(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
2021年6月24日(24.06.2021)

WIPO | PCT

(10) 国際公開番号
WO 2021/124992 A1

(51) 国際特許分類:
G01B 7/02 (2006.01) *G06N 20/00* (2019.01)

(21) 国際出願番号： PCT/JP2020/045735

(22) 国際出願日： 2020年12月8日(08.12.2020)

(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 2019-229782 2019年12月19日(19.12.2019) JP

(71) 出願人:株式会社ブリヂストン(**BRIDGESTONE CORPORATION**) [JP/JP]; 〒1048340 東京都中央区京橋三丁目１番１号 Tokyo (JP). 国立大学法人東京大学(**THE UNIVERSITY OF TOKYO**) [JP/JP]; 〒1138654 東京都文京区本郷七丁目３番１号 Tokyo (JP).

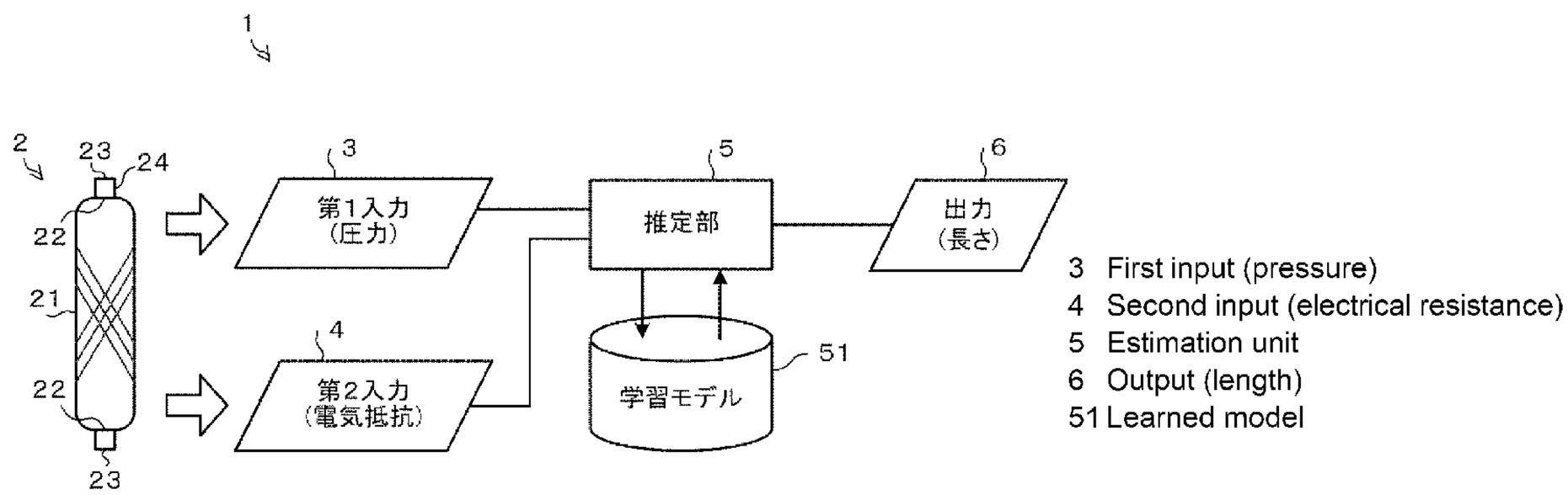
(72) 発明者:櫻井 良(**SAKURAI, Ryo**); 〒1048340 東京都中央区京橋三丁目１番１号 株式会社ブリヂストン内 Tokyo (JP). 若尾 泰通(**WAKAO, Yasumichi**); 〒1048340 東京都中央区京橋三丁目１番１号 株式会社ブリヂストン内 Tokyo (JP). 中嶋 浩平(**NAKAJIMA, Kohei**); 〒1138654 東京都文京区本郷七丁目３番１号 国立大学法人東京大学内 Tokyo (JP).

(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,

(54) **Title:** ESTIMATION DEVICE, ESTIMATION METHOD, PROGRAM, AND LEARNED MODEL GENERATION DEVICE

(54) 発明の名称： 推定装置、推定方法、プログラム、及び学習モデル生成装置



(57) Abstract: According to the present invention, deformation of a member is estimated without directly measuring the deformation. An estimation device (1) for estimating an unknown target physical quantity among at least three physical quantities that change in accordance with deformation in a member (2) that linearly or non-linearly deforms, the target physical quantity being estimated from two other physical quantities among the at least three physical quantities by using a learned model (51) that is learned in advance. In the learned model (51), a plurality of the at least three physical quantities (3, 4, 6) including a target physical quantity (6) with which time-series information has been associated are learned using learning data. The learning is carried out so that at least two physical quantities (3, 4) other than the target physical quantity are used as inputs, and so that the target physical quantity (6) is outputted.

(57) 要約：部材の変形について、その変形を直接計測することなく、推定する。 推定装置（１）は、線形又は非線形に変形する部材（２）における変形に応じて変化する少なくとも３つの物理量について、予め学習された学習モデル（５１）を用いて２つの物理量から、それ以外の未知のターゲット物理量を推定する。学習モデル（５１）は、時系列情報が対応付けられたターゲット物理量（６）を含む少なくとも３つの物理量（３、４、６）の複数を学習用データとして用いて学習される。学習は、ターゲット物理量以外の少なくとも２つの物理量（３、４）を入力とし、ターゲット物理量（６）を出力するように行われる。

［続葉有］

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

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

添付公開書類:

— 国際調査報告 (条約第21条(3))

明　細　書

発明の名称 ：

推定装置、推定方法、プログラム、及び学習モデル生成装置

技術分野

[0001] 本開示は、推定装置、推定方法、プログラム、及び学習モデル生成装置に関する。

背景技術

[0002] 従来より、バネ部材およびゴム部材などの弾性体は、与えられた力によって伸長および収縮が可能であり、弾性体を含む部材の制御を行う場合、弾性体を含む部材の挙動を把握することが要求される。その弾性体を含む部材の挙動を把握するためには、例えば、部材の長さを距離センサなどによって測定していた（例えば、特開２０１３－１０５２号公報参照）。

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0003] ところで、弾性体は線形な挙動を示したり、非線形な挙動を示す。例えば、ゴム部材などの柔らかい弾性体は、与えられた力に対して非線形な挙動を示す場合がある。例えば、弾性体に力を与えた後に力を徐々に解除して元の状態に戻す場合、弾性体の変形、例えば、長さの変動は、非線形となる。このため、非線形に変形する部材の変形を把握するためには、センサによる形状のセンシングが前提とされている。ところが、部材の挙動の制御を行う場合、より少ないセンサによるセンシングによって、部材の挙動を把握すること、および装置の小型化が要求される。しかし、非線形に変形する部材の変形を把握するためのセンサシステムは、大規模なものとなり、装置の大型化を招くので好ましくはない。また、非線形に変形する部材に直接センサを装備して変形を検出する場合、装備した専用のセンサが部材の挙動に影響する場合があり、専用のセンサを用いて部材の挙動を把握するのには改善の余地がある。

[0004] 本開示は、部材の変形について、その変形を直接計測することなく、推定することができる推定装置、推定方法、プログラム、及び学習モデル生成装置を提供する。

課題を解決するための手段

[0005] 第１態様は、線形又は非線形に変形する部材における前記変形に応じて変化する種類が異なる少なくとも３つの物理量であって、時系列情報が対応付けられたターゲット物理量を含む前記少なくとも３つの物理量の複数を学習用データとして用い、前記ターゲット物理量以外の少なくとも２つの物理量を入力として、前記ターゲット物理量を出力するように学習された学習モデルに対して、前記ターゲット物理量以外の少なくとも２つの物理量に対応する推定対象の２つの物理量を入力し、前記推定対象に対応するターゲット物理量を推定する推定部を含む推定装置である。

[0006] 第２態様は、第１態様の推定装置において、前記部材は、前記変形に応じて電気特性が変化し、前記少なくとも３つの物理量として、前記部材を変形させる第１物理量、前記部材の変形に応じて変化した前記電気特性を表す第２物理量、及び前記部材の変形量を表すターゲット物理量を含み、前記学習モデルは、前記第１物理量及び前記第２物理量を入力として、前記ターゲット物理量を出力するように学習される。

[0007] 第３態様は、第２態様の推定装置において、前記部材は、内部が中空に形成され、かつ前記中空の内部に加圧流体が供給されて所定方向に収縮力を発生する弾性体を含み、前記第１物理量は、前記弾性体に供給される前記加圧流体の供給状態を表す圧力値であり、前記第２物理量は、前記弾性体の電気抵抗値であり、前記ターゲット物理量は、前記弾性体の前記所定方向の距離である。

[0008] 第４態様は、第１態様から第３態様の何れか１態様の推定装置において、前記学習モデルは、再帰型ニューラルネットワークを用いて学習させることで生成されたモデルである。

[0009] 第５態様は、第１態様から第４態様の何れか１態様の推定装置において、

前記学習モデルは、リザーバコンピューティングによるネットワークを用いて学習させることで生成されたモデルである。

[0010] 第６態様は、第１態様から第４態様の何れか１態様の推定装置において、前記学習モデルは、非線形に変形する部材における前記少なくとも３つの物理量を複数蓄積したリザーバを用いた物理的リザーバコンピューティングによるネットワークを用いて学習させることで生成されたモデルである。

[0011] 第７態様は、コンピュータが、線形又は非線形に変形する部材における前記変形に応じて変化する種類が異なる少なくとも３つの物理量であって、時系列情報が対応付けられたターゲット物理量を含む前記少なくとも３つの物理量の複数を学習用データとして用い、前記ターゲット物理量以外の少なくとも２つの物理量を入力として、前記ターゲット物理量を出力するように学習された学習モデルに対して、前記ターゲット物理量以外の少なくとも２つの物理量に対応する推定対象の２つの物理量を入力し、前記推定対象に対応するターゲット物理量を推定する推定方法である。

[0012] 第８態様は、コンピュータを、線形又は非線形に変形する部材における前記変形に応じて変化する種類が異なる少なくとも３つの物理量であって、時系列情報が対応付けられたターゲット物理量を含む前記少なくとも３つの物理量の複数を学習用データとして用い、前記ターゲット物理量以外の少なくとも２つの物理量を入力として、前記ターゲット物理量を出力するように学習された学習モデルに対して、前記ターゲット物理量以外の少なくとも２つの物理量に対応する推定対象の２つの物理量を入力し、前記推定対象に対応するターゲット物理量を推定する推定部として機能させるためのプログラムである。

[0013] 第９態様は、線形又は非線形に変形する部材における前記変形に応じて変化する種類が異なる少なくとも３つの物理量であって、時系列情報が対応付けられたターゲット物理量を含む前記少なくとも３つの物理量を複数取得する取得部と、前記取得部の取得結果に基づいて、前記ターゲット物理量以外の少なくとも２つの物理量を入力として、前記ターゲット物理量を出力する

ように学習された学習モデルを生成する学習モデル生成部と、を含む学習モデル生成装置である。

発明の効果

[0014] 本開示によれば、部材の変形について、その変形を直接計測することなく、推定することができる、という効果を有する。

図面の簡単な説明

[0015] [図1]弾性体の物理量推定装置の一実施形態の機能構成を示すブロック図である。

[図2]非線形に変形する部材の説明図である。

[図3]第１実施形態に係る学習モデルを学習する学習処理の説明図である。

[図4]第１実施形態に係る測定装置の一例を示すブロック図である。

[図5]第１実施形態に係る学習データ収集処理の一例を示すフローチャートである。

[図6]第１実施形態に係る学習処理部における学習処理の説明図である。

[図7]第１実施形態に係る学習処理の流れの一例を示すフローチャートである。

[図8]第１実施形態に係る弾性体の物理量推定装置の各種機能を実現する装置をコンピュータを含んで構成した場合の一例を示すブロック図である。

[図9]第１実施形態に係る推定処理の流れの一例を示すフローチャートである。

[図10]第２実施形態に係る学習処理部における学習処理の説明図である。

[図11]第２実施形態に係る学習処理の流れの一例を示すフローチャートである。

[図12]第３実施形態に係る学習処理部における学習処理の説明図である。

[図13]第３実施形態に係る学習処理の流れの一例を示すフローチャートである。

[図14]ラバーアクチュエータにランダムに圧力を与えた場合のラバーアクチュエータの長さの実測値と推定値との特性を示す線図である。

発明を実施するための形態

[0016] 以下、図面を参照して本開示の技術を実現する実施形態を詳細に説明する。

なお、作用、機能が同じ働きを担う構成要素及び処理には、全図面を通して同じ符合を付与し、重複する説明を適宜省略する場合がある。また、本開示は、以下の実施形態に何ら限定されるものではなく、本開示の目的の範囲内において、適宜変更を加えて実施することができる。また、本開示では、主として非線形に変形する部材に対する物理量の推定を説明するが、線形に変形する部材に対する物理量の推定に適用可能であることは言うまでもない。

[0017] 本開示において「部材」とは、非線形に変形し、かつ変形に応じて電気特性が変化する材料を含む概念である。「弾性体」とは、部材の一例であり、ゴム、発泡材および樹脂材などの柔らかい材料を含む概念である。また、「弾性収縮体」とは、弾性体の一例であり、付与された物理量により所定方向に収縮力を発生する部材を含む概念である。収縮力を発生する所定方向は、２次元で表現される伸縮を示す直線方向であってもよく、３次元で表現される撓みを示す曲線方向であってもよい。また、弾性収縮体は、内部が中空に形成され、その中空の内部に加圧流体が供給されて所定方向に収縮力を発生する部材を含む。なお、変形に応じて電気特性が変化する部材を変形させる物理量は、第１物理量であり、一例として圧力値が挙げられる。また、部材の変形に応じて変化する電気特性を表す物理量は、第２物理量であり、一例として電気抵抗値が挙げられる。さらに、部材の変形量を表す物理量は、第３物理量であり、一例として距離、撓み、および歪が挙げられる。

