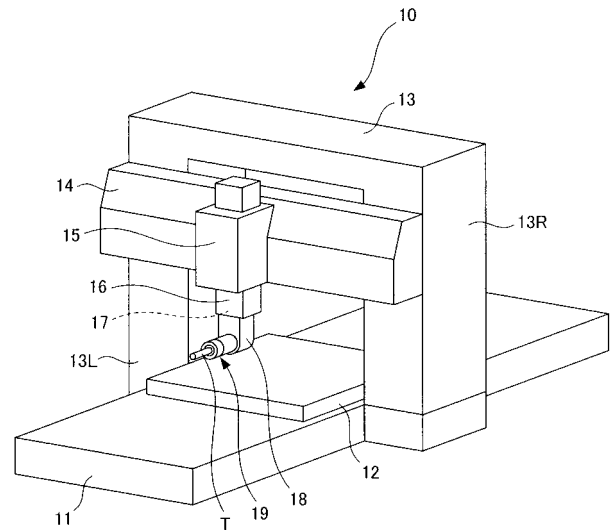
- 1 0 門形加工機
- 2 1 振動センサ
- 2 2 切削動力計
- 2 3 音センサ
- 2 4 主軸モータ
- 2 5 送りモータ
- 2 6 記憶部
- 3 0 A、3 0 B、3 0 C、3 0 D 異常検知装置
- 3 1 正常モデル部
- 3 2 異常診断部
- 3 3 異常処理部
- 3 4 再診断部
- 3 5 交換予測部
- 3 6 診断モデル部
- 3 7 異常分類部
- 4 0 A、4 0 B 取得部

