

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特許公報(B2)

(11) 特許番号

特許第6499737号
(P6499737)

(45) 発行日 平成31年4月10日(2019.4.10)

(24) 登録日 平成31年3月22日(2019.3.22)

(51) Int.Cl. F I
B 2 3 Q 11/08 (2006.01) B 2 3 Q 11/08 A
B 2 3 Q 17/12 (2006.01) B 2 3 Q 17/12

請求項の数 11 (全 14 頁)

(21) 出願番号	特願2017-174459 (P2017-174459)	(73) 特許権者	390008235 ファナック株式会社 山梨県南都留郡忍野村忍草字古馬場358 〇番地
(22) 出願日	平成29年9月12日(2017.9.12)	(74) 代理人	110001151 あいわ特許業務法人
(65) 公開番号	特開2018-86715 (P2018-86715A)	(72) 発明者	黒髪 昇 山梨県南都留郡忍野村忍草字古馬場358 〇番地 ファナック株式会社内
(43) 公開日	平成30年6月7日(2018.6.7)	(72) 発明者	佐藤 直樹 山梨県南都留郡忍野村忍草字古馬場358 〇番地 ファナック株式会社内
審査請求日	平成29年12月14日(2017.12.14)	審査官	小川 真
(31) 優先権主張番号	特願2016-227720 (P2016-227720)		
(32) 優先日	平成28年11月24日(2016.11.24)		
(33) 優先権主張国	日本国(JP)		
早期審査対象出願			

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 テレスコピックカバーの異常発生推定装置及び異常発生推定方法

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項1】

装置に取り付けられたテレスコピックカバーに関する異常の発生を推定する異常発生推定装置であって、

前記装置の稼働時に取得された少なくとも前記装置が発する音又は前記装置の電流値のいずれかを含む物理量から抽出された特徴量と、前記テレスコピックカバーに発生した少なくとも異常発生箇所を含む異常に関する情報とに基づいて教師あり学習した学習結果を記憶する学習結果記憶部と、

前記装置の稼働時に少なくとも前記装置が発する音又は前記装置の電流値のいずれかを含む物理量を取得する物理量取得部と、

前記物理量取得部が取得した前記物理量に基づいて、前記物理量の特徴量を抽出する特徴量抽出部と、

前記学習結果記憶部に記憶された前記学習結果と、前記特徴量抽出部が抽出した前記特徴量とに基づいて、前記装置の稼働時に前記テレスコピックカバーに発生しうる少なくとも異常発生箇所を含む異常を推定する異常推定部と、

前記異常推定部が推定した前記異常を出力する推定結果出力部と、
を備えるテレスコピックカバーの異常発生推定装置。

【請求項2】

前記装置の稼働時に取得された前記物理量から抽出された特徴量と、前記テレスコピックカバーに発生した異常に関する情報とに基づいて教師あり学習をし、当該学習の結果を

前記学習結果記憶部に記憶する教師あり学習部を更に備えることを特徴とする

請求項 1 に記載のテレスコピックカバーの異常発生推定装置。

【請求項 3】

前記物理量の特徴量は、前記物理量の特徴を示す数値であることを特徴とする

請求項 1 または 2 に記載のテレスコピックカバーの異常発生推定装置。

【請求項 4】

前記物理量取得部は、加工プログラムによる前記装置の稼働時に前記物理量を取得する、

請求項 1 乃至 3 いずれか 1 つに記載のテレスコピックカバーの異常発生推定装置。

【請求項 5】

前記物理量取得部は、前記加工プログラムのブロックの内、予め定めた所定のブロックによる前記装置の稼働時に前記物理量を取得する、

請求項 4 に記載のテレスコピックカバーの異常発生推定装置。

【請求項 6】

前記物理量取得部は、判定用プログラムによる前記装置の稼働時に前記物理量を取得する、

請求項 1 乃至 3 いずれか 1 つに記載のテレスコピックカバーの異常発生推定装置。

【請求項 7】

装置に取り付けられたテレスコピックカバーに関する異常発生推定方法であって、前記テレスコピックカバーを取り付けた状態で前記装置を稼働させる手順と、

前記装置が稼働している際に少なくとも前記装置が発する音又は前記装置の電流値のいずれかを含む物理量を取得する手順と、

前記取得した物理量の特徴量を抽出する手順と、

前記テレスコピックカバーに発生した少なくとも異常発生箇所を含む異常に関する情報である正解情報、及び前記抽出された特徴量を入力とする教師あり学習を行なう手順と、

前記教師あり学習の学習結果に基づいて前記装置が稼働している際に取得された少なくとも前記装置が発する音又は前記装置の電流値のいずれかを含む物理量の任意の特徴量が入力されたときに前記テレスコピックカバーに発生しうる少なくとも異常発生箇所を含む異常を推定する手順と、

を含むテレスコピックカバーの異常発生推定方法。

【請求項 8】

前記物理量の特徴量は、該物理量の特徴を示す数値であることを特徴とする

請求項 7 に記載のテレスコピックカバーの異常発生推定方法。

【請求項 9】

加工プログラムによる前記装置の稼働時に前記物理量を取得する、

請求項 7 又は 8 に記載のテレスコピックカバーの異常発生推定方法。

【請求項 10】

前記加工プログラムのブロックの内、予め定めた所定のブロックによる前記装置の稼働時に前記物理量を取得する、

請求項 9 に記載のテレスコピックカバーの異常発生推定方法。

【請求項 11】

判定用プログラムによる前記装置の稼働時に前記物理量を取得する、

請求項 7 又は 8 に記載のテレスコピックカバーの異常発生推定方法。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、テレスコピックカバーの異常発生推定装置及び異常発生推定方法に関し、特にテレスコピックカバーの破断やクッション部品の摩耗/破損等の異常の発生を予知する技術に関する。

