

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号

特許第7349124号  
(P7349124)

(45)発行日 令和5年9月22日(2023.9.22)

(24)登録日 令和5年9月13日(2023.9.13)

(51)Int. Cl. F I  
*F 0 2 D 45/00 (2006.01)* F 0 2 D 45/00 3 6 8 Z  
 F 0 2 D 45/00 3 7 0

請求項の数 20 (全 16 頁)

<p>(21)出願番号 特願2019-64106(P2019-64106)                  (22)出願日 平成31年3月28日(2019.3.28)                  (65)公開番号 特開2020-165330(P2020-165330A)                  (43)公開日 令和2年10月8日(2020.10.8)                  審査請求日 令和4年2月7日(2022.2.7)</p>	<p>(73)特許権者 501204525                  国立研究開発法人 海上・港湾・航空技術研究所                  東京都三鷹市新川6丁目38番1号                  (74)代理人 110001210                  弁理士法人Y K I 国際特許事務所                  (72)発明者 ボンダレンコ オレクシー                  東京都三鷹市新川6丁目38番1号 国立研究開発法人 海上・港湾・航空技術研究所内                  (72)発明者 福田 哲吾                  東京都三鷹市新川6丁目38番1号 国立研究開発法人 海上・港湾・航空技術研究所内</p>
---	---

最終頁に続く

(54)【発明の名称】原動機の状態判断方法及び状態判断プログラム

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

原動機の作動状態を示す音、振動、圧力変動の少なくとも1つの学習用データを取得し、取得した前記学習用データの周波数解析を行い、前記周波数解析の結果に対して特異値分解(SVD)を行い、さらに前記特異値分解(SVD)により抽出された特徴空間を入力データとして前記原動機の作動状態を出力とする機械学習を行い、前記機械学習の結果に基づいて前記原動機の作動状態の判断情報を導出して入力データをクラスタ化する判断予測手段を構築し、前記原動機の前記作動状態を示す判断対象データを取得し、取得した前記判断対象データの前記周波数解析を行い、前記周波数解析の結果に対して前記特異値分解(SVD)を行い、さらに前記特異値分解(SVD)により抽出された特徴量を前記入力データとして前記判断予測手段に入力し、前記原動機の前記判断対象データに対する前記判断情報を導出することを特徴とする原動機の状態判断方法。

10

【請求項2】

前記周波数解析として、ウェーブレット変換を用いた解析を行うことを特徴とする請求項1に記載の原動機の状態判断方法。

【請求項3】

前記機械学習として、前記特異値分解(SVD)により抽出された特徴空間に対して、教師あり学習を用いてパターン認識を行うサポートベクターマシン(SVM)を用いた学習を行うことを特徴とする請求項1又は請求項2に記載の原動機の状態判断方法。

【請求項4】

20

前記特異値分解 (SVD) により抽出された特徴空間に対して、ファジィ・シー・ミー  
ンズ(Fuzzy Means)法を用いてクラスタへの帰属度を求めて、前記サポート  
ベクターマシン (SVM)へ適用することを特徴とする請求項 3 に記載の原動機の状態判  
断方法。

【請求項 5】

前記機械学習として、前記特異値分解 (SVD) により抽出された特徴空間に対して、  
教師なし学習である自己組織化写像 (SOM) を用いることを特徴とする請求項 1 又は請  
求項 2 に記載の原動機の状態判断方法。

【請求項 6】

前記作動状態の前記判断情報に基づいて、さらに前記原動機の作動を制御することを特  
徴とする請求項 1 から請求項 5 のいずれか 1 項に記載の原動機の状態判断方法。 10

【請求項 7】

前記原動機は、内燃機関及び/又は内燃機関に付随した可動部であることを特徴とする  
請求項 1 から請求項 6 のいずれか 1 項に記載の原動機の状態判断方法。

【請求項 8】

前記作動状態の前記判断情報として、前記内燃機関のノッキング状態の判断情報を導出  
することを特徴とする請求項 7 に記載の原動機の状態判断方法。

【請求項 9】

前記ノッキング状態の前記判断情報として、ノッキング指標を導出することを特徴とす  
る請求項 8 に記載の原動機の状態判断方法。 20

【請求項 10】

前記ノッキング状態の前記判断情報に基づいて、前記内燃機関の前記ノッキング状態を  
解消する制御を行うことを特徴とする請求項 8 又は請求項 9 に記載の原動機の状態判断方  
法。

【請求項 11】

コンピュータに、  
原動機の作動状態を示す音、振動、圧力変動の少なくとも 1 つの学習用データを取得さ  
せる学習用データ取得ステップと、  
取得した前記学習用データの周波数解析を行う周波数解析ステップと、  
前記周波数解析の結果に対して特異値分解 (SVD) を行う特異値分解ステップと、 30  
前記特異値分解 (SVD) により抽出された特徴空間を入力データとして前記原動機の  
作動状態を出力とする機械学習を行う機械学習ステップと、  
前記機械学習の結果に基づいて前記原動機の作動状態の判断情報を導出して入力データ  
をクラスタ化する判断予測手段を構築する構築ステップと、  
前記原動機の前記作動状態を示す判断対象データを取得し、取得した前記判断対象デー  
タの前記周波数解析を行い、前記周波数解析の結果に対して前記特異値分解 (SVD) を  
を行い、さらに前記特異値分解 (SVD) により抽出された特徴量を前記入力データとして  
前記判断予測手段に入力し、前記原動機の前記判断対象データに対する前記判断情報を出  
力する出力ステップを実行させることを特徴とする原動機の状態判断プログラム。

【請求項 12】 40

前記周波数解析ステップにおける前記周波数解析として、ウェーブレット変換を用いた  
解析を行うことを特徴とする請求項 11 に記載の原動機の状態判断プログラム。

【請求項 13】

前記機械学習ステップにおける前記機械学習として、前記特異値分解ステップの前記特  
異値分解 (SVD) により抽出された特徴空間に対して、教師あり学習を用いてパターン  
認識を行うサポートベクターマシン (SVM)を用いた学習を行なうことを特徴とする請  
求項 11 又は請求項 12 に記載の原動機の状態判断プログラム。

