

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特 許 公 報(B2)

(11) 特許番号

特許第6499689号
(P6499689)

(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	15/00	(2006.01)	B 2 3 Q 15/00 A
B 2 3 Q	15/22	(2006.01)	B 2 3 Q 15/22
G 0 5 B	19/4155	(2006.01)	G 0 5 B 19/4155 V
G 0 6 N	20/00	(2019.01)	G 0 6 N 99/00 1 5 3
G 0 6 N	3/02	(2006.01)	G 0 6 N 3/02

請求項の数 8 (全 17 頁)

(21) 出願番号	特願2017-44274 (P2017-44274)	(73) 特許権者	390008235 ファナック株式会社 山梨県南部留郡忍野村忍草字古馬場358 〇番地
(22) 出願日	平成29年3月8日(2017.3.8)	(74) 代理人	110001151 あいわ特許業務法人
(65) 公開番号	特開2018-144207 (P2018-144207A)	(72) 発明者	門倉 宏充 山梨県南部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9月20日(2018.9.20)	審査官	松田 長親
審査請求日	平成30年4月12日(2018.4.12)		
早期審査対象出願			

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 仕上げ加工量予測装置及び機械学習装置

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項1】

機械に取り付けられる部品の各部分の仕上げ加工を行う場合の該部品の各部分の仕上げ加工量を予測する仕上げ加工量予測装置であって、
前記仕上げ加工における部品の各部分の仕上げ加工量を学習する機械学習装置を備え、
前記機械学習装置は、
前記仕上げ加工における部品の各部分の仕上げ加工量を示す仕上げ加工量データ、及び該仕上げ加工の開始前に測定される該部品を取り付けた機械の各部分の精度を示す精度データを、環境の現在状態を表す状態変数として観測する状態観測部と、
前記仕上げ加工後の部品が取り付けられた機械の各部分の精度の適否判定結果を示す判定データを取得する判定データ取得部と、
前記状態変数と前記判定データとを用いて、前記仕上げ加工における部品の各部分の仕上げ加工量を前記精度データと関連付けて学習する学習部と、
を備える仕上げ加工量予測装置。

【請求項2】

前記状態観測部は、前記状態変数として、前記部品の品種を識別する品種情報をさらに観測し、
前記学習部は、前記仕上げ加工における部品の各部分の仕上げ加工量を前記精度データ及び前記品種情報の双方と関連付けて学習する、
請求項1に記載の仕上げ加工量予測装置。

【請求項 3】

前記学習部は、
前記適否判定結果に関連する報酬を求める報酬計算部と、
前記報酬を用いて、前記仕上げ加工における部品の各部分の仕上げ加工量の価値を表す関数を更新する価値関数更新部とを備える、
請求項 1 または 2 に記載の仕上げ加工量予測装置。

【請求項 4】

前記学習部は、
前記状態変数及び前記判定データから前記仕上げ加工における部品の各部分の仕上げ加工量を導く相関性モデルと予め用意された教師データから識別される相関性特徴との誤差を計算する誤差計算部と、
前記誤差を縮小するように前記相関性モデルを更新するモデル更新部とを備える、
請求項 1 または 2 に記載の仕上げ加工量予測装置。

10

【請求項 5】

前記学習部は、前記状態変数と前記判定データとを多層構造で演算する、
請求項 1 ~ 4 のいずれか 1 つに記載の仕上げ加工量予測装置。

【請求項 6】

前記学習部による学習結果に基づいて、前記仕上げ加工における部品の各部分の仕上げ加工量を表示または出力する意思決定部を更に備える、
請求項 1 ~ 5 のいずれか 1 つに記載の仕上げ加工量予測装置。

20

【請求項 7】

前記学習部は、複数の産業機械のそれぞれについて得られた前記状態変数及び前記判定データを用いて、該複数の産業機械のそれぞれにおける前記仕上げ加工における部品の各部分の仕上げ加工量を学習する、
請求項 1 ~ 6 のいずれか 1 つに記載の仕上げ加工量予測装置。

【請求項 8】

機械に取り付けられる部品の各部分の仕上げ加工を行う場合の該部品の各部分の仕上げ加工量を学習する機械学習装置において、
前記仕上げ加工における部品の各部分の仕上げ加工量を示す仕上げ加工量データ、及び該仕上げ加工の開始前に測定される該部品を取り付けた機械の各部分の精度を示す精度データを、環境の現在状態を表す状態変数として観測する状態観測部と、
前記仕上げ加工後の部品が取り付けられた機械の各部分の精度の適否判定結果を示す判定データを取得する判定データ取得部と、
前記状態変数と前記判定データとを用いて、前記仕上げ加工における部品の各部分の仕上げ加工量を前記精度データと関連付けて学習する学習部と、
を備える機械学習装置。

30

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、仕上げ加工量予測装置及び機械学習装置に関する。

40

【背景技術】

【0002】

極端な高精度が必要な部品の仕上げを行う際に、熟練した作業員により手加工が行われることがある。

一例として、ワイヤ放電加工機の例を示す。図 9 は、ワイヤ放電加工機の加工槽の断面図である。ワイヤ放電加工機を設置する際に、加工槽 1 内に配置されたワークを載置するテーブル 2 の上面は可能な限り平面且つ水平になっていることが望ましいが、工場の床面の傾斜やその他の要因により、そのまま設置したのではテーブル 2 の上面が水平や平面度を保てない場合がある。このような場合、テーブル 2 の上部を取り外し、テーブル 2 の下部へと取り付けられた際にテーブル 2 の上面が水平になるようにテーブル 2 の上部の取り付け

50

面を研磨する。

【0003】

この時、作業者はテーブル2の上面の各部についてあらかじめ定めた基準位置からのズレ量を距離センサなどの測定装置を用いて計測し、その計測結果を見た作業員が経験に基づいてテーブル2の上部の取り付け面の各部分をどのくらい研磨すればよいかを判断し、判断した結果に基づいてテーブル2の上部の取り付け面の各部分を研磨する。図10は、測定装置により計測されたテーブル2の上面の各部分の基準位置からのズレ量及びテーブル2の上部の取り付け面の各部分を研磨する回数を例示する図である。

【0004】

また、他の例として、工作機械のガイドのきさげの例を示す。一般に、工作機械は、ベッド上に少なくとも1つの移動台が直交2軸方向や直交3軸方向に移動可能に設けられている。一方で、工作機械を構成する各構造物は、安定した加工を実現するために相当な重量を有しており、各構造物を組み立てた際に、各構造物の自重や各構造物の間に働く力によりこれらに変形するという現象を生じる。例えば、図11に示すように、ベッド3上に設けられたテーブル5をレール4に沿ってX軸方向へと移動させると、レール4の端部がテーブル5とテーブル5の上に載置されたワークの重みでガイドが弾性変形し、テーブル5がまっすぐに移動しないという事態が発生する。

【0005】

そこで、作業者はテーブル5を移動させた際のテーブルのZ軸方向でのあらかじめ定めた基準位置からのズレ量を距離センサなどの測定装置を用いて計測し、その計測結果を見た作業員が経験に基づいてレール4の上部の各部分をどのくらいきさげすればよいかを判断し、図12に示すようにレール4の上部の各部分を研磨する(特許文献1など)。このきさげにより、テーブル5はまっすぐに移動するようになる。

【先行技術文献】

【特許文献】

【0006】

【特許文献1】特開平10-156715号公報

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0007】

上記したような研磨やきさげなどの仕上げ加工を行う場合、単純に測定装置で計測した基準位置からのズレ量の分だけ各部分の仕上げ加工を行ったとしても、各部分が機械の構成や他の部分に為された仕上げ加工の影響を受けるため、想定している精度での仕上げ加工が実現できないという課題がある。

