

(12) 特許協力条約に基づいて公開された国際出願

(19) 世界知的所有権機関
国際事務局

(43) 国際公開日
2023年12月28日(28.12.2023)



(10) 国際公開番号

WO 2023/248481 A1

(51) 国際特許分類:
H03M 7/30 (2006.01) G05B 19/408 (2006.01)
G05B 19/404 (2006.01)

(21) 国際出願番号: PCT/JP2022/025415

(22) 国際出願日: 2022年6月24日(24.06.2022)

(25) 国際出願の言語: 日本語

(26) 国際公開の言語: 日本語

(71) 出願人: ファナック株式会社 (FANUC CORPORATION) [JP/JP]; 〒4010597 山梨県南都留郡忍野村忍草字古馬場3580番地 Yamanashi (JP).

(72) 発明者: 古賀 大二郎 (KOGA Daijirou); 〒4010597 山梨県南都留郡忍野村忍草字古馬場3580番地 ファナック株式会社内 Yamanashi (JP).

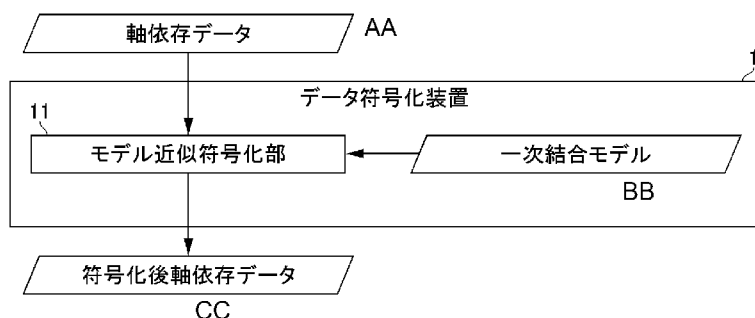
(74) 代理人: 正林 真之, 外(SHOBAYASHI Masayuki et al.); 〒1000005 東京都千代田区丸の内1-7-12 サピアタワー Tokyo (JP).

(81) 指定国(表示のない限り、全ての種類の国内保護が可能): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IQ, IR, IS, IT, JM, 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, SC, 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).

(54) Title: DATA ENCODING DEVICE AND DATA ENCODING PROGRAM

(54) 発明の名称: データ符号化装置及びデータ符号化プログラム



1 Data encoding device
11 Model approximation encoding unit
AA Shaft-dependent data
BB Linear combination model
CC Encoded shaft-dependent data

(57) Abstract: Provided is an encoding technology with which it is possible to encode and compress shaft-dependent data that is dependent on coordinate values of each shaft of an industrial machine. A data encoding device 1 comprising a model approximation encoding unit 11 that, on the basis of some shaft-dependent data that is dependent on coordinate values of each shaft of an industrial machine and a linear combination model that approximates the shaft-dependent data as a linear combination of shaft data pertaining to the industrial machine, generates encoded shaft-dependent data in which the shaft-dependent data is encoded.

(57) 要約: 産業機械の各軸の座標値に依存する軸依存データを符号化して圧縮可能な符号化技術を提供する。産業機械の各軸の座標値に依存する軸依存データの一部と、軸依存データを産業機械の各軸データの一次結合として近似する一次結合モデルと、に基づいて、軸依存データを符号化した符号化後軸依存データを生成するモデル近似符号化部11を備える、データ符号化装置1である。

添付公開書類：

- 一 国際調査報告（条約第21条(3)）

明 細 書

発明の名称：データ符号化装置及びデータ符号化プログラム

技術分野

[0001] 本開示は、データ符号化装置及びデータ符号化プログラムに関する。

背景技術

[0002] 従来、工作機械やロボット等の産業機械では、指令値に従って所定の制御点を所定の位置へと移動させる。しかしながら、産業機械は誤差を有するため、制御点の位置は指令値通りにはならないのが通常である。このような位置決め精度の低下、ひいては加工精度の低下を解決するために、制御点の位置が指令値と一致するように誤差を補正する技術が提案されている（例えば、特許文献1 参照）。この技術では、予め測定した誤差量を制御装置に入力することにより、該誤差量に応じた補正量に基づいて誤差を補正する。

先行技術文献

特許文献

[0003] 特許文献1：特開2011-209897号公報

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0004] ところで、誤差を補正するにあたっては、制御装置に入力する誤差量の入力点数が多ければ多いほど、精度良く誤差を補正できる。しかしながら、入力可能なデータサイズには上限があるため、入力可能なデータサイズの上限を超えて誤差補正の精度を向上することができない、という課題がある。

[0005] そこで、誤差量のデータを圧縮した上で、制御装置に入力することが考えられる。データを圧縮する技術としては、データの符号化技術が挙げられ、例えばハフマン符号に代表されるエントロピー符号化技術が知られている。エントロピー符号化技術では、データ上における値の出現頻度の偏り、即ち情報エントロピーの小ささを利用することにより、データを圧縮する。

[0006] しかしながら、上述の誤差量等に代表される、産業機械の各軸の座標値に

依存する軸依存データは、全体として出現頻度が一様なホワイトノイズ的な性質を有する場合がある。この場合には、上述の情報エントロピーの小ささを利用することができないため、エントロピー符号化によるデータの圧縮が困難である。

[0007] 本開示は上記に鑑みてなされたものであり、産業機械の各軸の座標値に依存する軸依存データを符号化して圧縮可能なデータ符号化技術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

[0008] 本開示の一態様は、データを符号化するデータ符号化装置であって、産業機械の各軸の座標値に依存する軸依存データの一部と、前記軸依存データを前記産業機械の各軸データの一次結合として近似する一次結合モデルと、に基づいて、前記軸依存データを符号化した符号化後軸依存データを生成するモデル近似符号化部を備える、データ符号化装置である。

[0009] また、本開示の他の態様は、データを符号化するデータ符号化プログラムであって、産業機械の各軸の座標値に依存する軸依存データの一部と、前記軸依存データを前記産業機械の各軸データの一次結合として近似する一次結合モデルと、に基づいて、前記軸依存データを符号化した符号化後軸依存データを生成させるステップをコンピュータに実行させるためのデータ符号化プログラムである。

発明の効果

[0010] 本開示によれば、産業機械の各軸の座標値に依存する軸依存データを符号化して圧縮可能なデータ符号化技術を提供することができる。

図面の簡単な説明

[0011] [図1]第1実施形態に係るデータ符号化装置の構成を示す図である。

[図2]特定文字のみを含むテキストファイルの一例を示す図である。

[図3]各値の出現頻度がある分布で表されるデータの一例を示す図である。

[図4]各値の出現頻度が一様なデータを示す図である。

[図5]X軸の各軸誤差を示す図である。

[図6] Y軸の各軸誤差を示す図である。

[図7] 座標値 (X_2 、 Y_1) における誤差量を示す図である。

[図8] 各軸誤差の一次結合では表せない場合の誤差量を示す図である。

[図9] 図8の部分拡大図である。

[図10] 誤差マップを可視化したビットマップ画像を示す図である。

[図11] 軸依存データの一例を示す図である。

[図12] 図11の軸依存データを産業機械の各軸誤差の一次結合として近似する一次結合モデルを示す図である。

[図13] 第2実施形態に係るデータ符号化装置の構成を示す図である。

[図14] 格子状の複数の領域に区画された軸依存データを示す図である。

[図15] 分割後軸依存データの一例を示す図である。

[図16] 第3実施形態に係るデータ符号化装置の構成を示す図である。

[図17] 動的計画法処理部による軸依存データの分割の手順を示すフローチャートである。

[図18] X正方向に各軸データ（各軸誤差）一列分拡張する前の分割区間を示す図である。

[図19] X正方向に各軸データ（各軸誤差）一列分拡張した後の分割区間を示す図である。

[図20] 第4実施形態に係るデータ符号化装置の構成を示す図である。

[図21] 近似誤差（ベクトル $\gamma [X] [Y]$ ）を示す図である。

[図22] 第5実施形態に係るデータ符号化装置の構成を示す図である。

[図23] 所定のトレランスより大きい例外点を含む近似誤差（ベクトル $\gamma [X] [Y]$ ）を示す図である。

[図24] 近似誤差（ベクトル $\gamma [X] [Y]$ ）において所定のトレランスより大きいため除外されて保持された例外点を示す図である。

[図25] 第6実施形態に係るデータ符号化装置の構成を示す図である。

[図26] 第7実施形態に係るデータ符号化装置の構成を示す図である。

[図27] 機械学習装置9による学習処理の手順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

[0012] 以下、本開示の実施形態について、図面を参照して詳しく説明する。なお、第2実施形態以降の説明において、第1実施形態と共通する構成については、その説明を適宜省略する。

[0013] [第1実施形態]

第1実施形態に係るデータ符号化装置1は、産業機械の各軸の誤差補正に用いられる誤差量等に代表される、産業機械の各軸の座標値に依存する軸依存データを符号化して圧縮することが可能なデータ符号化装置である。上述した通り、産業機械の各軸の座標値に依存する軸依存データは、全体として出現頻度が一般的なホワイトノイズ的な性質を有する場合があるため、データ上における値の出現頻度の偏り、即ち情報エントロピーの小ささを利用する従来のエントロピー符号化技術ではデータを圧縮することが困難である。これに対して本実施形態に係るデータ符号化装置1は、産業機械の各軸の座標値に依存する軸依存データを符号化して圧縮可能とするものである。

[0014] 図1は、第1実施形態に係るデータ符号化装置1の構成を示す図である。図1に示されるように、データ符号化装置1は、モデル近似符号化部11を備える。モデル近似符号化部11は、軸依存データと、一次結合モデルと、に基づいて、軸依存データを符号化した符号化後軸依存データを生成する。データ符号化装置1の構成を説明するにあたり、先ず、従来のデータ符号化技術について説明する。

[0015] 従来、データの符号化技術として、例えば、ハフマン符号に代表されるエントロピー符号化技術が知られている。エントロピー符号化技術では、データ上における値の出現頻度の偏り、即ち情報エントロピーの小ささを利用することにより、データを圧縮する。

[0016] ここで、図2は、特定文字のみを含むテキストファイルの一例を示す図である。また、図3は、各値の出現頻度がある分布で表されるデータの一例を示す図である。図2及び図3中、横軸はビット値を示し、縦軸は各値の出現頻度を示している。図2に示されるような、例えば特定文字として0～9及

びA～Fの16文字のみを含むテキストファイルは、通常1文字の表現に8ビット必要なところ、エントロピー符号化により多くとも1文字4ビットで表現可能であるため、半分程度にデータを圧縮可能である。また、図3に示されるような出現頻度が一様でないデータは、エントロピー符号化により高頻度の値に短ビット値を割り当てる一方で、低頻度の値に長ビット値を割り当てることで、データを圧縮可能である。

[0017] これに対して、図4は、各値の出現頻度が一様なデータを示す図である。図2及び図3と同様に、図4中、横軸はビット値を示し、縦軸は各値の出現頻度を示している。図4に示されるような出現頻度が一様なホワイトノイズ的なデータは、上述の情報エントロピーの小ささを利用することができないため、エントロピー符号化によるデータの圧縮が困難である。

[0018] ところで、産業機械の各軸の静的な誤差補正としては、ピッチ誤差補正、真直度誤差補正、及び三次元誤差補正が挙げられる。ピッチ誤差補正は、軸方向に沿った方向の誤差の補正である。真直度誤差補正は、軸方向に直交する方向の誤差の補正である。三次元誤差補正は、三次元的な空間誤差の補正である。これらの誤差補正は、各軸の座標値毎に計測された誤差量（以下、各軸誤差という。）を、軸数分、制御装置に入力することにより実行される。この入力点数が多いほど、誤差補正の精度は向上するものの、入力可能なデータサイズには上限がある。

[0019] 図5は、X軸の各軸誤差を示す図である。X軸の各軸誤差は、Y軸及びZ軸を固定した状態で、X軸のみ移動させたときに計測される各座標値の誤差量である。図5に示されるように、各座標値 X_0 、 X_1 、 X_2 、及び X_3 の誤差量は、それぞれ異なる大きさ及び向きを有するベクトルで表示される。

[0020] また、図6は、Y軸の各軸誤差を示す図である。Y軸の各軸誤差は、X軸及びZ軸を固定した状態で、Y軸のみ移動させたときに計測される各座標値の誤差量である。図6に示されるように、各座標値 Y_0 、 Y_1 、及び Y_2 の誤差量は、それぞれ異なる大きさ及び向きを有するベクトルで表示される。

[0021] ここで、各軸の誤差補正では、各軸誤差は一次独立であると仮定している

。即ち、座標値 X_1 、 $\dots$ X_L における誤差量（ベクトル $E[X^1] \dots [X^L]$ ）を、各軸誤差の一次結合と仮定して、下記数式（１）のように表される。

[0022] [数1]

$$\vec{E}[X^1] \dots [X^L] := \sum_{l=1}^L \vec{E}_{X^l}[X^l] \quad \dots \text{数式 (1)}$$

[0023] なお、上記数式（１）中、 L は、誤差補正の対象軸数を表す。また、 X^l は、第 l 補正対象軸を表す。

[0024] 上述の仮定に基づく上記数式（１）が成り立つ場面は多く、従来、各軸の誤差補正は広く用いられているのが現状である。例えば、図 7 は、座標値（ X_2 、 Y_1 ）における誤差量を示す図である。図 7 に示されるように、座標値（ X_2 、 Y_1 ）における誤差量（ベクトル $E[X_2][Y_1]$ ）は、座標値 X_2 の誤差量（ベクトル $E_X[X_2]$ ）と、座標値 Y_1 の誤差量（ベクトル $E_Y[Y_1]$ ）との一次結合とみなすことができ、下記数式（２）のように表される。

[0025] [数2]

$$\vec{E}[X_2][Y_1] = \vec{E}_X[X_2] + \vec{E}_Y[Y_1] \quad \dots \text{数式 (2)}$$

[0026] ただし、全体として見ると、各軸誤差（ベクトル $E_X[X]$ 、ベクトル $E_Y[Y]$ ）における値の出現頻度、あるいは誤差量（ベクトル $E[X][Y]$ ）における値の出現頻度は、いずれも一様でホワイトノイズ的な場合がある。この場合、データ上における値の出現頻度の偏り、即ち情報エントロピーの小ささを利用する従来のエントロピー符号化技術では、これらのデータを圧縮することは困難である。

[0027] また、各軸誤差は一次独立ではなく、誤差量（ベクトル $E[X^1] \dots [X^L]$ ）は複数軸の相関により決まる場合もある。つまり、下記数式（３）で表されるように誤差量（ベクトル $E[X^1] \dots [X^L]$ ）は、相関項（ベ

クトル $\delta [X^1] \cdots [X^L]$) を含み、各軸誤差の一次結合では表されない場合もある。

[0028] [数3]

$$\vec{E}[X^1] \cdots [X^L] := \sum_{l=1}^L \vec{E}_{X^l}[X^l] + \vec{\delta}[X^1] \cdots [X^L] \quad \cdots \text{数式 (3)}$$

[0029] 図8は、各軸誤差の一次結合では表せない場合の誤差量を示す図である。

図8に示されるように、各軸誤差が一次独立ではない場合には、誤差量（ベクトル $E [X^1] \cdots [X^L]$ ）として、上記数式（1）で表される誤差量ではなく、上記数式（3）で表される相関項（ベクトル $\delta [X^1] \cdots [X^L]$ ）を含む誤差量とする必要がある。この場合、誤差量に相関のある空間毎に誤差量（以下、空間誤差という。）を制御装置に入力して補正するため、各空間の誤差補正と呼ばれる。

[0030] ここで、空間誤差は、全体としては各軸誤差の一次結合とは表せないとしても、各軸誤差と同様に、局所的には各軸誤差の一次結合とみなすことができるという性質がある点を本発明者は見出したものである。例えば、図9は、図8の部分拡大図であるが、図9中の破線で囲まれた局所領域では、上述の相関項（ベクトル $\delta [X^1] \cdots [X^L]$ ）が0とみなすことができ、空間誤差を各軸誤差の一次結合として表すことができる。即ち、空間誤差（ベクトル $E [X] [Y]$ ）は、下記数式（4）に示されるように、各軸誤差（ベクトル $E_x [X]$ ）と各軸誤差（ベクトル $E_y [Y]$ ）との和で表される。これは、空間誤差（ベクトル $E [X] [Y]$ ）は、格子状の複数の座標点上の各軸データ（各軸誤差）のうち、X軸方向の一系列の誤差量（ベクトル $E_x [X]$ ）とY軸方向の一系列の誤差量（ベクトル $E_y [Y]$ ）とを取り出して、これらの一次結合として近似できることを意味する。なお、局所領域としては、例えば産業機械の移動可能範囲の中心領域が挙げられる。

[0031]

[数4]

$$\vec{E}[X][Y] := \vec{E}_X[X] + \vec{E}_Y[Y] \quad \cdot \cdot \text{数式 (4)}$$

[0032] ただし、全体として見ると、空間誤差（ベクトル $E[X][Y]$ ）における値の出現頻度は一様でホワイトノイズ的な場合があり、情報エントロピーの小ささを利用する従来のエントロピー符号化技術では圧縮は困難である。例えば、図10は、誤差補正の対象軸をX軸とY軸の2軸とした場合の誤差マップを可視化したビットマップ画像を示す図であり、各ピクセルのRGB値が誤差量ベクトル E に対応している。また、各ピクセルの誤差量（ベクトル $E[X][Y]$ ）は、上記数式（4）に従って、ベクトル $E_X[X]$ とベクトル $E_Y[Y]$ の和で表される。例えば、図10に示されるビットマップ画像のピクセル数が 10×10 で374バイトである場合、これを代表的エントロピー符号化技術であるZIP圧縮により符号化すると393バイトとなる。このように、従来公知のエントロピー符号化では圧縮効果が無く、場合によってはデータサイズが増えて逆効果であることが分かる。

