

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7666203号
(P7666203)

(45)発行日 令和7年4月22日(2025.4.22)

(24)登録日 令和7年4月14日(2025.4.14)

(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 S	
G 0 6 N 3/088(2023.01)	G 0 6 N	3/088		
	G 0 5 B	23/02	3 0 1 V	

請求項の数 11 (全16頁)

(21)出願番号	特願2021-126335(P2021-126335)	(73)特許権者	000002945 オムロン株式会社 京都府京都市下京区塩小路通堀川東入南 不動堂町8 0 1 番地
(22)出願日	令和3年7月30日(2021.7.30)	(74)代理人	100124039 弁理士 立花 顕治
(65)公開番号	特開2023-20770(P2023-20770A)	(72)発明者	木村 克行 京都府京都市下京区塩小路通堀川東入南 不動堂町8 0 1 番地 オムロン株式会社内
(43)公開日	令和5年2月9日(2023.2.9)	審査官	渡邊 捷太郎
審査請求日	令和6年5月10日(2024.5.10)		

最終頁に続く

(54)【発明の名称】 異常検知装置、異常検知方法、及び異常検知プログラム

(57)【特許請求の範囲】

【請求項 1】

対象機械の複数のパラメータのそれぞれに関する時系列データのセットである計測波形を取得する取得部と、

前記計測波形を入力することで、前記複数のパラメータのそれぞれに関する時系列データのセットである生成波形を生成する波形生成部と、

前記計測波形と前記生成波形とを比較することで、乖離度を算出する乖離度算出部と、前記乖離度が所定の閾値を上回った場合には、前記計測波形が異常と判定する判定部と、を備え、

前記波形生成部は、前記対象機械における正常時の前記計測波形に基づいて学習された訓練済みの学習モデルを備えている、異常検知装置。

10

【請求項 2】

前記学習モデルは、前記対象機械の複数の動作条件下で取得された正常時の前記計測波形に基づいて学習されている、請求項 1 に記載の異常検知装置。

【請求項 3】

前記学習モデルは、教師なし学習により生成されている、請求項 1 または 2 に記載の異常検知装置。

【請求項 4】

前記学習モデルは、ニューラルネットワークにより構成されている、請求項 3 に記載の異常検知装置。

20

【請求項 5】

前記ニューラルネットワークは、符号化部及び生成部を含み、
前記符号化部は、前記計測波形を入力とし、潜在変数を出力とし、
前記生成部は、前記潜在変数を入力とし、前記生成波形を出力とし、
前記符号化部及び前記生成部は、畳み込みニューラルネットワークにより構成されている、請求項 4 に記載の異常検知装置。

【請求項 6】

前記学習モデルは、Efficient GANにより構成されている、請求項 4 または 5 に記載の異常検知装置。

【請求項 7】

前記乖離度は、一のスカラー値である、請求項 1 から 6 のいずれかに記載の異常検知装置。

【請求項 8】

前記乖離度算出部は、前記各パラメータ毎の時系列の個別乖離度を算出するように構成されている、請求項 1 から 7 のいずれかに記載の異常検知装置。

【請求項 9】

前記計測波形、前記生成波形、前記乖離度、及び前記パラメータ毎の時系列の個別乖離度の少なくとも 1 つを表示する表示部をさらに備えている、請求項 1 から 8 のいずれかに記載の異常検知装置。

【請求項 10】

対象機械の複数のパラメータのそれぞれに関する時系列データのセットである計測波形を取得するステップと、

前記計測波形を入力することで、前記複数のパラメータのそれぞれに関する時系列データのセットである生成波形を生成するステップと、

前記計測波形と前記生成波形とを比較することで、乖離度を算出するステップと、

前記乖離度が規定の閾値を上回った場合には、前記計測波形が異常と判定するステップと、

を備え、

前記生成波形を生成するステップは、前記対象機械における正常時の前記計測波形に基づいて学習された訓練済みの学習モデルにより行われている、異常検知方法。

【請求項 11】

コンピュータに、

対象機械の複数のパラメータのそれぞれに関する時系列データのセットである計測波形を取得するステップと、

前記計測波形を入力することで、前記複数のパラメータのそれぞれに関する時系列データのセットである生成波形を生成するステップと、

前記計測波形と前記生成波形とを比較することで、乖離度を算出するステップと、

前記乖離度が規定の閾値を上回った場合には、前記計測波形が異常と判定するステップと、

を実行させ、

前記生成波形を生成するステップは、前記対象機械における正常時の前記計測波形に基づいて学習された訓練済みの学習モデルにより行われている、異常検知プログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、異常検知装置、異常検知方法、及び異常検知プログラムに関する。

【背景技術】

【0002】

従来より、生産装置に設けられたセンサからの波形データに基づき故障の予知を検出する異常検知の技術が提案されている。一般に、異常検知では異常データが十分に集まらず

10

20

30

40

50

、未知の異常を検知することが課題である。したがって、従来技術としては、正常データのみ学習し異常検知する機械学習の手法が提案されている。

【0003】

一般的に、生産装置は正常状態でも複数の動作条件下で稼働し得る。そこで、特許文献1では、複数の動作条件を考慮した異常検知の手法を提案している。一方、特許文献2では、正常データのみを学習させたモデルに計測波形を入力することで、生成波形を出力し、計測波形と生成波形を比較することで異常判定する手法を提案している。

【先行技術文献】

【特許文献】

【0004】

【文献】特開2021-51698号公報

【文献】特開2021-9441号公報

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0005】

しかしながら、特許文献1の技術では、動作条件ごとに用意した各学習モデルの全推論結果が全閾値を越えた場合に異常と判定するため、検知精度に課題がある。また、生成波形の特徴量を抽出して異常を検知する手法であるものの、異常データ不足の状態では有効な特徴量を設計するのは容易ではない。これに対して、特許文献2の技術は、波形での比較のため特徴量設計の必要がない。しかしながら、特許文献2で提案されているオートエンコーダへの入力、単変量の説明変数のみとなっており、多数のパラメータが用いられる多変量の場合は想定されていない。さらに、特許文献1、2のいずれも異常の指標として単変数の異常度のみが通知されるため、異常判断の説明性が乏しいという課題がある。

