

(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

2020年4月30日(30.04.2020)



(10) 国際公開番号

WO 2020/084839 A1

(51) 国際特許分類:
H03M 7/30 (2006.01)

(21) 国際出願番号: PCT/JP2019/026706

(22) 国際出願日: 2019年7月4日(04.07.2019)

(25) 国際出願の言語: 日本語

(26) 国際公開の言語: 日本語

(30) 優先権データ:
特願 2018-200671 2018年10月25日(25.10.2018) JP

(71) 出願人: 沖電気工業株式会社(OKI ELECTRIC INDUSTRY CO., LTD.) [JP/JP]; 〒1058460 東京都港区虎ノ門一丁目7番12号 Tokyo (JP).

(72) 発明者: 関根 理 敏 (SEKINE, Masatoshi); 〒1058460 東京都港区虎ノ門一丁目7番12号 沖電気工業株式会社内 Tokyo (JP).

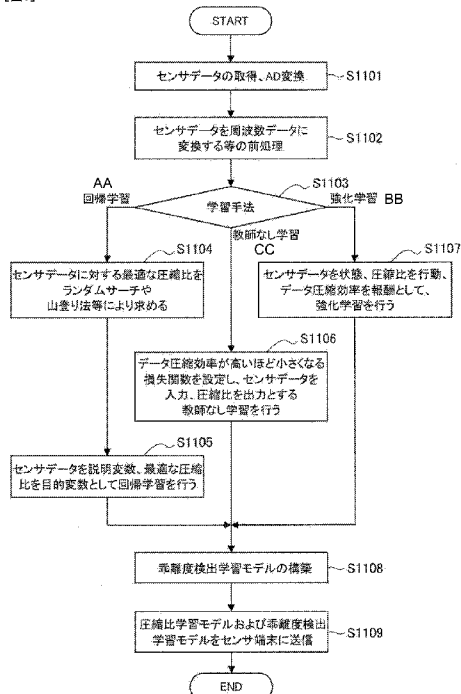
(74) 代理人: 特許業務法人太陽国際特許事務所 (TAIYO, NAKAJIMA & KATO); 〒1600022 東京都新宿区新宿4丁目3番17号 Tokyo (JP).

(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, IR, IS, JO, 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,

(54) Title: SENSOR DATA COMPRESSION SYSTEM, SENSOR TERMINAL, MODEL CONSTRUCTION DEVICE, AND PROGRAM

(54) 発明の名称: センサデータ圧縮システム、センサ端末、モデル構築装置、およびプログラム

[図6]



S1101... ACQUIRE SENSOR DATA, AND PERFORM AD CONVERSION
S1102... PERFORM PREPROCESSING SUCH AS CONVERSION OF SENSOR DATA INTO FREQUENCY DATA
S1103... WHICH LEARNING APPROACH IS TO BE USED?
AA... REGRESSION LEARNING
BB... REINFORCEMENT LEARNING
CC... UNSUPERVISED LEARNING
S1104... OBTAIN OPTIMUM COMPRESSION RATIO FOR SENSOR DATA BY MEANS OF RANDOM SEARCH, HILL CLIMBING METHOD, ETC.
S1105... PERFORM REGRESSION LEARNING BY USING SENSOR DATA AS EXPLANATORY VARIABLE, AND OPTIMUM COMPRESSION RATIO AS OBJECTIVE VARIABLE
S1106... SET LOSS FUNCTION WHICH BECOMES SMALLER AS DATA COMPRESSION EFFICIENCY INCREASES, AND PERFORM UNSUPERVISED LEARNING BY USING SENSOR DATA AS INPUT, AND COMPRESSION RATIO AS OUTPUT
S1107... PERFORM REINFORCEMENT LEARNING BY USING SENSOR DATA AS STATE, COMPRESSION RATIO AS ACTION, AND DATA COMPRESSION EFFICIENCY AS REWARD
S1108... CONSTRUCT DEVIATION DETECTION LEARNING MODEL
S1109... TRANSMIT COMPRESSION RATIO LEARNING MODEL AND DEVIATION DETECTION LEARNING MODEL TO SENSOR TERMINAL

(57) Abstract: Provided is a sensor data compression system comprising: a sensor terminal provided with a sensor for acquiring sensor data, a data compression unit for, by using a mathematical model for acquiring a compression ratio pertaining to compression sensing on the basis of feature amounts of the acquired sensor data, compressing the sensor data using the compression ratio, a data communication unit for transmitting the compressed sensor data by the data compression unit, and a deviation detection unit for detecting a deviation between the acquired sensor data and sensor data used for

[続葉有]

NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT,
QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL,
SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA,
UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW.

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

添付公開書類:

一 国際調査報告 (条約第21条(3))

constructing the mathematical model, wherein when the detected deviation exceeds a threshold value, the data communication unit transmits the sensor data not compressed using the compression ratio to a model construction device; and the model construction device provided with a compression ratio model construction unit for reconstructing the mathematical model by using the sensor data received from the sensor terminal, which is not compressed using the compression ratio, and a model transmission unit for transmitting the reconstructed mathematical model by the compression ratio model construction unit to the sensor terminal.

(57) 要約: センサデータを取得するセンサ、取得された前記センサデータの特徴量に基づいて圧縮センシングに係る圧縮比を取得する数理モデルを用いて、前記センサデータを前記圧縮比で圧縮するデータ圧縮部、前記データ圧縮部により圧縮された前記センサデータを送信するデータ通信部、および取得された前記センサデータと前記数理モデルの構築に用いられたセンサデータとの乖離度を検出する乖離度検出部、を備え、前記データ通信部は、検出された前記乖離度が閾値を超える場合、前記圧縮比による圧縮が行われていない前記センサデータをモデル構築装置に送信する、センサ端末と、前記センサ端末から受信した前記圧縮比による圧縮が行われていない前記センサデータを用いて前記数理モデルを再構築する圧縮比モデル構築部、および前記圧縮比モデル構築部により再構築された前記数理モデルを前記センサ端末に送信するモデル送信部、を備える、前記モデル構築装置と、から成るセンサデータ圧縮システムが提供される。

明 細 書

発明の名称：

センサデータ圧縮システム、センサ端末、モデル構築装置、およびプログラム

技術分野

[0001] 本発明は、センサデータ圧縮システム、センサ端末、モデル構築装置、およびプログラムに関する。

背景技術

[0002] 近年、検知対象に設置したセンサ端末によりセンサデータを取得し、サーバにより当該センサデータを分析することで、検知対象に係る各種の状態を判定する技術が普及している。また、センサ端末からサーバにセンサデータを送信する際に、データ圧縮を行うことで、通信コストを削減する手法が提案されている。

[0003] 例えば、特開 2016-63297 号公報（特許文献 1）には、センサ端末からサーバへ送信するセンサデータの圧縮符号化を動的に適正化するために、センサ端末とは別途に設けた情報処理装置により圧縮データから復元されたデータの統計情報に基づいて圧縮符号化情報を生成し、当該圧縮符号化情報をセンサ端末で利用する技術が開示されている。

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0004] しかし、特許文献 1 では、圧縮比の最適化については述べられておらず、また、数理モデルを用いた圧縮比の最適化や、最適な圧縮比を計算能力が低いセンサ端末側で動的に設定する手法についても議論されていない。

[0005] そこで、本発明は、上記に鑑みてなされたものであり、本発明の目的とするところは、データ分析精度の維持と通信コストの削減とを両立することが可能な、新規かつ改良されたセンサデータ圧縮システム、センサ端末、モデル構築装置、およびプログラムを提供することにある。ここでデータ分析精

度とは、目的に応じた分析に必要な情報量を落とさず、誤差の少ないデータ分析結果が得られる度合いである。

課題を解決するための手段

- [0006] 上記課題を解決するために、本発明のある観点によれば、センサデータを取得するセンサ、取得された前記センサデータの特徴量に基づいて圧縮センシングに係る圧縮比を取得する数理モデルを用いて、前記センサデータを前記圧縮比で圧縮するデータ圧縮部、前記データ圧縮部により圧縮された前記センサデータを送信するデータ通信部、および取得された前記センサデータと前記数理モデルの構築に用いられたセンサデータとの乖離度を検出する乖離度検出部、を備え、前記データ通信部は、検出された前記乖離度が閾値を超える場合、前記圧縮比による圧縮が行われていない前記センサデータをモデル構築装置に送信する、センサ端末と、前記センサ端末から受信した前記圧縮比による圧縮が行われていない前記センサデータを用いて前記数理モデルを再構築する圧縮比モデル構築部、および前記圧縮比モデル構築部により再構築された前記数理モデルを前記センサ端末に送信するモデル送信部、を備える、前記モデル構築装置と、から成るセンサデータ圧縮システムが提供される。
- [0007] また、前記数理モデルは、前記センサデータに対する前記圧縮比を、復元誤差と前記圧縮比とを含む評価指標により動的に変更するよう、機械学習手法を用いて構築された圧縮比学習モデルであり、前記圧縮比モデル構築部は、前記センサ端末から受信した前記圧縮比による圧縮が行われていない前記センサデータを用いて前記圧縮比学習モデルの再構築を行い、前記モデル送信部は、前記圧縮比モデル構築部による再構築が行われた前記圧縮比学習モデルを前記センサ端末に送信してもよい。
- [0008] また、前記乖離度検出部は、前記圧縮比学習モデルの構築に用いられた前記センサデータを用いて構築された乖離度検出学習モデルを用いて前記乖離度を検出してもよい。
- [0009] また、前記モデル構築装置は、前記センサ端末から受信した前記圧縮比に

よる圧縮が行われていない前記センサデータを用いて前記乖離度検出学習モデルを構築する乖離度検出モデル構築部、をさらに備え、前記モデル送信部は、前記乖離度検出モデル構築部により構築された前記乖離度検出学習モデルを前記センサ端末に送信してもよい。

[0010] また、前記圧縮比モデル構築部は、教師あり学習の一つである回帰学習、教師なし学習、または強化学習のいずれかの手法を用いて前記圧縮比学習モデルを構築してもよい。

[0011] また、前記圧縮比モデル構築部は、前記評価指標を最適化する前記圧縮比を求め、前記センサデータを説明変数、当該センサデータに対する最適な圧縮比を目的変数とした回帰学習により前記圧縮比学習モデルを構築してもよい。

[0012] また、前記圧縮比モデル構築部は、前記評価指標を最適化する前記圧縮比を、ランダムサーチ、グリッドサーチ、または山登り法のいずれかにより求めてもよい。

[0013] また、前記圧縮比モデル構築部は、データ圧縮効率が高いほど損失が小さくなる損失関数を用いて、最適化する前記圧縮比を、誤差逆伝播法によるニューラルネットワークのパラメータ更新で求める教師なし学習により前記圧縮比学習モデルを構築してもよい。

[0014] また、前記圧縮比モデル構築部は、前記センサデータを状態、前記圧縮比を行動、データ圧縮効率を報酬として、強化学習により前記圧縮比学習モデルを構築してもよい。

[0015] また、前記圧縮比モデル構築部は、前記センサデータに係る時間領域のデータまたは周波数領域のデータを状態として強化学習を行ってもよい。

[0016] また、前記圧縮比モデル構築部は、前記圧縮比の範囲を自然数Nで分割し、それぞれの代表値の圧縮比を離散値の行動として強化学習を行ってもよい。

[0017] また、前記圧縮比モデル構築部は、前記圧縮比を連続値の行動として強化学習を行ってもよい。

- [0018] また、前記圧縮比モデル構築部は、前記圧縮比または復元誤差を含む評価指標を報酬とした強化学習を行ってもよい。
- [0019] また、上記課題を解決するために、本発明の別の観点によれば、センサデータを取得するセンサと、取得された前記センサデータの特徴量に基づいて圧縮センシングに係る圧縮比を取得する数理モデルを用いて、前記センサデータを前記圧縮比で圧縮するデータ圧縮部と、前記データ圧縮部により圧縮された前記センサデータを送信するデータ通信部と、取得された前記センサデータと前記数理モデルの構築に用いられたセンサデータとの乖離度を検出する乖離度検出部と、を備え、前記データ通信部は、検出された前記乖離度が閾値を超える場合、前記圧縮比による圧縮が行われていない前記センサデータをモデル構築装置に送信し、当該センサデータを用いて再構築された前記数理モデルを受信する、センサ端末が提供される。
- [0020] また、上記課題を解決するために、本発明の別の観点によれば、取得したセンサデータの特徴量に基づいて圧縮センシングに係る圧縮比を取得する数理モデルを用いて前記センサデータを前記圧縮比で圧縮するセンサ端末から、前記圧縮比による圧縮が行われていない前記センサデータを受信した場合、当該センサデータを用いて前記数理モデルを再構築する圧縮比モデル構築部と、前記圧縮比モデル構築部により再構築された前記数理モデルを、ネットワークを介して接続される複数のセンサ端末のうち、少なくとも前記圧縮比による圧縮が行われていない前記センサデータの送信を行ったセンサ端末に送信するモデル送信部と、を備える、モデル構築装置が提供される。
- [0021] また、上記課題を解決するために、本発明の別の観点によれば、コンピュータを、センサデータを取得するセンサと、取得された前記センサデータの特徴量に基づいて圧縮センシングに係る圧縮比を取得する数理モデルを用いて、前記センサデータを前記圧縮比で圧縮するデータ圧縮部と、前記データ圧縮部により圧縮された前記センサデータを送信するデータ通信部と、取得された前記センサデータと前記数理モデルの構築に用いられたセンサデータとの乖離度を検出する乖離度検出部と、を備え、前記データ通信部は、検出

された前記乖離度が閾値を超える場合、前記圧縮比による圧縮が行われていない前記センサデータをモデル構築装置に送信し、当該センサデータを用いて再構築された前記数理モデルを受信する、センサ端末、として機能させるためのプログラムが提供される。

[0022] また、上記課題を解決するために、本発明の別の観点によれば、コンピュータを、取得したセンサデータの特徴量に基づいて圧縮センシングに係る圧縮比を取得する数理モデルを用いて前記センサデータを前記圧縮比で圧縮するセンサ端末から、前記圧縮比による圧縮が行われていない前記センサデータを受信した場合、当該センサデータを用いて前記数理モデルを再構築する圧縮比モデル構築部と、前記圧縮比モデル構築部により再構築された前記数理モデルを、ネットワークを介して接続される複数のセンサ端末のうち、少なくとも前記圧縮比による圧縮が行われていない前記センサデータの送信を行ったセンサ端末に送信するモデル送信部と、を備える、モデル構築装置、として機能させるためのプログラムが提供される。

発明の効果

[0023] 以上説明したように本発明によれば、データ分析精度の維持と通信コストの削減とを両立することが可能となる。

図面の簡単な説明

[0024] [図1]本発明の一実施形態に係るセンサデータ圧縮システムが適用され得る想定環境を示す図である。

[図2]同実施形態に係るセンサデータ圧縮システムの構成例を示すブロック図である。

[図3]同実施形態に係る学習用センサ端末の構成例を示すブロック図である。

[図4]同実施形態に係るセンサ端末の構成例を示すブロック図である。

[図5]同実施形態に係るデータ受信装置の構成例を示すブロック図である。

[図6]同実施形態に係る学習用センサ端末の処理の流れを示すフローチャートである。

[図7]同実施形態に係る回帰学習による圧縮比学習モデル構築の概要を示す図

である。

[図8]同実施形態に係る圧縮対象のセンサデータの一例である。

[図9]同実施形態に係る図8の期間Aにおけるセンサデータの拡大図である。

[図10]同実施形態に係る図8の期間Bにおけるセンサデータの拡大図である。

[図11]同実施形態に係る図8の期間Aおよび期間Bにおけるそれぞれのセンサデータに係る圧縮比と圧縮後のデータサイズの関係を示す図である。

[図12]同実施形態に係る図8の期間Aおよび期間Bにおけるそれぞれのセンサデータに係る圧縮比と復元誤差率の関係を示す図である。

[図13]同実施形態に係る図8の期間Aおよび期間Bにおけるそれぞれのセンサデータに係る圧縮比とデータ圧縮効率の関係を示す図である。

[図14]同実施形態に係る図8に示すセンサデータに対する最適な圧縮比の計算値と、回帰学習により構築した圧縮比学習モデルが推定した最適な圧縮比との比較を示す図である。