【0008】

そこで本発明の目的は、加工面の精度出しをする仕上げ加工において計測結果に基づいて仕上げ加工量を予測する仕上げ加工量予測装置及び機械学習装置を提供することである。

【課題を解決するための手段】

【0009】

本発明の一態様は、機械に取り付けられる部品の各部分の仕上げ加工を行う場合の該部品の各部分の仕上げ加工量を予測する仕上げ加工量予測装置であって、前記仕上げ加工における部品の各部分の仕上げ加工量を学習する機械学習装置を備え、前記機械学習装置は、前記仕上げ加工における部品の各部分の仕上げ加工量を示す仕上げ加工量データ、及び該仕上げ加工の開始前に測定される該部品を取り付けた機械の各部分の精度を示す精度データを、環境の現在状態を表す状態変数として観測する状態観測部と、前記仕上げ加工後の部品が取り付けられた機械の各部分の精度の適否判定結果を示す判定データを取得する判定データ取得部と、前記状態変数と前記判定データとを用いて、前記仕上げ加工における部品の各部分の仕上げ加工量を前記精度データと関連付けて学習する学習部と、を備える仕上げ加工量予測装置である。

10

20

30

40

50

【 0 0 1 0 】

本発明の他の態様は、機械に取り付けられる部品の各部分の仕上げ加工を行う場合の該部品の各部分の仕上げ加工量を学習する機械学習装置において、前記仕上げ加工における部品の各部分の仕上げ加工量を示す仕上げ加工量データ、及び該仕上げ加工の開始前に測定される該部品を取り付けた機械の各部分の精度を示す精度データを、環境の現在状態を表す状態変数として観測する状態観測部と、前記仕上げ加工後の部品が取り付けられた機械の各部分の精度の適否判定結果を示す判定データを取得する判定データ取得部と、前記状態変数と前記判定データとを用いて、前記仕上げ加工における部品の各部分の仕上げ加工量を前記精度データと関連付けて学習する学習部と、を備える機械学習装置である。

【発明の効果】

10

【 0 0 1 1 】

本発明により、加工面の精度出しをする仕上げ加工において計測結果に基づいて各部分の仕上げ加工量を自動的に予測することが可能になる。

【図面の簡単な説明】

【 0 0 1 2 】

【図 1】第 1 の実施形態による仕上げ加工量予測装置の概略的な機能ブロック図である。

【図 2】仕上げ加工量予測装置の一形態を示す概略的な機能ブロック図である。

【図 3】機械学習方法の一形態を示す概略的なフローチャートである。

【図 4】仕上げ加工量予測装置の他の形態を示す概略的な機能ブロック図である。

【図 5 A】ニューロンを説明する図である。

20

【図 5 B】ニューラルネットワークを説明する図である。

【図 6】第 2 の実施形態による仕上げ加工量予測装置の概略的な機能ブロック図である。

【図 7】組立システムの一形態を示す概略的な機能ブロック図である。

【図 8】組立システムの他の形態を示す概略的な機能ブロック図である。

【図 9】ワイヤ放電加工機の加工槽の断面図である。

【図 1 0】測定装置により計測されたテーブル 2 の上面の各部分の基準位置からのズレ量及びテーブル 2 の上部の取り付け面の各部分を研磨する回数を例示する図である

【図 1 1】工作機械のテーブルの移動のズレを例示する図である。

【図 1 2】きさげによりズレが補正された工作機械のテーブルの移動を例示する図である

30

【発明を実施するための形態】

【 0 0 1 3 】

以下、本発明の実施形態を図面と共に説明する。

図 1 は、第 1 の実施形態による仕上げ加工量予測装置 1 0 の概略的な機能ブロック図である。仕上げ加工量予測装置 1 0 は、極端な高精度が必要な部品の仕上げを行う際の、当該部品の各部に対する仕上げ加工量（研磨回数、研磨量、きさげ回数など）を、いわゆる機械学習により自ら学習するためのソフトウェア（学習アルゴリズム等）及びハードウェア（コンピュータの CPU 等）を含む機械学習装置 2 0 を備える。仕上げ加工量予測装置 1 0 が備える機械学習装置 2 0 が学習する部品の各部に対する仕上げ加工量は、当該部品が取り付けられて使用される機械の各部分の精度（基準位置とのズレ）と、当該部品の各部に対する仕上げ加工量との、相関性を表すモデル構造に相当する。

40

【 0 0 1 4 】

図 1 に機能ブロックで示すように、仕上げ加工量予測装置 1 0 が備える機械学習装置 2 0 は、仕上げ加工の対象となる部品（図示せず）に対して為される該部品の各部分の仕上げ加工量を示す仕上げ加工量データ S 1 と、仕上げ加工の対象となる部品（図示せず）が取り付けられた機械（図示せず）の各部分の精度データ S 2 を含む環境の現在状態を表す状態変数 S として観測する状態観測部 2 2 と、仕上げ加工が為された部品が機械に取り付けられた状態での該機械の各部分の精度の適否判定結果を示す判定データ D を取得する判定データ取得部 2 4 と、状態変数 S と判定データ D とを用いて、仕上げ加工量データ S 1 に部品の各部分の仕上げ加工量を精度データ S 2 と関連付けて学習する学習部 1 6 とを備

50

える。

【 0 0 1 5 】

状態観測部 2 2 は、例えばコンピュータの CPU の一機能として構成できる。或いは状態観測部 2 2 は、例えばコンピュータの CPU を機能させるためのソフトウェアとして構成できる。状態観測部 2 2 が観測する状態変数 S のうち、仕上げ加工量データ S 1 は、例えば熟練した作業者により申告されて仕上げ加工量予測装置 1 0 に与えられる仕上げ加工量の申告データから取得できる。仕上げ加工量データ S 1 は、例えば、部品の各部に対する研磨回数、研磨量、きさげ回数などの仕上げ加工量を含む。

【 0 0 1 6 】

また状態変数 S のうち、精度データ S 2 は、仕上げ加工の対象となる部品を機械に対して取り付けられた状態で、例えば当該機械に付設される第 1 の測定装置（図示せず）により実測することで取得できる。

【 0 0 1 7 】

第 1 の測定装置は例えば、仕上げ加工の対象となる部品がワイヤ放電加工機のテーブルである場合には、該テーブルが取り付けられた状態で該テーブルの上面に設けられている複数のマークの位置を測定したり、該テーブルの四隅の位置を測定したり、該テーブルの上面に存在する他の複数の着目可能点（既存又は後付け）の位置を測定したりすることができる。また、第 1 の測定装置は例えば、仕上げ加工の対象となる部品が工作機械のテーブルを摺動させるレールである場合には、該レールにテーブルが載置された状態で該テーブルを複数の座標へと移動させ、それぞれの座標におけるテーブルの位置を測定したりすることができる。第 1 の測定装置は、それら測定箇所の実測位置と当該測定箇所の予め定めた基準位置との差を求め、求めた差から、仕上げ加工の対象となる部品（図示せず）が取り付けられた機械の各部分の精度データ S 2 を演算できる。この演算は、例えば仕上げ加工量予測装置 1 0 が行ったり、状態観測部 2 2 自体が行ったりすることもできる。第 1 の測定装置としては、赤外線レーザ、超音波、静電容量等を用いた非接触式変位計や、接触子を有する接触式変位計等を採用できる。

【 0 0 1 8 】

判定データ取得部 2 4 は、例えばコンピュータの CPU の一機能として構成できる。或いは判定データ取得部 2 4 は、例えばコンピュータの CPU を機能させるためのソフトウェアとして構成できる。判定データ取得部 2 4 が取得する判定データ D は、部品に対して仕上げ加工が為された後に該部品を機械に対して取り付けられた状態で、例えば当該機械に付設される第 1 の測定装置により実測することで取得できる。判定データ D は、状態変数 S の下で仕上げ加工を実行したときの結果を表す指標であって、仕上げ加工が行われた環境の現在状態を間接的に表すものである。