【請求項 14】

前記特異値分解ステップにおいて、前記特異値分解 (SVD) により抽出された特徴空  
間に対して、ファジィ・シー・ミーンス(Fuzzy Means)法を用いて、前記サ 50

ポートベクターマシン (SVM)へ適用するためのクラスタへの帰属度を求めることを特徴とする請求項 13 に記載の原動機の状態判断プログラム。

【請求項 15】

前記機械学習ステップにおける前記機械学習として、前記特異値分解 (SVD) により抽出された特徴空間に対して、教師なし学習である自己組織化写像 (SOM) を用いた学習を行なうことを特徴とする請求項 11 又は請求項 12 に記載の原動機の状態判断プログラム。

【請求項 16】

前記出力ステップにおける前記作動状態の前記判断情報に基づいて、前記原動機の作動を制御する作動制御ステップをさらに備えたことを特徴とする請求項 11 から請求項 15 のいずれか 1 項に記載の原動機の状態判断プログラム。

10

【請求項 17】

前記原動機は、内燃機関及び/又は内燃機関に付随した可動部であることを特徴とする請求項 11 から請求項 16 のいずれか 1 項に記載の原動機の状態判断プログラム。

【請求項 18】

前記出力ステップにおいて、前記作動状態の前記判断情報として、前記内燃機関のロッキング状態の判断情報を出力することを特徴とする請求項 17 に記載の原動機の状態判断プログラム。

【請求項 19】

前記出力ステップにおいて、前記ロッキング状態の前記判断情報としてロッキング指標を導出して出力することを特徴とする請求項 18 に記載の原動機の状態判断プログラム。

20

【請求項 20】

前記出力ステップにおける前記ロッキング状態の前記判断情報に基づいて、前記作動制御ステップで前記内燃機関及び/又は前記内燃機関に付随した可動部の作動を制御することを特徴とする請求項 16 を引用する請求項 17 をさらに引用する請求項 18 又は請求項 19 に記載の原動機の状態判断プログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、原動機の状態判断方法及び状態判断プログラムに関する。

30

【背景技術】

【0002】

ガスエンジン等の内燃機関では熱効率を向上させるためにロッキング発生に近い状態で運転されることが多い。図 14 は、横軸を燃料空気比とし、縦軸を燃焼室内の平均有効圧力として、ロッキングが発生する状態、安定燃焼する状態及び失火する状態を示した状態図である。図 14 において安定燃焼領域からロッキング発生領域へ入った境界領域付近では、燃焼室内における自然発火に伴って図 15 に示すように圧力振動が生ずるおそれがある。このような圧力振動は、内燃機関の損傷の可能性を生じさせる。

【0003】

そこで、内燃機関の燃焼室において生ずるロッキングを解析する技術が開示されている。例えば、燃焼エンジンの燃焼チャンバ内又は付近に配置されたノックセンサによって感知されたノイズ信号を事前調整して事前調整ノイズ信号を生成し、当該事前調整ノイズ信号に対してウェーブレット処理等を施して燃焼エンジンの燃焼チャンバにおけるピーク燃焼圧力の位置又は時間を判断する技術が開示されている (特許文献 1)。

40

【0004】

また、原信号に対して離散ウェーブレット変換を施し、2つのレベルのウェーブレット係数を算出して、当該ウェーブレット係数に基づいてノイズ除去の必要性を特定すると共に、ノイズ除去の必要がある場合に当該ウェーブレット係数のレベルを抑制し、抑制後のウェーブレット係数に基づいてロッキングの発生の有無を判定する技術が開示されている (特許文献 2)。

## 【 0 0 0 5 】

また、エンジンのシリンダブロックの振動を検知するノックセンサにより検知された信号をクランク軸角度に対応させて記憶させると共に、当該信号を短い時間間隔に分割して当該時間間隔毎に周波数解析（FFT）した結果に基づいてノッキングの発生の有無を判定する技術が開示されている（特許文献3）。

## 【 0 0 0 6 】

また、ノックセンサから出力される信号を周波数分析すると共に、1 燃焼サイクル中に燃料が噴射される燃料噴射回数と周波数成分の補正量との対応付けに基づいてノッキングの発生の有無を判定する技術が開示されている（特許文献4）。

## 【 先行技術文献 】

## 【 特許文献 】

## 【 0 0 0 7 】

【 特許文献 1 】 特開 2 0 1 6 - 1 6 9 7 3 5 号公報

【 特許文献 2 】 特開 2 0 1 1 - 1 8 6 7 号公報

【 特許文献 3 】 特開 2 0 0 5 - 1 8 8 2 9 7 号公報

【 特許文献 4 】 国際公開第 W O 2 0 1 6 / 1 2 5 6 8 7 号パンフレット

## 【 発明の概要 】

## 【 発明が解決しようとする課題 】

## 【 0 0 0 8 】

しかしながら、従来技術では、内燃機関を含む原動機においてノッキング等の異常を早期かつ適切に検知する技術としては不十分であった。したがって、ノッキング等の異常を軽度のうちに検知してアラームを出したり、アラームに応じて対処を行ったりすることが困難であった。

## 【 0 0 0 9 】

本発明は、内燃機関を含む原動機においてノッキング等の異常を早期かつ適切に検知することを可能にする状態判断方法及び状態判断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 1 0 】

本発明の請求項 1 に係る原動機の状態判断方法は、原動機の作動状態を示す音、振動、圧力変動の少なくとも 1 つの学習用データを取得し、取得した前記学習用データの周波数解析を行い、前記周波数解析の結果に対して特異値分解（SVD）を行い、さらに前記特異値分解（SVD）により抽出された特徴空間を入力データとして前記原動機の作動状態を出力とする機械学習を行い、前記機械学習の結果に基づいて前記原動機の作動状態の判断情報を導出して入力データをクラスタ化する判断予測手段を構築し、前記原動機の前記作動状態を示す判断対象データを取得し、取得した前記判断対象データの前記周波数解析を行い、前記周波数解析の結果に対して前記特異値分解（SVD）を行い、さらに前記特異値分解（SVD）により抽出された特徴量を前記入力データとして前記判断予測手段に入力し、前記原動機の前記判断対象データに対する前記判断情報を導出することを特徴とする。