[0018] ところで、ゴム部材などの柔らかい弾性体は、与えられた力に対して非線形な挙動を示す。例えば、形状変化の観点で２次元的な形状変化をみると、与えられた力（すなわち、物理量又はエネルギ）に応じて或る方向（例えば、直線方向）に伸縮する距離が非線形に変化する（図２参照）。例えば、図２に示すように、与えられた圧力の大きさに応じて長さが変化する弾性体で

は、圧力の増減方向により長さの変化特性が相違する。図２に示す例では、圧力Ｐ１及びＰ２で同一の長さＬ１になる。従って、圧力の大きさ（例えば、圧力値）から変形の大きさ（例えば、長さ）を同定することは困難である。そこで、本開示の推定装置は、予め学習された学習モデルを用いて、非線形に変形する部材について、少なくとも２つの物理量から他の物理量を推定する機能を有する場合を一例として説明する。

[0019] すなわち、本開示の推定装置は、非線形に変形し、かつ変形に応じて電気特性が変化する部材を変形させる第１物理量（例えば、圧力の大きさを表す圧力値）、前記部材の変形に応じて変化した前記電気特性を表す第２物理量（例えば、電気特性の大きさを表す電気抵抗値）、及び前記部材の変形量を表すターゲット物理量（例えば、変形の大きさを表す距離や長さ）が対応付けられた複数の学習用データを用い、前記第１物理量及び前記第２物理量を入力に対して、前記ターゲット物理量を出力するように学習され、推定対象の第１物理量及び第２物理量の入力に対して、ターゲット物理量を出力する学習モデルを含む。また、学習用データにおける少なくとも１つの物理量には時系列情報が対応付けられる。そして、この学習モデルを用いて、推定対象の第１物理量及び第２物理量を入力して、その出力をターゲット物理量として推定する。

[0020] （第１実施形態）

図１に、本開示の推定装置としての弾性体の物理量推定装置１の構成の一例を示す。

[0021] なお、本開示では、弾性体における物理量を把握するために、一例として、非線形に変形する弾性体のうちゴム部材などの柔らかい弾性体を含み、付与された物理量により所定方向に収縮力を発生する弾性収縮体に本開示の技術を適用した場合を説明する。また、本開示では、所定方向に収縮する弾性収縮体の両端の距離（すなわち、弾性収縮体の長さ）を、距離センサなどの専用のセンサを装備することなく推定する推定処理に本開示の技術を適用した場合を説明する。

[0022] 以下では、弾性収縮体の一例として、公知技術のエアバッグタイプのものを適用する場合について説明する（例えば、特公昭52-40378号参照）。

エアバッグタイプの弾性収縮体の一例（以下、ラバーアクチュエータという。）は、ゴム部材等の柔らかい弾性体で構成される管状体の外周を、有機又は無機高張力繊維、例えば芳香族ポリアミド繊維の編組み補強構造により被覆した本体２１を有し、両端開口２２を閉塞部材２３によって封止したものである。ラバーアクチュエータは、その閉塞部材２３に設けられた接続口２４を介して内部空洞に加圧流体が供給されることによって膨径変形し、軸線方向に沿って収縮力が発生するようになっている。このラバーアクチュエータは、膨径変形によって、ラバーアクチュエータの長さが変化する。ただし、ラバーアクチュエータを適用対象とするのはあくまで一例に過ぎず、本開示の推定装置はラバーアクチュエータ以外の弾性収縮体又は弾性体を含む部材にも適用可能である。

[0023] また、ラバーアクチュエータを変形させる第１物理量に、圧力値を適用し、ラバーアクチュエータの変形に応じて変化する第２物理量に、電気抵抗値を適用し、ラバーアクチュエータの変形量を表すターゲット物理量に、距離（すなわち、ラバーアクチュエータの長さ）を適用した場合を説明する。

[0024] 弾性体の物理量推定装置１における推定処理は、ラバーアクチュエータの長さデータをラベルとするラバーアクチュエータへの圧力データ（すなわち、圧力値）及びラバーアクチュエータの電気抵抗データ（すなわち、電気抵抗値）を入力として深層学習を行った学習済みの学習モデルを用いて、未知のラバーアクチュエータの圧力データ及び電気抵抗データに対応するラバーアクチュエータの長さデータを推定し、出力する。

[0025] すなわち、弾性体の物理量推定装置１は、ラバーアクチュエータへ供給された圧力により非線形に変化するラバーアクチュエータの長さを推定する。これにより、非線形に変形する部材であっても、その非線形な変形を直接計測することなく、同定することが可能となる。

[0026] 図１に示すように、弾性体の物理量推定装置１は、推定部５を備えている

。推定部５には、ラバーアクチュエータ２への圧力の大きさ（圧力値）を表す第１入力データ３、および電気抵抗の大きさ（電気抵抗値）を表す第２入力データ４が入力される。また、推定部５は、推定結果のラバーアクチュエータ２の変形の大きさ（長さ）を表す出力データ６を出力する。推定部５は、学習済みの学習モデル５１を含んでいる。

[0027] 学習モデル５１は、ラバーアクチュエータ２の圧力（第１入力データ３）及びラバーアクチュエータ２の電気抵抗（第２入力データ４）から、ラバーアクチュエータ２の長さ（出力データ６）を導出する学習を済ませたモデルである。学習モデル５１は、例えば、学習済みのニューラルネットワークを規定するモデルであり、ニューラルネットワークを構成するノード（ニューロン）同士の間の結合の重み（強度）の情報の集合として表現される。

[0028] 学習モデル５１は、学習処理部５２（図３）の学習処理により生成される。学習処理部５２は、ラバーアクチュエータ２における時系列な物理量として測定済みの物理量を用いて学習処理を行う。すなわち、ラバーアクチュエータ２における物理量を時系列に測定した大量のデータを学習データとする。学習データは、圧力値（第１入力データ３）及び電気抵抗値（第２入力データ４）を含んだ入力データと、その入力データに対応する長さ（出力データ６）と、のセットを大量に含む。ここでは、例えば、ラバーアクチュエータ２の長さ（出力データ６）の各々に測定時刻を示す情報を付与することで時系列情報が対応付けられる。この場合、前記セットに測定時刻を示す情報を付与して時系列情報を対応付けてもよい。

[0029] 次に、学習処理部５２が行う学習処理について説明する。

[0030] まず、学習処理に用いる学習データについて説明する。

図４に、ラバーアクチュエータ２における物理量を測定する測定装置７の一例を示す。

[0031] 測定装置７は、基台７１に固定された取付板７２にラバーアクチュエータ２の一方の閉塞部材２３は取り付けられ、他方の閉塞部材２３は移動可能な可動板７３に取り付けられる。ラバーアクチュエータ２の接続口２４には、

圧力（ラバーアクチュエータ２を変形させる第１物理量）を検出する圧力センサを含み、ラバーアクチュエータ２に加圧流体を供給する供給部７５が連通される。ラバーアクチュエータ２の両端の閉塞部材２３には、ラバーアクチュエータ２の電気抵抗値（電気特性を表す第２物理量）を検出するセンサを含んだ電気特性検出部７６が取り付けられる。また、基台７１には、可動板７３との距離を検出するレーザセンサ等の距離センサ７７が取り付けられた固定板７４が固定される。距離センサ７７は、長さ同定部７８に接続される。長さ同定部７８は、距離センサ７７で検出された距離から、ラバーアクチュエータ２の長さ（ラバーアクチュエータ２の変形量を表すターゲット物理量）を同定する。例えば、長さ同定部７８は、加圧流体が供給されない初期状態（図４に初期状態２００として示す。）のラバーアクチュエータ２の長さＬ、および距離センサ７７で検出された距離（Ｌａ）を初期値として記憶しておく。そして、長さ同定部７８は、加圧流体が供給された状態（図４に供給状態２１０として示す。）の距離の差分を、初期状態の長さから減算することで、ラバーアクチュエータ２の長さ（Ｌ＝Ｌｂ－Ｌａ）を同定可能である。なお、測定装置７は、ロードセルおよび空気圧シリンダから構成された空気圧検出部７９を取り付け可能になっている。

[0032] 測定装置７は、供給部７５、電気特性検出部７６及び長さ同定部７８に接続されたコントローラ７０を備えている。コントローラ７０は、供給部７５の制御を行い、ラバーアクチュエータ２への加圧流体の供給時におけるラバーアクチュエータ２の圧力値、電気抵抗値および長さを取得し、記憶する。

[0033] 測定装置７は、加圧流体の供給制御において、時系列な加圧側と減圧側との圧力値に対して、非線形に長さが変化（図２）するラバーアクチュエータ２に対して、圧力値、電気抵抗値、および長さのデータセットを時系列に複数取得可能となる。

[0034] コントローラ７０は、図示しないＣＰＵを含むコンピュータを含んで構成可能であり、学習データ収集処理を実行するようになっている。すなわち、図５に学習データ収集処理の一例を示すように、コントローラは、ステップ

Ｓ１００で、供給部７５に対して加圧流体の供給指示を行い、ステップＳ１０２で、ラバーアクチュエータ２の圧力値、電気抵抗値および長さを時系列に取得し、次のステップＳ１０４で記憶する。コントローラ７０は、これらのラバーアクチュエータ２の圧力値、電気抵抗値および長さのセットが予め定めた所定数、又は予め定めた所定時間に達するまで（ステップＳ１０６で、肯定判断されるまで否定判断し）、上記処理を繰り返す。

[0035] 従って、コントローラ７０は、ラバーアクチュエータ２への加圧流体の供給量（すなわち供給部７５）の制御を行うことによって、ラバーアクチュエータ２の圧力値、電気抵抗値および長さを時系列に取得し、記憶することが可能となる。このコントローラ７０に時系列に記憶されたラバーアクチュエータ２の圧力値、電気抵抗値および長さのセットが学習データとなる。

[0036] 次に、図６参照して、学習処理部５２について説明する。

学習処理部５２は、生成器５４と演算器５６とを含む。生成器５４は、時系列入力の前後関係を考慮して出力を生成する機能を有する。

[0037] また、学習処理部５２は、学習用データとして、測定装置７で測定した第１入力データ３（圧力）及び第２入力データ４（電気抵抗）と、出力データ６（長さ）とのセットを多数保持している。

[0038] 図６に示す例では、生成器５４は、入力層５４０、中間層５４２、および出力層５４４を含んで、公知の再帰型ニューラルネットワーク、例えば、リカレントニューラルネットワーク（ＲＮＮ：Recurrent Neural Network）を構成している。再帰型ニューラルネットワーク（例えば、ＲＮＮ）自体は公知の技術であるため詳細な説明は省略するが、中間層５４２は、ノード間結合およびフィードバック結合を有するノード群（ニューロン群）を多数含む。その中間層５４２には、入力層５４０からのデータが入力され、中間層５４２の演算結果のデータは、出力層５４４へ出力される。

[0039] 具体的には、生成器５４は、入力された第１入力データ３（圧力）及び第２入力データ４（電気抵抗）から長さを表す生成出力データ６Ａを生成するニューラルネットワークである。生成出力データ６Ａは、第１入力データ３

（圧力）及び第２入力データ４（電気抵抗）からラバーアクチュエータ２の長さを推定したデータである。生成器５４は、時系列に入力された第１入力データ３（圧力）及び第２入力データ４（電気抵抗）から、非線形な変形によるラバーアクチュエータ２の長さについて測定値に近い長さを示す生成出力データを生成する。生成器５４は、多数の第１入力データ３（圧力）及び第２入力データ４（電気抵抗）を用いて学習することで、よりラバーアクチュエータの長さの測定値に近い生成出力データ６Ａを生成できるようになる。

[0040] 演算器５６は、生成出力データ６Ａと、学習データの出力データ６とを比較し、その比較結果の誤差を演算する演算器である。学習処理部５２は、生成出力データ６Ａ、および学習データの出力データ６を演算器５６に入力する。これに応じて、演算器５６は、生成出力データ６Ａと、学習データの出力データ６との誤差を演算し、その演算結果を示す信号を出力する。

[0041] 学習処理部５２は、演算器５６で演算された誤差に基づいて、ノード間の結合の重みパラメータをチューニングする、生成器５４の学習を行う。具体的には、生成器５４における入力層５４０と中間層５４２とのノード間の結合の重みパラメータ、中間層５４２内のノード間の結合の重みパラメータ、および中間層５４２と出力層５４４とのノード間の結合の重みパラメータの各々を例えば勾配降下法や誤差逆伝搬法等の手法を用いて、生成器５４にフィードバックする。すなわち、学習データの出力データ６を目標として、生成出力データ６Ａと学習データの出力データ６との誤差を最小化するように全てのノード間の結合を最適化する。

[0042] 学習モデル５１は、学習処理部５２の学習処理により生成される。学習モデル５１は、学習処理部５２による学習結果のノード間の結合の重みパラメータ（重み又は強度）の情報の集合として表現される。

[0043] 従って、コントローラ７０は、ラバーアクチュエータ２への加圧流体の供給量（すなわち供給部７５）の制御を行うことによって、ラバーアクチュエータ２の圧力値、電気抵抗値および長さを時系列に取得し、記憶することが

