

HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, IT, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW.

- (84) 指定国(表示のない限り、全ての種類の広域保護が可能): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), ユーラシア (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), ヨーロッパ (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG).

添付公開書類:

一 国際調査報告 (条約第21条(3))

surface using positional information and tool information, and a second analysis result, which is obtained by analyzing the state of the machined surface on the basis of the result of simulating the machined surface using the positional information, the tool information, and disturbances; a label acquisition unit that acquires, as a label, an evaluation value of the quality of the workpiece machined surface based on the disturbances, as determined on the basis of a pre-set evaluation formula using the disturbances; and a learning unit that generates a learning model for calculating an evaluation value of the quality of a machined surface through supervised machine learning using input data and labels.

(57) 要約: 未知な加工面の加工面品位を判断する場合に、見た目の判断基準となる評価値によって、加工面品位を正しく評価するための学習モデルを生成する機械学習装置を提供する。機械学習装置が、位置情報と工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第1の解析結果と、位置情報、工具情報及び外乱を利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第2の解析結果との差分を、入力データとして取得する入力データ取得部と、外乱を用いて、予め設定された評価式に基づいて求められた、外乱による前記ワークの加工面品位の評価値を、ラベルとして取得するラベル取得部と、入力データとラベルを用いた教師有り機械学習により、加工面品位の評価値を算出する学習モデルを生成する学習部と、を備える。

明 細 書

発明の名称：

機械学習装置、加工面品位を評価するシステム、及び機械学習用プログラム

技術分野

[0001] 本発明は、機械学習装置、加工面品位を評価するシステム、及び機械学習用プログラムに関し、特に、切削工具を使用して加工するワークの加工面品位の評価値を出力する学習モデルを生成する機械学習装置、加工面品位を評価するシステム、及び機械学習用プログラムに関する。

背景技術

[0002] 金属加工の加工面は精度とは別に見た目が重視されている。しかし、見た目の基準は特に決まっておらず、経験的に判断されるため、習熟度によって判断が異なる場合がある。

[0003] 良品ワークの評価指標を定量化することが可能な加工面品位評価装置が、例えば特許文献1に記載されている。

特許文献1には、加工面品位評価装置が、検査装置によるワークの加工面品位の検査結果に基づいて、観察者によるワークの加工面品位の評価結果を判定することが記載されている。そして、特許文献1には、加工面品位評価装置が、検査装置による検査結果に対応する観察者によるワークの加工面品位の評価結果を学習する機械学習装置を備え、機械学習装置が、検査装置によるワークの加工面品位の検査結果を状態変数として観測する状態観測部と、観察者によるワークの加工面品位の評価結果を示すラベルデータを取得するラベルデータ取得部と、状態変数と、ラベルデータとを関連付けて学習する学習部と、を備えることが記載されている。

先行技術文献

特許文献

[0004] 特許文献1：特開2018-181218号公報

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0005] 加工面品位を加工面精度で判断する場合、加工面を計測して、算術平均面高さ S_a 又は最大高さ S_z などの指標を用いる傾向にあるが、観察者による見た目と、算術平均面高さ S_a 又は最大高さ S_z などのパラメータとは必ずしも一致しない場合がある。例えば、工具の状態が悪く加工面を潰すことで、曇った見た目になるものの、算術平均面高さ S_a 又は最大高さ S_z は良くなってしまう場合がある。

よって、未知な加工面の加工面品位を判断する場合に、見た目を判断基準として、加工面品位を評価できるシステム、システムに学習モデルを提供する機械学習装置及び機械学習用プログラムが求められていた。

課題を解決するための手段

[0006] (1) 本開示の第1の態様は、切削工具を使用してワークを加工するための位置情報と、前記切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報とを利用して、加工面品位の評価値を算出する学習モデルを生成する機械学習装置であって、

前記位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第1の解析結果と、前記位置情報、前記工具情報及び外乱を利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第2の解析結果との差分を、入力データとして取得する入力データ取得部と、

前記外乱を用いて、予め設定された評価式に基づいて求められた、前記外乱による前記ワークの加工面品位の評価値を、ラベルとして取得するラベル取得部と、

前記入力データと前記ラベルを用いた教師有り機械学習により、前記学習モデルを生成する学習部と、

を備えた機械学習装置である。

[0007] (2) 本開示の第2の態様は、切削工具を使用してワークを加工するた

めの位置情報と、前記切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報とを利用して、加工面品位の評価値を算出する学習モデルを生成する機械学習装置であって、

前記位置情報と前記工具情報を利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第1の解析結果と、前記位置情報を使用して工作機械で実際に加工した加工ワークの加工面を計測した計測結果に基づいて、前記加工ワークの加工面の状態を解析した第2の解析結果との差分を、入力データとして取得する入力データ取得部と、

観察者による、前記計測結果に対する前記加工ワークの加工面品位の評価値を、ラベルとして取得するラベル取得部と、

前記入力データと前記ラベルを用いた教師有り機械学習により、前記学習モデルを生成する学習部と、

を備えた機械学習装置である。

[0008] (3) 本開示の第3の態様は、切削工具を使用してワークを加工するための、理想の位置情報及び実際の位置情報と、前記切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報とを利用して、加工面品位の評価値を算出する学習モデルを生成する機械学習装置であって、

前記理想の位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第1の解析結果と、前記実際の位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第2の解析結果との差分を、入力データとして取得する入力データ取得部と、

観察者による、実際に加工した加工ワークの加工面品位の評価値を、ラベルとして取得するラベル取得部と、

前記入力データと前記ラベルを用いた教師有り機械学習により、前記学習モデルを生成する学習部と、

を備えた機械学習装置である。

[0009] (4) 本開示の第4の態様は、切削工具を使用してワークを加工するた

めの位置情報と、前記切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報を利用し、教師有り機械学習により生成された学習モデルを用いて、加工面品位の評価値を出力するシステムであって、

前記位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションする第1の加工面シミュレーター部と、

前記位置情報と前記工具情報と外乱とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションする第2の加工面シミュレーター部と、

前記教師有り機械学習による、前記学習モデルを生成するための機械学習中は、前記第1の加工面シミュレーター部による加工面シミュレーションの結果に基づいて加工面の状態を数値化した第1の解析結果と、前記第2の加工面シミュレーター部による加工面シミュレーションの結果に基づいて加工面の状態を数値化した第2の解析結果とを出力し、前記教師有り機械学習により生成された前記学習モデルの運用時は、前記第1の解析結果と、前記位置情報を用いて工作機械で実際に加工した加工ワークの加工面を計測した計測結果に基づいて加工面の状態を数値化した第3の解析結果とを出力する加工面解析部と、

前記第1の解析結果と前記第2の解析結果との第1の差分、及び前記第1の解析結果と前記第3の解析結果との第2の差分を計算する差分計算部と、

前記第2の差分を入力とし、前記学習モデルを用いて、前記加工面品位の評価値を出力する加工面評価部と、を備え、

前記学習モデルは、前記第1の差分を入力データとし、前記外乱を用いて、予め設定された評価式に基づいて求められた、前記外乱による前記加工ワークの加工面品位の評価値を、ラベルとした、前記教師有り機械学習により生成される、システムである。

[0010] (5) 本開示の第5の態様は、切削工具を使用してワークを加工するための位置情報と、前記切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報を利用し、教師有り機械学習により生成された学習モデルを用いて、加工面品位の評価値を出力するシステムであって、

前記位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションする加工面シミュレーター部と、

前記加工面シミュレーター部による加工面シミュレーションの結果に基づいて加工面の状態を数値化した第1の解析結果と、前記位置情報を用いて工作機械で実際に加工した加工ワークの加工面を計測した計測結果に基づいて加工面の状態を数値化した第2の解析結果とを出力する加工面解析部と、

前記第1の解析結果と前記第2の解析結果との差分を計算する差分計算部と、

前記差分を入力とし、前記学習モデルを用いて前記加工面品位の評価値を出力する加工面評価部と、を備え、

前記学習モデルは、前記差分を入力データとし、観察者による、前記計測結果に対する前記加工ワークの加工面品位の評価値を、ラベルとした前記教師有り機械学習により生成される、

システムである。

[0011] (6) 本開示の第6の態様は、切削工具を使用してワークを加工するための、理想の位置情報及び実際の位置情報と、前記切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報を利用し、教師有り機械学習により生成された学習モデルを用いて、加工面品位の評価値を出力するシステムであって、

前記理想の位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションする第1の加工面シミュレーター部と、

前記実際の位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションする第2の加工面シミュレーター部と、

前記第1の加工面シミュレーター部による加工面シミュレーションの結果に基づいて加工面の状態を数値化した第1の解析結果と、前記第2の加工面シミュレーター部による加工面シミュレーションの結果に基づいて加工面の状態を数値化した第2の解析結果とを出力する加工面解析部と、

前記第1の解析結果と前記第2の解析結果との差分を計算する差分計算部

と、

前記差分を入力とし、前記学習モデルを用いて前記加工面品位の評価値を出力する加工面評価部と、を備え、

前記学習モデルは、前記差分を入力データとし、観察者による、実際に加工した加工ワークの加工面品位の評価値を、ラベルとした前記教師有り機械学習により生成される、

システムである。

[0012] (7) 本開示の第7態様から第9の態様は、上記(1)から(3)に記載の機械学習装置としてのコンピュータに用いられる機械学習用プログラムである。

発明の効果

[0013] 本開示の各態様によれば、未知な加工面の加工面品位を判断する場合に、見た目の判断基準となる評価値によって、加工面品位を正しく評価することができる。

図面の簡単な説明

[0014] [図1]本開示の第1実施形態のシステムの一構成例の機械学習中の構成を示すブロック図である。

[図2]本開示の第1実施形態のシステムの一構成例の学習モデル運用時の構成を示すブロック図である。

[図3]本開示の第1実施形態のシステムにおける、機械学習部の機械学習に係る動作を示すフローチャートである。

[図4]本開示の第2実施形態のシステムの一構成例の機械学習中の構成を示すブロック図である。

[図5]本開示の第2実施形態のシステムの一構成例の学習モデル運用時の構成を示すブロック図である。

[図6]本開示の第3実施形態のシステムの一構成例の機械学習中の構成を示すブロック図である。

[図7]本開示の第3実施形態のシステムの一構成例の学習モデル運用時の構成

を示すブロック図である。

[図8]本開示の第1実施形態のシステムの別な構成例を示すブロック図である。

発明を実施するための形態

[0015] 以下、本発明の実施形態について図面を用いて詳細に説明する。

(第1実施形態)

図1は本開示の第1実施形態のシステムの一構成例の機械学習中の構成を示すブロック図である。図2は本開示の第1実施形態のシステムの一構成例の学習モデル運用時の構成を示すブロック図である。

[0016] 図1及び図2に示すように、本実施形態の、加工面品位を評価するシステム1Aは、加工面データ生成部10A、差分計算部20、外乱評価部30、機械学習部40、及び加工面評価部50を備えている。

[0017] 本実施形態では、機械学習中に、加工面評価部50を動作させない状態で、機械学習部40を動作させる。そのため、図1では、差分計算部20からの出力は、加工面評価部50に入力されず、機械学習部40に入力される。また、図1では、外乱評価部30からの出力は、機械学習部40に入力される。図1では、差分計算部20と加工面評価部50との間の経路は機能しないという意味で、この経路の一部が破線で表されている。

[0018] 一方、本実施形態では、学習モデル運用時に、機械学習部40を動作させない状態で、学習モデルが設定された加工面評価部50を動作させる。そのため、図2では、差分計算部20からの出力は、機械学習部40に入力されず、加工面評価部50に入力される。また、図2では、外乱入力部14からの外乱は、加工面シミュレーター12及び外乱評価部30に入力されず、加工面シミュレーター12からの出力は、加工面解析部13に入力されない。さらに、図2では、外乱評価部30からの出力は、機械学習部40に入力されない。加工面解析部13には、加工面測定機器60から、加工されたワーク（加工ワーク）70を実測した実測表面データが入力される。

図2では、外乱入力部14と加工面シミュレーター12と加工面解析部1

３との間の経路、差分計算部２０と機械学習部４０との間の経路、外乱評価部３０と機械学習部４０との間の経路、及び機械学習部４０内の経路は機能しないという意味で、これらの経路は破線で表されている。

機械学習部４０により生成された学習モデルの運用時には、システム１Ａは、機械学習部４０を切り離れた、機械学習部４０を有しないシステムとして構成されてもよい。

[0019] なお、各径路を機能させないようにするには、例えば、各径路の信号出力側が信号を出力しないようにするか、信号入力側が信号を受け付けないようにするか、又は各径路にスイッチを設けて信号の導通又は遮断を切り替えればよい。

