(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)

WIPO | PCT

(10) 国際公開番号
**WO 2023/248482 A1**

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

(21) 国際出願番号： PCT/JP2022/025416

(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 大二朗 (**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).

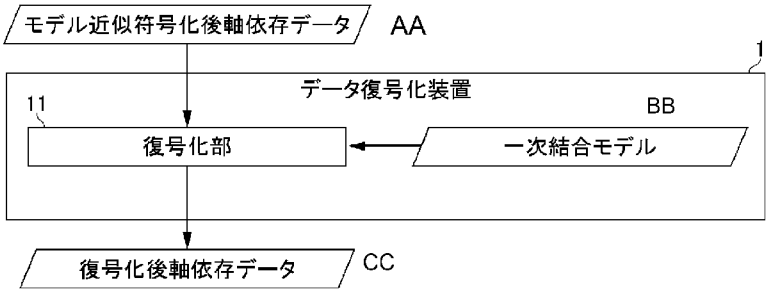
(74) 代理人: 正林 真之，外(**SHOBAYASHI Masayuki** et al.); 〒1000005 東京都千代田区丸の内１－７－１２ サピアタワー Tokyo (JP).

(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,

**(54) Title:** DATA DECODING DEVICE, ERROR CORRECTION SYSTEM, AND DATA DECODING PROGRAM

**(54)** 発明の名称： データ復号化装置、誤差補正システム及びデータ復号化プログラム




1 Data decoding device
11 Decoding unit
AA Post-model approximation encoding axis-dependent data
BB Linear combination model
CC Post-decoding axis-dependent data

**(57) Abstract:** Provided is a data decoding technique that enables decoding of post-encoding axis-dependent data obtained by encoding axis-dependent data that depends on the coordinate value of each axis of an industrial machine. A data decoding device 1 comprises a decoding unit 11 that generates post-model approximation decoding axis-dependent data which is obtained by decoding model approximation encoded axis-dependent data on the basis of: a linear combination model that approximates axis-dependent data that depends on the coordinate value of each axis of an industrial machine, as a linear combination of respective axis data of the industrial machine; and post-model approximation encoding axis-dependent data which is obtained by model approximation by the linear combination model.

**(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た符号後軸依存データを復号化可能なデータ復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、一次結合モデルによりモデル近似されたモデル近似符号化軸依存データと、に基づいて、モデル近似符号化軸依存データを復号化したモデル近似復号化後軸依存データを生成する復号化部１１を備える、データ復号化装置１である。

WO 2023/248482 A1

［続葉有］

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).

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 ：

## データ復号化装置、誤差補正システム及びデータ復号化プログラム

## 技術分野

[0001]　本開示は、データ復号化装置、誤差補正システム及びデータ復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技術によるデータの圧縮が困難である。

[0007] そこで本発明者は、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なデータ符号化技術の検討を進めている。本開示は、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た符号後軸依存データを復号化可能なデータ復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、符号化されたデータを復号化するデータ復号化装置であって、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、前記一次結合モデルによりモデル近似されたモデル近似符号化軸依存データと、に基づいて、前記モデル近似符号化軸依存データを復号化したモデル近似復号化後軸依存データを生成する復号化部を備える、データ復号化装置である。

[0009] また本開示の他の態様は、産業機械の誤差を補正する誤差補正システムであって、補正部と、本開示の一態様のデータ復号化装置と、を備え、前記補正部は、前記復号化後軸依存データに基づいて前記産業機械の誤差を補正する、誤差補正システムである。

[0010] また本開示の他の態様は、符号化されたデータを復号化するデータ復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、前記一次結合モデルによりモデル近似されたモデル近似符号化軸依存データと、に基づいて、前記モデル近似符号化軸依存データを復号化したモデル近似復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復号化プログラムである。

## 発明の効果

[0011] 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た符号後軸依存データを復号化可能なデータ復号化技術を提供することができる。

## 図面の簡単な説明

[0012] [図1]第１実施形態に係るデータ復号化装置の構成を示す図である。

[図2]データ符号化装置の第１の例の構成を示す図である。

[図3]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4]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5]各値の出現頻度が一様なデータを示す図である。

[図6]Ｘ軸の各軸誤差を示す図である。

[図7]Ｙ軸の各軸誤差を示す図である。

[図8]座標値（$X_2$、$Y_1$）における誤差量を示す図である。

[図9]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10]図８の部分拡大図である。

[図11]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12]軸依存データの一例を示す図である。

[図13]図１２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14]データ符号化装置の第２の例の構成を示す図である。

[図15]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16]分割後軸依存データの一例を示す図である。

[図17]データ符号化装置の第３の例の構成を示す図である。

[図18]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19]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20]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21]データ符号化装置の第４の例の構成を示す図である。

[図22]近似誤差（ベクトルγ［Ｘ］［Ｙ］）を示す図である。

[図23]データ符号化装置の第５の例の構成を示す図である。

[図24]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。

[図25]近似誤差（ベクトルγ［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26]データ符号化装置の第６の例の構成を示す図である。

[図27]データ符号化装置の第７の例の構成を示す図である。

[図28]機械学習装置による学習処理の手順を示すフローチャートである。

[図29]第２実施形態に係るデータ復号化装置の構成を示す図である。

[図30]第３実施形態に係るデータ復号化装置の構成を示す図である。

[図31]第１実施形態に係るデータ復号化装置を備える誤差補正システムの構成を示す図である。

[図32]補正部による誤差補正を説明するための図である。

## 発明を実施するための形態

[0013] 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。

[0014] ［第１実施形態］

産業機械の各軸の誤差補正に用いられる誤差量等の軸依存データは、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。そのため、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、軸依存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復号化装置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したデータを復号化可能なデータ復号化装置である。

[0015] 図１は、第１実施形態に係るデータ復号化装置１の構成を示す図である。図１に示されるように、データ復号化装置１は、復号化部１１を備える。復号化部１１は、モデル近似符号化後軸依存データと、一次結合モデルと、に基づいて、復号化後軸依存データとしてモデル近似復号化後軸依存データを生成する。

[0016] ＜データ符号化装置＞

先ず、データ復号化装置１の構成を説明する前に、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装置について、従来のデータ符号化技術とともに詳しく説明する。

[0017] （第１の例）

図２は、データ符号化装置の第１の例の構成を示す図である。図２に示されるように、データ符号化装置１０１は、モデル近似符号化部１１１を備える。モデル近似符号化部１１１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モデル近似符号化後軸依存データ（以下、符号化後軸依存データともいう）を生成する。

[0018] 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。

[0019] ここで、図３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４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３及び図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３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４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。

[0020] これに対して、図５は、各値の出現頻度が一様なデータを示す図である。図３及び図４と同様に、図５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５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。

[0021] 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。

[0022] 図６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６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。

[0023] また、図７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７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。

[0024] 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$X_1$、・・・$X_L$における誤差量（ベクトル$E[X^1]$・・・$[X^L]$）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。

[0025]

[数1]

$$\vec{E}[X^1]\cdots[X^L] := \sum_{l=1}^{L}\overrightarrow{E_{X^l}}[X^l]$$ ・・数式（１）

[0026]　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。

[0027]　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８は、座標値（$X_2$、$Y_1$）における誤差量を示す図である。図８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。

[0028] [数2]

$$\vec{E}[X_2][Y_1] = \overrightarrow{E_X}[X_2] + \overrightarrow{E_Y}[Y_1]$$ ・・数式（２）

[0029]　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。

[0030]　また、各軸誤差は一次独立ではなく、誤差量（ベクトルＥ［$X^1$］・・・［$X^L$］）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［$X^1$］・・・［$X^L$］）は、相関項（ベクトルδ［$X^1$］・・・［$X^L$］）を含み、各軸誤差の一次結合では表されない場合もある。

[0031]

[数3]

$$\vec{E}[X^1]\cdots[X^L] \coloneqq \sum_{l=1}^{L} \overrightarrow{E_{X^l}}[X^l] + \vec{\delta}[X^1]\cdots[X^L]$$ ・・数式（３）

[0032]　図９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９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［$X^1$］・・・［$X^L$］）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δ［$X^1$］・・・［$X^L$］）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。

[0033]　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１０は、図９の部分拡大図であるが、図１０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δ［$X^1$］・・・［$X^L$］）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軸方向の一列の誤差量（ベクトル$E_X$［Ｘ］）とＹ軸方向の一列の誤差量（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。

[0034] [数4]

$$\vec{E}[X][Y] \coloneqq \overrightarrow{E_X}[X] + \overrightarrow{E_Y}[Y]$$ ・・数式（４）

[0035] 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１１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１１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。

[0036] 以上を踏まえ、データ符号化装置１０１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、データ符号化装置１０１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。

[0037] 図２に戻って、データ符号化装置１０１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。

[0038] データ符号化装置１０１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。

[0039] データ符号化装置１０１が備えるモデル近似符号化部１１１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１０１の記憶部に格納されている。

[0040] 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。

[0041] 以下、モデル近似符号化部１１１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１２及び図１３を参照して詳しく説明する。

[0042] 図１２は、軸依存データの一例を示す図である。図１２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１２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１２に示される軸依存データの例では、合計でＮ×Ｍ点の各軸データ（各軸誤差）を有する。

[0043] 図１３は、図１２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［$X^1$］・・・［$X^L$］）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δ［$X^1$］・・・［$X^L$］）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１３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Ｅａ［$X^1$］・・・［$X^L$］）で誤差量を表現することができる。即ち、誤差量は、Ｘ軸方向の一列の誤差量（ベクトル$Ea_X$［Ｘ］）とＹ軸方向の一列の誤差量（ベクトル$Ea_Y$［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１３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。

[0044] [数5]

$$\overrightarrow{Ea}[X^1]\cdots[X^L] := \sum_{l=1}^{L}\overrightarrow{Ea_{X^l}}[X^l] + \vec{c}$$

・・数式（５）

[0045] 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$Ea_{X^l}$［$X^l$］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。

[0046] [数6]

$$X^1 := [X_1^1, \cdots, X_{N^1}^1]\cdots X^L := [X_1^L, \cdots, X_{N^L}^L]$$

・・数式（６）

[0047] [数7]

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

・・数式（７）

[0048]

[数8]

$$\overrightarrow{Ea_{X^l}}[X^l] := \vec{E}[x^1]\cdots[X^l]\cdots[x^L]$$ ・・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。

[0049]　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。

[0050]　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Ｅａ［$X_1$］・・・［$X_L$］）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［$X^1$］・・・［$X^L$］）と、近似後の誤差量（ベクトルＥａ［$X^1$］・・・［$X^L$］）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Ｅａ［$X_1$］・・・［$X_L$］）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１０１の記憶部に格納され、モデル近似符号化部１１１によるモデル近似符号化に利用される。

[0051] [数9]

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

・・数式（９）

[0052]　このようにデータ符号化装置１０１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。ひいてはデータ符号化装置１０１によれば、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。

[0053] （第２の例）

図１４は、データ符号化装置の第２の例の構成を示す図である。図１４に示されるように、データ符号化装置１０２は、軸依存データ分割部１２２を備える点においてデータ符号化装置１０１と相違する。また、モデル近似符号化部１２１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、上述の第１の例のモデル近似符号化部１１１と相違する。これら相違点以外の構成については、第１の例と共通である。

[0054] 上述のデータ符号化装置１０１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、データ符号化装置１０２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。

[0055] 軸依存データ分割部１２２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１５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１５に示されるように、データ符号化装置１０２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１５に示される例では、軸依存データは１５×１５＝２２５点の格子状に区画されている。軸依存データ分割部１２２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。

[0056] 軸依存データ分割部１２２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１２２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。

[0057] 図１６は、分割後軸依存データの一例を示す図である。図１６に示される例では、データ符号化装置１０２に入力された軸依存データは、軸依存データ分割部１２２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１２１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。

[0058] モデル近似符号化部１２１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１２１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。

[0059] このようにデータ符号化装置１０２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。

[0060] （第３の例）

図１７は、データ符号化装置の第３の例の構成を示す図である。図１７に示されるように、データ符号化装置１０３は、軸依存データ分割部１３２の構成が上述の軸依存データ分割部１２２と相違する点において、第２の例と

相違する。この相違点以外の構成については、第２の例と共通である。

[0061] 上述のデータ符号化装置１０２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、データ符号化装置１０３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。

[0062] 図１７に示されるように、軸依存データ分割部１３２は、動的計画法処理部１３３を備える。動的計画法処理部１３３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１３３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１３４と、軸依存データの部分分割部１３５と、部分的軸依存データの最適化結果結合部１３６と、を備える。

[0063] ここで、動的計画法処理部１３３により実行される動的計画法について、詳しく説明する。

[0064] 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。

[0065] そこで、本実施形態の動的計画法処理部１３３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１３４を備える。即ち、モデル近似符号化後の最適性評価部１３４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の例で詳述するように、上述の第１の例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。

[0066] また動的計画法処理部１３３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１３５を備える。軸依存データの部分分割部１３５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１３５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－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１３５による軸依存データの分割については、後段で詳述する。

[0067] また動的計画法処理部１３３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１３６を備える。部分的軸依存データの最適化結果結合部１３６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１３６は、例えば、上述の軸依存データの部分分割部１３５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－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１３６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。

[0068] 以下、動的計画法処理部１３３による軸依存データの分割について、上述の図１５及び図１６、図１８及び図１９を参照して詳しく説明する。

[0069] 上述の図１５に示したように、軸依存データは、例えば１５×１５＝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１３３により区間分割すると、例えば図１６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１３３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。

[0070] 図１８は、動的計画法処理部１３３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１３３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。

[0071] 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１３３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。

[0072] 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Ｅａ［$X_1$］・・・［$X_L$］）を生成する。その後、ステップＳ３に進む。

[0073] 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。

[0074] 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。

[0075] ステップＳ５では、ｎがＬより大きいか否かを判別する。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。

[0076] 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。

[0077] 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。

[0078] 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～$LP^+$が得られることになる。その後、ステップＳ８に進む。

[0079] 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。

[0080] 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～$LM^+$が得られることになる。その後、ステップＳ１０に進む。

[0081] 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。

[0082] 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Ｓ６～Ｓ１０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Ｓ１１では、ステップＳ６～Ｓ１０で得られた最適化結果１Ｐ～ＬＰ$^{+}$、１Ｍ～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～ＬＰ$^{+}$、１Ｍ～ＬＭ$^{+}$のそれぞれについて、ステップＳ３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。

[0083] ここで、上述のステップＳ７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１９及び図２０に示す具体例を挙げてさらに詳しく説明する。図１９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２０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１９及び図２０では、分割区間毎に異なる番号を付して示している。

[0084] 図１９に示されるように、先ず、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。

[0085] 次いで、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２０に示されるように拡張後区間１～５を生成する。

[0086] 次いで、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２０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。

[0087] 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２０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。

[0088] 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２０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。

[0089] また、拡張前の区間がＮＧ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２０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。

[0090] 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ＮＧ区間、即ち制約を満たさず近似できない区間としてよい。

[0091] このようにデータ符号化装置１０３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の例）

図２１は、データ符号化装置の第４の例の構成を示す図である。図２１に示されるように、データ符号化装置１０４は、モデル近似符号化部１４１が近似誤差算出部１４２を備える点において、上述のモデル近似符号化部１１１と相違する。また、データ符号化装置１０４は近似誤差符号化部１４３を備える点において、上述のデータ符号化装置１０１と相違する。これら相違点以外の構成については、第１の例と共通である。

[0093] 近似誤差算出部１４２は、近似誤差量を算出する。近似誤差算出部１４２は、モデル近似符号化部１４１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１４３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１４２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１４１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１４３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の例で説明したように、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Ｅａ［$X^1$］・・・［$X^L$］）で誤差量を表現した場合、近似誤差（ベクトルγ［$X^1$］・・・［$X^L$］）は、下記数式（１０）で表される。

[0097] [数10]

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

[0098] 数式（１０）中、ベクトルＥ［$X^1$］・・・［$X^L$］は、モデル近似する前の元の誤差量であり、ベクトルＥａ［$X^1$］・・・［$X^L$］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γ［$X^1$］・・・［$X^L$］）であることが分かる。

[0099] ここで、近似モデル（ベクトルＥａ［$X^1$］・・・［$X^L$］）は最尤推定モデルであるため、近似誤差（ベクトルγ［$X^1$］・・・［$X^L$］）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２２は、近似誤差（ベクトルγ［Ｘ］［Ｙ］）を示す図である。図２２に示されるように、近似誤差（ベクトルγ［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［$X^1$］・・・［$X^L$］）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［$X^1$］・・・［$X^L$］）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［$X^1$］・・・［$X^L$］）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［$X^1$］・・・［$X^L$］）を符号化してもよい。

