

(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6月8日(08.06.2023)



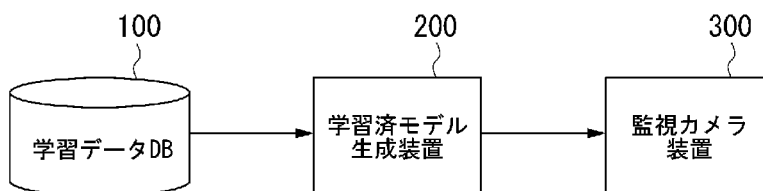
(10) 国際公開番号
WO 2023/100339 A1

- (51) 国際特許分類:
G06N 20/00 (2019.01)
- (21) 国際出願番号: PCT/JP2021/044400
- (22) 国際出願日: 2021年12月3日(03.12.2021)
- (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:三菱電機株式会社(MITSUBISHI ELECTRIC CORPORATION) [JP/JP]; 〒1008310 東京都千代田区丸の内二丁目7番3号 Tokyo (JP).
- (72) 発明者: 澤田 友哉 (SAWADA Tomoya); 〒1008310 東京都千代田区丸の内二丁目7番3号 三菱電機株式会社内 Tokyo (JP).
- (74) 代理人: 西澤 和純, 外(NISHIZAWA Kazuyoshi et al.); 〒1006620 東京都千代田区丸の内一丁目9番2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, IT, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ,

(54) **Title:** TRAINED MODEL GENERATION SYSTEM, TRAINED MODEL GENERATION METHOD, INFORMATION PROCESSING DEVICE, PROGRAM, TRAINED MODEL, AND ESTIMATION DEVICE

(54) 発明の名称: 学習済モデル生成システム、学習済モデル生成方法、情報処理装置、プログラム、学習済モデル、および推定装置

10



- 100 Training data database
200 Trained model generation device
300 Monitoring camera device

(57) **Abstract:** This trained model generation system for generating a trained model comprises: an estimation unit that performs estimation on training data; a loss gradient calculation unit that calculates a loss gradient for the result of the estimation by the estimation unit; and an optimizer unit that calculates a plurality of parameters constituting a trained



WO 2023/100339 A1

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))

model on the basis of the loss gradient. The optimizer unit uses, as a formula for calculating the learning rate used when calculating the plurality of parameters, a formula including a first factor, the absolute value of which becomes greater than 1 when the learning stagnates, and which thereby has the effect of increasing the learning rate, said effect of increasing the learning rate becoming greater as the epoch count increases when the learning stagnates. As a result, it is possible to escape from the state in which the learning stagnates.

(57) 要約 : 学習済モデルを生成する学習済モデル生成システムであって、学習データに対する推定を行う推定部と、推定部による推定結果について、損失の勾配を算出する損失勾配算出部と、損失の勾配に基づき、学習済モデルを構成する複数のパラメータを算出するオプティマイザ部とを備え、オプティマイザ部は、複数のパラメータを算出する際の学習率を算出する式として、学習が停滞したときに絶対値が1よりも大きくなることで前記学習率を大きくする効果が得られる第1の因数であって、エポック数が進むほど前記学習が停滞したときに前記学習率を大きくする効果が大きくなる第1の因数を含む式を用いる。これにより学習が停滞した状態から脱出することができる。

明 細 書

発明の名称：

学習済モデル生成システム、学習済モデル生成方法、情報処理装置、プログラム、学習済モデル、および推定装置

技術分野

[0001] 本発明は、学習済モデル生成システム、学習済モデル生成方法、情報処理装置、プログラム、学習済モデル、および推定装置に関する。

背景技術

[0002] 従来から、ニューラルネットワークなどを用いた機械学習において、ニューラルネットワークの重みなどのパラメータを求める手法（オプティマイザ）として、勾配降下法が知られている。勾配降下法の代表的なものとして、SGD (Stochastic Gradient Descent)、Momentum SGD、Adagrad (Adaptive Gradient Algorithm)、RMSprop (Root Mean Square Propagation)、Adam (Adaptive Moment estimation) などが知られている（例えば、特許文献1参照）。