[図15]同実施形態に係る教師なし学習による圧縮比学習モデル構築の概要を示す図である。

[図16]同実施形態に係る強化学習による圧縮比学習モデル構築の概要を示す図である。

[図17]同実施形態に係るデータ圧縮・復元段階における処理の流れを示すシーケンス図である。

[図18]本発明の一実施形態に係るモデル構築装置のハードウェア構成例を示すブロック図である。

[図19]圧縮センシングを用いたデータ圧縮の概要について説明するための図である。

発明を実施するための形態

[0025] 以下に添付図面を参照しながら、本発明の好適な実施の形態について詳細に説明する。なお、本明細書および図面において、実質的に同一の機能構成を有する構成要素については、同一の符号を付することにより重複説明を省

略する。

[0026] <1. 一実施形態>

<<1. 1. 概要>>

まず、本発明の概要について述べる。本発明はセンサデータ（以下、単に、データ、と称する場合がある）の情報量を表す指標であるスパース性（0成分が多いという性質）の度合いが変動する振動データ、映像データ、音声データ等の広帯域のデータを、エッジ側のセンサ端末で効率的に圧縮し、無線などの低帯域リンクでデータ伝送するための技術である。

[0027] ここで、上記のスパース性の度合いとは元のデータサイズに対して、元のデータを再現するのに最低限必要なデータサイズを指す。一般に同じデータサイズを有するデータであっても、データの有する情報量が多いほどスパース度は高く、データの有する情報量が少ないほどスパース度は低いといえる。

[0028] また、センサデータを収集しデータマイニングを行う場合、高精度なデータマイニングを実現するためには、一般に収集するセンサデータのデータ量を増やす必要がある。しかしながら、センサデータを送信するエッジ端末、すなわちセンサ端末は、メモリ容量やストレージ容量、計算能力などに大きな制約を有するのが一般的である。特にセンサ端末で取得したセンサデータを無線リンクで分析サーバに送る場合には、ネットワーク帯域に大きな制約が発生する。このようにデータの情報量とリソースの浪費とにはトレードオフの関係があることから、センサ端末側で効率的にデータを圧縮して、データ情報量を維持しつつ、データの送信量を削減することが求められる。

[0029] ここで、データ圧縮を効果的に行う手法としては、例えば、特許文献1に開示される技術が挙げられる。しかし、上述したように、特許文献1に開示される技術では、圧縮符号化情報を生成するために、センサ端末とは別途に情報処理装置を設ける必要があり、システム構築のコストが増大することが想定される。

[0030] また、特許文献1では、圧縮比の最適化、特に数理モデルを用いた圧縮比

の最適化については議論されておらず、未知のセンサデータが取得された場合には、効率の良いデータ圧縮を行うことが困難である。

[0031] 一方、本発明の一実施形態に係るセンサデータ圧縮システムでは、サンプリング周波数が比較的高いデータや、データ転送量が大きいデータを送信する場合において、計算能力やバッテリー容量などのリソースの制約が大きいエッジ側のセンサ端末で最適な圧縮比を動的に取得し、当該圧縮比を用いてセンサデータの圧縮を行うことを特徴の一つとする。

[0032] この際、本発明の一実施形態に係るセンサ端末は、センサデータの情報量に応じて最適な圧縮比を動的に変更する制御を、予め構築された数理モデルを利用することで実現する。上記の制御によれば、計算能力の低いエッジ側のセンサ端末でも、軽量の処理で最適な圧縮比を設定することが可能となる。

[0033] なお、ここで、ここで上記の圧縮比とは元のデータのサイズに対する圧縮後のデータのサイズの比であり、圧縮比が小さいほど圧縮後のデータサイズが小さいことを示す。また最適な圧縮比とは、データの情報量の損失を最小限にしつつ、送信するデータのサイズも最小限にできる圧縮比と定義してよい。

[0034] さらに、本実施形態に係るセンサデータ圧縮システムでは、未知のセンサデータをエッジ側のセンサ端末が取得した場合であっても、当該センサ端末で、数理モデルの構築時に用いられていないセンシングータと取得したセンサデータの乖離度を検出し、乖離度が閾値を超える場合には、当該乖離度が高いセンサデータを用いて数理モデルの再構築を行うことで、圧縮比設定の精度を維持することを特徴の一つとする。

[0035] 上記の特徴を実現するために、本実施形態では、まずデータの情報量に応じて最適な圧縮比に逐次動的に設定するための数理モデルを予め計算能力の高い端末で構築する。なお、上記の数理モデルは、例えば、センサデータに対する圧縮比を、復元誤差率と圧縮比とを含む評価指標により動的に変更するよう、機械学習手法を用いて構築された圧縮比学習モデルであってもよい。

。

[0036] 本実施形態では、例えば、上記のように構築された圧縮比学習モデルをエッジ側のセンサ端末に移植して動作させることにより、圧縮比の最適化を逐次センサ端末側で行う場合と比較して、センサ端末での計算コストや、ゲートウェイと制御データのオーバーヘッドを抑制することが可能である。

[0037] また、エッジ側のセンサ端末において、上記の圧縮比学習モデルを利用して、データに応じた最適な圧縮比を動的に変更することにより、データ分析精度の維持と通信コストの抑制を両立することができ、この結果、圧縮効率の高いデータ圧縮が可能となる。

[0038] さらに、モデル構築に機械学習を用いた場合、一般に未知のデータに対しての推定精度は劣化するが、本実施形態では学習済みのデータと圧縮対象のデータとの乖離度を検出し、乖離度が高い場合は未知のデータとみなして、計算能力の高い端末で再学習を行いセンサ端末の学習モデルを更新することにより、最適な圧縮比の推定の精度の劣化を防止することができる。

[0039] なお、本実施形態に係るセンサ端末によるセンサデータの圧縮には、D.L. Donoho, "Compressed sensing", IEEE Transactions on Information Theory, vol. 52, no. 4, pp. 1289--1306, Apr. 2006. (非特許文献 1) に記載されるような圧縮センシング技術が用いられてよい。圧縮センシングとは、スパース性を有する高次元の信号を少ない観測から復元する手法である。圧縮センシングでは、一般に、送信側における圧縮処理の計算コストは低い、受信側における復元処理の計算コストが高いことから、計算能力の低いエッジ側のセンサ端末によるデータ圧縮に適した技術といえる。

[0040] ここで、圧縮センシングの概要について説明する。図 19 は、圧縮センシングを用いたデータ圧縮の概要について説明するための図である。例えば、図 19 に示すように、元のデータを X 、データを圧縮する観測行列を Φ 、圧縮後の観測データを Y と定義した場合、圧縮後の観測データは、下記の数式 (1) により表される。

[0041]

[数1]

$$Y = \Phi X$$

・・・(1)

[0042] ここで、元のデータXのサイズをN、圧縮後の観測データYのサイズをMとすると、観測行列ΦのサイズはM×Nとなる。本実施形態に係る圧縮センシングでは、上記M、すなわち観測行列Φの行数を変更することにより、圧縮後の観測データYに係る圧縮比M／Nを調整することが可能である。なお、非特許文献1では、圧縮比の動的な変更については議論されておらず、Mの変更による圧縮比の調整についても示唆されていない。このため、本実施形態に係る圧縮センシングは、動的な圧縮比の設定を容易に可能とする点において、非特許文献1に記載される技術と比較して優れた効果を奏するものである。

[0043] 続いて、圧縮センシング技術における復元について述べる。上記数式(1)においては、未知数>式の数、となることから、通常は一意的な解を求めることができないが、 $X = \Psi x$ 、のように、元のデータXが要素に0を多く含むスパース行列xと変換行列Ψの積により表すことができるとすると、圧縮後の観測データYを完全に復元できる可能性がある。具体的には、下記の数式(2)を満たす条件の下で、xのL1ノルムを最小化する問題に帰着して求めることが可能である。

[0044] [数2]

$$Y = \Phi X = \Phi \Psi x = Ax$$

・・・(2)

[0045] この際、求めたxを利用して、 $X = \Psi x$ 、を計算することにより、元のデータXを復元することが可能である。ただし、圧縮する対象データに対して十分な圧縮比が設定されない場合、復元後のデータと元のデータに誤差が生じることも想定される。このため、本実施形態では、復元誤差と圧縮比とを含む評価指標を学習に利用することで、上記の懸念を解決する。

[0046] 以上、本発明の一実施形態に係る概要について述べた。以下、上記を実現

する構成や当該構成により奏される効果について、より詳細に説明する。

[0047] <<1. 2. 構成>>

上述したように、本実施形態に係るセンサデータ圧縮システムは、多数のセンサ端末が設置された環境において、センサ端末側で低計算コストで設定した最適な圧縮比によりセンサデータを圧縮し、受信端末でデータを復元することを可能とする。ここで、上記の圧縮比とは、 $(\text{圧縮前のデータサイズ}) \div (\text{圧縮後のデータサイズ})$ 、により算出される指標であり、圧縮比が高い程、圧縮後のデータサイズが小さくなる。

[0048] なお、得られたデータに対して様々な圧縮比を設定し、それぞれにおける復元誤差や圧縮比の関係から最適な圧縮比を求めることも理論上可能であるが、一般にデータの復元処理は計算コストが高く、リソースの制約の大きいセンサ端末では膨大な処理遅延が生じる可能性あり、不向きである。また、最適化の処理をネットワークを介したサーバ側で行うことは、圧縮されない生のデータをネットワークを介してサーバに伝送する必要があり、ネットワーク帯域の浪費と処理遅延を生じさせる。

[0049] このため、本実施形態に係るセンサデータ圧縮システムでは、最適化制御を逐次エッジ側のセンサ端末で行うのではなく、予め構築された、最適な圧縮比を求める数理モデルを利用することで対応する。

[0050] 本実施形態では、センサデータの情報量による復元誤差に応じてセンサ端末において圧縮比を動的に変更してよい。例えば、データの情報量が低い場合には圧縮比を小さくし、逆に情報量が多い場合には圧縮比を高くする。ここで情報量の指標として、例えばデータのスパース性が挙げられる。同じデータサイズでも0の値が多い程スパース性は高く、逆に0以外の値が多い程スパース性は低い。このため、圧縮比を情報量と復元側での復元を考慮して動的に変えることにより、データの高圧縮比と高復元精度を両立することが可能となる。

[0051] しかしながら、センサデータの圧縮を行うセンサ端末においては、最適な圧縮比を得るために解析的にスパース性を求めることや、復元誤差を求める

ことは計算量が膨大となるため、困難である。そこで、本実施形態では、最適な圧縮比の設定を、例えば、機械学習手法を用いて構築された数理モデルで行うことにより、解析的に最適解を求める場合と比較して高速な計算を実現し、計算能力の低いエッジ側のセンサ端末においても圧縮比の最適化を行うことを可能とする。

[0052] また、本実施形態に係るセンサデータ圧縮システムでは、数理モデルの構築に用いられていない未知のデータがエッジ側のセンサ端末で取得された場合、当該未知データを計算能力の高い装置に伝送し、数理モデルを再構築することで最適な圧縮比の推定の精度を維持することを可能とする。

[0053] 一般に機械学習では、学習していない未知のデータに対しての精度が悪くなるが、本実施形態ではセンサ端末で、圧縮対象のデータに対して学習済みのデータに対する乖離度を検出し、当該乖離度が高いデータを未知のデータとみなして、計算能力が高い装置で未知データの再学習を行う。また、更新された学習モデルをセンサ端末に移行し、センサ端末で最適な圧縮比の推定を行うことで精度の劣化を防止することができる。

[0054] 図1は、本実施形態に係るセンサデータ圧縮システムが適用され得る想定環境を示す図である。ここでは、複数のセンサ端末70a～70eが取得したセンサデータを無線リンクでゲートウェイ80に送信し、ゲートウェイ80を経由してデータ分析サーバ90でデータを復元してデータ分析を行う場合を想定する。また、データ圧縮の手法としては、例えば、上述した圧縮センシングを想定する。一般に、データマイニングなどを行うデータ分析サーバ90では、データ分析精度を上げるために複数のセンサ端末70a～70eから大容量のデータ量を収集する必要がある。しかし、通常の場合、センサ端末70a～70eにおいてバッテリーを浪費し、ネットワーク側でも無線帯域の浪費やデータを蓄積するストレージを浪費してしまう可能性がある。

[0055] また、一般にデータを送信元からネットワーク経由で宛先に伝送する場合、送信元に近い端末でデータ圧縮を行う方が、ネットワークに流れる総データ量は少なくなるため、望ましい。特に、センサ端末70a～70eは低帯域

の無線リンクで接続されていることもあるため、送信元のセンサ端末 70a ~ 70e においてデータ圧縮を行うことが通信コストの削減に対し最も効果がある。しかしながらセンサ端末 70a ~ 70e で圧縮比の動的制御を行う場合、最適な圧縮比をリアルタイムに計算することは、解析的にスパース性を求めたり復元誤差を求めたりすることの計算量が膨大となるため、リソースの制約上、困難である場合もある。

[0056] そこで、本実施形態では、機械学習手法などを用いて構築した数理モデルを利用した最適な圧縮比設定をセンサ端末側で行う。一般に機械学習は、学習モデルを作成する際に、大きな計算リソースを要するが、構築された学習モデルを用いて推論を行う際は軽い処理で行うことができる。このため、最適な圧縮比を学習する端末は推論時に設置されるセンサ端末とは別途の端末であってもよい。

[0057] 図 2 は、本実施形態に係るセンサデータ圧縮システムの構成例を示すブロック図である。本実施形態に係るセンサデータ圧縮システムは、例えば、図 2 に示すように、学習用センサ端末 20、複数のセンサ端末 30a、およびデータ受信装置 40 を備える。ここで、学習用センサ端末 20 およびセンサ端末 30 は、検知対象 10 に附随して設置される。

[0058] （検知対象 10）

本実施形態に係る検知対象 10 は、振動、画像、音など、各種のセンサデータを取得する対象である。本実施形態に係る検知対象 10 は、例えば、工場に設置された各種の設備、オフィスに設置された各種の機器、また各種の建設物・建築物などであり得る。

[0059] （学習用センサ端末 20）

本実施形態に係る学習用センサ端末 20 は、最適な圧縮比を求める圧縮比学習モデル（数理モデルの一例）や、取得したセンサデータと学習データとの乖離度を求める乖離度検出学習モデルを構築する端末である。学習用センサ端末 20 は、本発明に係るモデル構築装置の一例である。

[0060] （センサ端末 30）

本実施形態に係るセンサ端末30は、学習用センサ端末20が構築した圧縮比学習モデルを用いて、取得したセンサデータに対する圧縮比を設定し、当該圧縮比を用いて圧縮したセンサデータをデータ受信装置40に送信する端末である。本実施形態に係るセンサ端末30は、図2に示すように、単一の検知対象10に対し、複数設置されてもよい。

[0061] (データ受信装置40)

本実施形態に係るデータ受信装置40は、センサ端末30が圧縮したセンサデータを受信し、必要に応じて復元する装置である。なお、本実施形態に係るデータ受信装置40は、後述する学習モデルの再構築機能や、データ分析機能をさらに有してもよい。

[0062] 続いて、本実施形態に学習用センサ端末20の構成についてより詳細に説明する。図3は、本実施形態に係る学習用センサ端末20の構成例を示すブロック図である。図3を参照すると、本実施形態に係る学習用センサ端末20は、センサ210、AD変換部220、データ前処理部230、圧縮比モデル構築部240、乖離度検出モデル構築部250、およびモデル送信部260を備える。

[0063] ((センサ210))

本実施形態に係るセンサ210は、例えば、振動センサ、歪センサ、音響センサ、画像センサなどの各種のセンサであり得る。

[0064] ((AD変換部220))

本実施形態に係るAD変換部220は、センサ210が取得したセンサデータがアナログ信号である場合に、アナログ・デジタル変換を行う。

[0065] ((データ前処理部230))

本実施形態に係るデータ前処理部230は、デジタル信号に変換されたセンサデータに対し、雑音除去のフィルタリング、計測値変換、またFFT (Fast Fourier Transform: 高速フーリエ変換) 等の周波数変換処理を行う。

[0066] ((圧縮比モデル構築部240))