[0101] 近似モデル（ベクトルＥａ［$X^1$］・・・［$X^L$］）単独では、元の誤差量（ベクトルＥ［$X^1$］・・・［$X^L$］）と比べて、近似誤差（ベクトルγ［$X^1$］・・・［$X^L$］）分異なり、また、近似誤差（ベクトルγ［$X^1$］・・・［$X^L$］）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［$X^1$］・・・［$X^L$］）を符号化し、近似モデル（ベクトルＥａ［$X^1$］・・・［$X^L$］）と合わせることで、元の誤差量（ベクトルＥ［$X^1$］・・・［$X^L$］）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] このようにデータ符号化装置１０４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。

[0103] （第５の例）

図２３は、データ符号化装置の第５の例の構成を示す図である。図２３に示されるように、データ符号化装置１０５は、所定トレランス以上の近似誤差除去部１５３をさらに備える点において、上述のデータ符号化装置１０４と相違する。また、近似誤差符号化部１５４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、上述の近似誤差符号化部１４３と相違する。これら相違点以外の構成については、第４の例と共通である。

[0104] 近似誤差除去部１５３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２４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２４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１５３により除去する。

[0105] また、図２５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１５３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。

[0106] 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１５３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。

[0107] 近似誤差符号化部１５４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１５４は、近似誤差（ベクトルγ［$X^1$］・・・［$X^L$］）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。

[0108] 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。

[0109] このようにデータ符号化装置１０５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。

[0110] （第６の例）

図２６は、データ符号化装置の第６の例の構成を示す図である。図２６に示されるように、データ符号化装置１０６は、モデル近似符号化後データ符号化部１６２をさらに備える点において上述のデータ符号化装置１０１と相違する。この相違点以外は、第１の例と共通の構成である。

[0111] モデル近似符号化後データ符号化部１６２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、モデル近似符号化後データ符号化部１６２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。

[0112] 上述の第１の例で説明したように、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Ｅａ［$X^1$］・・・［$X^L$］）で誤差量を表現した場合、ベクトル$Ea_X{}^l$［$X^l$］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$Ea_X{}^l$［$X^l$］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Ｅａ［$X^1$］・・・［$X^L$］）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。

[0113] このようにデータ符号化装置１０６によれば、モデル近似符号化後データ符号化部１６２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。

[0114] （第７の例）

図２７は、データ符号化装置の第７の例の構成を示す図である。図２７に示されるように、データ符号化装置１０７は、動的計画法の代わりに機械学習装置１０９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、上述のデータ符号化装置１０３と相違する。この相違点以外の構成については、第３の例と共通である。

[0115] 機械学習装置１０９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１０９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１０９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１０９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１０９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。

[0116] 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１０９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。

[0117] 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１０９は、最終的にＱ（ｓ，ａ）＝Ｅ［Σ（$\gamma^{t}$）$r_{t}$］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、Σ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（１

１）のように表すことができる。

[0118] [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）

[0119] 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、$a_t$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＜γ≦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＜α≦１の範囲とする。

[0120] 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。

[0121] 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。

[0122] 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 Mnih1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。

[0123] 従って、上述の強化学習を実行するために機械学習装置１０９は、図２７に示されるように、状態観測部１９１と、判定データ取得部１９２と、学習部１９３と、意思決定部１９４と、を備える。また、学習部１９３は、報酬計算部１９５と、価値関数更新部１９６と、を備える。

[0124] 状態観測部１９１は、データ符号化装置１０７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１９１は、取得した軸依存データを学習部１９３に出力する。

[0125] 判定データ取得部１９２は、データ符号化装置１０７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１９２は、取得した近似不可点数及び近似後データ量を学習部１９３に出力する。

[0126] 学習部１９３の報酬計算部１９５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１９５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１９５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。

[0127] 学習部１９３の価値関数更新部１９６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１９６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。

[0128] 意思決定部１９４は、価値関数更新部１９６から更新した価値関数を取得する。また、意思決定部１９４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１０７に出力する。

[0129] 図２８は、機械学習装置１０９による学習処理の手順を示すフローチャートである。

[0130] ステップＳ２１では、先ず、機械学習装置１０９からデータ符号化装置１０７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１０７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。

[0131] ステップＳ２２では、機械学習装置１０９がデータ符号化装置１０７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。

[0132] ステップＳ２３では、機械学習装置１０９がデータ符号化装置１０７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。

[0133] ステップＳ２４では、判定条件１として、データ符号化装置１０７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Ｓ２

６に進んで報酬を減少する。その後、ステップＳ２７に進む。

[0134] ステップＳ２７では、判定条件２として、データ符号化装置１０７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。

[0135] ステップＳ３０では、価値関数更新部１９６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１９６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。

[0136] 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。

[0137] このようにデータ符号化装置１０７によれば、機械学習装置１０９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。

[0138] 以上説明したデータ符号化装置の各例では、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。

[0139] 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。

[0140] 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。

[0141] 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。

[0142] 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。

[0143] 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。

[0144] 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。

[0145] なお、上述の第４の例では、モデル近似符号化部１４１が近似誤差算出部１４２を備える構成としたが、例えば、データ符号化装置１０４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。

[0146] また、上述の第４の例では、近似誤差算出部１４２を備える構成を第１の例に適用したが、これに制限されず、第２の例や第３の例にも適用することができる。また、上述の第６の例では、モデル近似符号化後データ符号化部１６２を備える構成を第１の例に適用したが、これに制限されず、他の例にも適用することができる。このように、上述の各例は、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。

[0147] また、上述の第７の例では、データ符号化装置１０７とは別に、機械学習装置１０９を設けたが、これに制限されず、データ符号化装置１０７の内部に機械学習装置を設けてもよい。

[0148] ＜データ復号化装置＞

図１に戻って、第１実施形態に係るデータ復号化装置１について説明する。

[0149] 図１に示されるように、データ復号化装置１は、復号化部１１を備える。復号化部１１は、モデル近似符号化後軸依存データと、一次結合モデルと、に基づいて、復号化後軸依存データとしてモデル近似復号化後軸依存データを生成する。

[0150] データ復号化装置１は、上述の各データ符号化装置と同様に、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。

[0151] データ復号化装置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。

[0152] 復号化部１１は、入力データとして、各軸データの一次結合によるモデル近似符号化後軸依存データを取得する。このモデル近似符号化後軸依存データは、上述の各データ符号化装置により生成される。上述の通り、対象軸数をＬとし、Ｌ個の対象軸名称をそれぞれ$X^1$～$X^L$とすると、モデル近似符号化後軸依存データは、上述の数式（７）で表される定数ベクトルｃと、Ｌ個の各軸データ（各軸誤差）であるベクトル$Ea_{X^1}[X^1]$～ベクトル$Ea_{X^L}[X^L]$と、Ｌ個の各軸データの各々の要素数$N_{X^1}$～$N_{X^L}$と、の情報を含む。ここで、各軸データ（各軸誤差）は、下記数式（１２）で表されるように、要素数分、ベクトルを並べたものであるとする。

[0153] [数12]

$$\overrightarrow{Ea_{X^l}}[X^l] = \left\{\overrightarrow{v_1}, \overrightarrow{v_2}, \cdots, \overrightarrow{u_{N_{X^l}}}\right\}$$

・・数式（１２）

[0154] また、一次結合モデルは、例えばデータ復号化装置１の記憶部に格納されており、上述した下記数式（５）で表される。モデル近似符号化後軸依存データはこの一次結合モデルに従うため、復号化部１１は、この数式（５）で表される一次結合式により、モデル近似復号化後軸依存データとしてのベクトル$Ea[X^1]\cdots[X^L]$を算出する。

[0155] [数13]

$$\overrightarrow{Ea}[X^1]\cdots[X^L] := \sum_{l=1}^{L} \overrightarrow{Ea_{X^l}}[X^l] + \vec{c}$$

・・数式（５）

[0156]　データ復号化装置１による復号化について、具体例を挙げてより詳しく説明する。例えば、対象軸数が２で、２個の対象軸名称をそれぞれＸ、Ｙとする。このとき、定数ベクトルｃ、２個の各軸データ（各軸誤差）としてのベクトルＥａ$_X$［Ｘ］及びベクトルＥａ$_Y$［Ｙ］と、各々の要素数Ｎ$_X$及びＮ$_Y$が、上記数式（５）に入力される。例えば、Ｎ$_X$＝４、Ｎ$_Y$＝３としたときの各軸データ（各軸誤差）としてのベクトルＥａ$_X$［Ｘ］及びベクトルＥａ$_Y$［Ｙ］の一例は、下記数式（１３）及び数式（１４）によりそれぞれ表される。

[0157] [数14]

$$\overrightarrow{Ea_X}[X] = \{\overrightarrow{u_1}, \overrightarrow{u_2}, \overrightarrow{u_3}, \overrightarrow{u_4}\}$$ ・・数式（１３）

[0158] [数15]

$$\overrightarrow{Ea_Y}[Y] = \{\overrightarrow{v_1}, \overrightarrow{v_2}, \overrightarrow{v_3}\}$$ ・・数式（１４）

[0159]　このとき、モデル近似復号化後軸依存データとしてのベクトルＥａ［Ｘ］［Ｙ］は、下記数式（１５）で表される。

[0160] [数16]

$$\overrightarrow{Ea}[X][Y] \coloneqq \overrightarrow{Ea_X}[X] + \overrightarrow{Ea_Y}[Y] + \vec{c}$$ ・・数式（１５）

[0161]　従って、例えばベクトルＥａ［３］［１］であれば、ベクトルＥａ$_X$［３］＝ベクトルｕ$_3$、ベクトルＥａ$_Y$［１］＝ベクトルｖ$_1$であるから、ベクトルＥａ［３］［１］は下記数式（１６）で表されることになる。

[0162] [数17]

$$\overrightarrow{Ea}[3][1] \coloneqq \overrightarrow{u_3} + \overrightarrow{v_1} + \vec{c}$$ ・・数式（１６）

[0163] 本実施形態によれば、以下の効果が奏される。

[0164] 本実施形態に係るデータ復号化装置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、一次結合モデルによりモデル近似されたモデル近似符号化軸依存データと、に基づいて、モデル近似符号化軸依存データを復号化したモデル近似復号化後軸依存データを生成する復号化部１１を設けた。これにより、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た符号後軸依存データを復号化することができる。ひいては、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して利用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。

[0165] ［第２実施形態］

図２９は、第２実施形態に係るデータ復号化装置の構成を示す図である。図２９に示されるように、第２実施形態に係るデータ復号化装置２は、近似誤差復号化部２２と、近似誤差量結合部２３と、を備える点において第１実施形態に係るデータ復号化装置１と相違する。また、復号化部２１で生成されるモデル近似復号化後軸依存データに、復号化後近似誤差量を結合することにより復号化後軸依存データを生成する点において、第１実施形態と相違する。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。

[0166] 近似誤差復号化部２２は、軸依存データを一次結合モデルによりモデル近似したときに得られる近似誤差量を符号化した符号化後近似誤差量を取得する。また、近似誤差復号化部２２は、取得した符号化後近似誤差量を復号化して復号化後近似誤差量を生成する。符号化後近似誤差量は、上述の第４の例のデータ符号化装置１０４において、近似誤差符号化部４３により近似誤差量を符号化することで生成される。

[0167] 近似誤差量結合部２３は、復号化部２１で生成されたモデル近似復号化後軸依存データと、近似誤差復号化部２２で生成された復号化後近似誤差量とを取得する。また、近似誤差量結合部２３は、取得したモデル近似復号化後軸依存データに、取得した復号化後近似誤差量を結合することにより、近似

誤差量結合後の復号化後軸依存データを生成する。ここで、結合方法としては特に制限されない。例えば加算であってよく、近似誤差量結合部２３は、モデル近似復号化後軸依存データに復号化後近似誤差量を加算することにより、近似誤差量結合後の復号化後軸依存データを生成することができる。

[0168] 本実施形態によれば、以下の効果が奏される。

[0169] 本実施形態に係るデータ復号化装置２では、軸依存データを一次結合モデルによりモデル近似したときに得られる近似誤差量を符号化した符号化後近似誤差量を取得し、符号化後近似誤差量を復号化して復号化後近似誤差量を生成する近似誤差復号化部２２を設けた。また、本実施形態に係るデータ復号化装置２では、モデル近似復号化後軸依存データに復号化後近似誤差量を結合することにより、近似誤差量結合後の復号化後軸依存データを生成する近似誤差量結合部２３を設けた。これにより本実施形態によれば、符号化した軸依存データを復号化できるうえ、符号化した近似誤差量を復号化して結合できるため、例えば符号化後近似誤差量が所定トレランスを超える近似誤差量を除去したものでなければ、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。

[0170] なお本実施形態では、復号化後近似誤差量を近似誤差復号化部２２により生成する構成としたが、復号化後近似誤差量の代わりに、上述のデータ符号化装置にて軸依存データをモデル近似符号化したことにより生じた近似誤差量を用いてもよい。この場合、近似誤差復号化部２２は不要である。これにより、復号化後軸依存データは、モデル近似符号化前の軸依存データと一致する。即ち、本実施形態のデータ復号化装置２は、元の軸依存データを欠損なく復号化することが可能となる。

[0171] ［第３実施形態］

図３０は、第３実施形態に係るデータ復号化装置の構成を示す図である。図３０に示されるように、第３実施形態に係るデータ復号化装置３は、所定トレランスを超える近似誤差量結合部３４を備える点において第２実施形態に係るデータ復号化装置２と相違する。また、近似誤差量結合後の復号化後

軸依存データに所定トレランスを超える近似誤差量を結合することにより復号化後軸依存データを生成する点において、第２実施形態と相違する。これら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。

[0172] ここで、本実施形態の近似誤差復号化部３２で複合化される符号化後近似誤差量は、上述の第５の例のデータ符号化装置１０５において、近似誤差符号化部１５４により所定トレランス以内の近似誤差量を符号化することにより生成されたものである。即ち、本実施形態で用いられる近似誤差量は、所定トレランスを超える近似誤差量が除去された所定トレランス以内の近似誤差量である。

[0173] 所定トレランスを超える近似誤差量結合部３４は、所定トレランスを超える近似誤差量を取得し、近似誤差量結合後の復号化後軸依存データに所定トレランスを超える近似誤差量を結合することにより、復号化後軸依存データを生成する。ここで、結合方法としては特に制限されない。例えば加算であってよく、所定トレランスを超える近似誤差量結合部３４は、近似誤差量結合後の復号化後軸依存データに所定トレランスを超える近似誤差量を加算することにより、復号化後軸依存データを生成することができる。

[0174] 所定トレランスを超える近似誤差量は、上述の第５の例のデータ符号化装置１０５において、所定トレランスを超える近似誤差除去部１５３により生成される。即ち、この近似誤差除去部１５３により近似誤差量から所定トレランス以内の近似誤差量を差し引くことで生成された所定トレランスを超える近似誤差量が、本実施形態の所定トレランスを超える近似誤差量結合部３４で用いられる。

[0175] 本実施形態によれば、以下の効果が奏される。

[0176] 本実施形態に係るデータ復号化装置３では、近似誤差量を、所定トレランスを超える近似誤差量が除去された所定トレランス以内の近似誤差量とした。また、本実施形態に係るデータ復号化装置３では、所定トレランスを超える近似誤差量を取得し、近似誤差量結合後の復号化後軸依存データに所定トレランスを超える近似誤差量を結合することにより復号化後軸依存データを

生成する、所定トレランスを超える近似誤差量結合部を設けた。これにより本実施形態によれば、符号化した軸依存データを復号化でき、これに対して、符号化した近似誤差量を復号化して結合できるとともに所定トレランスを超える近似誤差量も結合できるため、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。

[0177] ［第４実施形態］

図３１は、第１実施形態に係るデータ復号化装置１を備える誤差補正システム２００の構成を示す図である。本実施形態に係る誤差補正システム２００は、データ復号化装置１により生成される復号化後軸依存データを用いて、産業機械の誤差を補正するものである。

[0178] 誤差補正システム２００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。

[0179] 誤差補正システム２００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。

[0180] 図３１に示されるように、誤差補正システム２００は、データ復号化装置１と、指令解析部２０１と、補正部２０２と、補間部２０３と、Ｘ軸用加減速部２０４と、Ｙ軸用加減速部２０５と、Ｚ軸用加減速部２０６と、Ｘ軸サーボ２０７と、Ｙ軸サーボ２０８と、Ｚ軸サーボ２０９と、を備える。データ復号化装置１の詳細については、上述した通りである。

[0181] 指令解析部２０１は、加工プログラムをブロック毎に読み出して解析し、解析結果に基づいて工作機械等の各制御軸の移動を指令する移動指令データ

を生成する。指令解析部２０１は、生成した移動指令データを後述の補正部２０２へ送信する。

[0182] 補正部２０２は、指令解析部２０１から取得した移動指令データを、データ復号化装置１により生成された復号化後軸依存データに基づいて補正する。補正部２０２による補正処理については、後段で詳述する。

[0183] 補間部２０３は、指令解析部２０１から生成されて補正部２０２で補正された移動指令データに基づいて、指令経路上の点を所定の補間周期で補間計算した補間データを生成する。補間部２０３は、生成した補間データを、後述のＸ軸用加減速部２０４、Ｙ軸用加減速部２０５及びＺ軸用加減速部２０６にそれぞれ分配して送信する。