[0020] 加工面データ生成部１０Ａは、加工面シミュレーター１１、加工面シミュレーター１２、加工面解析部１３、及び外乱入力部１４を備えている。外乱入力部１４は加工面データ生成部１０Ａの外に設けられてよい。

[0021] 加工面シミュレーター１１は、切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報及び切削工具を使用してワークを加工するための位置情報に基づいて加工面の削り取られる部分を計算し、加工面シミュレーションを行う。工具情報は、例えばボールエンドミル等の切削工具の種類、及びボール半径等の工具の形状である。位置情報は、例えば、加工プログラムの軌跡データ、コンピュータ数値制御装置（ＣＮＣ）で補間、加減速等の処理を行った後の軌跡データ、モータを制御するサーボ制御装置のサーボフィードバックの軌跡データ、又は機械に取り付けられたリニアスケールのスケールフィードバックの軌跡データ等の工具移動軌跡データである。

[0022] 加工面シミュレーター１２は、工具情報、位置情報及び外乱に基づいて加工面の削り取られる部分を計算し、加工面シミュレーションを行う。加工面シミュレーター１２に入力される、工具情報及び位置情報は、加工面シミュレーター１１に入力される、工具情報及び位置情報と同一である。外乱は、後述する外乱入力部１４から入力される。

[0023] 加工面解析部１３は、機械学習部４０による機械学習中に、加工面シミュ

レーター 11 から出力される加工シミュレーション結果に基づいて、加工面の状態を解析した第 1 の解析結果となる第 1 の表面性状パラメータを求めて、差分計算部 20 に出力する。また、加工面解析部 13 は、機械学習部 40 による機械学習中に、加工面シミュレーター 12 から出力される加工シミュレーション結果に基づいて、加工面の状態を解析した第 2 の解析結果となる、第 1 の表面性状パラメータと同種の第 2 の表面性状パラメータを求めて、差分計算部 20 に出力する。

加工面解析部 13 は、機械学習部 40 により生成された学習モデルの運用時に、機械学習中と同様に、第 1 の解析結果となる第 1 の表面性状パラメータを求めて、差分計算部 20 に出力する。また、加工面解析部 13 は、学習モデルの運用時に、加工面測定機器 60 から出力される実測表面データ（計測結果となる）に基づいて、加工面の状態を解析した第 3 の解析結果となる第 3 の表面性状パラメータを求めて、差分計算部 20 に出力する。

表面性状パラメータは表面粗さを評価するパラメータ、例えば ISO 25178 で規定されるパラメータであり、算術平均高さ S_a 、最大高さ S_z 、表面性状のアスペクト比（自己相関） S_{tr} 、又は最小自己相関長さ S_{al} 等を用いることができる。

なお、表面性状パラメータとして算術平均高さ S_a を求める場合、高さデータが必要となる。高さデータを求めるために、加工面測定機器 60 として、例えばレーザ顕微鏡、又は白色干渉顕微鏡等が用いられる。高さデータはグラフ化した高さデータであってもよい。

[0024] 外乱入力部 14 は、機械学習部 40 による機械学習中に、外乱を加工面シミュレーター 12 と後述する外乱評価部 30 に入力する。外乱入力部 14 は、例えば、送り軸の振動、送り軸の偏差、工具の円周方向の振動、工具の径方向の振動、及び工具摩耗などの少なくとも 1 つの最小値及び最大値を設定し、最小値から最大値の範囲の中の値を外乱として設定する。

例えば、外乱入力部 14 は、送り軸の振動を $1 \sim 1000 \text{ Hz}$ 、送り軸の偏差を $-3 \sim 25 \mu\text{m}$ 、工具円周方向の振動を $1 \sim 200 \text{ Hz}$ 、工具径方向

の振動を $10 \sim 66 \text{ Hz}$ 、工具摩耗を $0 \sim 3 \mu\text{m}$ として、それぞれ最小値から最大値の範囲を設定した場合、送り軸の振動を 5 Hz 、送り軸の偏差を $1 \mu\text{m}$ 、工具円周方向の振動を 133 Hz 、工具径方向の振動を 15 Hz 、工具摩耗を $0.5 \mu\text{m}$ として、外乱を設定する。

[0025] 差分計算部 20 は、機械学習部 40 による機械学習中に、加工面解析部 13 から出力される、第 1 の解析結果となる第 1 の表面性状パラメータと、第 2 の解析結果となる第 2 の表面性状パラメータとの差を計算する。例えば、差分計算部 20 は、第 1 の表面性状パラメータが算術平均高さ $Sa1$ 、第 2 の表面性状パラメータが算術平均高さ $Sa2$ である場合、算術平均高さ Sa の差分 $\Delta Sa1$ ($\Delta Sa1 = |Sa1 - Sa2|$) を求める。そして、差分計算部 20 は、求めた差分を、機械学習中は入力データとして機械学習部 40 に出力する。差分 $\Delta Sa1$ は第 1 の差分となる。

[0026] 差分計算部 20 は、機械学習部 40 により生成された学習モデル運用時に、加工面解析部 13 から出力される、第 1 の解析結果となる第 1 の表面性状パラメータと、第 3 の解析結果となる第 3 の表面性状パラメータとの差を計算する。例えば、差分計算部 20 は、第 1 の表面性状パラメータが算術平均高さ $Sa1$ 、第 3 の表面性状パラメータが算術平均高さ $Sa3$ である場合、算術平均高さ Sa の差分 $\Delta Sa2$ ($\Delta Sa2 = |Sa1 - Sa3|$) を求める。そして、差分計算部 20 は、求めた差分を加工面評価部 50 に出力する。差分 $\Delta Sa2$ は第 2 の差分となる。

[0027] 以下の説明では、第 1 の表面性状パラメータと第 2 の表面性状パラメータとの差分が、算術平均高さ Sa の差分 $\Delta Sa1$ ($\Delta Sa1 = |Sa1 - Sa2|$) であり、第 1 の表面性状パラメータと第 3 の表面性状パラメータとの差分が、算術平均高さ Sa の差分 $\Delta Sa2$ ($\Delta Sa2 = |Sa1 - Sa3|$) である場合について説明する。

なお、表面性状パラメータの差分は、算術平均高さ Sa の差分に限られない。例えば、算術平均高さ Sa の差分の代わりに、最大高さ Sz の差分、表面性状のアスペクト比（自己相関） Str の差分、若しくは最小自己相関長さ

S a l の差分等を用いてもよく、又はこれらの差分の複数を重みづけして加算した値を用いてもよい。

[0028] 外乱評価部 30 は、機械学習部 40 による機械学習中に、外乱入力部 14 から入力される外乱を用いて、予め設定された評価式に基づいて、外乱を評価する評価値を求め、求めた評価値をラベルとして機械学習中に機械学習部 40 に出力する。例えば、外乱が、送り軸の振動、送り軸の偏差、工具の円周方向の振動、工具の径方向の振動、及び工具摩耗である場合は、評価値 E を求める評価式は、 $E = (\text{送り軸の振動}) \times (\text{送り軸の偏差}) \times ((\text{工具円周方向の振動})^2 + (\text{工具径方向の振動})^2) \times (\text{工具径} - \text{工具摩耗})$ とすることができる。以下の説明では、評価値は上記の評価式で求めた評価値 E であるとして説明する。評価式はかかる式に限定されず、他の式であってもよく、また、外乱の種類によって適宜設定される。

[0029] 機械学習部 40 は、差分計算部 20 から出力される、差分 $\Delta S a 1$ を入力データとし、外乱評価部 30 から出力される評価値 E をラベルとして、学習モデルを機械学習により求め、機械学習後に学習モデルを加工面評価部 50 に出力する。機械学習部 40 は機械学習装置となる。

[0030] 加工面評価部 50 は、機械学習部 40 により生成された学習モデルの運用時に、機械学習部 40 から出力された学習モデルを用いて、差分計算部 20 から出力される差 $\Delta S a 2 1$ に基づいて、加工面品位を評価する評価値を出力する。

送り軸の振動、工具円周方向の振動等の外乱が生じると、算術平均高さ S a 又は最大高さ S z 等の表面性状パラメータの値が良くとも、加工面が潰されて曇った見た目となる場合がある。しかし、加工面評価部 50 により出力される評価値により、見た目による加工面品位を評価することが可能となる。加工面評価部 50 から出力される評価値は、高ければ高いほど外乱が大きいということを意味し、見た目の加工面品位が良くないことを表す。

[0031] 本実施形態によれば、入力データとラベルとを用いて機械学習を行い、学習モデルを作成する。この学習モデルを実装する部分を加工面評価部とし、

加工面評価部によって、加工面解析部 13 から出力される解析結果の差分に基づいて、外乱の評価値を出力することが可能となる。

[0032] 次に、図 1 を用いて、機械学習部 40 の構成及び動作について更に説明する。

図 1 に示すように、機械学習部 40 は、入力データ取得部 41、ラベル取得部 42、及び学習部 43 を備えている。

[0033] 入力データ取得部 41 は、差分計算部 20 から、入力データとして差分 $\Delta S a 1$ を取得し、取得した差分 $\Delta S a 1$ を学習部 43 に対して出力する。

ラベル取得部 42 は、外乱評価部 30 から、ラベルとして、評価値 E を取得し、取得した評価値 E を学習部 43 に対して出力する。

[0034] このようにして、入力データである差分 $\Delta S a 1$ と、ラベルである評価値 E との組が学習部 43 に入力される。この入力データとラベルの組は、機械学習における教師データに相当する。

[0035] 学習部 43 は、このようにして入力された教師データに基づいて教師あり学習を行うことにより、差分 $\Delta S a 1$ に基づいて評価値を求める学習モデルを求める。ここで、教師あり学習自体は当業者にとってよく知られているので詳細な説明を省略して、その概略を以下に説明する。

[0036] 教師あり学習は、例えば、パーセプトロンを組み合わせで構成したニューラルネットワークにより行う。具体的には、教師データに含まれる入力データである差 $\Delta S a 1$ とラベルである評価値 E との組をニューラルネットワークに与え、ニューラルネットワークの出力がラベルと同じとなるように、各パーセプトロンについての重み付けを変更しながら学習を繰り返す。

例えば、フォワードプロパゲーション (Forward-propagation) を行った後に、バックプロパゲーション (Back-propagation、誤差逆伝搬法とも呼ばれる。) という処理を行うことを繰り返すことにより各パーセプトロンの出力の誤差を小さくするように重み付け値を調整する。

ここで、教師あり学習は、上述したように重み付けの値を異ならせながら、ラベルと出力データとの誤差がなくなるようにするものである。

[0037] なお、学習部43が機械学習に用いるニューラルネットワークは、入力層、中間層、出力層をそれぞれ一つずつ設けて、三層の構造とすることができるが、複数の中間層を持たせて、さらに多層のニューラルネットワークとすることができる。学習部43は、いわゆるディープラーニング（深層学習とも呼ばれる。）により学習を行うようにしてもよい。

[0038] 以上、機械学習部40の機能ブロックについて説明した。これらの機能ブロックを実現するために、機械学習部40は、CPU（Central Processing Unit）等の演算処理装置を備える。また、機械学習部40はアプリケーション又はOS（Operating System）等の各種の制御用プログラムを格納したHDD（Hard Disk Drive）等の補助記憶装置、及び演算処理装置がプログラムを実行する上で一時的に必要とされるデータを格納するRAM（Random Access Memory）等の主記憶装置を備える。

[0039] そして、機械学習部40では、演算処理装置が補助記憶装置からアプリケーション又はOSを読み込み、読み込んだアプリケーション又はOSを主記憶装置に展開させながら、これらのアプリケーション又はOSに基づいた演算処理を行う。また、演算処理装置は、この演算結果に基づいて、各装置が備える各種のハードウェアを制御する。これにより、本実施形態における機械学習部40の機能ブロックは実現される。つまり、本実施形態は、ハードウェアとソフトウェアが協働することにより実現することができる。

[0040] 具体例として、機械学習部40は、パーソナルコンピュータ若しくはサーバ装置、又はコンピュータ数値制御装置（Computerized Numerical Control）の一部等により実現できる。

ただし、機械学習部40については機械学習に伴う演算量が多いため、例えば、パーソナルコンピュータにGPU（Graphics Processing Units）を搭載することで、GPGPU（General-Purpose computing on Graphics Processing Units）と呼ばれる技術により、GPUを機械学習に伴う演算処理に利用して高速処理することができる。更には、より高速な処理を行うために、このようなGPUを搭載したコンピュータを複数台用いてコンピュータ・ク