【0006】

本発明は、上記問題を解決するためになされたものであり、取り扱う波形の特徴量の設計が不要であり、且つ多数のパラメータの波形に対応した説明性の高い、異常検知装置、異常検知方法、及び異常検知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】

【0007】

本発明は、対象機械の複数のパラメータに関する時系列データである計測波形を取得する取得部と、前記計測波形を入力することで、前記複数のパラメータに関する時系列データである生成波形を生成する波形生成部と、前記計測波形と前記生成波形とを比較することで、乖離度を算出する乖離度算出部と、前記乖離度が所定の閾値を上回った場合には、前記計測波形が異常と判定する判定部と、を備え、前記波形生成部は、前記対象機械における正常時の前記計測波形に基づいて学習された訓練済みの学習モデルを備えている。

【0008】

上記異常検知装置において、前記学習モデルは、前記対象機械の複数の動作条件下で取得された正常時の前記計測波形に基づいて学習されたものとしてすることができる。

【0009】

上記異常検知装置において、前記学習モデルは、教師なし学習により生成することができる。

【0010】

上記異常検知装置において、前記学習モデルは、ニューラルネットワークにより構成することができる。

【0011】

上記異常検知装置において、前記ニューラルネットワークは、符号化部及び生成部を含み、前記符号化部は、前記計測波形を入力とし、潜在変数を出力とし、前記生成部は、前記潜在変数を入力とし、前記生成波形を出力とし、前記符号化部及び前記生成部は、畳み込みニューラルネットワークにより構成することができる。

【0012】

10

20

30

40

50

上記異常検知装置において、前記学習モデルは、例えば、Efficient GANにより構成することができる。

【0013】

上記異常検知装置において、前記乖離度は、一のスカラー値とすることができる。

【0014】

上記異常検知装置において、前記乖離度算出部は、前記各パラメータ毎の時系列の個別乖離度を算出するように構成することができる。

【0015】

上記異常検知装置において、前記計測波形、前記生成波形、前記乖離度、及び前記パラメータ毎の時系列の個別乖離度の少なくとも1つを表示する表示部をさらに備えることができる。

10

【0016】

本発明に係る異常判定方法は、対象機械の複数のパラメータに関する時系列データである計測波形を取得するステップと、前記計測波形を入力することで、前記複数のパラメータに関する時系列データである生成波形を生成するステップと、前記計測波形と前記生成波形とを比較することで、乖離度を算出するステップと、前記乖離度が規定の閾値を上回った場合には、前記計測波形が異常と判定するステップと、を備え、前記生成波形を生成するステップは、前記対象機械における正常時の前記計測波形に基づいて学習された訓練済みの学習モデルにより行われている。

【0017】

本発明に係る異常判定プログラムは、コンピュータに、対象機械の複数のパラメータに関する時系列データである計測波形を取得するステップと、前記計測波形を入力することで、前記複数のパラメータに関する時系列データである生成波形を生成するステップと、前記計測波形と前記生成波形とを比較することで、乖離度を算出するステップと、前記乖離度が規定の閾値を上回った場合には、前記計測波形が異常と判定するステップと、を実行させ、前記生成波形を生成するステップは、前記対象機械における正常時の前記計測波形に基づいて学習された訓練済みの学習モデルにより行われている。

20

【発明の効果】

【0018】

本発明によれば、取り扱う波形の特徴量の設計が不要であり、且つ多数のパラメータの波形に対応した説明性の高い、異常検知装置、異常検知方法、及び異常検知プログラムを提供することができる。

30

【図面の簡単な説明】

【0019】

【図1】本発明の異常検知装置を含むシステムの一実施形態の構成例である。

【図2】異常検知装置のハードウェア構成を示すブロック図である。

【図3】学習装置のハードウェア構成を示すブロック図である。

【図4】学習装置のソフトウェア構成を示すブロック図である。

【図5】異なる動作条件における計測波形と生成波形を重ねたグラフである。

【図6】符号化部及び生成部とCNNとの対応を示す図である。

40

【図7】異常検知装置のソフトウェア構成を示すブロック図である。

【図8】3つのパラメータについて、正常時の計測波形と生成波形を重ねたグラフ、及び各パラメータの乖離度時系列データを示すグラフである。

【図9】3つのパラメータについて、異常時の計測波形と生成波形を重ねたグラフ、及び各パラメータの乖離度時系列データを示すグラフである。

【図10】乖離度のランキングを示す図である。

【図11】乖離度と閾値に関する正常と異常の判定を示す図である。

【図12】学習装置の学習処理を示すフローチャートである。

【図13】異常検知装置における異常検知方法を示すフローチャートである。

【発明を実施するための形態】

50

【 0 0 2 0 】

以下、本発明に係る異常検知装置の一実施形態について、図面を参照しつつ説明する。以下では、一例として生産設備のボールネジ機構の異常検知を行う異常検知装置について説明する。図 1 は、この異常検知装置を含むシステムの構成例であり、異常検知装置 1 と、この異常検知装置 1 で用いる学習モデルを生成する学習装置 2 と、ボールネジ機構を含む搬送装置 3 と、を備えている。以下、各構成について、詳細に説明する。

【 0 0 2 1 】

< 1 . ハードウェア構成 >

< 1 - 1 . 搬送装置 >

図 1 に示すように、この搬送装置 3 は、ボールネジ 3 1 と、ボールネジ 3 1 に螺合するナット 3 2 と、ナット 3 2 上に設けられたワーク W のステージ 3 3 と、を備えている。ボールネジ 3 1 にはサーボモータ 3 4 が連結され、このサーボモータ 3 4 によってボールネジ 3 1 が回転する。また、サーボモータ 3 4 には、これを制御するサーボドライバ 3 5 が接続されている。本実施形態では、異常検知のパラメータとして、サーボドライバ 3 5 で制御される、サーボモータ 3 4 の回転速度、出力トルク、及びステージの位置を用い、これらの時系列の波形を用いて異常の判定を行う。