[0003] SGDでは、鞍点付近で勾配がゼロ近くになるため、学習が進まなくなることがある。そこで、Momentum SGDでは、慣性項を取り入れた算出式が用いられている。これにより、鞍点付近から抜け出すことが可能となっている。これらのオプティマイザでは、学習率 (Learning Rate) が固定であるため、学習が収束するまでに膨大な時間を要していた。そこで、学習率の変動をパラメータごとに適応的に変化させるAdagrad、RMSprop、Adamなどが提案されている。

[0004] Adagradでは、キャッシュに各パラメータ方向の勾配の二乗和が保存される。そのキャッシュの平方根で学習率を割ることで、稀な特徴に対して学習率を高く設定することが可能となっている。しかし、エポックを重ねるとキャッシュが大きくなるため、学習率はゼロに漸近してしまうという問題と、学習の初期に、ある軸（パラメータ）方向の勾配が大きな勾配フィー

ルドを通ると、キャッシュが大きくなるため、それ以降の学習では、その軸方向の学習率が小さくなってしまいう問題とがある。

[0005] RMSpropでは、勾配情報の指数移動平均が用いられている。指数移動平均では、過去の情報が指数関数的に減衰するので、極めて遠い過去の勾配情報を取り除き、直近の勾配情報がより反映されるようにしている。

Adamでは、勾配値の一次（平均）、二次（分散）のモーメントを推定することで、Adagradのように稀な情報に対して大きな更新を行い、RMSpropのように極めて遠い過去の勾配情報を取り除くことが可能となっている。

[0006] しかし、学習が進むにつれて、学習率と、パラメータの更新量とが単調減少する指数移動平均であったため、稀な情報を効率的に学習できずに学習が停滞してしまうことがある、学習初期で補正係数が極端に大きな値となり発散することがあるなどの問題がある。

先行技術文献

特許文献

[0007] 特許文献1：国際公開第2017/183587号

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0008] 本開示は、このような事情に鑑みてなされたもので、学習が停滞した状態から脱出することができる学習済モデル生成システム、学習済モデル生成方法、情報処理装置、プログラム、学習済モデル、および推定装置を提供する。

課題を解決するための手段

[0009] 本開示は上述した課題を解決するためになされたもので、本開示の一態様は、学習済モデルを生成する学習済モデル生成システムであって、学習データに対する推定を行う推定部と、前記推定部による推定結果について、損失の勾配を算出する損失勾配算出部と、前記損失の勾配に基づき、学習済モデ

ルを構成する複数のパラメータを算出するオプティマイザ部とを備え、前記オプティマイザ部は、前記複数のパラメータを算出する際の学習率を算出する式として、学習が停滞したときに絶対値が1よりも大きくなることで前記学習率を大きくする効果が得られる第1の因数であって、エポック数が進むほど前記学習が停滞したときに前記学習率を大きくする効果が大きくなる第1の因数を含む式を用いる、学習済モデル生成システムである。

[0010] また、本開示の他の一態様は、上述した学習済モデル生成システムであって、前記第1の因数は、前記勾配の絶対値が大きいほど前記学習率を抑える効果が得られ、前記エポック数が進むほど前記学習率を抑える効果が大きくなる。

[0011] また、本開示の他の一態様は、上述した学習済モデル生成システムであって、前記学習率を算出する式は、学習の始めには、学習による前記複数のパラメータ各々の累積更新量に応じて学習率を抑える、最大値が1の第2の因数を含み、前記学習の始め以降は、前記第2の因数を含まない。

[0012] また、本開示の他の一態様は、上述した学習済モデル生成システムであって、前記第2の因数は、前記累積更新量が、閾値よりも小さいときは絶対値が1よりも小さく、前記閾値より大きいときは、単調減少する。

[0013] また、本開示の他の一態様は、学習済モデルを生成する学習済モデル生成方法であって、学習データに対する推定を行う第1のステップと、前記第1のステップによる推定結果について、損失の勾配を算出する第2のステップと、前記損失の勾配に基づき、学習済モデルを構成する複数のパラメータを算出する第3のステップとを有し、前記第3のステップにおいて、前記複数のパラメータを算出する際の学習率を算出する式として、学習が停滞したときに絶対値が1よりも大きくなることで前記学習率を大きくする効果が得られる第1の因数であって、エポック数が進むほど前記学習が停滞したときに前記学習率を大きくする効果が大きくなる第1の因数を含む式を用いる、学習済モデル生成方法である。