[0033] 以上を踏まえ、本実施形態では、産業機械の各軸の誤差補正に用いられる誤差量等に代表される、産業機械の各軸の座標値に依存する軸依存データであっても、局所的には、上述の数式（1）に表されるように各軸誤差の一次結合とみなすことができる性質を利用するものである。これにより、本実施形態に係るデータ符号化装置1では、従来困難であった軸依存データの符号化及び圧縮を可能とする。

[0034] 図1に戻って、本実施形態に係るデータ符号化装置1は、例えば、バスを介して互いに接続された、ROM (read only memory) やRAM (random access memory) 等のメモリ、CPU (control processing unit)、キーボード等の操作手段、ディスプレイ、及び通信制御部を備えたコンピュータを用いて構成される。後述する機能部の機能及び動作は、上記コンピュータに搭載されたCPU、メモリ、及び該メモリに記憶された制御プログラムが

協働することにより達成される。

[0035] データ符号化装置 1 は、例えば、工作機械やロボット等の産業機械の制御装置に対応する数値制御装置（CNC: Computerized Numerical Control）やロボット制御装置等に設けられてよい。あるいは、これら制御装置と通信可能に外部のコンピュータ等に設けられてもよい。

[0036] 本実施形態のデータ符号化装置 1 が備えるモデル近似符号化部 11 は、産業機械の各軸の座標値に依存する軸依存データの一部と、軸依存データを産業機械の各軸データ（各軸誤差）の一次結合として近似する一次結合モデルと、に基づいて、軸依存データを符号化した符号化後軸依存データを生成する。軸依存データは、例えば上述の制御装置等から入力される。また、一次結合モデルは、例えばデータ符号化装置 1 の記憶部に格納されている。

[0037] ここで、産業機械の各軸とは、例えば工作機械の各軸、即ち、X 軸、Y 軸、Z 軸を意味する。また、軸依存データとしては、産業機械の各軸の誤差補正に用いられる誤差量その他、例えば自重によるたわみの影響で座標値毎に変位が異なる比較的大型のワークの設置誤差量等が挙げられる。これら誤差量やワークの設置誤差量は、いずれも産業機械の各軸の座標値に依存するデータである。

[0038] 以下、本実施形態のモデル近似符号化部 11 による一次結合モデルを用いたモデル近似符号化について、図 11 及び図 12 を参照して詳しく説明する。

[0039] 図 11 は、軸依存データの一例を示す図である。図 11 に示される例では、誤差補正等の対象軸を X 軸と Y 軸の 2 軸とした場合の軸依存データを示している。図 11 に示される軸依存データは、例えば産業機械の各軸誤差量等で、全体としてはデータ上の値の出現頻度の偏りがない軸依存データにおけるある局所領域の軸依存データであり、後述の一次結合モデルにより近似可能な軸依存データである。図 11 に示される軸依存データの例では、合計で $N \times M$ 点の各軸データ（各軸誤差）を有する。

[0040] 図 12 は、図 11 の軸依存データを産業機械の各軸誤差の一次結合として

近似する一次結合モデルを示す図である。上述した通り、誤差量（ベクトル $E [X^1] \cdots [X^L]$ ）が、上記数式（３）で表されるモデルに従い、かつ全体としては相関項（ベクトル $\delta [X^1] \cdots [X^L]$ ）の影響が強いとみなされる場合であったとしても、局所的には、上記数式（１）で表される一次結合モデルで近似可能な領域が存在すると考えられる。このような近似可能な領域については、図１２に示されるように、下記数式（５）で表される一次結合モデルとしての近似モデル（ベクトル $E a [X^1] \cdots [X^L]$ ）で誤差量を表現することができる。即ち、誤差量は、 X 軸方向の一系列の誤差量（ベクトル $E a_x [X]$ ）と Y 軸方向の一系列の誤差量（ベクトル $E a_y [Y]$ ）とを取り出して、これらの一次結合として近似できる。図１２に示される例では、近似後の各軸データ（各軸誤差）は合計で $N+M$ 点となり、軸依存データを圧縮できることが分かる。

[0041] [数5]

$$\overrightarrow{Ea}[X^1] \cdots [X^L] := \sum_{l=1}^L \overrightarrow{Ea_{x^l}}[X^l] + \vec{c} \quad \cdots \text{数式 (5)}$$

[0042] 上記数式（５）中、 X^1 、 X^L は下記数式（６）のように表され、ベクトル c は下記数式（７）に表されるような平均値として定義される。ベクトル $E a_{x^l} [X^l]$ は下記数式（８）のように表される。また、 L は誤差補正の対象軸数を表し、 X^l は第 l 補正対象軸を表し、 N^l は第 l 補正対象軸の誤差量点数を表す。

[0043] [数6]

$$X^1 := [X_1^1, \cdots, X_{N^1}^1] \cdots X^L := [X_1^L, \cdots, X_{N^L}^L] \quad \cdots \text{数式 (6)}$$

[0044]

[数7]

$$\vec{c} := \frac{1}{\sum_{l=1}^L N^l} \sum_{X^1=1}^{N^1} \cdots \sum_{X^L=1}^{N^L} \left(\vec{E}[X^1] \cdots [X^L] - \sum_{l=1}^L \overrightarrow{Ea_{X^l}}[X^l] \right) \quad \cdot \cdot \text{数式 (7)}$$

[0045] [数8]

$$\overrightarrow{Ea_{X^l}}[X^l] := \vec{E}[x^1] \cdots [X^l] \cdots [x^L] \quad \cdot \cdot \text{数式 (8)}$$

ただし、 x^p は($X_1^p \leq x^p \leq X_{N^p}^p$)を満たすいずれかの値であり、
各 $\overrightarrow{Ea_{X^l}}[X^l]$ において共通とする。

[0046] なお、数式(8)中、 X は1次元の軸空間を表すものであるのに対して、 x は空間に所属する元(要素)を表している。 p は1~ L のいずれかの値である。例えば x^3 であれば、軸 X^3 の取り得るある値を意味する。

[0047] ベクトル c を上記数式(7)のように定義すると、上記一次結合モデルとしての近似モデル(ベクトル $E a [X_1] \cdots [X_L]$)は、下記数式(9)で表される評価関数 J を最小化する最尤推定モデルとなる。即ち、評価関数 J は、下記数式(9)で表されるように、近似前の元の誤差量(ベクトル $E [X^1] \cdots [X^L]$)と、近似後の誤差量(ベクトル $E a [X^1] \cdots [X^L]$)との差分の二乗の和として表され、この評価関数 J が最小化するように上記一次結合モデルとしての近似モデル(ベクトル $E a [X_1] \cdots [X_L]$)を決定する。このようにして決定された一次結合モデルとしての近似モデルは、例えばデータ符号化装置1の記憶部に格納され、モデル近似符号化部11によるモデル近似符号化に利用される。

[0048]

[数9]

$$J := \sum_{X^1=1}^{N^1} \cdots \sum_{X^L=1}^{N^L} (\vec{E}[X^1] \cdots [X^L] - \overrightarrow{Ea}[X^1] \cdots [X^L]) \cdot (\vec{E}[X^1] \cdots [X^L] - \overrightarrow{Ea}[X^1] \cdots [X^L])$$

・ ・ 数式 (9)

[0049] 本実施形態によれば、以下の効果が奏される。

[0050] 本実施形態に係るデータ符号化装置 1 では、産業機械の各軸の座標値に依存する軸依存データの一部と、軸依存データを産業機械の各軸データ（各軸誤差）の一次結合として近似する一次結合モデルと、に基づいて、軸依存データを符号化した符号化後軸依存データを生成するモデル近似符号化部 11 を設けた。従来、産業機械の各軸誤差量等に代表されるように全体として出現頻度が一様でホワイトノイズ的な場合がある軸依存データは、データ上における値の出現頻度の偏り、即ち情報エントロピーの小ささを利用する従来のエントロピー符号化技術ではデータを圧縮することが困難であった。これに対して本実施形態によれば、軸依存データの一部を各軸データ（各軸誤差）の一次結合として近似することで、従来は圧縮が困難であった軸依存データを符号化して圧縮することができる。ひいては、本実施形態により符号化されて圧縮された符号化後軸依存データを用いることにより、記憶容量を増大することなく、産業機械の制御装置等に入力可能な誤差量等のデータを増加させることができ、産業機械の誤差をより精度良く補正することができる。

[0051] [第 2 実施形態]

図 13 は、第 2 実施形態に係るデータ符号化装置 2 の構成を示す図である。図 13 に示されるように、第 2 実施形態に係るデータ符号化装置 2 は、軸依存データ分割部 22 を備える点において第 1 実施形態に係るデータ符号化装置 1 と相違する。また、第 2 実施形態のモデル近似符号化部 21 が、軸依存データを複数に分割して生成された分割後軸依存データと、上述の一次結

合モデルと、に基づいてモデル近似符号化を実行する点において、第1実施形態のモデル近似符号化部11と相違する。これら相違点以外の構成については、第1実施形態と共通である。

[0052] 上述の第1実施形態に係るデータ符号化装置1は、全体として出現頻度が一様でホワイトノイズ的な場合がある軸依存データの一部について、各軸データ（各軸誤差）の一次結合とみなすことができるものとして、一次結合モデルのモデル近似符号化を実行するものである。これに対して、本実施形態に係るデータ符号化装置2は、軸依存データを積極的に分割して複数の領域に分けることで、各軸データ（各軸誤差）の一次結合とみなすことができる複数の領域を生成させ、一次結合モデルのモデル近似符号化の実行をより確実に可能とするものである。

[0053] 軸依存データ分割部22は、軸依存データを分割して、複数の分割後軸依存データを生成する。ここで、図14は、格子状の複数の領域に区画された軸依存データを示す図である。図14に示されるように、データ符号化装置2に入力された軸依存データは、例えば、各座標値上の各軸データ（各軸誤差）に応じて、格子状の複数の領域に区画される。図14に示される例では、軸依存データは $15 \times 15 = 225$ 点の格子状に区画されている。軸依存データ分割部22は、例えばこれらの区画に沿って、軸依存データを複数に分割する。

[0054] 軸依存データ分割部22による軸依存データの分割方法は特に制限されないが、各軸データ（各軸誤差）の一次結合とみなすことができる複数の領域を生成させることができるように、軸依存データを分割するのが好ましい。特に、軸依存データ分割部22は、軸依存データを、最も良く近似（圧縮）できるような複数の領域に分割することが好ましい。

[0055] 図15は、分割後軸依存データの一例を示す図である。図15に示される例では、データ符号化装置2に入力された軸依存データは、軸依存データ分割部22により5つの分割区間1～5に分割されている。即ち、これら5つの分割区間1～5の各領域内の各データが分割後軸依存データに相当し、こ

これらの分割後軸依存データはそれぞれ各軸データ（各軸誤差）の一次結合とみなすことができ、後述のモデル近似符号化部 21 による一次結合モデルのモデル近似符号化が可能である。一方、これら 5 つの分割区間 1～5 の領域外では、軸依存データを各軸データ（各軸誤差）の一次結合とみなすことができず、一次結合モデルのモデル近似符号化が不可能である。

[0056] モデル近似符号化部 21 は、複数の分割後軸依存データと、一次結合モデルと、に基づいて、符号化後軸依存データを生成する。上述したように、複数の分割区間 1～5 の各領域内では、軸依存データを各軸データ（各軸誤差）の一次結合とみなすことができる。そのため、モデル近似符号化部 21 は、分割後の各軸依存データについて一次結合モデルのモデル近似符号化を実行することにより、モデル近似されて圧縮された符号化後軸依存データを生成する。

[0057] 本実施形態によれば、以下の効果が奏される。

[0058] 本実施形態に係るデータ符号化装置 2 では、軸依存データを分割して複数の分割後軸依存データを生成する軸依存データ分割部 22 を設けた。また、モデル近似符号化部 21 を、複数の分割後軸依存データと、一次結合モデルと、に基づいて、符号化後軸依存データを生成するように構成した。これにより本実施形態によれば、軸依存データを積極的に分割して複数の領域に分けることで、各軸データ（各軸誤差）の一次結合とみなすことができる複数の領域を生成させることができ、各領域について一次結合モデルのモデル近似符号化を実行することで、従来は圧縮が困難であった軸依存データをより確実に圧縮することができる。

[0059] [第 3 実施形態]

図 16 は、第 3 実施形態に係るデータ符号化装置 3 の構成を示す図である。図 16 に示されるように、第 3 実施形態に係るデータ符号化装置 3 は、軸依存データ分割部 32 の構成が第 2 実施形態の軸依存データ分割部 22 と相違する点において、第 2 実施形態と相違する。この相違点以外の構成については、第 2 実施形態と共通である。

[0060] 上述の第2実施形態に係るデータ符号化装置2では、軸依存データの分割方法は特に制限されないものであるが、第3実施形態に係るデータ符号化装置3では、動的計画法を利用して軸依存データを分割する。即ち、動的計画法を利用することにより最適な軸依存データの分割を実行することができ、軸依存データを最も良く近似、圧縮できるものである。

[0061] 図16に示されるように、本実施形態の軸依存データ分割部32は、動的計画法処理部33を備える。動的計画法処理部33は、動的計画法を実行することにより、最適な分割後軸依存データを生成する。具体的に動的計画法処理部33は、動的計画法を実行するための機能部として、モデル近似符号化後の最適性評価部34と、軸依存データの部分分割部35と、部分的軸依存データの最適化結果結合部36と、を備える。

[0062] ここで、動的計画法処理部33により実行される動的計画法について、詳しく説明する。

[0063] 動的計画法は、最適化問題を解くための汎用的なアルゴリズムである。動的計画法は、次の2つの特徴を有するアルゴリズムである。第1の特徴は、再帰的に解く点である。即ち、小さなスケールの部分問題に分割し、該部分問題を再帰的に最適化し、部分問題の最適化結果を組合せて、より大きなスケールの元の問題の解とする点に特徴がある。また、第2の特徴は、最適化結果を記録することで、処理負荷を削減できる点である。即ち、再帰的に問題を解く過程で、同じ問題が何度も登場することがあるが、解いたことがある問題について計算を省略するために、一度解いた問題の最適化結果を記録しておき、再利用する点に特徴がある。

[0064] そこで、本実施形態の動的計画法処理部33は、結果の最適性を評価する手段として、モデル近似符号化後の最適性評価部34を備える。即ち、モデル近似符号化後の最適性評価部34は、符号化後軸依存データの最適性を評価する。符号化後軸依存データの最適性の評価は、例えば、モデル近似符号化後の近似誤差量が所定の制約トレランス以内であるか否かに基づいて評価することができる。なお、モデル近似符号化後の近似誤差量は、後段の第4

実施形態で詳述するように、上述の第 1 実施形態で説明したモデル近似符号化する前の元の誤差量と、モデル近似符号化後の誤差量との差分である。制約トレランスとしては、例えば近似誤差許容値や、近似誤差許容値を超えるデータの許容点数であってよい。

[0065] また本実施形態の動的計画法処理部 33 は、問題を分割して部分問題化する手段として、軸依存データの部分分割部 35 を備える。軸依存データの部分分割部 35 は、軸依存データを複数の部分に分割して部分的軸依存データを生成する。軸依存データの部分分割部 35 は、例えば、予め格納された所定の分割基準に従って、軸依存データを所定の指定区間に区間分割した後、X 軸や Y 軸等の各軸の + 方向あるいは一方向の各々に 1 点ずつ縮小して最適化することにより、軸依存データを複数の部分に分割する。軸依存データの部分分割部 35 による軸依存データの分割については、後段で詳述する。

[0066] また本実施形態の動的計画法処理部 33 は、部分問題の最適化結果を結合（組み合わせ）する手段として、部分的軸依存データの最適化結果結合部 36 を備える。部分的軸依存データの最適化結果結合部 36 は、部分的軸依存データを拡張して結合することにより最適な分割後軸依存データを生成する。部分的軸依存データの最適化結果結合部 36 は、例えば、上述の軸依存データの部分分割部 35 により軸依存データが分割されて生成された部分的軸依存データを、X 軸や Y 軸等の各軸の + 方向あるいは一方向の各々に 1 点ずつ拡張して最適化する。部分的軸依存データの最適化結果結合部 36 による最適な分割後軸依存データの生成については、後段で詳述する。

[0067] 以下、動的計画法処理部 33 による軸依存データの分割について、上述の図 14 及び図 15、図 17 及び図 18 を参照して詳しく説明する。

[0068] 上述の図 14 に示したように、軸依存データは、例えば $15 \times 15 = 225$ 点の格子状に区画されている。このような軸依存データに対して、動的計画法処理部 33 により区間分割すると、例えば図 15 に示したような分割後軸依存データが得られる。動的計画法処理部 33 による軸依存データの区間分割では、分割区間の各領域を上述の近似モデルで近似した場合の、各誤差

量の近似誤差を制約許容量以内に収めるようにする。また、近似誤差が制約許容量以内に収まらない点を、制約許容点数まで許容する。それでもなお、近似できない、制約を満たさない点の数を極小化する。これにより、例えばデータ点数225が92点にまで圧縮でき、データサイズを小さくできる。

[0069] 図17は、動的計画法処理部33による軸依存データの分割の手順を示すフローチャートである。この動的計画法処理部33による軸依存データの分割は、動的計画法により、再帰的に軸依存データの最適な分割区間を探索することにより実行されるものである。