【 0 0 1 9 】

このように、仕上げ加工量予測装置 1 0 が備える機械学習装置 2 0 が学習を進める間、環境においては、第 1 の測定装置により仕上げ加工の対象となる部品が取り付けられた機械の各部分の精度の測定、該部品に対する仕上げ加工の実施、及び第 1 の測定装置による仕上げ加工後の部品が取り付けられた機械の各部分の精度の再測定が実施される。

【 0 0 2 0 】

学習部 2 6 は、例えばコンピュータの CPU の一機能として構成できる。或いは学習部 2 6 は、例えばコンピュータの CPU を機能させるためのソフトウェアとして構成できる。学習部 2 6 は、機械学習と総称される任意の学習アルゴリズムに従い、仕上げ加工の対象となる部品に対して為される該部品の各部分の仕上げ加工量を学習する。学習部 2 6 は、仕上げ加工の対象となる複数の部品に対して、前述した状態変数 S と判定データ D とを含むデータ集合に基づく学習を反復実行することができる。複数の部品に対する学習サイクルの反復中、状態変数 S のうち仕上げ加工量データ S 1 は、前回までの学習サイクルで得た仕上げ加工量の値とし、また判定データ D は、当該決定した仕上げ加工量に基づく仕上げ加工に対する適否判定結果とする。

【 0 0 2 1 】

このような学習サイクルを繰り返すことにより、学習部 26 は、機械の各部分の精度（精度データ S2）と部品の各部に対する仕上げ加工量との相関性を暗示する特徴を自動的に識別することができる。学習アルゴリズムの開始時には精度データ S2 と部品の各部分の仕上げ加工量との相関性は実質的に未知であるが、学習部 26 は、学習を進めるに従い徐々に特徴を識別して相関性を解釈する。精度データ S2 と部品の各部分の仕上げ加工量との相関性が、ある程度信頼できる水準まで解釈されると、学習部 26 が反復出力する学習結果は、現在状態の（つまり基準位置からのズレを有する）機械の部品に対して該部品の各部分の仕上げ加工量をどのようにするべきかと言う行動の選択（つまり意思決定）を行うために使用できるものとなる。つまり学習部 26 は、学習アルゴリズムの進行に伴い、仕上げ加工の対象となる部品の現在状態と、当該現在状態の部品に各部分に対してどの程度 10
の加工量の仕上げ加工をするべきかという行動との、相関性を最適解に徐々に近づけることができる。

【0022】

上記したように、仕上げ加工量予測装置 10 が備える機械学習装置 20 は、状態観測部 22 が観測した状態変数 S と判定データ取得部 24 が取得した判定データ D とを用いて、学習部 26 が機械学習アルゴリズムに従い、仕上げ加工の対象となる部品の各部分の仕上げ加工量を学習するものである。状態変数 S は、仕上げ加工量データ S1 及び精度データ S2 といった、外乱の影響を受け難いデータで構成され、また判定データ D は、仕上げ加工後の部品を機械に取り付けることにより一義的に求められる。精度データ S2 については、例えば第 1 の測定装置の能力としての機械の各部の測定精度に依存するが、それ自体 20
高精度の精度データ S2 を観測できることが期待される。また判定データ D についても同様に、第 1 の測定装置の測定精度に依存して、高精度の判定データ D を取得できることが期待される。したがって、仕上げ加工量予測装置 10 が備える機械学習装置 20 によれば、学習部 26 の学習結果を用いることで、部品が取り付けられた機械の各部分の精度に応じた該部品の各部分の仕上げ加工量を、演算や目算によらずに自動的に、しかも正確に求めることができるようになる。

【0023】

部品の各部分の仕上げ加工量を、演算や目算によらずに自動的に求めることができれば、部品の仕上げ加工の開始前に該部品を取り付けた機械の各部分の位置を実測して基準位置からのズレ（精度データ S2）を取得するだけで、部品の各部分の仕上げ加工量を迅速 30
に決定することができる。したがって、部品に対する仕上げ加工の速度を向上させることができる。

【0024】

仕上げ加工量予測装置 10 が備える機械学習装置 20 の一変形例として、状態観測部 22 は、状態変数 S として、対象となる部品の品種を識別する品種情報 S3 をさらに観測することができる。品種情報 S3 は例えば、機械の種類、部品の種類等の情報を含むことができる。品種情報 S3 はさらに、部品の製造ロット番号や製造企業の識別情報を含むこともできる。例えば品種情報 S3 を、バーコード等の識別子で部品に表示したりすることができる。状態観測部 22 は例えば、バーコードリーダの出力から品種情報 S3 を取得できる。学習部 26 は、部品の各部分の仕上げ加工量を、精度データ S2 及び品種情報 S3 の 40
双方と関連付けて学習することができる。

【0025】

上記変形例によれば、部品を取り付けた機械の各部分の基準位置からのズレと品種との双方に応じた最適な部品の各部分の仕上げ加工量を学習することができる。例えば 2 つの部品に関する機械の各部分の基準位置からのズレ（精度データ S2）が同一であっても当該部品の材料等（品種情報 S3）が異なる場合、部品の各部分の仕上げ加工量の程度が、微妙に異なる状況が生じ得る。上記構成によれば、このような状況においても材料等（品種情報 S3）に応じて部品の各部分の仕上げ加工量を最適化することができる。或いは、学習を進めるうちに機械の各部分の基準位置からのズレ（精度データ S2）と部品の材料等（品種情報 S3）との相関性を見出すことができる場合もある。この場合には、品種情 50

報 S 3 から精度データ S 2 をある程度予測できるようになるので、第 1 の測定装置による機械の各部分の測定精度が低い場合であっても、学習を適正に収束させて部品の各部分の仕上げ加工量を最適化することができる。

【 0 0 2 6 】

仕上げ加工量予測装置 1 0 が備える機械学習装置 2 0 の他の変形例として、学習部 2 6 は、同一の機械構成を有する複数の機械のそれぞれについて得られた状態変数 S 及び判定データ D を用いて、それら機械のそれぞれにおける部品の各部分の仕上げ加工量を学習することができる。この構成によれば、一定時間で得られる状態変数 S と判定データ D とを含むデータ集合の量を増加できるので、より多様なデータ集合を入力として、部品の各部分の仕上げ加工量の学習の速度や信頼性を向上させることができる。

10

【 0 0 2 7 】

上記構成を有する機械学習装置 2 0 では、学習部 2 6 が実行する学習アルゴリズムは特に限定されず、例えば教師あり学習、教師なし学習、強化学習、ニューラルネットワーク等の、機械学習として公知の学習アルゴリズムを採用できる。図 2 は、図 1 に示す仕上げ加工量予測装置 1 0 の一形態であって、学習アルゴリズムの一例として強化学習を実行する学習部 2 6 を備えた構成を示す。強化学習は、学習対象が存在する環境の現在状態（つまり入力）を観測するとともに現在状態で所定の行動（つまり出力）を実行し、その行動に対し何らかの報酬を与えるというサイクルを試行錯誤的に反復して、報酬の総計が最大化されるような方策（本願の機械学習装置では部品の各部分の仕上げ加工量）を最適解として学習する手法である。

20

【 0 0 2 8 】

図 2 に示す仕上げ加工量予測装置 1 0 が備える機械学習装置 2 0 において、学習部 2 6 は、状態変数 S に基づいて仕上げ加工をすることにより得られる仕上げ加工された部品が取り付けられた機械の各部分の精度の適否判定結果（次の学習サイクルで用いられる判定データ D に相当）に関連する報酬 R を求める報酬計算部 2 8 と、報酬 R を用いて、仕上げ加工の実行時に採用される部品の各部分の仕上げ加工量の価値を表す関数 Q を更新する価値関数更新部 3 0 とを備える。学習部 2 6 は、価値関数更新部 3 0 が関数 Q の更新を繰り返すことによって部品の各部分の仕上げ加工量を学習する。