ラスターを構築し、このコンピュータ・クラスターに含まれる複数のコンピュータにて並列処理を行うようにしてもよい。

[0041] 次に、本実施形態における機械学習部40の機械学習に係る動作について図3のフローチャートを参照して説明を行う。

ステップS11において、機械学習部40は、機械学習が終了したか否かを判断する。

[0042] ここで、機械学習が終了した場合には、ステップS11においてYesとなり、機械学習部40は、機械学習により求めた学習モデルを加工面評価部50に出力し、処理を終了する。機械学習が終了していない場合には、ステップS11においてNoとなり、処理はステップS12に進む。

ステップS12及びステップS13において、機械学習部40の入力データ取得部41及びラベル取得部42は、入力データとラベルを取得する。これらのデータの具体的な内容は上述した通りである。

[0043] ステップS14において、機械学習部40の学習部43は、入力された教師データ（入力データとラベル）を用いて機械学習を実行して学習モデルを求める。この教師データを用いた機械学習の具体的な内容も上述した通りである。

[0044] ステップS15において、学習部43は、求めた学習モデルを更新して保存する。その後、処理は再度ステップS11に進む。

[0045] このように、機械学習部40は、機械学習が終了するまで、ステップS11からステップS15の処理を繰り返すことにより、学習を継続していく。なお、機械学習の終了は、例えば、観察者からの指示により行われてもよいし、予め定めておいた回数だけ機械学習を繰り返した場合に行われてもよい。

このようにすることで、差分 $\Delta S a 1$ に基づいて評価値を求める学習モデルを構築することができる。

[0046] <加工面解析の他の例>

以上の説明では、加工面解析部13が、機械学習部40による機械学習中

に、加工面シミュレーター 11、12 の加工面シミュレーションの結果から、解析結果となる第 1 及び第 2 の表面性状パラメータを求めて差分計算部 20 に出力する例について説明した。また加工面解析部 13 が、学習モデルの運用時に、加工面シミュレーター 11 の加工面シミュレーションの結果と加工面測定機器 60 から入力される実測表面データとから、解析結果となる第 1 及び第 3 の表面性状パラメータを求めて差分計算部 20 に出力する例について説明した。しかし、解析結果は、加工面の状態を表せるものであれば特に限定されず、以下の例であってもよい。

[0047] (機械学習中の動作)

例えば、加工面解析部 13 は、機械学習部 40 による機械学習中に、加工面シミュレーター 11、12 の加工面シミュレーションの結果から、高さデータ、高さデータの解析値（表面性状パラメータを含む）、グラフ化した高さデータ、又はグラフ化した高さデータの解析値（表面性状パラメータを含む）を求めて、差分計算部 20 に出力することができる。また、加工面解析部 13 は、加工面シミュレーター 11、12 の加工面シミュレーションの結果から、写真若しくは動画の画像データ、その画像データの解析値、加工面の双方向反射率分布関数（BRDF）のデータ（以下、BRDF データという）、BRDF データの解析値、グラフ化した BRDF データ、又はグラフ化した BRDF データの解析値を求めて、差分計算部 20 に出力することができる。ここで、双方向反射率分布関数（BRDF）とは、ある特定の角度から光を入射した時の反射光の角度分布特性を示す関数である。

[0048] 加工面解析部 13 は、加工面シミュレーションの結果を画像データとし、画素値の解析値を求めて差分計算部 20 に出力する場合、画像データは、下記のいずれかの方法で作成することができる。

(1) 加工面の高低差を画素値の大小で表現する。

(2) 加工面の真上以外の確度から光を当てた際の反射をシミュレーションし、反射光の大きさを画素値の大小で表現する。

作成された画像データの画素値から、解析値となるヒストグラム特徴量を

算出する。ヒストグラム特徴量は、例えば、画素値の平均値、分散値、コントラスト、歪度、尖度、エネルギー、エントロピー等である。

[0049] (学習モデル運用時の動作)

＜加工面解析の他の例＞

例えば、加工面解析部 13 は、機械学習部 40 により生成された学習モデルの運用時に、機械学習中と同様に、加工面シミュレーター 11 の加工面シミュレーションの結果から、高さデータ、高さデータの解析値（表面性状パラメータを含む）、グラフ化した高さデータ、又はグラフ化した高さデータの解析値（表面性状パラメータを含む）を求めて、差分計算部 20 に出力することができる。また、加工面解析部 13 は、加工面シミュレーター 11 の加工面シミュレーションの結果から、写真若しくは動画の画像データ、その画像データの解析値、加工面の双方向反射率分布関数（BRDF）のデータ（以下、BRDF データという）、BRDF データの解析値、グラフ化した BRDF データ、又はグラフ化した BRDF データの解析値を求めて、差分計算部 20 に出力することができる。

また、加工面解析部 13 は、学習モデル運用時に、加工面測定機器 60 を用いた実測表面データの結果から、加工面シミュレーター 11 の加工面シミュレーションの結果から求めたデータ又はデータの解析値と同種のデータ又はデータの解析値を求めて、差分計算部 20 に出力することができる。

画像データを求めるために、加工面測定機器 60 として、例えばマイクロスコープ、又はデジタルカメラ等が用いられる。双方向反射率分布関数を求めるために、分光角又は回折角を測定する、加工面測定機器 60 として、例えばゴニオフォトメータ等が用いられる。

[0050] (第 2 実施形態)

本実施形態では、加工面シミュレーションの解析結果と、加工面測定機器の測定データの解析結果との差分を入力データとし、観察者による実測表面データの評価値をラベルとする教師有り学習により学習モデルを求め、この学習モデルにより、加工面シミュレーションの解析結果と測定データの解析

結果との差分に基づく評価値を出力して加工面品位を判断する例について説明する。

[0051] 図4は本開示の第2実施形態のシステムの一構成例の機械学習中の構成を示すブロック図である。図5は本開示の第2実施形態のシステムの一構成例の学習モデル運用時の構成を示すブロック図である。図4及び図5において、図1及び図2と同一構成部材については同一符号を付し、第1実施形態と重複する説明を省略する。

[0052] 図4及び図5に示すように、本実施形態の加工面品位を評価するシステム1Bでは、システム1Aと比べ、外乱評価部30がなく、加工面データ生成部10Bに、加工面シミュレーター12及び外乱入力部14がなく、加工面解析部13に、加工面測定機器60から加工されたワーク70を実測した実測表面データが入力される。また、システム1Bでは、機械学習部40のラベル取得部42は、観察者による実測表面データの評価値を取得する。学習モデル運用時には、システム1Bは、システム1Aと同様に、機械学習部40を切り離れた、機械学習部40を有しないシステムとして構成されてもよい。

[0053] 本実施形態における、加工面解析部13及び差分計算部20の機械学習中及び学習モデル運用時の動作は、第1の実施形態における、学習モデル運用時の動作と同じである。

[0054] 機械学習部40は、差分計算部20から出力される、差分 $\Delta S a 2$ を入力データとし、観察者による実測表面データ（計測結果となる）の評価値をラベルとして、学習モデルを機械学習により求め、機械学習後に学習モデルを加工面評価部50に出力する。機械学習部40は機械学習装置となる。実測表面データの評価値は、例えば、加工されたワークを加工面測定機器60によって実測した実測表面データに基づいて、観察者が設定した点数、良否等の評価値である。

[0055] 加工面評価部50は、学習モデル運用時に、機械学習部40から出力された学習モデルを用い、差分計算部20から出力される差分 $\Delta S a 2$ に基づい

て、加工面品位を評価する評価値を出力する。この評価値は、実測表面データに基づいて観察者が設定した評価値に対応し、観察者による見た目を評価する評価値となる。

[0056] 本実施形態における機械学習部40の機械学習に係る動作は、図3のフローチャートを参照して説明した第1の実施形態の動作と同様なので説明を省略する。

[0057] 本実施形態では、上記入力データとラベルデータで機械学習を行い、学習モデルを作成し、このモデルを実装する部分は加工面評価部とし、加工面解析部から出力される解析結果の差分に基づいて、人による見た目の判断を予測することができる。

＜加工面解析の他の例＞

以上の説明では、加工面解析部13が、加工面測定機器60を用いた実測表面データから、第3の解析結果となる第3の表面性状パラメータを求め、加工面シミュレーター11から出力される加工シミュレーション結果（理想表面データとなる）に基づいて第1の解析結果となる第1の表面性状パラメータを求めて差分計算部20に出力する例について説明したが、第1実施形態の学習モデル運用時と同様に、解析結果は、加工面の状態を表せるものであれば特に限定しない。

[0058] （第3実施形態）

本実施形態では、工具情報と理想の位置情報（以下、理想位置情報と記す）に基づく加工面シミュレーションの解析結果と、工具情報と実際の位置情報（以下、実際位置情報と記す）に基づく加工面シミュレーションの解析結果との差分を入力データとし、観察者の加工ワークに対する評価値をラベルとする教師有り学習により学習モデルを求め、この学習モデルにより2つの加工面シミュレーションの解析結果の差分に基づく評価値を出力して加工面品位を判断する例について説明する。

[0059] 理想位置情報は、例えば、加工プログラムの軌跡データ、コンピュータ数値制御装置（CNC）で補間、・加減速等の処理を行った後の軌跡データ等

の工具移動軌跡データである。実際位置情報は、例えば、モータを制御するサーボ制御装置のサーボフィードバックの軌跡データ、又は機械に取り付けられたリニアスケール等のスケールフィードバックの軌跡データ等の工具移動軌跡データである。

[0060] 図6は本開示の第3実施形態のシステムの一構成例の機械学習中の構成を示すブロック図である。図7は本開示の第3実施形態のシステムの一構成例の学習モデル運用時の構成を示すブロック図である。図6及び図7において、図1及び図2と同一構成部材については同一符号を付し、第1実施形態と重複する説明を省略する。

[0061] 図6及び図7に示すように、本実施形態の加工面品位を評価するシステム1Cでは、図1及び図2のシステム1Aと比べて、外乱評価部30がなく、加工面データ生成部10Cに外乱入力部14がない。また、システム1Cでは、加工面シミュレーター11には工具情報と理想位置情報が入力され、加工面シミュレーター12には工具情報と実際位置情報が入力される。さらに、システム1Cでは、図4及び図5のシステム1Bと比べて、加工面測定機器60を用いず、観察者が加工ワークに対する評価値を機械学習部40に入力する。学習モデル運用時には、システム1Cは、システム1Aと同様に、機械学習部40を切り離れた、機械学習部40を有しないシステムとして構成されてもよい。

[0062] 加工面解析部13は、加工面シミュレーター11から出力される加工シミュレーション結果に基づいて第4の解析結果となる第4の表面性状パラメータを求めて、差分計算部20に出力する。また、加工面解析部13は、加工面シミュレーター12から出力される加工シミュレーション結果に基づいて第5の解析結果となる第5の表面性状パラメータを求めて、差分計算部20に出力する。

なお、加工面シミュレーター11は設けなくともよく、その場合、加工面解析部13は、理想位置情報に対して解析し、第4の解析結果となる第4の表面性状パラメータを求めて、差分計算部20に出力する。また、加工面シ

ミュレータ 12 は設けなくともよく、その場合、加工面解析部 13 は、実際位置情報に対して解析し、第 5 の解析結果となる第 5 の表面性状パラメータを求めて、差分計算部 20 に出力する。

[0063] 差分計算部 20 は、加工面解析部 13 から出力される、第 4 の解析結果となる第 4 の表面性状パラメータと第 5 の解析結果となる第 5 の表面性状パラメータとの差を求める。例えば、差分計算部 20 は、第 4 の表面性状パラメータが算術平均高さ Sa_4 、第 5 の表面性状パラメータが算術平均高さ Sa_5 である場合、算術平均高さ Sa の差分 ΔSa_3 ($\Delta Sa_3 = |Sa_4 - Sa_5|$) を求める。そして、差分計算部 20 は、求めた差分を機械学習中には、入力データとして機械学習部 40 に出力し、学習モデル運用時には加工面評価部 50 に出力する。

以下の説明では、第 4 の解析結果と第 5 の解析結果との差分が、算術平均高さ Sa の差分 ΔSa_3 ($\Delta Sa_3 = |Sa_4 - Sa_5|$) である場合について説明する。