【背景技術】

10

20

30

40

50

【 0 0 0 2 】

テレスコピックカバーは、工作機械が加工を行う際に発生する切粉や切削液から、工作機械の内部機構を保護するためのカバーである。このテレスコピックカバーは、パンタグラフ等の伸縮部材によって多段式の金属製カバーを駆動することにより、カバーを開閉させる構造を有している。

【 0 0 0 3 】

テレスコピックカバーは、長期にわたり使用すると様々な状態で破損することがある。図1に、テレスコピックカバーの典型的な破損状態を示す。破線で囲われた箇所が破損箇所である。図1の上図は、金属製カバーの表面が破損した状態である。中図は、金属製カバーを駆動するためのパンタグラフが破断した状態である。下図は、脱落した金属製カバーが他の金属製カバーに引っかかり、破損した状態である。このような破損は、例えば各部の疲労や摩耗による経年劣化、固定ネジの緩みや脱落、ワークの落下による変形、操作ミス等、様々な要因により発生する。

10

【 0 0 0 4 】

また、テレスコピックカバーを構成するテレスコピック状の板金カバーは、固定部と可動部とからなり、可動部の動作開始時や動作停止時の衝撃を緩和するために、ゴムや樹脂、スポンジなどのクッション部品が使用され、それらのクッション部品が板金カバー内部に取り付けられることが一般的である。テレスコピックカバーのクッション部品は、テレスコピックカバーの可動部が動作している間は常に衝撃を受けるため摩耗や破損が発生する。このクッション部品は、通常は消耗品として交換することを前提に設計されているため、定期的な点検や部品交換が必要となるが、使用環境上、また板金カバーの構造上の制約から、前記の通り板金カバー内部に取り付けられることが一般的である。

20

【 0 0 0 5 】

図2に、クッション部品が取り付けられたテレスコピックカバーの一例を示す。図2の上図は、工作機械のテーブルの四辺にテレスコピックカバーが取り付けられている状態を示している。また、図2の下図は、テレスコピックカバー内部のクッション部品の取り付け状態を示す図である（点線で表した部分は、他の板金カバーの下に入り込んで見えない部分を透過させたものである）。図2の下図に示すように、クッション部品はテレスコピックカバーが伸縮した際に衝突する部分に取り付けられる。その為、クッション部品に摩耗や破損が生じると、テレスコピックカバーの伸縮時に板金カバー同士が衝突して板金カバー自体が破損する。クッション部品の破損や摩耗は、定期的な点検や部品交換で回避できるものの、クッション部品の状態確認や部品交換は板金カバーを外して行う必要があるなど、簡単には出来ないため、ユーザの中には点検作業を怠って使用を続ける場合もあり、そのような場合には結果的にクッション部品の摩耗や破損だけではなく、板金カバー本体も破損に至ることがある。

30

【 0 0 0 6 】

このような破損が発生してしまうと、工作機械の安全かつ安定した稼働に支障が生じるばかりか、修理に多大な時間とコストを要する。そこで、特許文献1には、テレスコピックカバーの伸縮動作に異常が生じた場合に早急にその状態を検知する方法が記載されている。この方法では、テレスコピックカバー内部に発光部と受光部とを設け、発光部が発生した光が板体により遮断されて受光部に受光されない場合に、異常が発生したと判断する。

40

【 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 - 6 8 1 8 3 号公報

【 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、特許文献1記載の方法では、予め想定された部材の、予め想定された態

50

様の変形等の異常のみしか検出することができない。また、あくまでも異常が発生したときにそれを早期に検出できるという効果を得られるに過ぎず、異常の発生につながる事象を捉えて異常の発生事態を予知するという効果を得ることはできない。

【0009】

本発明は、このような問題点を解決するためになされたものであり、テレスコピックカバーの破断やクッション部品の摩耗/破損等の異常の発生を予知することができる異常発生推定装置及び異常発生推定方法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】

【0010】

本発明の一実施の形態にかかるテレスコピックカバーの異常発生推定装置は、装置に取り付けられたテレスコピックカバーに関する異常の発生を推定する異常発生推定装置であって、前記装置の稼働時に取得された少なくとも前記装置が発する音又は前記装置の電流値のいずれかを含む物理量から抽出された特徴量と、前記テレスコピックカバーに発生した少なくとも異常発生箇所を含む異常に関する情報とに基づいて教師あり学習した学習結果を記憶する学習結果記憶部と、前記装置の稼働時に少なくとも前記装置が発する音又は前記装置の電流値のいずれかを含む物理量を取得する物理量取得部と、前記物理量取得部が取得した前記物理量に基づいて、前記物理量の特徴量を抽出する特徴量抽出部と、前記学習結果記憶部に記憶された前記学習結果と、前記特徴量抽出部が抽出した前記特徴量とに基づいて、前記装置の稼働時に前記テレスコピックカバーに発生しうる少なくとも異常発生箇所を含む異常を推定する異常推定部と、前記異常推定部が推定した前記異常を出力する推定結果出力部と、を備える。

【0011】

他の実施の形態にかかるテレスコピックカバーの異常発生推定装置は、前記装置の稼働時に取得された前記物理量から抽出された特徴量と、前記テレスコピックカバーに発生した異常に関する情報とに基づいて教師あり学習をし、当該学習の結果を前記学習結果記憶部に記憶する教師あり学習部を更に備える。