## 【 0 0 1 1 】

ここで、前記周波数解析として、ウェーブレット変換を用いた解析を行うことが好適である。

## 【 0 0 1 2 】

また、前記機械学習として、前記特異値分解（SVD）により抽出された特徴空間に対して、教師あり学習を用いてパターン認識を行うサポートベクターマシン（SVM）を用いた学習を行うことが好適である。

## 【 0 0 1 3 】

また、前記特異値分解（SVD）により抽出された特徴空間に対して、ファジィ・シー・ミーンズ（Fuzzy C Means）法を用いてクラスタへの帰属度を求めて、前記サポートベクターマシン（SVM）へ適用することが好適である。

## 【0014】

また、前記機械学習として、前記特異値分解（SVD）により抽出された特徴空間に対して、教師なし学習である自己組織化写像（SOM）を用いることが好適である。

## 【0015】

また、前記作動状態の前記判断情報に基づいて、さらに前記原動機の前記作動を制御することが好適である。

## 【0016】

また、前記原動機は、内燃機関及び/又は内燃機関に付随した可動部であることが好適である。

## 【0017】

また、前記作動状態の前記判断情報として、前記内燃機関のロック状態の判断情報を導出することが好適である。

## 【0018】

また、前記ロック状態の前記判断情報として、ロック指標を導出することが好適である。

## 【0019】

また、前記ロック状態の前記判断情報に基づいて、前記内燃機関の前記ロック状態を解消する制御を行うことが好適である。

## 【0020】

本発明の請求項11に係る原動機の状態判断プログラムは、コンピュータに、原動機の作動状態を示す音、振動、圧力変動の少なくとも1つの学習用データを取得させる学習用データ取得ステップと、取得した前記学習用データの周波数解析を行う周波数解析ステップと、前記周波数解析の結果に対して特異値分解（SVD）を行う特異値分解ステップと、前記特異値分解（SVD）により抽出された特徴空間を入力データとして前記原動機の作動状態を出力とする機械学習を行う機械学習ステップと、前記機械学習の結果に基づいて前記原動機の作動状態の判断情報を導出して入力データをクラスタ化する判断予測手段を構築する構築ステップと、前記原動機の前記作動状態を示す判断対象データを取得し、取得した前記判断対象データの前記周波数解析を行い、前記周波数解析の結果に対して前記特異値分解（SVD）を行い、さらに前記特異値分解（SVD）により抽出された特徴量を前記入力データとして前記判断予測手段に入力し、前記原動機の前記判断対象データに対する前記判断情報を出力する出力ステップを実行させることを特徴とする。

## 【0021】

ここで、前記周波数解析ステップにおける前記周波数解析として、ウェーブレット変換を用いた解析を行うことが好適である。

## 【0022】

また、前記機械学習ステップにおける前記機械学習として、前記特異値分解ステップの前記特異値分解（SVD）により抽出された特徴空間に対して、教師あり学習を用いてパターン認識を行うサポートベクターマシン（SVM）を用いた学習を行なうことが好適である。

## 【0023】

また、前記特異値分解ステップにおいて、前記特異値分解（SVD）により抽出された特徴空間に対して、ファジィ・シー・ミーンズ（Fuzzy Means）法を用いて、前記サポートベクターマシン（SVM）へ適用するためのクラスタへの帰属度を求めることが好適である。

## 【0024】

また、前記機械学習ステップにおける前記機械学習として、前記特異値分解（SVD）により抽出された特徴空間に対して、教師なし学習である自己組織化写像（SOM）を用いた学習を行なうことが好適である。

## 【0025】

また、前記出力ステップにおける前記作動状態の前記判断情報に基づいて、前記原動機

10

20

30

40

50

の前記作動を制御する作動制御ステップをさらに備えたことが好適である。

【0026】

また、前記原動機は、内燃機関及び/又は内燃機関に付随した可動部であることが好適である。

【0027】

また、前記出力ステップにおいて、前記作動状態の前記判断情報として、前記内燃機関のロッキング状態の判断情報を出力することが好適である。

【0028】

また、前記出力ステップにおいて、前記ロッキング状態の前記判断情報としてロッキング指標を導出して出力することが好適である。

【0029】

また、前記出力ステップにおける前記ロッキング状態の前記判断情報に基づいて、前記作動制御ステップで前記内燃機関及び/又は前記内燃機関に付随した可動部の前記作動を制御することが好適である。

【発明の効果】

【0030】

本発明の請求項1に係る状態判断方法によれば、原動機の作動状態を示す音、振動、圧力変動の少なくとも1つの学習用データを取得し、取得した前記学習用データの周波数解析を行い、前記周波数解析の結果に対して特異値分解(SVD)を行い、さらに前記特異値分解(SVD)により抽出された特徴空間を入力データとして前記原動機の作動状態を出力とする機械学習を行い、前記機械学習の結果に基づいて前記原動機の作動状態の判断情報を導出して入力データをクラスタ化する判断予測手段を構築し、前記原動機の前記作動状態を示す判断対象データを取得し、取得した前記判断対象データの前記周波数解析を行い、前記周波数解析の結果に対して前記特異値分解(SVD)を行い、さらに前記特異値分解(SVD)により抽出された特徴量を前記入力データとして前記判断予測手段に入力し、前記原動機の前記判断対象データに対する前記判断情報を導出することによって、原動機の作動状態を適切に判断することができる。

【0031】

ここで、前記周波数解析として、ウェーブレット変換を用いた解析を行うことによって、原動機の作動状態に関する機械学習を適切に行うことができる。

【0032】

また、前記機械学習として、前記特異値分解(SVD)により抽出された特徴空間に対して、教師あり学習を用いてパターン認識を行うサポートベクターマシン(SVM)を用いた学習を行うことによって、原動機の作動状態を複数のクラスタに分類するための機械学習を適切に行うことができる。