可能となる。従って、時系列に変化する圧力値および電気抵抗値に対応して非線形に変化する長さの相関関係が取得される。このコントローラ７０に時系列に記憶されたラバーアクチュエータ２の圧力値、電気抵抗値および長さのセットが学習データとなる。

[0044] 学習処理部５２は、図示しないＣＰＵを含むコンピュータを含んで構成し、学習処理を実行することが可能である。例えば、図７に学習処理の一例を示すように、学習処理部５２は、ステップＳ１１０で、時系列に測定した結果の学習データである、第１入力データ３（圧力）、第２入力データ４（電気抵抗）、および出力データ６（長さ）を取得する。学習処理部５２は、ステップＳ１１２で、時系列に測定した結果の学習データを用いて学習モデル５１を生成する。すなわち、上記のようにして多数の学習データを用いて学習した学習結果のノード間の結合の重みパラメータ（重み又は強度）の情報の集合を得る。そして、ステップＳ１１４で、学習結果のノード間の結合の重みパラメータ（重み又は強度）の情報の集合として表現されるデータを学習モデル５１として記憶する。

[0045] なお、生成器５４は、時系列入力の前後関係を考慮して出力を生成する機能を有するものであり、上記では、再帰型ニューラルネットワークを用いた一例を説明したが、本開示の技術は、再帰型ニューラルネットワークを用いることに限定するものではない。すなわち、本開示の技術は、時系列入力の前後関係を考慮して出力を生成する機能を有するものであればよく、他の手法を用いてもよい。

[0046] そして、上記弾性体の物理量推定装置１では、以上に例示した手法により生成した学習済みの生成器５４（すなわち、学習結果のノード間の結合の重みパラメータの情報の集合として表現されるデータ）を学習モデル５１として用いる。十分に学習した学習モデル５１を用いれば、非線形に変形するラバーアクチュエータについて、時系列な圧力値および電気抵抗値から長さを同定することも不可能ではない。

[0047] なお、学習処理部５２による処理は、本開示の学習モデル生成装置の処理

の一例である。また、弾性体の物理量推定装置１は、本開示の推定部および推定装置の一例である。

[0048] 上述の弾性体の物理量推定装置１は、例えば、コンピュータに上述の各機能を表すプログラムを実行させることにより実現可能である。

[0049] 図８に、弾性体の物理量推定装置１の各種機能を実現する処理を実行する実行装置としてコンピュータを含んで構成した場合の一例を示す。

[0050] 図８に示す弾性体の物理量推定装置１として機能するコンピュータは、コンピュータ本体１００を備えている。コンピュータ本体１００は、ＣＰＵ１０２、揮発性メモリ等のＲＡＭ１０４、ＲＯＭ１０６、ハードディスク装置（ＨＤＤ）等の補助記憶装置１０８、及び入出力インターフェース（Ｉ／Ｏ）１１０を備えている。これらのＣＰＵ１０２、ＲＡＭ１０４、ＲＯＭ１０６、補助記憶装置１０８、及び入出力Ｉ／Ｏ１１０は、相互にデータ及びコマンドを授受可能にバス１１２を介して接続された構成である。また、入出力Ｉ／Ｏ１１０には、通信インタフェース（Ｉ／Ｆ）１１４、及びディスプレイやキーボード等の操作表示部１１６が接続されている。通信Ｉ／Ｆ１１４は、外部装置との間で、第１入力データ３（圧力）、第２入力データ４（電気抵抗）、および出力データ６（長さ）の少なくとも１つを入出力する入出力部として機能する。

[0051] 補助記憶装置１０８には、コンピュータ本体１００を本開示の推定装置の一例として弾性体の物理量推定装置１として機能させるための制御プログラム１０８Ｐが記憶される。ＣＰＵ１０２は、制御プログラム１０８Ｐを補助記憶装置１０８から読み出してＲＡＭ１０４に展開して処理を実行する。これにより、制御プログラム１０８Ｐを実行したコンピュータ本体１００は、本開示の推定装置の一例として弾性体の物理量推定装置１として動作する。

[0052] なお、補助記憶装置１０８には、学習モデル５１を含む学習モデル１０８Ｍ、及び各種データを含むデータ１０８Ｄが記憶される。制御プログラム１０８Ｐは、ＣＤ－ＲＯＭ等の記録媒体により提供するようにしても良い。

[0053] 次に、コンピュータにより実現された弾性体の物理量推定装置における推

定処理について説明する。

[0054] 図９に、コンピュータ本体１００において、実行される制御プログラム１０８Ｐによる推定処理の流れの一例を示す。

図９に示す推定処理は、コンピュータ本体１００に電源投入されると、ＣＰＵ１０２により実行される。すなわち、ＣＰＵ１０２は、制御プログラム１０８Ｐを補助記憶装置１０８から読み出し、ＲＡＭ１０４に展開して処理を実行する。

[0055] まず、ＣＰＵ１０２は、ステップＳ２００で、補助記憶装置１０８の学習モデル１０８Ｍから学習モデル５１を読み出し、ＲＡＭ１０４に展開することで、学習モデル５１を取得する。具体的には、学習モデル５１として表現された重みパラメータによるノード間の結合となるネットワークモデルを、ＲＡＭ１０４に展開する。よって、重みパラメータによるノード間の結合が実現された学習モデル５１が構築される。

[0056] 次に、ＣＰＵ１０２は、ステップＳ２０２で、ラバーアクチュエータ２の長さを推定する対象となる未知の第１入力データ３（圧力）及び未知の第２入力データ４（電気抵抗）を、通信Ｉ／Ｆ１１４を介して時系列に取得する。

[0057] 次に、ＣＰＵ１０２は、ステップＳ２０４で、ステップＳ２００で取得した学習モデル５１を用いて、ステップＳ２０２において取得した第１入力データ３（圧力）及び第２入力データ４（電気抵抗）に対応する出力データ６（ラバーアクチュエータ２の長さ）を推定する。

[0058] すなわち、時系列に変化する圧力値および電気抵抗値に対応して、或る時点の圧力値および電気抵抗値から、それより後の時点の圧力値および電気抵抗値への変化に応じて非線形に変化する長さが推定される。

[0059] そして、次のステップＳ２０６で、推定結果の出力データ６（ラバーアクチュエータ２の長さ）を、通信Ｉ／Ｆ１１４を介して出力して、本処理ルーチンを終了する。

[0060] なお、図９に示す推定処理は、本開示の推定方法で実行される処理の一例

である。

[0061] 以上説明したように、本開示によれば、ラバーアクチュエータ２に対して、未知の第１入力データ３（圧力）及び第２入力データ４（電気抵抗）から、ラバーアクチュエータ２の長さを推定することが可能となる。すなわち、非線形に変形するラバーアクチュエータ２における非線形な変形を直接計測することなく、ラバーアクチュエータ２の長さを推定することができる。よって、ラバーアクチュエータ２の圧力値及び電気抵抗値を時系列に検出することで、ラバーアクチュエータ２の長さを同定でき、その長さを直接計測するセンサは不要となる。これによって、本開示によれば、ラバーアクチュエータ２を用いる装置および構造物の大型化を抑制することが可能となる。

[0062] （第２実施形態）

次に、第２実施形態を説明する。第２実施形態は、ラバーアクチュエータ２の長さを推定するにあたって、推定速度を向上することを考慮したものである。なお、第２実施形態は第１実施形態と略同様の構成のため、同一部分には同一符号を付して詳細な説明を省略する。

[0063] 一般的な再帰型ニューラルネットワークでは、入力層５４０から中間層５４２へのノードの結合、中間層５４２におけるノード間の結合およびフィードバック結合、そして中間層５４２から出力層５４４へのノード間の結合の各々の結合について重みパラメータの情報を最適化する（図６）。しかし、非線形に変形するラバーアクチュエータ２に対して時間的な相関を持つ時系列データを用いた学習では膨大な学習時間が要求される。また、時系列な学習データによる学習時に、時間的遡及を行うために、膨大なメモリも要求される。

[0064] この膨大な時間が要求される学習時間を抑制することを目的とし、リザーバコンピューティングと呼ばれる周知のネットワークモデルが、非線形に変形するラバーアクチュエータ２の長さ推定に適用可能である。リザーバコンピューティング（ＲＣ：Reservoir Computing）と呼ばれるネットワークモデル（以下、ＲＣＮという。）自体は公知の技術であるため、詳細な説明を省

略するが、ＲＣＮの一例は、再帰型ニューラルネットワークの一部を固定し（ランダムなネットワークに置き換え）、中間層５４２から出力層５４４へのノード間の結合のみを最適化するものである。

[0065] 図１０を参照して、ＲＣＮを用いた学習処理部５２Ａにおける学習処理について説明する。図１０に示す学習処理部５２Ａは、図６に示す生成器５４を生成器５４Ａに代え、演算器５６により導出された誤差を出力層５４４側にのみ反映させて学習を行う点が図６に示す学習処理部５２と異なっている。

[0066] 図１０に示すように、学習処理部５２の生成器５４Ａは、図６と同様の入力層５４０、図６の中間層５４２に代えて図６と同様の構成のリザーバ層５４３、および図６と同様の出力層５４４を含んで、公知のＲＣＮを構成している。ＲＣＮでは、入力層５４０からリザーバ層５４３へのノードの結合と、リザーバ層５４３におけるノード間の結合およびフィードバック結合とに、固定の重みパラメータの情報（以下、重み係数という。）が設定される。そして、リザーバ層５４３から出力層５４４へのノード間の結合は、例えば線形結合とされ、各々の重みパラメータが学習データの学習によって最適化される。

[0067] なお、固定の重み係数は、予め設定しておくものとする。この固定の重み係数は、初期値として定めた係数を設定することが可能である。また、固定の重み係数は、学習データを用いて、学習データの出力データ６を目標として、生成出力データ６Ａと学習データの出力データ６との誤差を最小化するようにノード間等の結合を、誤差を最小化するには不十分な所定回数又は所定時間だけ最適化した場合の重み係数を設定してもよい。

[0068] 一方、リザーバ層５４３から出力層５４４へのノード間の結合を規定する重みパラメータは、多数の学習データを用いて、生成出力データ６Ａと学習データの出力データ６との誤差を最小化するように学習して導出される。

[0069] 生成器５４Ａを含む学習処理部５２Ａは、図示しないＣＰＵを含むコンピュータを含んで構成し、学習処理を実行することが可能である。例えば、図

１１に学習処理の一例を示すように、学習処理部５２Ａは、ステップＳ１２０で、時系列に測定した結果の学習データである、第１入力データ３（圧力）、第２入力データ４（電気抵抗）、および出力データ６（長さ）を取得する。

[0070] 学習処理部５２Ａは、ステップＳ１２２で、入力層５４０及びリザーバ層５４３を構築する。ここでは、図６に示す生成器５４と同様であるが、一部の学習データを用いて、学習処理を行う場合を説明する。具体的には、一部の学習データを用いて、学習処理を行う。この一部の学習データを用いて学習した学習結果のノード間の結合の重みパラメータの情報の集合を得て、入力層５４０からリザーバ層５４３へのノードの結合と、リザーバ層５４３におけるノード間の結合およびフィードバック結合とを、重み係数として導出する。この導出した重み係数により入力層５４０及びリザーバ層５４３を同定することで入力層５４０及びリザーバ層５４３を構築する。

[0071] 次に、学習処理部５２Ａは、ステップＳ１２４で、時系列に測定した結果の多数の学習データを用いて学習モデル５１を生成する。すなわち、上記のようにしてリザーバ層５４３から出力層５４４へのノード間の結合についてのみ学習し、学習結果のノード間の結合の重みパラメータの情報の集合を得ることで、ＲＣＮを構築する。そして、ステップＳ１２６において、ステップＳ１２２で導出した重み係数と、ステップＳ１２４の学習結果のノード間の結合の重みパラメータの情報の集合として表現されるデータを学習モデル５１として記憶する。

[0072] そして、上記弾性体の物理量推定装置１では、以上に例示した手法により生成した学習済みの生成器５４Ａを学習モデル５１として用いる。すなわち、ここでは、入力層５４０からリザーバ層５４３へのノードの結合と、リザーバ層５４３におけるノード間の結合およびフィードバック結合とを表す重み係数と、リザーバ層５４３から出力層５４４へのノード間の結合とを表す重みパラメータとが学習モデル５１に対応する。十分に学習した学習モデル５１を用いれば、非線形に変形するラバーアクチュエータについて、時系列

な圧力値および電気抵抗値から非線形に変化する長さを同定することも不可能ではない。

[0073] 以上説明したように、本開示によれば、一般的な再帰型ニューラルネットワークに代えて、ＲＣＮによりネットワークを構築して学習モデル５１を最適化する。これによって、一般的な再帰型ニューラルネットワークにより学習モデルを構築する場合と比べて、必要とされた学習時間を抑制可能となる。

[0074] また、一般的な再帰型ニューラルネットワークでは時間的遡及を行うために、必要とされる膨大なメモリ（メモリ容量）も抑制可能となる。

[0075] （第３実施形態）

次に、第３実施形態を説明する。第３実施形態は、ラバーアクチュエータ２の長さを推定するための学習モデル５１の学習効果の向上を考慮したものである。なお、第３実施形態は第１実施形態および第２実施形態と略同様の構成のため、同一部分には同一符号を付して詳細な説明を省略する。