10

【 0 0 2 2 】

< 1 - 2 . 異常検知装置 >

次に、本実施形態に係る異常検知装置 1 のハードウェア構成の一例について説明する。図 2 は、本実施形態に係る異常検知装置のハードウェア構成の一例である。

20

【 0 0 2 3 】

この異常検知装置 1 は、制御部 1 1、記憶部 1 2、外部インタフェース 1 3、及び通信インタフェース 1 4 が電氣的に接続されたコンピュータであり、例えば、P L C で構成することができる。なお、図 2 では、外部インタフェース 1 3 及び通信インタフェース 1 4 を「外部 I / F」及び「通信 I / F」と記載している。この点は、後述する各種装置においても同様である。

【 0 0 2 4 】

制御部 1 1 は、C P U、R A M、R O M 等を含み、プログラム及びデータに基づいて各種情報処理を実行するように構成される。記憶部 1 2 は、例えば、H D D、S D D 等の補助記憶装置で構成され、異常検知プログラム 1 2 1、学習結果データ 1 2 2、異常判定や装置を駆動するための種々のデータを記憶する。異常検知プログラム 1 2 1 は、異常検知装置 1 に計測波形の異常の有無の判定をさせるためのプログラムである。制御部 1 1 は、この異常検知プログラム 1 2 1 を解釈及び実行することで、後述する各ステップの処理を実行するように構成される。

30

【 0 0 2 5 】

外部インタフェース 1 3 は、外部装置と接続するためのインタフェースであり、接続する外部装置に応じて適宜構成される。本実施形態では、外部インタフェース 1 3 が、ディスプレイ (表示部) 4 に接続されている。このディスプレイ 4 は、例えば、異常判定の結果等を表示するのに利用される。ディスプレイ 4 は、特には限定されず、公知の液晶ディスプレイ、タッチパネルディスプレイ等を用いることができる。その他、外部インタフェース 1 3 には、入力装置及び出力装置等を適宜接続することができる。

40

【 0 0 2 6 】

通信インタフェース 1 4 は、例えば、有線 L A N (Local Area Network) モジュール、無線 L A N モジュール等であり、有線又は無線通信を行うためのインタフェースである。すなわち、通信インタフェース 1 4 は、他の装置と通信を行うように構成された通信部の一例である。本実施形態では、ネットワークを介して、上述した学習装置 2、及び搬送装置 3 に接続されている。

【 0 0 2 7 】

なお、異常検知装置 1 の具体的なハードウェア構成に関して、実施形態に応じて、適宜、構成要素の省略、置換及び追加が可能である。例えば、制御部 1 1 は、複数のプロセッ

50

サを含んでもよい。また、制御部 1 1 は、FPGA により構成されてもよい。記憶部 1 2 は、制御部 1 1 に含まれる RAM 及び ROM により構成されてもよい。異常検知装置 1 は、PLC のほか、提供されるサービス専用設計された情報処理装置を用いることができる。さらには、異常判定を行う対象に応じて、汎用のデスクトップ PC、タブレット PC 等であってもよい。以上の点は、後述する学習装置 2 においても同じである。

【0028】

< 1 - 3 . 学習装置 >

次に、本実施形態に係る学習装置 2 のハードウェア構成の一例について説明する。図 3 は、本実施形態に係る学習装置のハードウェア構成の一例である。

【0029】

図 3 に示すように、学習装置 2 は、異常検知装置 1 と同様に、制御部 2 1、記憶部 2 2、外部 I / F 2 3、及び通信 I / F 2 4 が電氣的に接続されたコンピュータである。

【0030】

制御部 2 1 及び記憶部 2 2 の構成は、異常検知装置と同じである。記憶部には、学習プログラム 2 2 1、学習モデル 2 2 2、第 1 学習結果データ 2 2 3、第 2 学習結果データ 2 2 4、及び学習装置を駆動するための種々のデータを記憶する。学習プログラム 2 2 1 は、計測波形から生成波形を出力するための学習モデル 2 2 2 を学習するためのプログラムである。制御部 2 1 は、この学習プログラム 2 2 1 を解釈及び実行することで、後述する各ステップの処理を実行するように構成される。

【0031】

その他のハードウェア構成は、異常検知装置 1 と同じであるため、ここでは省略する。

【0032】

< 2 . ソフトウェア構成 >

< 2 - 1 . 学習装置 >

【0033】

学習装置 2 では、搬送装置 3 のサーボドライバ 3 5 から送信されたサーボモータ 3 4 の回転速度、出力トルク、及びステージの位置に関する、時系列データである計測波形を用いて学習モデル 2 2 2 の学習を行う。特に、この学習モデル 2 2 2 は、搬送装置 3 が正常に稼働しているときの正常時の計測波形により、学習される。以下、図 4 を参照しつつ、学習装置 2 のソフトウェア構成について説明する。図 4 は、学習装置のソフトウェア構成を示すブロック図である。

【0034】

< 2 - 1 - 1 . 学習モデル >

図 4 に示すように、学習装置 2 の制御部 2 1 は、記憶部 2 2 に記憶された学習プログラム 2 2 1 を RAM に展開すると、その学習プログラム 2 2 1 を CPU により解釈及び実行して、取得部 2 1 1、符号化部 2 1 2、生成部 2 1 3、判別部 2 1 4、及び保存処理部 2 1 5 を備えたコンピュータとして機能する。

【0035】

取得部 2 1 1 は、上述したように、サーボモータ 3 4 の回転速度、出力トルク、及びステージの位置に関する、時系列データである計測波形を取得する。この計測波形は、後述するように、異常検知装置 1 の前処理後に送信される。但し、サーボドライバ 3 5 から直接送信し、後述するように、取得部 2 1 1 において、前処理が施されてもよい。