【0033】

また、前記特異値分解(SVD)により抽出された特徴空間に対して、ファジィ・シー・ミーンズ(Fuzzy C Means)法を用いてクラスタへの帰属度を求めて、前記サポートベクターマシン(SVM)へ適用することによって、原動機の作動状態を複数のクラスタに分類するための教師付き機械学習を適切に行うことができる。

【0034】

また、前記機械学習として、前記特異値分解(SVD)により抽出された特徴空間に対して、教師なし学習である自己組織化写像(SOM)を用いることによって、原動機の作動状態を複数のクラスタに分類するための機械学習を適切に行うことができる。

【0035】

また、前記作動状態の前記判断情報に基づいて、さらに前記原動機の前記作動を制御することによって、原動機の作動状態を適切に判断した判断結果に基づいて原動機を適切に制御することができる。

【0036】

また、前記原動機は、内燃機関及び/又は内燃機関に付随した可動部であることによ

10

20

30

40

50

て、内燃機関及び／又は内燃機関に付随した可動部の作動状態を適切に判断した判断結果に基づいて内燃機関及び／又は内燃機関に付随した可動部を適切に制御することができる。

【 0 0 3 7 】

また、前記作動状態の前記判断情報として、前記内燃機関のロック状態の判断情報を導出することによって、内燃機関のロック状態を適切に判断することができる。

【 0 0 3 8 】

また、前記ロック状態の前記判断情報として、ロック指標を導出することによって、内燃機関のロック状態を示す判断結果をロック指標として得ることができる。

【 0 0 3 9 】

また、前記ロック状態の前記判断情報に基づいて、前記内燃機関の前記ロック状態を解消する制御を行うことによって、内燃機関のロック状態を適切に判断した判断結果に基づいて内燃機関を適切に制御することができる。

【 0 0 4 0 】

本発明の請求項 1 1 に係る原動機の状態判断プログラムによれば、コンピュータに、原動機の作動状態を示す音、振動、圧力変動の少なくとも 1 つの学習用データを取得させる学習用データ取得ステップと、取得した前記学習用データの周波数解析を行う周波数解析ステップと、前記周波数解析の結果に対して特異値分解 (SVD) を行う特異値分解ステップと、前記特異値分解 (SVD) により抽出された特徴空間を入力データとして前記原動機の作動状態を出力とする機械学習を行う機械学習ステップと、前記機械学習の結果に基づいて前記原動機の作動状態の判断情報を導出して入力データをクラスタ化する判断予測手段を構築する構築ステップと、前記原動機の前記作動状態を示す判断対象データを取得し、取得した前記判断対象データの前記周波数解析を行い、前記周波数解析の結果に対して前記特異値分解 (SVD) を行い、さらに前記特異値分解 (SVD) により抽出された特徴量を前記入力データとして前記判断予測手段に入力し、前記原動機の前記判断対象データに対する前記判断情報を出力する出力ステップを実行させることによって、原動機の作動状態を適切に判断することができる。

【 0 0 4 1 】

ここで、前記周波数解析ステップにおける前記周波数解析として、ウェーブレット変換を用いた解析を行うことによって、原動機の作動状態に関する機械学習を適切に行うことができる。

【 0 0 4 2 】

また、前記機械学習ステップにおける前記機械学習として、前記特異値分解ステップの前記特異値分解 (SVD) により抽出された特徴空間に対して、教師あり学習を用いてパターン認識を行うサポートベクターマシン (SVM) を用いた学習を行なうことによって、原動機の作動状態を複数のクラスタに分類するための機械学習を適切に行うことができる。

【 0 0 4 3 】

また、前記特異値分解ステップにおいて、前記特異値分解 (SVD) により抽出された特徴空間に対して、ファジイ・シー・ミーンズ (Fuzzy C Means) 法を用いて、前記サポートベクターマシン (SVM) へ適用するためのクラスタへの帰属度を求めることによって、原動機の作動状態を複数のクラスタに分類するための教師付き機械学習を適切に行うことができる。

【 0 0 4 4 】

また、前記機械学習ステップにおける前記機械学習として、前記特異値分解 (SVD) により抽出された特徴空間に対して、教師なし学習である自己組織化写像 (SOM) を用いた学習を行なうことによって、原動機の作動状態を複数のクラスタに分類するための機械学習を適切に行うことができる。

【 0 0 4 5 】

10

20

30

40

50

また、前記出力ステップにおける前記作動状態の前記判断情報に基づいて、前記原動機の前記作動を制御する作動制御ステップをさらに備えたことによって、原動機の作動状態を適切に判断した判断結果に基づいて原動機を適切に制御することができる。

【0046】

また、前記原動機は、内燃機関及び／又は内燃機関に付随した可動部であることによって、内燃機関及び／又は内燃機関に付随した可動部の作動状態を適切に判断した判断結果に基づいて内燃機関及び／又は内燃機関に付随した可動部を適切に制御することができる。

【0047】

また、前記出力ステップにおいて、前記作動状態の前記判断情報として、前記内燃機関のノッキング状態の判断情報を出力することによって、内燃機関のノッキング状態を適切に判断することができる。

10

【0048】

また、前記出力ステップにおいて、前記ノッキング状態の前記判断情報としてノッキング指標を導出して出力することによって、内燃機関のノッキング状態を示す判断結果をノッキング指標として得ることができる。

【0049】

また、前記出力ステップにおける前記ノッキング状態の前記判断情報に基づいて、前記作動制御ステップで前記内燃機関及び／又は前記内燃機関に付随した可動部の前記作動を制御することによって、内燃機関のノッキング状態を適切に判断した判断結果に基づいて内燃機関を適切に制御することができる。