[0070] ステップS1では、軸依存データを、所定の指定区間に区間分割する。ただし、この動的計画法処理部33による軸依存データの分割処理済みの領域である場合には、保持していた処理結果を本ステップに反映させてもよい。その後、ステップS2に進む。

[0071] ステップS2では、ステップS1で区間分割された指定区間内領域（指定領域）の近似モデルを生成する。具体的には、各指定領域について、上述の第1実施形態で説明した一次結合モデルとしての近似モデル（ベクトル E_a $[X_1] \cdots [X_L]$ ）を生成する。その後、ステップS3に進む。

[0072] ステップS3では、ステップS2で生成した指定領域の近似モデルが全点制約を満たすか否かを判別する。制約としては、全点の近似誤差が許容値以内であるか否か、あるいは近似誤差が許容値以内ではない点が許容点数以内であるか否か、が挙げられる。この判別がYESであれば、軸依存データの最適な分割がなされており、最適な分割後軸依存データが得られたとして本処理を終了する。一方、この判別がNOであれば、ステップS4に進む。

[0073] ステップS4では、 n を初期値1に設定する。ここで、 n の値は各軸を表し、例えば軸構成がX軸とY軸の合計2軸である場合、 n が1のときはX軸、 n が2のときはY軸を表す。その後、ステップS5に進む。

[0074] ステップS5では、 n が L より大きいかな否かを判別する。ここで、 L は、軸依存データの指定区間における軸数である。例えばX軸とY軸の2軸であれば、 L は2である。この判別がYESであれば、ステップS11に進む。

一方、この判別がNOであれば、ステップS6に進む。

- [0075] ステップS6～S10の処理は、 n が L 以下の場合であり、軸数が X 軸と Y 軸の2軸のときで n が1であれば X 軸についての処理を意味し、 n が2であれば Y 軸についての処理を意味する。
- [0076] ステップS6では、軸依存データを、ステップS1の指定区間から X^n 正方向に各軸データ（各軸誤差）一列狭めた指定区間に区間分割する。即ち、 X^n 正方向に各軸データ（各軸誤差）一列分、縮小した新たな区間分割を実行する。 X^n 正方向とは、 n が1のときであれば、 X 軸正方向を意味する。その結果を、最適化結果 nP として出力する。 n が1のときであれば最適化結果 $1P$ を出力する。その後、ステップS7に進む。
- [0077] ステップS7では、ステップS6で得られた最適化結果 nP を、 X^n 正方向に各軸データ（各軸誤差）一列分、拡張する。その結果を、最適化結果 nP^+ として出力する。 n が1のときであれば最適化結果 $1P^+$ を出力する。 n は1～ L の範囲を取り得るため、本ステップにより、最適化結果 $1P \sim L P^+$ が得られることになる。その後、ステップS8に進む。
- [0078] ステップS8では、軸依存データを、ステップS1の指定区間から X^n 負方向に各軸データ（各軸誤差）一列狭めた指定区間に区間分割する。即ち、 X^n 負方向に各軸データ（各軸誤差）一列分、縮小した新たな区間分割を実行する。 X^n 負方向とは、 n が1のときであれば、 X 軸負方向を意味する。その結果を、最適化結果 nM として出力する。 n が1のときであれば最適化結果 $1M$ を出力する。その後、ステップS9に進む。
- [0079] ステップS9では、ステップS8で得られた最適化結果 nM を、 X^n 負方向に各軸データ（各軸誤差）一列分、拡張する。その結果を、最適化結果 nM^+ として出力する。 n が1のときであれば最適化結果 $1M^+$ を出力する。 n は1～ L の範囲を取り得るため、本ステップにより、最適化結果 $1M \sim L M^+$ が得られることになる。その後、ステップS10に進む。
- [0080] ステップS10では、 n を1増加する。その後、ステップS5に戻る。
- [0081] また、ステップS11は、 n が L より大きい場合であり、軸数が X 軸と Y

軸の2軸のときであれば、ステップS 6～S 10によりX軸及びY軸についての処理が終了した後の処理である。ステップS 11では、ステップS 6～S 10で得られた最適化結果 $1P \sim LP^+$ 、 $1M \sim LM^+$ のうち、近似不可点数が最小のものを出力する。即ち、最適化結果 $1P \sim LP^+$ 、 $1M \sim LM^+$ のそれぞれについて、ステップS 3で生成した近似モデルが上述の制約を満たさない近似不可点数を算出し、該近似不可点数が最小で最も良く近似されて最もデータが圧縮されたものを出力し、本処理を終了する。

[0082] ここで、上述のステップS 7における、X正方向に各軸データ（各軸誤差）一列分を拡張する手順について、図18及び図19に示す具体例を挙げてさらに詳しく説明する。図18は、X正方向に各軸データ（各軸誤差）一列分拡張する前の分割区間を示す図である。また、図19は、X正方向に各軸データ（各軸誤差）一列分拡張した後の分割区間を示す図である。図18及び図19では、分割区間毎に異なる番号を付して示している。

[0083] 図18に示されるように、まず、各軸データ（各軸誤差）一列分拡張前の区間の、X正方向の端部に現れる、連続的区間として区間1～5を抽出する。

[0084] 次に、抽出した区間1～5の各々について、各軸データ（各軸誤差）一列分拡張し、図19に示されるように拡張後区間1～5を生成する。

[0085] 次に、拡張後区間1～5の各々について、上述の近似モデルが、上述の制約を満たすか否かを確認する。制約を満たす場合、拡張後の区間を新区間とする。図19に示す例では、拡張後区間1と4が制約を満たすため、新区間とする。

[0086] 制約を満たさない場合、拡張分の区間は未定区間とする。図19に示す例では、拡張後区間2が制約を満たさないため、未定区間としている。

[0087] また、未定区間は、一定面積（例えば、 2×2 ）以上になった場合、上述の近似モデルが、上述の制約を満たすか否かを確認する。図19に示す例では、拡張後区間3が一定面積（例えば、 2×2 ）以上であるため、この判定を実施する。それまでは、拡張後の区間も未定区間とする。

[0088] また、拡張前の区間がN G区間、即ち制約を満たさず近似できない区間である場合、拡張分の区間は、未定区間とする。図19に示す例では、拡張後区間5がそれに該当するため、未定区間とする。

[0089] 以上により、最後まで未定のままの区間が残ることがある。そのような区間は、最終的にN G区間、即ち制約を満たさず近似できない区間としてよい。

[0090] 本実施形態によれば、以下の効果が奏される。

[0091] 本実施形態に係るデータ符号化装置3では、動的計画法を実行することにより最適な分割後軸依存データを生成する動的計画法処理部33を設けた。また、この動的計画法処理部33を、符号化後軸依存データの最適性を評価する最適性評価部34と、軸依存データを複数の部分に分割して部分的軸依存データを生成する部分分割部35と、部分的軸依存データの最適化結果を結合して最適な分割後軸依存データを生成する最適化結果結合部36により構成した。これにより本実施形態によれば、軸依存データを、最もデータ数を減らして圧縮できる最適な分割後軸依存データに分割できるため、各軸データ（各軸誤差）の一次結合とみなすことができる最適な複数の領域を生成させることができ、各領域について一次結合モデルのモデル近似符号化を実行することで、従来は圧縮が困難であった軸依存データをより圧縮することができる。

[0092] [第4実施形態]

図20は、第4実施形態に係るデータ符号化装置4の構成を示す図である。図20に示されるように、第4実施形態に係るデータ符号化装置4は、モデル近似符号化部41が近似誤差算出部42を備える点において、第1実施形態のモデル近似符号化部11と相違する。また、第4実施形態に係るデータ符号化装置4は近似誤差符号化部43を備える点において、第1実施形態のデータ符号化装置1と相違する。これら相違点以外の構成については、第1実施形態と共通である。

[0093] 近似誤差算出部42は、近似誤差量を算出する。本実施形態の近似誤差算

出部 4 2 は、モデル近似符号化部 4 1 に設けられており、軸依存データをモデル近似符号化する際にあわせて近似誤差量を算出する。この近似誤差量については、後段で詳述する。

[0094] 近似誤差符号化部 4 3 は、近似誤差量を符号化して符号化後近似誤差量を生成する。近似誤差算出部 4 2 で算出される近似誤差量は、後述するようにデータ上の値の出現頻度に偏りがあり、情報エントロピーが小さい場合が多いため、従来公知のエントロピー符号化により符号化してデータ圧縮することが可能である。あるいは、モデル近似符号化部 4 1 で実行される一次結合モデルのモデル近似符号化により符号化してデータ圧縮してもよい。

[0095] 以下、近似誤差量、及び近似誤差符号化部 4 3 による近似誤差量の符号化について、さらに詳しく説明する。

[0096] 上述の第 1 実施形態で説明したように、上記数式 (5) で表される一次結合モデルとしての近似モデル（ベクトル $E a [X^1] \cdots [X^L]$ ）で誤差量を表現した場合、近似誤差（ベクトル $\gamma [X^1] \cdots [X^L]$ ）は、下記数式 (10) で表される。

[0097] [数10]

$$\vec{\gamma}[X^1] \cdots [X^L] := \vec{E}[X^1] \cdots [X^L] - \vec{Ea}[X^1] \cdots [X^L] \quad \cdots \text{数式 (10)}$$

[0098] 数式 (10) 中、ベクトル $E [X^1] \cdots [X^L]$ は、モデル近似する前の元の誤差量であり、ベクトル $E a [X^1] \cdots [X^L]$ は、モデル近似後の誤差量である。この数式 (10) から、これらの差分が近似誤差（ベクトル $\gamma [X^1] \cdots [X^L]$ ）であることが分かる。

[0099] ここで、近似モデル（ベクトル $E a [X^1] \cdots [X^L]$ ）は最尤推定モデルであるため、近似誤差（ベクトル $\gamma [X^1] \cdots [X^L]$ ）は最小化されており、ごく小さい値ばかりになっている。ここで、図 21 は、近似誤差（ベクトル $\gamma [X] [Y]$ ）を示す図である。図 21 に示されるように、近似誤差（ベクトル $\gamma [X] [Y]$ ）は、小さい値ばかりが偏在したものであ

り、その値の頻度分布も偏在化している。そのため、近似誤差（ベクトル γ $[X^1] \cdots [X^L]$ ）を符号化することにより、データを圧縮することができる。

[0100] 近似誤差（ベクトル γ $[X^1] \cdots [X^L]$ ）を符号化するにあたっては、符号化の手法についてはとくに制限されない。例えば、上述の一次結合のモデル近似符号化により近似誤差（ベクトル γ $[X^1] \cdots [X^L]$ ）を符号化してもよく、従来公知のハフマン符号に代表されるエントロピー符号化により近似誤差（ベクトル γ $[X^1] \cdots [X^L]$ ）を符号化してもよい。

[0101] 近似モデル（ベクトル E_a $[X^1] \cdots [X^L]$ ）単独では、元の誤差量（ベクトル E $[X^1] \cdots [X^L]$ ）と比べて、近似誤差（ベクトル γ $[X^1] \cdots [X^L]$ ）分異なり、また、近似誤差（ベクトル γ $[X^1] \cdots [X^L]$ ）は各軸データ点数分存在するためそのまま保持してはデータ圧縮にならないが、近似誤差（ベクトル γ $[X^1] \cdots [X^L]$ ）を符号化し、近似モデル（ベクトル E_a $[X^1] \cdots [X^L]$ ）と合わせることで、元の誤差量（ベクトル E $[X^1] \cdots [X^L]$ ）を欠損なく圧縮して再現でき、かつ、総データサイズも減らすことができるようになる。

[0102] 本実施形態によれば、以下の効果が奏される。

[0103] 本実施形態に係るデータ符号化装置4では、モデル近似符号化部4-1に、近似誤差量を算出する近似誤差算出部4-2を設けた。また、データ符号化装置4は、近似誤差量を符号化して符号化後近似誤差量を生成する近似誤差符号化部4-3をさらに備える構成とした。これにより本実施形態によれば、従来は圧縮が困難であった軸依存データを符号化して圧縮することができるうえ、近似誤差量を符号することで総データサイズをさらに減らしつつ、元の誤差量等の軸依存データを欠損なく再現することができる。

[0104] [第5実施形態]

図2-2は、第5実施形態に係るデータ符号化装置5の構成を示す図である。図2-2に示されるように、第5実施形態に係るデータ符号化装置5は、所定トレランス以上の近似誤差除去部5-3をさらに備える点において、第4実

施形態のデータ符号化装置 4 と相違する。また、近似誤差符号化部 5 4 が所定トレランス以内の近似誤差量を符号化する点において、第 4 実施形態の近似誤差符号化部 4 3 と相違する。これら相違点以外の構成については、第 4 実施形態と共通である。

[0105] 近似誤差除去部 5 3 は、近似誤差量から所定トレランスを超える近似誤差量を除去することにより、所定トレランス以内の近似誤差量を生成する。ここで、図 2 3 は、所定のトレランスより大きい例外点を含む近似誤差（ベクトル γ [X] [Y]）を示す図である。モデル近似符号化する前の元の誤差量と、モデル近似符号化後の誤差量と、の差分である近似誤差（ベクトル γ [X] [Y]）には、図 2 3 に示されるように、所定のトレランスより大きい例外点が含まれる場合がある。本実施形態では、この例外点を、近似誤差除去部 5 3 により除去する。

[0106] また、図 2 4 は、近似誤差（ベクトル γ [X] [Y]）において所定トレランスより大きいため除外されて保持された例外点を示す図である。このように、近似誤差除去部 5 3 は、近似誤差量から除去した、近似誤差が所定トレランスより大きい例外点、即ち所定トレランスを超える近似誤差量を、別途、保持してもよい。これにより、元の誤差量等の軸依存データを欠損なく圧縮して再現できる。

[0107] 所定トレランスとしては、例えば近似誤差許容値や、近似誤差許容値を超えるデータの所定点数（許容点数）が挙げられる。この場合、近似誤差除去部 5 3 は、予め設定された近似誤差許容値を超える点や、該近似誤差許容値を超える点のうちの所定点数を、近似誤差（ベクトル γ [X] [Y]）から除外する。なお、所定トレランスとしては、0 を含んでもよい。

[0108] 近似誤差符号化部 5 4 は、所定トレランス以内の近似誤差量を符号化して、符号化後近似誤差量を生成する。即ち、本実施形態の近似誤差符号化部 5 4 は、近似誤差（ベクトル γ [X¹] $\cdots$ [X^L]）を符号化するにあたって、近似誤差が所定トレランスより大きい点を除外した上で、符号化を実行する。

[0109] 近似誤差量から所定トレランスより大きい点を除外した後の近似誤差、つまり所定トレランス以内の近似誤差量は、より値が偏り、情報エントロピーが小さくなることにより、符号化することでデータ圧縮効果がより高まる。また、例えば近似誤差量を、近似誤差が所定トレランスより大きい点のみ保持し、それ以外の近似誤差量は保持しないことで、符号化後のデータサイズをさらに減らすこともできる。かつ、その場合であっても、近似誤差全体がトレランス以内に収まることを保証することができる。

[0110] 本実施形態によれば、以下の効果が奏される。

[0111] 本実施形態に係るデータ符号化装置5では、近似誤差量から所定トレランスを超える近似誤差量を除去することにより、所定トレランス以内の近似誤差量を生成する近似誤差除去部53をさらに設けた。また、近似誤差符号化部54は、所定トレランス以内の近似誤差量を符号化して符号化後近似誤差量を生成する構成とした。これにより本実施形態によれば、従来は圧縮が困難であった軸依存データを符号化して圧縮することができるうえ、所定トレランスを超える近似誤差量除去後の近似誤差量を符号化することで、欠損の許容量（所定トレランス、所定点数）の範囲内において欠損あり圧縮も実現可能であり、この場合には、欠損なし圧縮よりもデータサイズを削減可能である。

[0112] [第6実施形態]

図25は、第6実施形態に係るデータ符号化装置6の構成を示す図である。図25に示されるように、本実施形態に係るデータ符号化装置6は、モデル近似符号化後データ符号化部62をさらに備える点において第1実施形態に係るデータ符号化装置1と相違する。この相違点以外は、第1実施形態と共通の構成である。

[0113] モデル近似符号化後データ符号化部62は、モデル近似符号化後軸依存データを符号化する。つまり本実施形態では、モデル近似符号化後データ符号化部62により、軸依存データのモデル近似符号化後の再符号化を実行する。

[0114] 上述の第1実施形態で説明したように、数式(5)で表される一次結合モデルとしての近似モデル(ベクトル $E_a [X^1] \cdots [X^L]$)で誤差量を表現した場合、ベクトル $E_{a_x^1} [X^1]$ の各々に対して、符号化を実行することにより、さらにデータを圧縮することができる。このとき、ベクトル $E_{a_x^1} [X^1]$ は各軸の誤差を表しているため、上述の数式(5)で表される一次結合モデルとしての近似モデル(ベクトル $E_a [X^1] \cdots [X^L]$)によるモデル近似ではなく、モデル近似符号化後データ符号化部62は従来公知のハフマン符号に代表されるエントロピー符号化による符号化を実行する。

[0115] 本実施形態によれば、以下の効果が奏される。

[0116] 本実施形態に係るデータ符号化装置6では、符号化後軸依存データを符号化するモデル近似符号化後データ符号化部62をさらに設けた。これにより本実施形態によれば、モデル近似符号化後データ符号化部62により、符号化後軸依存データをさらに符号化するため、さらにデータサイズを削減することができる。

[0117] [第7実施形態]