10

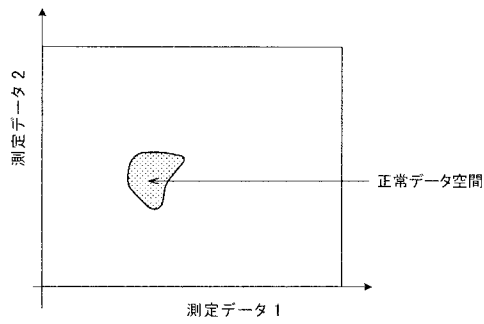
【 図 1 】



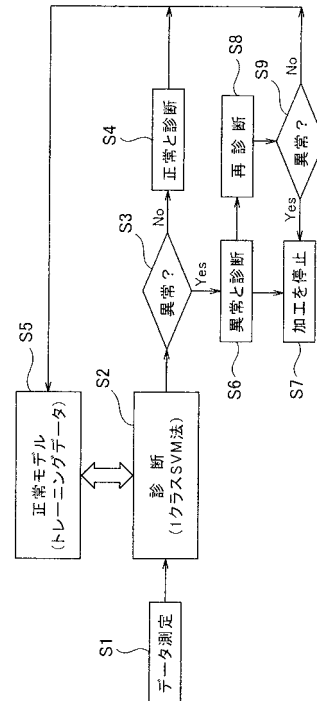
【 図 2 】



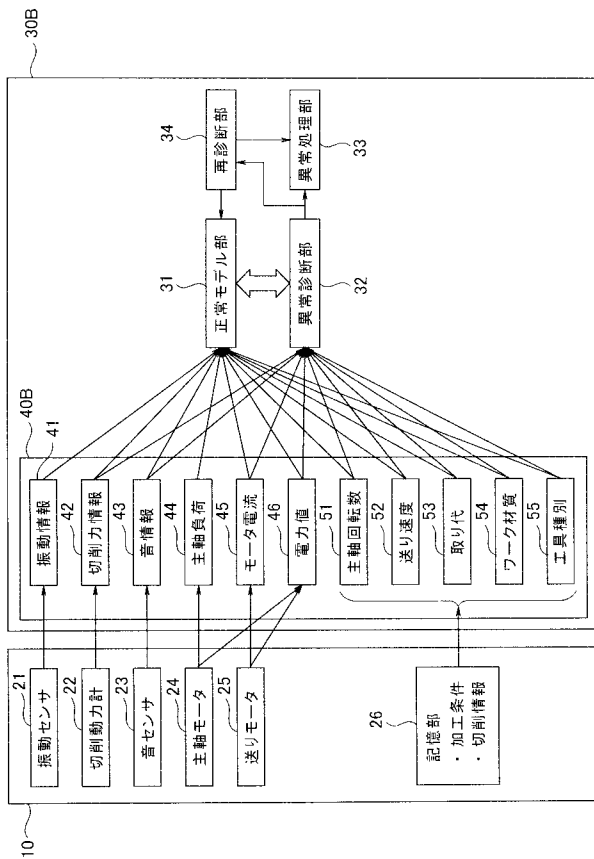
【図 3】



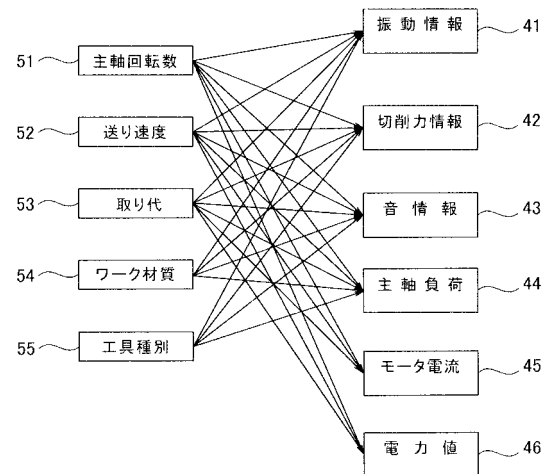
【図 4】



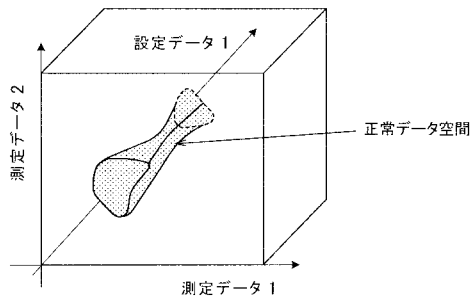
【図 5】



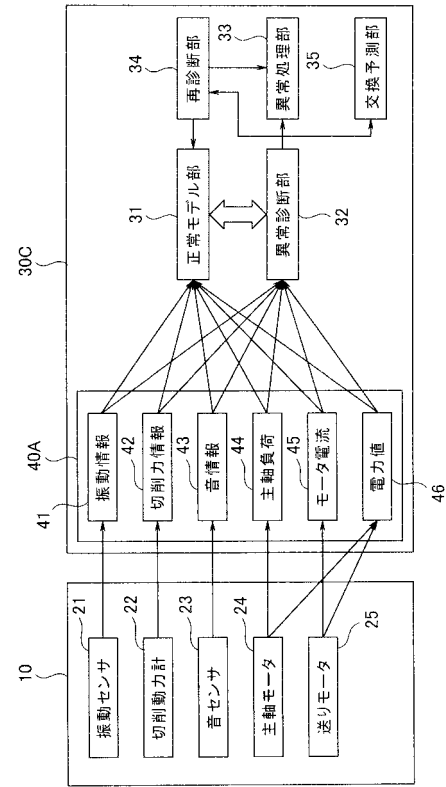
【図 6】



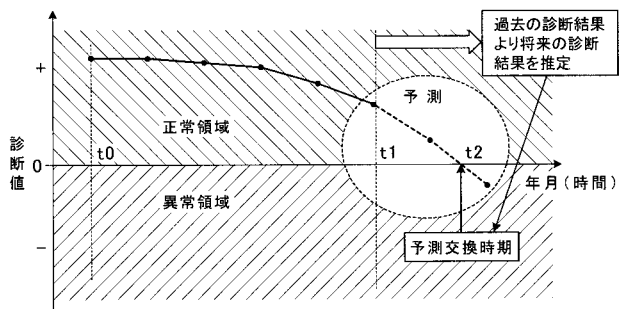
【図 7】