[0014] また、本開示の他の一態様は、学習データに対する推定結果について算出

された損失の勾配に基づき、学習済モデルを構成する複数のパラメータを算出するオプティマイザ部を備え、前記オプティマイザ部は、前記複数のパラメータを算出する際の学習率を算出する式として、学習が停滞したときに絶対値が1よりも大きくなることで前記学習率を大きくする効果が得られる第1の因数であって、エポック数が進むほど前記学習が停滞したときに前記学習率を大きくする効果が大きくなる第1の因数を含む式を用いる、情報処理装置である。

[0015] また、本開示の他の一態様は、コンピュータを、学習データに対する推定結果について算出された損失の勾配に基づき、学習済モデルを構成する複数のパラメータを算出するオプティマイザ部として機能させるためのプログラムであって、前記オプティマイザ部は、前記複数のパラメータを算出する際の学習率を算出する式として、学習が停滞したときに絶対値が1よりも大きくなることで前記学習率を大きくする効果が得られる第1の因数であって、エポック数が進むほど前記学習が停滞したときに前記学習率を大きくする効果が大きくなる第1の因数を含む式を用いる、プログラムである。

[0016] また、本開示の他の一態様は、学習データに対する推定結果について算出された損失の勾配に基づき、学習済モデルを構成する複数のパラメータを算出することにより生成された学習済モデルであって、前記複数のパラメータを算出する際の学習率を算出する式として、学習が停滞したときに絶対値が1よりも大きくなることで前記学習率を大きくする効果が得られる第1の因数であって、エポック数が進むほど前記学習が停滞したときに前記学習率を大きくする効果が大きくなる第1の因数を含む式が用いられた、学習済モデルである。

[0017] また、本開示の他の一態様は、学習データに対する推定結果について算出された損失の勾配に基づき、学習済モデルを構成する複数のパラメータを算出することにより生成された学習済モデルであって、前記複数のパラメータを算出する際の学習率を算出する式として、学習が停滞したときに絶対値が1よりも大きくなることで前記学習率を大きくする効果が得られる第1の因

数であって、エポック数が進むほど前記学習が停滞したときに前記学習率を大きくする効果が大きくなる第1の因数を含む式が用いられた、学習済モデルを用いて、

入力された情報に対する推定を行う、推定装置である。

発明の効果

[0018] 本開示によれば、学習が停滞した状態から脱出することができる。

図面の簡単な説明

[0019] [図1]本開示の実施形態による学習済モデル生成登録システム10の構成を示す概略ブロック図である。

[図2]同実施形態による学習済モデル生成装置200の構成を示す概略ブロック図である。

[図3]同実施形態による学習済モデル生成装置200の動作を説明するフローチャートである。

[図4]同実施形態による推定部210が備えるニューラルネットワークの例を示す模式図である。

[図5]同実施形態における累積更新量に応じた学習率の例をプロットしたグラフである。

[図6]同実施形態におけるオプティマイザ部230の実施例を示す模式図である。

[図7]同実施形態による監視カメラ装置300の構成を示す概略ブロック図である。

発明を実施するための形態

[0020] 以下、図面を参照して、本開示の実施の形態について説明する。図1は、本実施形態による学習済モデル生成登録システム10の構成を示す概略ブロック図である。学習済モデル生成登録システム10は、教師あり学習を行うことで学習済モデルを生成し、生成した学習済モデルを監視カメラ装置300に登録する。本実施形態における学習済モデル生成登録システム10は、学習済モデルを生成する際に、適応的に学習率を決定する本開示による勾配

法を用いる。本開示による勾配法の詳細については、後述する。なお、本実施形態では、機械学習の例として、ニューラルネットワークを用いて、教師あり学習を行う例を示すが、本開示による勾配法を用いた学習済モデルの生成方法は、これに限らない。機械学習は、ニューラルネットワーク以外の機械学習、例えば回帰分析などを用いて、教師あり学習以外の学習方法、例えば、教師なし学習、または強化学習を行ってもよい。