図26は、第7実施形態に係るデータ符号化装置7の構成を示す図である。図26に示されるように、本実施形態に係るデータ符号化装置7は、動的計画法の代わりに機械学習装置9による強化学習結果を取得する学習結果取得部を備え、該学習結果を利用して軸依存データを区間分割する点において、第3実施形態に係るデータ符号化装置3と相違する。この相違点以外の構成については、第3実施形態と共通である。

[0118] 機械学習装置9は、軸依存データの最適な分割処理について強化学習を実行する。本実施形態の機械学習装置9による強化学習では、エージェントとしての機械学習装置9が、環境の状態として産業機械の誤差量等の軸依存データを取得し、行動としてある分割後軸依存データを選択すると、該行動に基づいて環境が変化する。この環境の変化に伴って、分割後軸依存データをモデル近似符号化して得られる近似不可点数及び近似後データ量が判定データとして得られる。そして、得られた判定データに応じて何らかの報酬が与

えられ、エージェントとしての機械学習装置 9 は、より良い行動の選択、即ち意思決定として最適な分割後軸依存データを学習する。エージェントとしての機械学習装置 9 は、将来にわたっての報酬の合計が最大化するような行動を選択するように学習する。

[0119] 強化学習としては、任意の学習方法を用いることができる。例えば、ある環境の状態 s の下で、行動 a を選択する価値 $Q(s, a)$ を学習する方法である Q 学習を用いることができる。 Q 学習では、ある状態 s のとき、取り得る行動 a の中から、価値 $Q(s, a)$ の最も高い行動 a を最適な行動として選択する。しかしながら、 Q 学習を最初に開始する時点では、状態 s と行動 a との組合せについて、価値 $Q(s, a)$ の正しい値は全く分かっていない。そこで、エージェントとしての機械学習装置 9 は、ある状態 s の下で様々な行動 a を選択し、その時の行動 a に対して、与えられる報酬に基づいて、より良い行動の選択をすることにより、正しい価値 $Q(s, a)$ を学習していく。

[0120] また、将来にわたって得られる報酬の合計を最大化したいため、機械学習装置 9 は、最終的に $Q(s, a) = E[\sum(\gamma^t) r_t]$ となるようにすることを目指す。ここで $E[\]$ は期待値を表し、 t は時刻、 γ は後述する割引率と呼ばれるパラメータ、 r_t は時刻 t における報酬、 $\sum$ は時刻 t による合計である。この式における期待値は、最適な行動に従って状態変化した場合の期待値である。しかしながら、 Q 学習の過程において最適な行動が何であるのかは不明であるため、様々な行動を行うことにより探索しながら強化学習をする。このような価値 $Q(s, a)$ の更新式は、例えば、下記数式 (11) のように表すことができる。

[0121] [数11]

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

・ ・ 数式 (11)

[0122] 上記数式 (11) において、 s_t は、時刻 t における環境の状態を表し、 a

a_t は、時刻 t における行動を表す。行動 a_t により、状態は s_{t+1} に変化する。
 r_{t+1} は、その状態の変化により得られる報酬を表している。また、 $\max$ の付いた項は、状態 s_{t+1} の下で、その時に分かっている最も Q 値の高い行動 a を選択した場合の Q 値に γ を乗じたものになる。ここで、 γ は、 $0 < \gamma \leq 1$ のパラメータで、割引率と呼ばれる。また、 α は、学習係数で、 $0 < \alpha \leq 1$ の範囲とする。

[0123] 上記数式 (11) は、試行 a_t の結果、返ってきた報酬 r_{t+1} を元に、状態 s_t における行動 a_t の価値 $Q(s_t, a_t)$ を更新する方法を表している。この更新式は、状態 s_t における行動 a_t の価値 $Q(s_t, a_t)$ よりも、行動 a_t による次の状態 s_{t+1} における最良の行動の価値 $\max_a Q(s_{t+1}, a)$ の方が大きければ、 $Q(s_t, a_t)$ を大きくし、逆に小さければ、 $Q(s_t, a_t)$ を小さくすることを示している。つまり、ある状態におけるある行動の価値を、それによる次の状態における最良の行動の価値に近づける。ただし、その差は、割引率 γ と報酬 r_{t+1} のあり方により変わってくるが、基本的には、ある状態における最良の行動の価値が、それに至る一つ前の状態における行動の価値に伝播していく仕組みになっている。

[0124] ここで、 Q 学習では、すべての状態行動ペア (s, a) についての $Q(s, a)$ のテーブルを作成して、学習を行う方法がある。しかしながら、すべての状態行動ペアの $Q(s, a)$ の値を求めるには状態数が多すぎて、 Q 学習が収束するのに多くの時間を要してしまう場合がある。

[0125] そこで、公知の DQN (Deep Q-Network) と呼ばれる技術を利用するようにしてもよい。具体的には、価値関数 Q を適当なニューラルネットワークを用いて構成し、ニューラルネットワークのパラメータを調整し、価値関数 Q を適当なニューラルネットワークで近似することにより価値 $Q(s, a)$ の値を算出するようにしてもよい。 DQN を利用することにより、 Q 学習が収束するのに要する時間を短くすることが可能となる。なお、 DQN については、例えば非特許文献「Human-level control through deep reinforcement learning」、Volodymyr Mnih 著 [online]、[平成29年1月17日

検索]、インターネット〈URL : <http://files.davidqiu.com/research/nature14236.pdf>〉に詳細な記載がある。

[0126] 従って、上述の強化学習を実行するために機械学習装置 9 は、図 26 に示されるように、状態観測部 91 と、判定データ取得部 92 と、学習部 93 と、意思決定部 94 と、を備える。また、学習部 93 は、報酬計算部 95 と、価値関数更新部 96 と、を備える。

[0127] 状態観測部 91 は、データ符号化装置 7 から状態データとして、軸依存データを取得する。また、状態観測部 91 は、取得した軸依存データを学習部 93 に出力する。

[0128] 判定データ取得部 92 は、データ符号化装置 7 から判定データとして、分割後軸依存データをモデル近似符号化して得られる近似不可点数及び近似後データ量を取得する。分割後軸依存データは、予め格納された所定の分割基準に従って、軸依存データを所定の指定区間に区間分割したものである。また、判定データ取得部 92 は、取得した近似不可点数及び近似後データ量を学習部 93 に出力する。

[0129] 学習部 93 の報酬計算部 95 は、取得した軸依存データと、近似不可点数及び近似後データ量に基づいて、報酬を算出する。具体的に報酬計算部 95 は、近似不可点数が減少した場合には報酬を増加する一方で、近似不可点数が増加した場合には進んで報酬を減少する。また、報酬計算部 95 は、近似後データ量が減少した場合には報酬を増加する一方で、近似後データ量が増加した場合には報酬を減少する。

[0130] 学習部 93 の価値関数更新部 96 は、状態データとしての軸依存データと、判定データとしての分割後軸依存データをモデル近似符号化して得られる近似不可点数及び近似後データ量と、報酬の値と、に基づいて、上述の Q 学習を行うことにより、記憶していた価値関数を更新する。なお、価値関数更新部 96 が記憶する価値関数は、例えば互いに通信可能に接続された複数機械学習装置で共有することができる。

[0131] 意思決定部 94 は、価値関数更新部 96 から更新した価値関数を取得する

。また、意思決定部 94 は、取得した価値関数に基づいて最適な分割後軸依存データを行動出力としてデータ符号化装置 7 に出力する。

[0132] 図 27 は、機械学習装置 9 による学習処理の手順を示すフローチャートである。

[0133] ステップ S21 では、まず、機械学習装置 9 からデータ符号化装置 7 に向けて、行動出力として分割後軸依存データを出力する。本ステップで出力される分割後軸依存データは、予め格納された所定の分割基準に従って、軸依存データを所定の指定区間に区間分割したものである。データ符号化装置 7 は、この分割後軸依存データに対してモデル近似符号化を実行することにより、近似不可点数及び近似後データ量を生成する。その後、ステップ S22 に進む。

[0134] ステップ S22 では、機械学習装置 9 がデータ符号化装置 7 から状態データとして軸依存データを取得する。その後、ステップ S23 に進む。

[0135] ステップ S23 では、機械学習装置 9 がデータ符号化装置 7 から判定データとして、ステップ S21 で生成された、分割後軸依存データのモデル近似符号化後の近似不可点数及び近似後データ量を取得する。その後、ステップ S24 に進む。

[0136] ステップ S24 では、判定条件 1 として、データ符号化装置 7 により分割後軸依存データに対してモデル近似符号化を実行したときの近似不可点数が減少したか否かを判別する。この判別が YES であれば、ステップ S25 に進んで報酬を増加する。一方、この判別が NO であれば、ステップ S26 に進んで報酬を減少する。その後、ステップ S27 に進む。

[0137] ステップ S27 では、判定条件 2 として、データ符号化装置 7 により分割後軸依存データに対してモデル近似符号化を実行したときのモデル近似符号化後のデータ量が減少しているか否かを判別する。この判別が YES であれば、ステップ S28 に進んで報酬を増加する。一方、この判別が NO であれば、ステップ S29 に進んで報酬を減少する。その後、ステップ S30 に進む。

- [0138] ステップS30では、価値関数更新部96に記憶されている価値関数を更新する。具体的には価値関数更新部96が、状態データとしての軸依存データと、判定データとしての分割後軸依存データをモデル近似符号化して得られる近似不可点数及び近似後データ量と、報酬の値と、に基づいて、上述のQ学習を行うことにより、記憶していた価値関数を更新する。その後、ステップS31に進む。
- [0139] ステップS31では、本学習処理を継続するか否かを判別する。この判別がYESであれば、ステップS21に戻る。一方、この判別がNOであれば、本処理を終了する。
- [0140] 本実施形態によれば、以下の効果が奏される。
- [0141] 本実施形態に係るデータ符号化装置7では、軸依存データ分割部を、機械学習装置9による強化学習結果に基づいて最適な分割後軸依存データを生成する構成とした。これにより本実施形態によれば、機械学習装置9による強化学習により、軸依存データを最もデータ数を減らして圧縮できる最適な分割後軸依存データに分割できるため、各軸データ（各軸誤差）の一次結合とみなすことができる最適な複数の領域を生成させることができ、各領域について一次結合モデルのモデル近似符号化を実行することで、従来は圧縮が困難であった軸依存データをより圧縮することができる。
- [0142] 以上説明した上記の各実施形態では、各データ符号化装置に各処理を実行させるためのデータ符号化プログラムを提供することもできる。即ち、第1のデータ符号化プログラムとして、産業機械の各軸の座標値に依存する軸依存データの一部と、軸依存データを産業機械の各軸データの一次結合として近似する一次結合モデルと、に基づいて、軸依存データを符号化した符号化後軸依存データを生成させるモデル近似符号化ステップをコンピュータに実行させるためのデータ符号化プログラムを提供することができる。
- [0143] また第1のデータ符号化プログラムにおいて、軸依存データを分割して複数の分割後軸依存データを生成する軸依存データ分割ステップをさらに備え、モデル近似符号化ステップにより、複数の分割後軸依存データと一次結合

モデルとに基づいて符号化後軸依存データを生成させる第2のデータ符号化プログラムを提供することができる。

[0144] また第2のデータ符号化プログラムにおいて、動的計画法を実行することにより最適な分割後軸依存データを生成する動的計画法処理ステップを備え、符号化後軸依存データの最適性を評価する最適性評価ステップと、軸依存データを複数の部分に分割して部分的軸依存データを生成する部分分割ステップと、部分的軸依存データを拡張して結合することにより最適な分割後軸依存データを生成する最適化結果結合ステップと、をコンピュータに実行させるための第3のデータ符号化プログラムを提供することができる。

[0145] また第2のデータ符号化プログラムにおいて、機械学習装置による強化学習結果に基づいて最適な分割後軸依存データを生成するステップをコンピュータに実行させるための第4のデータ符号化プログラムを提供することができる。

[0146] また第1～第4のデータ符号化プログラムにおいて、近似誤差量を算出する近似誤差算出ステップと、近似誤差量を符号化して符号化後近似誤差量を生成するステップと、をコンピュータに実行させるための第5のデータ符号化プログラムを提供することができる。

[0147] また第5のデータ符号化プログラムにおいて、近似誤差量から所定トレランスを超える近似誤差量を除去することにより、所定トレランス以内の近似誤差量を生成するステップと、所定トレランス以内の近似誤差量を符号化して符号化後近似誤差量を生成するステップと、をコンピュータに実行させるための第6のデータ符号化プログラムを提供することができる。

[0148] また第1～第6のデータ符号化プログラムにおいて、符号化後軸依存データを符号化するステップをコンピュータに実行させるための第7のデータ符号化プログラムを提供することができる。

[0149] なお、本開示は上記の各実施形態に限定されるものではなく、本開示の目的を達成できる範囲での変形、改良は本開示に含まれる。

[0150] 上記第4実施形態では、モデル近似符号化部41が近似誤差算出部42を

備える構成としたが、例えば、データ符号化装置 4 により符号化されたモデル近似符号化後軸依存データをデータ復号化装置により複合化し、復号化された軸依存データと元の軸依存データとの差分により、近似誤差量を算出する構成としてもよい。

[0151] 上記第 4 実施形態では、近似誤差算出部 4 2 を備える構成を第 1 実施形態に適用したが、これに制限されず、第 2 実施形態や第 3 実施形態にも適用することができる。また、上記第 6 実施形態では、モデル近似符号化後データ符号化部 6 2 を備える構成を第 1 実施形態に適用したが、これに制限されず、他の実施形態にも適用することができる。このように、上記の各実施形態は、互いに機能を阻害しない限り、適宜組み合わせることが可能である。

[0152] 上記第 7 実施形態では、データ符号化装置 7 とは別に、機械学習装置 9 を設けたが、これに制限されず、データ符号化装置 7 の内部に機械学習装置を設けてもよい。

符号の説明

- [0153] 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 データ符号化装置
- 9 機械学習装置
- 1 1, 2 1, 3 1, 4 1, 5 1, 6 1 モデル近似符号化部
- 2 2, 3 2 軸依存データ分割部
- 3 3 動的計画法処理部
- 3 4 モデル近似符号化後の最適性評価部（最適性評価部）
- 3 5 軸依存データの部分分割部（部分分割部）
- 3 6 部分的軸依存データの最適化結果結合部（最適化結果結合部）
- 4 2 近似誤差算出部
- 4 3 近似誤差符号化部
- 5 2 近似誤差算出部
- 5 3 所定トレランスを超える近似誤差除去部（近似誤差除去部）
- 5 4 近似誤差符号化部
- 6 2 モデル近似符号化後データ符号化部（符号化後データ符号化部）

請求の範囲

- [請求項1] データを符号化するデータ符号化装置であって、
産業機械の各軸の座標値に依存する軸依存データの一部と、前記軸依存データを前記産業機械の各軸データの一次結合として近似する一次結合モデルと、に基づいて、前記軸依存データを符号化した符号化後軸依存データを生成するモデル近似符号化部を備える、データ符号化装置。
- [請求項2] 前記軸依存データを分割して複数の分割後軸依存データを生成する軸依存データ分割部をさらに備え、
前記モデル近似符号化部は、前記複数の分割後軸依存データと、前記一次結合モデルと、に基づいて、前記符号化後軸依存データを生成する、請求項1に記載のデータ符号化装置。
- [請求項3] 前記軸依存データ分割部は、動的計画法を実行することにより最適な前記分割後軸依存データを生成する動的計画法処理部を備え、
前記動的計画法処理部は、
前記符号化後軸依存データの最適性を評価する最適性評価部と、
前記軸依存データを複数の部分に分割して部分的軸依存データを生成する部分分割部と、
前記部分的軸依存データを拡張して結合することにより最適な前記分割後軸依存データを生成する最適化結果結合部と、を備える、請求項2に記載のデータ符号化装置。
- [請求項4] 前記軸依存データ分割部は、機械学習装置による強化学習結果に基づいて最適な前記分割後軸依存データを生成する、請求項2に記載のデータ符号化装置。
- [請求項5] 前記モデル近似符号化部は、近似誤差量を算出する近似誤差算出部を備え、
前記データ符号化装置は、前記近似誤差量を符号化して符号化後近似誤差量を生成する近似誤差符号化部をさらに備える、請求項1から

4 いずれかに記載のデータ符号化装置。

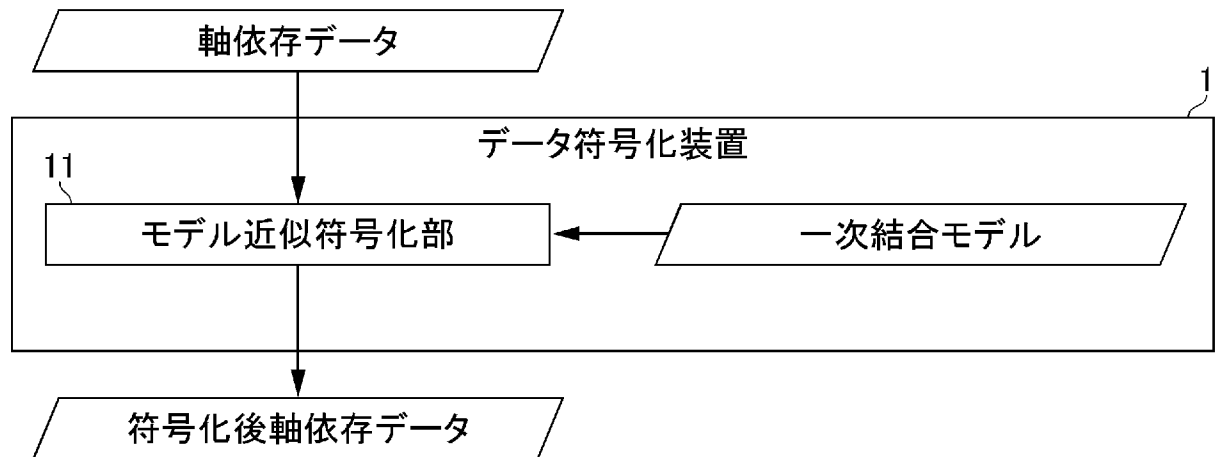
[請求項6] 前記データ符号化装置は、前記近似誤差量から前記所定トレランスを超える近似誤差量を除去することにより、前記所定トレランス以内の近似誤差量を生成する近似誤差除去部をさらに備え、