[0184] Ｘ軸用加減速部２０４、Ｙ軸用加減速部２０５及びＺ軸用加減速部２０６は、補間部２０３から送信された各補間データに基づいて、それぞれ対応するＸ軸サーボ、Ｙ軸サーボ及びＺ軸サーボのパルス信号を補間周期毎に生成する。Ｘ軸用加減速部２０４、Ｙ軸用加減速部２０５及びＺ軸用加減速部２０６は、生成した各パルス信号をＸ軸サーボ、Ｙ軸サーボ及びＺ軸サーボへそれぞれ入力することにより、工作機械の複数の機械要素を複数の制御軸に沿って移動させる。

[0185] 次に、補正部２０２による補正処理について詳しく説明する。先ず、誤差補正システム２００は、入力データとしてモデル近似符号化後軸依存データを取得する。取得されたモデル近似符号化後軸依存データと、一次結合モデルとにより、データ復号化装置１の復号化部１１は、復号化後軸依存データとしてのモデル近似復号化後軸依存データであるベクトルＥａ［$X^1$］・・・［$X^L$］を生成する。

[0186] 図３１に示されるように、誤差補正システム２００が例えばＸ、Ｙ、Ｚの３軸を備える場合には、データ復号化装置１は復号化後軸依存データとしてベクトルＥａ［Ｘ］［Ｙ］［Ｚ］を生成する。ここで、ベクトルＥａ［Ｘ］［Ｙ］［Ｚ］におけるＸ、Ｙ、Ｚは、誤差補正システム２００が備える各軸Ｘ、Ｙ、Ｚの座標値を、各軸の補正点間隔$\Delta_X$、$\Delta_Y$、$\Delta_Z$により量子化したイ

ンデックスであるとする。

[0187] 具体例を挙げて説明する。例えば、各軸の座標値を、（Ｘ、Ｙ、Ｚ）＝（１００．０、４０．０、３０．０）であるとし、各軸の補正点間隔を、（$\Delta_X$、$\Delta_Y$、$\Delta_Z$）＝（２５．０、２０．０、３０．０）であるとすると、各軸座標値を量子化した結果は、（１００．０／２５．０、４０．０／２０．０、３０．０／３０．０）＝（４、２、１）となる。よって、復号化後軸依存データとしてのベクトルＥａ［４］［２］［１］を、各軸座標値（Ｘ、Ｙ、Ｚ）＝（１００．０、４０．０、３０．０）における誤差量とみなし、誤差補正を実行することができる。

[0188] なお、量子化後の値が上述の（４、２、１）のような整数とはならずに小数点以下の端数を持つ場合の誤差補正について、図３２を参照して説明する。図３２は、補正部２０２による誤差補正を説明するための図であり、より詳しくは、量子化後の値が小数点以下の端数を持つ場合の誤差補正を説明するための図である。ここでは、例えば量子化結果が（$n_X+f_X$, $n_Y+f_Y$, $n_Z+f_Z$）であるとする。ただし、$n_X$、$n_Y$、$n_Z$は整数値とし、$f_X$、$f_Y$、$f_Z$は０以上１未満の小数値とする。

[0189] 図３２に示されるように、立方体の８つの頂点の内の１点の復号化後軸依存データをベクトルＥａ［$n_X$］［$n_Y$］［$n_Z$］とし、残りの７つの各頂点の復号化後軸依存データを、ベクトルＥａ［$n_X$＋１］［$n_Y$］［$n_Z$］、ベクトルＥａ［$n_X$＋１］［$n_Y$＋１］［$n_Z$］、ベクトルＥａ［$n_X$＋１］［$n_Y$］［$n_Z$＋１］、ベクトルＥａ［$n_X$＋１］［$n_Y$＋１］［$n_Z$＋１］、ベクトルＥａ［$n_X$］［$n_Y$＋１］［$n_Z$］、ベクトルＥａ［$n_X$］［$n_Y$＋１］［$n_Z$＋１］、ベクトルＥａ［$n_X$］［$n_Y$］［$n_Z$＋１］とする。このとき、図３２に示されるように、立方体内の現在の座標値は（$n_X+f_X$, $n_Y+f_Y$, $n_Z+f_Z$）で表され、上記８つの頂点の復号化後軸依存データを加重和して算出された内分和を、この現在座標値の復号化後軸依存データ、即ち誤差量として誤差補正を実行することができる。

[0190] 本実施形態によれば、以下の効果が奏される。

[0191] 本実施形態に係る誤差補正システム２００では、補正部２０２と、データ復号化装置１と、を設け、補正部２０２を、復号化後軸依存データに基づいて産業機械の誤差を補正する構成とした。これにより本実施形態によれば、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た符号後軸依存データを復号化することができ、ひいては、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して利用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。

[0192] 以上説明したデータ復号化装置の各実施形態では、各データ復号化装置に各処理を実行させるためのデータ復号化プログラムを提供することもできる。即ち、第１のデータ復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、一次結合モデルによりモデル近似されたモデル近似符号化軸依存データと、に基づいて、モデル近似符号化軸依存データを復号化したモデル近似復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復号化プログラムを提供することができる。

[0193] また第１のデータ復号化プログラムにおいて、軸依存データを一次結合モデルによりモデル近似したときに得られる近似誤差量を符号化した符号化後近似誤差量を取得し、符号化後近似誤差量を復号化して復号化後近似誤差量を生成させるステップと、モデル近似復号化後軸依存データに復号化後近似誤差量を結合することにより、近似誤差量結合後の復号化後軸依存データを生成させるステップと、をコンピュータに実行させるための第２のデータ復号化プログラムを提供することができる。

[0194] また第２のデータ復号化プログラムにおいて、近似誤差量を、所定トレランスを超える近似誤差量が除去された所定トレランス以内の近似誤差量とし、所定トレランスを超える近似誤差量を取得し、近似誤差量結合後の復号化後軸依存データに所定トレランスを超える近似誤差量を結合することにより、復号化後軸依存データを生成させるステップと、をコンピュータに実行させるための第３のデータ復号化プログラムを提供することができる。

[0195] また、上述の誤差補正システム２００に上記補正処理を実行させるための誤差補正プログラムであって、復号化後軸依存データに基づいて産業機械の誤差を補正するステップをコンピュータに実行させるための誤差補正プログラムを提供することができる。

[0196] 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。

[0197] 上記第４実施形態では、上記第１実施形態に係るデータ復号化装置１を備える構成としたが、これに制限されない。例えば、上記第２実施形態に係るデータ復号化装置２や、上記第３実施形態に係るデータ復号化装置３を備える構成としてもよい。

## 符号の説明

[0198] １，２，３　データ復号化装置

１１，２１，３１　復号化部

２２，３２　近似誤差復号化部

２３，３３　近似誤差量結合部

３４　所定トレランスを超える近似誤差量結合部

１０１，１０２，１０３，１０４，１０５，１０６，１０７　データ符号化装置

１０９　機械学習装置

１１１，１２１，１３１，１４１，１５１，１６１　モデル近似符号化部

１２２，１３２　軸依存データ分割部

１３３　動的計画法処理部

１３４　モデル近似符号化後の最適性評価部

１３５　軸依存データの部分分割部

１３６　部分的軸依存データの最適化結果結合部

１４２　近似誤差算出部

１４３　近似誤差符号化部

１５２　近似誤差算出部

１５３　所定トレランスを超える近似誤差除去部

１５４　近似誤差符号化部

１６２　モデル近似符号化後データ符号化部

２００　誤差補正システム

２０１　指令解析部

２０２　補正部

２０３　補間部

２０４　Ｘ軸用加減速部

２０５　Ｙ軸用加減速部

２０６　Ｚ軸用加減速部

２０７　Ｘ軸サーボ

２０８　Ｙ軸サーボ

２０９　Ｚ軸サーボ

# 請求の範囲

[請求項1] 符号化されたデータを復号化するデータ復号化装置であって、

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、前記一次結合モデルによりモデル近似されたモデル近似符号化軸依存データと、に基づいて、前記モデル近似符号化軸依存データを復号化したモデル近似復号化後軸依存データを生成する復号化部を備える、データ復号化装置。

[請求項2] 前記軸依存データを前記一次結合モデルによりモデル近似したときに得られる近似誤差量を符号化した符号化後近似誤差量を取得し、前記符号化後近似誤差量を復号化して復号化後近似誤差量を生成する近似誤差復号化部と、

前記モデル近似復号化後軸依存データに前記復号化後近似誤差量を結合することにより、近似誤差量結合後の復号化後軸依存データを生成する近似誤差量結合部と、をさらに備える、請求項１に記載のデータ復号化装置。

[請求項3] 前記近似誤差量は、所定トレランスを超える近似誤差量が除去された所定トレランス以内の近似誤差量であり、

前記所定トレランスを超える近似誤差量を取得し、前記近似誤差量結合後の復号化後軸依存データに前記所定トレランスを超える近似誤差量を結合することにより、復号化後軸依存データを生成する所定トレランス超え近似誤差量結合部をさらに備える、請求項２に記載のデータ復号化装置。

[請求項4] 産業機械の誤差を補正する誤差補正システムであって、

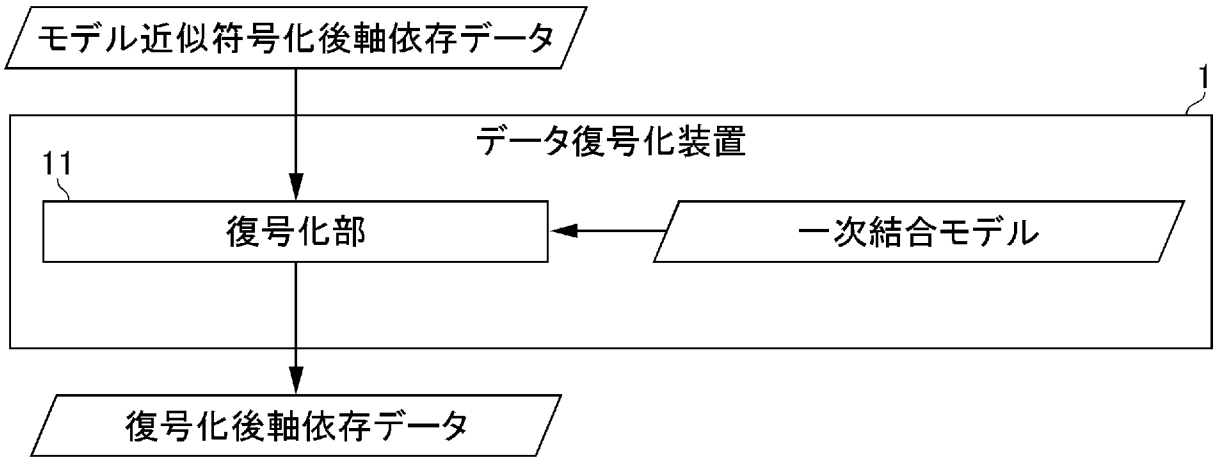
補正部と、請求項１から３いずれかに記載のデータ復号化装置と、を備え、

前記補正部は、前記復号化後軸依存データに基づいて前記産業機械の誤差を補正する、誤差補正システム。

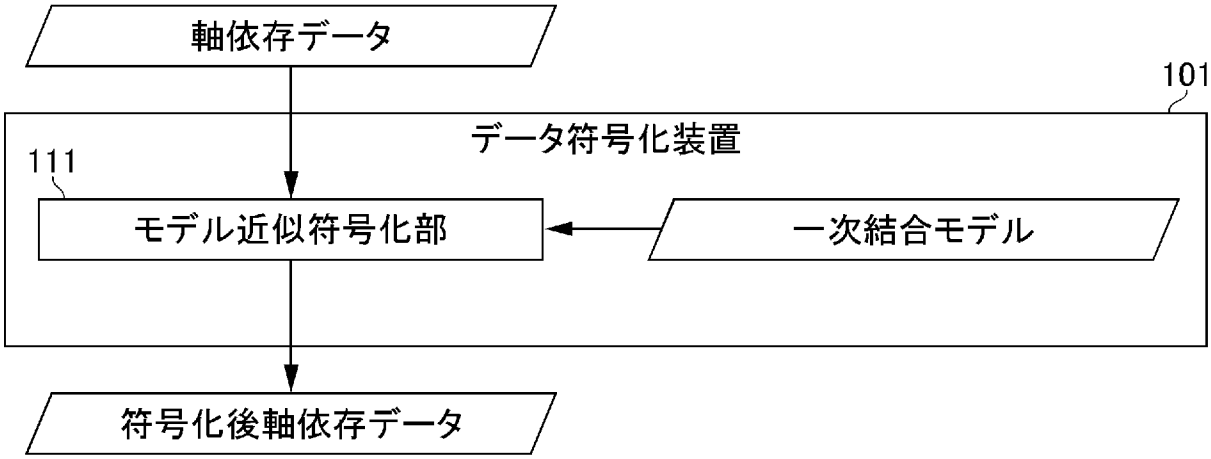
[請求項5] 符号化されたデータを復号化するデータ復号化プログラムであって、

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、前記一次結合モデルによりモデル近似されたモデル近似符号化軸依存データと、に基づいて、前記モデル近似符号化軸依存データを復号化したモデル近似復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復号化プログラム。

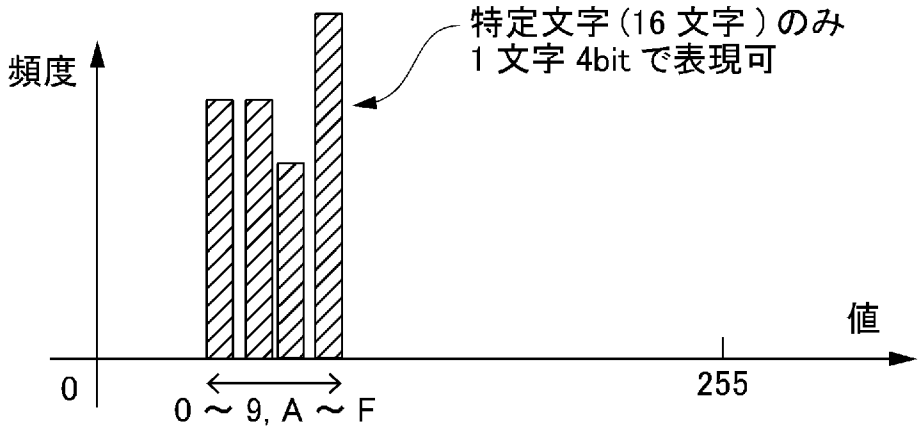
[図1]


モデル近似符号化後軸依存データ
1
データ復号化装置
11
復号化部
一次結合モデル
復号化後軸依存データ

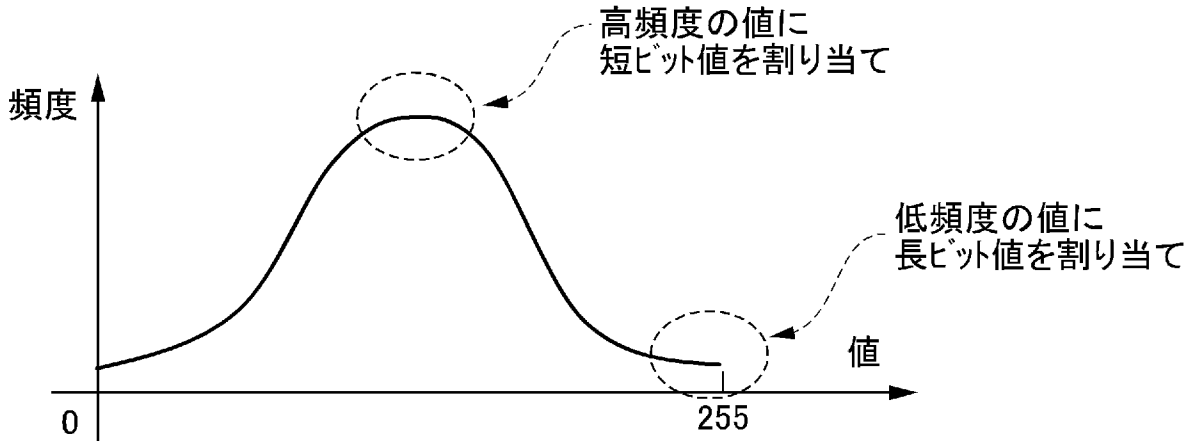
[図2]