【0036】

また、取得部 2 1 1 で取得される計測波形は、同じ動作条件のみならず、異なる動作条件で搬送装置 3 が稼働したときの計測波形も取得される。例えば、軽いワークを搬送したとき（動作条件 1）の計測波形と、重いワークを搬送したとき（動作条件 2）の計測波形とが入力される。各動作条件時の計測波形の例を図 5 に示す。この例では、重いワーク W を搬送したとき、速度が低下し、トルクが増大していることがわかる。なお、異なる動作条件としては、上記のほか、種々のものがあり、例えば、異なる加工部品を用いる場合（例えば、段取り替えによるステージの付け替えなど）、異なる環境温度で動作する場合（

10

20

30

40

50

例えば、朝・昼の気温の変化など)がある。

【0037】

次に、符号化部212、生成部213、及び判別部214について説明する。これら符号化部212、生成部213、及び判別部214は、Efficient Generative Adversarial Network (Efficient GAN: 敵対的生成ネットワーク)による学習モデルを構成している。そして、符号化部212及び生成部213は、例えば、畳み込みニューラルネットワーク(CNN)により構成されている。これについては、後述する。判別部214も、同様のCNNにより構成されている。但し、判別部214の構成は、符号化部212及び生成部213と異なっていてよい。

【0038】

学習の実施に際しては、判別部214を訓練する第1訓練ステップ、及び符号化部212及び生成部213を訓練する第2訓練ステップを交互に行う。第1訓練ステップでは、判別部214に入力された生成波形が、生成部213により生成された生成波形であるか、取得部211から送信された計測波形であるかを判別するように判別部214を訓練する。つまり、判別部214は、入力された波形が取得部211由来か、生成部213由来かを判別するように訓練される。また、第2訓練ステップでは、判別部214による判別が誤るような波形を生成するように符号化部212及び生成部213を訓練する。なお、ここでは、取得部211由来であることを「真」と表現し、生成部213由来であることを「偽」と表現する。ただし、各由来を表現する方法は、このような例に限定されなくてよく、実施の形態に応じて適宜選択されてよい。

【0039】

具体的に説明すると、第1訓練ステップでは、計測波形を符号化部212に入力する。符号化部212は、潜在変数 z を出力し、この潜在変数 z が生成部213に入力されると、生成部213は、符号化部212に入力された計測波形に近似する生成波形を出力する。

【0040】

この生成波形は、判別部214に入力され、演算処理が実行される。これにより、生成波形が生成部213由来か取得部211由来かを判別した結果に対応する出力値を出力する。ここでは、判別部214に入力された生成波形は、生成部213が生成した生成波形であるため、判別部214は、「偽」と判別するのが正解である。そして、出力値とこの正解との誤差を算出する。こうして、各生成波形について、出力値とこの正解との誤差を算出する。

【0041】

同様に、計測波形を判別部214に入力し、判別部214の演算処理を実行する。これにより、判別部214は、入力された波形が生成部213由来か取得部211由来かを判別した結果に対応する出力値を出力する。ここでは、入力された波形は計測波形であるため、判別部214は、「真」と判別するのが正解である。こうして、各波形について、出力値とこの正解との誤差を算出する。

【0042】

そして、算出される誤差の和が小さくなるように、判別部214のCNNのパラメータの値を調節する。出力値と真偽の正解との誤差の和が閾値以下になるまで、上記一連の処理により、判別部214のパラメータの値の調節を繰り返す。これにより、第1訓練ステップでは、生成部213により生成された生成波形であるか、計測波形であるかを判別するように、誤差逆伝播法(Backpropagation)等により判別部214を訓練する。

【0043】

一方、第2訓練ステップでは、計測波形を符号化部212に入力する。符号化部212は、潜在変数 z を出力し、この潜在変数 z が生成部213に入力されると、生成部213は、符号化部212に入力された計測波形に近似する生成波形を出力する。

【0044】

次に、生成された生成波形を判別部214に入力し、判別部214の演算処理を実行する。これにより、入力された生成波形が生成部213由来か取得部211由来かを判別し

10

20

30

40

50

た結果に対応する出力値を出力する。この生成部 2 1 3 の訓練では、判別部 2 1 4 による判別の結果を誤らせることが正解である。つまり、生成部 2 1 3 で生成された生成波形が、計測波形と見間違ふほどに近似したものが生成されていればよく、得られる出力値が「真」に対応することが正解である。計測波形と生成波形の組み合わせについて、一連の処理により得られた出力値とこの正解（つまり、「真」）との誤差を算出する。

【 0 0 4 5 】

そして、算出される誤差の和が小さくなるように、符号化部 2 1 2 及び生成部 2 1 3 の CNN のパラメータの値を調節する。各計測波形と生成波形との組み合わせについて、一連の処理により得られる出力値と「真」との誤差の和が閾値以下になるまで、上記一連の処理により、符号化部 2 1 2 及び生成部 2 1 3 のパラメータの値の調節を繰り返す。これにより、第 2 訓練ステップでは、判別部 2 1 4 による判別が誤るような生成波形を生成するように、誤差逆伝播法（Backpropagation）等により生成部 2 1 3（及び符号化部 2 1 2）を訓練する。

10

【 0 0 4 6 】

このように、上記第 1 訓練ステップ及び第 2 訓練ステップを交互に実施することで、判別部 2 1 4 及び生成部 2 1 3（及び符号化部 2 1 2）の精度を交互に高めていく。これにより、生成部 2 1 3 は、計測波形とほぼ同じであるような生成波形を適切に生成する能力を習得することができる。

【 0 0 4 7 】

この学習が完了した後、保存処理部 2 1 5 は、構築された符号化部 2 1 2 及び生成部 2 1 3 と、判別部 2 1 4 との構成（例えば、ニューラルネットワークの層数、各層におけるニューロンの個数、ニューロン同士の結合関係、各ニューロンの伝達関数）、及び演算パラメータ（例えば、各ニューロン間の結合の重み、各ニューロンの閾値）をそれぞれ示す第 1 学習結果データ 2 2 3 及び第 2 学習結果データ 2 2 4 を生成する。そして、保存処理部 2 1 5 は、生成した第 1 及び第 2 学習結果データ 2 2 3、2 2 4 を記憶部 2 2 に保存する。