[0076] 上述のように、再帰型ニューラルネットワークの一部を固定したＲＣＮを用いることで、学習時間を抑制可能となる。ところで、入力層５４０からリザーバ層５４３へのノードの結合と、リザーバ層５４３におけるノード間の結合およびフィードバック結合とに、固定の重みパラメータを用いた場合、学習の効果が不十分な場合がある。これは、リザーバ層５４３から出力層５４４へのノード間の結合の重みパラメータを学習しても、固定の重みパラメータによる限られた個数のノードが設定されたリザーバ層５４３では、リザーバ層５４３からの出力が最適化に足る出力とならない場合があるからである。このため、リザーバ層５４３に用いる再帰型ニューラルネットワークの構造を複雑にすることが想定されるが、リザーバ層５４３の設定時間を要することになるため、好ましくない。

[0077] ところで、リザーバコンピューティング（ＲＣＮ）は、周知のように、入力を高次元空間に非線形変換により高次元の特徴空間に射影することである。この点について、再帰型ニューラルネットワークに代えて非線形な動的シ

ステムをリザーバ層５４３に用いる、物理的なリザーバコンピューティング（ＰＲＣ：Physical Reservoir Computing）と呼ばれるネットワークモデル（以下、ＰＲＣＮという。）が知られている。ＰＲＣおよびＰＲＣＮ自体は公知の技術であるため、詳細な説明を省略するが、リザーバ層５４３に非線形に変形するラバーアクチュエータ２の変形に関するデータを貯留するものとして利用可能である。すなわち、ＰＲＣＮは、非線形に変形するラバーアクチュエータ２の長さの推定に好適に適用可能である。

[0078] 図１２を参照して、学習処理部５２Ｂにおける学習処理について説明する。図１２に示す学習処理部５２Ｂは、図１０に示す生成器５４Ａを生成器５４Ｂに代え、演算器５６により導出された誤差を出力層５４４側にのみ反映させて学習を行う点が図１０に示す学習処理部５２Ａと異なっている。

[0079] 図１２に示すように、学習処理部５２Ｂの生成器５４Ｂは、図６と同様の入力層５４０、図１０のリザーバ層５４３に代えて物理リザーバ層５４５、および図６と同様の出力層５４４を含んで、公知のＰＲＣＮを構成している。ＰＲＣＮ自体は公知の技術であるため、詳細な説明を省略するが、ＰＲＣＮでは、入力層５４０からリザーバ層５４３へのノードの結合には、上述したように固定の重み係数が設定される。物理リザーバ層５４５は、多数の時系列な相関関係について特徴量を貯留し、入力に近い複数の特徴量を出力する構成になっている。そして、物理リザーバ層５４５から出力層５４４へのノード間の結合は、例えば線形結合とされ、各々の重みパラメータが、多数の学習データを用い、生成出力データ６Ａと学習データの出力データ６との誤差を最小化する学習によって最適化される。

[0080] なお、固定の重み係数は、上述したように、初期値として定めた係数を設定してもよく、学習データを用いて、所定回数又は所定時間だけ最適化した場合の重み係数を設定してもよい。

[0081] 物理リザーバ層５４５は、ラバーアクチュエータ２の時系列に物理的な相関関係が多数貯留され、入力層５４０からの未知の入力データ（圧力値と電気抵抗値）に近い入力データ（圧力値と電気抵抗値）に対応する長さを抽出

し、複数の特徴量として出力層５４４へ出力する。概念的には、ラバーアクチュエータ２の挙動として、時系列に変化する圧力値および電気抵抗値に対して非線形な挙動となる長さとの相関関係を多数記憶しておき、時系列に変化する未知の入力（圧力値および電気抵抗値）に近い複数のラバーアクチュエータ２の長さの各々を特徴量として選択して出力することである。これによって、複雑な計算を実行することを抑制可能となる。

[0082] 生成器５４Ｂを含む学習処理部５２Ｂは、図示しないＣＰＵを含むコンピュータを含んで構成し、学習処理を実行することが可能である。例えば、図１３に学習処理の一例を示すように、学習処理部５２Ｂは、ステップＳ１３０で、時系列に測定した結果の学習データである、第１入力データ３（圧力）、第２入力データ４（電気抵抗）、および出力データ６（長さ）を取得する。

[0083] 学習処理部５２Ｂは、ステップＳ１３２で、入力層５４０及び物理リザーバ層５４５を構築する。入力層５４０は、予め定めた重み係数を設定するものとする。よって、入力層５４０から物理リザーバ層５４５へのノードの結合を、予め定めた重み係数により同定することで入力層５４０を構築する。一方、物理リザーバ層５４５は、学習データの各々、すなわち、時系列に変化する圧力値および電気抵抗値に対して非線形な挙動となる長さとの相関関係を多数貯留したものとする。よって、物理リザーバ層５４５は、学習データによる時系列に変化する圧力値および電気抵抗値に対して非線形な挙動となる長さとの相関関係が特徴量として貯留され、その中から入力に近い複数の特徴量を出力するように構成することで構築する。

[0084] 次に、学習処理部５２Ｂは、ステップＳ１３４で、時系列に測定した結果の多数の学習データを用いて学習モデル５１を生成する。すなわち、上記のようにして物理リザーバ層５４５から出力層５４４へのノード間の結合についてのみ学習し、学習結果のノード間の結合の重みパラメータの情報の集合を得ることで、ＰＲＣＮを構築する。そして、ステップＳ１３６で、ステップＳ１３２で導出した重み係数と、ステップＳ１３４の学習結果のノード間

の結合の重みパラメータの情報の集合として表現されるデータを学習モデル５１として記憶する。

[0085] そして、上記弾性体の物理量推定装置１では、以上に例示した手法により生成した学習済みの生成器５４Ｂを学習モデル５１として用いる。すなわち、ここでは、入力層５４０から物理リザーバ層５４５へのノードの結合と、物理リザーバ層５４５と、物理リザーバ層５４５から出力層５４４へのノード間の結合とを表す重みパラメータとが学習モデル５１に対応する。

[0086] 弾性体の物理量推定装置１は、未知の入力データであるラバーアクチュエータ２の圧力値および電気抵抗値に対して、物理リザーバ層５４５に貯留されたラバーアクチュエータ２の時系列に物理的な相関関係のうち、入力層５４０からの未知の入力データ（圧力値と電気抵抗値）に近い入力データ（圧力値と電気抵抗値）に対応する長さを抽出し、複数の特徴量として出力層５４４へ出力する。そして、出力層５４４は、物理リザーバ層５４５からの複数の特徴量を、学習された重みパラメータによって、例えば線形結合してラバーアクチュエータ２の長さとして推定する。十分に学習した学習モデル５１を用いれば、非線形に変形するラバーアクチュエータについて、時系列な圧力値および電気抵抗値から長さを同定することも不可能ではない。

[0087] 以上説明したように、本開示によれば、ＲＣＮに代えて、ＰＲＣＮによりネットワークを構築して学習モデル５１を最適化する。これによって、ＲＣＮにより学習モデルを構築する場合と比べて、学習モデル５１の学習効果の向上が図れる。

[0088] 図１４に、測定装置７により実測した圧力に対するラバーアクチュエータ２の長さの測定値と、弾性体の物理量推定装置１により推定した長さの推定値との各々の特性を示す。図１４の例では、実測した測定値の特性は、ラバーアクチュエータ２に対してランダムに圧力を与え、そのランダムに与えた圧力に対するラバーアクチュエータ２の長さの変動を示している。また、推定した長さの推定値の特性は、時系列に変化するラバーアクチュエータ２の圧力値および電気抵抗値に対して推定したラバーアクチュエータ２の長さの

変動を示している。図１４から、実測した測定値と、推定した推定値とが極めて近似していることが理解できる。

[0089] 上述のように、本開示では、部材としてラバーアクチュエータを適用した場合を説明したが、部材はラバーアクチュエータに限定されないことは勿論である。また、部材の変形に応じて変化する種類が異なる少なくとも３つの物理量として、圧力の大きさを表す圧力値を第１物理量とし、電気特性の大きさを表す電気抵抗値を第２物理量とし、変形の大きさを表す長さをターゲット物理量とし、圧力値および電気抵抗値から長さを推定する場合を説明した。しかし、第１物理量、第２物理量およびターゲット物理量の各々は、これに限定されるものではなく、ターゲット物理量は圧力値又は電気抵抗値を設定してもよい。

[0090] 以上、各実施の形態を用いて説明したが、本開示の技術的範囲は上記実施形態に記載の範囲には限定されない。要旨を逸脱しない範囲で上記実施形態に多様な変更または改良を加えることができ、当該変更または改良を加えた形態も本開示の技術的範囲に含まれる。

[0091] また、上記実施形態では、検査処理を、フローチャートを用いた処理によるソフトウエア構成によって実現した場合について説明したが、これに限定されるものではなく、例えば各処理をハードウェア構成により実現する形態としてもよい。

[0092] また、弾性体の物理量推定装置の一部、例えば学習モデル等のニューラルネットワークを、ハードウェア回路として構成してもよい。

[0093] ２０１９年１２月１９日に出願された日本国特許出願２０１９－２２９７８２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。本明細書に記載されたすべての文献、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] 線形又は非線形に変形する部材における前記変形に応じて変化する種類が異なる少なくとも３つの物理量であって、時系列情報が対応付けられたターゲット物理量を含む前記少なくとも３つの物理量の複数を学習用データとして用いて、前記ターゲット物理量以外の少なくとも２つの物理量を入力とし、前記ターゲット物理量を出力するように学習された学習モデルに対して、前記ターゲット物理量以外の少なくとも２つの物理量に対応する推定対象の２つの物理量を入力し、前記推定対象に対応するターゲット物理量を推定する推定部

を含む推定装置。

[請求項2] 前記部材は、前記変形に応じて電気特性が変化し、前記少なくとも３つの物理量として、前記部材を変形させる第１物理量、前記部材の変形に応じて変化した前記電気特性を表す第２物理量、及び前記部材の変形量を表すターゲット物理量を含み、

前記学習モデルは、前記第１物理量及び前記第２物理量を入力として、前記ターゲット物理量を出力するように学習される

請求項１に記載の推定装置。

[請求項3] 前記部材は、内部が中空に形成され、かつ前記中空の内部に加圧流体が供給されて所定方向に収縮力を発生する弾性体を含み、

前記第１物理量は、前記弾性体に供給される前記加圧流体の供給状態を表す圧力値であり、

前記第２物理量は、前記弾性体の電気抵抗値であり、

前記ターゲット物理量は、前記弾性体の前記所定方向の距離である

請求項２に記載の推定装置。

[請求項4] 前記学習モデルは、再帰型ニューラルネットワークを用いて学習させることで生成されたモデルである

請求項１から請求項３の何れか１項に記載の推定装置。

[請求項5] 前記学習モデルは、リザーバコンピューティングによるネットワー

クを用いて学習させることで生成されたモデルである

請求項１から請求項４の何れか１項に記載の推定装置。

[請求項6] 前記学習モデルは、非線形に変形する部材における前記少なくとも３つの物理量を複数蓄積したリザーバを用いた物理的リザーバコンピューティングによるネットワークを用いて学習させることで生成されたモデルである

請求項１から請求項４の何れか１項に記載の推定装置。

[請求項7] コンピュータが

線形又は非線形に変形する部材における前記変形に応じて変化する種類が異なる少なくとも３つの物理量であって、時系列情報が対応付けられたターゲット物理量を含む前記少なくとも３つの物理量の複数を学習用データとして用いて、前記ターゲット物理量以外の少なくとも２つの物理量を入力とし、前記ターゲット物理量を出力するように学習された学習モデルに対して、前記ターゲット物理量以外の少なくとも２つの物理量に対応する推定対象の２つの物理量を入力し、前記推定対象に対応するターゲット物理量を推定する

推定方法。

[請求項8] コンピュータを

線形又は非線形に変形する部材における前記変形に応じて変化する種類が異なる少なくとも３つの物理量であって、時系列情報が対応付けられたターゲット物理量を含む前記少なくとも３つの物理量の複数を学習用データとして用いて、前記ターゲット物理量以外の少なくとも２つの物理量を入力とし、前記ターゲット物理量を出力するように学習された学習モデルに対して、前記ターゲット物理量以外の少なくとも２つの物理量に対応する推定対象の２つの物理量を入力し、前記推定対象に対応するターゲット物理量を推定する推定部