本実施形態に係る圧縮比モデル構築部240は、入力されるセンサデータの特徴量に基づいて圧縮センシングに係る圧縮比を取得する数理モデルを構築する。上記の数理モデルは、例えば、機械学習手法により構築された学習モデルであってもよい。本実施形態に係る圧縮比モデル構築部240は、例えば、センサデータに対する圧縮比を復元誤差と圧縮比とを含む評価指標により動的に変更する圧縮比学習モデルを、教師あり学習の一つである回帰学習、教師なし学習、または強化学習などにより構築することが可能である。一方、本実施形態に係る数理モデルは、上記の例に限定されず、例えば、センサデータの特徴量と最適な圧縮比との対応を示すグラフやデータであってもよい。本実施形態に係る圧縮比モデル構築部240が有する機能の詳細については別途後述する。

[0067] ((乖離度検出モデル構築部250))

本実施形態に係る乖離度検出モデル構築部250は、入力されるセンサデータと、圧縮比学習モデル(数理モデル)の構築に用いられたセンサデータ(学習データ)との乖離度を検出する乖離度検出学習モデルを構築する。この際、本実施形態に係る乖離度検出モデル構築部250は、上記学習データを用いたOne-Class SVMや、オートエンコーダなどを乖離度検出学習モデルとして構築してもよい。

[0068] ((モデル送信部260))

本実施形態に係るモデル送信部260は、圧縮比モデル構築部240が構築した圧縮比学習モデルや、乖離度検出モデル構築部250が構築した乖離度検出学習モデルを、単一または複数のセンサ端末30に送信する。

[0069] 次に、本実施形態に係るセンサ端末30の構成についてより詳細に説明する。

図4は、本実施形態に係るセンサ端末30の構成例を示すブロック図である。図4を参照すると、本実施形態に係るセンサ端末30は、センサ310、AD変換部320、データ前処理部330、乖離度検出部340、データ圧縮部350、およびデータ通信部360を備える。なお、センサ310、AD変換部320、データ前処理部330については、上述した学習用センサ

端末20のセンサ210、AD変換部220、データ前処理部230と同等の機能を有してよいため、詳細な説明は省略する。

[0070] ((乖離度検出部340))

本実施形態に係る乖離度検出部340は、学習用センサ端末20の乖離度検出モデル構築部250が構築した乖離度検出学習モデルを用いて、入力されたセンサデータと、圧縮比学習モデルの構築に用いられた学習データとの乖離度を検出する。本実施形態に係る乖離度検出部340が有する機能の詳細については別途詳細に説明する。

[0071] ((データ圧縮部350))

本実施形態に係るデータ圧縮部350は、学習用センサ端末20の圧縮比モデル構築部240が構築した数理モデルを用いて、入力されたセンサデータに対する最適な圧縮比を取得し、当該圧縮比によるデータ圧縮を行う。

[0072] ((データ通信部360))

本実施形態に係るデータ通信部360は、ネットワークを介して、学習用センサ端末20やデータ受信装置40とのデータ通信を行う。本実施形態に係るデータ通信部360は、例えば、データ圧縮部350が圧縮したセンサデータをデータ受信装置40に送信する。また、本実施形態に係るデータ通信部360は、例えば、乖離度検出部340が学習データとの乖離度が閾値を超えると判定したセンサデータを、データ圧縮部350による圧縮が行われていない状態で学習用センサ端末20などのモデル構築装置に送信する。本実施形態に係るデータ通信部360が有する機能の詳細については別途後述する。

[0073] 次に、本実施形態にデータ受信装置40の構成についてより詳細に説明する。図5は、本実施形態に係るデータ受信装置40の構成例を示すブロック図である。図5を参照すると、本実施形態に係るデータ受信装置40は、データ受信部410およびデータ復元部420を備える。

[0074] ((データ受信部410))

本実施形態に係るデータ受信部410は、センサ端末30から圧縮後のセ

ンサデータを受信する。

[0075] ((データ復元部420))

本実施形態に係るデータ復元部420は、データ受信部410が受信した圧縮後のセンサデータの復元を行う。

[0076] 以上、本実施形態に係るセンサデータ圧縮システムの構成について詳細に説明した。なお、図2～図5を用いて説明した上記の構成はあくまで一例であり、本実施形態に係るセンサデータ圧縮システムの構成は係る例に限定されない。例えば、上述したように、本実施形態に係るデータ受信装置40は、学習モデルの再構築機能や、データ分析機能をさらに有してもよい。一方で、学習モデルの再構築を行うモデル構築装置は、学習用センサ端末20やデータ受信装置40とは別途に備えられてもよいし、分析機能を有する分析サーバーが別途に備えられてもよい。本実施形態に係るセンサデータ圧縮システムの構成は、仕様や運用に応じて柔軟に変形可能である。

[0077] <<1. 3. 処理の流れ>>

次に、本実施形態に係るセンサデータ圧縮システムによる処理の流れについて詳細に説明する。本実施形態に係るセンサデータ圧縮システムにより処理は主に、最適な圧縮比を設定する数理モデルや乖離度検出学習モデルを構築するための学習段階と、未知データを検出し、当該未知データを用いて数理モデルや乖離度検出学習モデルの再構築を行ったり、学習段階で構築した数理モデルを用いてデータ圧縮を行うデータ圧縮・復元段階から成る。

[0078] まず、本実施形態に係る学習段階の流れについて説明する。図6は、本実施形態に係る学習段階における学習用センサ端末20の処理の流れを示すフローチャートである。なお、以下では、学習用センサ端末20が数理モデルの一例として、機械学習手法により圧縮比学習モデルを構築する場合を例に説明する。

[0079] 図6を参照すると、まず、学習用センサ端末20のセンサ210がセンサデータを取得し、AD変換部220が、当該センサデータに対するアナログ・デジタル変換を行う(S1101)。

- [0080] 次に、データ前処理部230は、ステップS1101において得られたデジタル信号に対し、雑音除去のためのフィルタリング処理や、所定時間ごとに時系列データを周波数データに変換するためのFFT処理などの前処理を行う（S1102）。なお、データ前処理部230は、FFT処理に代えてウェーブレット変換処理などを行ってもよい。
- [0081] 次に、圧縮比モデル構築部240は、ステップS1102において前処理が施されたセンサデータを用いて、圧縮比学習モデルの構築を行う。この際、本実施形態に係る圧縮比モデル構築部240は、回帰学習、教師なし学習、または強化学習のうちいずれかの手法を用いて圧縮比学習モデルを構築してよい。
- [0082] 回帰学習を採用する場合（S1103：回帰学習）、本実施形態に係る圧縮比モデル構築部240は、センサデータに対し、評価指標が最適となる圧縮比を探索的に求め、ニューラルネットワークなどを利用した回帰分析手法によりセンサデータと当該センサデータに対する最適な圧縮比との関係を学習する。
- [0083] この際、本実施形態に係る圧縮比モデル構築部240は、評価指標を最適化する圧縮比を、例えば、ランダムサーチやグリッドサーチ、山登り法などにより求める（S1104）。
- [0084] 次に、本実施形態に係る圧縮比モデル構築部240は、センサデータを説明変数、ステップS1104において求めた当該センサデータに対する最適な圧縮比を目的変数とした回帰学習により圧縮比学習モデルを構築する（S1105）。
- [0085] 上記のような回帰学習によれば、圧縮効率が最適となる圧縮比を厳密に求めてから学習することが可能である。
- [0086] 一方、教師なし学習を採用する場合（S1103：教師なし学習）、本実施形態に係る圧縮比モデル構築部240は、上記の回帰学習の場合とは異なり、センサデータのみを用いて学習を行う。この際、本実施形態に係る圧縮比モデル構築部240は、圧縮効率が低いほど損失が小さくなる損失関数を

設定し、またセンサデータを入力、圧縮比を出力としたうえで損失が最小となるように教師なし学習を行う（S 1 1 0 6）。すなわち、本実施形態に係る圧縮比モデル構築部 2 4 0 は、最適化する圧縮比を、誤差逆伝播法によるニューラルネットワークのパラメータ更新で求めることにより圧縮比学習モデルを構築する。

[0087] 上記のような教師なし学習によれば、回帰学習のように最適な圧縮比を明示的に求めることなく、センサデータから直接当該圧縮比を推定可能であり、計算量を低減することが可能である。

[0088] 他方、強化学習を採用する場合（S 1 1 0 3：強化学習）、本実施形態に係る圧縮比モデル構築部 2 4 0 は、評価指標が最適となる圧縮比を厳密に求めずに、試行錯誤の下、センサデータに対する最適な圧縮比を学習する。

[0089] この際、本実施形態に係る圧縮比モデル構築部 2 4 0 は、センサデータを状態、圧縮比および復元誤差から定義されるデータ圧縮効率などを報酬として、強化学習により圧縮比学習モデルを構築する（S 1 1 0 7）。

[0090] 上記のような強化学習によれば、回帰学習のように厳密な圧縮比を求めずとも、試行錯誤的に圧縮比を変えて学習することで、次第に最適な圧縮比に収束することが期待される。一方で、強化学習を採用する場合、回帰学習と比べ、学習に時間を要する可能性も想定される。

[0091] 次に、本実施形態に係る乖離度検出モデル構築部 2 5 0 は、上記に示したいずれかの手法による圧縮比学習モデルの構築に利用したセンサデータ（学習データ）を用いて、乖離度検出学習モデルを構築する（S 1 1 0 8）。この際、本実施形態に係る乖離度検出モデル構築部 2 5 0 は、上記学習データを用いた One-Class SVM や、オートエンコーダなどを乖離度検出学習モデルとして構築してもよい。

[0092] 次に、本実施形態に係るモデル送信部 2 6 0 は、構築された圧縮比学習モデルおよび乖離度検出学習モデルをセンサ端末に送信し（S 1 1 0 9）、処理を終了する。

[0093] 以上、図 6 を用いて、本実施形態に係る学習段階の流れについて説明した

。続いて、本実施形態に係る学習手法について、より詳細に説明する。

[0094] まず、本実施形態に係る回帰学習による圧縮比学習モデルの構築について、より詳細に述べる。図7は、本実施形態に係る回帰学習による圧縮比学習モデル構築の概要を示す図である。本実施形態に係る回帰学習では、まず、センサデータを収集し、AD変換および前処理を施すことにより、圧縮するセンサデータのサンプルを複数抽出する。次に、評価指標として、圧縮比と復元誤差とを要素して含むデータ圧縮効率を設定する。

[0095] 本実施形態に係るデータ圧縮効率は、例えば、下記の数式(3)や数式(4)のように設定されてもよい。

$$\text{圧縮効率} = \text{圧縮比} \times (-\alpha) + \text{復元誤差} \times (-\beta) \quad (\text{ただし、}\alpha > 0, \beta > 0)$$

・・・(3)

$$\text{圧縮効率} = 1 / (\text{圧縮比の}\alpha\text{乗}) / (\text{復元誤差の}\beta\text{乗}) \quad (\text{ただし、}\alpha > 0, \beta > 0)$$

・・・(4)

[0096] ここで、上記の復元誤差とは、例えば、圧縮前のデータと復元後のデータの誤差を示し、例えば、平均二乗誤差などであってもよい。また、 α および β はそれぞれ、圧縮比および復元誤差の重みを示し、値が大きいほど重みが大きくなり、重要視される。すなわち、本実施形態に係るデータ圧縮効率は、圧縮比が低いほど、また復元誤差が小さいほど高くなる指標である。

[0097] この際、本実施形態に係る回帰学習では、圧縮比を小さい値から変化させていき、上記のデータ圧縮効率が最高となる圧縮比を最適な圧縮比として定義する。

[0098] ここで、センサデータの具体例を挙げながら説明を行う。図8は、本実施形態に係る圧縮対象のセンサデータの一例である。また、図9および図10は、それぞれ図8における期間Aおよび期間Bにおけるセンサデータの拡大

図である。なお、ここで、期間Aは時刻 t_a から t_a' までの期間を、期間Bは時刻 t_b から t_b' までの期間をそれぞれ示す。

[0099] また、図11は、期間Aおよび期間Bにおけるそれぞれのセンサデータに係る圧縮比と圧縮後のデータサイズの関係を示す図である。また、図12は、期間Aおよび期間Bにおけるそれぞれのセンサデータに係る圧縮比と復元誤差率の関係を示す図である。また、図13は、期間Aおよび期間Bにおけるそれぞれのセンサデータに係る圧縮比とデータ圧縮効率の関係を示す図である。なお、図12に示す復元誤差率は復元誤差の平均二乗誤差を振幅の標準偏差で割った値であり、また α および β は、それぞれ、 $\alpha = 1$ 、 $\beta = 5$ とした。

[0100] ここで、図11を参照すると、期間Aおよび期間Bにおけるそれぞれのセンサデータは、データの内容にかかわらず圧縮比に比例して圧縮後のデータサイズが大きくなっていることがわかる。また、図12を参照すると、圧縮比が高くなると、期間Aおよび期間Bにおけるそれぞれのセンサデータの復元誤差率は大きくなるが、同じ圧縮比であっても、期間Aおよび期間Bにおいて、復元誤差率の大きさが異なっていることがわかる。

[0101] この結果、図13に示すように、期間Aおよび期間Bのそれぞれのセンサデータは、圧縮比がある一定の値まで高くなると圧縮効率は向上するが、当該一定の値を超えるとデータ圧縮効率が減少することとなる。また期間Aと期間Bのそれぞれのセンサデータでデータ圧縮効率が最も高くなる圧縮比は異なり、センサデータに応じて最適な圧縮比を設定する必要があることが分かる。

[0102] このことから、本実施形態に係る回帰学習では、あるデータに対する最適な圧縮比を、ランダムサーチ、グリッドサーチ、山登り法などにより求め、圧縮対象とするセンサデータを説明変数、当該センサデータに対する最適な圧縮比を目的変数として学習を行う。この際、本実施形態に係る圧縮比モデル構築部240は、LSTM (Long Short-Term Memory) やCNN (Convolutional Neural Netwo

r k)などの深層学習を採用した回帰学習を行ってもよい。

[0103] 図14は、図8に示すセンサデータに対する最適な圧縮比の計算値と、回帰学習により構築した圧縮比学習モデルが推定した最適な圧縮比との比較を示す図である。図14の上段には、図8に示す圧縮対象のセンサデータに対して、グリッドサーチにより求めた最適な圧縮比が時系列に示されている。また、図14の下段には、図8に示す圧縮対象のセンサデータを入力とした際に圧縮学習モデルが推定した最適な圧縮比が時系列に示されている。

[0104] ここで、両者を比較すると、圧縮比は、ほぼ一致していることがわかる。このように、本実施形態に係る回帰学習により構築した圧縮比学習モデルによれば、入力されるセンサデータに対する最適な圧縮比を精度高く推定することが可能である。

[0105] 次に、本実施形態に係る教師なし学習による圧縮比学習モデルの構築について詳細に述べる。図15は、本実施形態に係る教師なし学習による圧縮比学習モデル構築の概要を示す図である。

[0106] 本実施形態に係る教師なし学習による圧縮比学習モデルの構築は、上述した回帰学習のようにセンサデータに対する最適な圧縮比を予め求めず、最適な圧縮比で損失が最小となるように損失関数を設定することで、センサデータから直接最適な圧縮比を求める手法である。

[0107] この際、損失関数は、例えば、上記の数式(3)や数式(4)に示したデータ圧縮効率の逆数をとるなどして、データ圧縮効率が高いほど損失が小さくなるように設定される。

[0108] 本実施形態に係る圧縮比モデル構築部240は、上記のように設定した損失関数を用いて、ニューラルネットワークの出力に対し、損失関数が最小化されるように誤差逆伝搬法によるパラメータ更新の学習を行う。このような学習によれば、入力されるセンサデータに対して、ニューラルネットワークから出力される最適な圧縮比が収束し、予め最適な圧縮比を求めずとも、圧縮比学習モデルを構築することが可能である。

[0109] 次に、本実施形態に係る強化学習による圧縮比学習モデルの構築について

詳細に述べる。図16は、本実施形態に係る強化学習による圧縮比学習モデル構築の概要を示す図である。強化学習では、長期的な目標を示す数値を最大化するようなシステムを制御する学習を行う。

[0110] この際、本実施形態に係る圧縮比モデル構築部240は、図16に示すように、センサデータを状態、圧縮比を行動、上記の数式(3)や数式(4)のように設定された圧縮効率を報酬とした強化学習を行ってもよい。