20

【 0 0 4 8 】

こうして、学習された符号化部 2 1 2 及び生成部 2 1 3 に、計測波形を入力すると、計測波形に近似する生成波形を生成することができる。

【 0 0 4 9 】

< 2 - 1 - 2 . CNN >

次に、符号化部 2 1 2 及び生成部 2 1 3 を構成する CNN の一例について、図 6 を参照しつつ説明する。この CNN は一次元 CNN で構成され、具体的には、符号化部 2 1 2 は一次元 CNN、生成部 2 1 3 は一次元転置 CNN で構成されている。図 6 は、符号化部及び生成部と CNN との対応を示す図である。符号化部 2 1 2 に入力される計測波形は、異常検知装置 1 の前処理部 1 1 2 で生成される。

30

【 0 0 5 0 】

この点について先に説明を行う。前処理部 1 1 2 は、収集された計測波形に対し、前処理を行う。前処理としては、例えば、以下の 3 個の処理を行うことができる。まず、搬送装置 3 において、ステージ 3 3 が始点から終点まで区間（フレーム）を移動する間の波形を切り出し、これを判定に用いる。また、計測波形の値を 0 ~ 1 の数値となるように正規化する。さらに、時系列のフレーム長が 6 4 となるように線形変換する。

40

【 0 0 5 1 】

図 6 に示すように、この CNN では、符号化部 2 1 2 に、上述した 3 つのパラメータについて、フレーム長が 6 4 に変換した（C, T）で示されるデータを入力する。ここで、C は変数の次元数、T はデータのフレーム長である。符号化部 2 1 2 に入力されるデータは、パラメータの数が 3、フレーム長が 6 4 であるため、（3, 6 4）となる。つまり、 $3 * 6 4 = 1 9 2$ のデータが入力される。したがって、図 6 に示すように、CNN の各層のデータは、（C, T）で示されている。

【 0 0 5 2 】

50

また、このCNNでは、符号化部212において、4つの層でデータが、(32, 32)、(64, 16)、(128, 8)と、データフレーム長を縮小するように演算し、全結合層において、潜在変数zに対応する10のデータを生成する。すなわち、この潜在変数zは、計測波形の次元を縮小し、計測波形の特徴を低次元で示したものである。このように計測波形を低次元で表すことで、学習を容易に行うことができる。その後、この潜在変数zに対応するデータを生成部213に入力し、5つの層でデータが、(512, 4)、(256, 8)、(128, 16)と縮小されたデータフレーム長が拡大するように演算し、最終的に計測波形と対応する(3, 64)のデータ、つまり生成波形を生成する。

【0053】

なお、このCNNは一例であり、通常のニューラルネットワーク等を用いることもできる。

10

【0054】

<2-2.異常検知装置>

次に、異常検知装置1のソフトウェア構成について説明する。図7は、異常検知装置のソフトウェア構成を示すブロック図である。図7に示すように、異常検知装置1の制御部11は、記憶部12に記憶された異常検知プログラム121をRAMに展開すると、その異常検知プログラム121をCPUにより解釈及び実行して、収集部111、前処理部112、波形生成部113、乖離度算出部114、判定部115、及び出力部116を備えたコンピュータとして機能する。

【0055】

収集部111は、搬送装置3のサーボドライバ35から送信されたサーボモータ34の回転速度、出力トルク、及びステージの位置に関する、時系列データである計測波形を収集する。収集された計測波形は、記憶部12またはRAMに記憶される。

20

【0056】

前処理部112は、収集された計測波形に対し、前処理を行う。この処理については、上述したとおりである。また、前処理された計測波形は、学習装置2に送信され、上述した学習に用いられる。

【0057】

波形生成部113は、上述したように、学習装置2で生成された第1学習結果データ223が導入された訓練済みの符号化部212及び生成部213により構成されている。

30

【0058】

乖離度算出部114は、計測波形と生成波形とを比較し、その乖離度を算出する。乖離度としては、個別乖離度と総合乖離度を算出する。個別乖離度の算出は、次のように行う。まず、上記3つのパラメータのそれぞれについて、時系列データで示された計測波形と生成波形の差分を時系列に算出した乖離度時系列データを算出する。例えば、フレーム長である64個のデータそれぞれについて差分を算出し、64個の差分のデータからなる乖離度時系列データを算出する。続いて、64個のデータを合計し、個別乖離度を算出する。すなわち、3つのパラメータ毎の乖離度を表すことができる。

【0059】

図8は、3つのパラメータについて、正常時の計測波形と生成波形と重ねたグラフ、及び各パラメータの乖離度時系列データを示すグラフである。一方、図9は、3つのパラメータについて、異常時の計測波形と生成波形と重ねたグラフ、及び各パラメータの乖離度時系列データを示すグラフである。図8に示す正常時の乖離度時系列データでは、いずれのパラメータにおいても、乖離度はどの時間帯においても、概ね0である。なお、図8の計測波形と生成波形を重ねたグラフでは、両者がほぼ同じであるため、1つの線に見えている。一方、図9に示す異常時の乖離度時系列データでは、乖離度が変化していることが分かる。例えば、トルクに関する乖離度時系列データは、搬送の開始時に大きく変化していることが分かる(丸で囲んだ部分)。

40

【0060】

また、個別乖離度に基づいて、図10に示すような乖離度のランキングを生成すること

50

もできる。一方、総合乖離度は、個別乖離度を合計した一のスカラー値である。こうして、各計測波形と生成波形の組み合わせについて、個別乖離度と総合乖離度が算出される。

【 0 0 6 1 】

判定部 1 1 5 は、総合乖離度が規定の閾値を超えた場合には、異常と判定し、閾値を以下である場合には、正常と判定する。波形生成部 1 1 3 は、正常時の計測波形に基づいて学習された学習モデルを含んでいるため、正常時の計測波形を入力すると、これに近似する生成波形が生成される。一方、異常時の計測波形を入力すると、正常時の生成波形とは異なる生成波形が生成されるため、乖離が大きくなる。したがって、総合乖離度が所定の閾値を超えた場合には、異常と判定される。図 1 1 はその一例である。正常な計測波形が入力された場合には、閾値よりも低い総合乖離度が算出される一方、異常な計測波形が入力された場合には、閾値よりも高い総合乖離度が算出されていることが分かる。