なお、表面性状パラメータの差分は、算術平均高さ Sa の差分に限られない。例えば、算術平均高さ Sa の差分の代りに、最大高さ Sz の差分、表面性状のアスペクト比（自己相関） Str の差分、若しくは最小自己相関長さ Sa_l の差分等を用いてもよく、又はこれらの差分の複数を重みづけして加算した値を用いてもよい。

[0064] 機械学習部 40 は、差分計算部 20 から出力される、差分 ΔSa_3 を入力データとし、観察者による、実際に加工した加工ワークに対する評価値をラベルとして、学習モデルを機械学習により求め、機械学習後に学習モデルを加工面評価部 50 に出力する。機械学習部 40 は機械学習装置となる。観察者による加工ワークに対する評価値は、例えば、加工されたワークを観察者が目視により決めた点数、良否等の評価値である。

[0065] 加工面評価部 50 は、学習モデル運用時に、機械学習部 40 から出力された学習モデルを用い、差分計算部 20 から出力される差 ΔSa_3 に基づいて、加工面品位を評価する評価値を出力する。この評価値は観察者による見た

目を評価する評価値となる。

[0066] 本実施形態における機械学習部40の機械学習に係る動作は、図3のフローチャートを参照して説明した第1の実施形態の動作と同様なので説明を省略する。

[0067] 本実施形態でも、第1実施形態と同様に、入力データとラベルで機械学習を行い、学習モデルを作成し、この学習モデルを実装する部分を加工面評価部とし、加工面解析部から出力される解析結果の差分に基づいて、人による見た目の判断を予測することが可能となる。

[0068] <加工面解析の他の例>

本実施形態においても、第1実施形態と同様に、解析結果は、加工面の状態を表せるものであれば特に限定しない。

例えば、第1実施形態と同様に、加工面解析部13は、加工面シミュレーター11、12の加工面シミュレーションの結果から、高さデータ、高さデータの解析値（表面性状パラメータを含む）、グラフ化した高さデータ、又はグラフ化した高さデータの解析値（表面性状パラメータを含む）を求めて、差分計算部20に出力することができる。また、加工面解析部13は、加工面シミュレーター11、12の加工面シミュレーションの結果から、写真若しくは動画の画像データ、その画像データの解析値、加工面の双方向反射率分布関数（BRDF）のデータ（以下、BRDFデータという）、BRDFデータの解析値、グラフ化したBRDFデータ、又はグラフ化したBRDFデータの解析値を求めて、差分計算部20に出力することができる。

[0069] 上述した実施形態は、本発明の好適な実施形態ではあるが、上述した各実施形態のみに本発明の範囲を限定するものではなく、本発明の要旨を逸脱しない範囲において種々の変更を施した形態での実施が可能である。例えば、以下に記載するような変更を施した形態での実施が可能である。

[0070] <加工面品位を評価するシステムの構成の変形例>

上述した第1実施形態では、加工面データ生成部10A、10B又は10Cと、差分計算部20と、外乱評価部30と、機械学習部40と、加工面評

価部 50 とがそれぞれ分離した例を示している。第 1 実施形態及び第 2 実施形態では、加工面データ生成部 10A、10B 又は 10C と、差分計算部 20 と機械学習部 40 と、加工面評価部 50 とがそれぞれ分離した例を示している。

差分計算部 20 及び／又は外乱評価部 30 は、加工面データ生成部 10A、10B、又は 10C に含まれてもよい。また、差分計算部 20 及び／又は外乱評価部 30 は、機械学習部 40 に含まれてもよい。加工面評価部 50 は、機械学習部 40 に含められてもよく、又は加工面データ生成部 10A、10B、若しくは 10C に含まれてもよい。

システム 1A、システム 1B、又はシステム 1C は、一体化された 1 つの装置として構成されてもよい。

[0071] <システム構成の自由度>

上述した第 1 実施形態では、機械学習部 40 が、差分計算部 20、外乱評価部 30、及び加工面評価部 50 と接続されて、加工面品位を評価するシステムが構成されている。第 2 実施形態及び第 3 実施形態では、機械学習部 40 が、差分計算部 20 及び加工面評価部 50 と接続されて、加工面品位を評価するシステムが構成されている。

しかし、各実施形態の構成はかかる構成に限定されない。例えば、第 1 実施形態において、機械学習部 40 はネットワークを介して、差分計算部 20、外乱評価部 30、及び加工面評価部 50 と接続されてもよい。以下に説明する例では、加工面データ生成部 10A が、差分計算部 20、外乱評価部 30、及び加工面評価部 50 を含む場合について説明する。差分計算部 20、外乱評価部 30、及び加工面評価部 50 を含む加工面データ生成部 10A を評価装置と呼んでもよい。

[0072] 図 8 は本開示の第 1 実施形態のシステムの別な構成例を示すブロック図である。加工面品位を評価するシステム 1D は、図 8 に示すように、 n 台の加工面データ生成部 10A-1 ~ 10A- n 、 n 台の機械学習部 40-1 ~ 40- n 、及びネットワーク 80 を備えている。なお、 n は任意の自然数であ

る。n 台の機械学習部 40-1~40-n の各々は、図 1 及び図 2 に示した機械学習部 40 に対応している。また、加工面データ生成部 10A-1~10A-n の各々は図 1 及び図 2 において、加工面データ生成部 10A に対応している。ただし、加工面データ生成部 10A-1~10A-n は、差分計算部 20、外乱評価部 30、及び加工面評価部 50 を含んでいる。

[0073] ここで、加工面データ生成部 10A-1 と機械学習部 40-1 とは 1 対 1 の組とされて、ネットワーク 80 を介して通信可能に接続されている。加工面データ生成部 10A-2~10A-n と機械学習部 40-2~40-n についても、加工面データ生成部 10A-1 と機械学習部 40-1 と同様に接続される。

図 8 では、加工面データ生成部 10A-1~10A-n と機械学習部 40-1~40-n との n 個の組は、ネットワーク 80 を介して接続されているが、加工面データ生成部 10A-1~10A-n と機械学習部 40-1~40-n との n 個の組は、それぞれの組の加工面データ生成部と機械学習部とが接続インタフェースを介して直接接続されてもよい。加工面データ生成部 10A-1~10A-n と機械学習部 40-1~40-n との n 個の組は、例えば同じ工場に複数組設置されていてもよく、それぞれ異なる工場に設置されていてもよい。

[0074] ネットワーク 80 は、例えば、工場内に構築された LAN (Local Area Network)、インターネット、若しくは公衆電話網、又は、これらの組み合わせである。ネットワーク 80 における具体的な通信方式、又は有線接続および無線接続のいずれであるか等については、特に限定されない。

[0075] また、1 台の機械学習部と複数の加工面データ生成部とが、直接又はネットワークを介して通信可能に接続され、各加工面データ生成部の機械学習を実施するようにしてもよい。

その際、機械学習部の各機能は、適宜複数のサーバに分散する、分散処理システムとしてもよい。また、1 台の機械学習部の各機能は、クラウド上で仮想サーバ機能等を利用して実現してもよい。

[0076] また、複数の同じ型名、同一仕様、又は同一シリーズの、図 1 及び図 2 に示すような、システムが複数あった場合に、各システムにおける学習結果は共有してもよい。そうすることで、より最適なモデルを構築することが可能となる。

以上説明した例は、第 1 実施形態のシステムに関する例であったが、同様に第 2 実施形態及び第 3 実施形態のシステムについても同様に適用できる。

[0077] <オンライン学習、バッチ学習及びミニバッチ学習>

上述した学習部 4 3 における教師あり学習は、オンライン学習で行ってもよく、バッチ学習で行ってもよく、ミニバッチ学習で行ってもよい。

オンライン学習は、教師データが作成される都度、即座に教師あり学習を行う学習方法である。また、バッチ学習は、教師データが作成されることが繰り返される間に、繰り返しに応じた複数の教師データを収集し、収集した全ての教師データを用いて、教師あり学習を行う学習方法である。更に、ミニバッチ学習は、オンライン学習と、バッチ学習の中間的な、ある程度教師データが溜まるたびに教師あり学習を行う学習方法である。

[0078] また、以上説明した実施形態は、ハードウェア、ソフトウェア又はこれらの組み合わせにより実現することができる。ここで、ソフトウェアによって実現されるとは、コンピュータがプログラムを読み込んで実行することにより実現されることを意味する。ハードウェアで構成する場合、各実施形態の一部又は全部を、例えば、LSI (Large Scale Integrated circuit)、ASIC (Application Specific Integrated Circuit)、ゲートアレイ、FPGA (Field Programmable Gate Array) 等の集積回路 (IC) で構成することができる。

[0079] また、上述した実施形態の一部又は全部をソフトウェアとハードウェアの組み合わせで構成する場合、フローチャートで示される機械学習部の動作の全部又は一部を記述したプログラムを記憶した、ハードディスク、ROM等の記憶部、演算に必要なデータを記憶するDRAM、CPU、及び各部を接続するバスで構成されたコンピュータにおいて、演算に必要な情報をDRA

Mに記憶し、CPUで当該プログラムを動作させることで実現することができる。

[0080] プログラムは、様々なタイプのコンピュータ可読媒体 (computer readable medium) を用いて格納され、コンピュータに供給することができる。コンピュータ可読媒体は、様々なタイプの実体のある記録媒体 (tangible storage medium) を含む。コンピュータ可読媒体は、例えば、磁気記録媒体 (例えば、ハードディスクドライブ)、光磁気記録媒体 (例えば、光磁気ディスク)、CD-ROM (Read Only Memory)、CD-R、CD-R/W、半導体メモリ (例えば、マスクROM、PROM (Programmable ROM)、EPROM (Erasable PROM)、フラッシュROM、又はRAM (random access memory)) である。

[0081] 本開示による機械学習装置、加工面品位を評価するシステム及び機械学習用プログラムは、上述した実施形態を含め、次のような構成を有する各種各様の実施形態を取ることができる。以下の実施形態において、下記の(4)、(5)及び(6)のシステムは、下記の(1)、(2)及び(3)の機械学習装置により生成された学習モデルを用いることができ、下記の(7)、(8)及び(9)の機械学習用プログラムは、下記の(1)、(2)及び(3)の機械学習装置を実現するために用いることができる。

[0082] (1) 切削工具を使用してワークを加工するための位置情報と、前記切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報とを利用して、加工面品位の評価値を算出する学習モデルを生成する機械学習装置 (例えば、機械学習部40、40-1~40-n) であって、

前記位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第1の解析結果と、前記位置情報、前記工具情報及び外乱を利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第2の解析結果との差分 (例えば、差分 $\Delta S a 1$) を、入力データとして取得する入力データ取得部 (例えば、入力データ取得部41) と、

前記外乱を用いて、予め設定された評価式に基づいて求められた、前記外乱による前記ワークの加工面品位の評価値を、ラベルとして取得するラベル取得部（例えば、ラベル取得部 4 2）と、

前記入力データと前記ラベルを用いた教師有り機械学習により、前記学習モデルを生成する学習部（例えば、学習部 4 3）と、

を備えた機械学習装置。

この機械学習装置によれば、未知な加工面の加工面品位を判断する場合に、外乱によるワークの加工面品位の評価値によって、見た目による加工面品位を評価するための学習モデルを生成することができる。

[0083] (2) 切削工具を使用してワークを加工するための位置情報と、前記切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報とを利用して、加工面品位の評価値を算出する学習モデルを生成する機械学習装置（例えば、機械学習部 4 0、4 0-1~4 0-n）であって、

前記位置情報と前記工具情報を利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第 1 の解析結果と、前記位置情報を使用して工作機械で実際に加工した加工ワークの加工面を計測した計測結果に基づいて、前記加工ワークの加工面の状態を解析した第 2 の解析結果との差分（例えば、差分 $\Delta S a 2$ ）を、入力データとして取得する入力データ取得部（例えば、入力データ取得部 4 1）と、

観察者による、前記計測結果に対する前記加工ワークの加工面品位の評価値を、ラベルとして取得するラベル取得部（例えば、ラベル取得部 4 2）と、

前記入力データと前記ラベルを用いた教師有り機械学習により、前記学習モデルを生成する学習部（例えば、学習部 4 3）と、

を備えた機械学習装置。

この機械学習装置によれば、未知な加工面の加工面品位を判断する場合に、実際に加工した加工ワークの加工面を計測した計測結果に対する、観察者による評価値によって、見た目による加工面品位を評価するための学習モデル

ルを生成することができる。

[0084] (3) 切削工具を使用してワークを加工するための、理想の位置情報及び実際の位置情報と、前記切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報とを利用して、加工面品位の評価値を算出する学習モデルを生成する機械学習装置（例えば、機械学習部40、40-1～40-n）であって、