[0111] より具体的には、本実施形態に係る圧縮比モデル構築部240は、センサデータに係る時間領域のデータまたは周波数領域のデータを状態としてもよい。

[0112] また、本実施形態に係る圧縮比モデル構築部240は、行動に対応する圧縮比を離散値または連続値として扱ってよい。この際、圧縮比モデル構築部240は、圧縮比を離散値としてみなす場合には、例えば、Deep-Q-Network (DQN) などの深層強化学習手法を、圧縮比を連続値としてみなす場合には、例えば、Timothy P. Lillicrap、外7名、“Continuous control with deep reinforcement learning”、2015年9月5日、[Online]、[平成30年10月15日検索]、インターネット<<https://arxiv.org/pdf/1509.02971.pdf>> (非特許文献2)に記載されるようなDeep Deterministic Policy Gradient (DDPG) などの深層強化学習手法を採用してもよい。上記のような深層強化学習手法を利用することで、状態数が無数に近い場合であっても近似により最適な行動(圧縮比)を求めることが可能となる。

[0113] より具体的には、圧縮比を離散値として扱う場合、圧縮比モデル構築部240は、圧縮比の取り得る範囲を自然数Nで分割し、それぞれの代表値の圧縮比を離散値の行動として強化学習を行ってもよい。例えば、圧縮比の取り得る範囲が0.1~0.9である場合において5分割を行うと、それぞれの代表値の圧縮比は、0.1、0.3、0.5、0.7、0.9となり得る。

[0114] 一方、圧縮比を連続値としてみなす場合、圧縮比モデル構築部240は、圧縮比の取り得る範囲の中から抽出した任意の値を行動として強化学習を行

う。

[0115] また、本実施形態に係る報酬は、図 16 に示すようなデータ圧縮効率に限定されず、柔軟に変更可能である。本実施形態に係る圧縮比モデル構築部 240 は、例えば、圧縮比（データ送信量）または復元誤差を含む評価指標を報酬とした強化学習を行うことも可能である。

[0116] 以上、本実施形態に係る学習段階の流れ、および学習手法について詳細に説明した。次に、本実施形態に係るデータ圧縮・復元段階の流れについて詳細に説明する。本実施形態に係るデータ圧縮・復元段階では、学習段階で構築した圧縮比学習モデルを用いてセンサ端末 30 によるセンサデータの圧縮が行われる。

[0117] しかし、ここで、学習段階で圧縮比学習モデルの学習に用いられなかったタイプのセンサデータがセンサデータとして取得された場合、当該センサデータに対しては正しく圧縮比が設定できない可能性が生じる。このため、本実施形態に係るセンサデータ圧縮システムは、データ圧縮・復元段階において、圧縮比学習モデルの構築時に学習データとして用いられていない未知データが検出された場合、学習用センサ端末 20 や別途のサーバなどにより実現されるモデル構築装置により当該未知データを用いた圧縮比学習モデルの再学習を行い、再学習した圧縮比学習モデルをセンサ端末 30 に適用すること、を特徴の一つとする。

[0118] 図 17 は、本実施形態に係るデータ圧縮・復元段階における処理の流れを示すシーケンス図である。なお、図 17 においては、本実施形態に係る学習用センサ端末 20 がモデル構築装置として、学習モデルの再学習を行う場合の一例が示されている。

[0119] 図 17 を参照すると、まず、センサ端末 30 のセンサ 310 によるセンサデータの取得と、AD 変換部 320 によるアナログ・デジタル変換が実行される（S2101）。

[0120] 次に、データ前処理部 330 は、周波数データへの変化などの前処理を実行する（S2202）。

- [0121] 次に、本実施形態に係る乖離度検出部340は、図6に示したステップS1108において構築された乖離度検出学習モデルを用いて、取得されたセンサデータと、現在適用されている圧縮比学習モデルの構築に用いられた学習データとの乖離度を検出する（S2103）。
- [0122] ここで、ステップS2103において検出された乖離度が閾値を超える場合、本実施形態に係るデータ通信部360は、圧縮比学習モデルを用いた圧縮が行われてないセンサデータを学習用センサ端末20に送信する（S2104）。
- [0123] 続いて、学習用センサ端末20の圧縮比モデル構築部240および乖離度検出モデル構築部250は、ステップS2104において受信したセンサデータを用いて、それぞれ圧縮比モデルおよび乖離度検出学習モデルの再学習（再構築）を行う（S2105）。
- [0124] 続いて、学習用センサ端末のモデル送信部260が、ステップS2105において再学習された圧縮比モデルおよび乖離度検出学習モデルをセンサ端末30に送信する（S2106）。
- [0125] 上記のような処理によれば、未知のデータが取得され得る環境であっても、都度学習モデルの再構築を行うことで、圧縮比設定の精度を維持し続けることが可能となる。なお、この際、本実施形態に係るモデル送信部260は、ネットワークを介して接続される複数のセンサ端末30のうち、少なくともステップS2104においてセンサデータの送信を行ったセンサ端末30に再構築した学習モデルの送信を行ってよい。
- [0126] また、モデル送信部260は、ステップS2104においてセンサデータの送信を行ったセンサ端末30と同一の検知対象10に附随して設置される他のセンサ端末30や、類似する特性を有する他の検知対象10に附随して設置される他のセンサ端末30が存在する場合には、複数のセンサ端末30に再構築された学習モデルを送信してもよい。上記のような処理によれば、複数のセンサ端末30による圧縮比設定の精度を効率良く維持することが可能である。

[0127] 一方、ステップS 2 1 0 3において検出された乖離度が閾値以下である場合、データ圧縮部3 5 0は、学習段階において学習用センサ端末2 0から送信された圧縮比学習モデルを用いてセンサデータに対する最適な圧縮比を取得し（S 2 1 0 7）、また当該圧縮比によるセンサデータの圧縮を実行する（S 2 1 0 8）。

[0128] 次に、データ通信部3 6 0は、ステップS 2 1 0 8において圧縮されたセンサデータをデータ受信装置4 0に送信する（S 2 1 0 9）。

[0129] 続いて、データ受信装置4 0のデータ復元部4 2 0が、ステップS 2 1 0 9において、データ受信部4 1 0が受信したセンサデータの復元を実行する（S 2 1 1 0）。なお、この際、データ復元部4 2 0は、元のデータサイズと圧縮後のデータサイズを把握する必要があることから、データ通信部3 6 0は、ステップS 2 1 0 9において、圧縮されたセンサデータと共に、上記のようなデータサイズに係る情報をデータ受信装置4 0に送信してよい。

[0130] <2. ハードウェア構成例>

次に、本発明の一実施形態に係るモデル構築装置が学習用センサ端末2 0とは別途のサーバとして実現される場合のハードウェア構成例について説明する。図1 8は、本発明の一実施形態に係るモデル構築装置のハードウェア構成例を示すブロック図である。図1 8を参照すると、モデル構築装置は、例えば、プロセッサ8 7 1と、ROM 8 7 2と、RAM 8 7 3と、ホストバス8 7 4と、ブリッジ8 7 5と、外部バス8 7 6と、インターフェース8 7 7と、入力部8 7 8と、出力部8 7 9と、記憶部8 8 0と、ドライブ8 8 1と、接続ポート8 8 2と、通信部8 8 3と、を有する。なお、ここで示すハードウェア構成は一例であり、構成要素の一部が省略されてもよい。また、ここで示される構成要素以外の構成要素をさらに含んでもよい。

[0131] （プロセッサ8 7 1）

プロセッサ8 7 1は、例えば、演算処理装置又は制御装置として機能し、ROM 8 7 2、RAM 8 7 3、記憶部8 8 0、又はリムーバブル記録媒体9 0 1に記録された各種プログラムに基づいて各構成要素の動作全般又はその

一部を制御する。

[0132] (ROM 872、RAM 873)

ROM 872は、プロセッサ871に読み込まれるプログラムや演算に用いるデータ等を格納する手段である。RAM 873には、例えば、プロセッサ871に読み込まれるプログラムや、そのプログラムを実行する際に適宜変化する各種パラメータ等が一時的又は永続的に格納される。

[0133] (ホストバス874、ブリッジ875、外部バス876、インターフェース877) プロセッサ871、ROM 872、RAM 873は、例えば、高速なデータ伝送が可能なホストバス874を介して相互に接続される。一方、ホストバス874は、例えば、ブリッジ875を介して比較的データ伝送速度が低速な外部バス876に接続される。また、外部バス876は、インターフェース877を介して種々の構成要素と接続される。

[0134] (入力部878)

入力部878には、例えば、マウス、キーボード、タッチパネル、ボタン、スイッチ、マイク、及びレバー等が用いられる。さらに、入力部878としては、赤外線やその他の電波を利用して制御信号を送信することが可能なリモートコントローラ（以下、リモコン）が用いられることもある。

[0135] (出力部879)

出力部879には、例えば、CRT (Cathode Ray Tube)、LCD、又は有機EL等のディスプレイ装置（表示装置）、スピーカ、ヘッドホン等のオーディオ出力装置、プリンタ、携帯電話、又はファクシミリ等、取得した情報を利用者に対して視覚的又は聴覚的に通知することが可能な装置である。

[0136] (記憶部880)

記憶部880は、各種のデータを格納するための装置である。記憶部880としては、例えば、ハードディスクドライブ（HDD）等の磁気記憶デバイス、半導体記憶デバイス、光記憶デバイス、又は光磁気記憶デバイス等が用いられる。

[0137] (ドライブ 881)

ドライブ 881 は、例えば、磁気ディスク、光ディスク、光磁気ディスク、又は半導体メモリ等のリムーバブル記録媒体 901 に記録された情報を読み出し、又はリムーバブル記録媒体 901 に情報を書き込む装置である。

[0138] (リムーバブル記録媒体 901)

リムーバブル記録媒体 901 は、例えば、DVD メディア、Blu-ray (登録商標) メディア、HD DVD メディア、各種の半導体記憶メディア等である。もちろん、リムーバブル記録媒体 901 は、例えば、非接触型 IC チップを搭載した IC カード、又は電子機器等であってもよい。

[0139] (接続ポート 882)

接続ポート 882 は、例えば、USB (Universal Serial Bus) ポート、IEEE 1394 ポート、SCSI (Small Computer System Interface)、RS-232C ポート、又は光オーディオ端子等のような外部接続機器 902 を接続するためのポートである。

[0140] (外部接続機器 902)

外部接続機器 902 は、例えば、プリンタ、携帯音楽プレーヤ、デジタルカメラ、デジタルビデオカメラ、又は IC レコーダ等である。

[0141] (通信部 883)

通信部 883 は、ネットワーク 903 に接続するための通信デバイスであり、例えば、有線又は無線 LAN、Bluetooth (登録商標)、又は WUSB (Wireless USB) 用の通信カード、光通信用のルータ、ADSL (Asymmetric Digital Subscriber Line) 用のルータ、又は各種通信用のモデム等である。また、公衆電話網、携帯電話事業者網、内線電話網等の各種の電話網に接続してよい。

[0142] <3. まとめ>

以上説明したように、本発明の一実施形態に係るセンサデータ圧縮システムは、センサ端末 30 と、学習用センサ端末 20 や別途のサーバなどにより

実現されるモデル構築装置とを備える。本発明の一実施形態に係るセンサデータ圧縮システムによれば、データ分析精度の維持と通信コストの削減とを両立することが可能となる。

[0143] 以上、添付図面を参照しながら本発明の好適な実施形態について詳細に説明したが、本発明はかかる例に限定されない。本発明の属する技術の分野における通常の知識を有する者であれば、特許請求の範囲に記載された技術的思想の範疇内において、各種の変更例または修正例に想到し得ることは明らかであり、これらについても、当然に本発明の技術的範囲に属するものと了解される。

[0144] また、本明細書に記載された効果は、あくまで説明的または例示的なものであって限定的ではない。つまり、本開示に係る技術は、上記の効果とともに、または上記の効果に代えて、本明細書の記載から当業者には明らかな他の効果を奏しうる。

[0145] また、コンピュータに内蔵されるCPU、ROMおよびRAMなどのハードウェアに、学習用センサ端末20（モデル構築装置）やセンサ端末30が有する構成と同等の機能を発揮させるためのプログラムも作成可能であり、当該プログラムを記録した、コンピュータに読み取り可能な非一過性の記録媒体も提供され得る。

[0146] また、本明細書のセンサデータ圧縮システムの処理に係る各ステップは、必ずしもフローチャートやシーケンス図に記載された順序に沿って時系列に処理される必要はない。例えば、センサデータ圧縮システムの処理に係る各ステップは、フローチャートやシーケンス図に記載された順序と異なる順序で処理されても、並列的に処理されてもよい。

[0147] 日本出願特願2018-200671号の開示はその全体が参照により本明細書に取り込まれる。

[0148] 本明細書に記載された全ての文献、特許出願、および技術規格は、個々の文献、特許出願、および技術規格が参照により取り込まれることが具体的かつ個々に記された場合と同程度に、本明細書中に参照により取り込まれる。

請求の範囲

[請求項1]

センサデータを取得するセンサ、
取得された前記センサデータの特徴量に基づいて圧縮センシングに係る圧縮比を取得する数理モデルを用いて、前記センサデータを前記圧縮比で圧縮するデータ圧縮部、
前記データ圧縮部により圧縮された前記センサデータを送信するデータ通信部、および
取得された前記センサデータと前記数理モデルの構築に用いられたセンサデータとの乖離度を検出する乖離度検出部、
を備え、
前記データ通信部は、検出された前記乖離度が閾値を超える場合、前記圧縮比による圧縮が行われていない前記センサデータをモデル構築装置に送信する、
センサ端末と、
前記センサ端末から受信した前記圧縮比による圧縮が行われていない前記センサデータを用いて前記数理モデルを再構築する圧縮比モデル構築部、および
前記圧縮比モデル構築部により再構築された前記数理モデルを前記センサ端末に送信するモデル送信部、
を備える、
前記モデル構築装置と、
から成るセンサデータ圧縮システム。

[請求項2]

前記数理モデルは、前記センサデータに対する前記圧縮比を、復元誤差と前記圧縮比とを含む評価指標により動的に変更するよう、機械学習手法を用いて構築された圧縮比学習モデルであり、
前記圧縮比モデル構築部は、前記センサ端末から受信した前記圧縮比による圧縮が行われていない前記センサデータを用いて前記圧縮比学習モデルの再構築を行い、

前記モデル送信部は、前記圧縮比モデル構築部による再構築が行われた前記圧縮比学習モデルを前記センサ端末に送信する、
請求項 1 に記載のセンサデータ圧縮システム。

[請求項3] 前記乖離度検出部は、前記圧縮比学習モデルの構築に用いられた前記センサデータを用いて構築された乖離度検出学習モデルを用いて前記乖離度を検出する、
請求項 2 に記載のセンサデータ圧縮システム。

[請求項4] 前記モデル構築装置は、前記センサ端末から受信した前記圧縮比による圧縮が行われていない前記センサデータを用いて前記乖離度検出学習モデルを構築する乖離度検出モデル構築部、をさらに備え、
前記モデル送信部は、前記乖離度検出モデル構築部により構築された前記乖離度検出学習モデルを前記センサ端末に送信する、
請求項 3 に記載のセンサデータ圧縮システム。

[請求項5] 前記圧縮比モデル構築部は、回帰学習、教師なし学習、または強化学習のいずれかの手法を用いて前記圧縮比学習モデルを構築する、
請求項 2 ～ 4 のいずれかに記載のセンサデータ圧縮システム。

[請求項6] 前記圧縮比モデル構築部は、前記評価指標を最適化する前記圧縮比を求め、前記センサデータを説明変数、当該センサデータに対する最適な圧縮比を目的変数とした回帰学習により前記圧縮比学習モデルを構築する、
請求項 5 に記載のセンサデータ圧縮システム。

[請求項7] 前記圧縮比モデル構築部は、前記評価指標を最適化する前記圧縮比を、ランダムサーチ、グリッドサーチ、または山登り法のいずれかにより求める、
請求項 6 に記載のセンサデータ圧縮システム。

[請求項8] 前記圧縮比モデル構築部は、データ圧縮効率が高いほど損失が小さくなる損失関数を用いて、最適化する前記圧縮比を、誤差逆伝播法によるニューラルネットワークのパラメータ更新で求める教師なし学習