10

【 0 0 6 2 】

出力部 1 1 6 は、計測波形、生成波形、乖離度時系列データ、個別乖離度、総合乖離度の少なくとも 1 つを出力し、ディスプレイ 4 に表示する。また、異常が発生したときのアラートをディスプレイ 4 に表示したり、音を発生するなど、の出力を行うことができる。

【 0 0 6 3 】

< 3 . 学習装置での学習処理 >

次に、上記のように構成された学習装置の学習処理について、図 1 2 のフローチャートを参照しつつ説明する。

【 0 0 6 4 】

図 1 2 に示すように、まず、搬送装置 3 を稼働し（ステップ S 1 1 ）、上述した 3 つのパラメータについて、正常時の計測波形を収集する（ステップ S 1 2 ）。次に、計測波形に前処理を施す（ステップ S 1 3 ）。続いて、前処理が施された計測波形を学習モデル 2 2 2 に入力し、上述した第 1 及び第 2 学習結果データ 2 2 3 , 2 2 4 を生成する（ステップ S 1 4 ）。これに続いて、閾値を設定する（ステップ S 1 5 ）。閾値の設定は、特に限定されないが、例えば、上記総合乖離度の正規分布を算出し、その 3 以上、例えば、3 、 4 などに閾値を設定することができる。なお、閾値は、学習装置 2 において自動で設定するほか、異常検知装置 1 で設定することもできる。あるいは、利用者が任意に設定することもできる。その後、第 1 学習結果データ 2 2 3 は、異常検知装置 1 に送信され、波形生成部 1 1 3 に組み込まれる（ステップ S 1 6 ）。なお、第 1 学習結果データ 2 2 3 は、定期的に作成され、その都度、波形生成部 1 1 3 に組み込むことができる。こうして、学習装置 2 での学習処理が終了する。

20

30

【 0 0 6 5 】

< 4 . 異常検知装置での異常検知方法 >

次に、上記のように構成された異常検知装置における異常検知方法について、図 1 3 のフローチャートを参照しつつ説明する。

【 0 0 6 6 】

図 1 3 に示すように、まず、搬送装置 3 の稼働中に、収集部 1 1 1 において、上述した 3 つのパラメータについて、計測波形を収集する（ステップ S 2 1 ）。次に、前処理部 1 1 2 により、計測波形に前処理を施す（ステップ S 2 2 ）。続いて、上記第 1 学習結果データ 2 2 3 が組み込まれた波形生成部 1 1 3 に、前処理が施された計測波形を入力し、生成波形を生成する（ステップ S 2 3 ）。これに続いて、乖離度算出部 1 1 4 により、算出された生成波形と計測波形を比較し、総合乖離度を算出する（ステップ S 2 4 ）。最後に、判定部 1 1 5 により総合乖離度が閾値未満である場合には（ステップ S 2 5 の Y E S ）、正常であるとして搬送装置の可動を続ける。一方、総合乖離度が閾値以上である場合には（ステップ S 2 5 の N O ）、異常が発生しているとして、ディスプレイ 4 に異常のアラートを表示する（ステップ S 2 6 ）。

40

【 0 0 6 7 】

< 5 . 特徴 >

以上のように、本実施形態によれば、搬送装置 3 において計測される、複数のパラメー

50

タに関する時系列データである正常時の計測波形から、この複数のパラメータに関する時系列データである生成波形を生成する波形生成部 113 を有し、計測波形と生成波形とを比較することで、乖離度を算出し、これが所定の閾値を上回った場合には、異常であると判定するようにしている。そのため、以下の効果を得ることができる。

【0068】

(1) 複数の動作条件に対応した精度の高い異常の検知が可能となる。

(2) 乖離度時系列データ、個別乖離度を算出できるため、各パラメータにおいて、例えば、どの時刻に乖離度が大きくなっているかを確認することができる。したがって、異常判断の説明性を高くすることができる。

(3) 簡単な前処理を施した計測波形を入力して生成波形を出力するため、波形の特徴量を設計する必要がない。

10

【0069】

< 6 . 変形例 >

以上、本発明の実施形態について説明したが、前述までの説明はあらゆる点において本発明の例示に過ぎず、本発明の範囲を逸脱することなく種々の改良や変形を行うことができることは言うまでもない。例えば、以下のような変更が可能である。なお、以下では、上記実施形態と同様の構成要素に関しては同様の符号を用い、上記実施形態と同様の点については、適宜説明を省略した。また、以下の変形例は適宜組み合わせ可能である。

【0070】

< 6 - 1 >

上実施形態では、GANによる学習モデルを有しているが、これに限定されるものではなく、オートエンコーダ、GANomaly、Skip GANomaly等のニューラルネットワークで構成することができる。すなわち、上記のような複数のパラメータに関する時系列データのような多変量多次元のデータを学習できる手法であればよい。

20

【0071】

< 6 - 2 >

乖離度算出部 114 における異常判定を行うための乖離度の算出方法は、特に限定されず、判定部 115 で評価可能な計測波形と生成波形との差を乖離度として算出できればよい。

【0072】

< 6 - 3 >

上記実施形態では、異常検知装置 1 と学習装置 2 とを別のコンピュータで構成しているが、1つのコンピュータで構成することもできる。すなわち、異常検知装置 1 に学習機能が付加されていてもよい。

30

【0073】

< 6 - 4 >

計測波形の前処理の方法は、特に限定されず、使用される学習モデルに応じて適宜変更することができる。あるいは、前処理を行わずに学習を行ったり、生成波形を生成することもできる。

【0074】

< 6 - 5 >

上記実施形態の異常検知装置 1 では、ボールネジ機構を有する搬送装置における異常を判定しているが、これに限定されものでなく、種々の対象機械の異常を判定に適用することができる。