【0012】

他の実施の形態にかかるテレスコピックカバーの異常発生推定装置は、前記物理量の特徴量は、前記物理量の特徴を示す数値である。

【0014】

他の実施の形態にかかるテレスコピックカバーの異常発生推定装置は、前記物理量取得部は、加工プログラムによる前記装置の稼働時に前記物理量を取得する。

【0015】

他の実施の形態にかかるテレスコピックカバーの異常発生推定装置は、前記物理量取得部は、前記加工プログラムのブロックの内、予め定めた所定のブロックによる前記装置の稼働時に前記物理量を取得する。

【0016】

他の実施の形態にかかるテレスコピックカバーの異常発生推定装置は、前記物理量取得部は、判定用プログラムによる前記装置の稼働時に前記物理量を取得する。

【0017】

他の実施の形態にかかるテレスコピックカバーの異常発生推定方法は、装置に取り付けられたテレスコピックカバーに関する異常発生推定方法であって、前記テレスコピックカバーを取り付けた状態で前記装置を稼働させる手順と、前記装置が稼働している際に少なくとも前記装置が発する音又は前記装置の電流値のいずれかを含む物理量を取得する手順と、前記取得した物理量の特徴量を抽出する手順と、前記テレスコピックカバーに発生した少なくとも異常発生箇所を含む異常に関する情報である正解情報、及び前記抽出された特徴量を入力とする教師あり学習を行なう手順と、前記教師あり学習の学習結果に基づいて前記装置が稼働している際に取得された少なくとも前記装置が発する音又は前記装置の電流値のいずれかを含む物理量の任意の特徴量が入力されたときに前記テレスコピックカバーに発生しうる少なくとも異常発生箇所を含む異常を推定する手順と、を含む。

10

20

30

40

50

【0018】

他の実施の形態にかかるテレスコピックカバーの異常発生推定方法は、前記物理量の特徴量は、該物理量の特徴を示す数値である。

【0020】

他の実施の形態にかかるテレスコピックカバーの異常発生推定方法は、加工プログラムによる前記装置の稼動時に前記物理量を取得する。

【0021】

他の実施の形態にかかるテレスコピックカバーの異常発生推定方法は、前記加工プログラムのブロックの内、予め定めた所定のブロックによる前記装置の稼動時に前記物理量を取得する。

10

【0022】

他の実施の形態にかかるテレスコピックカバーの異常発生推定方法は、判定用プログラムによる前記装置の稼動時に前記物理量を取得する。

【発明の効果】

【0023】

本発明によれば、テレスコピックカバーの破断やクッション部品の摩耗/破損等の異常の発生を予知することができる異常発生推定装置及び異常発生推定方法を提供することができる。本発明の異常発生推定装置を導入することにより、工作機械のユーザは定期的な点検や部品交換を行うことなく、テレスコピックカバーそのものや、該テレスコピックカバーに取り付けられたクッション部品が摩耗や破損して、板金カバーの保守が必要であることを認識することができ、機械が突然に破損・停止する前に、計画的に予防保全を実施することが可能になり、稼働率の向上や安定した生産の維持に繋がる。また、クッション部品が摩耗や破損した時点で、クッション部品などの消耗品のみで部品交換を行うことが出来るため、その後板金カバー自体が破損に至ることが防止でき、保守費用の低減や保守時間の削減に繋がる。

20

【図面の簡単な説明】

【0024】

【図1】テレスコピックカバーの破損状態の一例を示す図である。

【図2】クッション部品が取り付けられたテレスコピックカバーの一例を示す図である。

【図3】教師あり学習を行う機械学習器の動作の概略を説明する図である。

30

【図4】ニューロンのモデルを示す模式図である。

【図5】3層の重みを有するニューラルネットワークを示す模式図である。

【図6】テレスコピックカバーの異常発生推定装置1の概略構成を示すブロック図である。

【図7】テレスコピックカバーの異常発生推定装置1の学習段階及び予測段階における動作の概略を示す図である。

【図8】正解情報 y の一例を示す図である。

【発明を実施するための形態】

【0025】

以下、本発明の実施の形態を図面と共に説明する。

40

本発明では、機械学習を利用することによって、テレスコピックカバーにおける異常の発生を高精度に推定する。本発明の機械学習では、異常発生時及び正常時に発生する様々な物理量（振動、音、電流など）から特徴抽出を行い、抽出された特徴量と発生した異常（テレスコピックカバーの破損の位置や状態、クッション部品の摩耗状態/破損箇所、など）との関係を機械学習する。

【0026】

まず、本発明で用いる機械学習について簡単に説明する。

< 1. 機械学習 >

機械学習は、機械学習を行う装置（以下、機械学習器）に入力されるデータの集合から、その中にある有用な規則や知識表現、判断基準などを解析により抽出し、その判断結果

50

を出力すると共に、知識の学習を行うことで実現される。機械学習の手法は様々であるが、大別すれば「教師あり学習」、「教師なし学習」、「強化学習」に分けられる。さらに、これらの手法を実現する上で、特徴量そのものの抽出を学習する、「深層学習」と呼ばれる手法がある。

【0027】

「教師あり学習」とは、ある入力と結果（ラベル）のデータの組を大量に機械学習器に与えることで、それらのデータセットにある特徴を学習し、入力から結果を推定するモデル、即ち、その関係性を帰納的に獲得することができる。これは後述のニューラルネットワークなどのアルゴリズムを用いて実現することができる。