20

【図面の簡単な説明】

【0050】

【図1】本発明の実施の形態における状態判断装置の構成を示す機能ブロック図である。

【図2】本発明の実施の形態における状態判断装置の構成を示す図である。

【図3】本発明の実施の形態における機械学習処理を示すフローチャートである。

【図4】本発明の実施の形態における学習用データの例を示す図である。

【図5】本発明の実施の形態におけるウェーブレット変換及び特異値分解処理を施した学習用データの例を示す図である。

【図6】本発明の実施の形態における変換特異値分解処理を施した学習用データの例を示す図である。

30

【図7】本発明の実施の形態において学習用データから抽出された特異値（特徴量）の例を示す図である。

【図8】本発明の実施の形態における学習用データに対する特徴量空間の例を示す図である。

【図9】本発明の実施の形態においてファジィ・シー・ミーンズ法を適用してクラスタへの帰属度を求めた例を示す図である。

【図10】本発明の実施の形態におけるサポートベクターマシンによる機械学習の結果を示す図である。

【図11】本発明の実施の形態における自己組織化写像による機械学習の結果を示す図である。

40

【図12】本発明の実施の形態における作動状態の判断処理を示すフローチャートである。

【図13】本発明の実施の形態における内燃機関のノッキング発生に対する判断結果の例を示す図である。

【図14】内燃機関の運転状態を示す状態図である。

【図15】内燃機関の燃焼室内の圧力の時間変化（クランク軸角度変化）を示す図である。

【発明を実施するための形態】

【0051】

50



[ 基本構成 ]

本発明の実施の形態における原動機の状態判断装置 100 は、図 1 に示すように、学習用データ取得手段 10、周波数解析手段 12、特異値分解手段 14、機械学習手段 16、判断対象データ取得手段 18 及び判断予測手段 20 を含んで構成される。

【 0052 】

状態判断装置 100 は、原動機(図示せず)の作動に伴って発生する音、振動、圧力変動の少なくとも 1 つのデータを取得することによって、当該データに基づいて原動機の作動状態を判断する処理を行う。

【 0053 】

本実施の形態において、原動機とは、自然界に存在するエネルギーを機械動力に変換する機械や変換したエネルギーを利用する機械全般を意味する。例えば、原動機は、熱機関、流体機械、電動機等、又はそれらに付随する軸受やプロペラ等の可動部を含むものである。

10

【 0054 】

状態判断装置 100 は、図 2 に示すように、処理部 30、記憶部 32、入力部 34、出力部 36 及び通信部 38 を含んで構成されるコンピュータによって実現することができる。

【 0055 】

処理部 30 は、CPU 等を含んで構成され、状態判断装置 100 における処理を統合的に行う。処理部 30 は、記憶部 32 に記憶されている状態判断プログラムを実行することにより、本実施の形態における状態判断方法を実現することを可能にする。すなわち、コンピュータを学習用データ取得手段 10、周波数解析手段 12、特異値分解手段 14、機械学習手段 16、判断対象データ取得手段 18 及び判断予測手段 20 として機能させる。記憶部 32 は、状態判断装置 100 における状態判断処理において用いられる状態判断プログラムや機械学習に用いられる学習用データや状態判断する対象となる判断対象データ等の処理に用いられる情報を記憶する。記憶部 32 は、例えば、半導体メモリ、ハードディスク等で構成することができる。入力部 34 は、状態判断装置 100 に対して情報を入力するための手段を含む。入力部 34 は、例えば、キーボードやマウス等を含んで構成される。出力部 36 は、状態判断装置 100 で処理された情報を表示させる手段を含む。出力部 36 は、例えば、ディスプレイとすることができる。通信部 38 は、外部の装置との情報交換を行うためのインターフェースを含んで構成される。通信部 38 は、例えば、インターネット等の情報通信網や専用回線に接続されることによって外部の装置との通信を可能にする。なお、状態判断装置 100 として、処理部 30 を除く組み合わせは、この構成に限定されない。

20

30

【 0056 】

[ 機械学習処理 ]

以下、図 3 のフローチャートを参照して、状態判断装置 100 における原動機の作動状態に関する機械学習処理について説明する。状態判断装置 100 は、記憶部 32 に記憶されている状態判断プログラムを実行することによって以下の機械学習処理を行う。

【 0057 】

ステップ S10 では、原動機の作動状態に関する機械学習を行うための学習用データの取得処理が行われる。当該ステップにおける処理によって、状態判断装置 100 は学習用データ取得手段 10 として機能する。処理部 30 は、入力部 34 又は通信部 38 を介して、機械学習を行うためのデータを取得する。例えば、解析対象である原動機や周辺に設けられたセンサによって原動機の作動に伴って発生する音、振動、圧力変動の少なくとも 1 つの時間的な変化を示す時系列データを取得する。取得されたデータは、記憶部 32 に記憶される。

40

【 0058 】

図 4 は、学習用データの一例として、内燃機関のクランク軸角度に対する燃焼室内の圧力変化を示す。ただし、学習用データは、これに限定されるものではなく、原動機の作動

50

に伴って発生する音響データや振動データとしてもよい。

【0059】

ステップS12では、学習用データに対して周波数解析処理が行われる。当該ステップにおける処理によって、状態判断装置100は周波数解析手段12として機能する。処理部30は、ステップS10において取得された時系列データを周波数空間における周波数データに変換する周波数解析処理を施す。周波数解析処理としては、例えば、ウェーブレット変換(Wavelet Transformation)を適用することが好適である。ウェーブレット変換は、周波数解析の手法の一つであり、基底関数としてウェーブレット関数を用いた周波数解析である。基本的には、小さい波(ウェーブレット)を拡大縮小及び平行移動して足し合わせることで、与えられた学習用データの波形を表現するものである。ウェーブレット変換では、基底関数の拡大縮小を行うので、広い周波数領域の解析が可能である。

10

【0060】

ステップS14では、学習用データに対して特異値分解処理が行われる。当該ステップにおける処理によって、状態判断装置100は特異値分解手段14の一部として機能する。処理部30は、ステップS12において周波数解析された学習用データに対して特異値分解処理(SVD: Singular Value Decomposition)を施す。特異値分解とは、線形代数学において複素数又は実数を成分とする行列に対する行列分解の手法である。なお、特異値分解(SVD)は、行列の特異値分解の際に特異値をより強調する変換特異値分解(TSVD)であることが好適である。

20

【0061】

図5は、ウェーブレット変換及び特異値分解処理された学習用データの一例を示す。また、図6は、図5に示した学習用データの空間変換を行う変換特異値分解処理(TSVD: Transformed SVD)された学習用データの一例を示す。