40

【符号の説明】

【0075】

1 異常検知装置

11 取得部

13 波形生成部

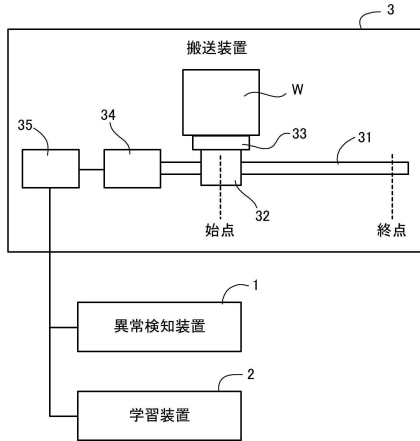
14 乖離度算出部

50

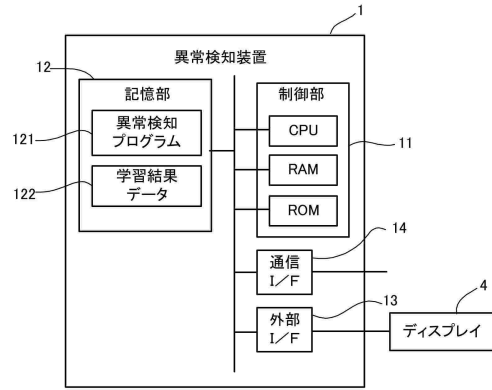
- 1 5 判定部
- 2 学習装置
- 2 1 2 符号化部
- 2 1 3 生成部
- 2 1 4 判別部
- 2 2 2 学習モデル
- 3 搬送装置（対象機械）
- 4 ディスプレイ（表示部）