軸依存データ
101
データ符号化装置
111
モデル近似符号化部
一次結合モデル
符号化後軸依存データ

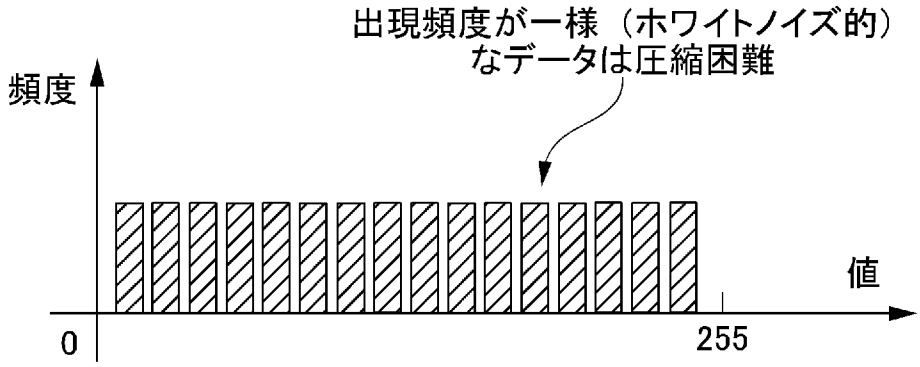
[図3]


特定文字（16 文字）のみ
1 文字 4bit で表現可
頻度
値
0
255
0 ～ 9, A ～ F

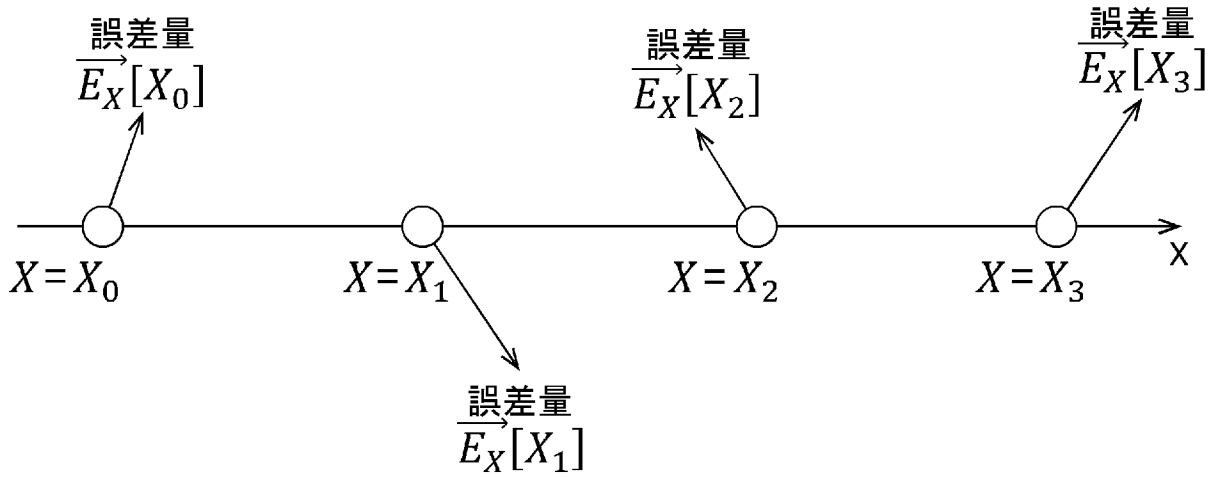
[図4]


高頻度の値に
短ビット値を割り当て
頻度
低頻度の値に
長ビット値を割り当て
値
0
255

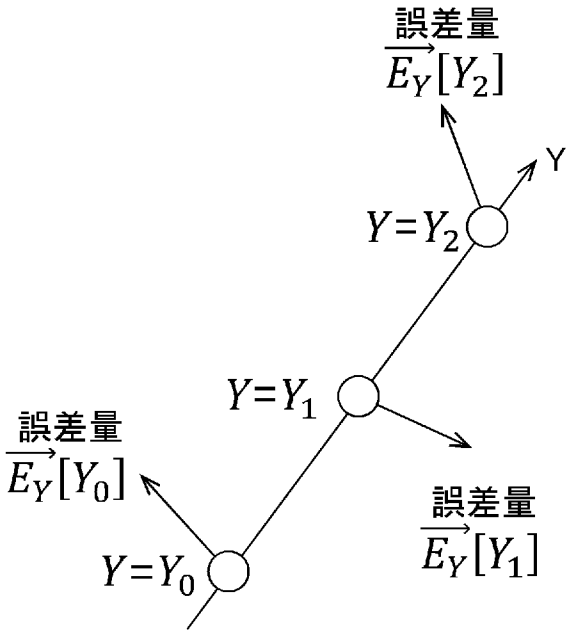
[図5]


出現頻度が一様（ホワイトノイズ的）
なデータは圧縮困難
頻度
値
0
255

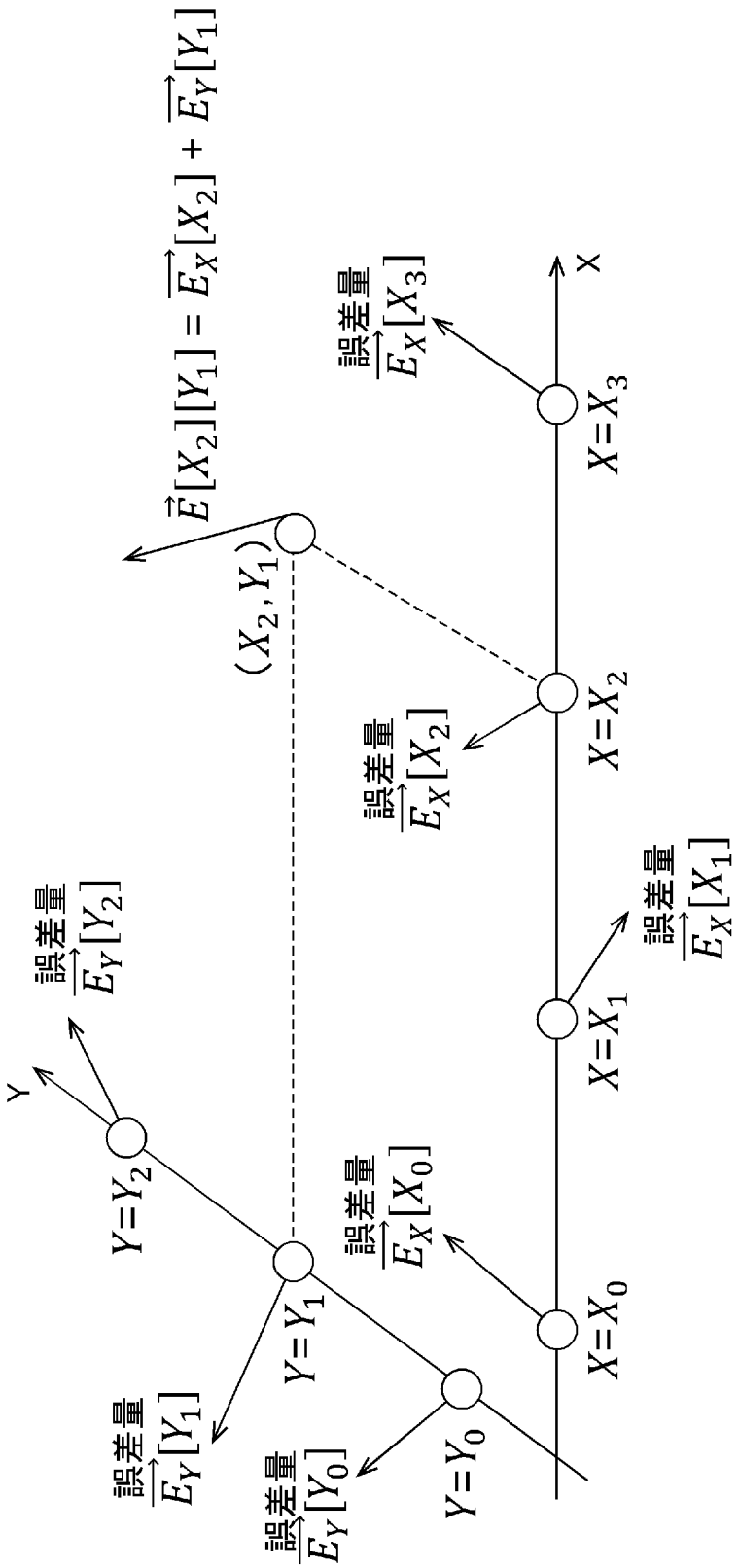
[図6]


誤差量
$\overrightarrow{E_X}[X_0]$
誤差量
$\overrightarrow{E_X}[X_2]$
誤差量
$\overrightarrow{E_X}[X_3]$
$X=X_0$
$X=X_1$
$X=X_2$
$X=X_3$
X
誤差量
$\overrightarrow{E_X}[X_1]$

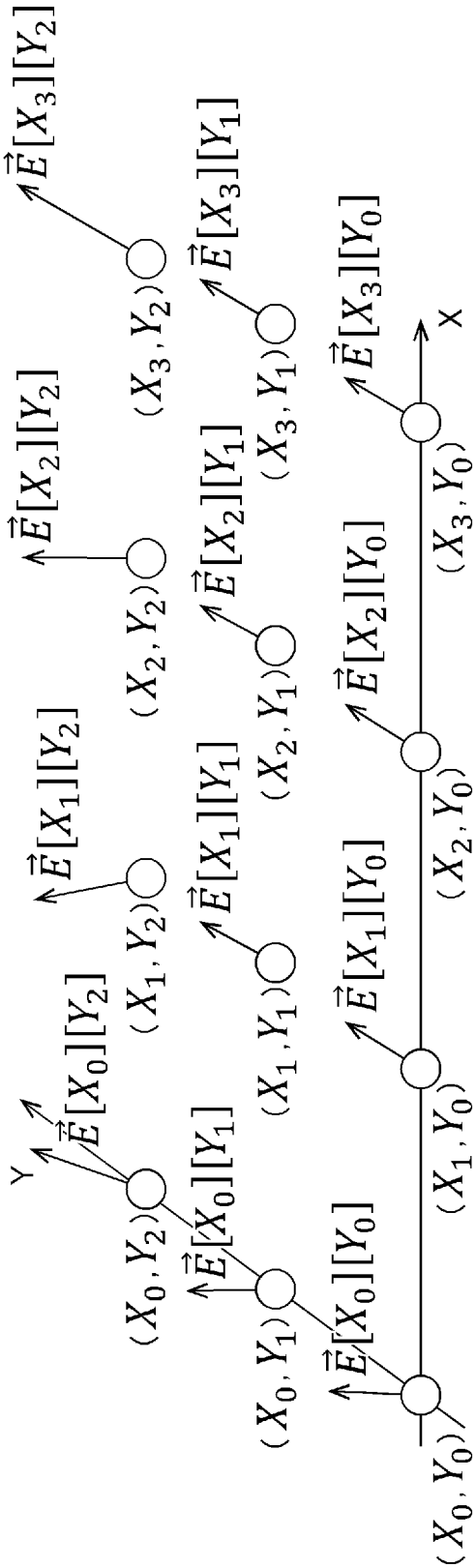
［図7］


誤差量
$\overrightarrow{E_Y}[Y_2]$
Y
$Y=Y_2$
$Y=Y_1$
誤差量
$\overrightarrow{E_Y}[Y_0]$
誤差量
$\overrightarrow{E_Y}[Y_1]$
$Y=Y_0$

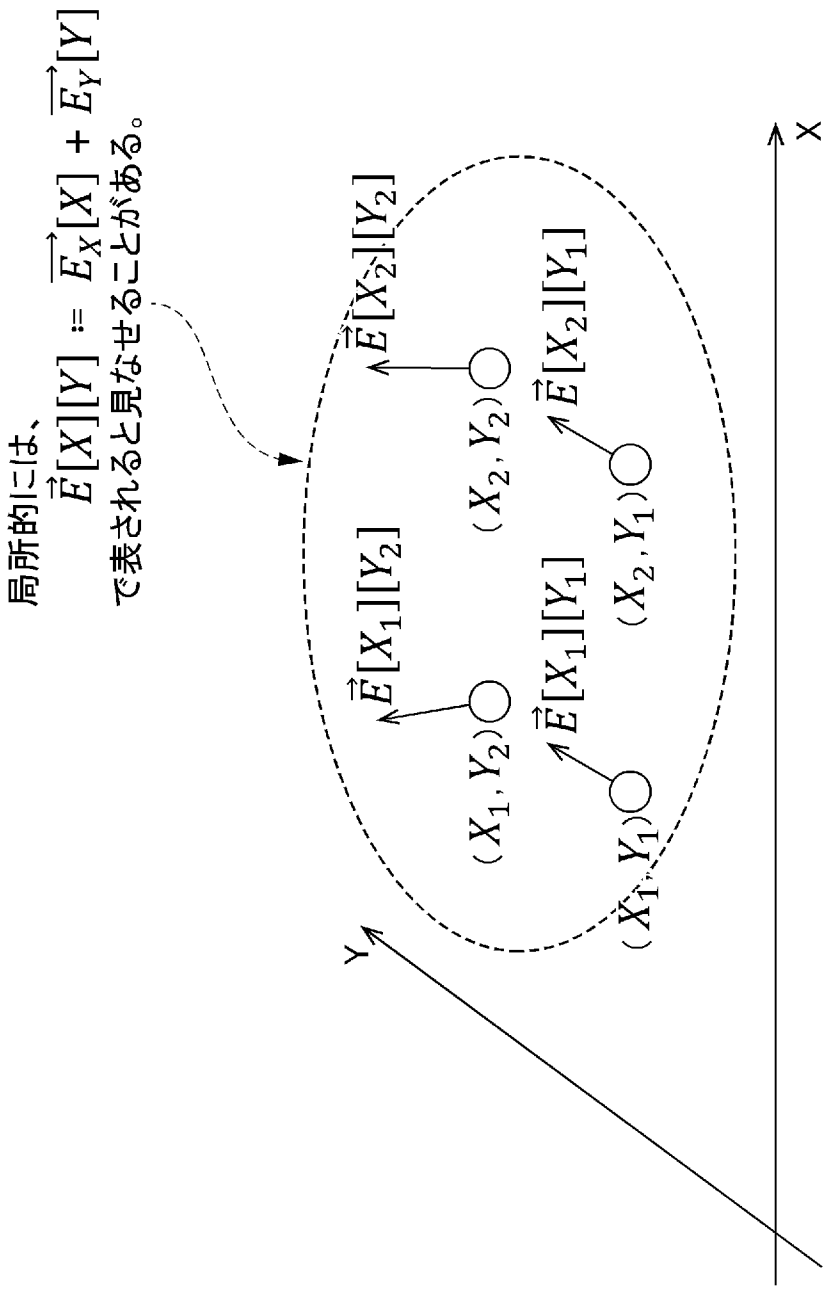
[図8]


$\vec{E}[X_2][Y_1] = \overrightarrow{E_X}[X_2] + \overrightarrow{E_Y}[Y_1]$
$(X_2, Y_1)$
誤差量 $\overrightarrow{E_X}[X_3]$
X
$X=X_3$
誤差量 $\overrightarrow{E_X}[X_2]$
$X=X_2$
誤差量 $\overrightarrow{E_X}[X_1]$
$X=X_1$
誤差量 $\overrightarrow{E_X}[X_0]$
$X=X_0$
誤差量 $\overrightarrow{E_Y}[Y_2]$
Y
$Y=Y_2$
$Y=Y_1$
誤差量 $\overrightarrow{E_Y}[Y_1]$
誤差量 $\overrightarrow{E_Y}[Y_0]$
$Y=Y_0$

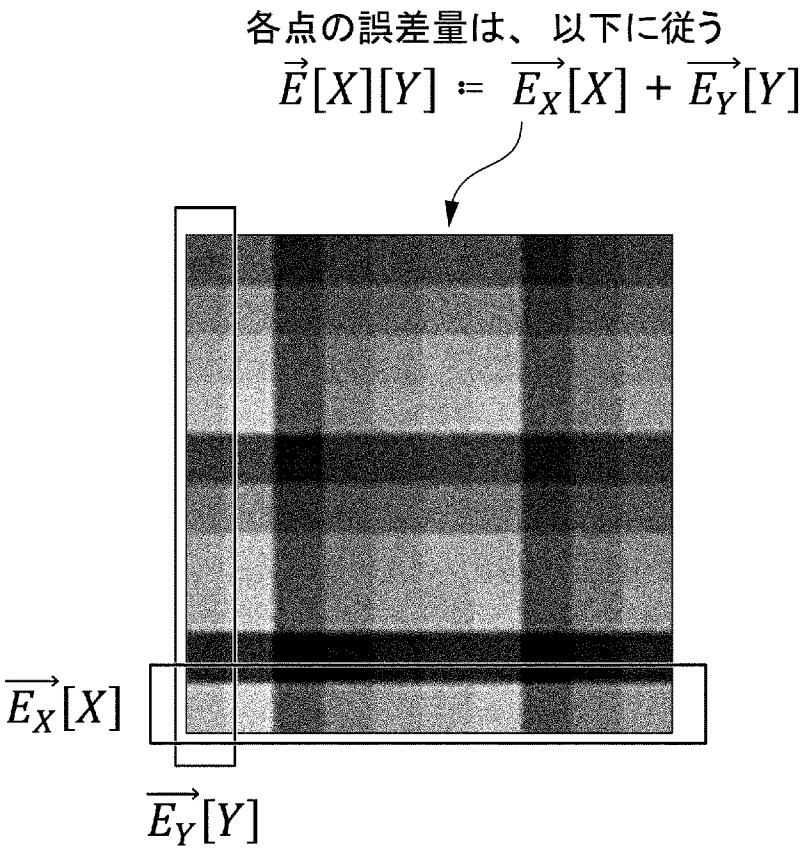
[図9]