前記近似誤差符号化部は、前記所定トレランス以内の近似誤差量を符号化して前記符号化後近似誤差量を生成する、請求項5に記載のデータ符号化装置。

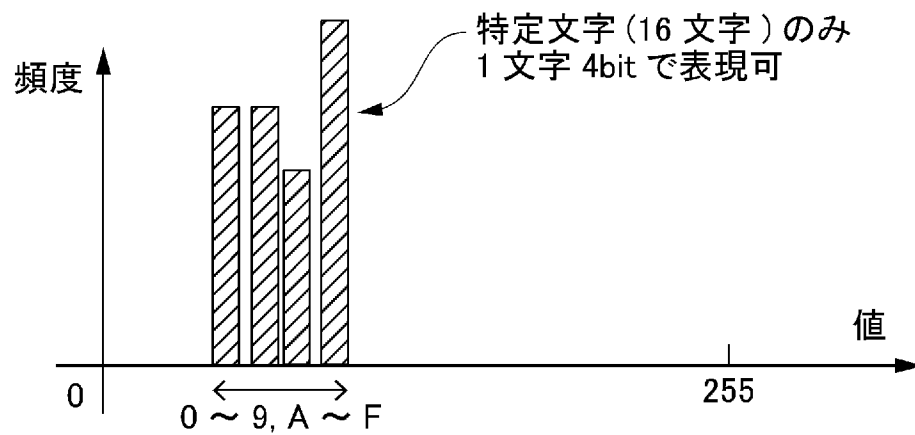
[請求項7] 前記データ符号化装置は、前記符号化後軸依存データを符号化する符号化後データ符号化部をさらに備える、請求項1から6いずれかに記載のデータ符号化装置。

[請求項8] データを符号化するデータ符号化プログラムであって、
産業機械の各軸の座標値に依存する軸依存データの一部と、前記軸依存データを前記産業機械の各軸データの一次結合として近似する一次結合モデルと、に基づいて、前記軸依存データを符号化した符号化後軸依存データを生成させるステップをコンピュータに実行させるためのデータ符号化プログラム。

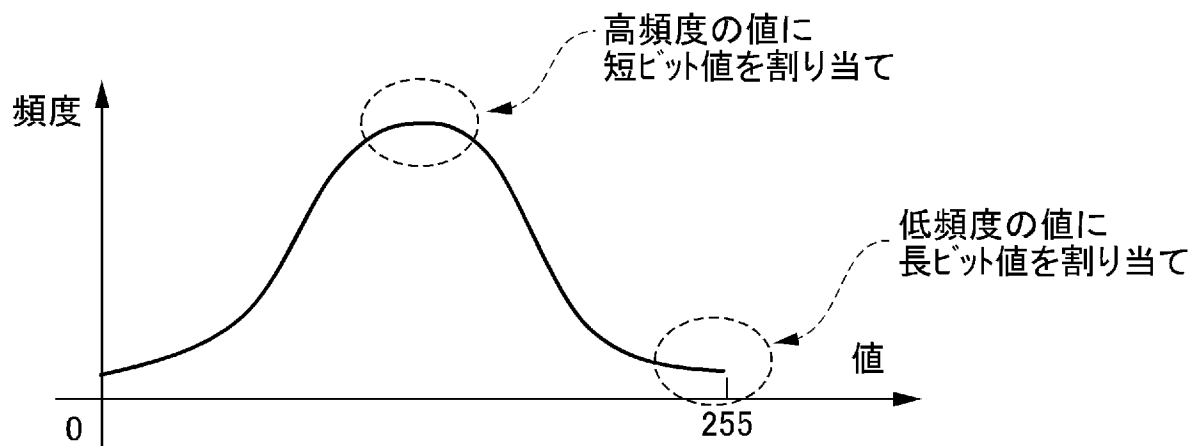
[図1]



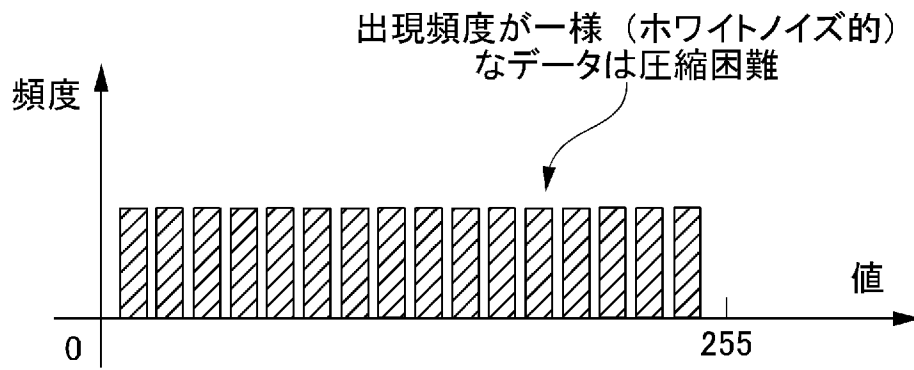
[図2]



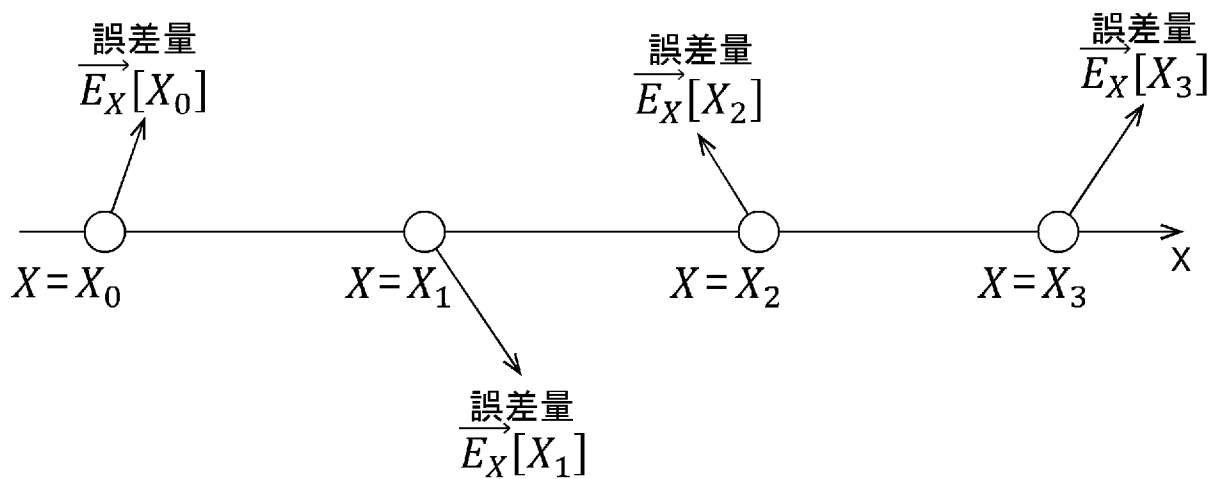
[図3]



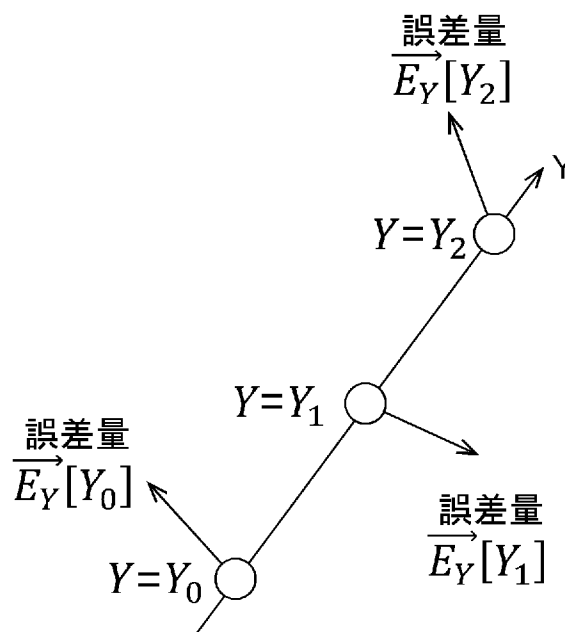
[図4]



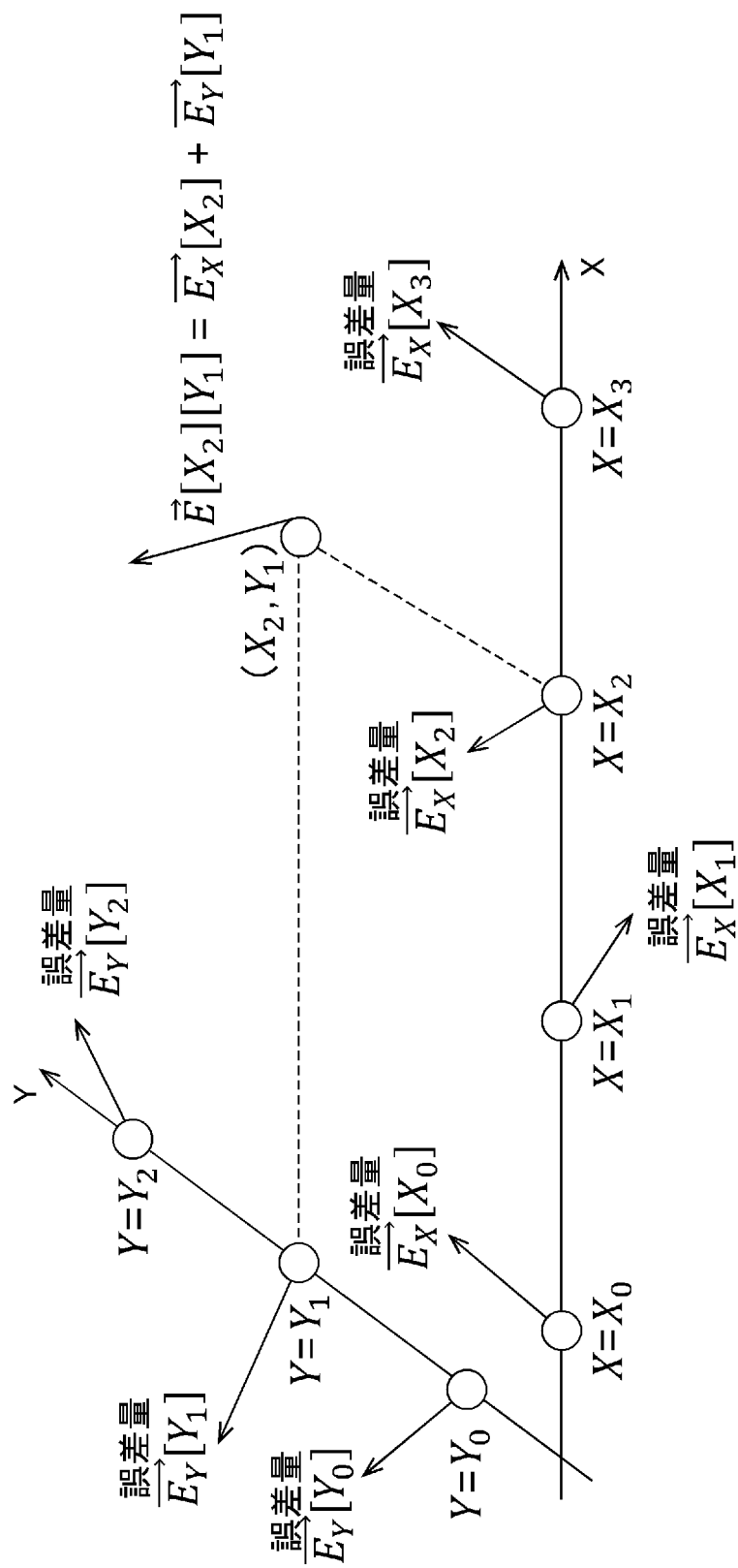
[図5]



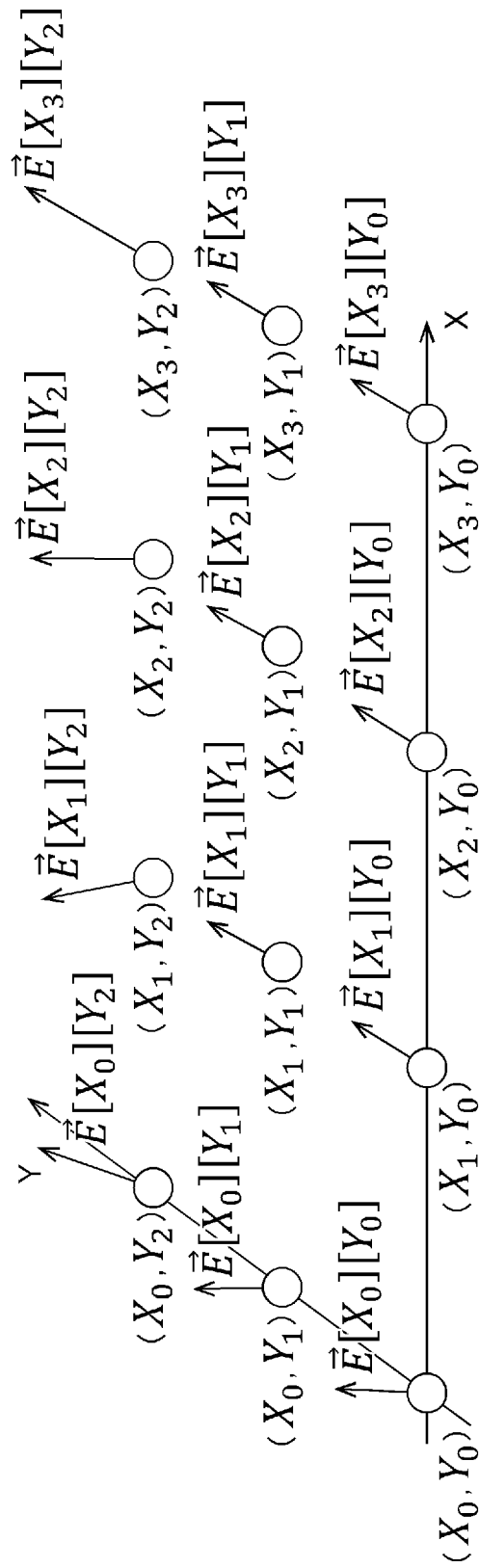
[図6]



[図7]

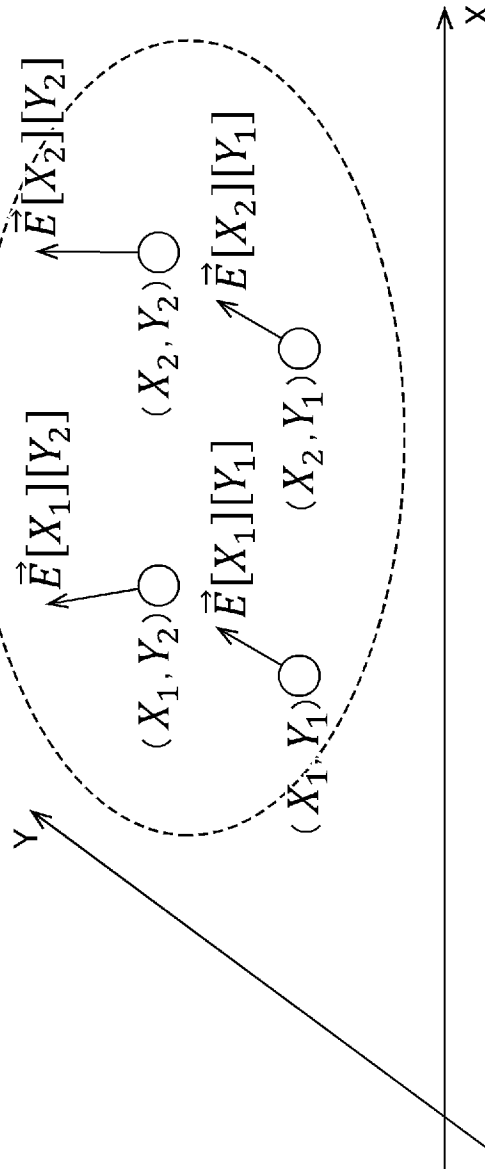


[図8]