前記理想の位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第1の解析結果と、前記実際の位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第2の解析結果との差分（例えば、差分 $\Delta S a 3$ ）を、入力データとして取得する入力データ取得部（例えば、入力データ取得部41）と、

観察者による、実際に加工した加工ワークの加工面品位の評価値を、ラベルとして取得するラベル取得部（例えば、ラベル取得部42）と、

前記入力データと前記ラベルを用いた教師有り機械学習により、前記学習モデルを生成する学習部（例えば、学習部43）と、

を備えた機械学習装置。

この機械学習装置によれば、未知な加工面の加工面品位を判断する場合に、観察者による、実際に加工した加工ワークの加工面品位の評価値によって、見た目による加工面品位を評価するための学習モデルを生成することができる。

[0085] (4) 切削工具を使用してワークを加工するための位置情報と、前記切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報とを利用して、教師有り機械学習により生成された学習モデルを用いて、加工面品位の評価値を出力するシステム（例えば、システム1A）であって、

前記位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションする第1の加工面シミュレーター部（例えば、加工面シミュレーター11）と、

前記位置情報と前記工具情報と外乱とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションする第2の加工面シミュレーター部（例えば、加工面シミュレーター12）と、

前記教師有り機械学習による、前記学習モデルを生成するための機械学習中は、前記第1の加工面シミュレーター部による加工面シミュレーションの結果に基づいて加工面の状態を数値化した第1の解析結果と、前記第2の加工面シミュレーター部による加工面シミュレーションの結果に基づいて加工面の状態を数値化した第2の解析結果とを出力し、前記教師有り機械学習により生成された前記学習モデルの運用時は、前記第1の解析結果と、前記位置情報を用いて工作機械で実際に加工した加工ワークの加工面を計測した計測結果に基づいて加工面の状態を数値化した第3の解析結果とを出力する加工面解析部（例えば、加工面解析部13）と、

前記第1の解析結果と前記第2の解析結果との第1の差分（例えば、差分 $\Delta S a 1$ ）、及び前記第1の解析結果と前記第3の解析結果との第2の差分（例えば、差分 $\Delta S a 2$ ）を計算する差分計算部（例えば、差分計算部20）と、

前記第2の差分を入力とし、前記学習モデルを用いて、前記加工面品位の評価値を出力する加工面評価部（例えば、加工面評価部50）と、を備え、

前記学習モデルは、前記第1の差分を入力データとし、前記外乱を用いて、予め設定された評価式に基づいて求められた、前記外乱による前記加工ワークの加工面品位の評価値を、ラベルとした、前記教師有り機械学習により生成される、システム。

このシステムによれば、未知な加工面の加工面品位を判断する場合に、外乱によるワークの加工面品位の評価値によって、見た目による加工面品位を評価することができる。

[0086] (5) 切削工具を使用してワークを加工するための位置情報と、前記切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報を利用し、教師有り機械学習により生成された学習モデルを用いて、加工面品位の評価値を出力

するシステム（例えば、システム１Ｂ）であって、

前記位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションする加工面シミュレーター部（例えば、加工面シミュレーター１１）と、

前記加工面シミュレーター部による加工面シミュレーションの結果に基づいて加工面の状態を数値化した第１の解析結果と、前記位置情報を用いて工作機械で実際に加工した加工ワークの加工面を計測した計測結果に基づいて加工面の状態を数値化した第２の解析結果とを出力する加工面解析部（例えば、加工面解析部１３）と、

前記第１の解析結果と前記第２の解析結果との差分（例えば、差分 $\Delta S a$ ２）を計算する差分計算部（例えば、差分計算部２０）と、

前記差分を入力とし、前記学習モデルを用いて前記加工面品位の評価値を出力する加工面評価部（例えば、加工面評価部５０）と、を備え、

前記学習モデルは、前記差分を入力データとし、観察者による、前記計測結果に対する前記加工ワークの加工面品位の評価値を、ラベルとした前記教師有り機械学習により生成される、システム。

このシステムによれば、未知な加工面の加工面品位を判断する場合に、実際に加工した加工ワークの加工面を計測した計測結果に対する評価値によって、見た目による加工面品位を評価するための学習モデルを生成することができる。

[0087] （６） 切削工具を使用してワークを加工するための、理想の位置情報及び実際の位置情報と、前記切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報を利用し、教師有り機械学習により生成された学習モデルを用いて、加工面品位の評価値を出力するシステム（例えば、システム１Ｃ）であって、

前記理想の位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションする第１の加工面シミュレーター部（例えば、加工面シミュレーター１１）と、

前記実際の位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションする第2の加工面シミュレーター部（例えば、加工面シミュレーター12）と、

前記第1の加工面シミュレーター部による加工面シミュレーションの結果に基づいて加工面の状態を数値化した第1の解析結果と、前記第2の加工面シミュレーター部による加工面シミュレーションの結果に基づいて加工面の状態を数値化した第2の解析結果とを出力する加工面解析部（例えば、加工面解析部13）と、

前記第1の解析結果と前記第2の解析結果との差分（例えば、差分 $\Delta S a$ 3）を計算する差分計算部（例えば、差分計算部20）と、

前記差分を入力とし、前記学習モデルを用いて前記加工面品位の評価値を出力する加工面評価部（例えば、加工面評価部50）と、を備え、

前記学習モデルは、前記差分を入力データとし、観察者による、実際に加工した加工ワークの加工面品位の評価値を、ラベルとした前記教師有り機械学習により生成される、

システム。

このシステムによれば、未知な加工面の加工面品位を判断する場合に、観察者による、実際に加工した加工ワークの加工面品位の評価値によって、見た目による加工面品位を評価することができる。

[0088] （7） 切削工具を使用してワークを加工するための位置情報と、前記切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報とを利用して、加工面品位の評価値を算出する学習モデルを生成する機械学習用プログラムであって、

コンピュータに、

前記位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第1の解析結果と、前記位置情報、前記工具情報及び外乱を利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第2の解析結果

との差分（例えば、差分 $\Delta S a 1$ ）を、入力データとして取得する処理と、
前記外乱を用いて、予め設定された評価式に基づいて求められた、前記外乱による前記ワークの加工面品位の評価値を、ラベルとして取得する処理と、

前記入力データと前記ラベルを用いた教師有り機械学習により、前記学習モデルを生成する処理と、

を実行させる機械学習用プログラム。

この機械学習用プログラムよれば、未知な加工面の加工面品位を判断する場合に、外乱によるワークの加工面品位の評価値によって、見た目による加工面品位を評価するための学習モデルを生成することができる。

[0089] （８） 切削工具を使用してワークを加工するための位置情報と、前記切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報とを利用して、加工面品位の評価値を算出する学習モデルを生成する機械学習用プログラムであって、

コンピュータに、

前記位置情報と前記工具情報を利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第１の解析結果と、前記位置情報を使用して工作機械で実際に加工した加工ワークの加工面を計測した計測結果に基づいて、前記加工ワークの加工面の状態を解析した第２の解析結果との差分（例えば、差分 $\Delta S a 2$ ）を、入力データとして取得する処理と、

観察者による、前記計測結果に対する前記加工ワークの加工面品位の評価値を、ラベルとして取得する処理と、

前記入力データと前記ラベルを用いた教師有り機械学習により、前記学習モデルを生成する処理と、

を実行させる機械学習用プログラム。

この機械学習用プログラムによれば、未知な加工面の加工面品位を判断する場合に、実際に加工した加工ワークの加工面を計測した計測結果に対する

、観察者による評価値によって、見た目による加工面品位を評価するための学習モデルを生成することができる。

[0090] (9) 切削工具を使用してワークを加工するための、理想の位置情報及び実際の位置情報と、前記切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報とを利用して、加工面品位の評価値を算出する学習モデルを生成する機械学習用プログラムであって、

コンピュータに、

前記理想の位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第1の解析結果と、前記実際の位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第2の解析結果との差分（例えば、差分 $\Delta S a 3$ ）を、入力データとして取得する処理と、

観察者による、実際に加工した加工ワークの加工面品位の評価値を、ラベルとして取得する処理と、

前記入力データと前記ラベルを用いた教師有り機械学習により、前記学習モデルを生成する処理と、

を実行させる機械学習用プログラム。

この機械学習用プログラムによれば、未知な加工面の加工面品位を判断する場合に、観察者による、実際に加工した加工ワークの加工面品位の評価値によって、見た目による加工面品位を評価するための学習モデルを生成することができる。

符号の説明

[0091] 1 A、1 B、1 C、1 D システム

1 0 A、1 0 B、1 0 C、1 0 A-1 ~ 1 0 A-n 加工面データ生成部

1 1 加工面シミュレーター

1 2 加工面シミュレーター

1 3 加工面解析部

- 14 外乱入力部
- 20 差分計算部
- 30 外乱評価部
- 40、40-1～40-n 機械学習部
- 41 入力データ取得部
- 42 ラベル取得部
- 43 学習部
- 50 加工面評価部
- 60 加工面測定機器
- 70 加工ワーク
- 80 ネットワーク

請求の範囲

[請求項1] 切削工具を使用してワークを加工するための位置情報と、前記切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報とを利用して、加工面品位の評価値を算出する学習モデルを生成する機械学習装置であって、

前記位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第1の解析結果と、前記位置情報、前記工具情報及び外乱を利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第2の解析結果との差分を、入力データとして取得する入力データ取得部と、

前記外乱を用いて、予め設定された評価式に基づいて求められた、前記外乱による前記ワークの加工面品位の評価値を、ラベルとして取得するラベル取得部と、

前記入力データと前記ラベルを用いた教師有り機械学習により、前記学習モデルを生成する学習部と、

を備えた機械学習装置。

[請求項2] 切削工具を使用してワークを加工するための位置情報と、前記切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報とを利用して、加工面品位の評価値を算出する学習モデルを生成する機械学習装置であって、

前記位置情報と前記工具情報を利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第1の解析結果と、前記位置情報を使用して工作機械で実際に加工した加工ワークの加工面を計測した計測結果に基づいて、前記加工ワークの加工面の状態を解析した第2の解析結果との差分を、入力データとして取得する入力データ取得部と、

観察者による、前記計測結果に対する前記加工ワークの加工面品位

の評価値を、ラベルとして取得するラベル取得部と、

前記入力データと前記ラベルを用いた教師有り機械学習により、前記学習モデルを生成する学習部と、

を備えた機械学習装置。

[請求項3]

切削工具を使用してワークを加工するための、理想の位置情報及び実際の位置情報と、前記切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報とを利用して、加工面品位の評価値を算出する学習モデルを生成する機械学習装置であって、

前記理想の位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第1の解析結果と、前記実際の位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第2の解析結果との差分を、入力データとして取得する入力データ取得部と、

観察者による、実際に加工した加工ワークの加工面品位の評価値を、ラベルとして取得するラベル取得部と、

前記入力データと前記ラベルを用いた教師有り機械学習により、前記学習モデルを生成する学習部と、

を備えた機械学習装置。

[請求項4]

切削工具を使用してワークを加工するための位置情報と、前記切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報を利用し、教師有り機械学習により生成された学習モデルを用いて、加工面品位の評価値を出力するシステムであって、

前記位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションする第1の加工面シミュレータ部と、

前記位置情報と前記工具情報と外乱とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションする第2の加工面シミュレータ部と、

前記教師有り機械学習による、前記学習モデルを生成するための機

械学習中は、前記第1の加工面シミュレータ一部による加工面シミュレーションの結果に基づいて加工面の状態を数値化した第1の解析結果と、前記第2の加工面シミュレータ一部による加工面シミュレーションの結果に基づいて加工面の状態を数値化した第2の解析結果とを出力し、前記教師有り機械学習により生成された前記学習モデルの運用時は、前記第1の解析結果と、前記位置情報を用いて工作機械で実際に加工した加工ワークの加工面を計測した計測結果に基づいて加工面の状態を数値化した第3の解析結果とを出力する加工面解析部と、

前記第1の解析結果と前記第2の解析結果との第1の差分、及び前記第1の解析結果と前記第3の解析結果との第2の差分を計算する差分計算部と、

前記第2の差分を入力とし、前記学習モデルを用いて、前記加工面品位の評価値を出力する加工面評価部と、を備え、

前記学習モデルは、前記第1の差分を入力データとし、前記外乱を用いて、予め設定された評価式に基づいて求められた、前記外乱による前記加工ワークの加工面品位の評価値を、ラベルとした、前記教師有り機械学習により生成される、システム。