により前記圧縮比学習モデルを構築する、

請求項5に記載のセンサデータ圧縮システム。

[請求項9] 前記圧縮比モデル構築部は、前記センサデータを状態、前記圧縮比を行動、データ圧縮効率を報酬として、強化学習により前記圧縮比学習モデルを構築する、

請求項5に記載のセンサデータ圧縮システム。

[請求項10] 前記圧縮比モデル構築部は、前記センサデータに係る時間領域のデータまたは周波数領域のデータを状態として強化学習を行う、

請求項5に記載のセンサデータ圧縮システム。

[請求項11] 前記圧縮比モデル構築部は、前記圧縮比の範囲を自然数 N で分割し、それぞれの代表値の圧縮比を離散値の行動として強化学習を行う、

請求項5に記載のセンサデータ圧縮システム。

[請求項12] 前記圧縮比モデル構築部は、前記圧縮比を連続値の行動として強化学習を行う、

請求項5に記載のセンサデータ圧縮システム。

[請求項13] 前記圧縮比モデル構築部は、前記圧縮比または復元誤差を含む評価指標を報酬とした強化学習を行う、

請求項5に記載のセンサデータ圧縮システム。

[請求項14] センサデータを取得するセンサと、

取得された前記センサデータの特徴量に基づいて圧縮センシングに係る圧縮比を取得する数理モデルを用いて、前記センサデータを前記圧縮比で圧縮するデータ圧縮部と、

前記データ圧縮部により圧縮された前記センサデータを送信するデータ通信部と、

取得された前記センサデータと前記数理モデルの構築に用いられたセンサデータとの乖離度を検出する乖離度検出部と、

を備え、

前記データ通信部は、検出された前記乖離度が閾値を超える場合、

前記圧縮比による圧縮が行われていない前記センサデータをモデル構築装置に送信し、当該センサデータを用いて再構築された前記数理モデルを受信する、
センサ端末。

[請求項15] 取得したセンサデータの特徴量に基づいて圧縮センシングに係る圧縮比を取得する数理モデルを用いて前記センサデータを前記圧縮比で圧縮するセンサ端末から、前記圧縮比による圧縮が行われていない前記センサデータを受信した場合、当該センサデータを用いて前記数理モデルを再構築する圧縮比モデル構築部と、

前記圧縮比モデル構築部により再構築された前記数理モデルを、ネットワークを介して接続される複数のセンサ端末のうち、少なくとも前記圧縮比による圧縮が行われていない前記センサデータの送信を行ったセンサ端末に送信するモデル送信部と、

を備える、
モデル構築装置。

[請求項16] コンピュータを、
センサデータを取得するセンサと、
取得された前記センサデータの特徴量に基づいて圧縮センシングに係る圧縮比を取得する数理モデルを用いて、前記センサデータを前記圧縮比で圧縮するデータ圧縮部と、

前記データ圧縮部により圧縮された前記センサデータを送信するデータ通信部と、

取得された前記センサデータと前記数理モデルの構築に用いられたセンサデータとの乖離度を検出する乖離度検出部と、

を備え、

前記データ通信部は、検出された前記乖離度が閾値を超える場合、前記圧縮比による圧縮が行われていない前記センサデータをモデル構築装置に送信し、当該センサデータを用いて再構築された前記数理モ

デルを受信する、

センサ端末、

として機能させるためのプログラム。

[請求項17]

コンピュータを、

取得したセンサデータの特徴量に基づいて圧縮センシングに係る圧縮比を取得する数理モデルを用いて前記センサデータを前記圧縮比で圧縮するセンサ端末から、前記圧縮比による圧縮が行われていない前記センサデータを受信した場合、当該センサデータを用いて前記数理モデルを再構築する圧縮比モデル構築部と、

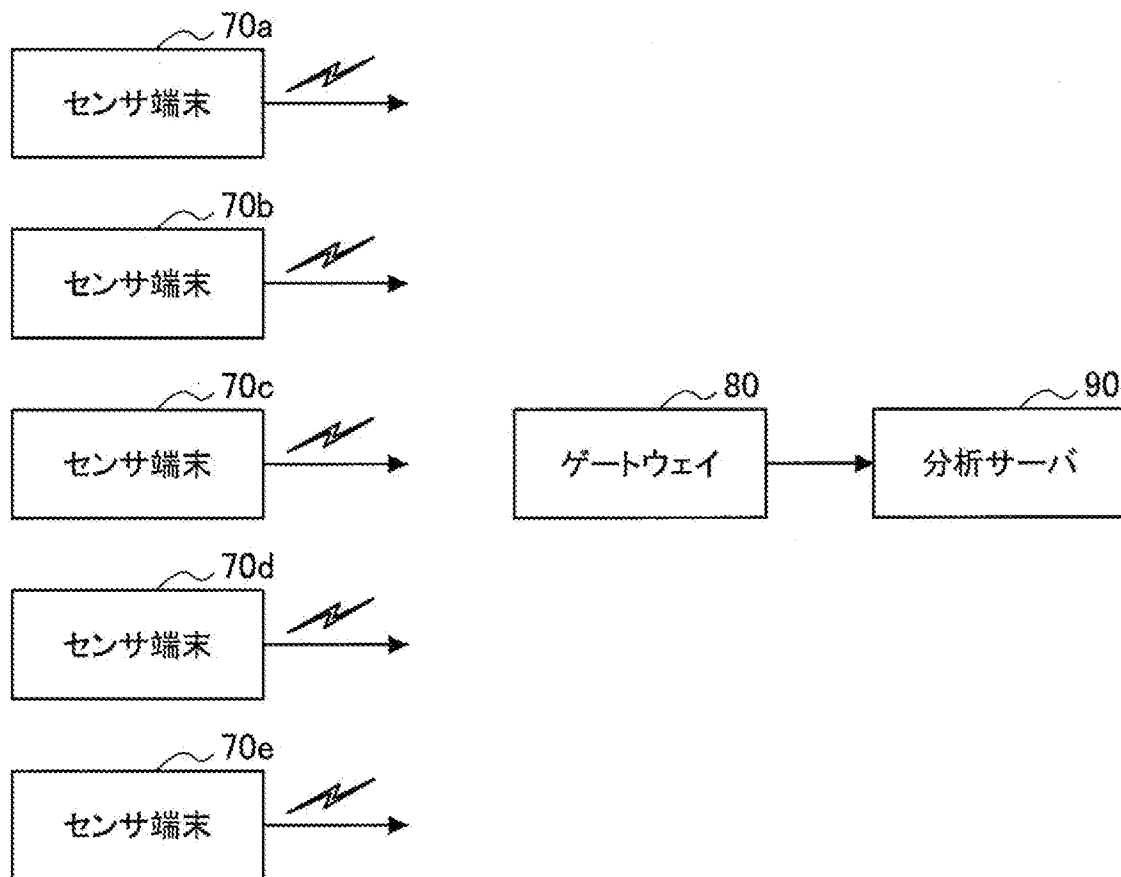
前記圧縮比モデル構築部により再構築された前記数理モデルを、ネットワークを介して接続される複数のセンサ端末のうち、少なくとも前記圧縮比による圧縮が行われていない前記センサデータの送信を行ったセンサ端末に送信するモデル送信部と、

を備える、

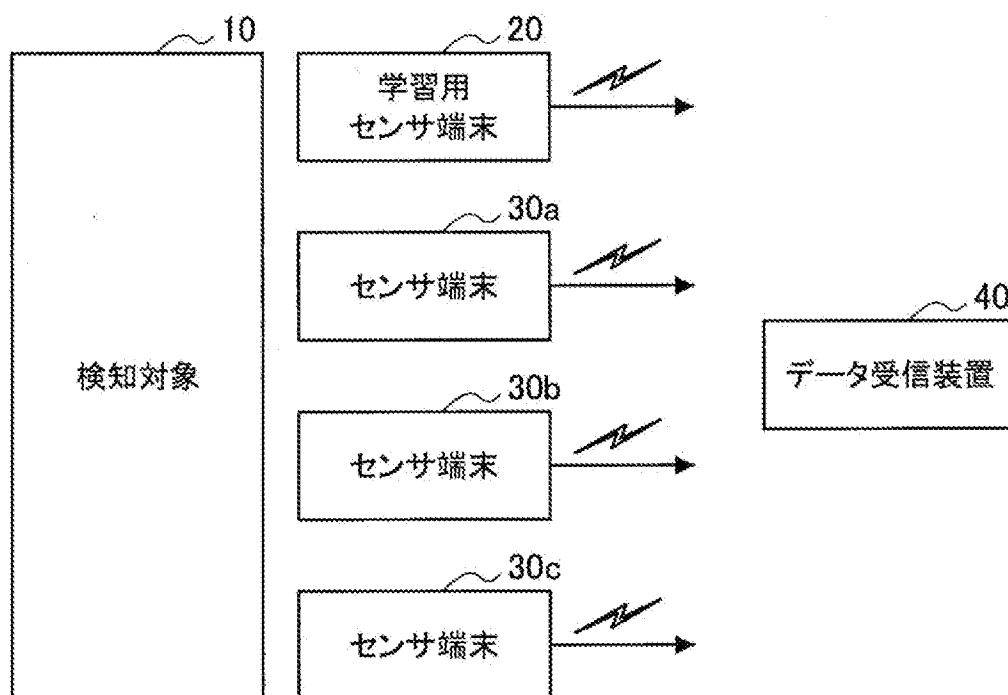
モデル構築装置、

として機能させるためのプログラム。

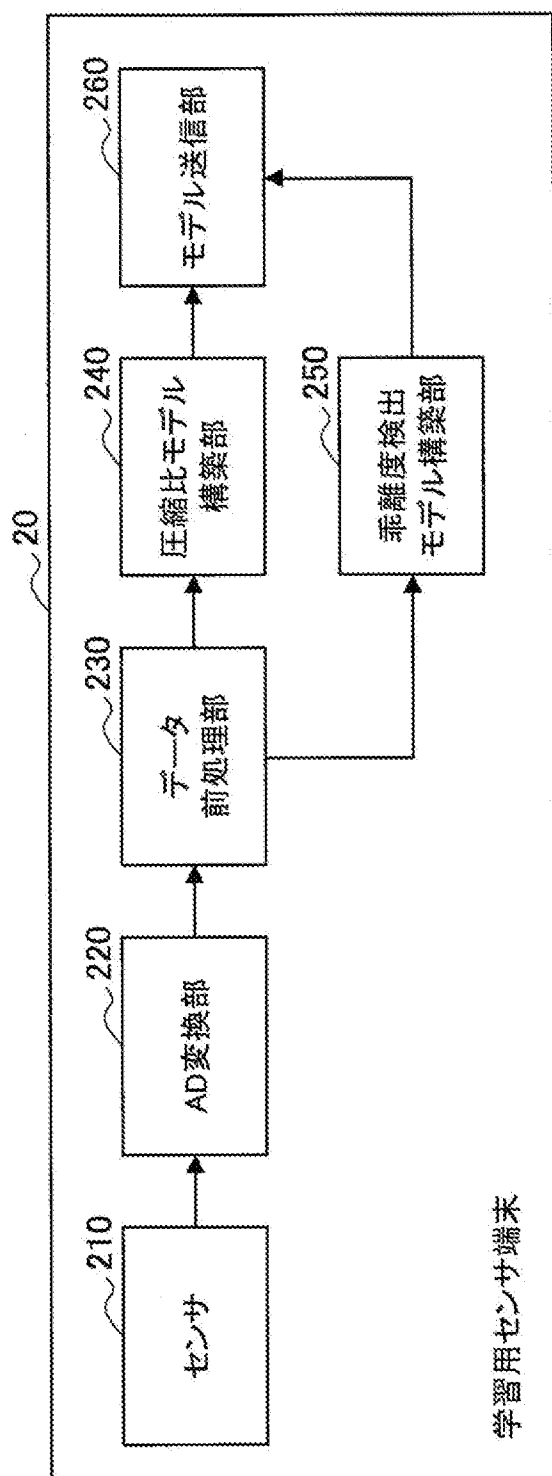
[図1]



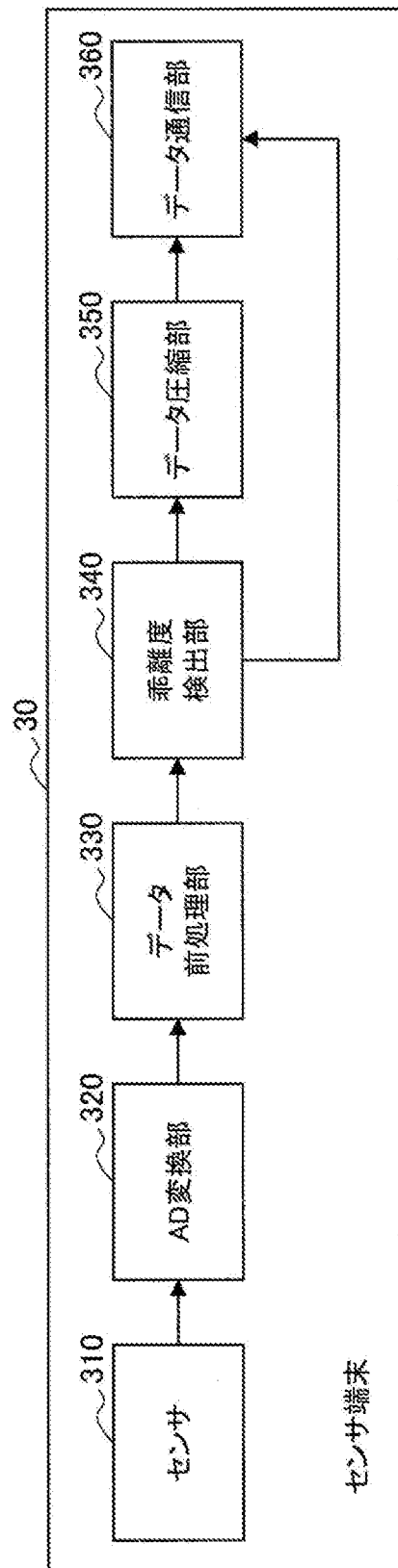
[図2]



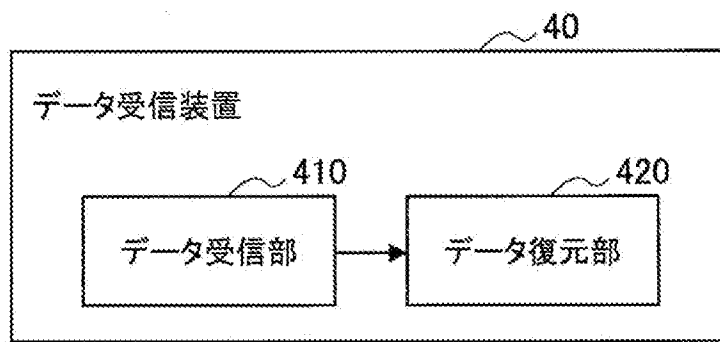
[図3]