【0028】

「教師なし学習」とは、入力データのみを大量に学習装置に与えることで、入力データがどのような分布をしているか学習し、対応する教師出力データを与えなくても、入力データに対して圧縮、分類、整形などを行う装置を学習する手法である。それらのデータセットにある特徴を似た者どうしにクラスタリングすることなどができる。この結果を使って、何らかの基準を設けてそれを最適にするような出力の割り当てを行うことで、出力の予測を実現することができる。また「教師なし学習」と「教師あり学習」との中間的な問題設定として、「半教師あり学習」と呼ばれるものもあり、これは一部のみ入力と出力のデータの組が存在し、それ以外は入力のみデータである場合がこれに当たる。本実施形態においては、実際に加工機を動作させなくても取得することが出来るデータを教師なし学習で利用し、学習を効率的に行うことが出来る。

【0029】

「強化学習」とは、判定や分類だけではなく、行動を学習することにより、環境に行動が与える相互作用を踏まえて適切な行動を学習、即ち、将来的に得られる報酬を最大にするために学習する方法である。強化学習においては、機械学習器は行動が引き起こす結果を全く知らない状態から、または不完全にしか知らない状態から学習をスタートすることができる。また、人間の動作を真似るように事前学習（逆強化学習や、前述の教師あり学習といった手法）した状態を初期状態として、良いスタート地点から学習をスタートさせることもできる。

【0030】

本発明ではテレスコピックカバーの動作時に取得された物理量から抽出された特徴量と、テレスコピックカバーに発生する異常（テレスコピックカバーの破損やクッション部品の摩耗／破損等が発生した位置や破損の状態など）との相関性を学習することを目的としており、明示されるデータに基づく学習が可能であること、学習結果に基づいてテレスコピックカバーの異常状態を判定する必要があることなどを考慮して、教師あり学習のアルゴリズムを採用する。

【0031】

図3は、教師あり学習を行う機械学習器の動作の概略を説明する図である。教師あり学習を行う機械学習器の動作は大きく学習段階と予測段階の2つの段階に分けることができる。教師あり学習を行う機械学習器は、学習段階（図3（a））において、入力データとして用いられる状態変数（説明変数、図3（a）における x_1, x_2, x_3, \dots ）の値と、出力データとして用いられる目的変数（図3（a）における y ）の値とを含む教師データを与えると、該状態変数の値が入力された時に、該目的変数の値を出力することを学習する。そして、このような教師データをいくつも与えることにより、機械学習器は状態変数の値に対する目的変数の値を出力するための予測モデル（写像を行う関数 f ）を構築する。

【0032】

また、教師あり学習を行う機械学習器は、予測段階（図3（b））において、新しい入力データ（状態変数）が与えられたとき、学習結果（構築された予測モデル）に従って、出力データ（目的変数）を予測して出力する。

【0033】

10

20

30

40

50

教師あり学習を行う機械学習器の学習の一例として、例えば以下の数1式に示すような回帰式を予測モデル(写像を行う関数 f)として用いる方法がある。回帰式を用いる方法では、学習の過程において数1式における各状態変数 x_1, x_2, x_3, \dots が取る値を回帰式に当てはめた時に、目的変数(正解情報) y の値が得られるように、各係数 $a_0, a_1, a_2, a_3, \dots$ の値を調整することにより学習が進められる。

【0034】

【数1】

$$y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_3 + \dots + a_nx_n$$

【0035】

また、教師あり学習を行う機械学習器の学習の他の例としては、例えば、ニューラルネットワークを予測モデル(写像を行う関数 f)として用いる方法がある。ニューラルネットワークは、たとえば図3に示すようなニューロンのモデルを模したニューラルネットワークを実現する演算装置及びメモリ等で構成される。図4は、ニューロンのモデルを示す模式図である。

【0036】

図4に示すように、ニューロンは、入力 x (ここでは一例として、複数の入力 $x_1 \sim$ 入力 x_3)に対する正解情報 y を出力するものである。各入力 $x_1 \sim x_3$ には、この入力 x に対応する重み w ($w_1 \sim w_3$)が掛けられる。これにより、ニューロンは、次の数2式により表現される正解情報 y を出力する。なお、数2式において、入力 x 、正解情報 y 及び重み w は、すべてベクトルである。また、 θ はバイアスであり、 f_k は活性化関数である。

【0037】

【数2】

$$y = f_k\left(\sum_{i=1}^n x_i w_i - \theta\right)$$

【0038】

更に、教師あり学習を行う機械学習器の学習にニューラルネットワークを用いる方法の応用として、上述したニューロンを組み合わせた3層の重みを有するニューラルネットワークを予測モデル(写像を行う関数 f)として用いる方法がある。図5は、D1~D3の3層の重みを有するニューラルネットワークを示す模式図である。図5に示す例では、ニューラルネットワークの左側から入力 x (ここでは一例として、複数の入力 $x_1 \sim$ 入力 x_3)が入力され、右側から正解情報 y (ここでは一例として、複数の正解情報 $y_1 \sim$ 正解情報 y_3)が出力される。

【0039】

具体的には、入力 $x_1 \sim$ 入力 x_3 は、3つのニューロン $N_{11} \sim N_{13}$ の各々に対して対応する重みが掛けられて入力される。図5では、これらの入力に掛けられる重み(それぞれのニューロンに入力される入力 $x_1 \sim$ 入力 x_3 のそれぞれに掛けられる重み)はまとめて行列 w_1 として表記されている。ニューロン $N_{11} \sim N_{13}$ は、それぞれ、 $z_{11} \sim z_{13}$ を出力する。これらの $z_{11} \sim z_{13}$ はまとめて特徴ベクトル z_1 と表記され、入力ベクトルの特徴量を抽出したベクトルとみなすことができる。この特徴ベクトル z_1 は、重み w_1 と重み w_2 との間の特徴ベクトルである。