$\vec{E}[X_3][Y_2]$
$\vec{E}[X_2][Y_2]$
$\vec{E}[X_1][Y_2]$
$\vec{E}[X_0][Y_2]$
Y
$(X_3, Y_2)$
$(X_2, Y_2)$
$(X_1, Y_2)$
$(X_0, Y_2)$
$\vec{E}[X_3][Y_1]$
$\vec{E}[X_2][Y_1]$
$\vec{E}[X_1][Y_1]$
$\vec{E}[X_0][Y_1]$
$(X_3, Y_1)$
$(X_2, Y_1)$
$(X_1, Y_1)$
$(X_0, Y_1)$
$\vec{E}[X_3][Y_0]$
$\vec{E}[X_2][Y_0]$
$\vec{E}[X_1][Y_0]$
$\vec{E}[X_0][Y_0]$
X
$(X_3, Y_0)$
$(X_2, Y_0)$
$(X_1, Y_0)$
$(X_0, Y_0)$

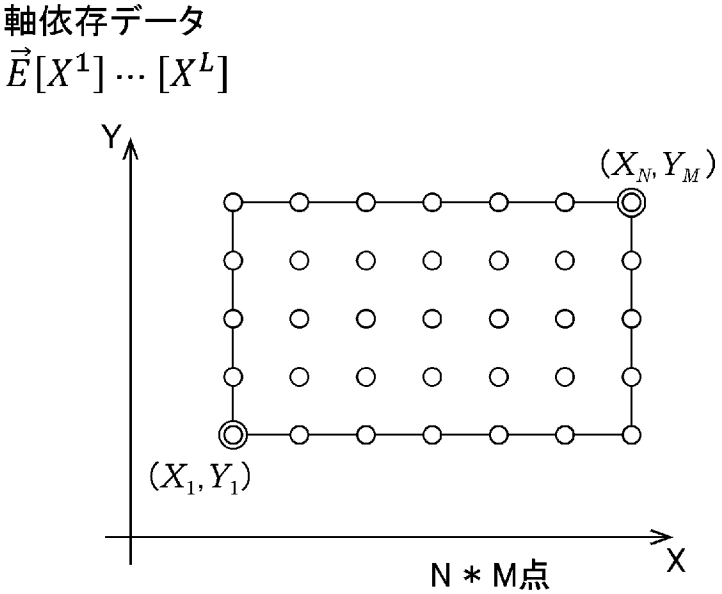
[図10]


局所的には、
$\vec{E}[X][Y] \coloneqq \overrightarrow{E_X}[X] + \overrightarrow{E_Y}[Y]$
で表されると見なせることがある。
$\vec{E}[X_2][Y_2]$
$(X_2, Y_2)$
$\vec{E}[X_2][Y_1]$
$(X_2, Y_1)$
$\vec{E}[X_1][Y_2]$
$(X_1, Y_2)$
$\vec{E}[X_1][Y_1]$
$(X_1, Y_1)$
Y
X

[図11]


各点の誤差量は、以下に従う
$\vec{E}[X][Y] \coloneqq \overrightarrow{E_X}[X] + \overrightarrow{E_Y}[Y]$
$\overrightarrow{E_X}[X]$
$\overrightarrow{E_Y}[Y]$

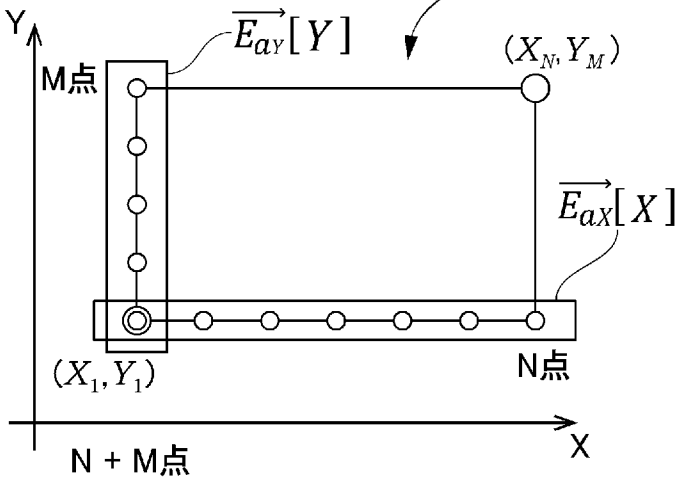
[図12]


軸依存データ
$\vec{E}[X^1] \cdots [X^L]$
Y
$(X_N, Y_M)$
$(X_1, Y_1)$
X
N＊M点

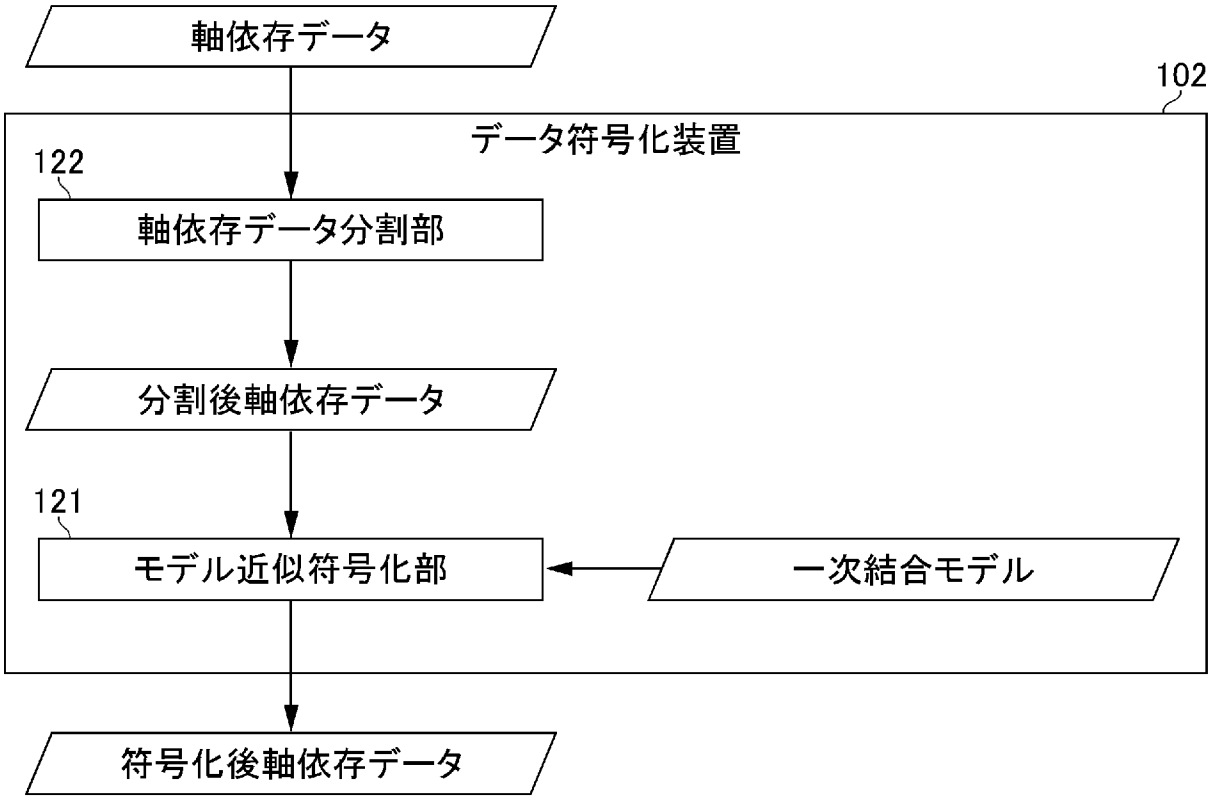
[図13]

一次結合モデルで近似して符号化後軸依存データ作成

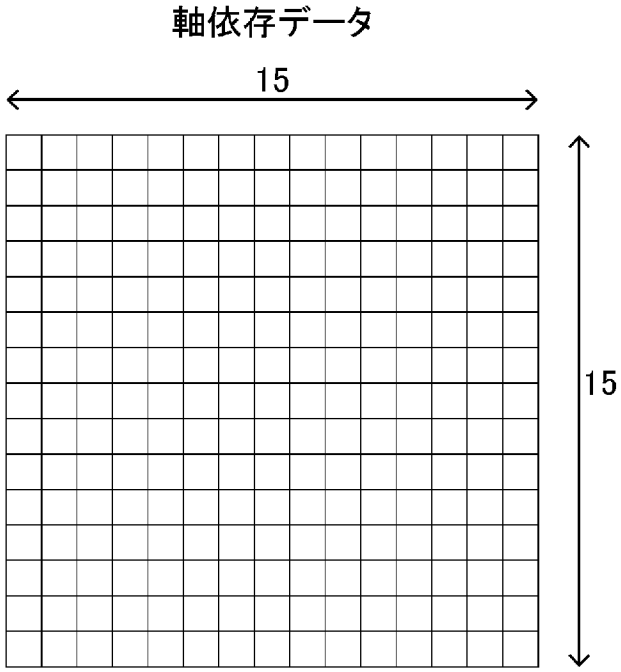
$$\overrightarrow{Ea}[X^1]\cdots[X^L] \coloneqq \sum_{l=1}^{L}\overrightarrow{Ea_{X^l}}[X^l] + \vec{c}$$



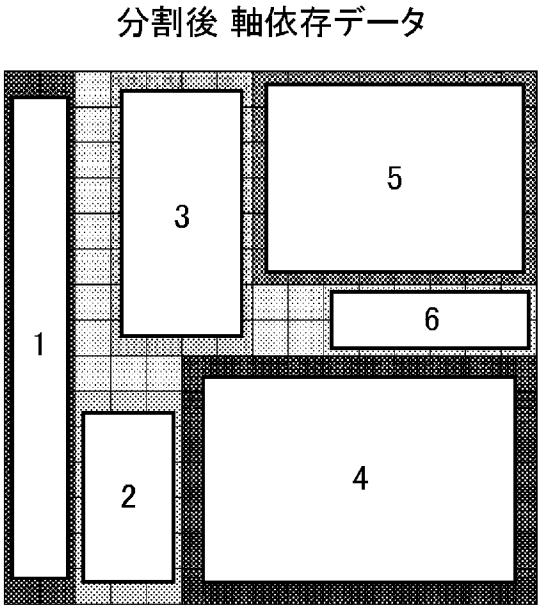

[図14]



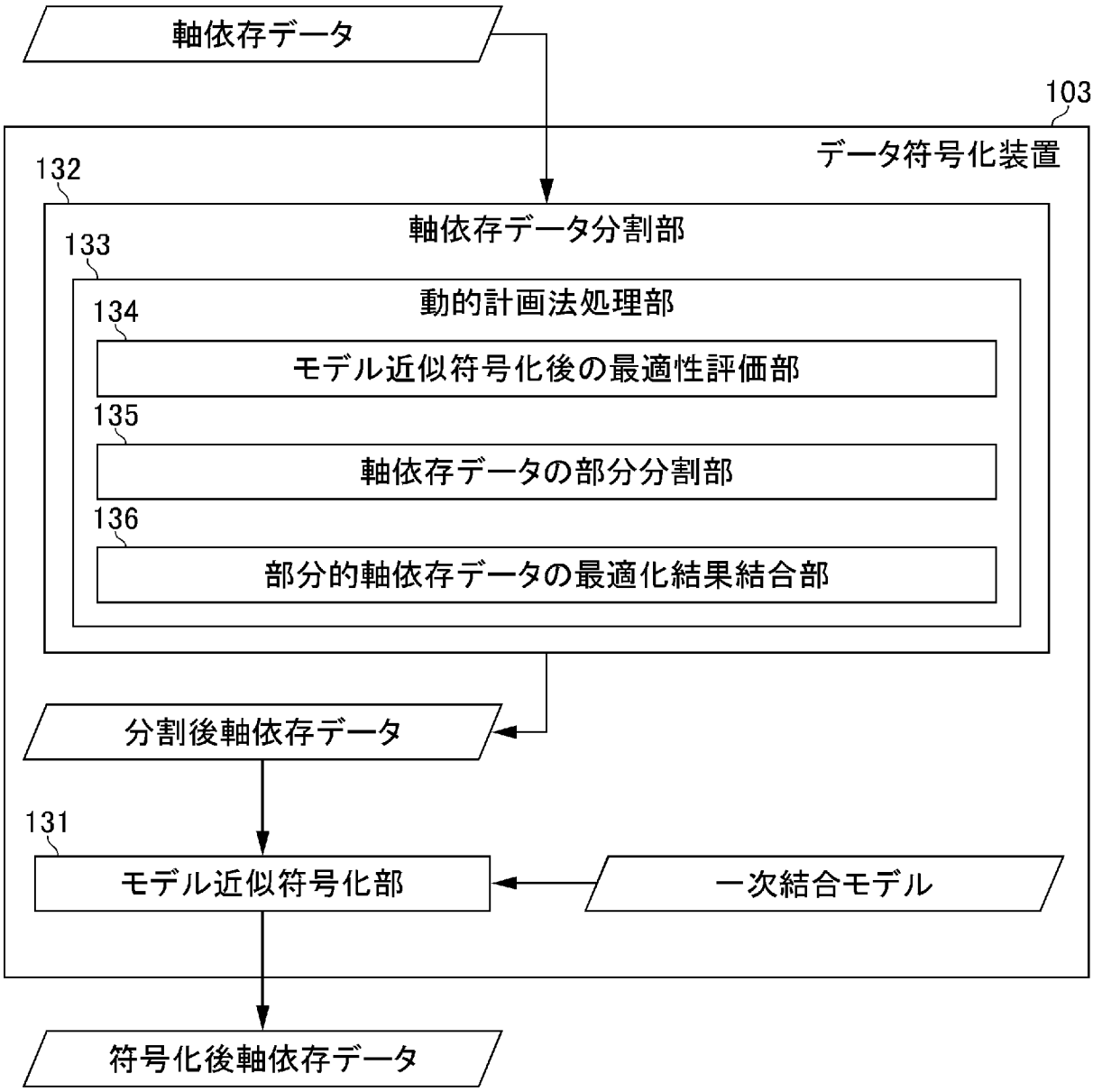
[図15]



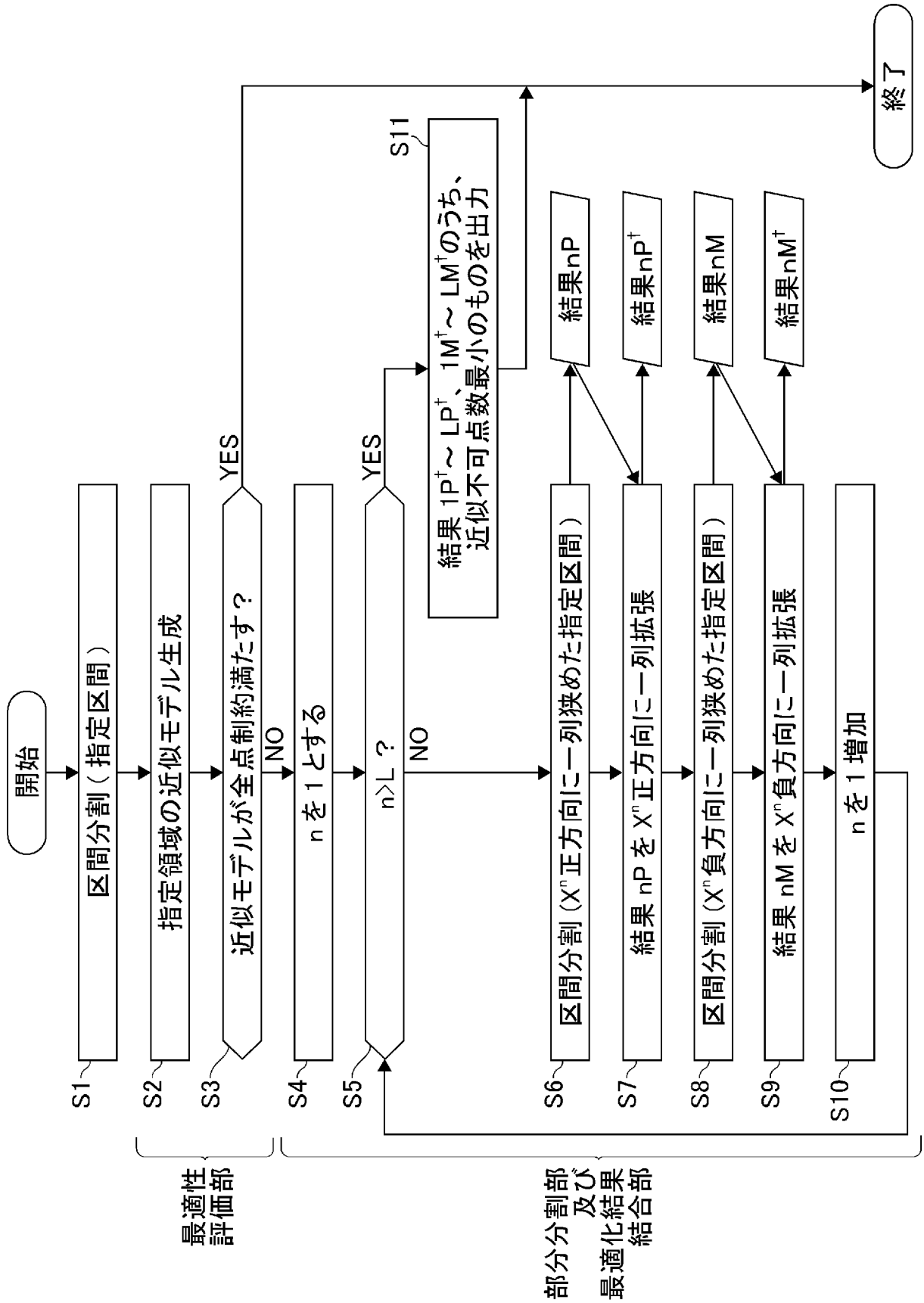

[図16]