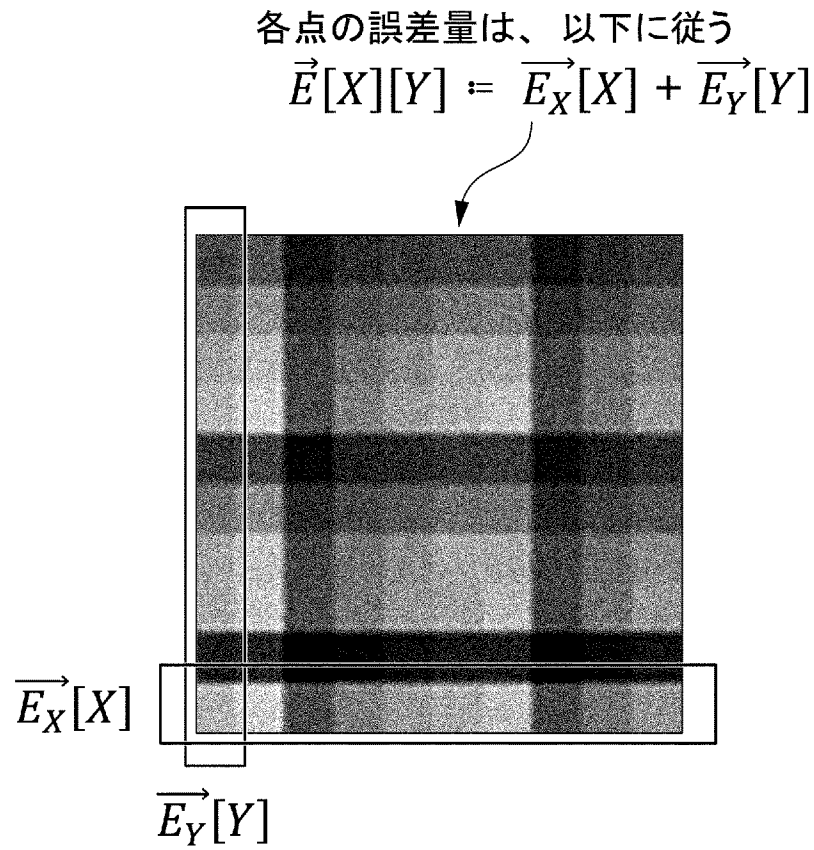


[図9]

局所的には、
 $\vec{E}[X][Y] := \vec{E}_X[X] + \vec{E}_Y[Y]$
 で表されたと見なせることがある。

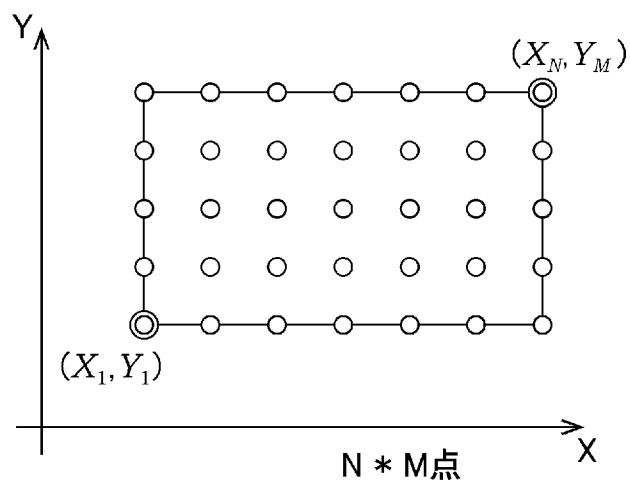


[図10]



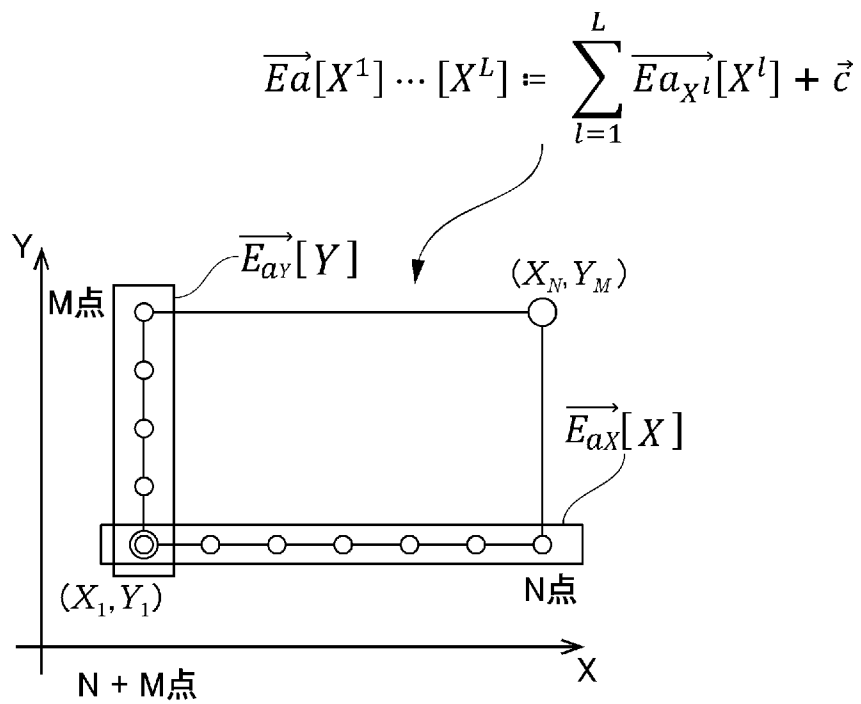
[図11]

軸依存データ

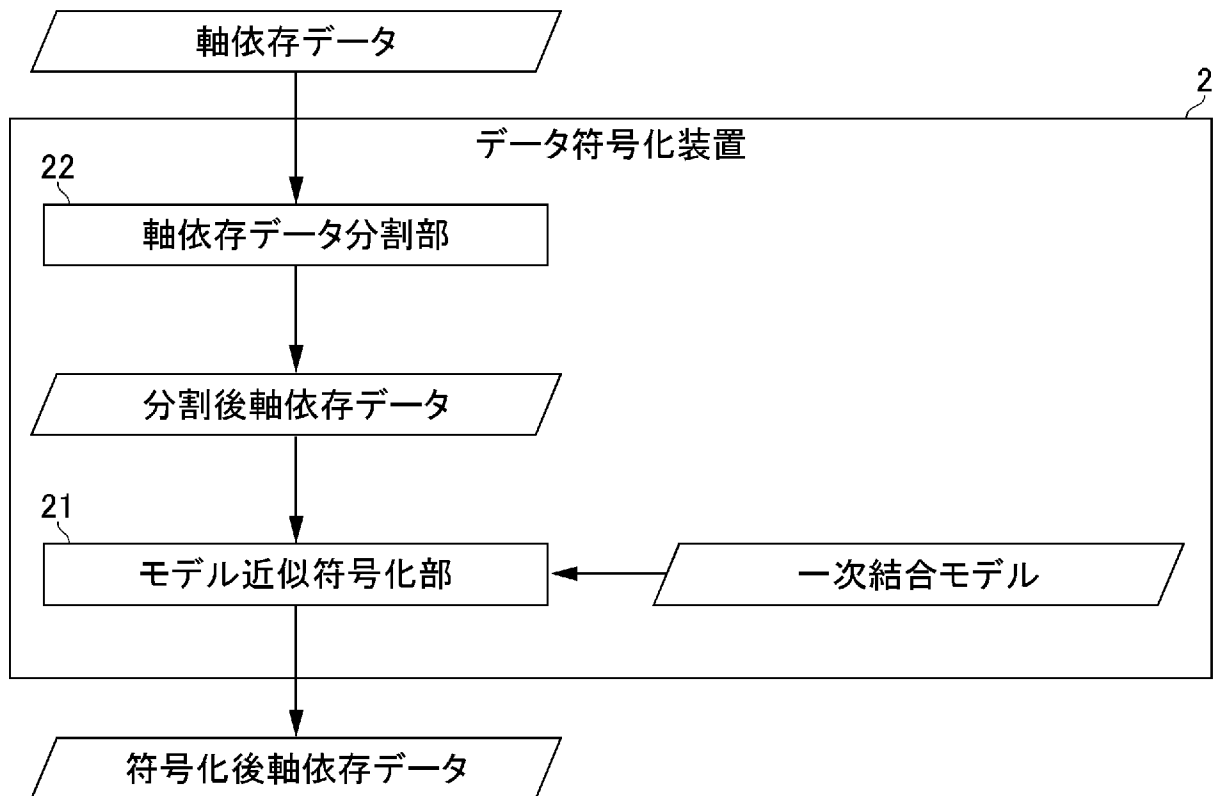
 $\vec{E}[X^1] \dots [X^L]$ 

[図12]

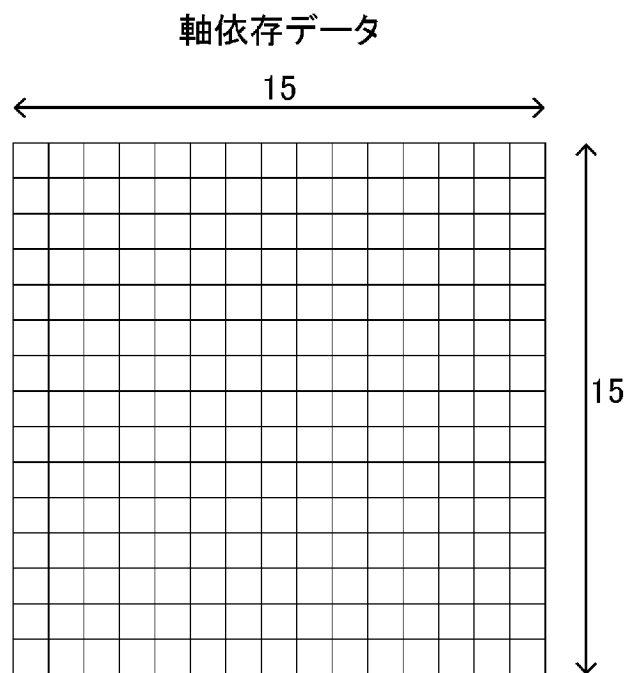
一次結合モデルで近似して符号化後軸依存データ作成



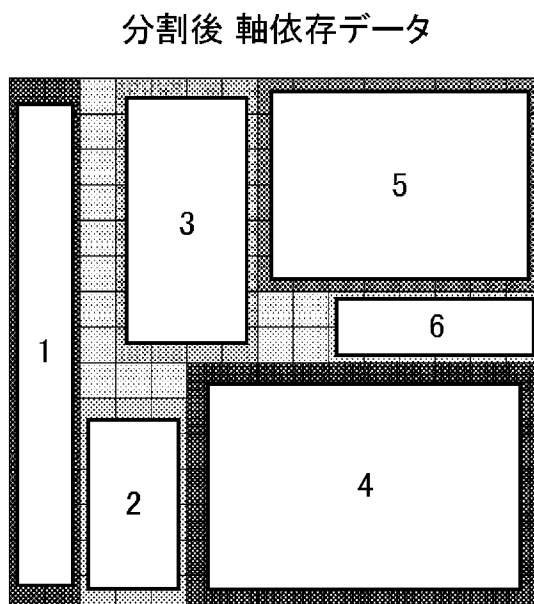
[図13]



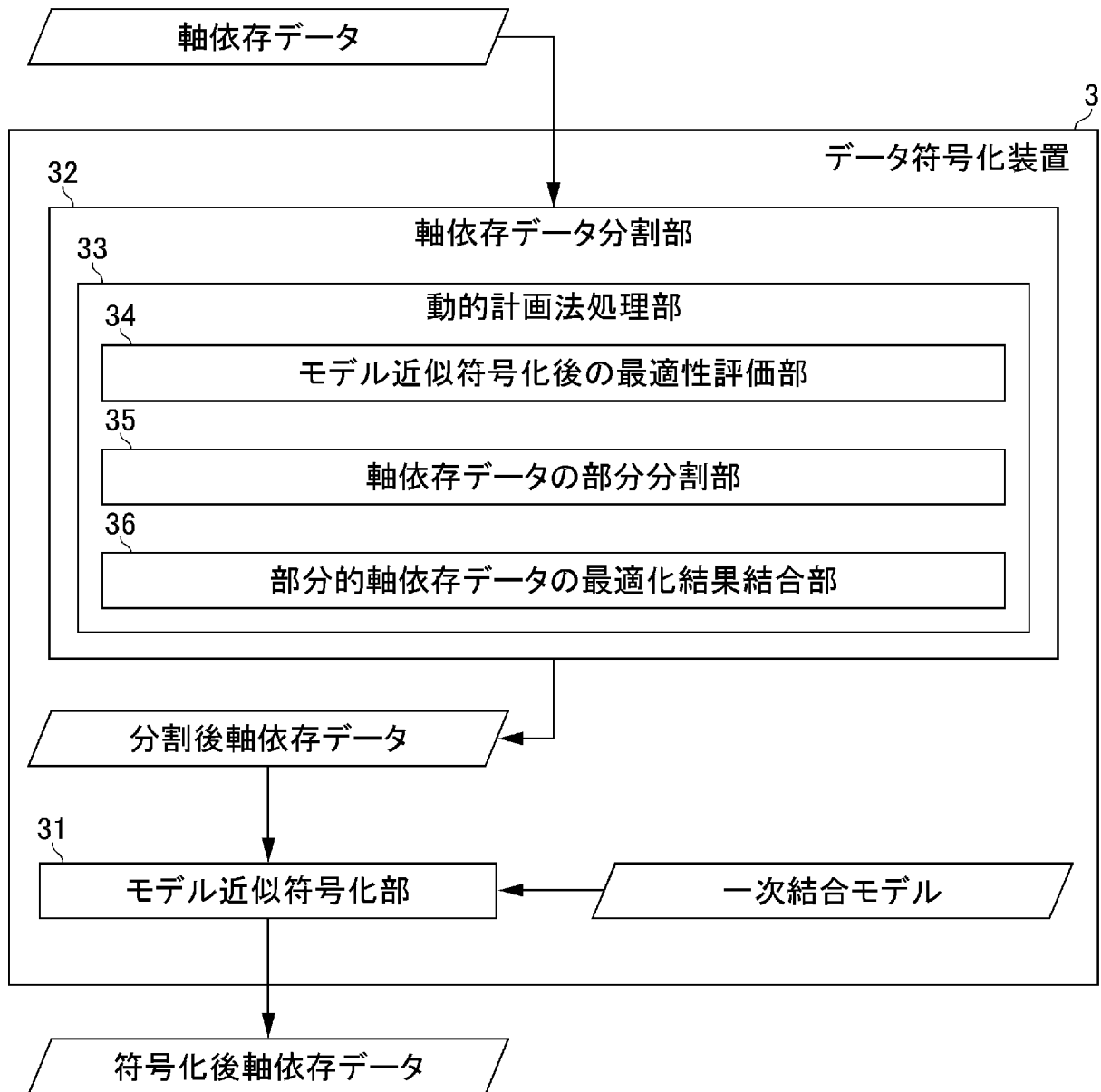
[図14]



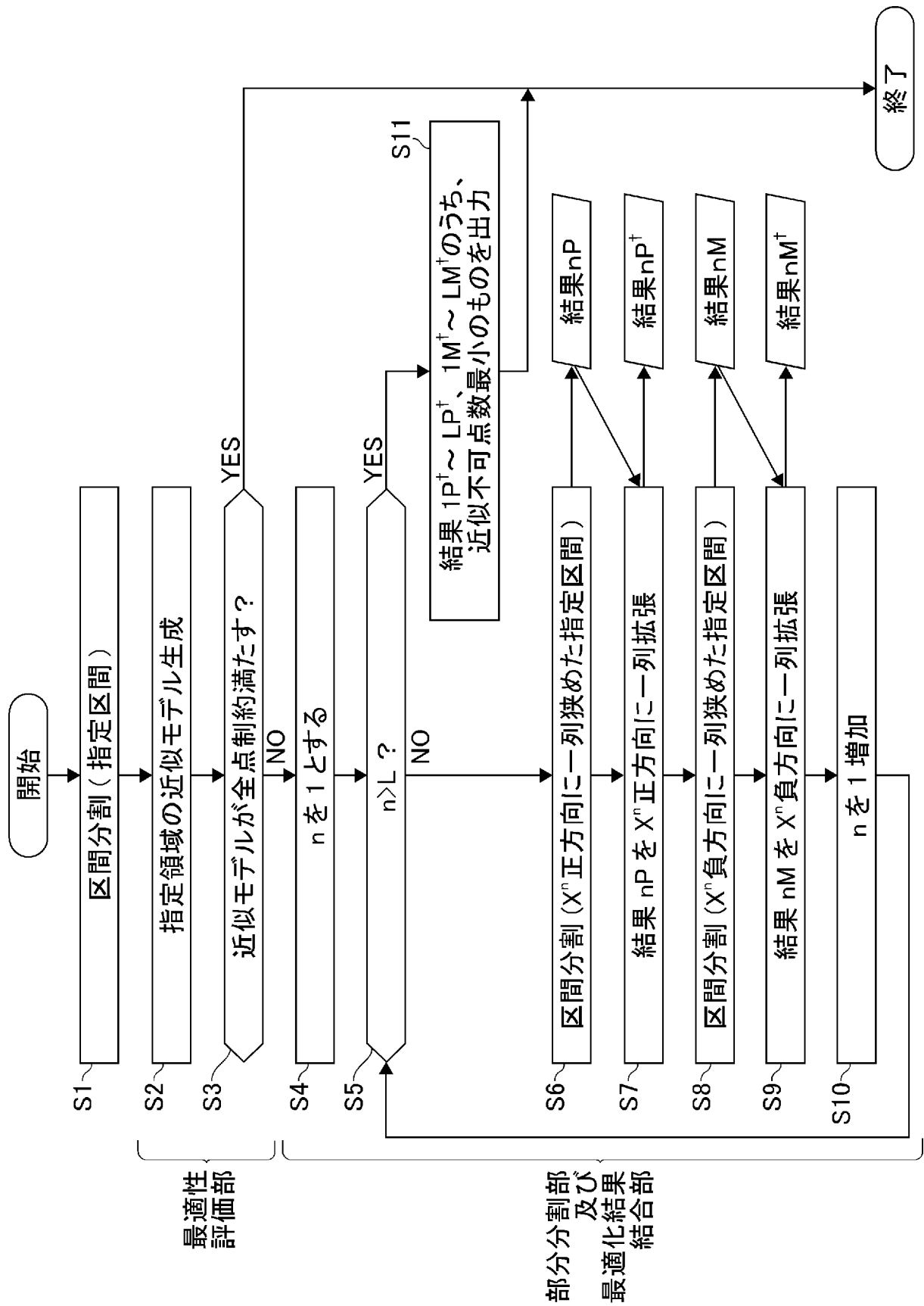
[図15]