として機能させるためのプログラム。

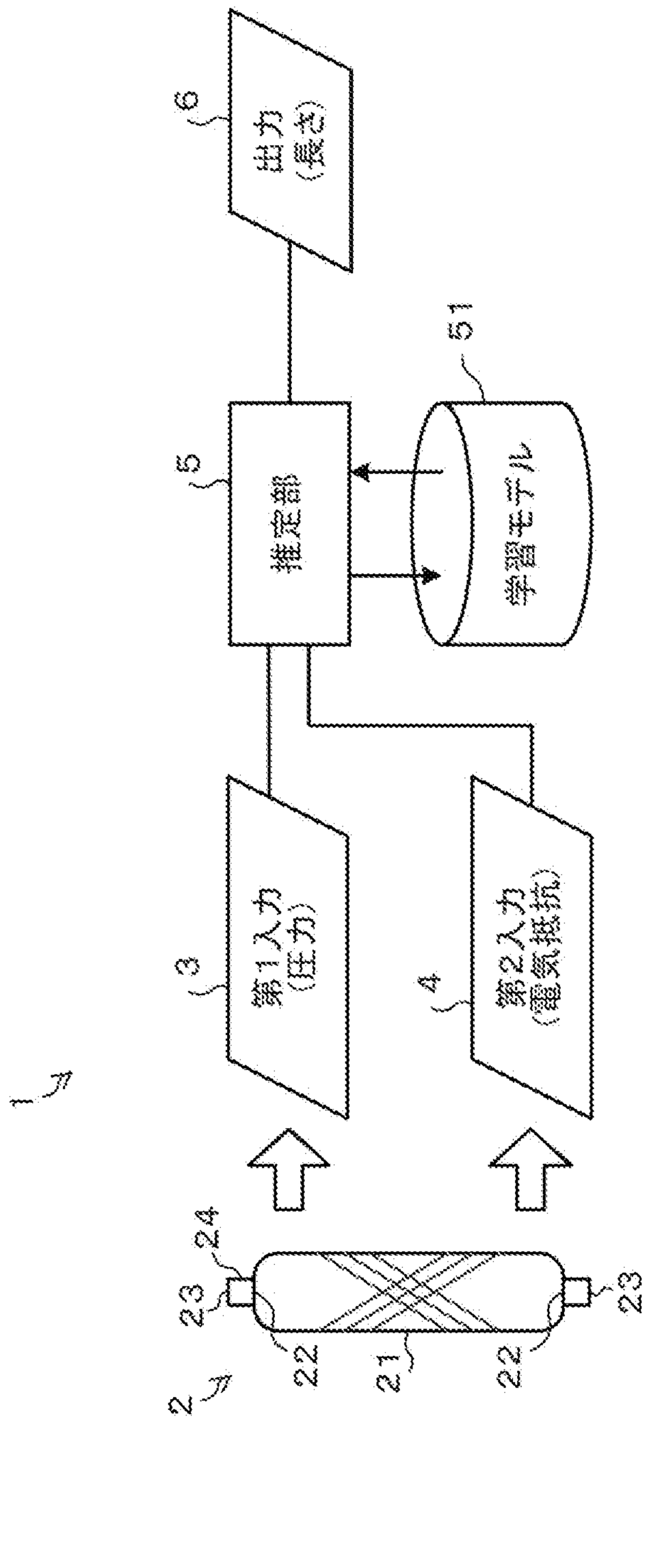
[請求項9] 線形又は非線形に変形する部材における前記変形に応じて変化する

種類が異なる少なくとも３つの物理量であって、時系列情報が対応付けられたターゲット物理量を含む前記少なくとも３つの物理量を複数取得する取得部と、

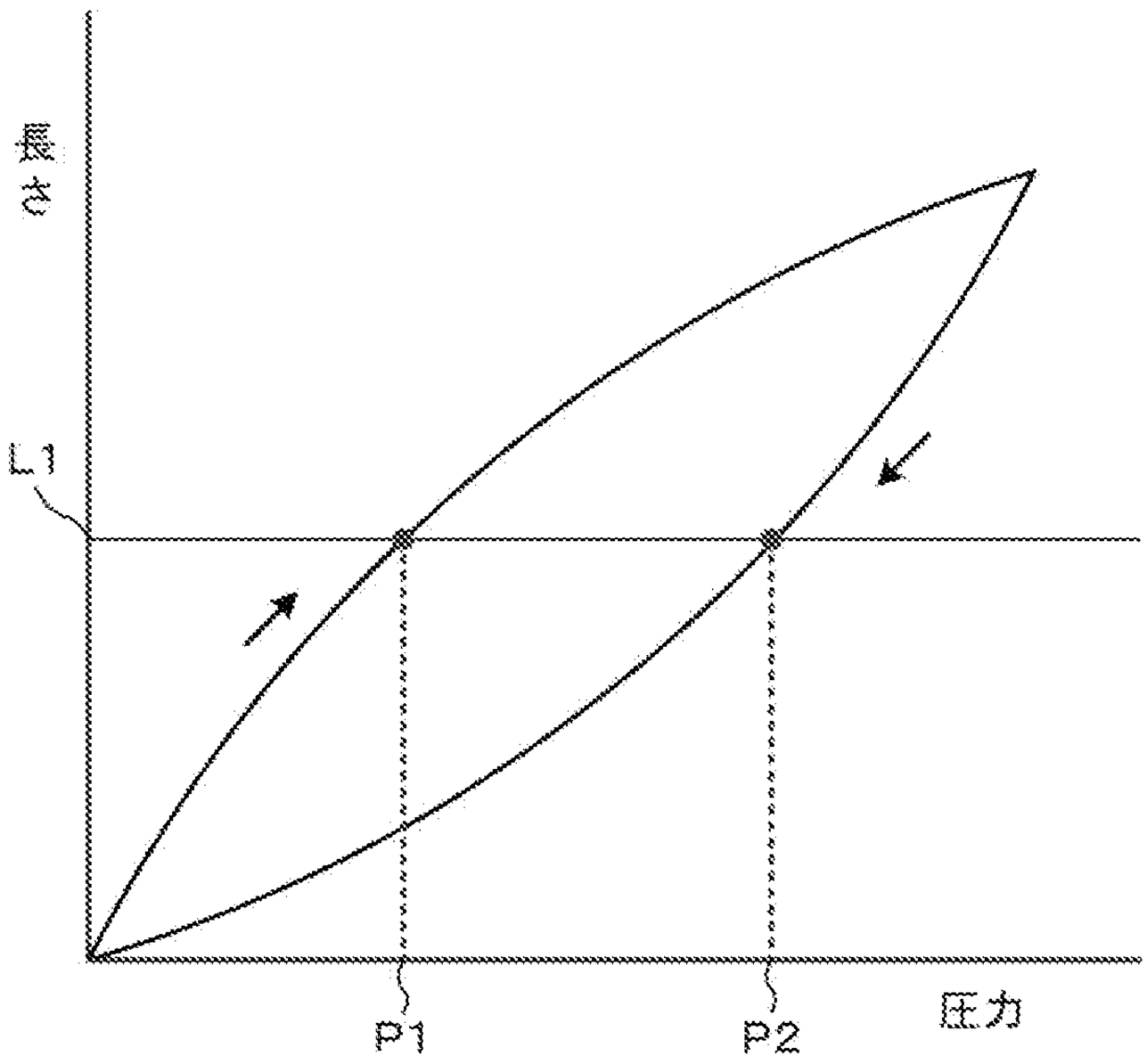
前記取得部の取得結果に基づいて、前記ターゲット物理量以外の少なくとも２つの物理量を入力とし、前記ターゲット物理量を出力するように学習された学習モデルを生成する学習モデル生成部と、

を含む学習モデル生成装置。

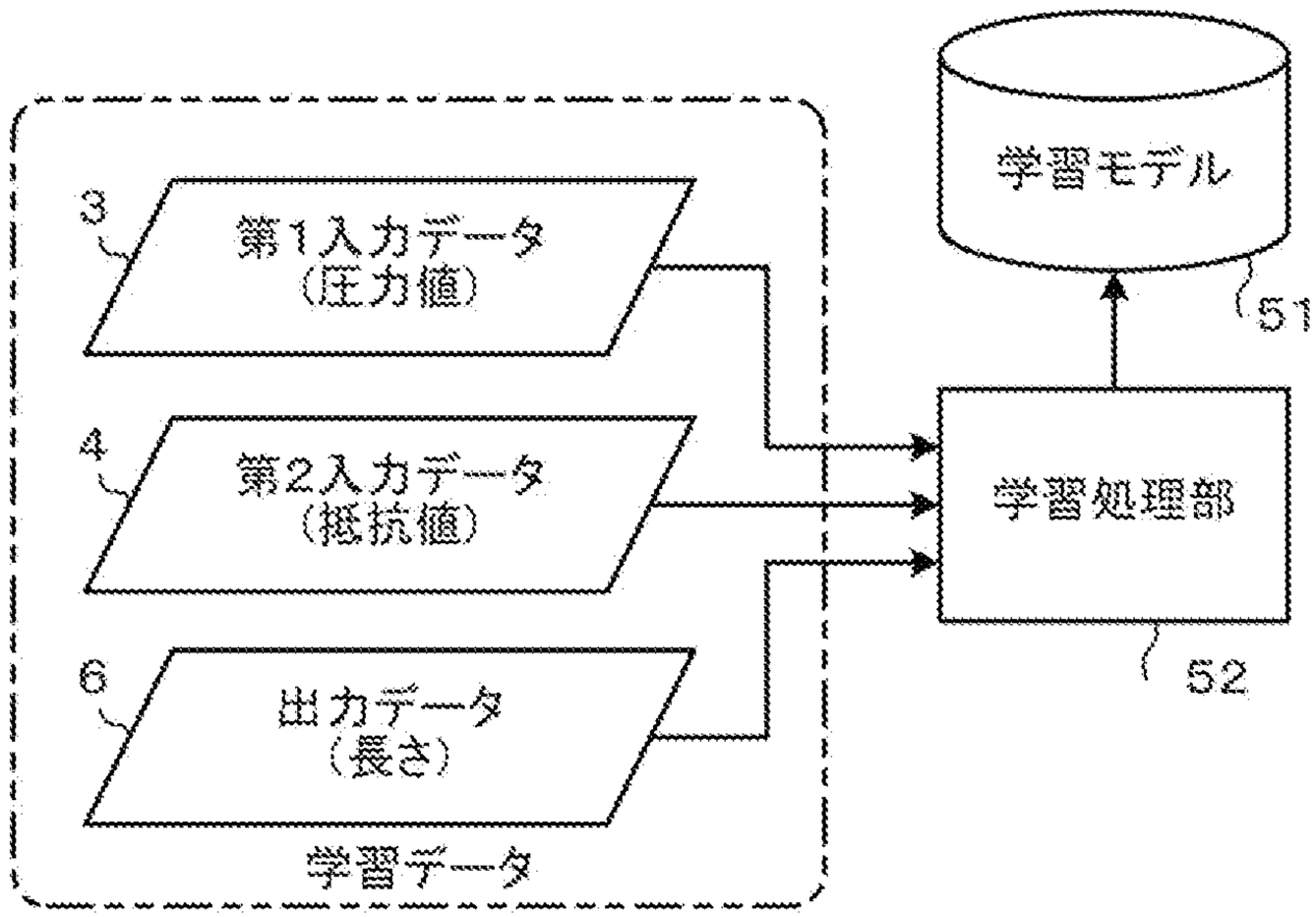
[図1]



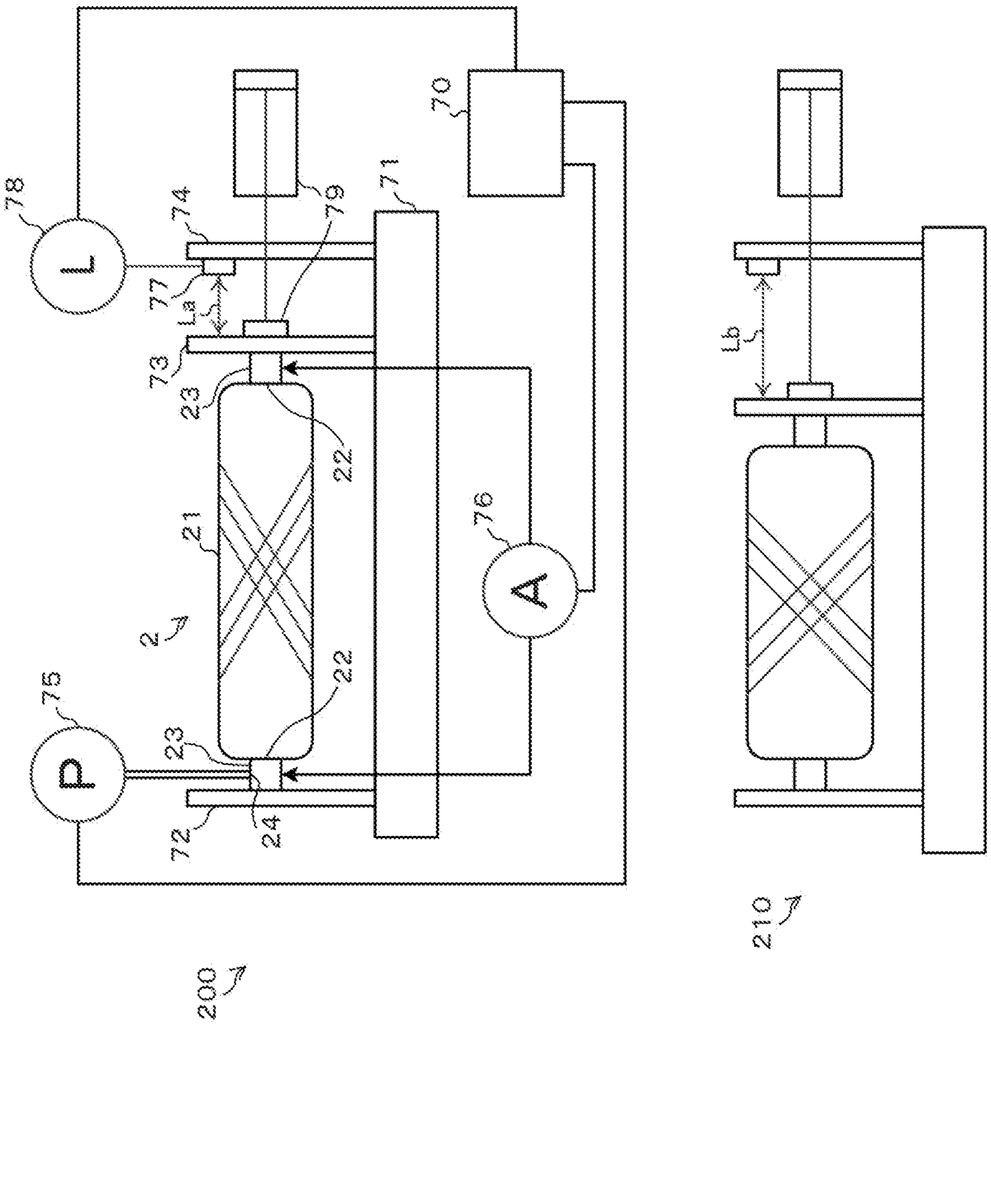
[図2]