[請求項5]

切削工具を使用してワークを加工するための位置情報と、前記切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報を利用し、教師有り機械学習により生成された学習モデルを用いて、加工面品位の評価値を出力するシステムであって、

前記位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションする加工面シミュレータ一部と、

前記加工面シミュレータ一部による加工面シミュレーションの結果に基づいて加工面の状態を数値化した第1の解析結果と、前記位置情報を用いて工作機械で実際に加工した加工ワークの加工面を計測した計測結果に基づいて加工面の状態を数値化した第2の解析結果とを出力する加工面解析部と、

前記第1の解析結果と前記第2の解析結果との差分を計算する差分計算部と、

前記差分を入力とし、前記学習モデルを用いて前記加工面品位の評価値を出力する加工面評価部と、を備え、

前記学習モデルは、前記差分を入力データとし、観察者による、前記計測結果に対する前記加工ワークの加工面品位の評価値を、ラベルとした前記教師有り機械学習により生成される、システム。

[請求項6]

切削工具を使用してワークを加工するための、理想の位置情報及び実際の位置情報と、前記切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報を利用し、教師有り機械学習により生成された学習モデルを用いて、加工面品位の評価値を出力するシステムであって、

前記理想の位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションする第1の加工面シミュレーター部と、

前記実際の位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションする第2の加工面シミュレーター部と、

前記第1の加工面シミュレーター部による加工面シミュレーションの結果に基づいて加工面の状態を数値化した第1の解析結果と、前記第2の加工面シミュレーター部による加工面シミュレーションの結果に基づいて加工面の状態を数値化した第2の解析結果とを出力する加工面解析部と、

前記第1の解析結果と前記第2の解析結果との差分を計算する差分計算部と、

前記差分を入力とし、前記学習モデルを用いて前記加工面品位の評価値を出力する加工面評価部と、を備え、

前記学習モデルは、前記差分を入力データとし、観察者による、実際に加工した加工ワークの加工面品位の評価値を、ラベルとした前記教師有り機械学習により生成される、システム。

[請求項7] 切削工具を使用してワークを加工するための位置情報と、前記切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報とを利用して、加工面品位の評価値を算出する学習モデルを生成する機械学習用プログラムであって、

コンピュータに、

前記位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第1の解析結果と、前記位置情報、前記工具情報及び外乱を利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第2の解析結果との差分を、入力データとして取得する処理と、

前記外乱を用いて、予め設定された評価式に基づいて求められた、前記外乱による前記ワークの加工面品位の評価値を、ラベルとして取得する処理と、

前記入力データと前記ラベルを用いた教師有り機械学習により、前記学習モデルを生成する処理と、

を実行させる機械学習用プログラム。

[請求項8] 切削工具を使用してワークを加工するための位置情報と、前記切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報とを利用して、加工面品位の評価値を算出する学習モデルを生成する機械学習用プログラムであって、

コンピュータに、

前記位置情報と前記工具情報を利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第1の解析結果と、前記位置情報を使用して工作機械で実際に加工した加工ワークの加工面を計測した計測結果に基づいて、前記加工ワークの加工面の状態を解析した第2の解析結果との差分を、入力データとして取得する処理と、

観察者による、前記計測結果に対する前記加工ワークの加工面品位の評価値を、ラベルとして取得する処理と、

前記入力データと前記ラベルを用いた教師有り機械学習により、前記学習モデルを生成する処理と、

を実行させる機械学習用プログラム。

[請求項9]

切削工具を使用してワークを加工するための、理想の位置情報及び実際の位置情報と、前記切削工具の少なくとも形状を含む特徴量を有する工具情報とを利用して、加工面品位の評価値を算出する学習モデルを生成する機械学習用プログラムであって、

コンピュータに、

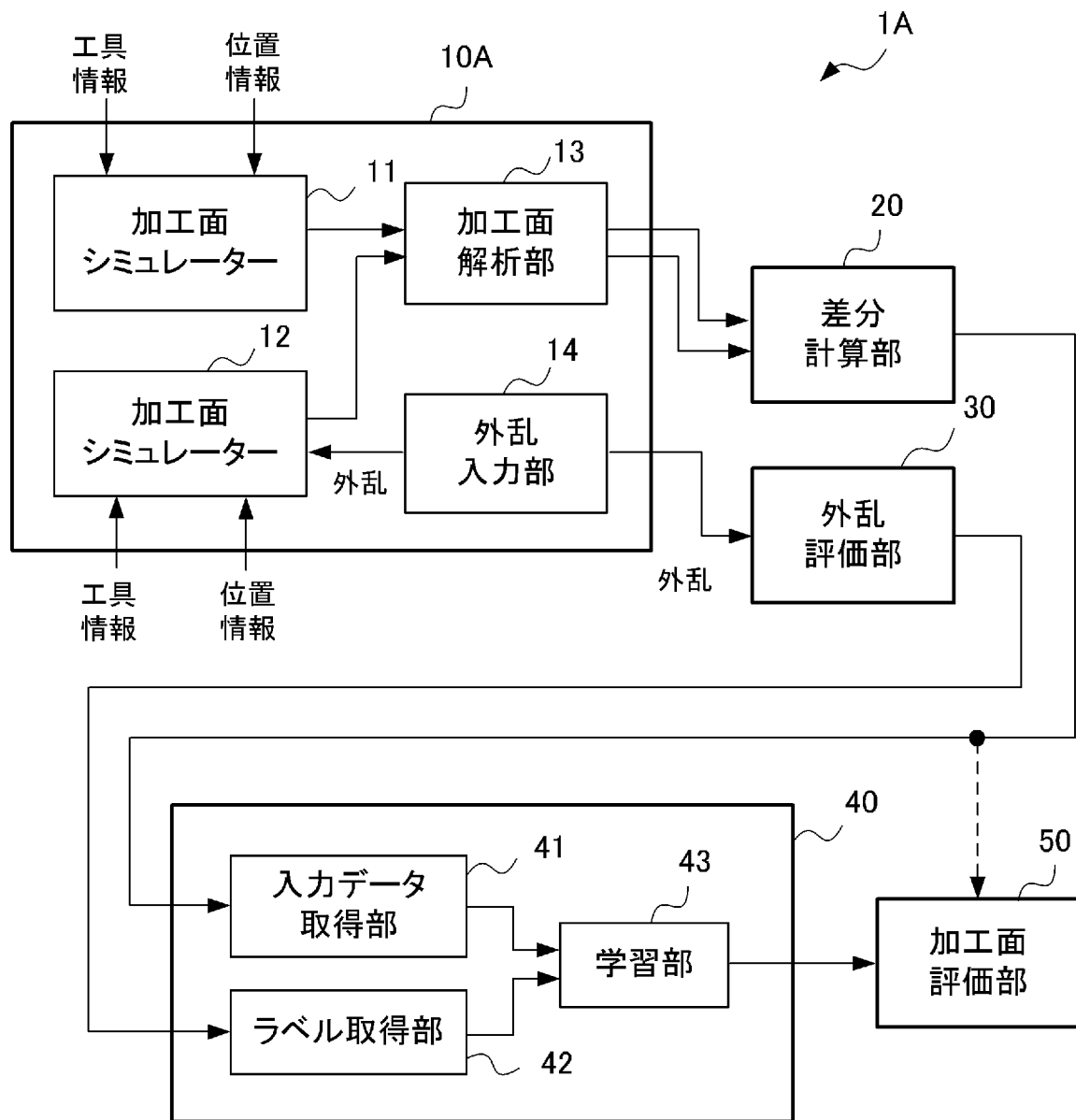
前記理想の位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第1の解析結果と、前記実際の位置情報と前記工具情報とを利用して、加工結果の加工面をシミュレーションした結果に基づいて、加工面の状態を解析した第2の解析結果との差分を、入力データとして取得する処理と、

観察者による、実際に加工した加工ワークの加工面品位の評価値を、ラベルとして取得する処理と、

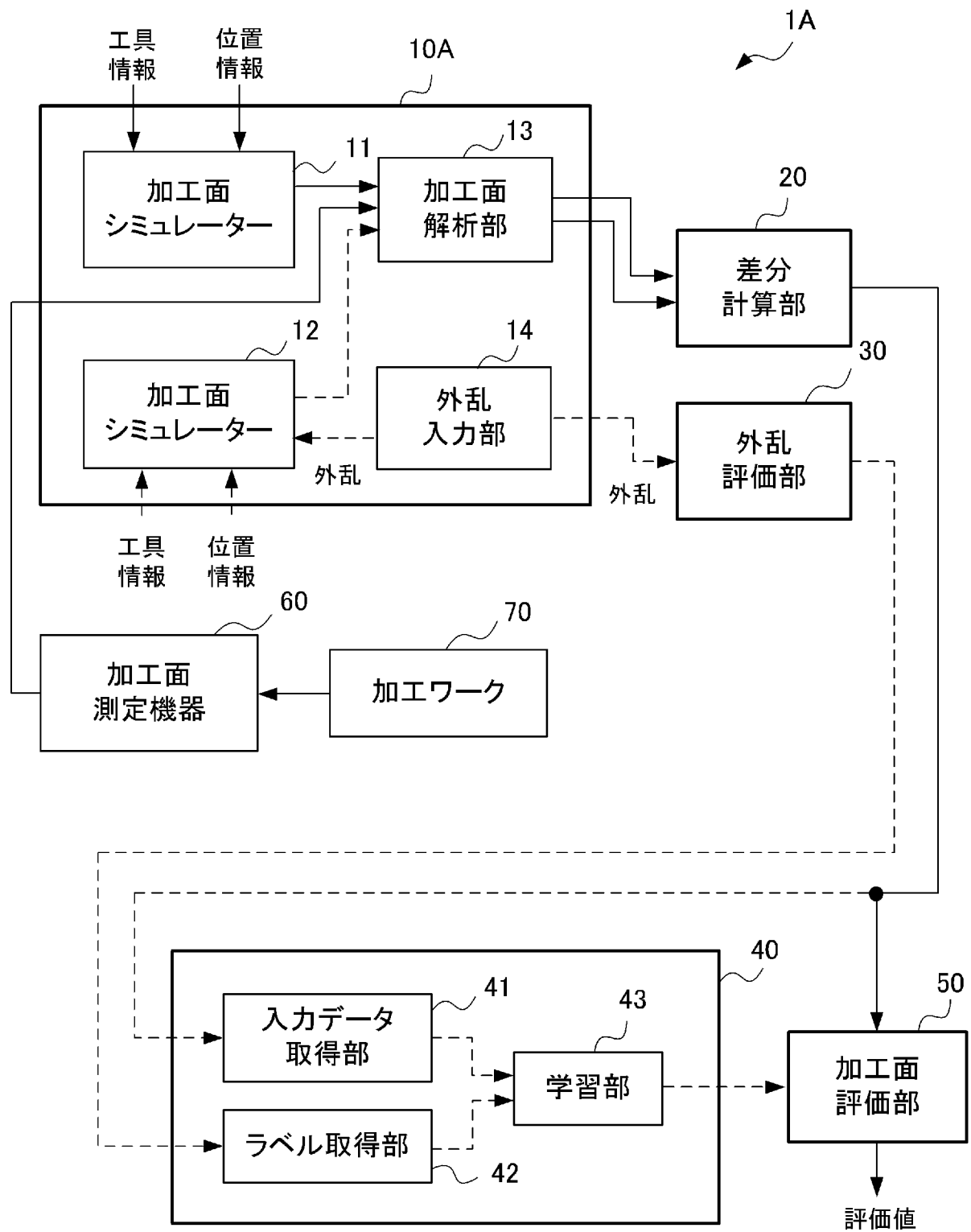
前記入力データと前記ラベルを用いた教師有り機械学習により、前記学習モデルを生成する処理と、