【0040】

$z_{11} \sim z_{13}$ は、2つのニューロン N_{21}, N_{22} の各々に対して対応する重みが掛けられて入力される。図5では、これらの特徴ベクトルに掛けられる重み(それぞれのニューロンに入力される特徴ベクトルのそれぞれの要素に掛けられる重み)は、まとめて行列 w_2 として表記されている。ニューロン N_{21}, N_{22} は、それぞれ、 z_{21}, z_{22} を出力する。これらは、まとめて特徴ベクトル z_2 と表記されている。この特徴ベクトル z_2 は、重み w_2 と重み w_3 との間の特徴ベクトルである。

【0041】

特徴ベクトル z_{21}, z_{22} は、3つのニューロン $N_{31} \sim N_{33}$ の各々に対して対応する重み

10

20

30

40

50

が掛けられて入力される。図5では、これらの特徴ベクトルに掛けられる重み（それぞれのニューロンに入力される特徴ベクトルのそれぞれの要素に掛けられる重み）は、まとめて行列 w_3 として標記されている。

最後に、ニューロン $N_{31} \sim N_{33}$ は、それぞれ、正解情報 $y_1 \sim$ 正解情報 y_3 を出力する。

【0042】

図4、図5に示されるニューラルネットワークの動作には、学習モード（図3の学習段階に対応）と予測モード（図3の予測段階に対応）とがあり、学習モードにおいて学習データセットを用いてそれぞれの重み w を学習し、そのパラメータを用いて予測モードにおいてテレスコピックカバーの異常予測を行う（便宜上、予測と書いたが、検出、分類、推論など多様なタスクが可能である）。

10

【0043】

なお、予測モードで実際にテレスコピックカバーを動かして得られたデータを即時学習し、次の行動に反映させる（オンライン学習）ことも、あらかじめ収集しておいたデータ群を用いてまとめた学習を行い、以降はずっとそのパラメータで検知モードを行う（バッチ学習）ことも可能である。その中間的な、ある程度データが溜まるたびに学習モードを挟むということも可能である。

【0044】

重み $w_1 \sim w_3$ は、誤差逆伝搬法（バックプロパゲーション）により学習可能なものである。誤差の情報は、右側から入り左側に流れる。誤差逆伝搬法は、各ニューロンについて、入力 x が入力されたときに出力される正解情報 y と真の正解情報 y （教師）との差分を小さくするように、それぞれの重みを調整（学習）する手法である。

20

【0045】

ニューラルネットワークは、3層以上にさらに層を増やすことも可能である（深層学習と称される）。入力の特徴抽出を段階的に行い、結果を回帰する演算装置を、教師データのみから自動的に獲得することが可能である。

【0046】

なお、教師あり学習のアルゴリズムとしては、他にも最小二乗法、ステップワイズ法、SVM、決定木学習など様々な手法が周知となっているが、本発明に適用する方法としていずれの教師あり学習アルゴリズムを採用してもよい。これらの他の教師あり学習アルゴリズム、上記した回帰式を用いる方法、ニューラルネットワークを用いる方法など、それぞれの教師あり学習アルゴリズムは周知なので、本明細書における各アルゴリズムのより詳細な説明は省略する。

30

【0047】

次に、上記した教師あり学習を用いた本発明のテレスコピックカバーの異常発生推定装置及び異常検知方法について具体的に説明する。

< 2 . 実施形態 >

図6は、本発明の一実施形態におけるテレスコピックカバーの異常発生推定装置1の概略構成を示すブロック図である。異常発生推定装置1は、典型的には、後述するセンサ2と通信回線や信号線などを介して接続されたコンピュータ等の情報処理装置として実装することができる。異常発生推定装置1は、教師あり機械学習器10（図中における点線枠）、物理量取得部20、特徴量抽出部30、推定結果出力部40を有する。

40

【0048】

センサ2は、工作機械やテレスコピックカバーに装着された振動センサや音センサ等の各種センサ、上記各種センサに接続された図示しない測定器、又は工作機械の各軸を駆動するモータの位置、速度、加速度や負荷（電流値）等を取得可能な数値制御装置等を含む。すなわち、センサ2は、工作機械やテレスコピックカバーに関する種々の物理量を取得し、異常発生推定装置1に対しセンサ値として出力可能なあらゆる技術的手段を含む。

【0049】

物理量取得部20は、センサ2が出力するセンサ値を異常発生推定装置1内に取得する機能手段である。センサ値の一例としては、工作機械の各軸移動時（早送り時及び切削送

50

り時)に工作機械又はテレスコピックカバーが発生する音又は振動、工作機械の各軸を駆動するモータの位置、速度、加速度や負荷(電流値)等の実測データが含まれる。なお、物理量取得部20は、教師あり機械学習器10が学習段階で動作している場合に、センサ2からセンサ値を取得するようにしても良い。

【0050】

特徴量抽出部30は、物理量取得部20が取得したセンサ値から特徴量を抽出する機能手段である。特徴量抽出部30が抽出する特徴量としては、例えば、音、振動及び工作機械の各軸を駆動するモータの電流の波形データの最大値、最小値、平均値、分散値、波形データの傾きが変化するタイミング及び当該タイミングでの物理量の値(時刻や位置)等、従来の一般的な統計的な手法を用いて数値化することができるものであっても良い。又は、一定期間におけるセンサ値の変化パターンのパターン形状そのものを特徴としてもよい。あるいは、複数の物理量の組ごとに特徴を抽出しても良い。