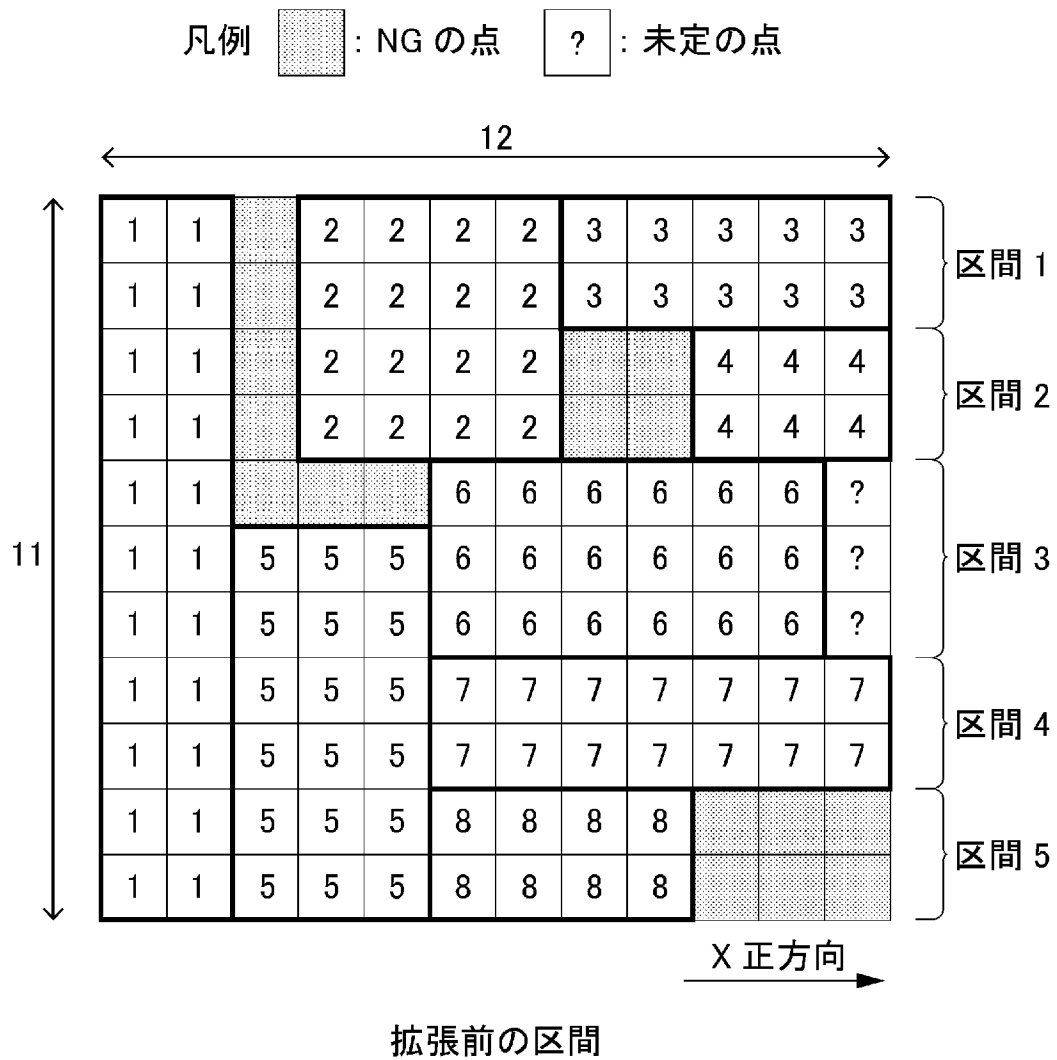
[図16]



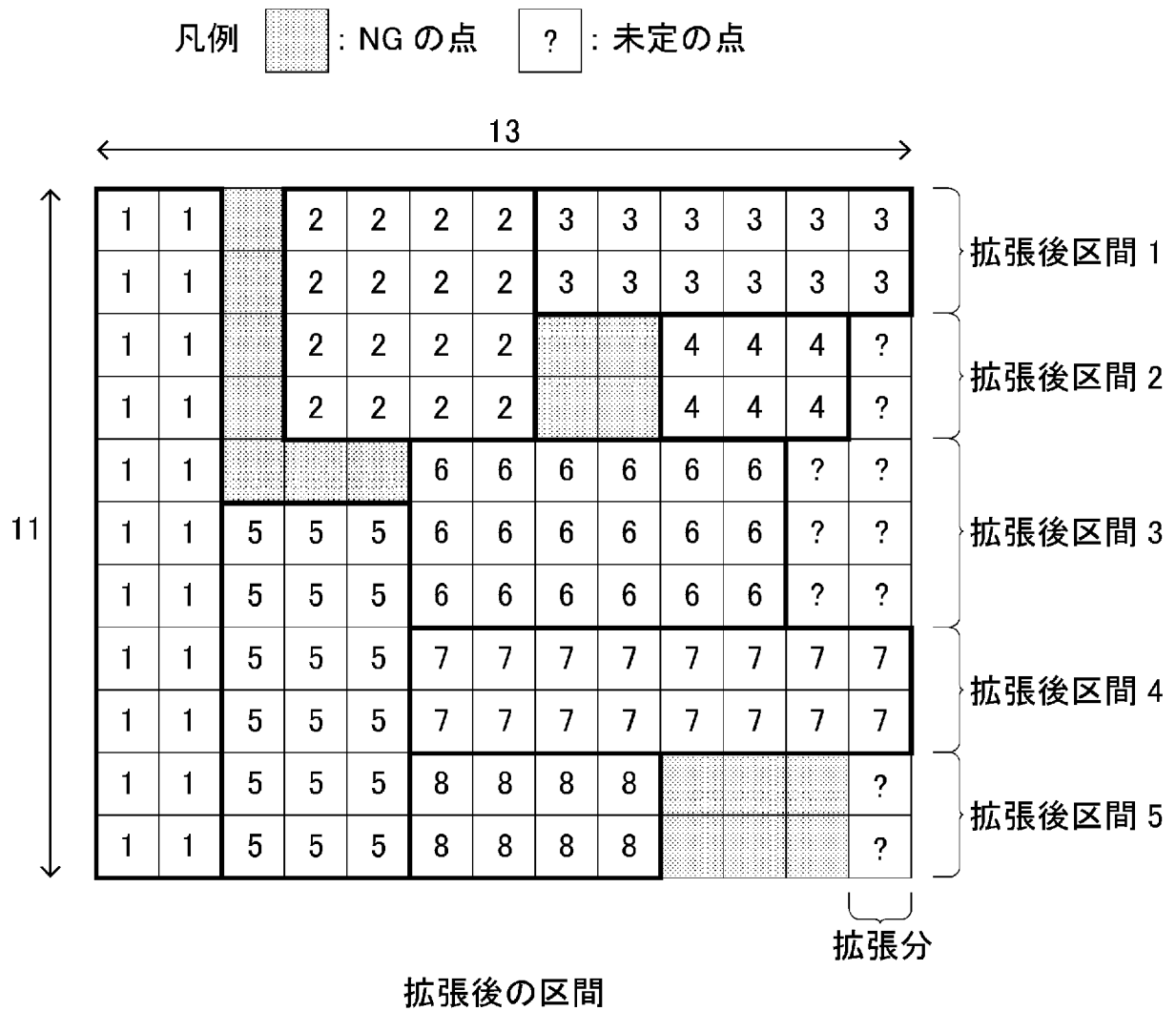
[図17]



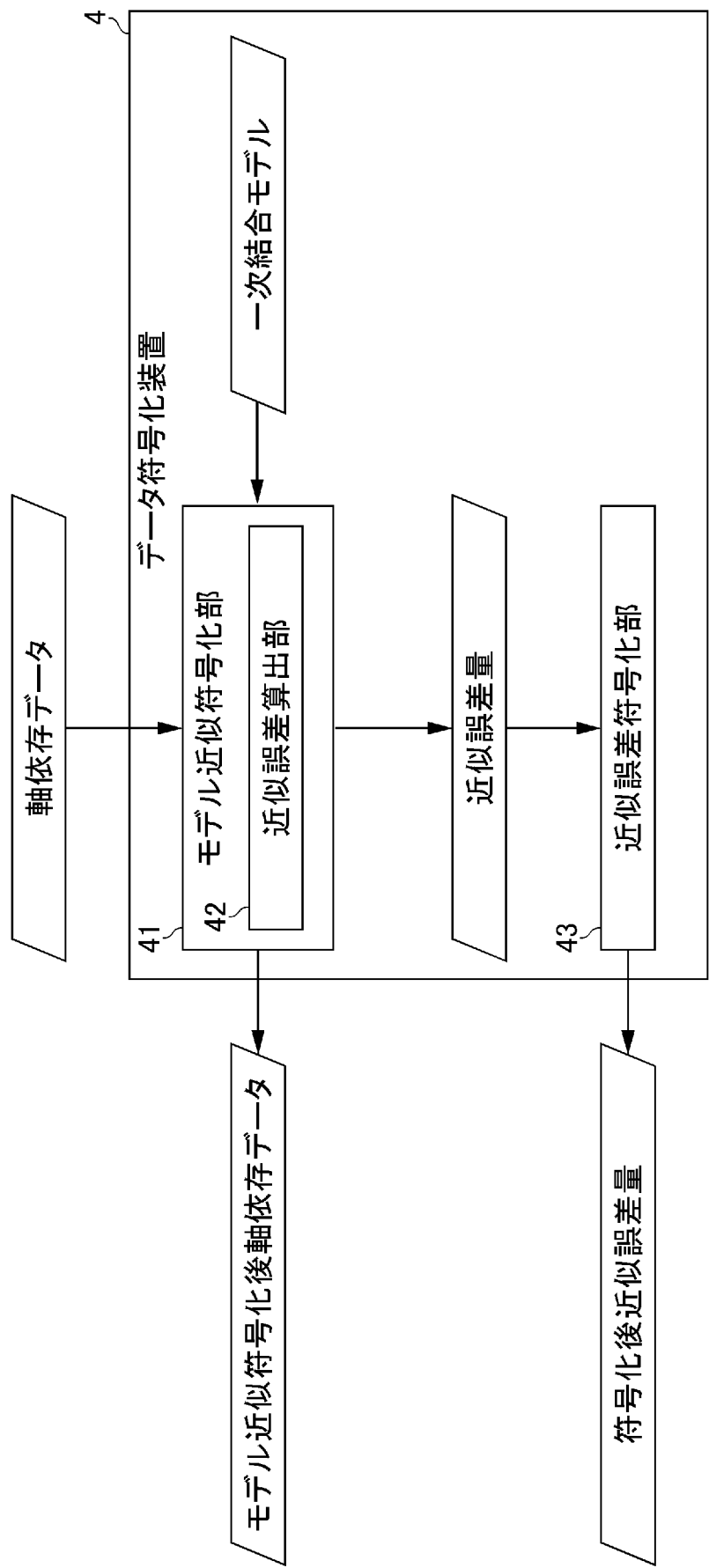
[図18]



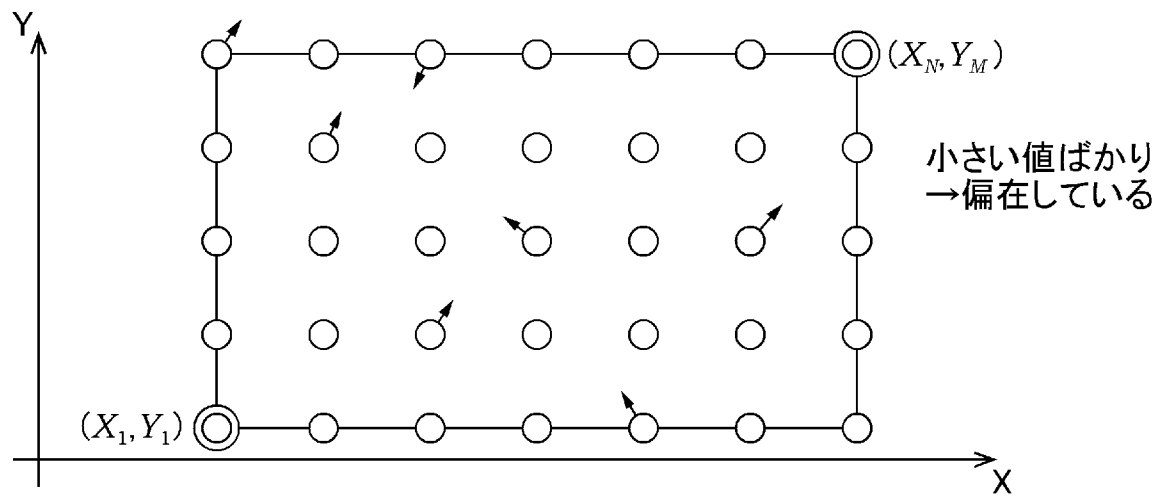
[図19]



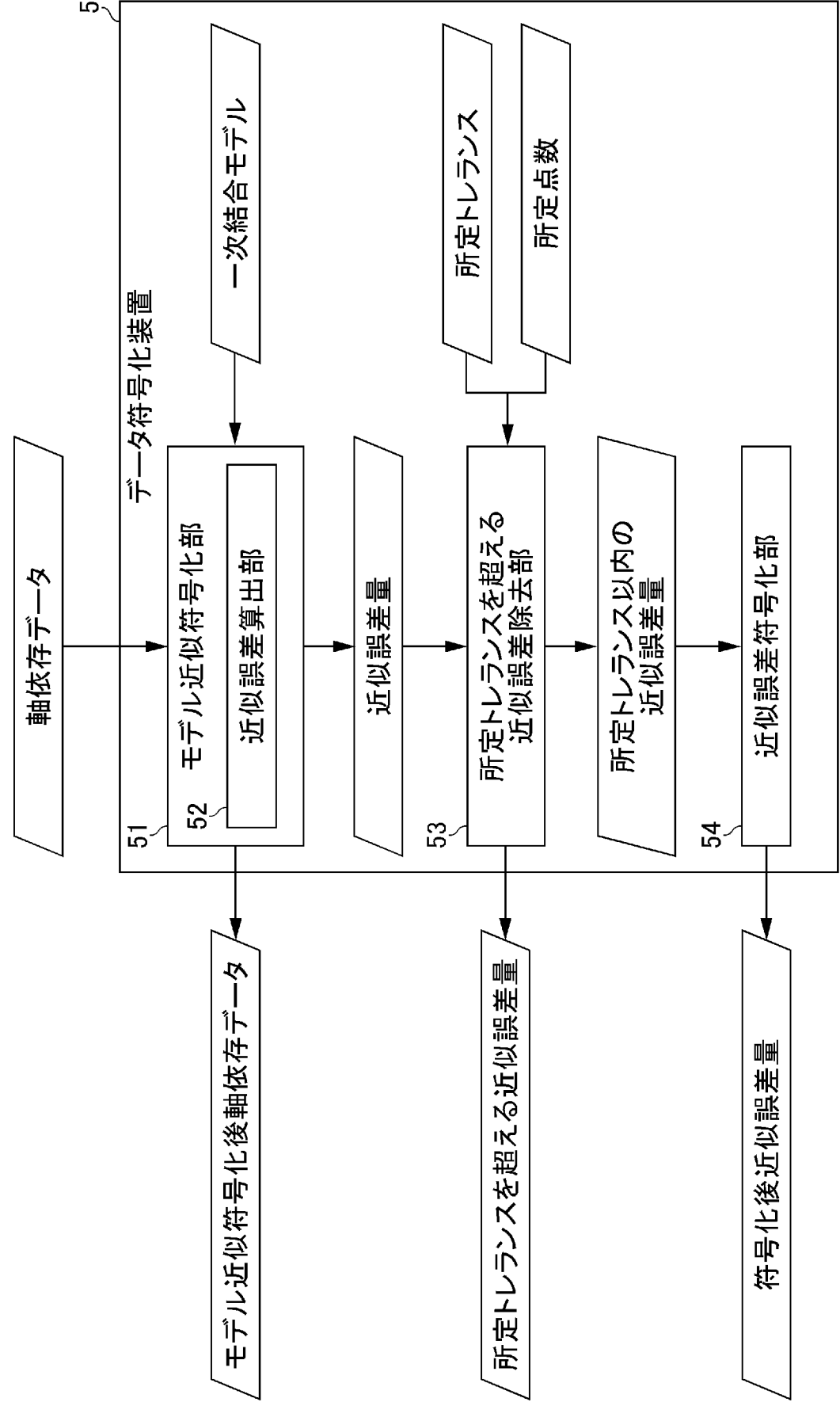
[図20]