[図17]


軸依存データ
103
データ符号化装置
132
軸依存データ分割部
133
動的計画法処理部
134
モデル近似符号化後の最適性評価部
135
軸依存データの部分分割部
136
部分的軸依存データの最適化結果結合部
分割後軸依存データ
131
モデル近似符号化部
一次結合モデル
符号化後軸依存データ

[図18]


開始
区間分割（指定区間）
指定領域の近似モデル生成
近似モデルが全点制約満たす？
YES
NO
n を 1 とする
n>L ？
YES
NO
結果 1P†～ LP†、1M†～ LM†のうち、近似不可点数最小のものを出力
区間分割（Xⁿ正方向に一列狭めた指定区間）
結果 nP を Xⁿ正方向に一列拡張
区間分割（Xⁿ負方向に一列狭めた指定区間）
結果 nM を Xⁿ負方向に一列拡張
n を 1 増加
結果nP
結果nP†
結果nM
結果nM†
終了
S1
S2
S3
S4
S5
S6
S7
S8
S9
S10
S11
最適性評価部
部分分割部及び最適化結果結合部

[図19]

凡例 ▒ : NG の点 ? : 未定の点

12

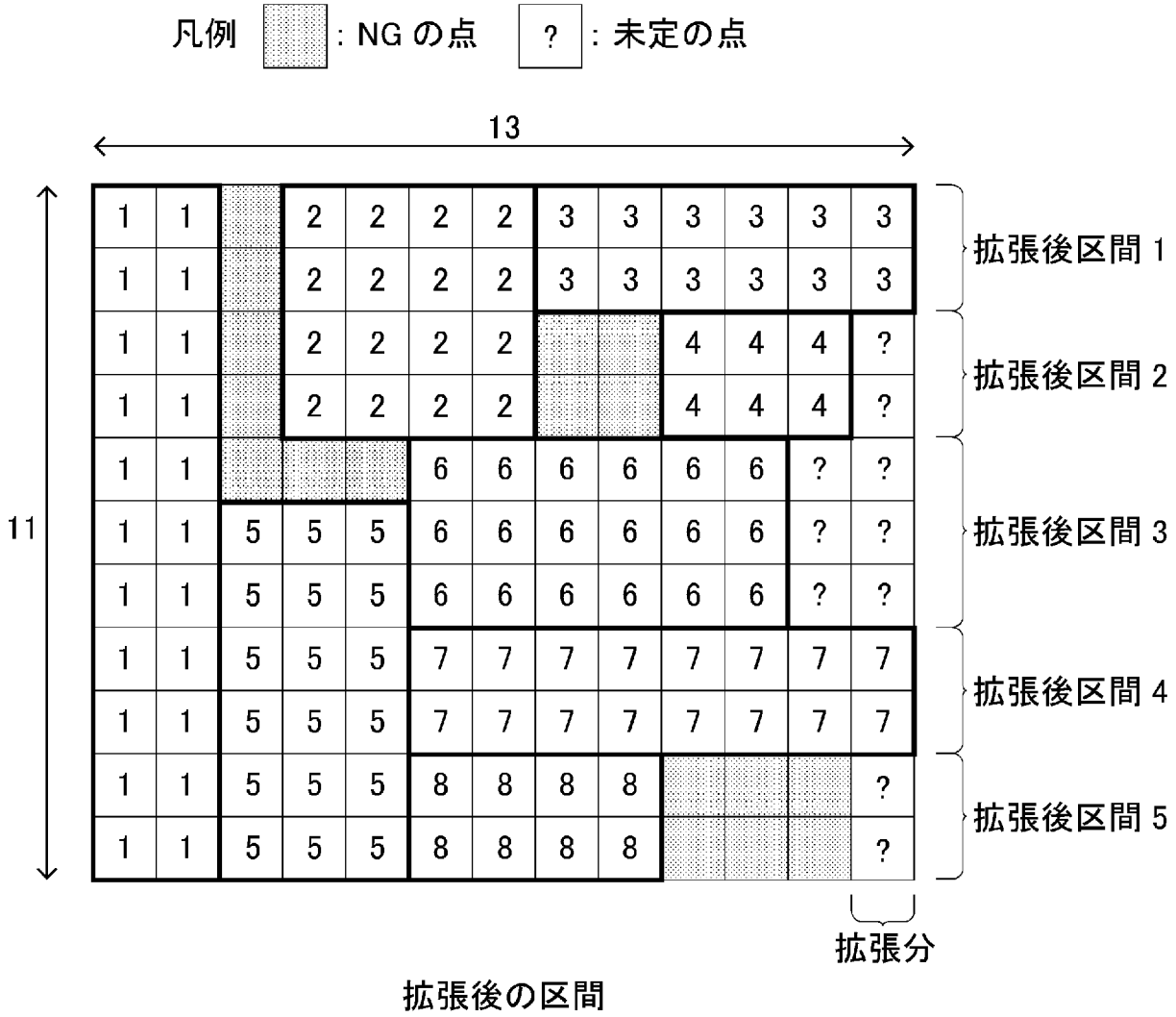
11

| | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 1 | | 2 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 区間 1 |
| 1 | 1 | | 2 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | |
| 1 | 1 | | 2 | 2 | 2 | 2 | | | 4 | 4 | 4 | 区間 2 |
| 1 | 1 | | 2 | 2 | 2 | 2 | | | 4 | 4 | 4 | |
| 1 | 1 | | | | 6 | 6 | 6 | 6 | 6 | 6 | ? | 区間 3 |
| 1 | 1 | 5 | 5 | 5 | 6 | 6 | 6 | 6 | 6 | 6 | ? | |
| 1 | 1 | 5 | 5 | 5 | 6 | 6 | 6 | 6 | 6 | 6 | ? | |
| 1 | 1 | 5 | 5 | 5 | 7 | 7 | 7 | 7 | 7 | 7 | 7 | 区間 4 |
| 1 | 1 | 5 | 5 | 5 | 7 | 7 | 7 | 7 | 7 | 7 | 7 | |
| 1 | 1 | 5 | 5 | 5 | 8 | 8 | 8 | 8 | | | | 区間 5 |
| 1 | 1 | 5 | 5 | 5 | 8 | 8 | 8 | 8 | | | | |

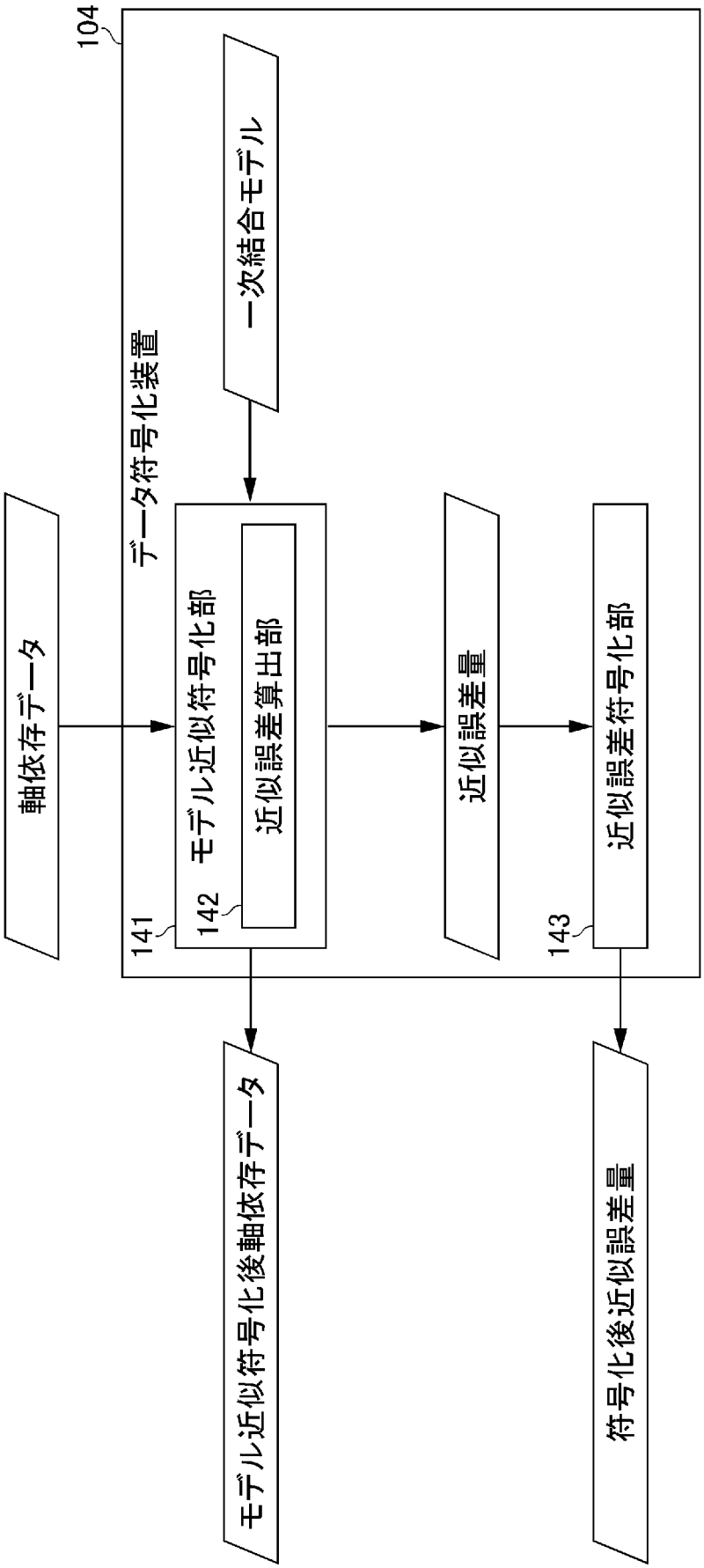
X 正方向

拡張前の区間

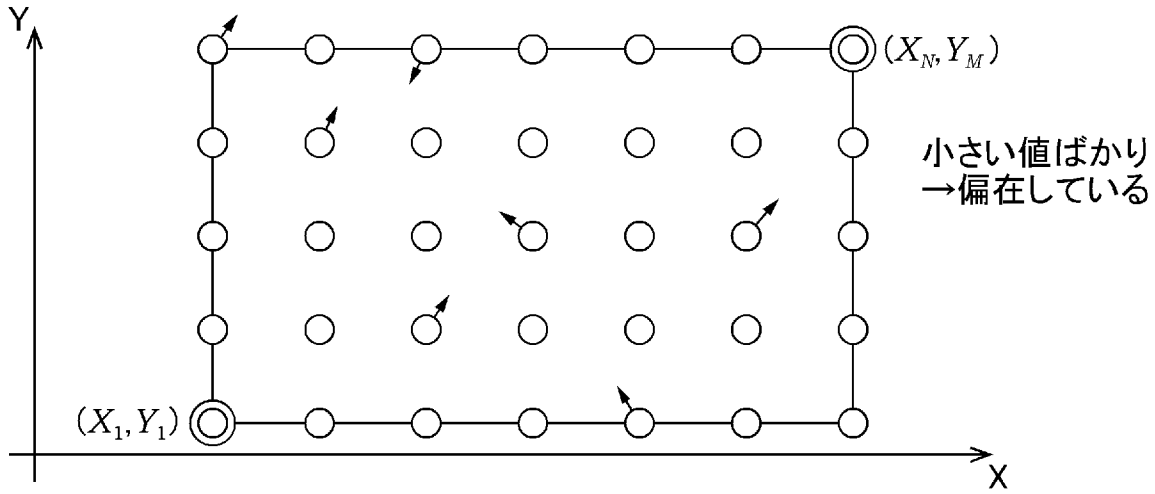
[図20]


凡例
: NG の点
? : 未定の点
13
11
拡張後区間 1
拡張後区間 2
拡張後区間 3
拡張後区間 4
拡張後区間 5
拡張分
拡張後の区間

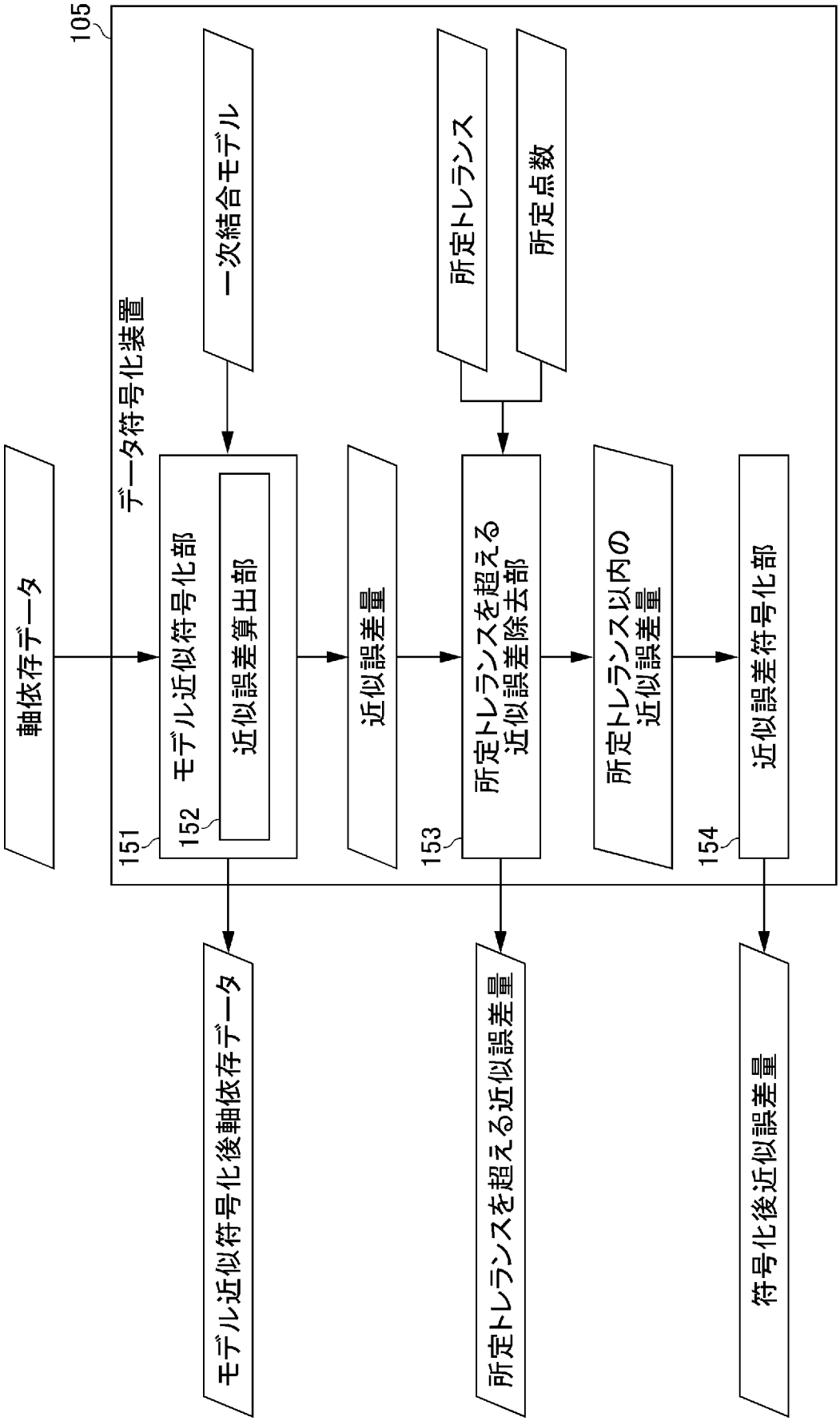
[図21]