【 0 0 2 9 】

学習部 2 6 が実行する強化学習のアルゴリズムの一例を説明する。この例によるアルゴリズムは、Q 学習 (Q - l e a r n i n g) として知られるものであって、行動主体の状態 s と、その状態 s で行動主体が選択し得る行動 a とを独立変数として、状態 s で行動 a を選択した場合の行動の価値を表す関数 Q (s , a) を学習する手法である。状態 s で価値関数 Q が最も高くなる行動 a を選択することが最適解となる。状態 s と行動 a との相関性が未知の状態 Q 学習を開始し、任意の状態 s で種々の行動 a を選択する試行錯誤を繰り返すことで、価値関数 Q を反復して更新し、最適解に近付ける。ここで、状態 s で行動 a を選択した結果として環境（つまり状態 s ）が変化したときに、その変化に応じた報酬（つまり行動 a の重み付け） r が得られるように構成し、より高い報酬 r が得られる行動 a を選択するように学習を誘導することで、価値関数 Q を比較的短時間で最適解に近付けることができる。

30

40

【 0 0 3 0 】

価値関数 Q の更新式は、一般に下記の数 1 式のように表すことができる。数 1 式において、 s_t 及び a_t はそれぞれ時刻 t における状態及び行動であり、行動 a_t により状態は s_{t+1} に変化する。 r_{t+1} は、状態が s_t から s_{t+1} に変化したことで得られる報酬である。 $m_{a \times Q}$ の項は、時刻 t + 1 で最大の価値 Q になる（と時刻 t で考えられている）行動 a を行ったときの Q を意味する。及び α はそれぞれ学習係数及び割引率であり、 $0 < \alpha < 1$ 、 $0 < \gamma < 1$ で任意設定される。

【 0 0 3 1 】

【数 1】

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow Q(s_t, a_t) + \alpha (r_{t+1} + \gamma \max_a Q(s_{t+1}, a) - Q(s_t, a_t))$$

【0032】

学習部 16 が Q 学習を実行する場合、状態観測部 22 が観測した状態変数 S 及び判定データ取得部 24 が取得した判定データ D は、更新式の状態 s に該当し、現在状態の（つまり基準位置からのズレを有する）機械の部品に対して該部品の各部分の仕上げ加工量をどのように変更すべきかという行動は、更新式の行動 a に該当し、報酬計算部 28 が求める報酬 R は、更新式の報酬 r に該当する。よって価値関数更新部 30 は、現在状態の部品の各部分の仕上げ加工量の価値を表す関数 Q を、報酬 R を用いた Q 学習により繰り返し更新する。

10

【0033】

報酬計算部 28 が求める報酬 R は、例えば、部品の各部分の仕上げ加工量決定後に該仕上げ加工量に基づいて仕上げ加工を実行したときに、仕上げ加工後の部品を取り付けた機械の各部分の精度が「適」と判定される場合（つまり、仕上げ加工後の部品を取り付けた機械の各部分の基準位置からのズレが許容範囲に収まる場合）に正（プラス）の報酬 R とし、部品の各部分の仕上げ加工量決定に該仕上げ加工量に基づいて仕上げ加工を実行したときに、仕上げ加工後の部品を取り付けた機械の各部分の精度が「否」と判定される場合（つまり、仕上げ加工後の部品を取り付けた機械の各部分の基準位置からのズレが許容範囲を超える場合）に負（マイナス）の報酬 R とすることができる。正負の報酬 R の絶対値は、互いに同一であってもよいし異なってもよい。

20

【0034】

このとき、仕上げ加工後の部品を取り付けた機械の各部分のそれぞれについて、基準位置からのズレが許容範囲に収まるか否かを判定して、全ての部分について基準位置からのズレが許容範囲に収まる場合に「適」と判定するようにしても良いし、機械の各部分の基準位置からのズレの総和が許容範囲に収まる場合に「適」と判定するようにしても良い。また、これらを組み合わせて判定するようにしても良い。

【0035】

また、部品を取り付けた機械の各部分の精度の適否判定結果を、「適」及び「否」の二通りだけでなく、位置のズレの大きさに応じて複数段階に設定することができる。例として、許容範囲の最大値が T_{max} の場合、仕上げ加工をした後の部品を取り付けた機械の各部分の基準位置からのズレ U が、 $0 < U < T_{max} / 5$ のときは報酬 $R = 5$ を与え、 $T_{max} / 5 < U < T_{max} / 2$ のときは報酬 $R = 2$ を与え、 $T_{max} / 2 < U < T_{max}$ のときは報酬 $R = 1$ を与えるような構成とすることができる。さらに、学習の初期段階は T_{max} を比較的大きく設定し、学習が進行するにつれて T_{max} を縮小する構成とすることもできる。

30

【0036】

価値関数更新部 30 は、状態変数 S と判定データ D と報酬 R とを、関数 Q で表される行動価値（例えば数値）と関連付けて整理した行動価値テーブルを持つことができる。この場合、価値関数更新部 30 が関数 Q を更新するという行為は、価値関数更新部 30 が行動価値テーブルを更新するという行為と同義である。Q 学習の開始時には環境の現在状態と部品の各部分の仕上げ加工量との相関性は未知であるから、行動価値テーブルにおいては、種々の状態変数 S と判定データ D と報酬 R とが、無作為に定めた行動価値の値（関数 Q）と関連付けた形態で用意されている。なお報酬計算部 28 は、判定データ D が分かればこれ対応する報酬 R を直ちに算出でき、算出した値 R が行動価値テーブルに書き込まれる。

40

【0037】

部品を取り付けた機械の各部分の精度の適否判定結果に応じた報酬 R を用いて Q 学習を進めると、より高い報酬 R が得られる行動を選択する方向へ学習が誘導され、選択した行動を現在状態で実行した結果として変化する環境の状態（つまり状態変数 S 及び判定デ

50

タD)に於いて、現在状態で行う行動についての行動価値の値(関数Q)が書き換えられて行動価値テーブルが更新される。この更新を繰り返すことにより、行動価値テーブルに表示される行動価値の値(関数Q)は、適正な行動ほど大きな値となるように書き換えられる。このようにして、未知であった環境の現在状態(部品を取り付けた機械の各部分の精度)とそれに対する行動(部品の各部分の仕上げ加工量の決定)との相関性が徐々に明らかになる。つまり行動価値テーブルの更新により、部品の仕上げ加工の開始前に部品を取り付けた機械の各部分に生じているズレの状態と、部品の各部分の仕上げ加工量との関係が最適解に徐々に近づけられる。

【0038】

図3を参照して、学習部26が実行する上記したQ学習のフロー(つまり機械学習方法の一形態)をさらに説明する。まずステップSA01で、価値関数更新部30は、その時点での行動価値テーブルを参照しながら、状態観測部22が観測した状態変数Sが示す現在状態で行う行動として部品の各部分の仕上げ加工量を無作為に選択する。次に価値関数更新部30は、ステップSA02で、状態観測部22が観測している現在状態の状態変数Sを取り込み、ステップSA03で、判定データ取得部24が取得している現在状態の判定データDを取り込む。次に価値関数更新部30は、ステップSA04で、判定データDに基づき、仕上げ加工における部品の各部分の仕上げ加工量が適当であったか否かを判断し、適当であった場合、ステップSA05で、報酬計算部28が求めた正の報酬Rを関数Qの更新式に適用し、次いでステップSA06で、現在状態における状態変数S及び判定データDと報酬Rと行動価値の値(更新後の関数Q)とを用いて行動価値テーブルを更新する。ステップSA04で、仕上げ加工における部品の各部分の仕上げ加工量が適当でなかったと判断した場合、ステップSA07で、報酬計算部28が求めた負の報酬Rを関数Qの更新式に適用し、次いでステップSA06で、現在状態における状態変数S及び判定データDと報酬Rと行動価値の値(更新後の関数Q)とを用いて行動価値テーブルを更新する。学習部26は、ステップSA01~SA07を繰り返すことで行動価値テーブルを反復して更新し、部品の各部分の仕上げ加工量の学習を進行させる。