10

【0051】

例えば、以下の参考文献1に示すように、特徴量抽出部30は、音圧の変化を表す波形データを時間軸で複数の区間に等分する。すなわち、所定のレートでサンプリングされた波形データを、所定のサンプル数を1区間として分割する。そして、該区間の音圧の合計値を区間音圧とし、それぞれの区間音圧に対してFFT(高速フーリエ変換)処理を行う。最後に、得られた複数の周波数特性に関して、各周波数における最大値を特徴量とすることができる。さらに、特徴量抽出部30は、以降の計算量を削減するため、このようにして求めた所定の複数個の特徴量の平均値を計算し、該平均値を次元数が削減された特徴量として用いることもできる。さらに、特徴量抽出部30は、これらの特徴量を0乃至1の範囲に収まるように正規化して、教師あり機械学習器10に対する最終的な入力とすることもできる。

20

(参考文献1:下滝亜里,外5名,「ニューラルネットを用いた集団学習による交差点内環境音の識別方法」,第47回自動制御連合講演会講演論文集,2005年1月11日)

【0052】

また、特徴量抽出部30は、上述の特徴量抽出手法を振動及び電流等の波形データにも適用し、それぞれの物理量の特徴量を抽出しても良い。なお、上述の物理量および特徴量は一例であり、物理量の特徴を表すことができる値であればどのような値を特徴量として用いるようにしても良い。

30

【0053】

異常発生推定装置1は教師あり機械学習器10(図中における点線枠)を備えている。異常発生推定装置1には、センサ2から出力された種々の物理量が送信されている。教師あり機械学習器10が備える教師あり学習部11、学習結果記憶部12、異常推定部13は、教師あり機械学習器10の主要部分を構成する機能手段である。

【0054】

教師あり学習部11は、教師あり機械学習器10が学習段階に設定されている場合に教師あり学習を行い、学習結果を学習結果記憶部12に記憶する。本実施形態の教師あり学習部11は、図7の上図に示すように、特徴量抽出部30が抽出した特徴量、及び教師データである正解情報 y を入力として教師あり学習を進める。正解情報 y は、テレスコピックカバーに生じた異常の内容を示す情報である。

40

【0055】

教師あり学習部11の学習においては、通常の加工プログラムの指令によりテレスコピックカバーが動作した際に取得された物理量から抽出された特徴量を使用するようにしても良いが、そのようにした場合、加工時に生じる様々な外乱が学習の精度を落とす可能性もある。そこで、このような事態を避けたい場合には、例えばテレスコピックカバーの破損やクッション部品の摩耗/破損の状態を判定し易い動作パターン(例えば、テーブルを前後左右に交互に限界位置まで射動させる動作パターン等)で工作機械を動作させる判定用プログラムを予め用意しておき、(例えば加工を始める前などに)該判定用プログラムを動作させた際に取得された物理量から抽出された特徴量を学習に使用するようにしても

50

良い。また、教師あり学習部 1 1 の学習に加工プログラムを実行した際に取得された物理量から抽出された特徴量を使用する場合であっても、テレスコピックカバーの破損やクッション部品の摩耗 / 破損の状態を判定し易い動作を指令するブロックの前後に信号等の出力を指令するブロックを予め入れておいて、該信号が検出された範囲の動作時に取得された物理量から抽出された特徴量を学習に使用するようにすることも考えられる。

【 0 0 5 6 】

図 8 に、正解情報 y の一例を示す。テレスコピックカバーに異常が発生した際、修理等の対応を行った作業者は、異常発生時刻、異常発生箇所、異常の内容、実施した措置等をメンテナンス情報として工作機械の入力装置等に入力する。入力されたメンテナンス情報は、異常発生推定装置 1 内又は外部の装置の図示しない記憶領域に格納される。図 8 に示す正解情報 y は、これらのメンテナンス情報のうち、文字データである異常発生箇所、異常の内容、実施した措置等をコード化したものである。コードは、作業者がメンテナンス情報を作成する際に入力しても良いし、メンテナンス情報を解析して事後的に生成しても良い。

10

【 0 0 5 7 】

教師あり学習部 1 1 は、1 つの正解情報 y (すなわち図 8 に示すテーブルのうち 1 つのレコード) と、該正解情報 y に対応する異常が発生した際に取得された物理量から生成された特徴量とを組にして入力とする。より具体的には、該正解情報 y の異常発生時刻前後の所定の期間に取得された物理量のうち、該物理量のレベル (音圧レベル等) が予め定められた値以上になった区間に対応する特徴量を、該正解情報と組とすることができる。

20

【 0 0 5 8 】

また、教師あり学習部 1 1 は、異常が発生していない際に取得された物理量から生成された特徴量を、異常発生なしを意味する正解情報 y (図 8 参照) と組にして入力する。教師あり学習部 1 1 は、上述の異常発生時の区間前後の区間に対応する特徴量を入力しても良いし、定期的又はランダムな時刻に生成した特徴量であって上述の異常発生時の区間に生成された特徴量でないものを入力しても良い。

【 0 0 5 9 】

このように特徴量および正解情報 y を入力する場合、識別型の教師あり学習方法を採用することで実装可能であり、この場合、ニューラルネットワークを使用して、入力 x に基づいて正解情報 y を識別する非線形識別面を生成して関数 f とすればよい。

30

【 0 0 6 0 】

学習結果記憶部 1 2 は、教師あり学習部 1 1 が教師データに基づいて学習した結果を記憶する機能手段である。学習結果記憶部 1 2 は、例えば予測モデルとして上記した回帰式を用いている場合には学習結果として得られた回帰式を記憶し、予測モデルとして上記したニューラルネットワークを用いた学習方法を用いている場合には学習結果として得られたニューラルネットワークのパラメータを記憶する。学習結果記憶部 1 2 は、外部からの要求により記憶している学習結果を出力する。この機能により、学習結果記憶部 1 2 が記憶している学習結果を他の異常発生推定装置などに対して転送して利用することも可能である。