104
データ符号化装置
軸依存データ
一次結合モデル
141
モデル近似符号化部
142
近似誤差算出部
近似誤差量
143
近似誤差符号化部
モデル近似符号化後軸依存データ
符号化後近似誤差量

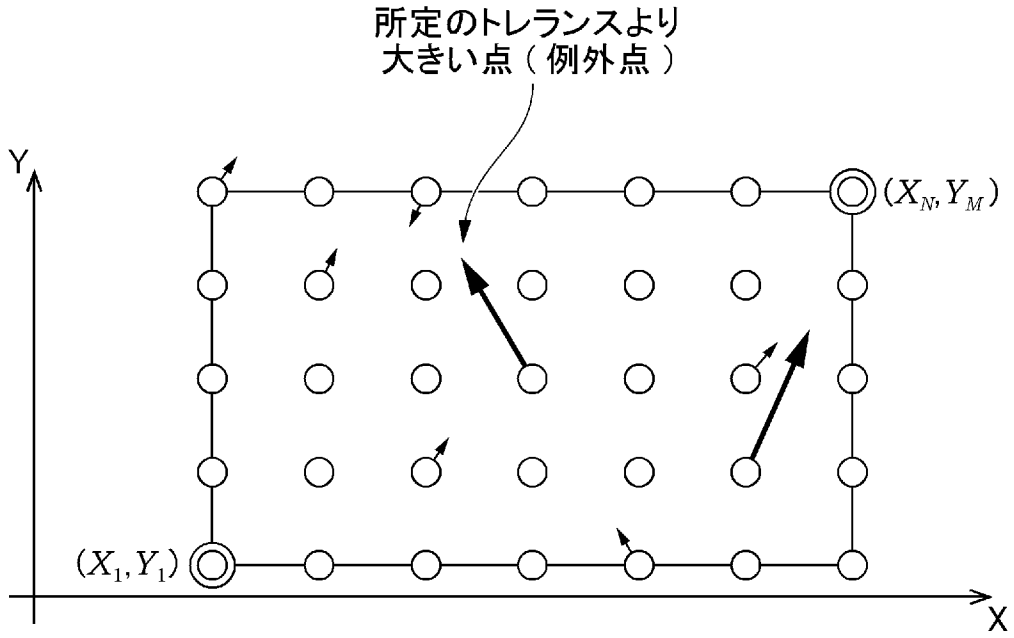
[図22]



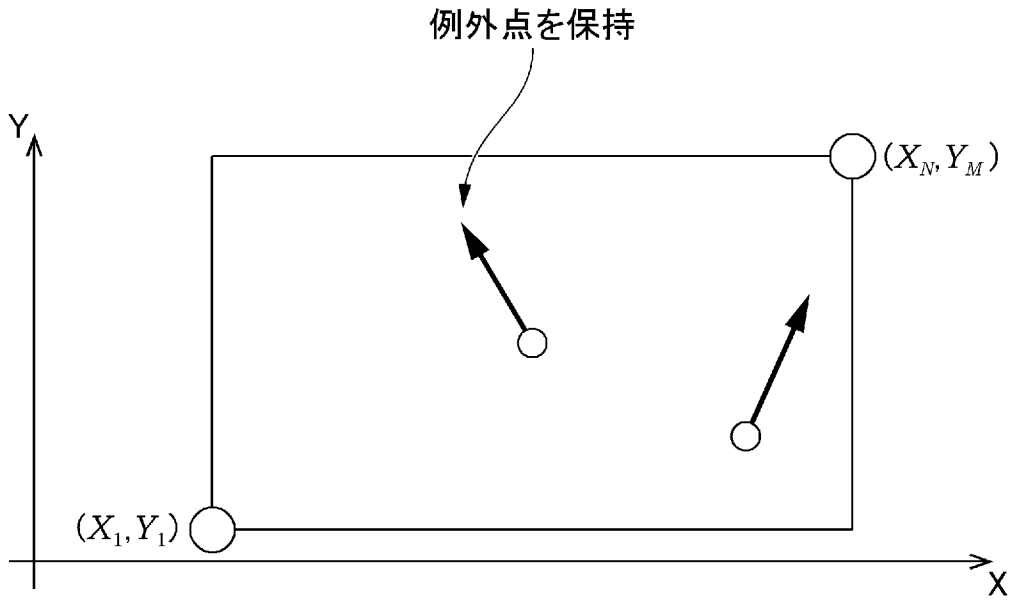
[図23]


105
データ符号化装置
軸依存データ
151
モデル近似符号化部
152
近似誤差算出部
一次結合モデル
近似誤差量
153
所定トレランスを超える
近似誤差除去部
所定トレランス
所定点数
所定トレランス以内の
近似誤差量
154
近似誤差符号化部
モデル近似符号化後軸依存データ
所定トレランスを超える近似誤差量
符号化後近似誤差量

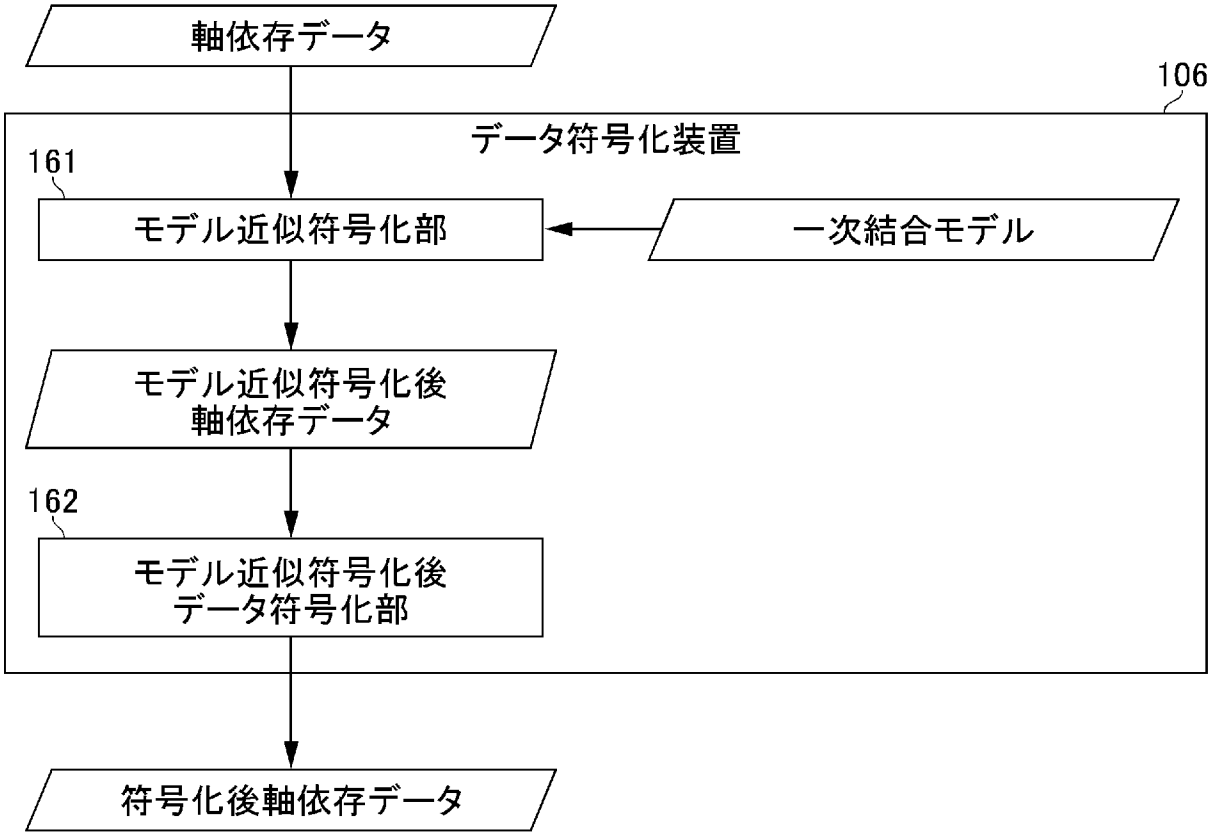
[図24]



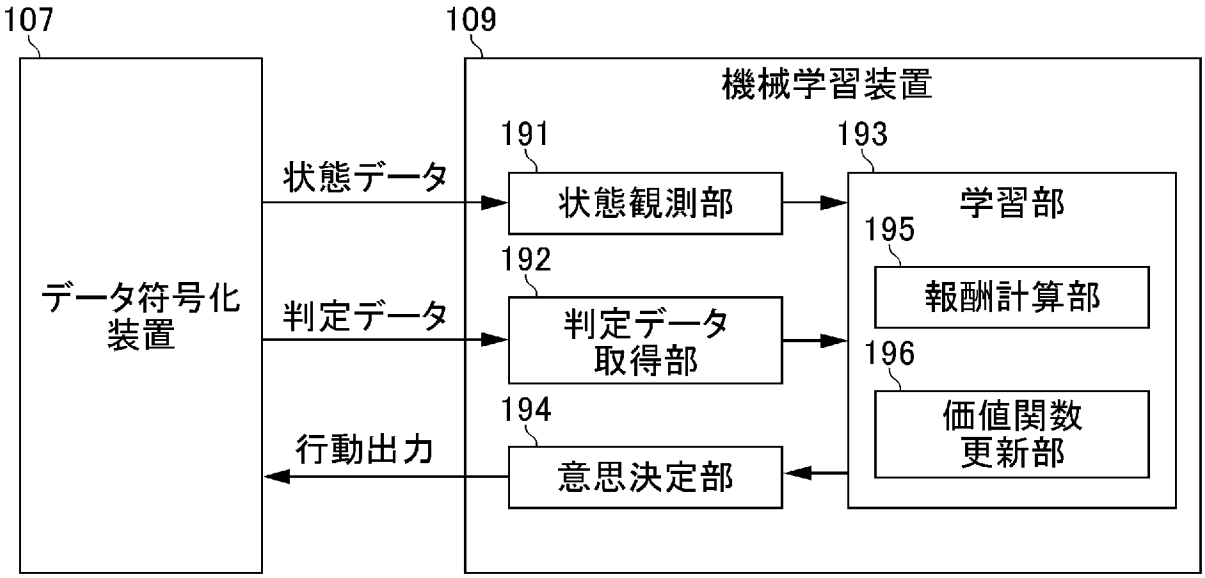

[図25]



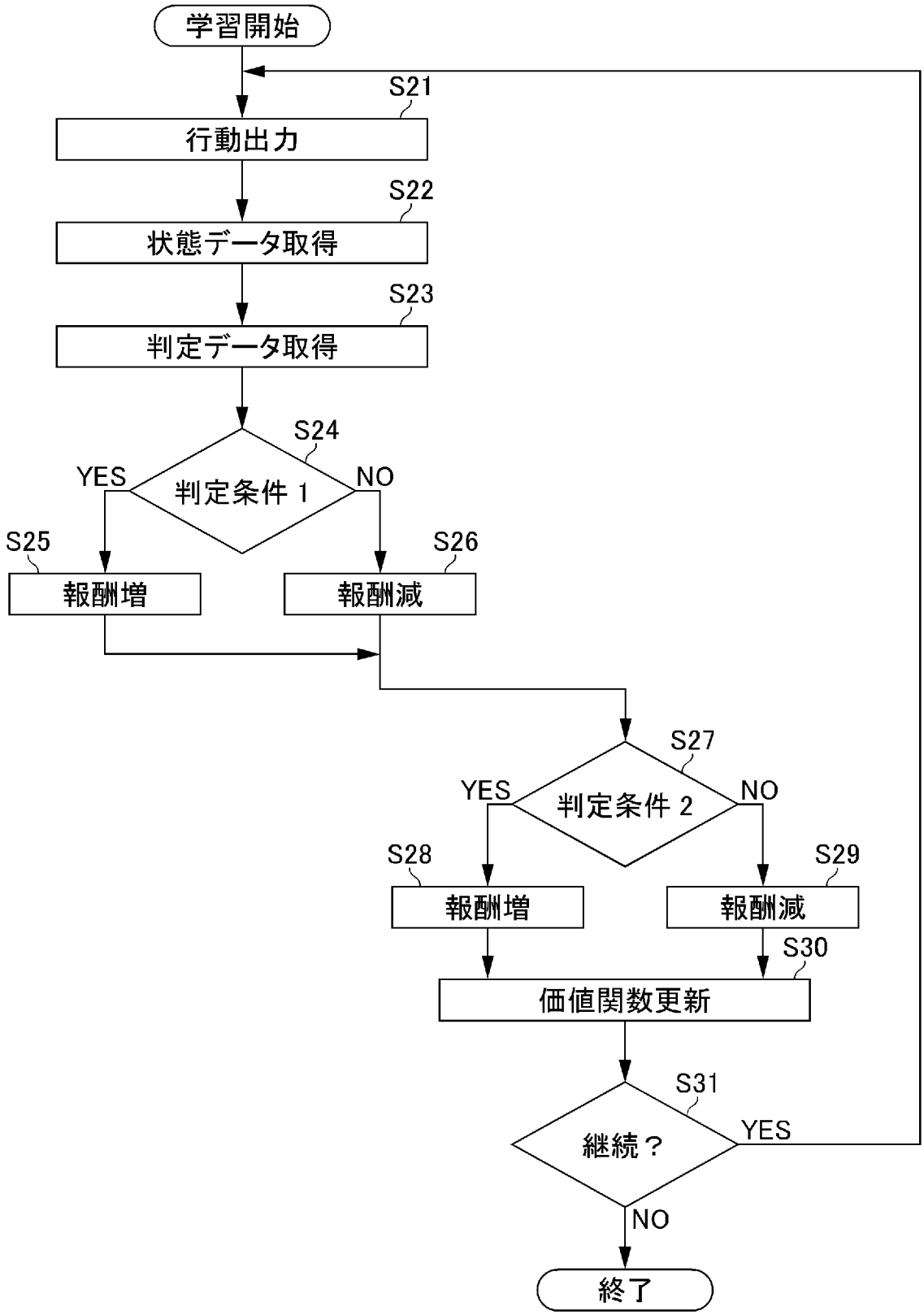
[図26]


軸依存データ
106
データ符号化装置
161
モデル近似符号化部
一次結合モデル
モデル近似符号化後
軸依存データ
162
モデル近似符号化後
データ符号化部
符号化後軸依存データ

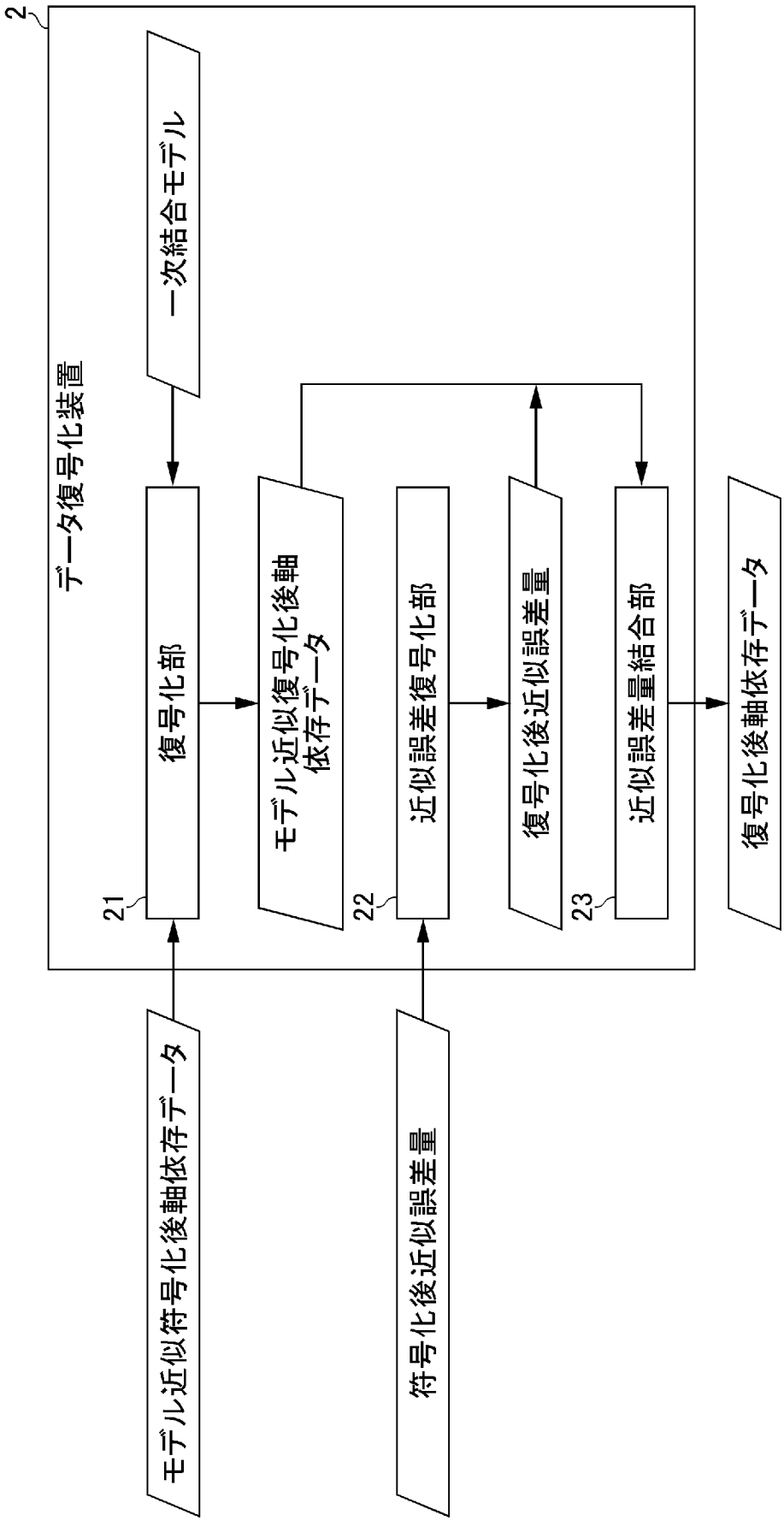
[図27]