【0039】

図4は、図1に示す仕上げ加工量予測装置10の他の形態であって、学習アルゴリズムの他の例として教師あり学習を実行する学習部26を備えた構成を示す。教師あり学習は、入力と出力との関係が未知の状態での学習を開始する前述した強化学習と異なり、入力とそれに対応する出力との既知のデータセット(教師データと称する)が予め大量に与えられ、それら教師データから入力と出力との相関性を暗示する特徴を識別することで、新たな入力に対する所要の出力を推定するための相関性モデル(本願の機械学習装置20では部品の各部分の仕上げ加工量)を学習する手法である。

【0040】

図4に示す仕上げ加工量予測装置10が備える機械学習装置20において、学習部26は、状態変数S及び判定データDから部品の各部分の仕上げ加工量を導く相関性モデルMと予め用意された教師データTから識別される相関性特徴との誤差Eを計算する誤差計算部32と、誤差Eを縮小するように相関性モデルMを更新するモデル更新部34とを備える。学習部26は、モデル更新部34が相関性モデルMの更新を繰り返すことにより部品の各部分の仕上げ加工量を学習する。

【0041】

相関性モデルMの初期値は、例えば、状態変数S及び判定データDと部品の各部分の仕上げ加工量との相関性を単純化して(例えば一次関数で)表現したものであり、教師あり学習の開始前に学習部26に与えられる。教師データTは、例えば、過去の部品に対する仕上げ加工において熟練の作業者が決定した部品の各部分の仕上げ加工量を記録することで蓄積された経験値(部品を取り付けた機械の各部分の精度と対応する部品の各部分の仕上げ加工量との既知のデータセット)によって構成でき、教師あり学習の開始前に学習部26に与えられる。誤差計算部32は、学習部26に与えられた大量の教師データTから部品を取り付けた機械の各部分の精度と部品の各部分の仕上げ加工量との相関性を暗示す

10

20

30

40

50

る相関性特徴を識別し、この相関性特徴と、現在状態における状態変数 S 及び判定データ D に対応する相関性モデル M との誤差 E を求める。モデル更新部 34 は、例えば予め定められた更新ルールに従い、誤差 E が小さくなる方向へ相関性モデル M を更新する。

【0042】

次の学習サイクルでは、誤差計算部 32 は、更新後の相関性モデル M に従って実装工程を試行することにより変化した状態変数 S 及び判定データ D を用いて、それら変化した状態変数 S 及び判定データ D に対応する相関性モデル M に関し誤差 E を求め、モデル更新部 34 が再び相関性モデル M を更新する。このようにして、未知であった環境の現在状態（部品を取り付けた機械の各部分の精度）とそれに対する行動（部品の各部分の仕上げ加工量）との相関性が徐々に明らかになる。つまり相関性モデル M の更新により、部品に対する仕上げ加工の開始前に部品を取り付けた機械の各部に生じている基準位置からのズレの状態と、当該基準位置からのズレを解消するべく該部品に対して為される仕上げ加工における部品の各部分の仕上げ加工量との関係が、最適解に徐々に近づけられる。

10

【0043】

なお、仕上げ加工量予測装置 10 が備える機械学習装置 20 では、学習の初期段階は学習部 26 が教師あり学習を実行し、学習がある程度進行した段階で、教師あり学習で得た部品の各部分の仕上げ加工量を初期値として学習部 26 が強化学習を実行するように構成することもできる。強化学習における初期値がある程度の信頼性を有しているので、前述したような高精度の仕上げ加工が要求される場合にも比較的迅速に最適解に到達することができる。

20

【0044】

前述した強化学習や教師あり学習を進める際に、例えば Q 学習の代わりに、ニューラルネットワークを用いることができる。図 5 A は、ニューロンのモデルを模式的に示す。図 5 B は、図 5 A に示すニューロンを組み合わせ構成した三層のニューラルネットワークのモデルを模式的に示す。ニューラルネットワークは、例えば、ニューロンのモデルを模した演算装置や記憶装置等によって構成できる。

【0045】

図 5 A に示すニューロンは、複数の入力 x （ここでは一例として、入力 $x_1 \sim$ 入力 x_3 ）に対する結果 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出力 y を出力する。なお、数 2 式において、入力 x 、出力 y 及び重み w は、すべてベクトルである。また、 b はバイアスであり、 f_k は活性化関数である。

30

【0046】

【数 2】

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

【0047】

図 5 B に示す三層のニューラルネットワークは、左側から複数の入力 x （ここでは一例として、入力 $x_1 \sim$ 入力 x_3 ）が入力され、右側から結果 y （ここでは一例として、結果 $y_1 \sim$ 結果 y_3 ）が出力される。図示の例では、入力 x_1 、 x_2 、 x_3 のそれぞれに対応の重み（総称して w_1 で表す）が乗算されて、個々の入力 x_1 、 x_2 、 x_3 がいずれも 3 つのニューロン N_{11} 、 N_{12} 、 N_{13} に入力されている。

40

【0048】

図 5 B では、ニューロン $N_{11} \sim N_{13}$ の各々の出力を、総称して z_1 で表す。 z_1 は、入力ベクトルの特徴量を抽出した特徴ベクトルと見なすことができる。図示の例では、特徴ベクトル z_1 のそれぞれに対応の重み（総称して w_2 で表す）が乗算されて、個々の特徴ベクトル z_1 がいずれも 2 つのニューロン N_{21} 、 N_{22} に入力されている。特徴ベクトル z_1 は、重み w_1 と重み w_2 との間の特徴を表す。

【0049】

50

図5Bでは、ニューロン $N_{21} \sim N_{22}$ の各々の出力を、総称して z_2 で表す。 z_2 は、特徴ベクトル z_1 の特徴量を抽出した特徴ベクトルと見なすことができる。図示の例では、特徴ベクトル z_2 のそれぞれに対応の重み（総称して w_3 で表す）が乗算されて、個々の特徴ベクトル z_2 がいずれも3つのニューロン N_{31} 、 N_{32} 、 N_{33} に入力されている。特徴ベクトル z_2 は、重み w_2 と重み w_3 との間の特徴を表す。最後にニューロン $N_{31} \sim N_{33}$ は、それぞれ結果 $y_1 \sim y_3$ を出力する。

【0050】

仕上げ加工量予測装置10が備える機械学習装置20においては、状態変数 S と判定データ D とを入力 x として、学習部26が上記したニューラルネットワークに従う多層構造の演算を行うことで、部品の各部分の仕上げ加工量（結果 y ）を出力することができる。なおニューラルネットワークの動作モードには、学習モードと価値予測モードとがあり、例えば学習モードで学習データセットを用いて重み w を学習し、学習した重み w を用いて価値予測モードで行動の価値判断を行うことができる。なお価値予測モードでは、検出、分類、推論等を行うこともできる。