【 0 0 6 1 】

40

異常推定部 1 3 は、図 7 の下図に示すように、教師あり機械学習器 1 0 が予測段階にある場合に、学習結果記憶部 1 2 に記憶される学習結果に基づいて、物理量取得部 2 0 が取得した物理量および特徴量抽出部 3 0 が抽出した特徴量を用いて異常発生箇所、異常の内容、実施すべき措置等を推定する。

【 0 0 6 2 】

異常推定部 1 3 による異常の推定においては、通常の加工プログラムの指令によりテレスコピックカバーが動作した際に取得された物理量から抽出された特徴量を使用するようにしても良いが、学習時と同様に、例えばテレスコピックカバーの破損やクッション部品の摩耗 / 破損の状態を判定し易い動作パターン (例えば、テーブルを前後左右に交互に限界位置まで射動させる動作パターン等) で工作機械を動作させる判定用プログラムを予め

50

用意しておき、（例えば加工を始める前などに）該判定用プログラムを動作させた際に取得された物理量から抽出された特徴量に基づいてテレスコピックカバーの異常を推定するようにしても良く、また、異常推定部 13 による異常の推定に加工プログラムを実行した際に取得された物理量から抽出された特徴量を使用する場合であっても、テレスコピックカバーの破損やクッション部品の摩耗 / 破損の状態を判定し易い動作を指令するブロックの前後に信号等の出力を指令するブロックを予め入れておいて、該信号が検出された範囲の動作時に取得された物理量から抽出された特徴量をテレスコピックカバーの異常の推定に使用するようにしても良い。

【 0 0 6 3 】

そして、推定結果出力部 40 は、異常推定部 13 が推定した異常発生箇所、異常の内容、実施すべき措置等を図示しない表示装置などに対して出力する。推定結果出力部 40 は、異常発生が推定された場合にはその旨を警告として出力するようにしても良く、オペレータは警告された内容に基づいて異常発生を予防するための措置を講ずることができる。

10

【 0 0 6 4 】

以上、ここまで本発明の実施の形態について説明したが、本発明は上記した実施の形態の例にのみ限定されるものでなく、適宜の要素を追加、変更又は削除することにより様々な態様で実施することができる。例えば、上記した実施形態で列挙した物理量、特徴量及び教師データはあくまで一例であり、テレスコピックカバーの稼働状態や異常状態を示す物理量、特徴量及び教師データを採用することが可能である。

【 0 0 6 5 】

また、上述の実施形態では、便宜上、1つのテレスコピックカバーにかかる物理量、特徴量及び教師データを用いて学習及び推定を行う態様を示しているが、本発明はこれに限定されるものでない。例えば、異常発生推定装置 1 は、工場内又は複数の拠点内にある複数の同タイプのテレスコピックカバーにかかる物理量、特徴量及び教師データを収集し、学習及び推定を行うことで、効率的に学習を進めることが可能である。

20

【 0 0 6 6 】

更に、上記した実施形態では異常発生推定装置 1 に教師あり学習部 11 を備えたものとしているが、例えば、他の異常発生推定装置 1 で学習した学習結果を学習結果記憶部 12 にコピーして用いることを想定している場合には教師あり学習部 11 を実装する必要はない。このように構成した場合、新たなテレスコピックカバーの特徴を学習することはできないが、同じタイプのテレスコピックカバーに適用する場合には、学習のための機構を組み込むことなく既存の学習結果を用いることで好適な異常推定を行うことができる。

30

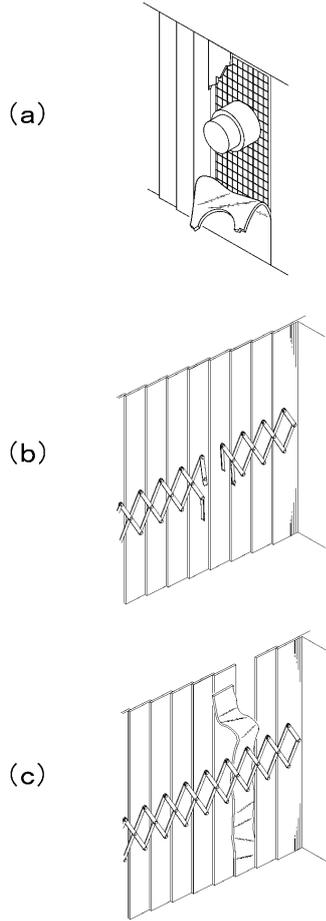
【符号の説明】

【 0 0 6 7 】

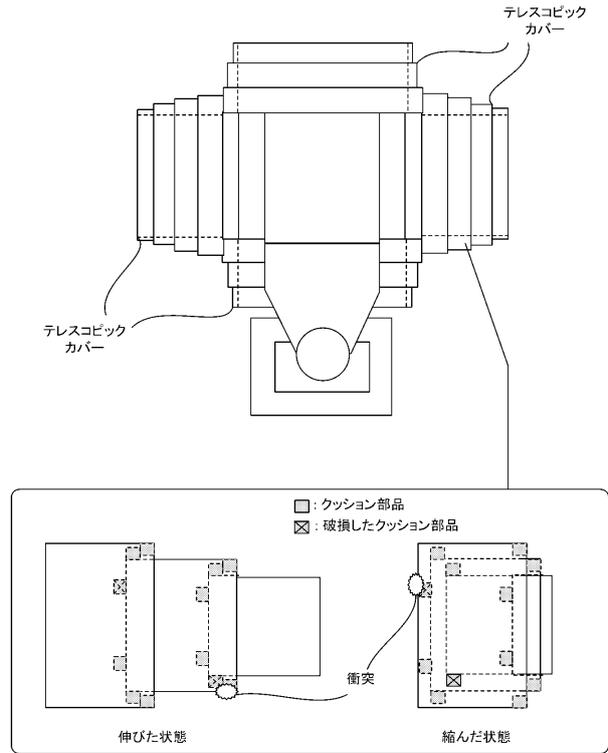
- 1 異常発生推定装置
- 2 センサ
- 10 教師あり機械学習器
- 11 教師あり学習部
- 12 学習結果記憶部
- 13 異常推定部
- 20 物理量取得部
- 30 特徴量抽出部
- 40 推定結果出力部