【0062】

ステップS16では、特異値分解処理された学習用データから特徴量の抽出処理が行われる。当該ステップにおける処理によって、状態判断装置100は特異値分解手段14の一部として機能する。特異値分解処理された学習用データにおいて所定の基準値以上の信号エネルギーを有する状態を学習用データの特徴を示す特徴量として抽出する。

【0063】

図7は、図6に示した学習用データの例から抽出された特徴量の例を示す。図7において、 $i$  (チルト) は信号エネルギー、 $t_i$  (バー) はクランク軸角度(時間)、 $f_i$  (バー) は周波数、 $t_i$  (ハット) はクランク軸角度幅(時間スパン)を示している。図7では、信号エネルギーに対する基準値を0.65として、0.65以上のエネルギーを有する5つの状態が特徴量として抽出された例を示している。

30

【0064】

機械学習には様々な学習用データに対する特徴量の抽出が必要であるので、必要に応じてステップS10からステップS16までの処理を繰り返すことが好適である。図8は、多くの学習用データから抽出された特徴量を特徴量空間にプロットした例を示す。図8に示す例では、原動機の作動に伴って発生する音、振動、圧力変動の少なくとも1つの学習用データから抽出された特徴量がクランク軸角度及び周波数で表される特徴量空間において2つのクラスタ(分類群)に分かれている。

40

【0065】

ステップS18では、特異値分解によって得られた学習用データの特徴量を入力データとして原動機の作動状態に判断するための機械学習が行われる。当該ステップにおける処理によって、状態判断装置100は機械学習手段16として機能する。機械学習は、原動機の作動状態を複数の状態のいずれかに分類するためのクラスタ分類が可能なものであれば特に限定されるものではないが、例えばサポートベクターマシン(SVM: Support Vector Machine)、自己組織化写像(SOM: Self-Organizing Maps)等から選択して適用することができる。

50

## 【 0 0 6 6 】

機械学習としてサポートベクターマシン ( S V M ) を適用する場合、学習に使用する入力データとなる特徴量に対して予めクラスタ ( 分類群 ) への帰属度を求めて特徴量とクラスタへの帰属度を関連付けて教師あり学習用データとして使用する。例えば、ファジィ・シー・ミーンズ法 ( F u z z y C - M e a n s ) を特異値分解で得られた特徴量空間に適用することによって特徴量に対してクラスタへの帰属度を求めることができる。

## 【 0 0 6 7 】

図 9 は、図 8 に示した特徴量空間に対してファジィ・シー・ミーンズ法 ( F u z z y C - M e a n s ) を適用して各特徴量に対してクラスタへの帰属度を求めた例を示す。図 9 における等高線は、特徴量の各々に対して求められたクラスタ 1 ( C l u s t e r 1 ) とクラスタ 2 ( C l u s t e r 2 ) への帰属度を示している。

## 【 0 0 6 8 】

このようにして得られたクラスタへの帰属度を教師データとして特異値分解で得られた特徴量と組み合わせて教師あり学習用データとしてサポートベクターマシンを適用する。サポートベクターマシンは、線形入力素子を利用してクラスのパターン識別器を構成する。具体的には、教師あり学習用データに基づいて各特徴量との距離が最大となるマージン最大化超平面を求めるという基準 ( 超平面分離定理 ) で線形入力素子のパラメータを学習する。これによって、図 1 0 に示すように、入力データをクラスタ 1 とクラスタ 2 とにクラスタ化する識別器 ( 本実施の形態では判断予測手段 2 0 ) を得ることができる。

## 【 0 0 6 9 】

また、機械学習として、サポートベクターマシン ( S V M ) に代えて自己組織化写像 ( S O M ) を適用してもよい。機械学習として自己組織化写像 ( S O M ) を適用する場合、特異値分解で得られた特徴量空間からなる教師なし学習用データを入力データとして機械学習を行う。自己組織化写像は、ニューラルネットワークの一種であり、教師なし学習によって入力データを任意の次元へ写像して入力データをクラスタ 1 とクラスタ 2 とにクラスタ化する識別器 ( 本実施の形態では判断予測手段 2 0 ) を得ることができる。図 1 1 は、図 8 に示した特徴量空間に対して自己組織化写像を適用した場合の学習結果の例を示す。図 1 1 に示すように、自己組織化写像を適用することによって、入力データを複数のクラスタにクラスタ化する識別器 ( 本実施の形態では判断予測手段 2 0 ) を得ることができる。

## 【 0 0 7 0 】

以上のように、状態判断装置 1 0 0 は、機械学習処理によって原動機の作動に伴って発生する音、振動、圧力変動の少なくとも 1 つを学習用データとして、当該データに基づいて原動機の作動状態を複数のクラスタ ( 分類群 ) のいずれかに属するかを判断する識別器 ( 判断予測手段 2 0 ) を生成する。

## 【 0 0 7 1 】

## [ 作動状態の判断処理 ]

以下、図 1 2 のフローチャートを参照して、機械学習処理によって得られた識別器 ( 判断予測手段 2 0 ) を用いて入力データから原動機の作動状態を判断する処理について説明する。状態判断装置 1 0 0 は、記憶部 3 2 に記憶されている状態判断プログラムを実行することによって以下の作動状態の判断処理を行う。

## 【 0 0 7 2 】

ステップ S 2 0 では、作動状態を判断する対象となる原動機の作動状態を示す入力データの取得処理が行われる。当該ステップにおける処理によって、状態判断装置 1 0 0 は判断対象データ取得手段 1 8 として機能する。処理部 3 0 は、入力部 3 4 又は通信部 3 8 を介して、原動機の作動状態を示す判断対象データを取得する。例えば、原動機に設けられたセンサによって原動機の作動に伴って発生する音、振動、圧力変動の少なくとも 1 つの時間的な変化を示す時系列データを取得する。取得されたデータは、記憶部 3 2 に記憶される。当該処理によって得られる判断対象データは、図 4 に示した学習用データと同様のデータとなる。