体積
L1
P1
P2
圧力

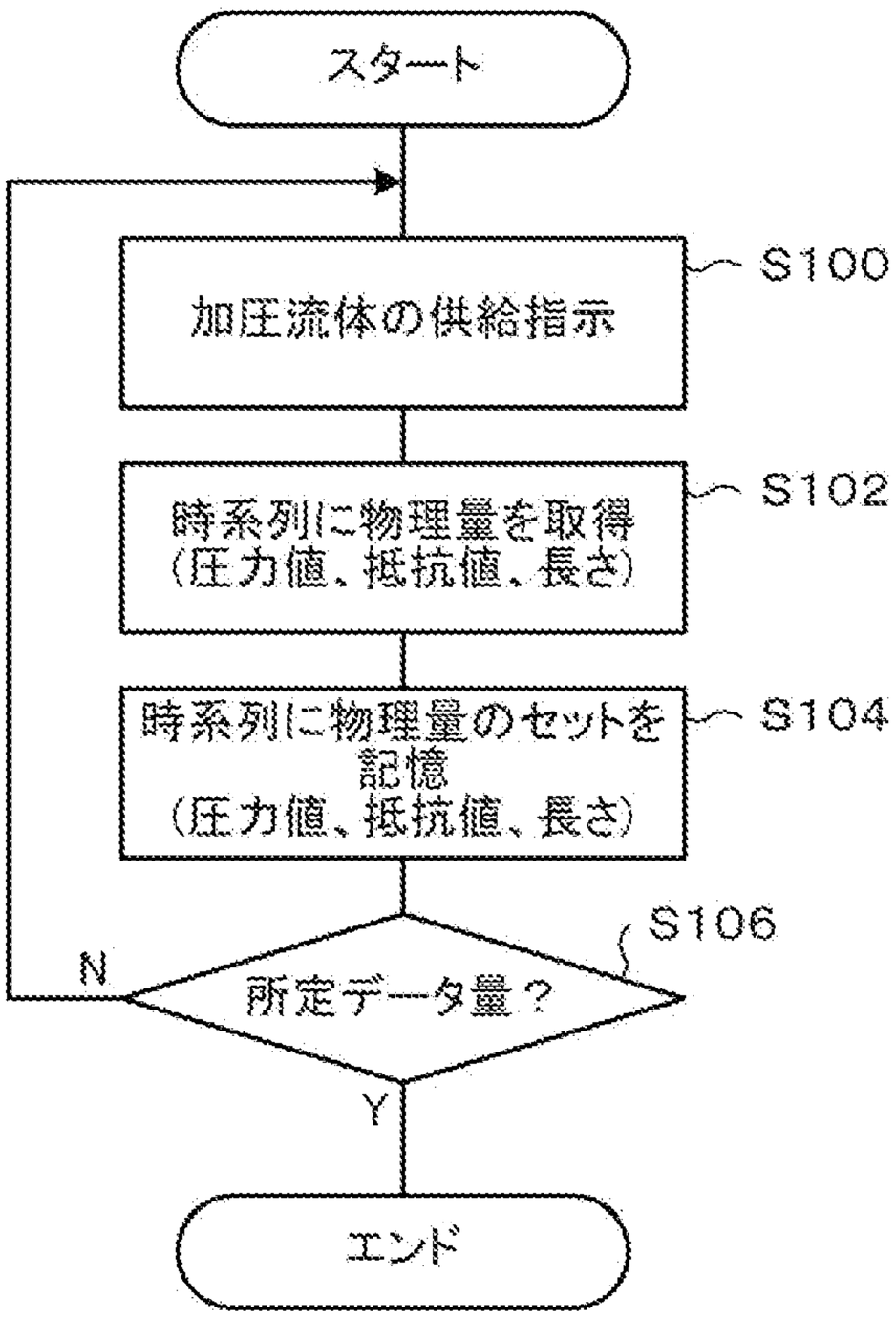
[図3]


学習モデル
51
3
第1入力データ
(圧力値)
4
第2入力データ
(抵抗値)
学習処理部
6
出力データ
(長さ)
52
学習データ

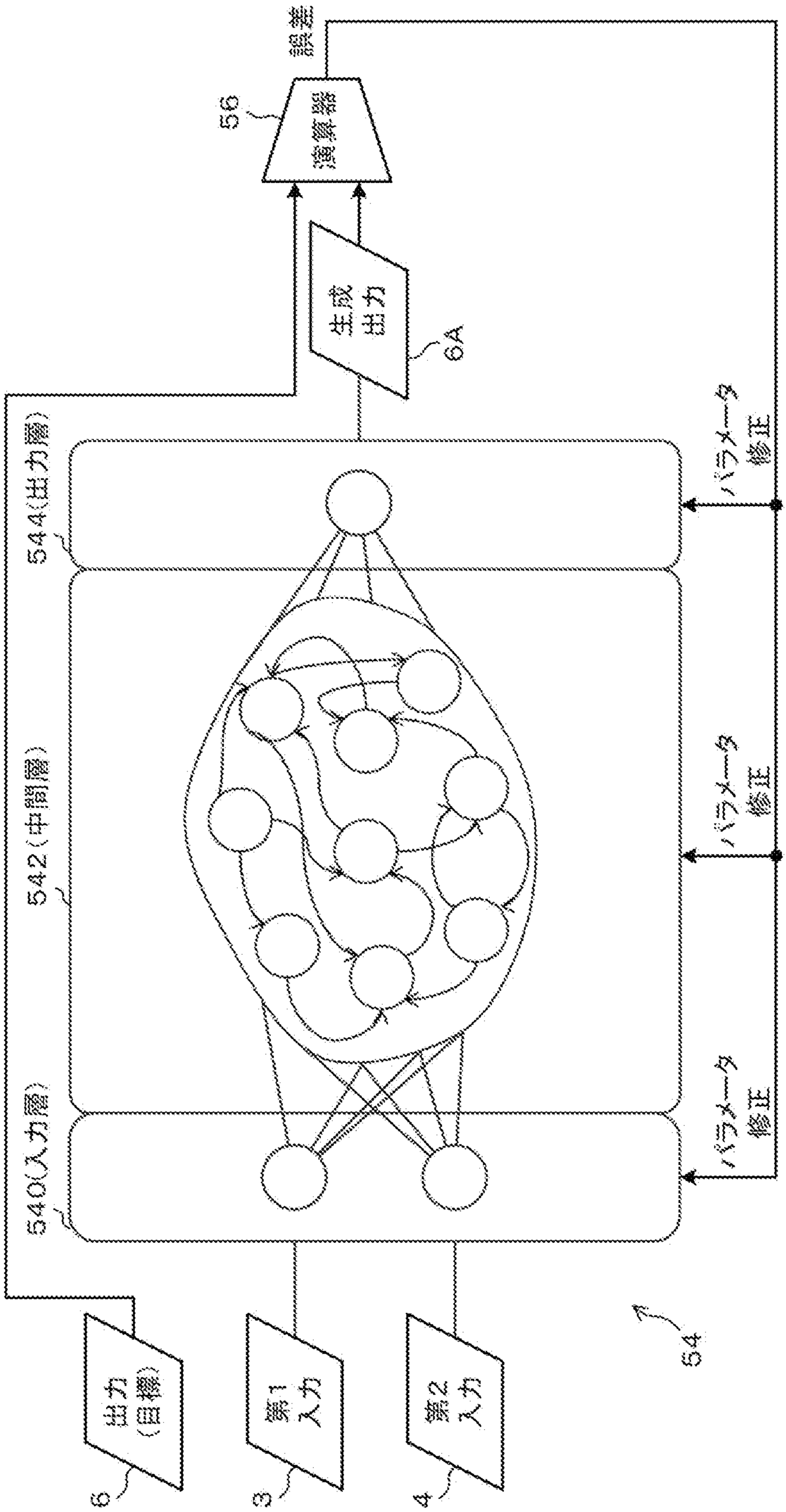
[図4]



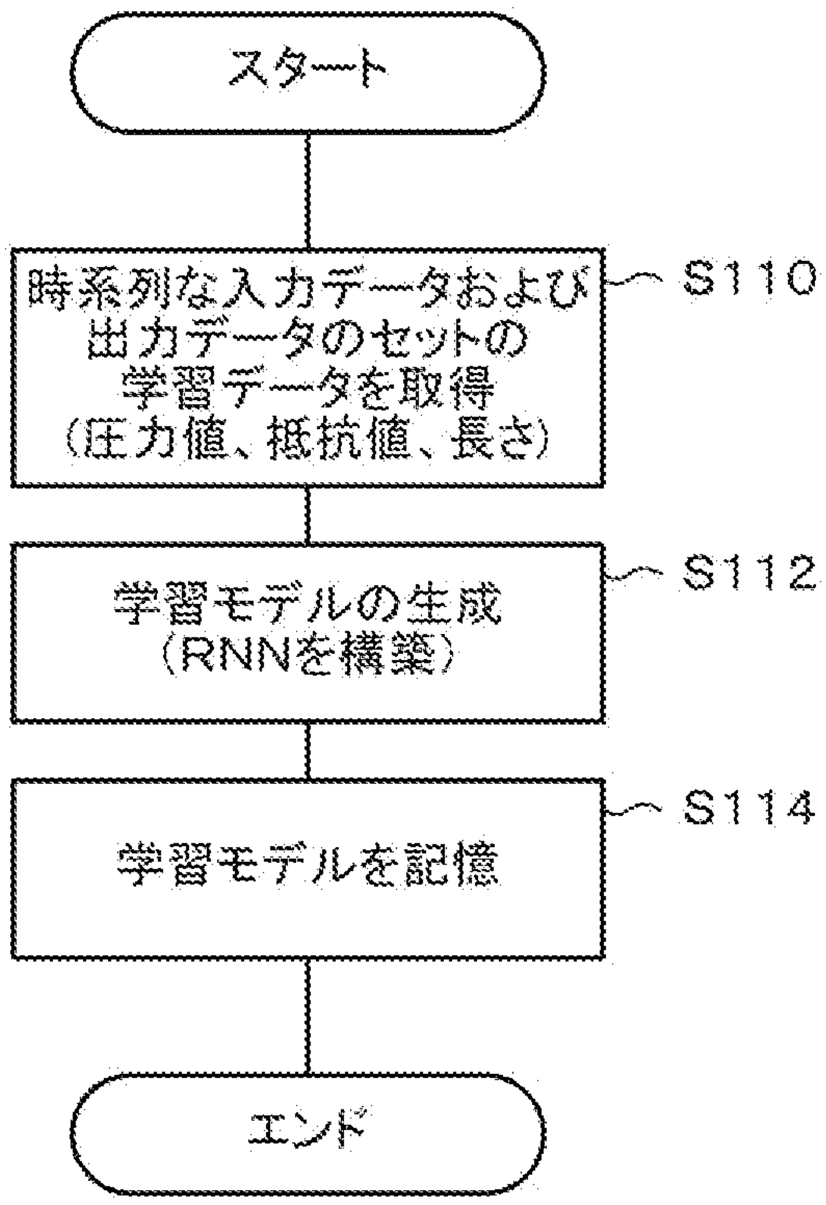
[図5]


スタート
加圧流体の供給指示
S100
時系列に物理量を取得
(圧力値、抵抗値、長さ)
S102
時系列に物理量のセットを
記憶
(圧力値、抵抗値、長さ)
S104
所定データ量？
S106
N
Y
エンド

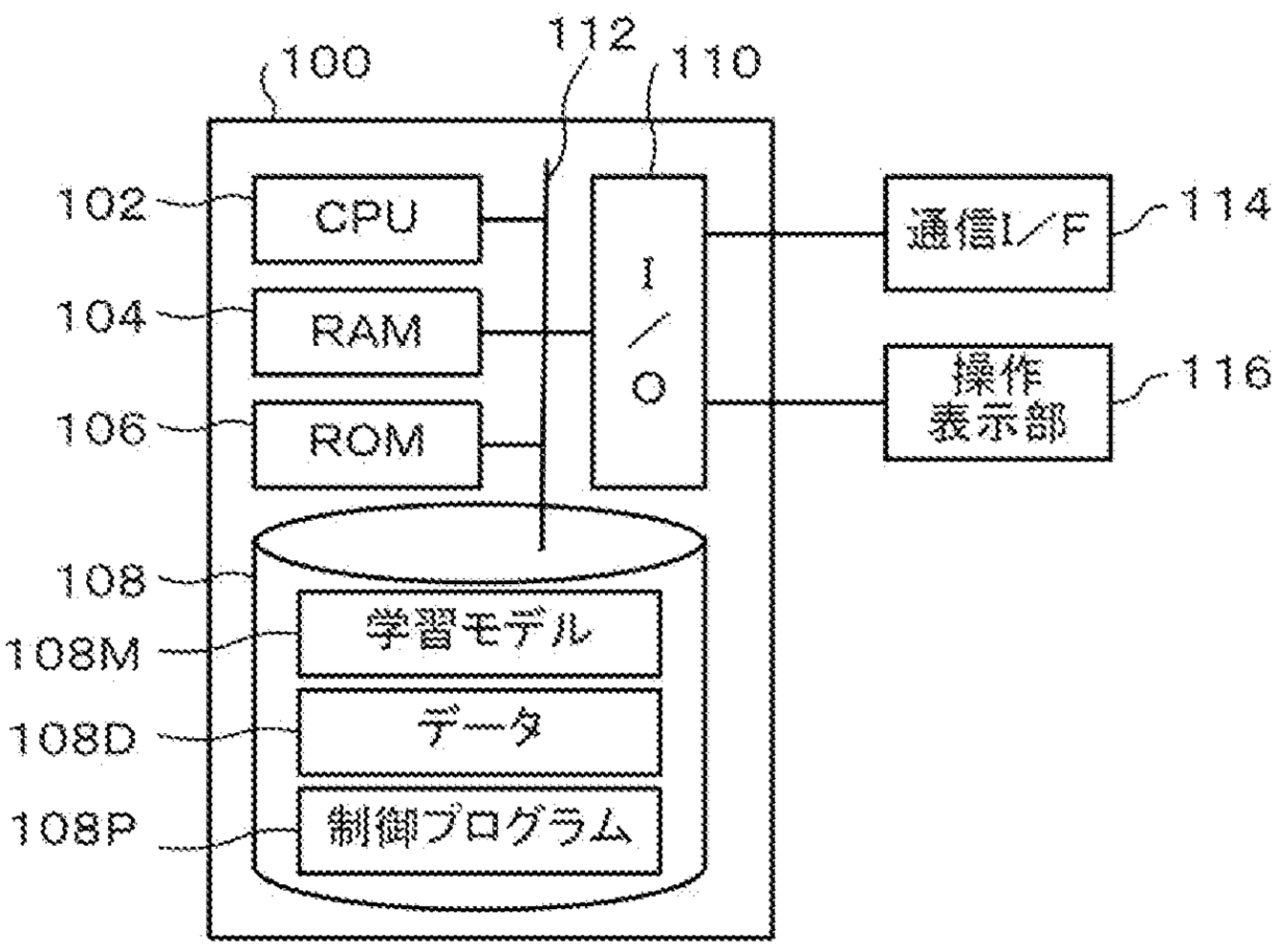
[図6]