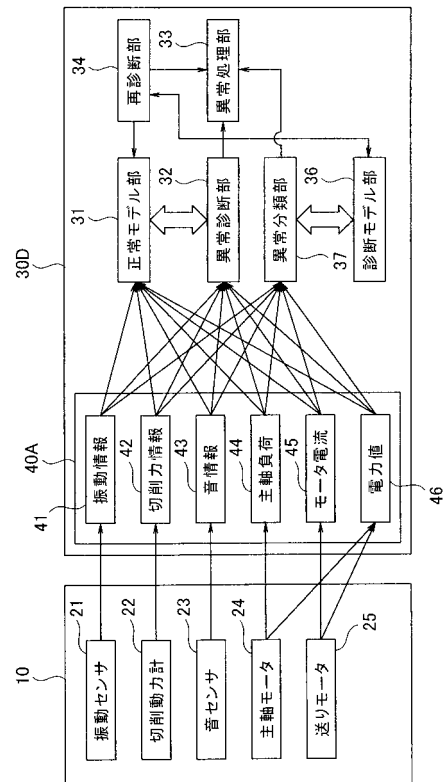
【図 8】



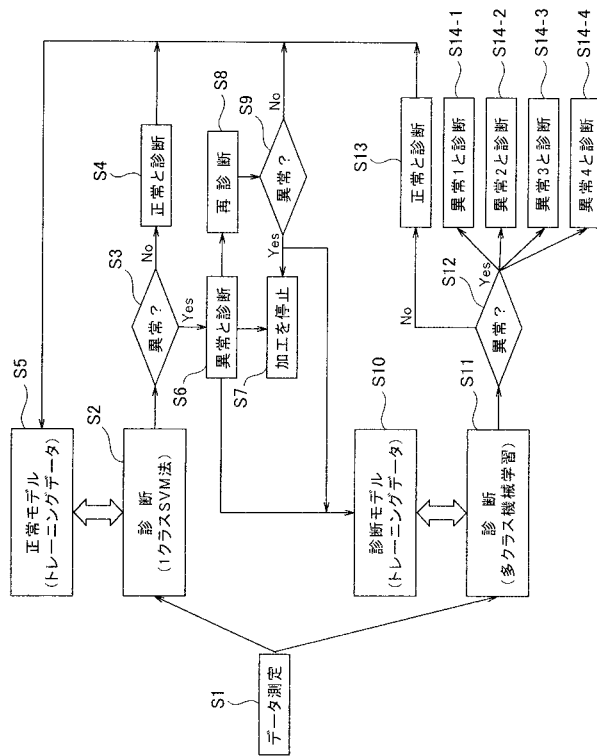
【図 9】



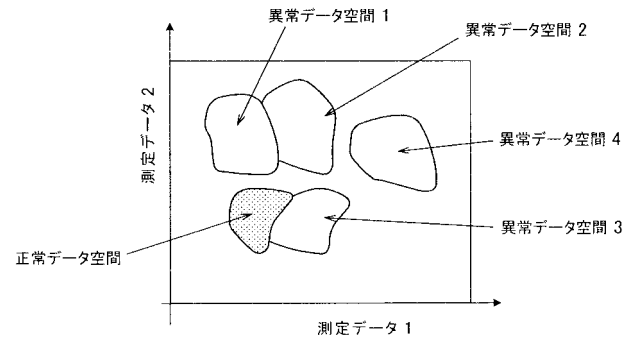
【図 10】



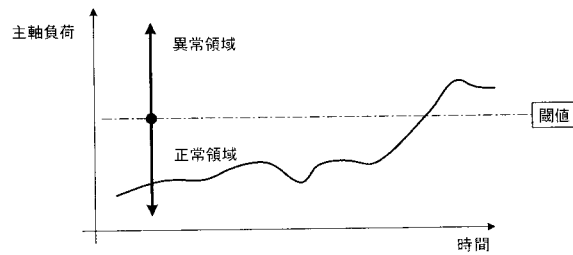
【図 1 1】



【図 1 2】



【図 1 3】



フロントページの続き

(72)発明者 山本 英明

滋賀県栗東市六地藏 1 3 0 番地 三菱重工工作機械株式会社内

Fターム(参考) 3C029 CC02

3C223 AA12 BA01 CC01 DD01 EB02 EB03 FF05 FF22 FF26 FF45

FF46