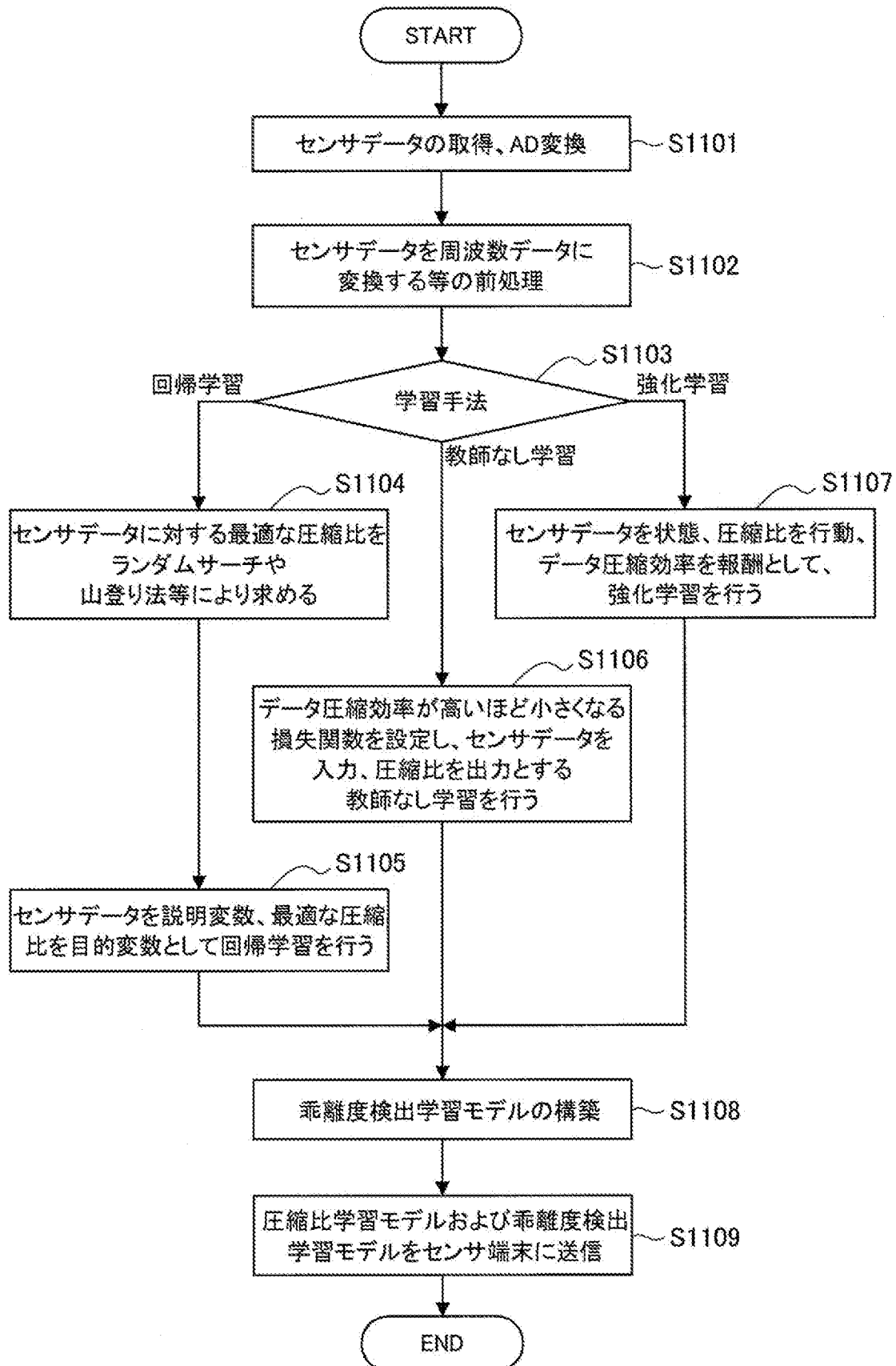
[図4]



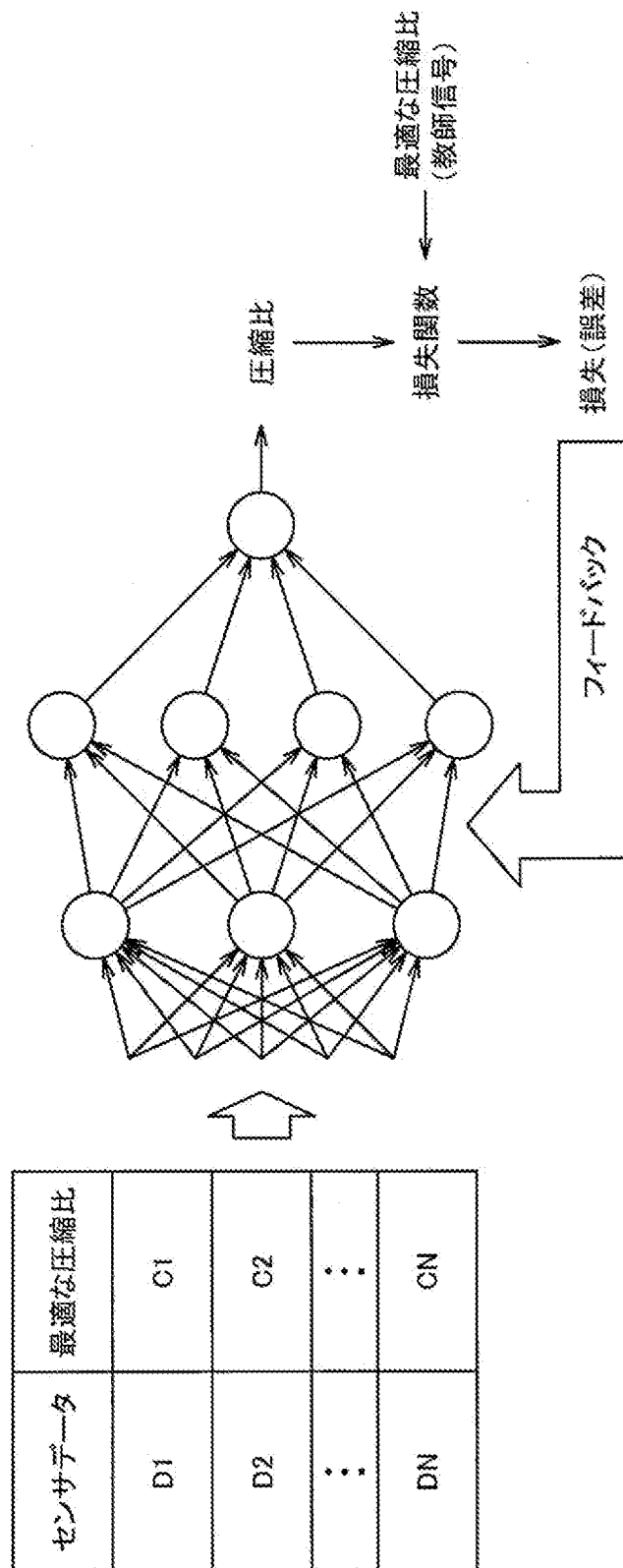
[図5]



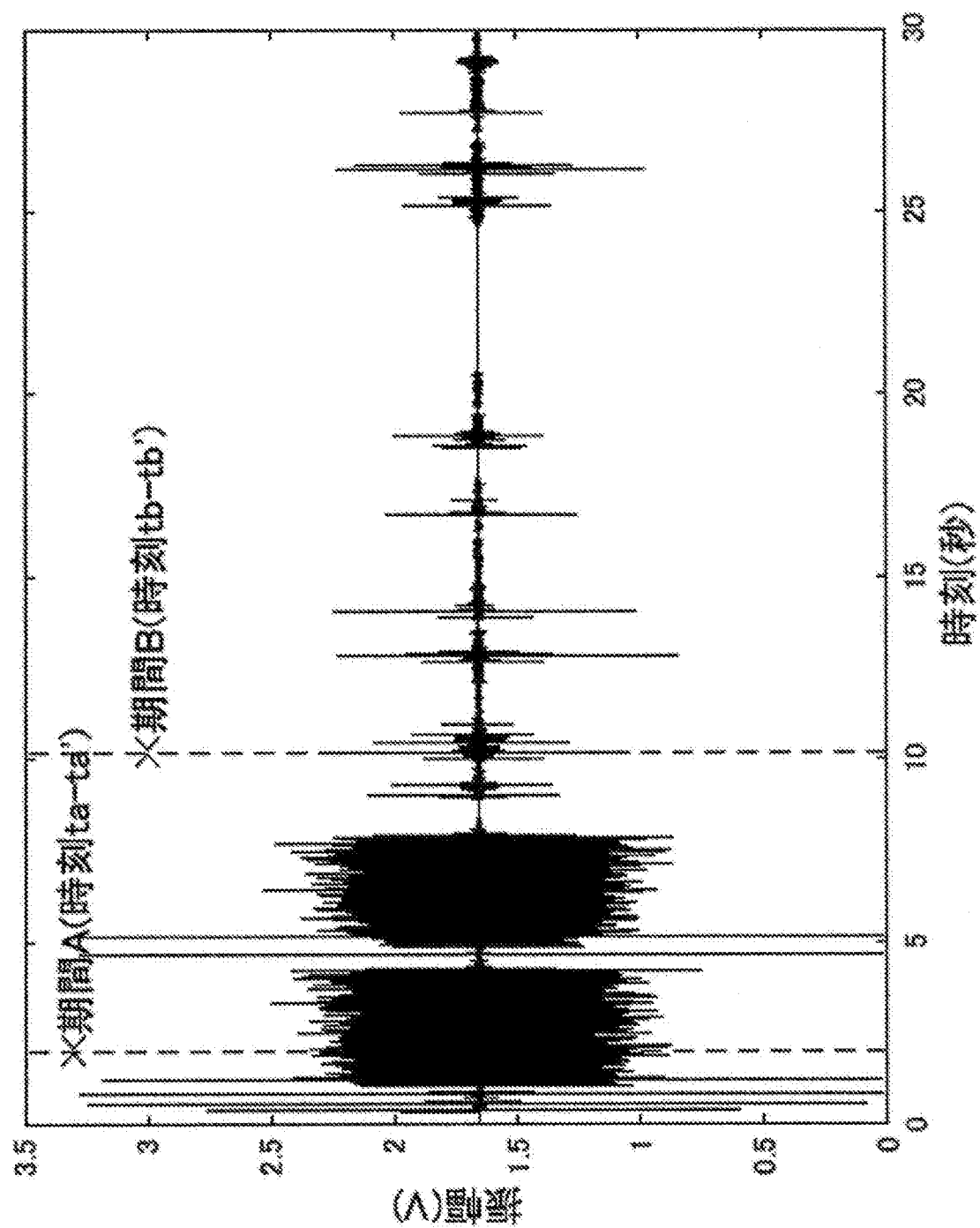
[図6]



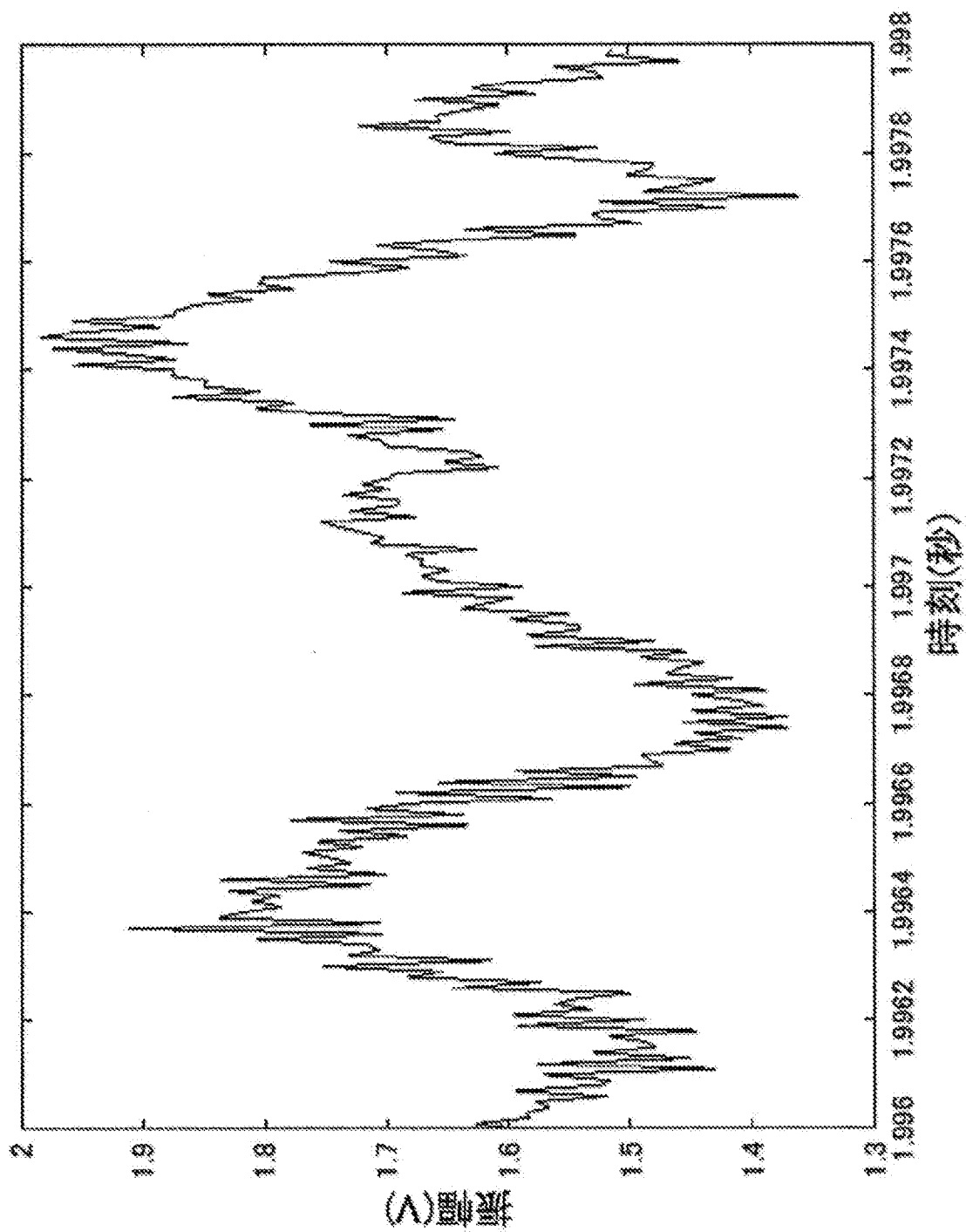
[図7]



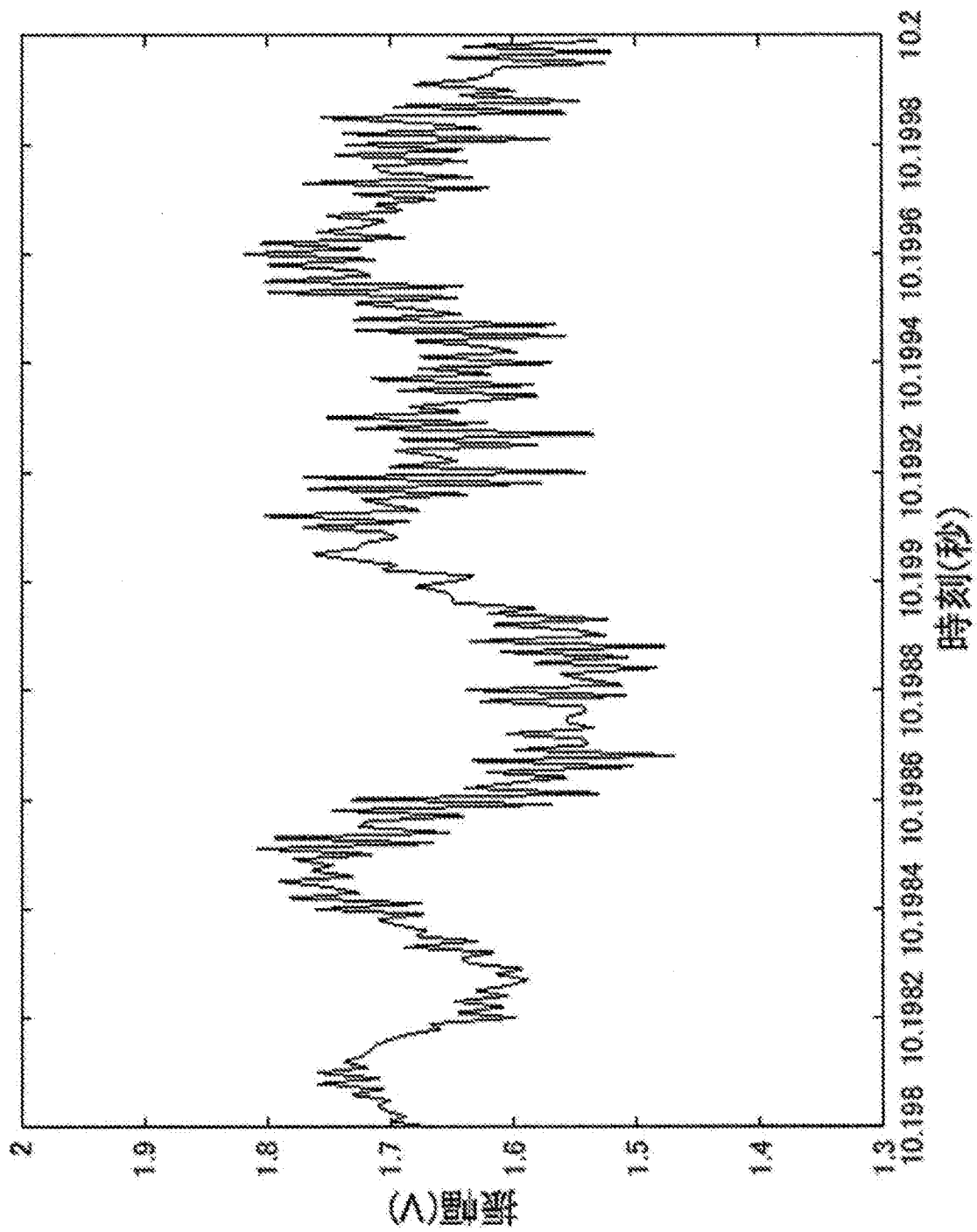
[図8]