誤差
56
演算器
生成
出力
6A
544(出力層)
542(中間層)
540(入力層)
52
パラメータ
修正
パラメータ
修正
更新
パラメータ
出力
(目標)
6
第1
入力
3
第2
入力
4
54

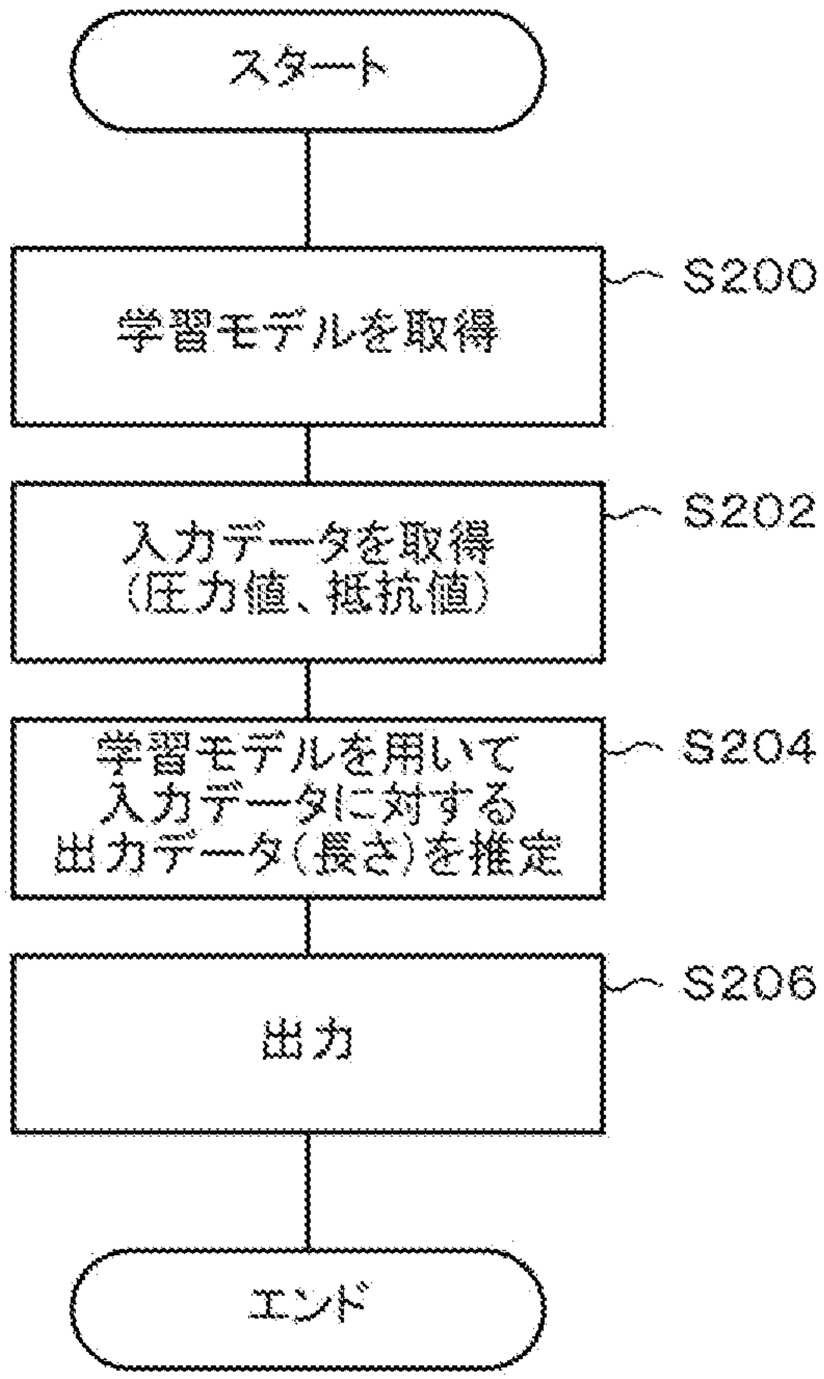
[図7]


スタート
時系列な入力データおよび出力データのセットの学習データを取得（圧力値、抵抗値、長さ）
S110
学習モデルの生成（RNNを構築）
S112
学習モデルを記憶
S114
エンド

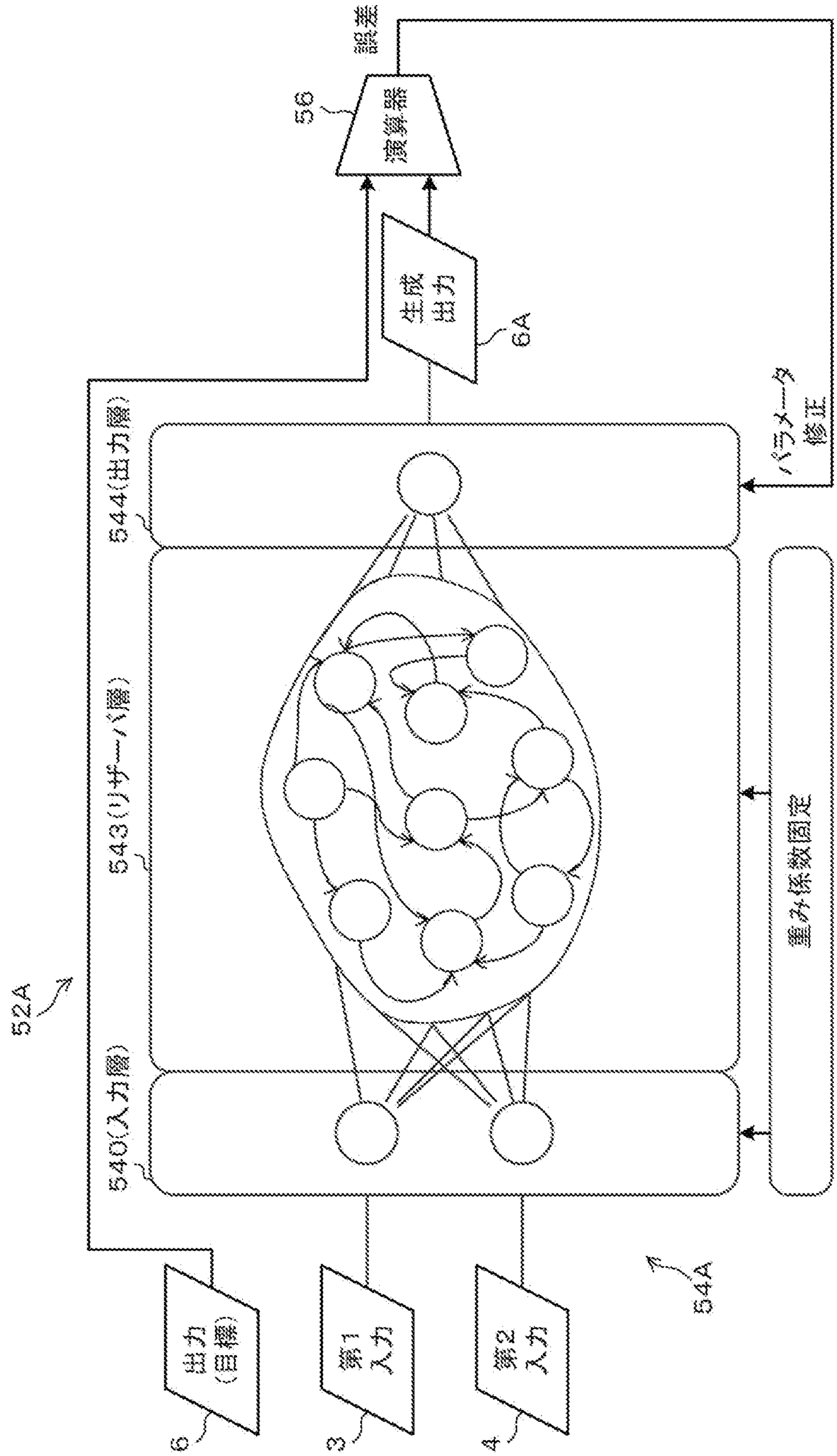
[図8]


100
112
110
102
CPU
104
RAM
106
ROM
I/O
通信I/F
114
操作表示部
116
108
108M
学習モデル
108D
データ
108P
制御プログラム

[図9]


スタート
学習モデルを取得
S200
入力データを取得
(圧力値、抵抗値)
S202
学習モデルを用いて
入力データに対する
出力データ(長さ)を推定
S204
出力
S206
エンド

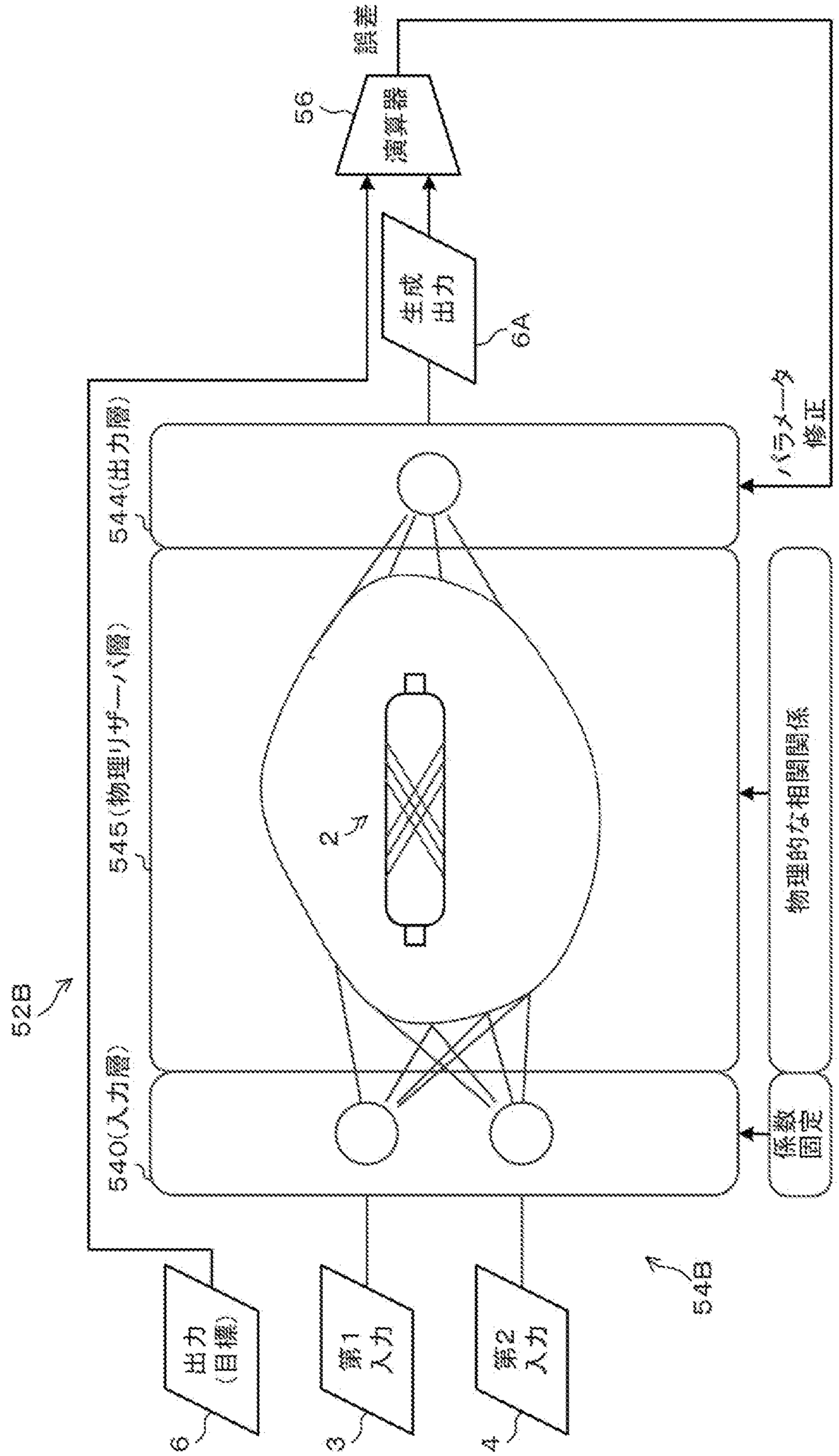
[図10]