【0051】

上記した仕上げ加工量予測装置10の構成は、コンピュータのCPUが実行する機械学習方法（或いはソフトウェア）として記述できる。この機械学習方法は、部品の仕上げ加工を行う際の、該部品の各部分の仕上げ加工量を学習する機械学習方法であって、コンピュータのCPUが、部品に対する仕上げ加工における該部品の各部分の仕上げ加工量を示す仕上げ加工量データ S_1 、及び仕上げ加工の対象となる部品を取り付けた機械の各部分の精度を示す精度データ S_2 を、部品の仕上げ加工が行われる環境の現在状態を表す状態変数 S として観測するステップと、仕上げ加工後の部品が取り付けられた機械の各部分の精度の適否判定結果を示す判定データ D を取得するステップと、状態変数 S と判定データ D とを用いて、部品の各部分の仕上げ加工量を精度データ S_2 と関連付けて学習するステップとを有する。

【0052】

図6は、第2の実施形態による仕上げ加工量予測装置40を示す。仕上げ加工量予測装置40は、機械学習装置50と、状態観測部22が観測する状態変数 S の仕上げ加工量データ S_1 及び精度データ S_2 を状態データ S_0 として取得する状態データ取得部42とを備える。状態データ取得部42が取得する状態データ S_0 は、品種情報 S_3 を含むこともできる。状態データ取得部42は、機械に付設される前述した第1の測定装置や、作業者による適宜のデータ入力から、状態データ S_0 を取得することができる。

【0053】

仕上げ加工量予測装置40が有する機械学習装置50は、部品に対する仕上げ加工における該部品の各部分の仕上げ加工量を機械学習により自ら学習するためのソフトウェア（学習アルゴリズム等）及びハードウェア（コンピュータのCPU等）に加えて、学習した部品の各部分の仕上げ加工量を表示、又は該仕上げ加工を行う産業機械への指令として出力するためのソフトウェア（演算アルゴリズム等）及びハードウェア（コンピュータのCPU等）を含むものである。仕上げ加工量予測装置40が含む機械学習装置50は、1つの共通のCPUが、学習アルゴリズム、演算アルゴリズム等の全てのソフトウェアを実行する構成を有することもできる。

【0054】

意思決定部52は、例えばコンピュータのCPUの一機能として構成できる。或いは意思決定部52は、例えばコンピュータのCPUを機能させるためのソフトウェアとして構成できる。意思決定部52は、学習部26が学習した部品の各部分の仕上げ加工量を、例えば図10下に例示した取り量などとして作業者に表示したり、又は学習部26が学習した部品の各部分の仕上げ加工量に基づいて仕上げ加工を行う産業機械への指令値 C を生成し、生成した指令値 C として出力する。意思決定部52が部品の各部分の仕上げ加工量を表示し、これに基づいた作業屋による仕上げ加工が行われた場合、また、意思決定部52が産業機械に対して指令値 C を出力した場合、これに応じて、環境の状態（仕上げ加工量

10

20

30

40

50

データ S 1) が変化する。

【 0 0 5 5 】

状態観測部 2 2 は、意思決定部 5 2 による環境への部品の各部分の仕上げ加工量の表示、または出力後に変化した仕上げ加工量データ S 1 を含む状態変数 S を次の学習サイクルにおいて観測する。学習部 2 6 は、変化した状態変数 S を用いて、例えば価値関数 Q (すなわち行動価値テーブル) を更新することで、部品の各部分の仕上げ加工量を学習する。意思決定部 5 2 は、学習した部品の各部分の仕上げ加工量の下で状態変数 S に応じて部品の各部分の仕上げ加工量の表示、または産業機械への指令値 C の出力を行う。このサイクルを繰り返すことにより、機械学習装置 5 0 は部品の各部分の仕上げ加工量の学習を進め、部品の各部分の仕上げ加工量の信頼性を徐々に向上させる。

10

【 0 0 5 6 】

上記構成を有する仕上げ加工量予測装置 4 0 が備える機械学習装置 5 0 は、前述した機械学習装置 2 0 と同等の効果を奏する。特に機械学習装置 5 0 は、意思決定部 5 2 の出力によって環境の状態を変化させることができる。他方、機械学習装置 2 0 では、学習部 2 6 の学習結果を環境に反映させるための意思決定部に相当する機能を、外部装置 (例えば産業機械の制御装置) に求めることができる。

【 0 0 5 7 】

図 7 は、産業機械 6 0 を備えた一実施形態による組立システム 7 0 を示す。組立システム 7 0 は、同一の機械構成を有する複数の産業機械 6 0、6 0' と、それら産業機械 6 0、6 0' を互いに接続するネットワーク 7 2 とを備え、複数の産業機械 6 0、6 0' のうち少なくとも 1 つが、上記した仕上げ加工量予測装置 4 0 を備える産業機械 6 0 として構成される。また組立システム 7 0 は、仕上げ加工量予測装置 4 0 を備えない産業機械 6 0' を含むことができる。産業機械 6 0、6 0' は、機械が供える部品に対する仕上げ加工に必要とされる一般的な産業機械が備える構成を有する。

20

【 0 0 5 8 】

上記構成を有する組立システム 7 0 は、複数の産業機械 6 0、6 0' のうちで仕上げ加工量予測装置 4 0 を備える産業機械 6 0 が、学習部 2 6 の学習結果を用いて、仕上げ加工の対象となる部品が取り付けられた機械の各部分の精度に応じた該部品の各部分の仕上げ加工量を、演算や目算によらずに自動的に、しかも正確に求めることができる。また、少なくとも 1 つの産業機械 6 0 の仕上げ加工量予測装置 4 0 が、他の複数の産業機械 6 0、6 0' のそれぞれについて得られた状態変数 S 及び判定データ D に基づき、全ての産業機械 6 0、6 0' に共通する部品の各部分の仕上げ加工量を学習し、その学習結果を全ての産業機械 6 0、6 0' が共有するように構成できる。したがって組立システム 7 0 によれば、より多様なデータ集合 (状態変数 S 及び判定データ D を含む) を入力として、部品の各部分の仕上げ加工量の学習の速度や信頼性を向上させることができる。

30

【 0 0 5 9 】

図 8 は、産業機械 6 0' を備えた他の実施形態による組立システム 7 0' を示す。組立システム 7 0' は、機械学習装置 5 0 (又は 2 0) と、同一の機械構成を有する複数の産業機械 6 0' と、それら産業機械 6 0' と機械学習装置 5 0 (又は 2 0) とを互いに接続するネットワーク 7 2 とを備える。

40

【 0 0 6 0 】

上記構成を有する組立システム 7 0' は、機械学習装置 5 0 (又は 2 0) が、複数の産業機械 6 0' のそれぞれについて得られた状態変数 S 及び判定データ D に基づき、全ての産業機械 6 0' に共通する部品の各部分の仕上げ加工量を学習し、その学習結果を用いて、仕上げ加工の対象となる部品が取り付けられた機械の各部の精度に応じた部品の各部分の仕上げ加工量を、演算や目算によらずに自動的に、しかも正確に求めることができる。

【 0 0 6 1 】

組立システム 7 0' は、機械学習装置 5 0 (又は 2 0) が、ネットワーク 7 2 に用意されたクラウドサーバに存在する構成を有することができる。この構成によれば、複数の産業機械 6 0' のそれぞれが存在する場所や時期に関わらず、必要なときに必要な数の産業

50

機械 60' を機械学習装置 50 (又は 20) に接続することができる。

【0062】

組立システム 70、70' に従事する作業者は、機械学習装置 50 (又は 20) による学習開始後の適当な時期に、機械学習装置 50 (又は 20) による部品の各部分の仕上げ加工量の学習の到達度 (すなわち部品の各部分の仕上げ加工量の信頼性) が要求レベルに達したか否かの判断を実行することができる。

【0063】

以上、本発明の実施の形態について説明したが、本発明は上述した実施の形態の例のみに限定されることなく、適宜の変更を加えることにより様々な態様で実施することができる。