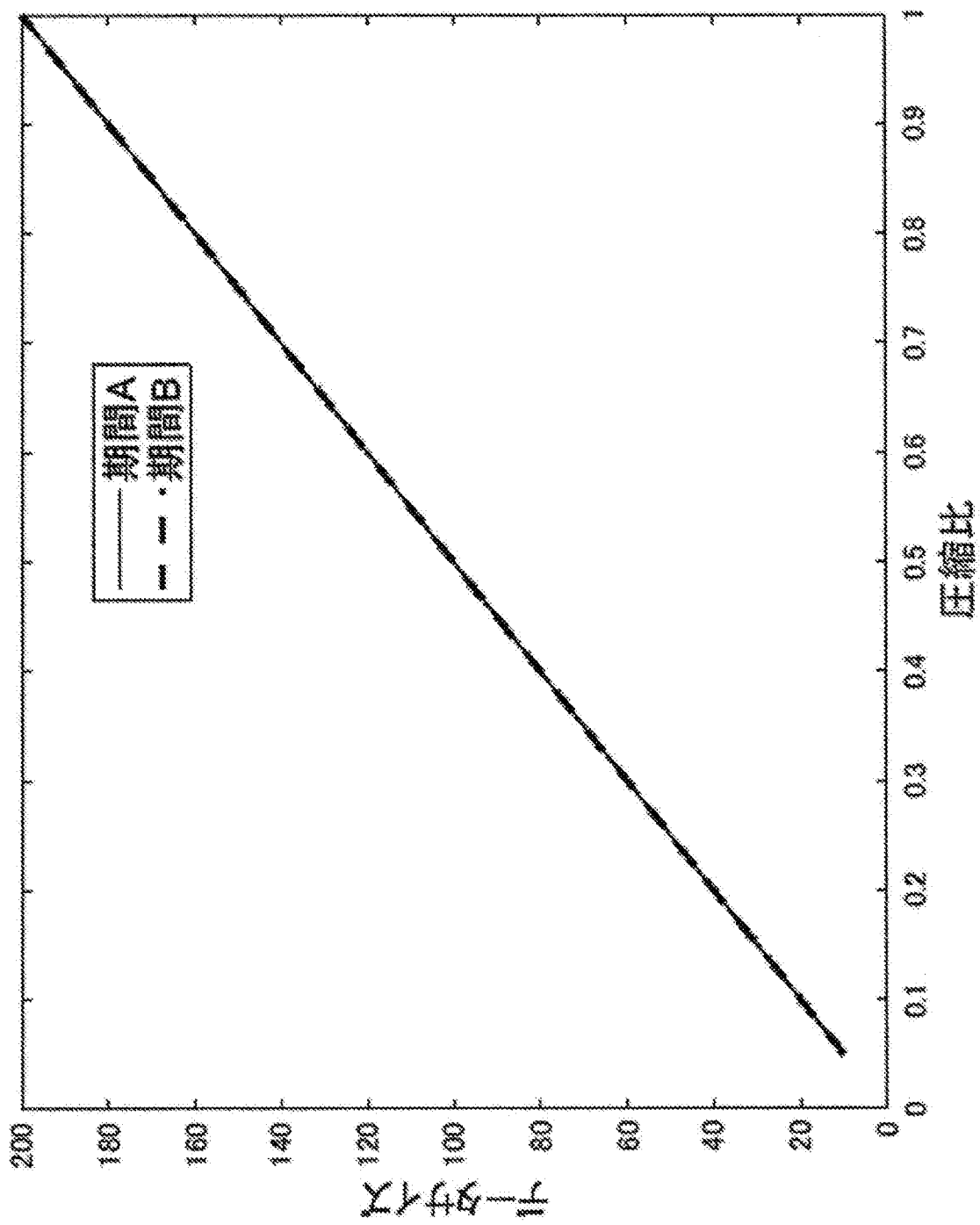
[図9]



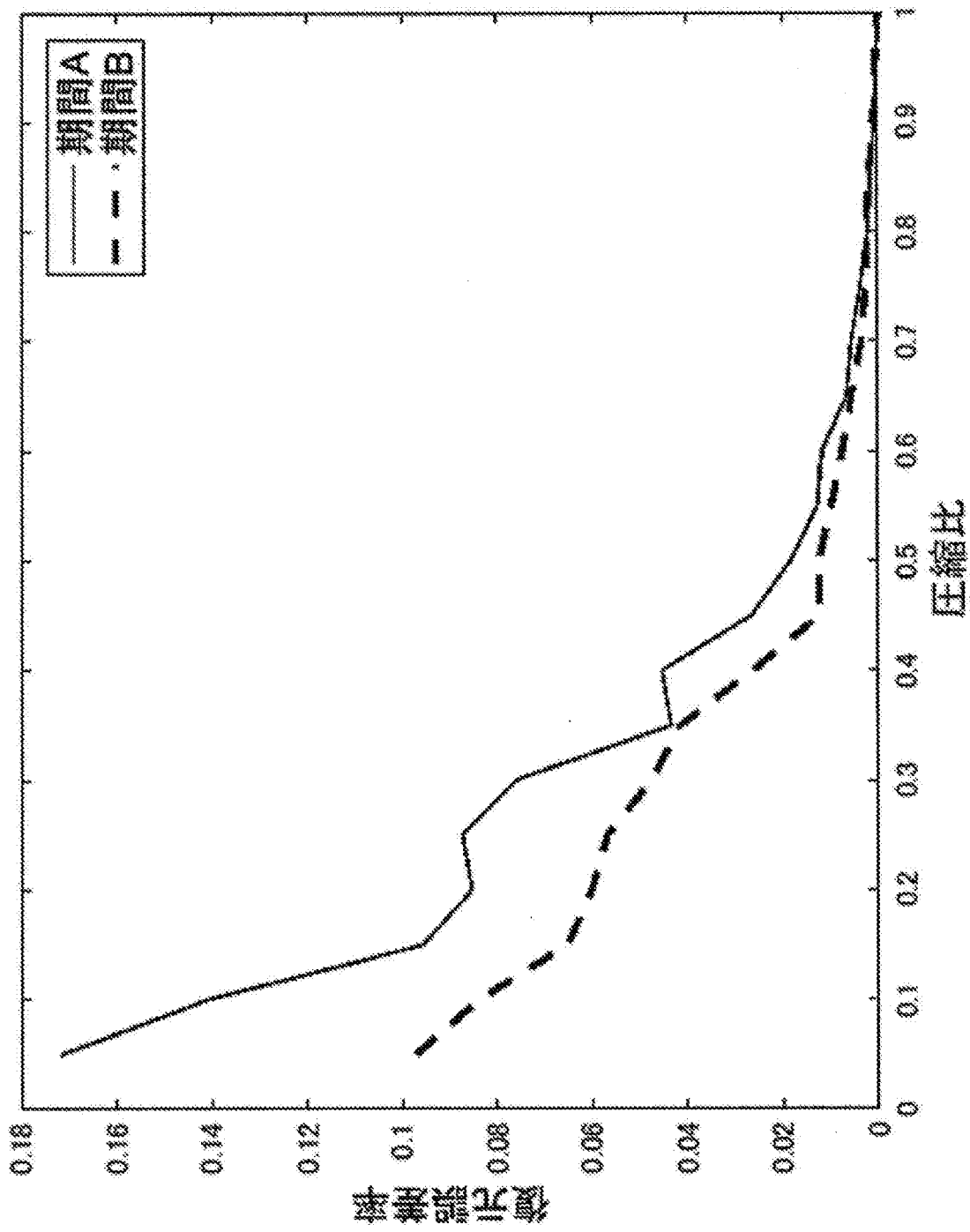
[図10]



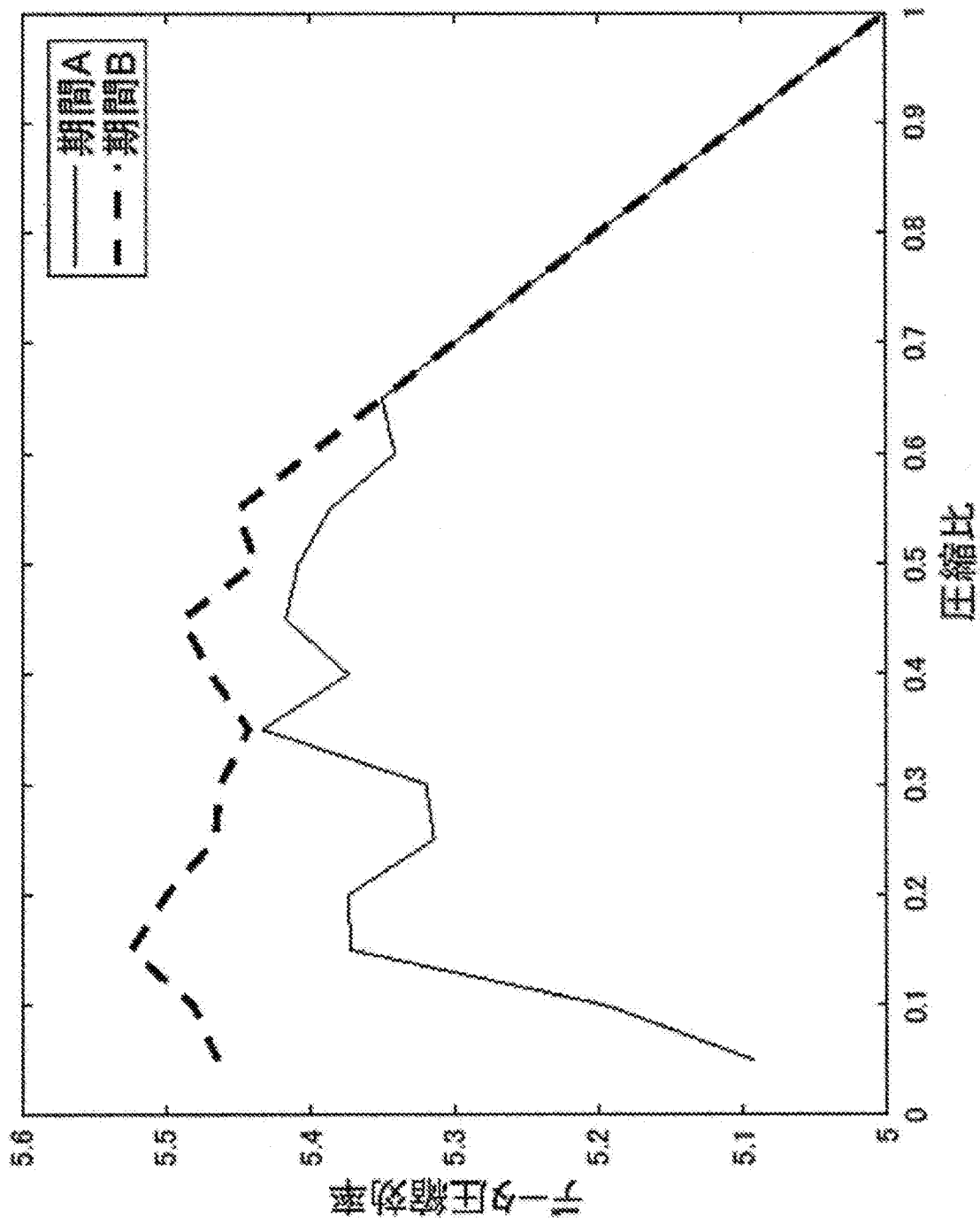
[図11]



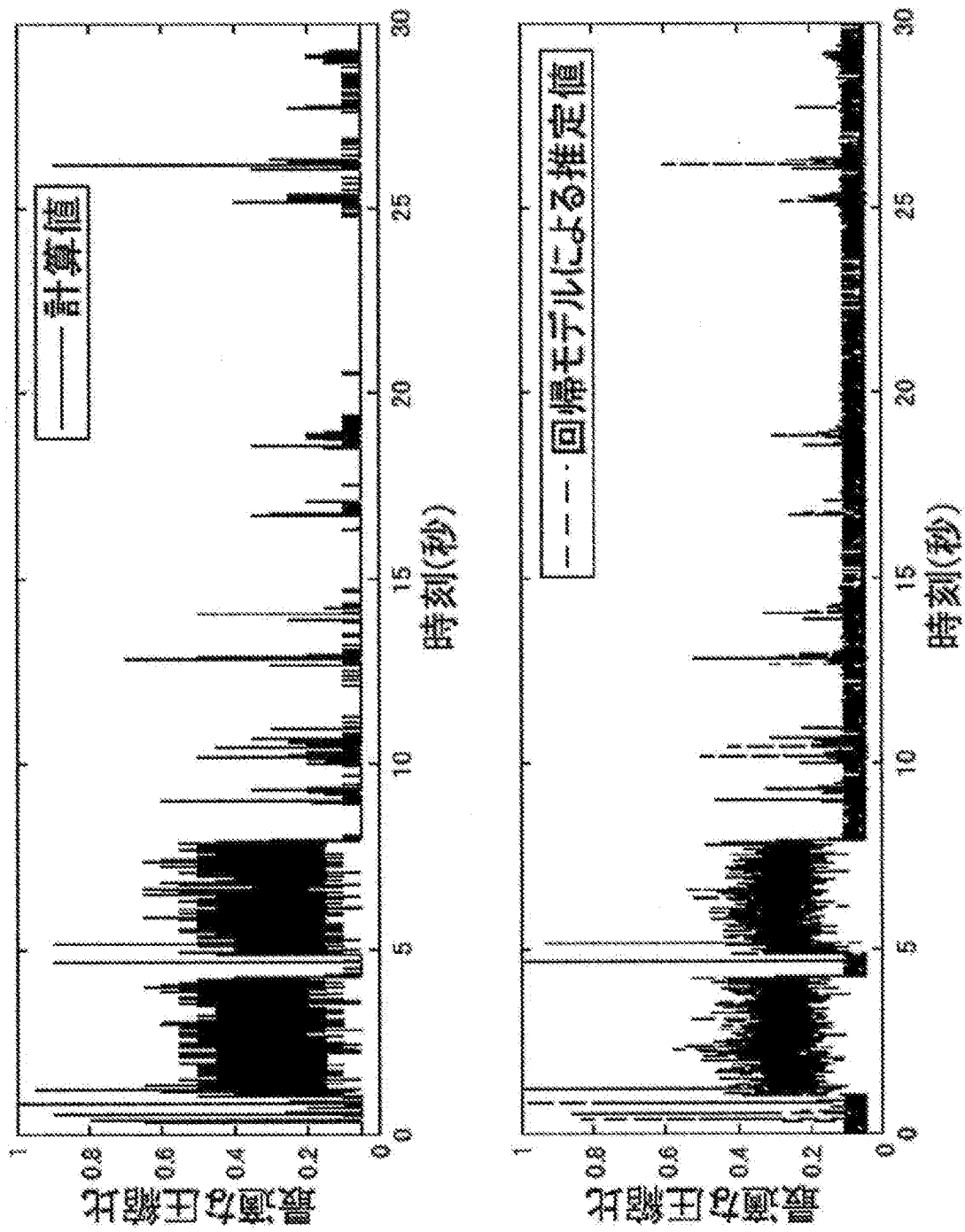
[図12]