【図面】

【図 1】



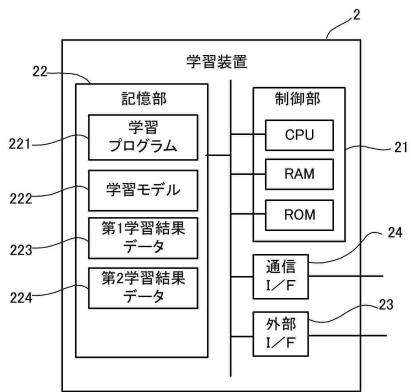
【図 2】



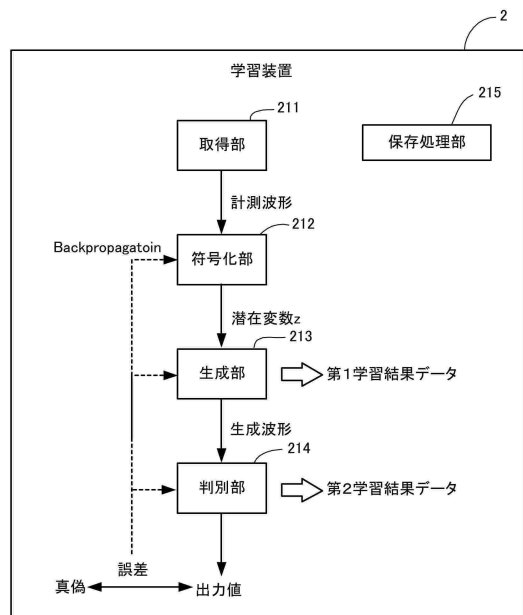
10

20

【図 3】



【図 4】

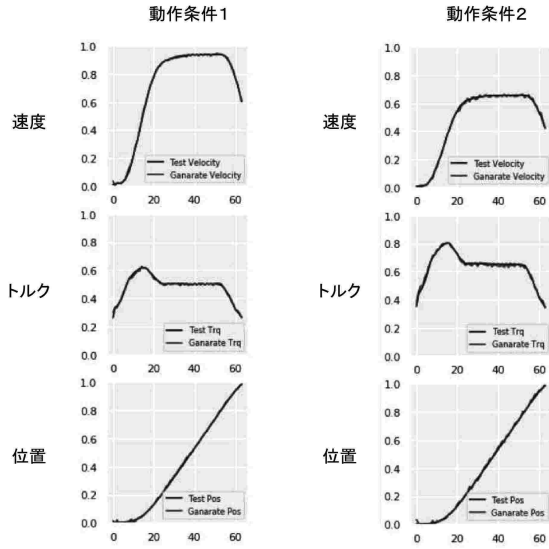


30

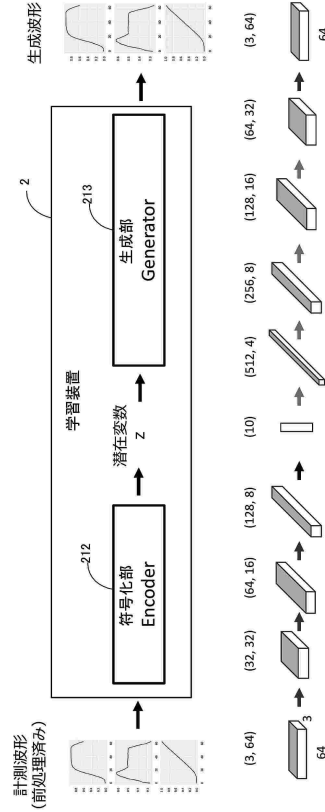
40

50

【図5】



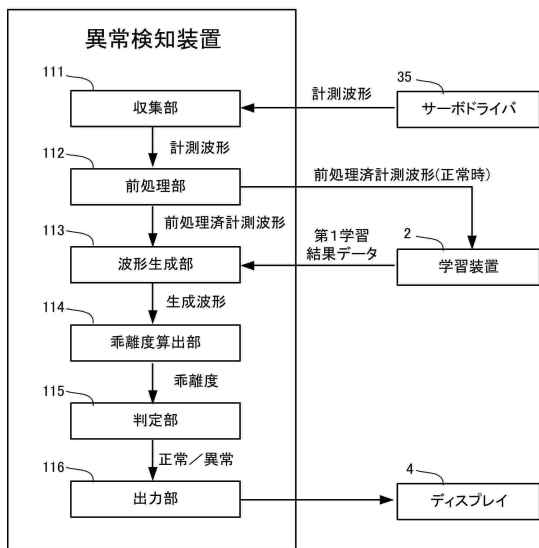
【図6】



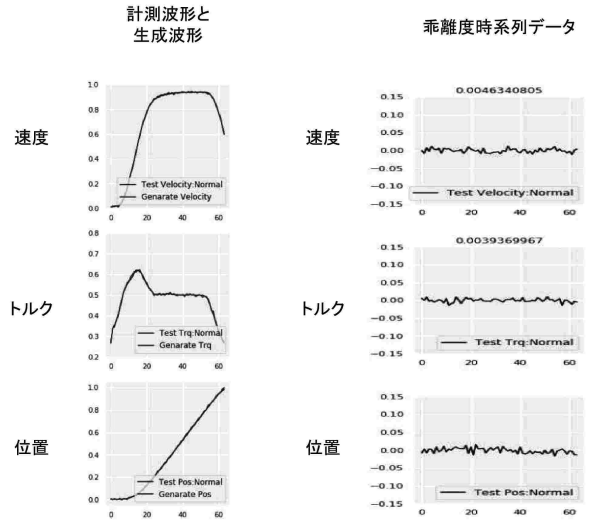
10

20

【図7】



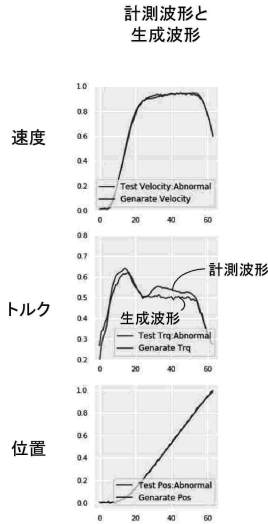
【図8】



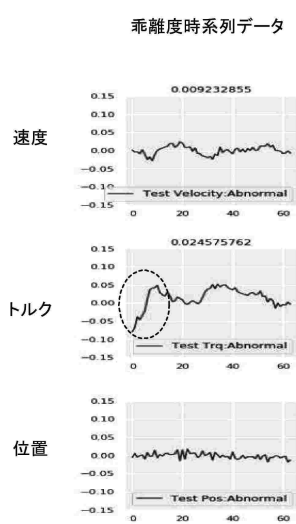
30

40

【図9】



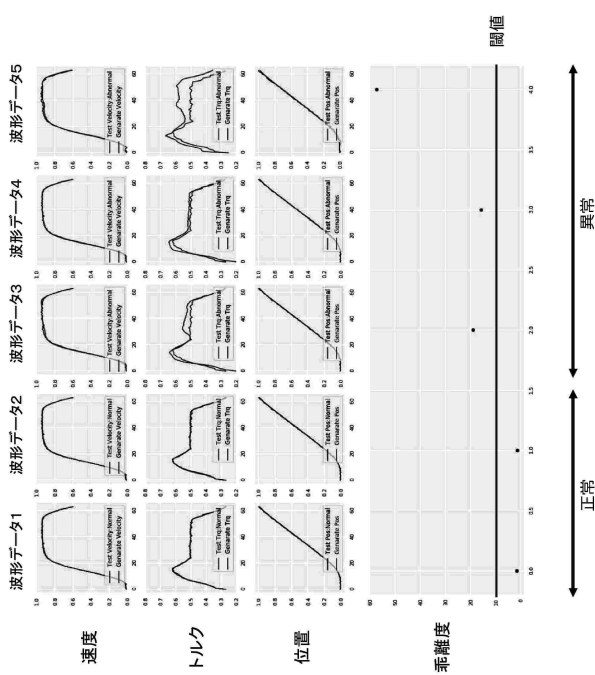
【図10】



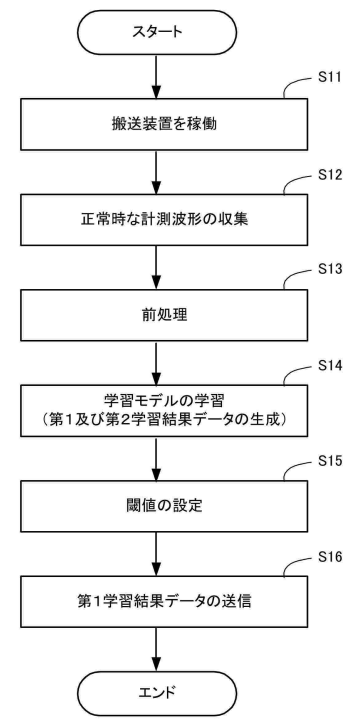
順位	変数名	乖離度
1	トルク	0.4255
2	速度	0.1034
3	位置	0.0345

10

【図11】



【図12】



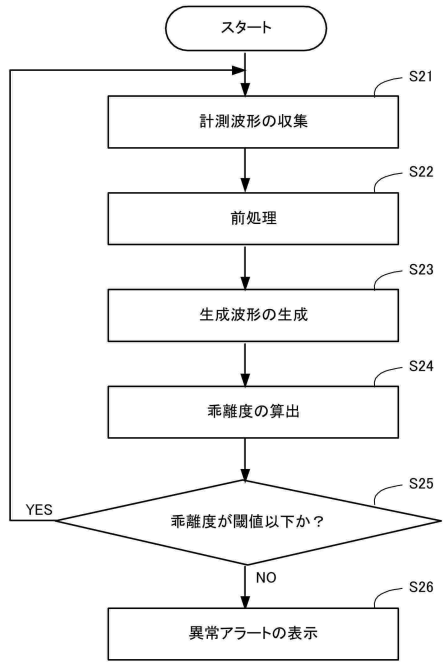
20

30

40

50

【図 13】



10

20

30

40

50

フロントページの続き

- (56)参考文献 特開2021-009441(JP,A)
特開2020-187667(JP,A)
特開2021-086571(JP,A)
特開2020-191050(JP,A)
韓国公開特許第10-2021-0061517(KR,A)
- (58)調査した分野 (Int.Cl., DB名)
G05B 23/02
G06N 3/088