10

20

30

40

50

## 【 0 0 7 3 】

ステップ S 2 2 では、判断対象データに対して周波数解析処理が行われる。当該ステップにおける処理によって、状態判断装置 1 0 0 は周波数解析手段 1 2 として機能する。当該処理は、上記ステップ S 1 2 と同様の処理であるので説明を省略する。

## 【 0 0 7 4 】

ステップ S 2 4 では、判断対象データに対して特異値分解処理が行われる。当該ステップにおける処理によって、状態判断装置 1 0 0 は特異値分解手段 1 4 の一部として機能する。当該処理は、上記ステップ S 1 4 と同様の処理であるので説明を省略する。

## 【 0 0 7 5 】

ステップ S 2 6 では、特異値分解処理された判断対象データから特徴量の抽出処理が行われる。当該ステップにおける処理によって、状態判断装置 1 0 0 は特異値分解手段 1 4 の一部として機能する。当該処理は、上記ステップ S 1 6 と同様の処理であるので説明を省略する。

## 【 0 0 7 6 】

ステップ S 2 8 では、特異値分解によって得られた判断対象データの特徴量を入力データとして原動機の作動状態を判断する処理が行われる。当該ステップにおける処理によって、状態判断装置 1 0 0 は判断予測手段 2 0 として機能する。このとき、上記ステップ S 1 8 における機械学習によって得られた識別器（判断予測手段 2 0 ）に判断対象データの特徴量を入力することによって原動機の作動状態を判断した結果を示す判断結果が出力される。

## 【 0 0 7 7 】

判断予測手段 2 0 から出力された判断結果は、原動機の作動を制御するために利用することができる。例えば、原動機の作動状態に異常が発生しているという判断結果が得られた場合、原動機の作動条件を調整して異常が解消されるように制御してもよい。また、原動機の作動状態に異常が発生しているという判断結果が得られた場合、出力部 3 6 又は通信部 3 8 を用いてアラームを出力し、アラームに応じて原動機をメンテナンスするようにしてもよい。作動状態を常時表示し、異常時は表示方法を変えるなどの方法を採用してもよい。

## 【 0 0 7 8 】

図 1 3 は、内燃機関のクランク軸角度に対する燃焼室内の圧力変化を学習用データとして機械学習させた識別器（判断予測手段 2 0 ）に当該内燃機関のクランク軸角度に対する燃焼室内の圧力変化を判断対象データとして入力させてノッキング発生の有無を判断させた結果を示す。図 1 3 では、横軸は判断対象データを取得して判断を行った判断回数（Analysed Instance：1プロットが10燃焼サイクルを示す）、縦軸はノッキングが発生していないことを示す指数（Non-knocking Index）及びノッキングが発生していることを示す指数（Knocking Index）を示している。図 1 3 では、燃焼サイクル数が増加することによって、判断回数が 5 0 0 を超える辺りからノッキング発生を示す判断結果が出力されている。

## 【 0 0 7 9 】

状態判断装置 1 0 0 では、当該ノッキング発生を示す判断結果に基づいて内燃機関のノッキングを解消する制御を行うようにしてもよい。例えば、ノッキングが発生していることを示す指数に応じて、内燃機関の燃料空気比を調整してノッキングが発生しないように制御すればよい。

## 【 産業上の利用可能性 】

## 【 0 0 8 0 】

本発明は、原動機の作動状態を判断するために利用することができる。特に、ガスエンジンは熱効率を上げるためにノッキング発生に近い状態で運転されることが多く、負荷変動を起こし易い船舶で用いられるガスエンジンに利用することが有効である。硫黄成分規制によってディーゼル機関では船舶燃料として適合重油を使うが、低負荷状態においてノッキングを起こし易いのでディーゼル油に換える必要がある。そこで、本発明をディーゼ

10

20

30

40

50

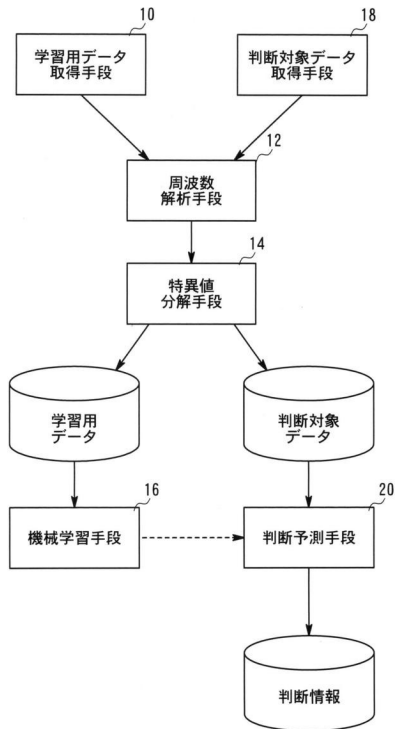
ル機関のノッキング発生の判断に利用することで燃料の切り替えを適切に制御することができる。

【符号の説明】

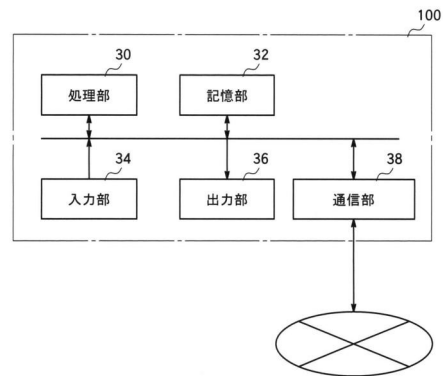
【0081】

10 学習用データ取得手段、12 周波数解析手段、14 特異値分解手段、16 機械学習手段、18 判断対象データ取得手段、20 判断予測手段、30 処理部、32 記憶部、34 入力部、36 出力部、38 通信部、100 状態判断装置。