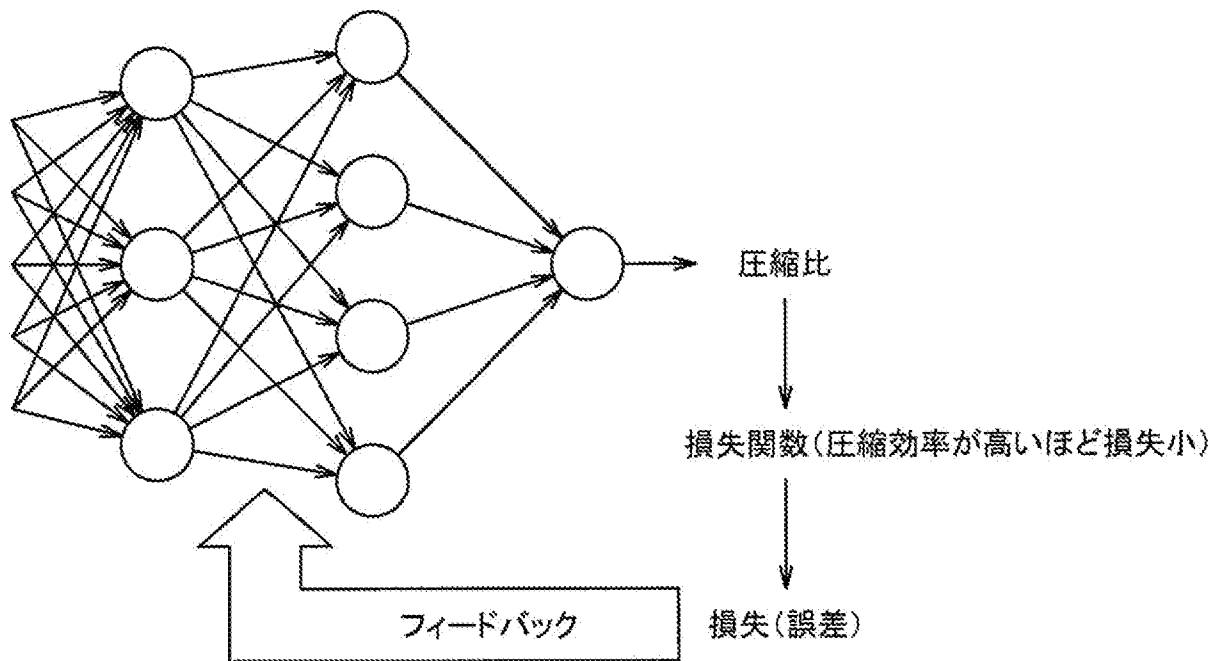
[図13]



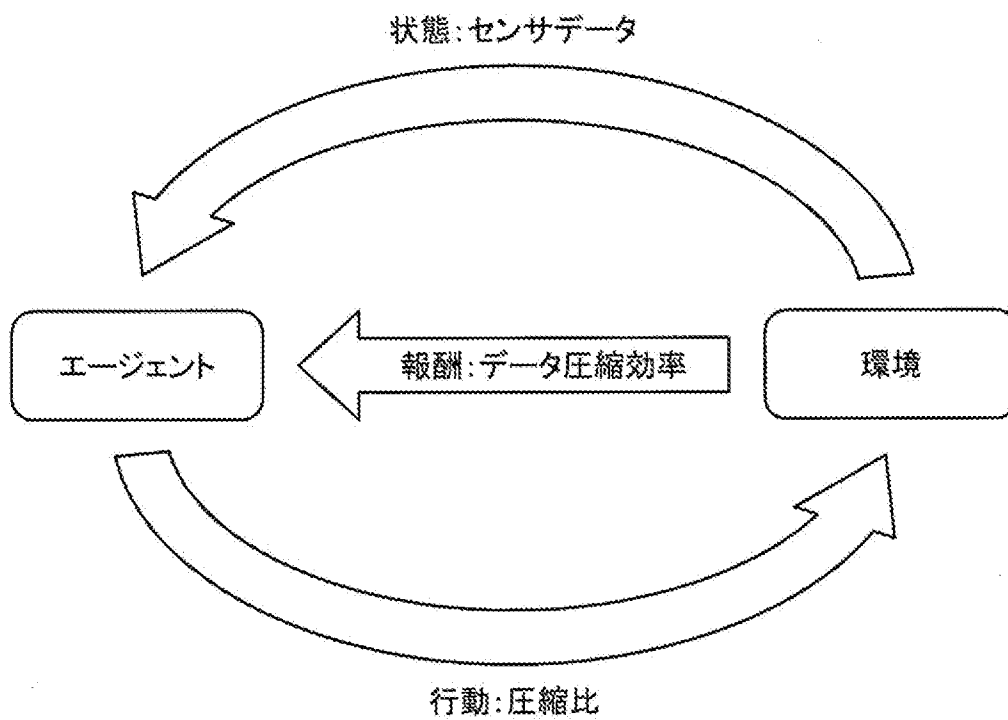
[図14]



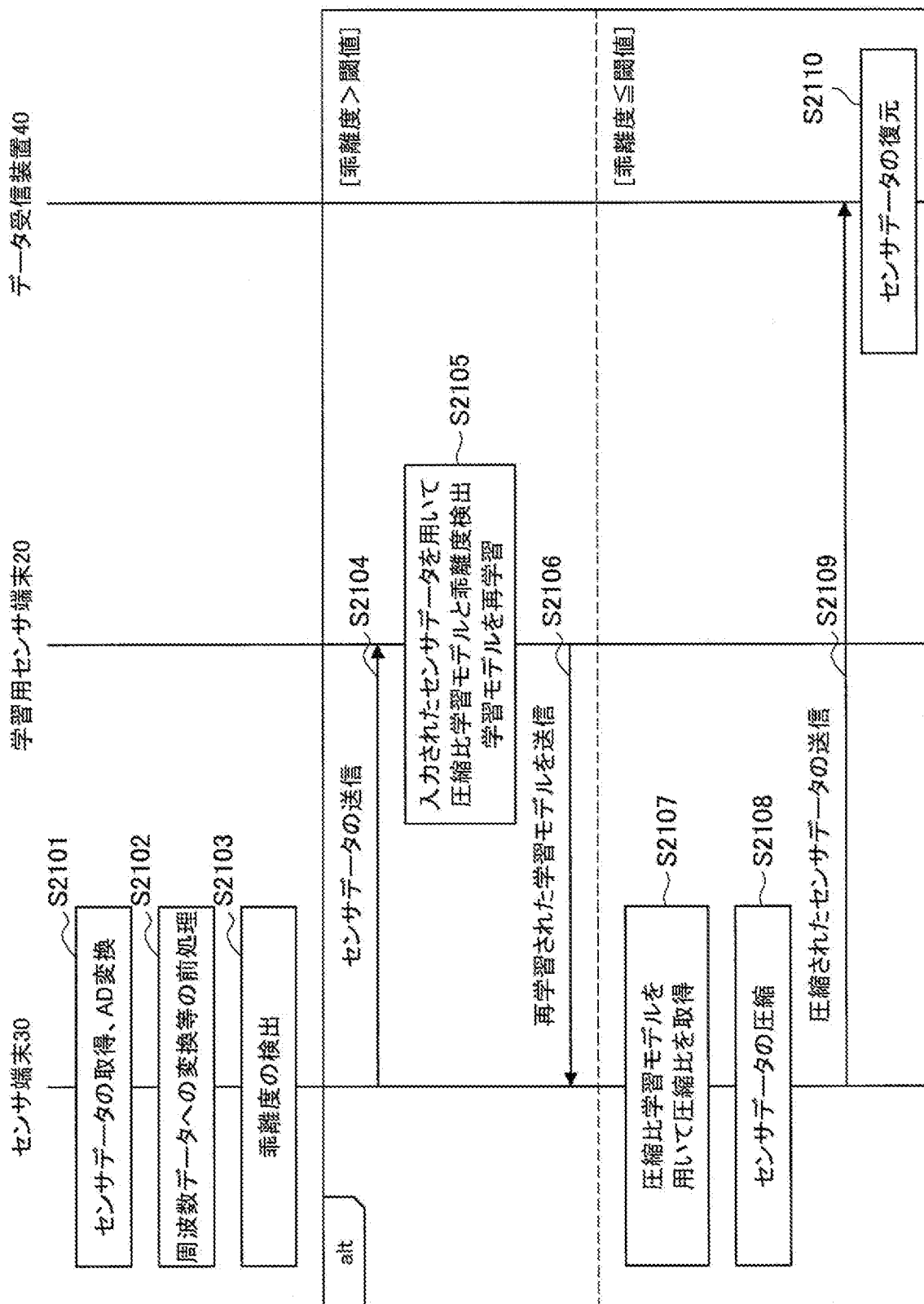
[図15]



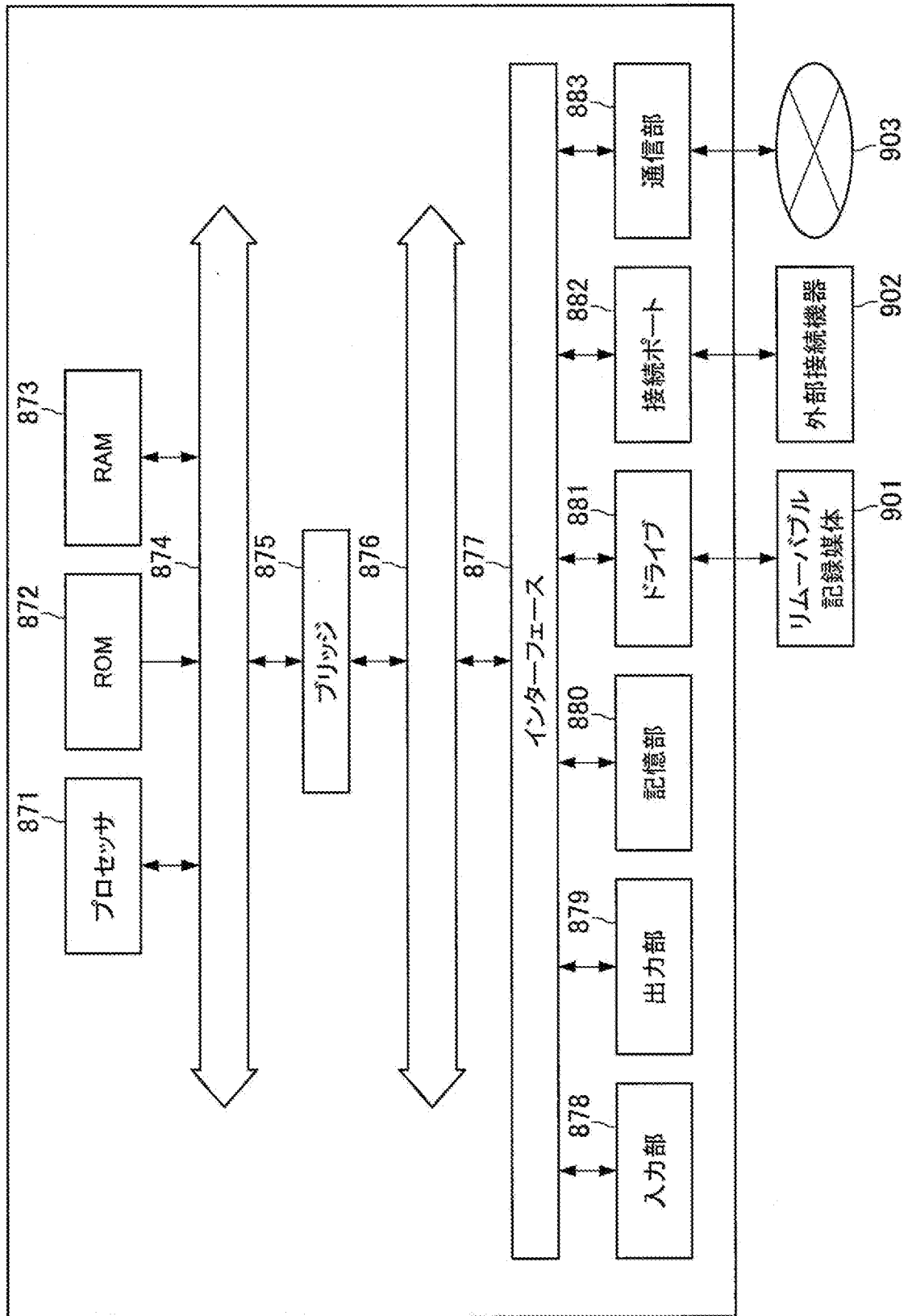
[図16]



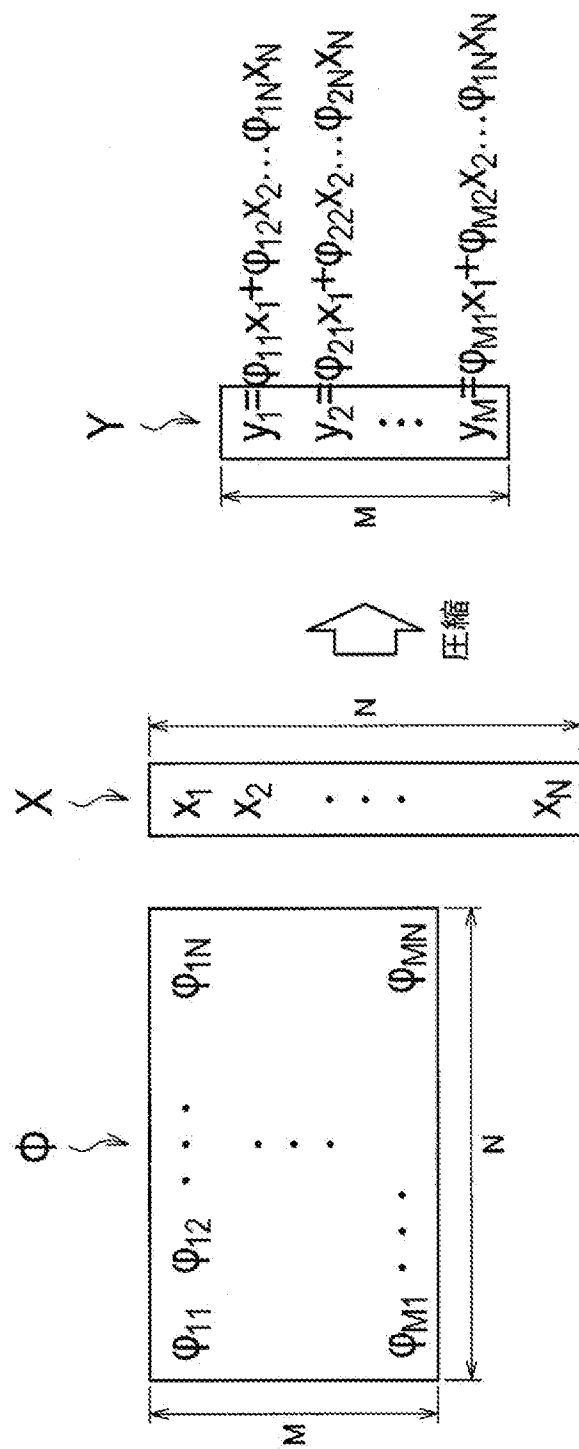
[図17]



[図18]



[図19]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2019/026706

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

Int.Cl. H03M7/30 (2006.01) i

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)

Int.Cl. H03M7/30

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 1971-2019

Registered utility model specifications of Japan 1996-2019

Published registered utility model applications of Japan 1994-2019

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 2006-163779 A (MATSUSHITA ELECTRIC INDUSTRIAL CO., LTD.) 22 June 2006 (Family: none)	1-17
A	JP 2015-90691 A (NTT DATA CORPORATION) 11 May 2015 (Family: none)	1-17



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

20.08.2019

Date of mailing of the international search report

03.09.2019

Name and mailing address of the ISA/

Japan Patent Office

3-4-3, Kasumigaseki, Chiyoda-ku,

Tokyo 100-8915, Japan

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2019/026706

C (Continuation). DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	JP 11-353295 A (FUJITSU LIMITED) 24 December 1999 (Family: none)	1-17
A	JP 2012-10319 A (HITACHI, LTD.) 12 January 2012 (Family: none)	1-17

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（IPC））

Int.Cl. H03M7/30(2006.01)i

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））

Int.Cl. H03M7/30

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	1971-2019年
日本国実用新案登録公報	1996-2019年
日本国登録実用新案公報	1994-2019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 2006-163779 A（松下電器産業株式会社）2006.06.22, （ファミリーなし）	1-17
A	JP 2015-90691 A（株式会社エヌ・ティ・ティ・データ）2015.05.11, （ファミリーなし）	1-17

☒ 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矛盾するものではなく、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

20.08.2019

国際調査報告の発送日

03.09.2019

国際調査機関の名称及びあて先

日本国特許庁（ISA/J P）

郵便番号100-8915

東京都千代田区霞が関三丁目4番3号

特許庁審査官（権限のある職員）

阿部 弘

5 K

9382

電話番号 03-3581-1101 内線 3556

C (続き) . 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 11-353295 A (富士通株式会社) 1999. 12. 24, (ファミリーなし)	1-17
A	JP 2012-10319 A (株式会社日立製作所) 2012. 01. 12, (ファミリーなし)	1-17