40

【図1】

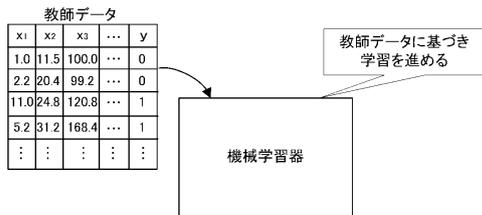


【図2】

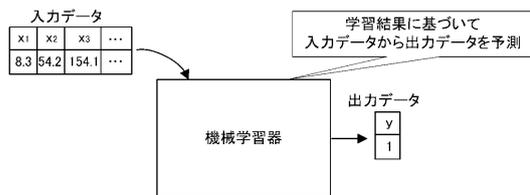


【図3】

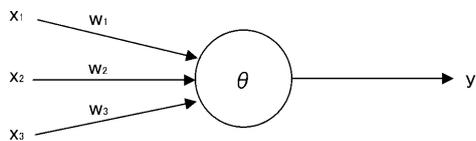
(a) 学習段階



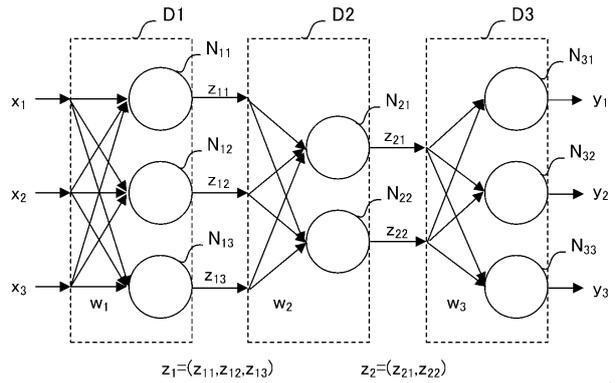
(b) 学習結果に基づく予測段階



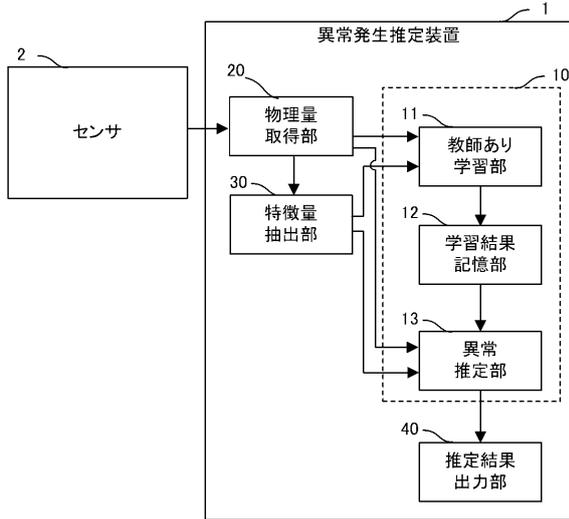
【図4】



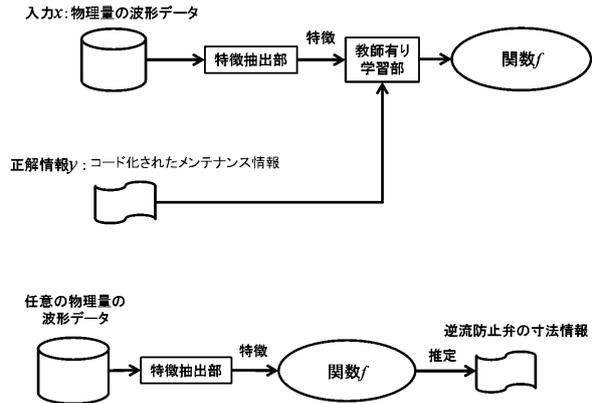
【図5】



【図6】



【図7】



【図8】

異常発生時刻	異常発生箇所	異常の内容	実施した措置	...
2016/11/01 10:01:55	バンタグラフ	破損	バンタグラフ交換	...
2016/11/04 15:45:05	3段目カバー用クッションゴム	摩耗小	措置なし	...
2016/11/15 14:12:33	カバー	脱落	ネジ外れ修理	...
2016/11/17 17:01:25	3段目カバー用クッションゴム	摩耗大	3段目カバー用クッションゴム交換	...
2016/11/21 11:11:40	上部右ワイパー	破損	上部右ワイパー交換	...
2017/01/11 09:31:10	2段目カバー用クッションゴム	破損	2段目カバー用クッションゴム交換	...
...

フロントページの続き

- (56)参考文献 特開2000-052183(JP,A)
特開2008-087094(JP,A)
特開2003-275945(JP,A)
特開2016-068183(JP,A)
特開2018-027576(JP,A)
森 和男,ドリル加工インプロセス診断システムの開発(第1報)-ニューラルネットワークによる折損予知-,精密工学会 学術講演会 講演論文集1959-2002年,新井 民夫
社団法人精密工学会,2009年 5月25日,1071-1072

(58)調査した分野(Int.Cl.,DB名)

B23Q 11/08
B23Q 17/12
B23B 25/00
G05B 19/18