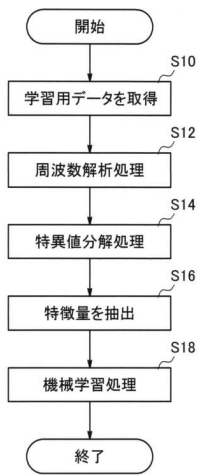
【図1】



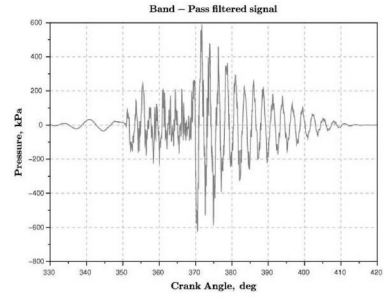
【図2】



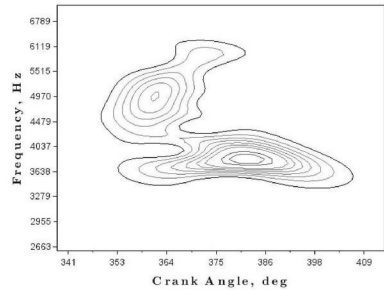
【 図 3 】



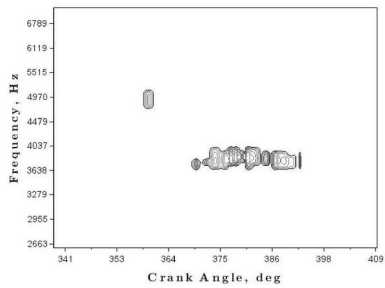
【 図 4 】



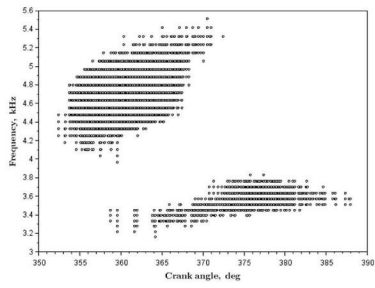
【 図 5 】



【 図 6 】



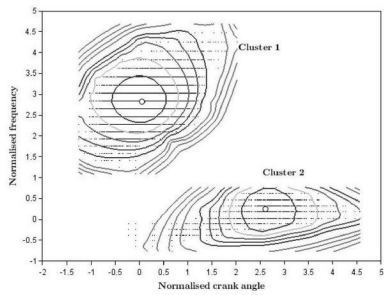
【 図 8 】



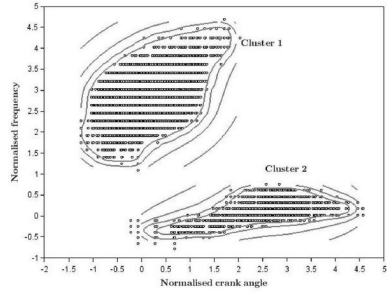
【 図 7 】

Features extracted by TSVD				
Item	$\hat{\sigma}_i$	$\hat{t}_i$ , deg	$\hat{f}_i$ , kHz	$\hat{t}_i$ , deg
1	0.68	390	3.45	8.5
2	0.73	388	3.45	6.3
3	0.74	387	3.45	5.0
4	0.67	370	3.45	3.6
5	0.69	381	3.45	3.1

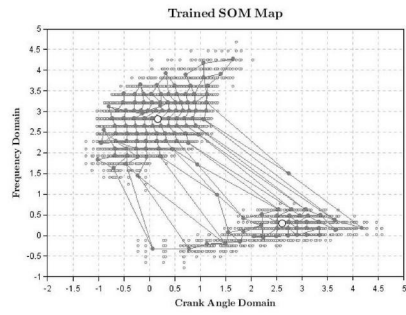
【 図 9 】



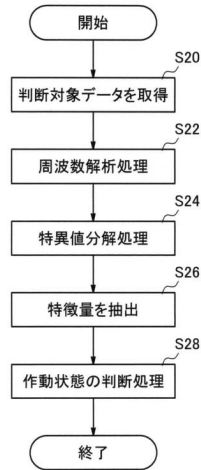
【図 10】



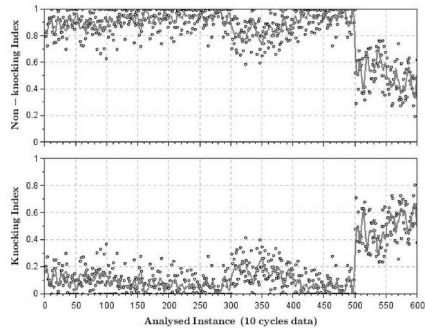
【図 11】



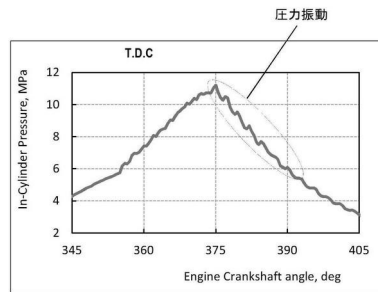
【図 12】



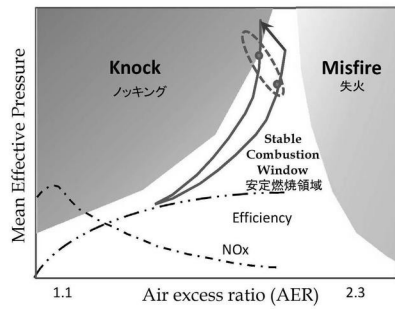
【図 13】



【図 15】



【図 14】



---

フロントページの続き

審査官 小関 峰夫

(56)参考文献 特開平 1 1 - 2 4 2 6 7 4 ( J P , A )  
特開 2 0 0 8 - 1 9 2 0 0 6 ( J P , A )  
特開 2 0 1 3 - 0 7 3 4 3 6 ( J P , A )  
特開 2 0 1 5 - 1 5 8 7 5 6 ( J P , A )  
特開 2 0 1 5 - 1 8 5 1 4 9 ( J P , A )  
特表 2 0 1 6 - 5 2 1 8 9 5 ( J P , A )  
特開 2 0 1 8 - 1 7 8 8 1 0 ( J P , A )  
特表 2 0 1 8 - 5 0 0 6 1 1 ( J P , A )  
特開 2 0 1 9 - 0 4 0 4 3 1 ( J P , A )

(58)調査した分野(Int.Cl. , D B 名)

F 0 2 D 4 1 / 0 0 - 4 5 / 0 0  
F 0 2 P 5 / 1 5 2  
G 0 1 L 2 3 / 2 2  
G 0 1 M 1 5 / 0 0