を実行させる機械学習用プログラム。

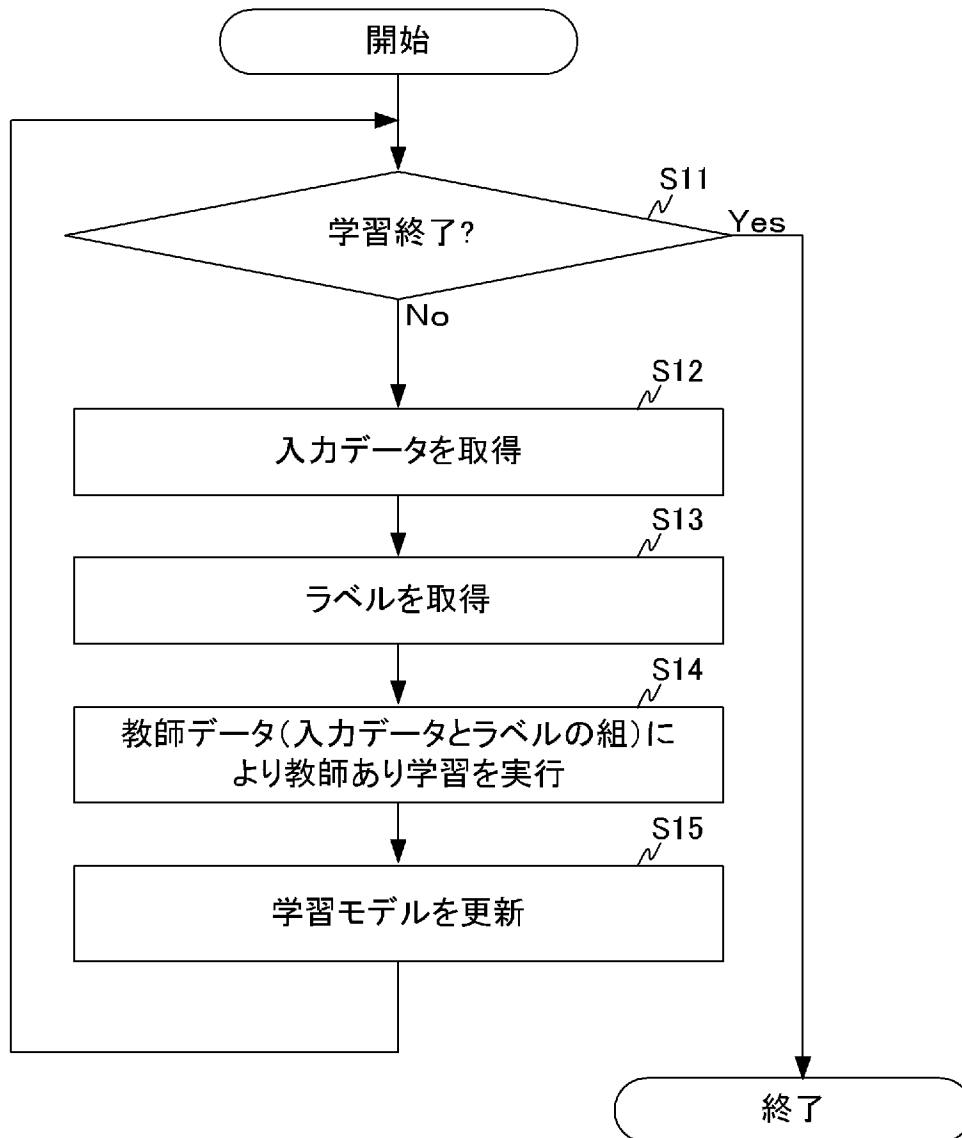
[図1]



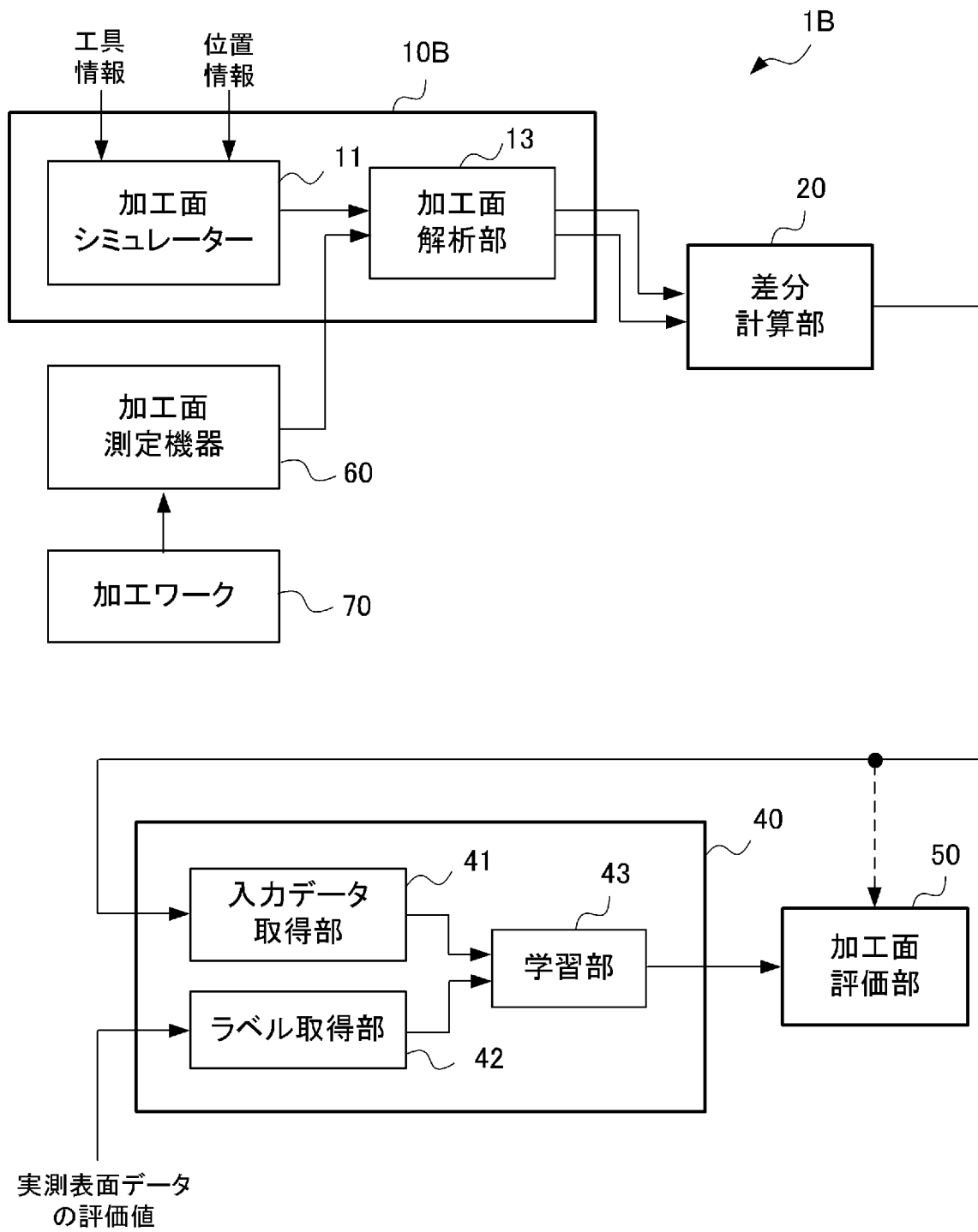
[図2]



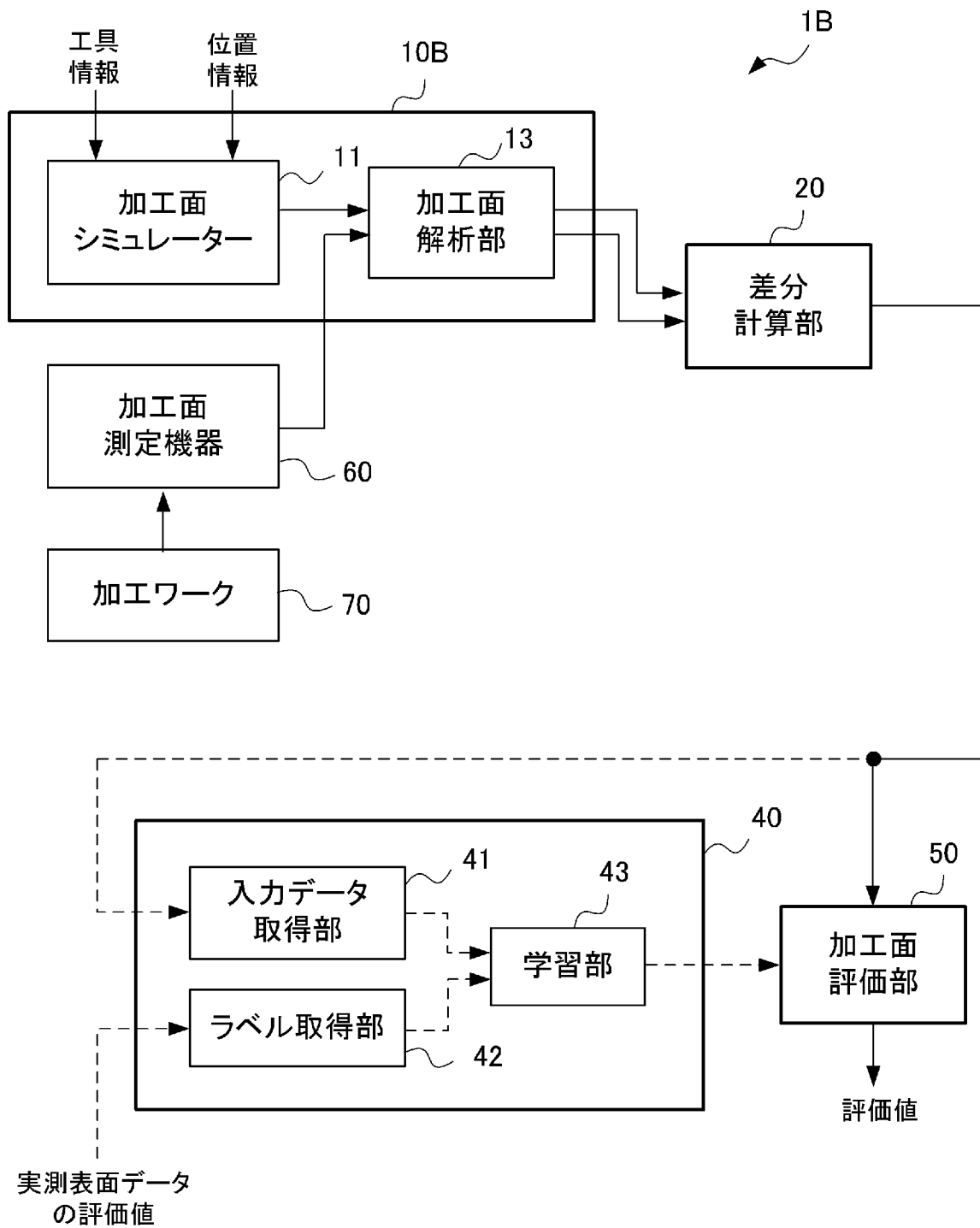
[図3]



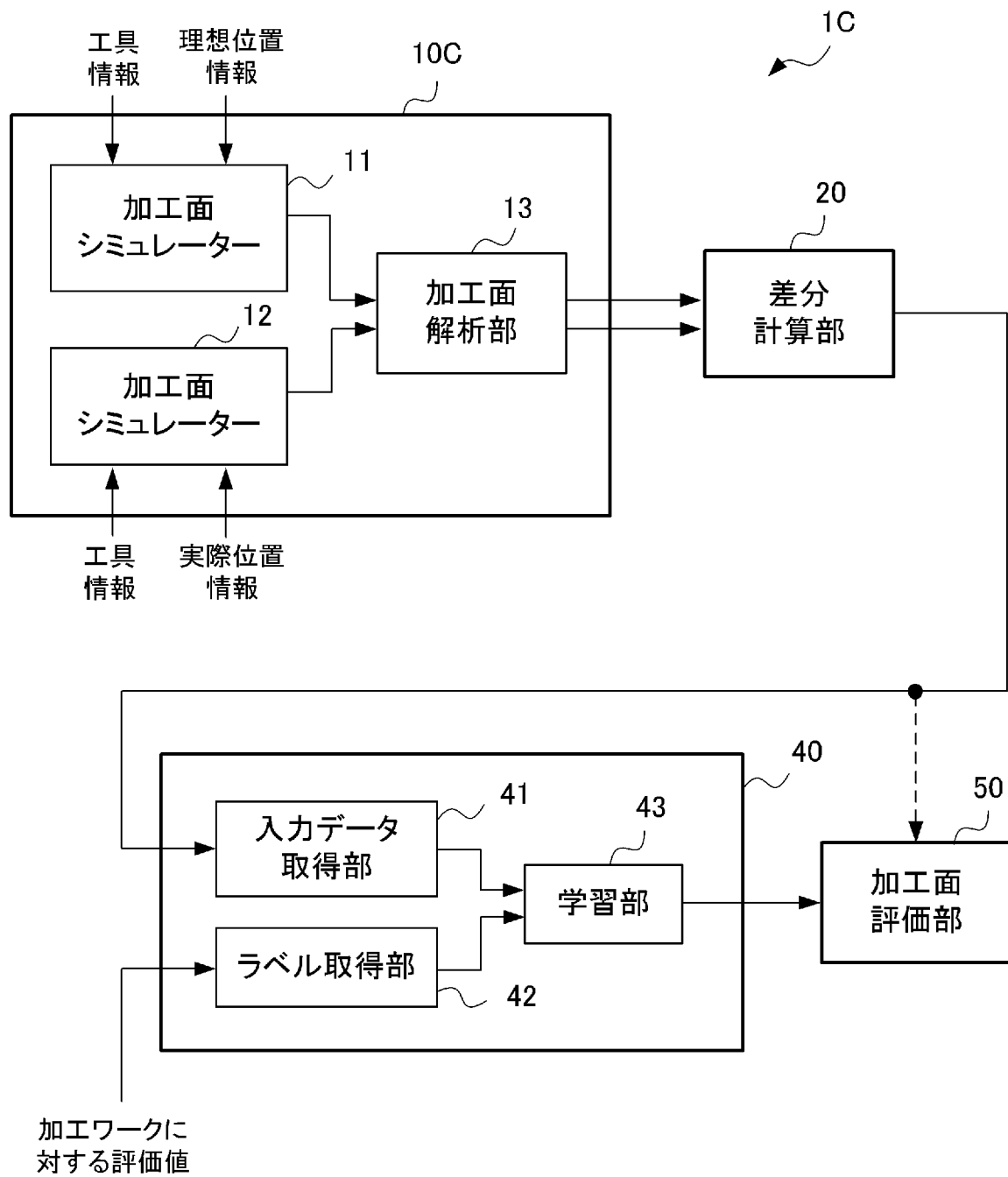
[図4]