10

【0064】

例えば、機械学習装置 20、50 が実行する学習アルゴリズム、機械学習装置 50 が実行する演算アルゴリズム、仕上げ加工量予測装置 10、40 が実行する制御アルゴリズム等は、上述したものに限定されず、様々なアルゴリズムを採用できる。

【符号の説明】

【0065】

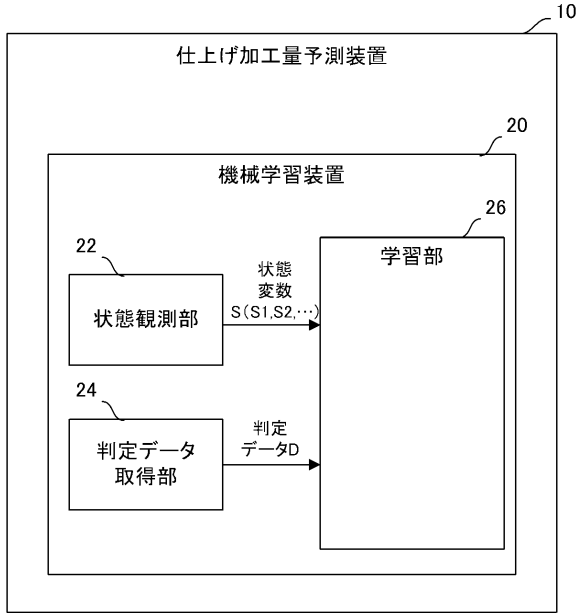
- 1 加工槽
- 2 テーブル
- 3 ベッド
- 4 レール
- 5 テーブル
- 10 仕上げ加工量予測装置
- 16 学習部
- 20 機械学習装置
- 22 状態観測部
- 24 判定データ取得部
- 26 学習部
- 28 報酬計算部
- 30 価値関数更新部
- 32 誤差計算部
- 34 モデル更新部
- 40 仕上げ加工量予測装置
- 42 状態データ取得部
- 50 機械学習装置
- 52 意思決定部
- 60 産業機械
- 60' 産業機械
- 70 組立システム
- 70' 組立システム
- 72 ネットワーク