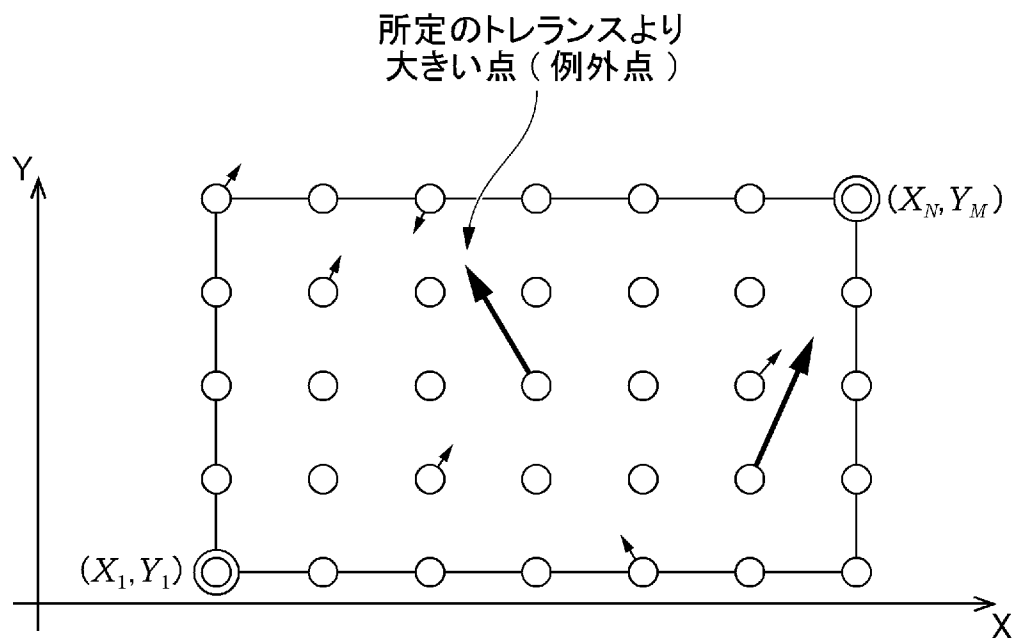
[図21]



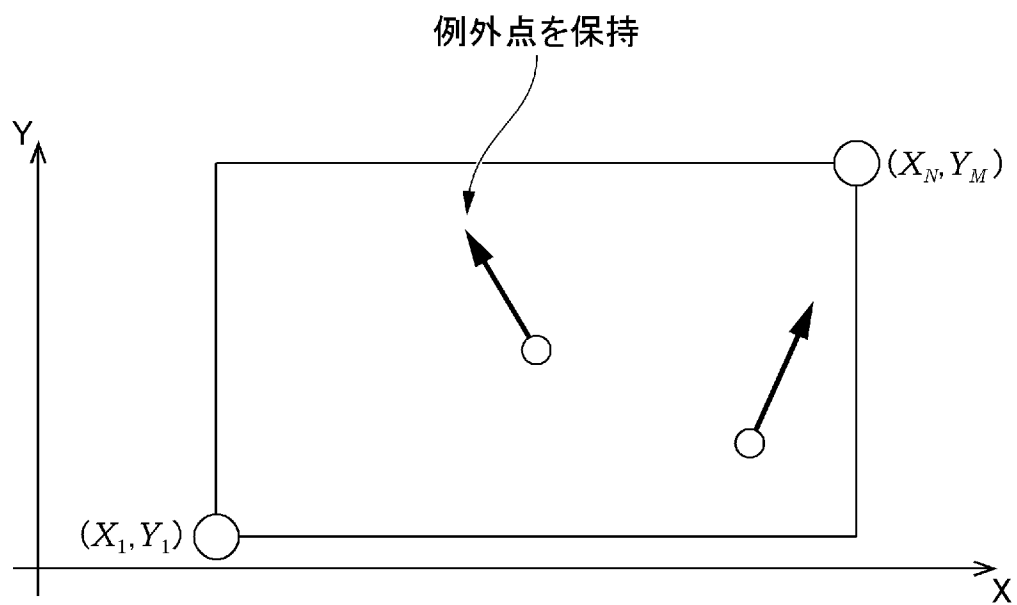
[図22]



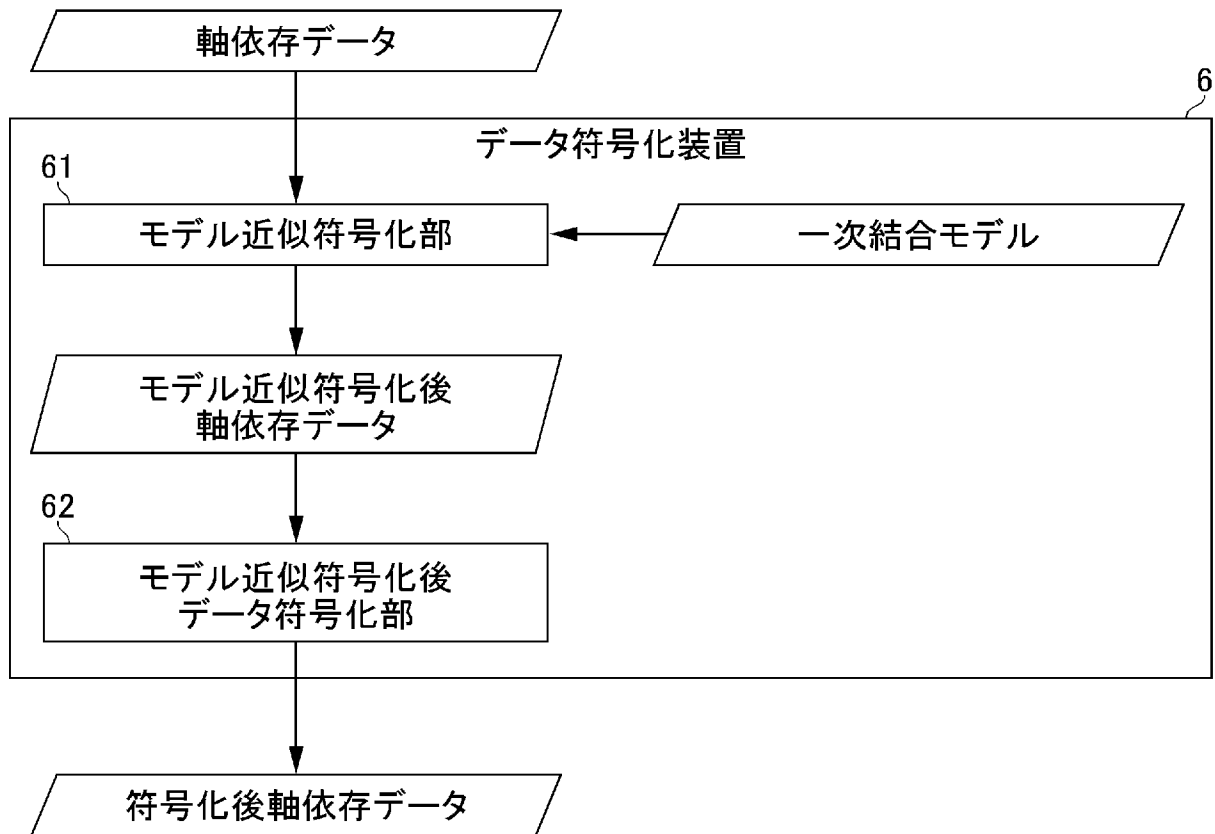
[図23]



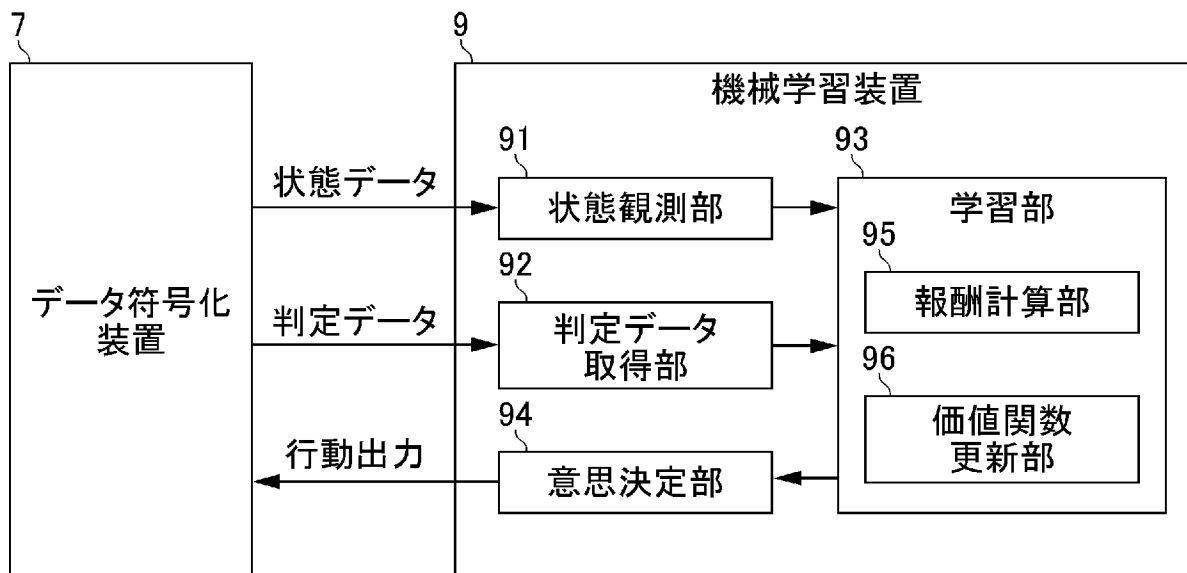
[図24]



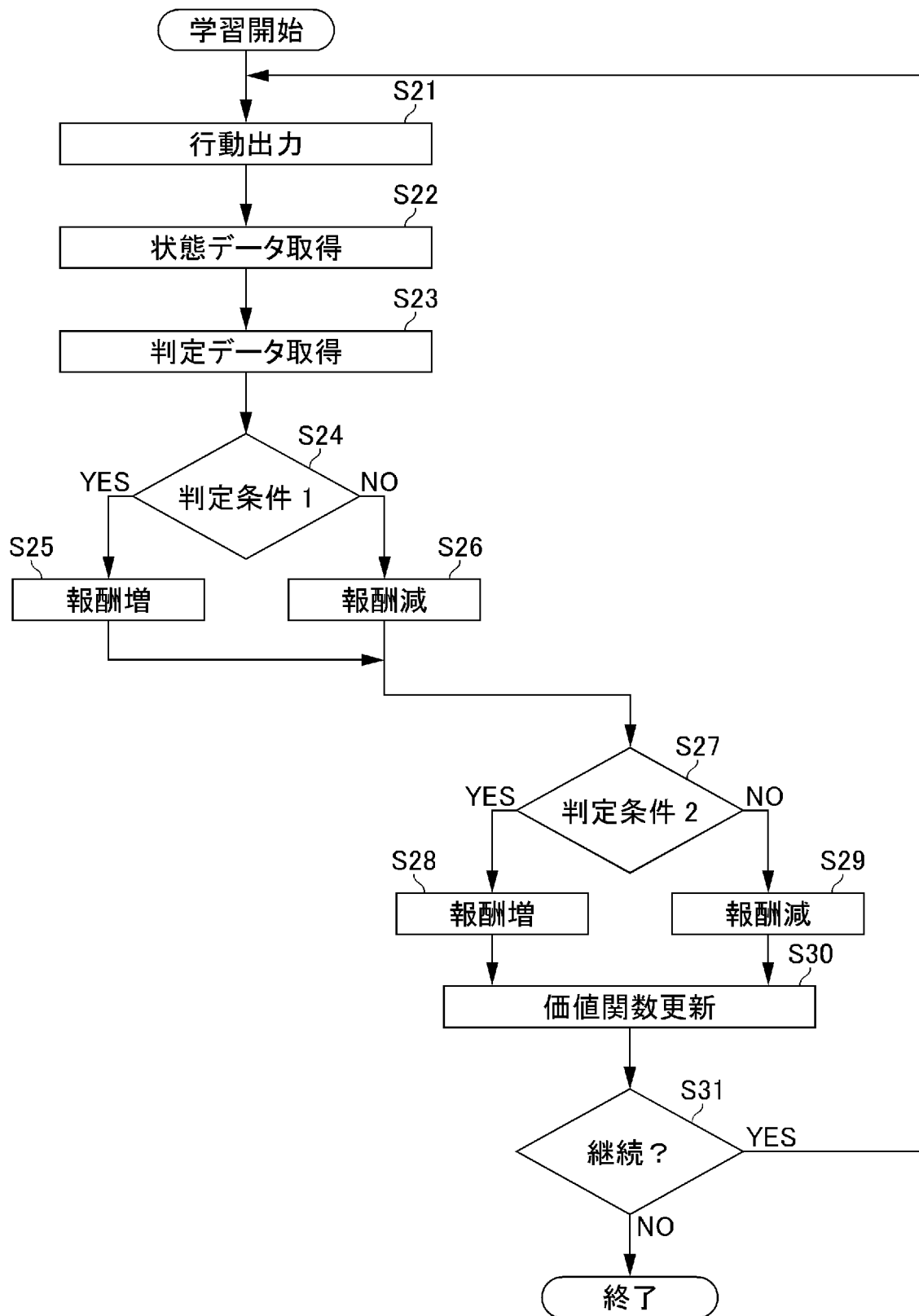
[図25]



[図26]



[図27]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2022/025415

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER**H03M 7/30**(2006.01)i; **G05B 19/404**(2006.01)i; **G05B 19/408**(2006.01)i

FI: G05B19/408 Z; G05B19/404 G; H03M7/30 Z

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)

G05B 19/18-19/416; H03M 7/30-7/50

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 1971-2022
 Registered utility model specifications of Japan 1996-2022
 Published registered utility model applications of Japan 1994-2022

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.
A	JP 2011-209897 A (FANUC LTD.) 20 October 2011 (2011-10-20)	1-8
A	JP 2000-99123 A (MATSUSHITA ELECTRIC IND. CO., LTD.) 07 April 2000 (2000-04-07)	1-8
A	JP 8-339216 A (MITSUBISHI ELECTRIC CORP.) 24 December 1996 (1996-12-24)	1-8
A	JP 2021-92954 A (FANUC LTD.) 17 June 2021 (2021-06-17)	1-8
A	CN 112558547 A (CHENGDU AIRCRAFT INDUSTRIAL (GROUP) CO., LTD.) 26 March 2021 (2021-03-26)	1-8
A	JP 2014-113674 A (HIROKIKO CO., LTD.) 26 June 2014 (2014-06-26)	1-8
A	MNIH, Volodymyr et al. Human-level control through deep reinforcement learning. Nature. 2015, vol. 518, pages 529-533, ISSN 1476-4687, <DOI: 10.1038/nature14236> entire text	1-8



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

29 July 2022

Date of mailing of the international search report

09 August 2022

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/JP2022/025415

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
JP	2011-209897	A	20 October 2011	US	2011/0234142	A1	
				DE	102011012385	A1	
				CN	102207730	A	
JP	2000-99123	A	07 April 2000	(Family: none)			
JP	8-339216	A	24 December 1996	(Family: none)			
JP	2021-92954	A	17 June 2021	US	2021/0174227	A1	
				DE	102020132093	A1	
				CN	112947308	A	
CN	112558547	A	26 March 2021	(Family: none)			
JP	2014-113674	A	26 June 2014	(Family: none)			

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（IPC）） H03M 7/30(2006.01)i; G05B 19/404(2006.01)i; G05B 19/408(2006.01)i FI: G05B19/408 Z; G05B19/404 G; H03M7/30 Z										
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）） G05B 19/18-19/416; H03M 7/30-7/50										
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										
<table border="0"> <tr> <td>日本国実用新案公報</td> <td>1922-1996年</td> </tr> <tr> <td>日本国公開実用新案公報</td> <td>1971-2022年</td> </tr> <tr> <td>日本国実用新案登録公報</td> <td>1996-2022年</td> </tr> <tr> <td>日本国登録実用新案公報</td> <td>1994-2022年</td> </tr> </table>			日本国実用新案公報	1922-1996年	日本国公開実用新案公報	1971-2022年	日本国実用新案登録公報	1996-2022年	日本国登録実用新案公報	1994-2022年
日本国実用新案公報	1922-1996年									
日本国公開実用新案公報	1971-2022年									
日本国実用新案登録公報	1996-2022年									
日本国登録実用新案公報	1994-2022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								
A	JP 2011-209897 A（ファナック株式会社）20.10.2011（2011-10-20）	1-8								
A	JP 2000-99123 A（松下電器産業株式会社）07.04.2000（2000-04-07）	1-8								
A	JP 8-339216 A（三菱電機株式会社）24.12.1996（1996-12-24）	1-8								
A	JP 2021-92954 A（ファナック株式会社）17.06.2021（2021-06-17）	1-8								
A	CN 112558547 A（CHENGDU AIRCRAFT INDUSTRIAL (GROUP) CO., LTD.）26.03.2021（2021-03-26）	1-8								
A	JP 2014-113674 A（広機工株式会社）26.06.2014（2014-06-26）	1-8								
A	MNIH, Volodymyr et al., Human-level control through deep reinforcement learning, Nature, 2015, Vol. 518, pp. 529-533, ISSN 1476-4687, <DOI: 10.1038/nature14236> 全文	1-8								
☐ 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。										
<table border="0"> <tr> <td> * 引用文献のカテゴリー “A” 特に関連のある文献ではなく、一般的な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 </td> <td> “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 </td> </tr> </table>			* 引用文献のカテゴリー “A” 特に関連のある文献ではなく、一般的な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						
* 引用文献のカテゴリー “A” 特に関連のある文献ではなく、一般的な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 29.07.2022	国際調査報告の発送日 09.08.2022									
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） 永田 和彦 3C 3116 電話番号 03-3581-1101 内線 3324									

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/JP2022/025415

引用文献			公表日	パテントファミリー文献			公表日
JP	2011-209897	A	20.10.2011	US	2011/0234142	A1	
				DE	102011012385	A1	
				CN	102207730	A	
JP	2000-99123	A	07.04.2000	(ファミリーなし)			
JP	8-339216	A	24.12.1996	(ファミリーなし)			
JP	2021-92954	A	17.06.2021	US	2021/0174227	A1	
				DE	102020132093	A1	
				CN	112947308	A	
CN	112558547	A	26.03.2021	(ファミリーなし)			
JP	2014-113674	A	26.06.2014	(ファミリーなし)			