誤差
56
演算器
生成
出力
6A
パラメータ
修正
52A
544(出力層)
543(リザーバ層)
540(入力層)
重み係数固定
出力
(目標)
6
第1
入力
3
第2
入力
4
54A

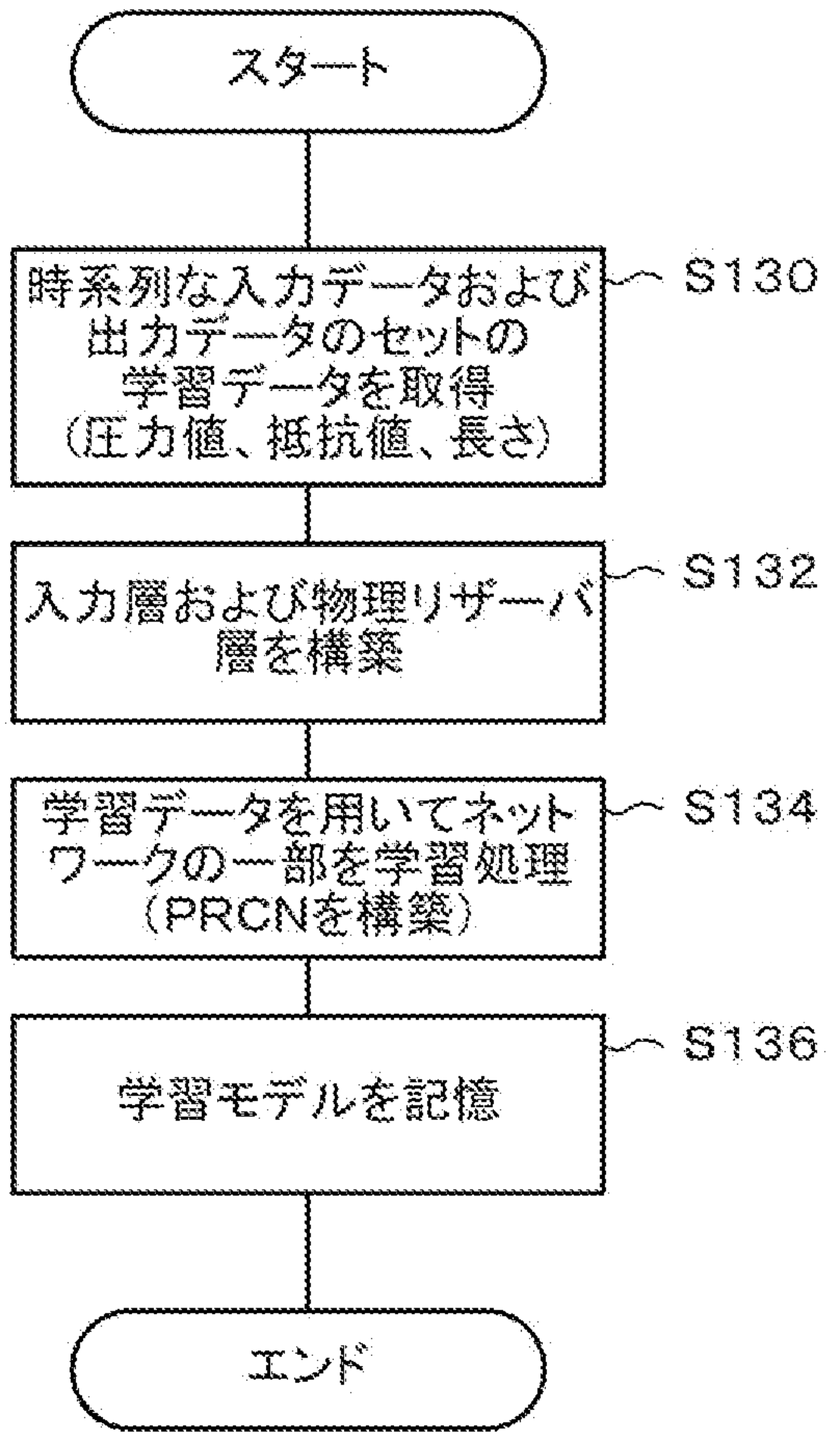
[図11]


スタート
時系列な入力データおよび出力データのセットの学習データを取得（圧力値、抵抗値、長さ）
S120
入力層およびリザーバ層を構築
S122
学習データを用いてネットワークの一部を学習処理（RCNを構築）
S124
学習モデルを記憶
S126
エンド

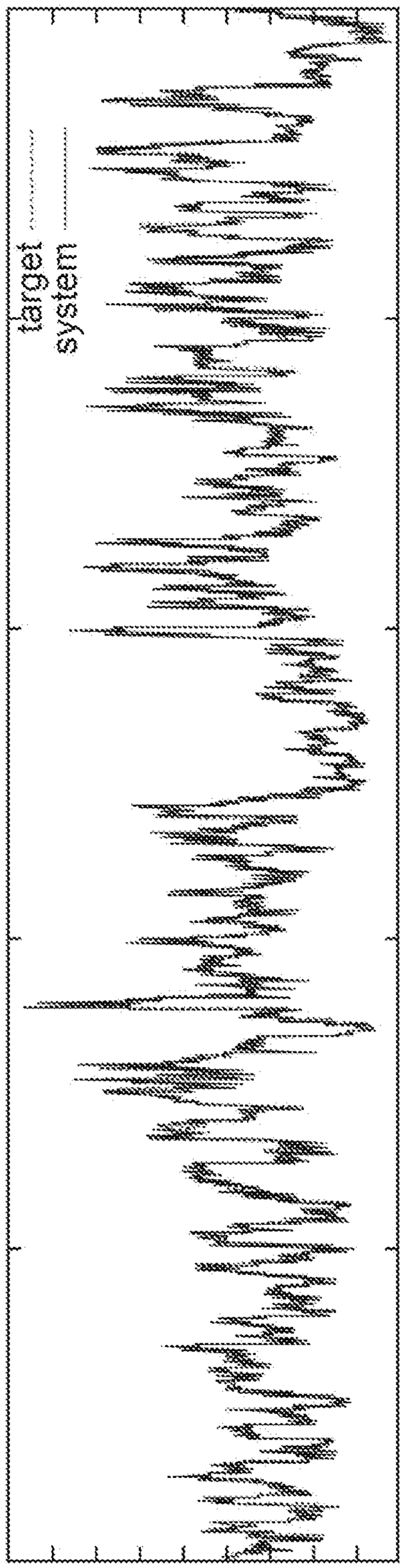
[図12]


誤差
56
演算器
生成
出力
6A
パラメータ
修正
528
545(物理リザーバ層)
544(出力層)
2
物理的な相関関係
540(入力層)
係数
固定
出力
(目標)
6
第1
入力
3
第2
入力
4
548

[図13]


スタート
時系列な入力データおよび出力データのセットの学習データを取得（圧力値、抵抗値、長さ）
S130
入力層および物理リザーバ層を構築
S132
学習データを用いてネットワークの一部を学習処理（PRCNを構築）
S134
学習モデルを記憶
S136
エンド

[図14]



(ウイルス)

ベクター

(ヒト)

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
PCT/JP2020/045735

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER
G01B 7/02(2006.01)i; G06N 20/00(2019.01)i
FI: G01B7/02 J; G06N20/00 130

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)
G01B7/02; G06N20/00

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

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

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

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	JP 2019-507411 A (INTERNATIONAL BUSINESS MACHINES CORP.) 14 March 2019 (2019-03-14) paragraphs [0014]-[0027], [0029], [0039]-[0044], [0074], fig. 3	1, 7-9
Y	paragraphs [0014]-[0027], [0029], [0039]-[0044], [0074], fig. 3	4-6
A	paragraphs [0014]-[0027], [0029], [0039]-[0044], [0074], fig. 3	2-3
Y	中嶋浩平, "Exploiting the dynamics of soft materials for machine learning", 応用物理学会 有機分子・バイオエレクトロニクス分科会会誌, 20 February 2017, vol. 28, no. 1, pp. 21-24, page 2, lines 1-31, (NAKAJIMA, Kohei, Molecular electronics and bioelectronics)	4-6

☒ 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
10 February 2021 (10.02.2021)	02 March 2021 (02.03.2021)

Name and mailing address of the ISA/	Authorized officer
Japan Patent Office 3-4-3, Kasumigaseki, Chiyoda-ku, Tokyo 100-8915, Japan	Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
PCT/JP2020/045735

C (Continuation). DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	中嶋浩平ほか，柔らかいマテリアルの変形を用いだ情報処理，電子情報通信学会誌， 01 February 2019, vol. 102, no. 2, pp. 121-126, page 2, right column, line 7 to page 5, left column, line 37, (NAKAJIMA, Kohei et al., "Exploiting the Deformation Dynamics of Soft Materials as an Information Processing Device", The journal of the Institute of Electronics, Information and Communication Engineers)	4-6
A	JP 2013-190427 A (THE BOEING CO.) 26 September 2013 (2013-09-26) entire text, all drawings	1-9

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.
PCT/JP2020/045735

Patent Documents referred in the Report	Publication Date	Patent Family	Publication Date
JP 2019-507411 A	14 Mar. 2019	US 2017/0193138 A1 paragraphs [0020]-[0032], [0034], [0044]-[0049], [0078], fig. 3 WO 2017/115218 A1 DE 112016003963 T	
JP 2013-190427 A	26 Sep. 2013	US 2013/0238532 A1 entire text, all drawings EP 2648138 A1 CA 2801306 A CN 103308027 A AU 2013200171 A BR 102013005796 A	

国際調査報告

国際出願番号
PCT/JP2020/045735

A.　発明の属する分野の分類（国際特許分類（ＩＰＣ））

G01B 7/02(2006.01)i; G06N 20/00(2019.01)i
FI: G01B7/02 J; G06N20/00 130

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））

G01B7/02; G06N20/00

最小限資料以外の資料で調査を行った分野に含まれるもの

日本国実用新案公報	１９２２－１９９６年
日本国公開実用新案公報	１９７１－２０２１年
日本国実用新案登録公報	１９９６－２０２１年
日本国登録実用新案公報	１９９４－２０２１年

国際調査で使用した電子データベース（データベースの名称、調査に使用した用語）

C.　関連すると認められる文献

引用文献のカテゴリー*	引用文献名　及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する請求項の番号
X	JP 2019-507411 A (インターナショナル・ビジネス・マシーンズ・コーポレーション) 14.03.2019 (2019-03-14) [0014]-[0027]、[0029]、[0039]-[0044]、[0074]、図3	1、7－9
Y	[0014]-[0027]、[0029]、[0039]-[0044]、[0074]、図3	4-6
A	[0014]-[0027]、[0029]、[0039]-[0044]、[0074]、図3	2-3
Y	中嶋浩平, Exploiting the dynamics of soft materials for machine learning, 応用物理学会　有機分子・バイオエレクトロニクス分科会会誌, 2017.02.20, Vol. 28, No. 1, p. 21-24 第2頁第1行-第31行	4-6
Y	中嶋浩平 ほか, 柔らかいマテリアルの変形を用いた情報処理, 電気情報通信学会誌, 2019.02.01, Vol. 102, No.2 , p. 121-126 第2頁右欄第7行-第5頁左欄第37行	4-6
A	JP 2013-190427 A (ザ・ボーイング・カンパニー) 26.09.2013 (2013-09-26) 全文全図	1-9

☐ C欄の続きにも文献が列挙されている。

☑ パテントファミリーに関する別紙を参照。

*　引用文献のカテゴリー
“A” 特に関連のある文献ではなく、一般的技術水準を示すもの
“E” 国際出願日前の出願または特許であるが、国際出願日以後に公表されたもの
“L” 優先権主張に疑義を提起する文献又は他の文献の発行日若しくは他の特別な理由を確立するために引用する文献（理由を付す）
“O” 口頭による開示、使用、展示等に言及する文献
“P” 国際出願日前で、かつ優先権の主張の基礎となる出願の日の後に公表された文献
“T” 国際出願日又は優先日後に公表された文献であって出願と抵触するものではなく、発明の原理又は理論の理解のために引用するもの
“X” 特に関連のある文献であって、当該文献のみで発明の新規性又は進歩性がないと考えられるもの
“Y” 特に関連のある文献であって、当該文献と他の１以上の文献との、当業者にとって自明である組合せによって進歩性がないと考えられるもの
“&” 同一パテントファミリー文献

国際調査を完了した日	国際調査報告の発送日
10.02.2021	02.03.2021

名称及びあて先
日本国特許庁(ISA/JP)
〒100-8915
日本国
東京都千代田区霞が関三丁目４番３号

権限のある職員（特許庁審査官）
山▲崎▼　和子 2S 6005
電話番号 03-3581-1101 内線 3216

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/JP2020/045735

引用文献	公表日	パテントファミリー文献	公表日
JP 2019-507411 A	14.03.2019	US 2017/0193138 A1 [0020]-[0032]、[0034]、[0044]-[0049]、[0078]、図3 WO 2017/115218 A1 DE 112016003963 T	
JP 2013-190427 A	26.09.2013	US 2013/0238532 A1 全文全図 EP 2648138 A1 CA 2801306 A CN 103308027 A AU 2013200171 A BR 102013005796 A	