20

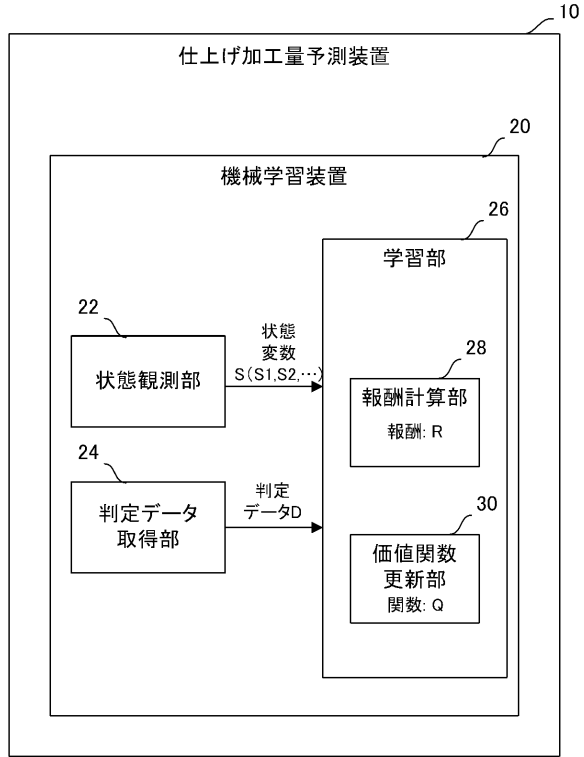
30

40

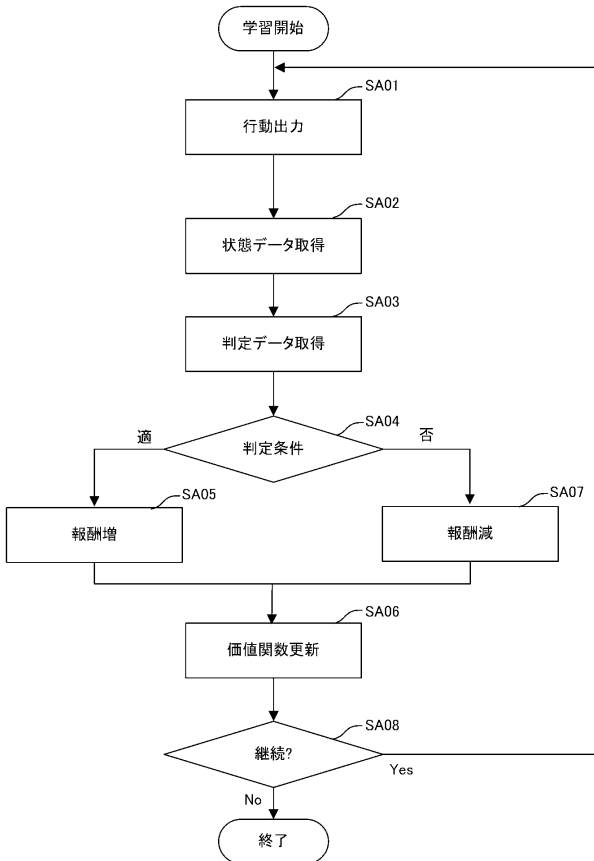
【図1】



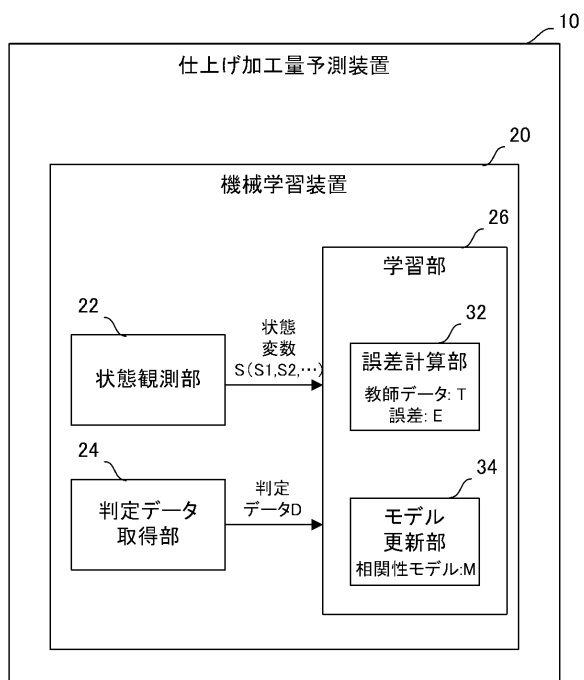
【図2】



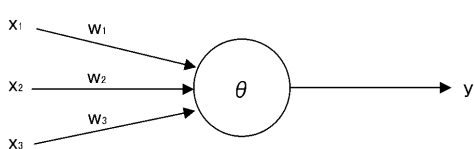
【図3】



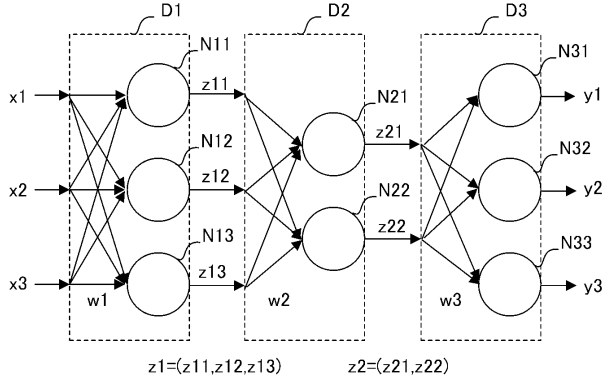
【図4】



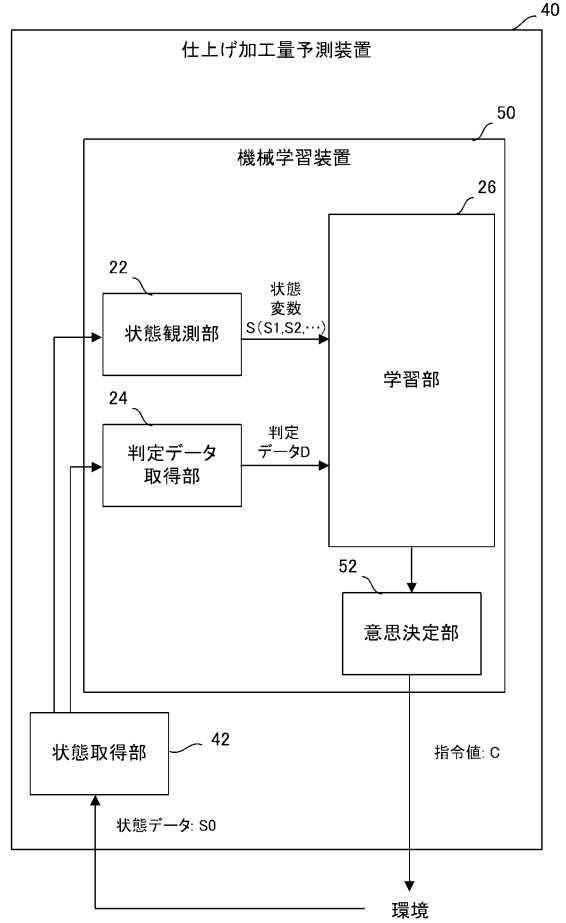
【図5A】



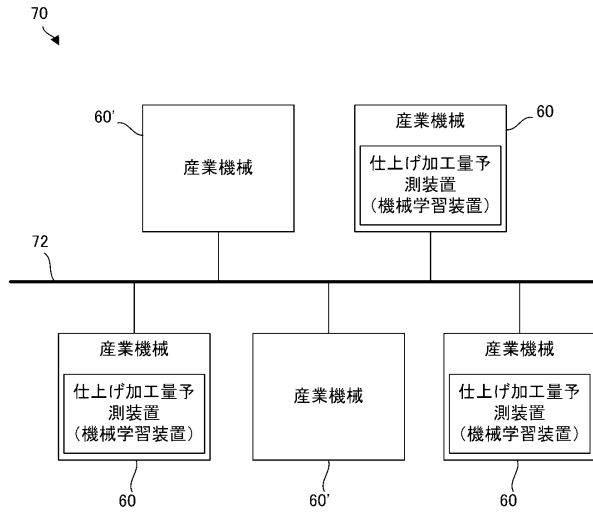
【図5B】



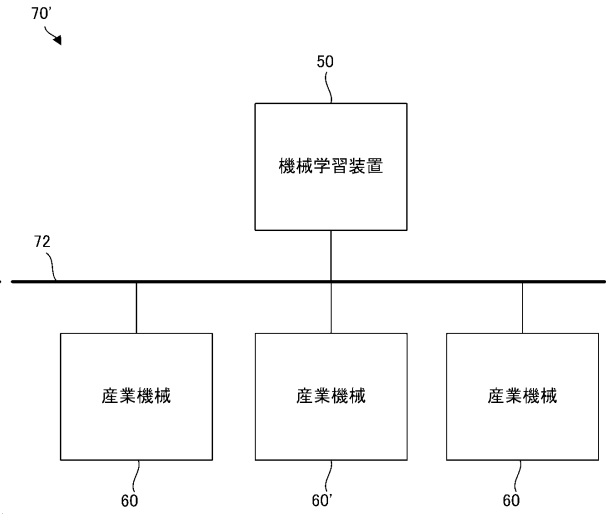
【図6】



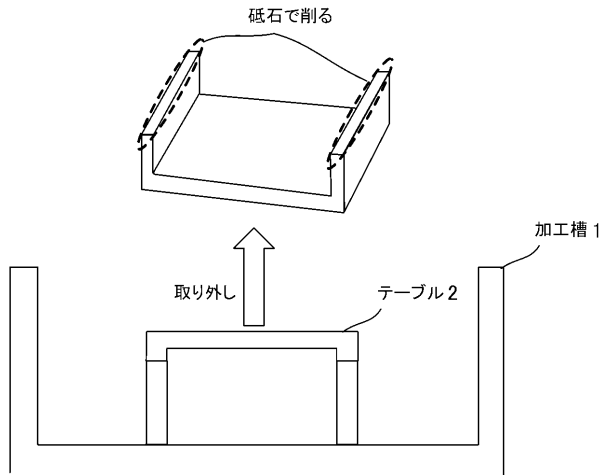
【図7】



【図8】



【図9】



【図10】

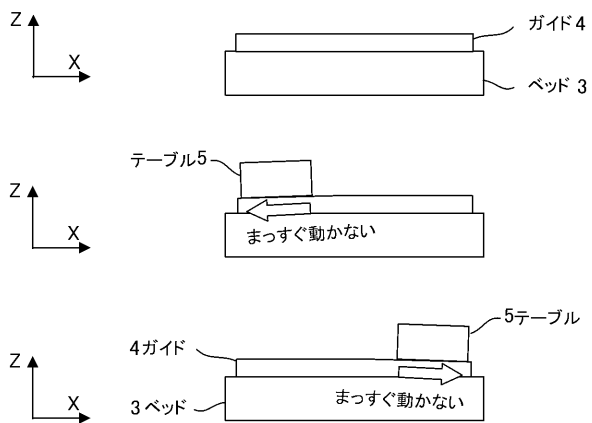
	A	B	C	D	E	F	G	H
a	-6	-4	-4	-4	-4	-4	-4	-5
b	-6	-5	-5	-5	-6	-4	-7	-4
c	-6	-5					-5	-7
d	-5	-3					-3	-4
e	-3	-2					-1	-3
f	-1	0					2	0
g	1	3					2	2
h	2	2	1	0	0	1	1	2
i	0	1	0	0	0	1	1	3

計測値

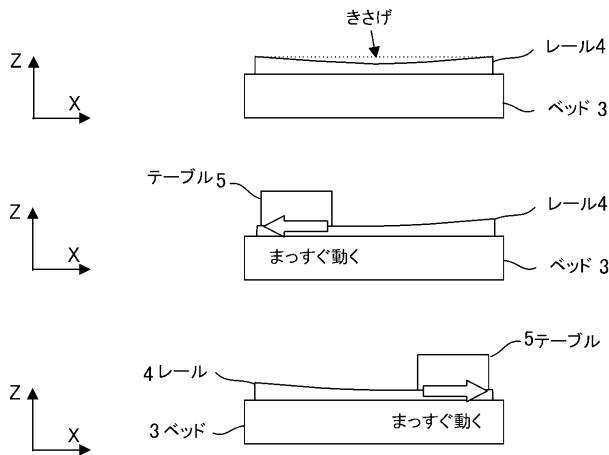
4回		3回
3回		3回
1回		0回

取り量(研磨する回数)

【図11】



【図12】



フロントページの続き

- (56)参考文献 特開2017-042882(JP,A)
特開2001-022422(JP,A)
特開2017-033526(JP,A)
特開2017-045406(JP,A)
特開2017-033239(JP,A)
中国特許出願公開第101738981(CN,A)
特開平8-305424(JP,A)
特開平9-212218(JP,A)
特開平4-106603(JP,A)
特開平4-135209(JP,A)
特開平7-68456(JP,A)

(58)調査した分野(Int.Cl., DB名)

- B23Q 15/00 - 15/28
G05B 19/18 - 19/416