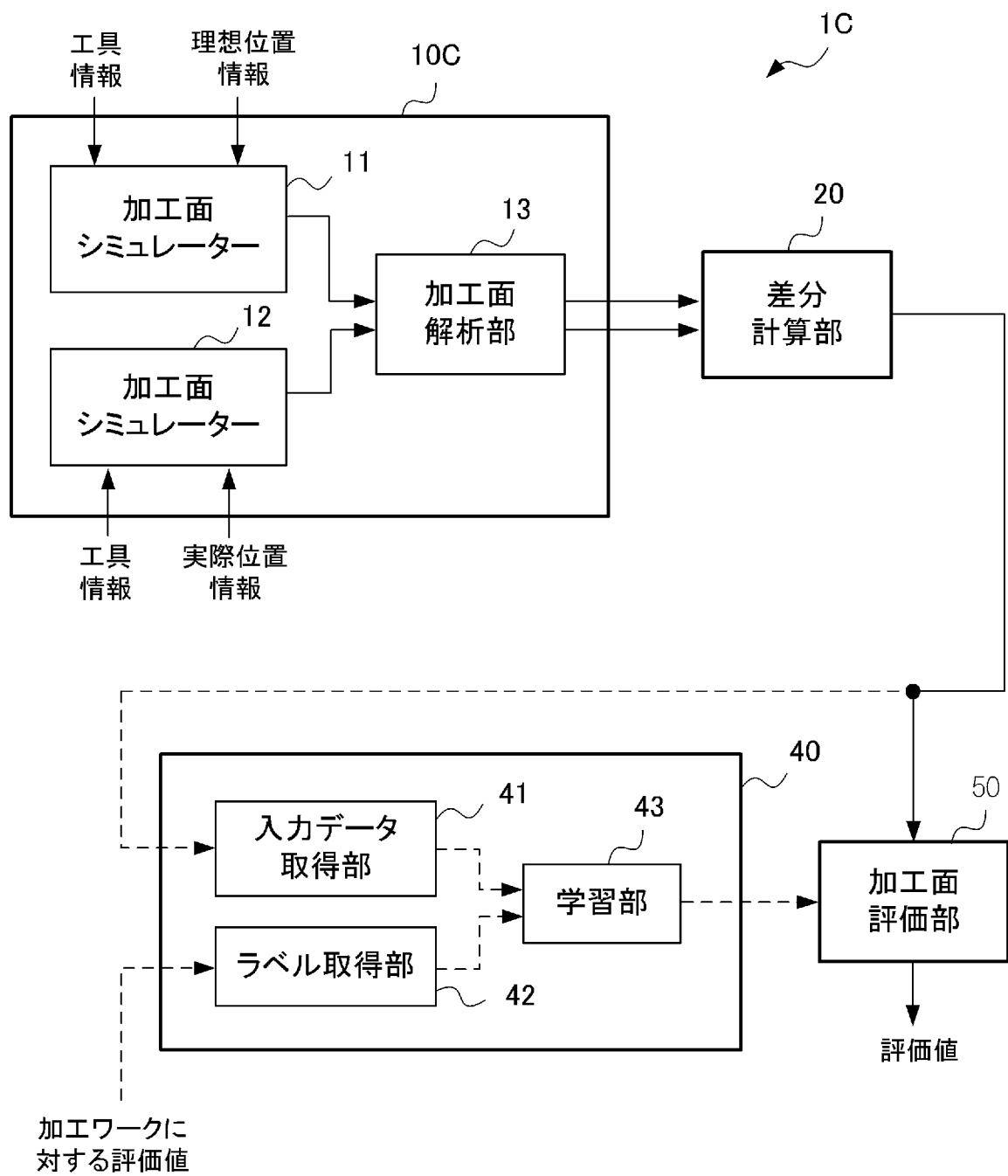
[図5]



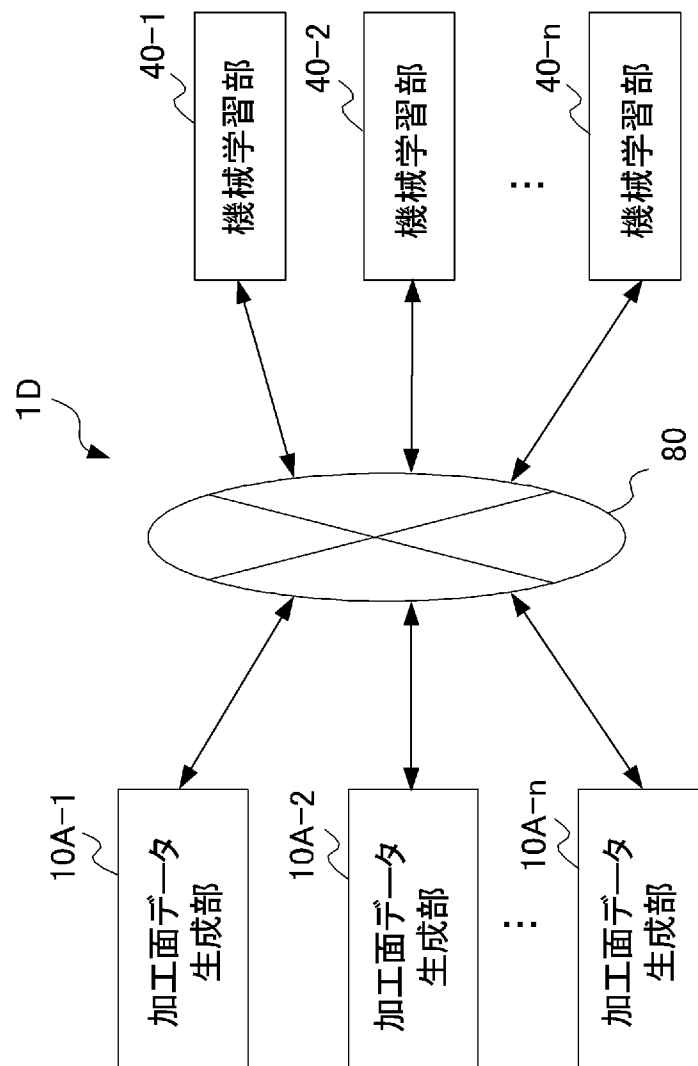
[図6]



[図7]



[図8]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2021/029069

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER**G05B 19/4155**(2006.01)i

FI: G05B19/4155 V

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G05B19/4155

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Published examined utility model applications of Japan 1922-1996
 Published unexamined utility model applications of Japan 1971-2021
 Registered utility model specifications of Japan 1996-2021
 Published registered utility model applications of Japan 1994-2021

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	JP 6833118 B1 (MITSUBISHI ELECTRIC CORP) 24 February 2021 (2021-02-24)	1-3, 5-9
A	paragraphs [0020]-[0112]	4
Y	JP 6777696 B1 (FANUC LTD) 28 October 2020 (2020-10-28)	1-3, 5-9
	claims	
Y	JP 6560707 B2 (FANUC LTD) 14 August 2019 (2019-08-14)	2-3, 5-6, 8-9
	claims	

☐ Further documents are listed in the continuation of Box C.☒ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance
 “E” earlier application or patent but published on or after the international filing date
 “L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)
 “O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means
 “P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention
 “X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone
 “Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art
 “&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

13 October 2021

Date of mailing of the international search report

26 October 2021

Name and mailing address of the ISA/JP

Japan Patent Office (ISA/JP)
 3-4-3 Kasumigaseki, Chiyoda-ku, Tokyo 100-8915
 Japan

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/JP2021/029069

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
JP	6833118	B1	24 February 2021	(Family: none)	
JP	6777696	B1	28 October 2020	US 2020/0073344	A1
				claims	
				DE 102019122771	A1
				CN 110874084	A
				KR 10-2020-0026108	A
JP	6560707	B2	14 August 2019	US 2018/0307198	A1
				claims	
				DE 102018108780	A1
				CN 108734386	A

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（IPC）） G05B 19/4155(2006.01)i FI: G05B19/4155 V		
B. 調査を行った分野		
調査を行った最小限資料（国際特許分類（IPC）） G05B19/4155		
最小限資料以外の資料で調査を行った分野に含まれるもの 日本国実用新案公報 1922-1996年 日本国公開実用新案公報 1971-2021年 日本国実用新案登録公報 1996-2021年 日本国登録実用新案公報 1994-2021年		
国際調査で使用した電子データベース（データベースの名称、調査に使用した用語）		
C. 関連すると認められる文献		
引用文献の カテゴリー*	引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する 請求項の番号
Y A	JP 6833118 B1（三菱電機株式会社）24.02.2021（2021-02-24） 段落 [0020] - [0112]	1-3, 5-9 4
Y	JP 6777696 B1（ファナック株式会社）28.10.2020（2020-10-28） 特許請求の範囲	1-3, 5-9
Y	JP 6560707 B2（ファナック株式会社）14.08.2019（2019-08-14） 特許請求の範囲	2-3, 5-6, 8-9
☐ C欄の続きにも文献が列挙されている。 ☒ パテントファミリーに関する別紙を参照。		
* 引用文献のカテゴリー “A” 特に関連のある文献ではなく、一般的技術水準を示すもの “E” 国際出願日前の出願または特許であるが、国際出願日以後に公表されたもの “L” 優先権主張に疑義を提起する文献又は他の文献の発行日若しくは他の特別な理由を確立するために引用する文献（理由を付す） “O” 口頭による開示、使用、展示等に言及する文献 “P” 国際出願日前で、かつ優先権の主張の基礎となる出願の日の後に公表された文献 “T” 国際出願日又は優先日後に公表された文献であって出願と抵触するものではなく、発明の原理又は理論の理解のために引用するもの “X” 特に関連のある文献であって、当該文献のみで発明の新規性又は進歩性がないと考えられるもの “Y” 特に関連のある文献であって、当該文献と他の1以上の文献との、当業者にとって自明である組合せによって進歩性がないと考えられるもの “&” 同一パテントファミリー文献		
国際調査を完了した日 13.10.2021		国際調査報告の発送日 26.10.2021
名称及びあて先 日本国特許庁(ISA/JP) 〒100-8915 日本国 東京都千代田区霞が関三丁目4番3号		権限のある職員（特許庁審査官） 杉山 悟史 3U 3322 電話番号 03-3581-1101 内線 3364

国際調査報告
 パテントファミリーに関する情報

国際出願番号

PCT/JP2021/029069

引用文献			公表日	パテントファミリー文献	公表日
JP	6833118	B1	24.02.2021	(ファミリーなし)	
JP	6777696	B1	28.10.2020	US 2020/0073344 A1	
				claims	
				DE 102019122771 A1	
				CN 110874084 A	
				KR 10-2020-0026108 A	
JP	6560707	B2	14.08.2019	US 2018/0307198 A1	
				claims	
				DE 102018108780 A1	
				CN 108734386 A	