107
109
機械学習装置
データ符号化
装置
状態データ
判定データ
行動出力
191
状態観測部
192
判定データ
取得部
194
意思決定部
193
学習部
195
報酬計算部
196
価値関数
更新部

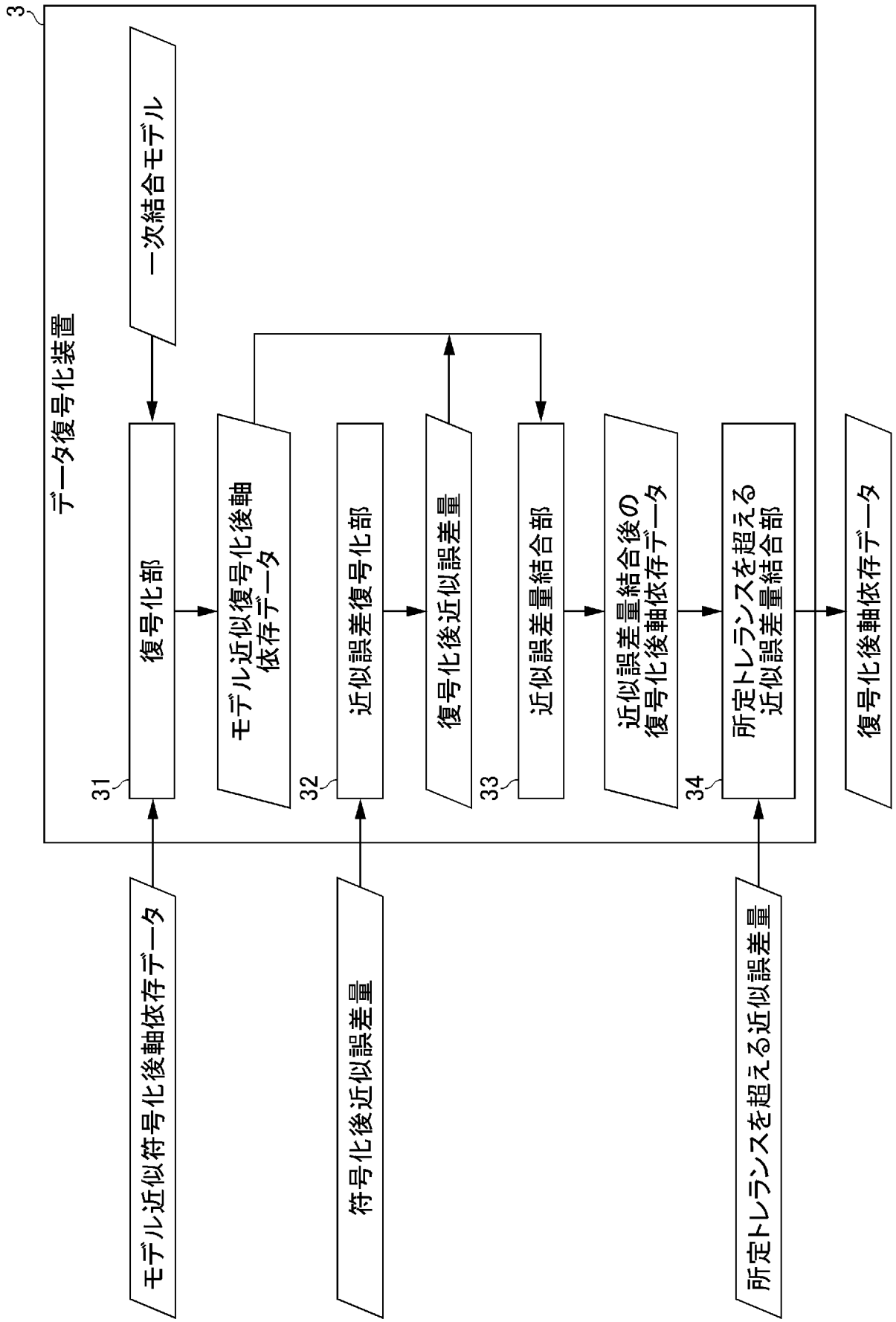
[図28]


学習開始
S21
行動出力
S22
状態データ取得
S23
判定データ取得
S24
判定条件 1
YES
NO
S25
報酬増
S26
報酬減
S27
判定条件 2
YES
NO
S28
報酬増
S29
報酬減
S30
価値関数更新
S31
継続？
YES
NO
終了

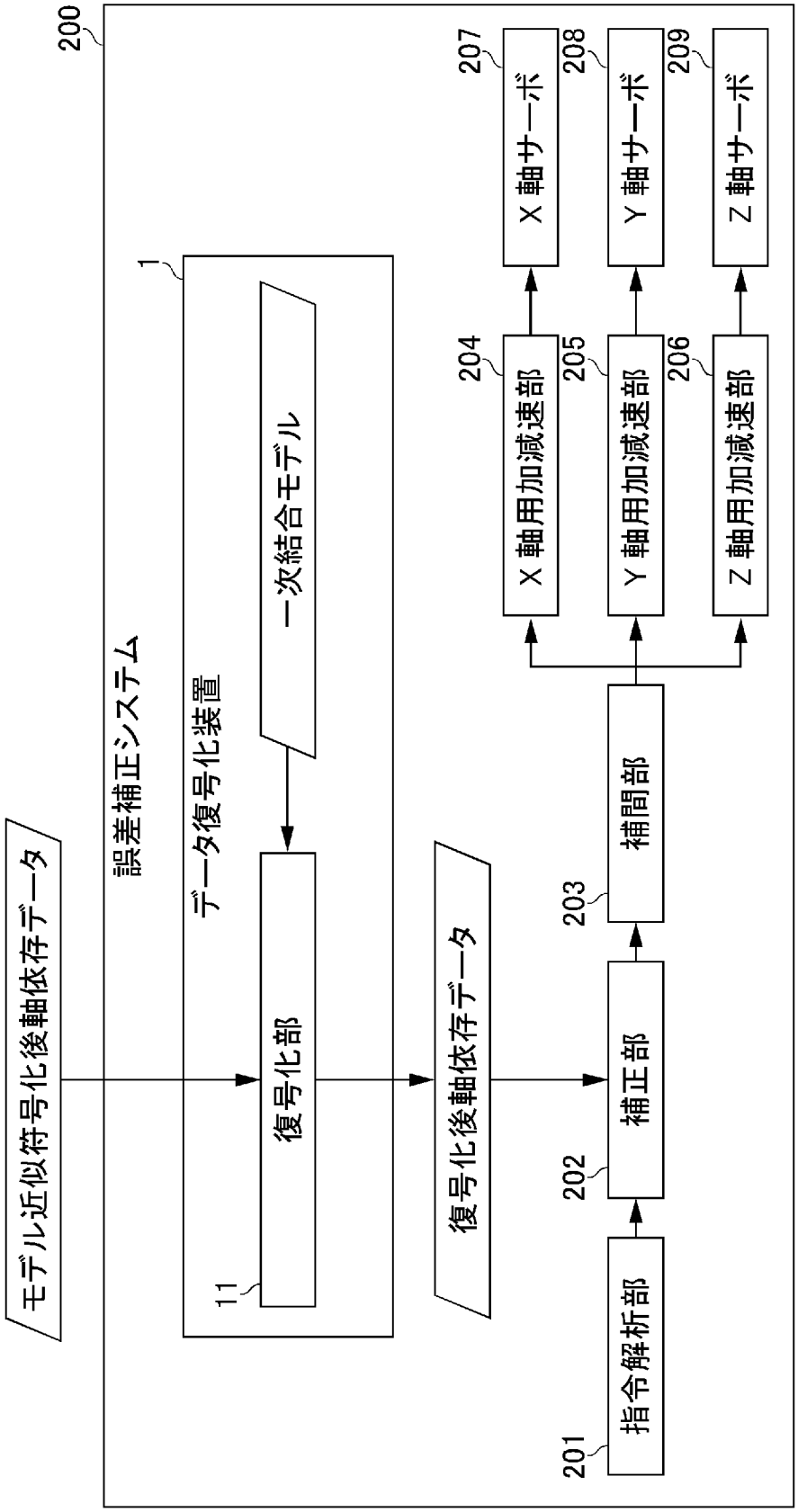
[図29]


2
データ復号化装置
一次結合モデル
21
復号化部
モデル近似復号化後軸依存データ
22
近似誤差復号化部
復号化後近似誤差量
23
近似誤差量結合部
復号化後軸依存データ
モデル近似符号化後軸依存データ
符号化後近似誤差量

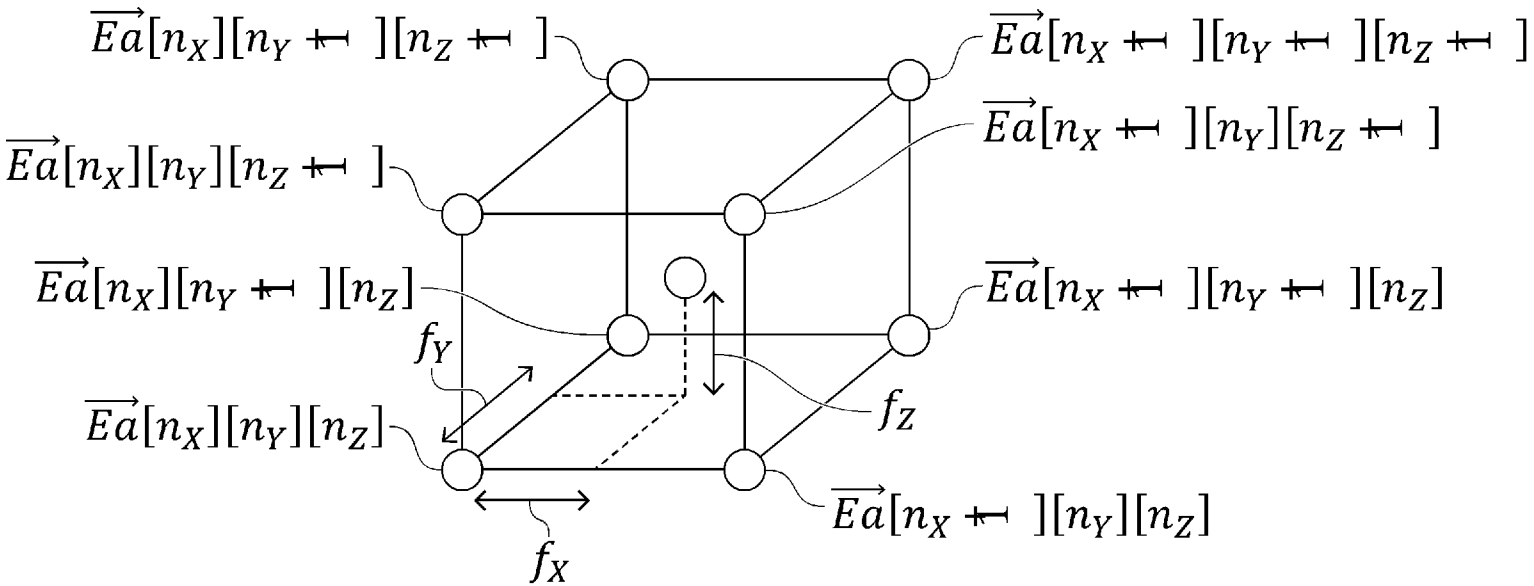
[図30]


3
データ復号化装置
一次結合モデル
31
復号化部
モデル近似復号化後軸依存データ
32
近似誤差復号化部
復号化後近似誤差量
33
近似誤差量結合部
近似誤差量結合後の復号化後軸依存データ
34
所定トレランスを超える近似誤差量結合部
復号化後軸依存データ
モデル近似符号化後軸依存データ
符号化後近似誤差量
所定トレランスを超える近似誤差量

[図31]


200
誤差補正システム
モデル近似符号化後軸依存データ
1
データ復号化装置
一次結合モデル
11
復号化部
復号化後軸依存データ
201
指令解析部
202
補正部
203
補間部
204
X軸用加減速部
205
Y軸用加減速部
206
Z軸用加減速部
207
X軸サーボ
208
Y軸サーボ
209
Z軸サーボ

[図32]




$$
\begin{aligned}
&+(1-f_X)(1-f_Y)(1-f_Z)\overrightarrow{Ea}[n_X][n_Y][n_Z]\\
&+(f_X)(1-f_Y)(1-f_Z)Ea[n_X+1][n_Y][n_Z]\\
&+(1-f_X)(f_Y)(1-f_Z)Ea[n_X][n_Y+1][n_Z]\\
&+(f_X)(f_Y)(1-f_Z)Ea[n_X+1][n_Y+1][n_Z]\\
&+(1-f_X)(1-f_Y)(f_Z)Ea[n_X][n_Y][n_Z+1]\\
&+(f_X)(1-f_Y)(f_Z)Ea[n_X+1][n_Y][n_Z+1]\\
&+(1-f_X)(f_Y)(f_Z)Ea[n_X][n_Y+1][n_Z+1]\\
&+(f_X)(f_Y)(f_Z)Ea[n_X+1][n_Y+1][n_Z+1]
\end{aligned}
$$

# INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
**PCT/JP2022/025416**

## A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

***G05B 19/408***(2006.01)i; ***G05B 19/404***(2006.01)i; ***H03M 7/30***(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) | 1-5 |
| A | JP 2000-99123 A (MATSUSHITA ELECTRIC IND CO LTD) 07 April 2000 (2000-04-07) | 1-5 |
| A | JP 8-339216 A (MITSUBISHI ELECTRIC CORP) 24 December 1996 (1996-12-24) | 1-5 |
| A | JP 2021-92954 A (FANUC LTD) 17 June 2021 (2021-06-17) | 1-5 |
| A | CN 112558547 A (CHENGDU AIRCRAFT INDUSTRIAL (GROUP) CO., LTD.) 26 March 2021 (2021-03-26) | 1-5 |
| A | JP 2014-113674 A (HIROKIKO CO LTD) 26 June 2014 (2014-06-26) | 1-5 |
| 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> entire text | 1-5 |

☐ 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 | Date of mailing of the international search report |
|---|---|
| **29 July 2022** | **09 August 2022** |
| Name and mailing address of the ISA/JP<br>**Japan Patent Office (ISA/JP)**<br>**3-4-3 Kasumigaseki, Chiyoda-ku, Tokyo 100-8915**<br>**Japan** | Authorized officer<br><br>Telephone No. |

**INTERNATIONAL SEARCH REPORT**
**Information on patent family members**

International application No.
**PCT/JP2022/025416**

| 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<br>DE 102011012385 A1<br>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<br>DE 102020132093 A1<br>CN 112947308 A | |
| CN 112558547 A | 26 March 2021 | (Family: none) | |
| JP 2014-113674 A | 26 June 2014 | (Family: none) | |

# 国際調査報告

国際出願番号
PCT/JP2022/025416

A.　発明の属する分野の分類（国際特許分類（ＩＰＣ））

G05B 19/408(2006.01)i; G05B 19/404(2006.01)i; H03M 7/30(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

| | |
|---|---|
| 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) | 1-5 |
| A | JP 2000-99123 A (松下電器産業株式会社) 07.04.2000 (2000-04-07) | 1-5 |
| A | JP 8-339216 A (三菱電機株式会社) 24.12.1996 (1996-12-24) | 1-5 |
| A | JP 2021-92954 A (ファナック株式会社) 17.06.2021 (2021-06-17) | 1-5 |
| A | CN 112558547 A (CHENGDU AIRCRAFT INDUSTRIAL (GROUP) CO., LTD.) 26.03.2021 (2021-03-26) | 1-5 |
| A | JP 2014-113674 A (広機工株式会社) 26.06.2014 (2014-06-26) | 1-5 |
| 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 | 1-5 |

☐ 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 | 国際調査報告の発送日 |
|---|---|
| 29.07.2022 | 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/JP2022/025416

| 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） | | | |