[0021] 学習済モデル生成登録システムは、学習データDB100、学習済モデル生成装置200、監視カメラ装置300を備える。学習データDB100は、機械学習するための学習データとなる画像を記憶する。後述するように、監視カメラ装置300は、時間帯別、場所別に学習済モデルを備えるので、学習データDB100は、学習データとなる画像を、時間帯別、場所別に記憶する。時間帯別の例としては、学習データDB100は、昼間に撮影された昼間の画像と、夜間に撮影された夜間の画像とを分けて記憶してもよい。また、場所別の例として、学習データDB100は、出入り口の画像と、駐車場の画像とを分けて記憶してもよい。

[0022] 学習済モデル生成装置200は、学習データDB100が記憶する画像を用いて機械学習を行うことで、学習済みモデルを生成する。例えば、学習済モデル生成装置200は、昼間の画像を学習して、昼間用の学習済モデルを生成し、夜間の画像を学習して、夜間用の学習済モデルを生成する。また、学習済モデル生成装置200は、出入り口の画像を学習して、出入り口用の学習済モデルを生成し、駐車場の画像を学習して、駐車場用の学習済モデルを生成する。

[0023] 監視カメラ装置300は、学習済モデル生成装置200が生成した時間帯別および場所別の学習済モデルを記憶する。これらの学習済モデルは、監視カメラ装置300の製造時に、監視カメラ装置300が内蔵するメモリなどに格納されてもよい。あるいは、監視カメラ装置300が、インターネットなどのネットワークを介して、学習済モデルを格納しているサーバから取得するようにしてもよい。監視カメラ装置300は、記憶している時間帯別お

よび場所別の学習済モデルを用いて、撮影した映像中の物体を検出する。また、監視カメラ装置300は、検出した物体を、監視カメラ装置300のユーザに通知する。

[0024] 図2は、本実施形態による学習済モデル生成装置200の構成を示す概略ブロック図である。学習済モデル生成装置200は、推定部210、損失勾配算出部220、オプティマイザ部230を備える。なお、学習済モデル生成装置200（学習済モデル生成システム）は、複数の装置から構成されていてもよいし、1つの装置から構成されていてもよい。例えば、推定部210、損失勾配算出部220、オプティマイザ部230の各々が1つの情報処理装置であってもよい。推定部210は、ニューラルネットワークを備えており、学習データDB100から読みだした画像に含まれる物体を推定する。損失勾配算出部220は、推定部210が算出した推定結果について、損失の勾配を算出する。

[0025] ここで、損失は、推定結果と、正解などの理想値との差の大きさを表している。例えば、ある画像の推定結果が(0.3, 0.2, 0.1, 0.9)であり、その画像の正解が、(0.0, 0.0, 0.0, 1.0)であれば、損失は、これらの各項の差分の二乗平均($((0.3 - 0.0)^2 + (0.2 - 0.0)^2 + (0.1 - 0.0)^2 + (0.9 - 1.0)^2) / 4 = 0.0375$)であってもよい。あるいは、損失は、二乗平均平方根誤差(RMSE: Root Mean Square Error)、平均絶対誤差(MAE: Mean Absolute Error)、平均平方二乗対数誤差(RMSLE: Root Mean Square Logarithmic Error)であってもよい。なお、損失勾配算出部220は、推定部210のニューラルネットワークの複数のパラメータ各々の方向について、損失の勾配を算出する。例えば、パラメータ x_i の方向の損失の勾配は、パラメータ x_i の値を、 $x_i + h$ としたときの損失 $Loss(x_i + h)$ と、 $x_i - h$ としたときの損失 $Loss(x_i - h)$ の差を、 $2h$ で割った値($(Loss(x_i + h) - Loss(x_i - h)) / 2h$)で近似的に求められる。オプティマイザ部230は、損失勾配算出部220が算出する損失の勾配に基づき、推定部210のニュー

ーラルネットワークの複数のパラメータを算出する。この複数のパラメータによって、学習済モデルは構成される。

[0026] 図3は、本実施形態による学習済モデル生成装置200の動作を説明するフローチャートである。図3では、学習済モデル生成装置200が行う学習済モデル生成の処理を説明する。まず、推定部210が、ニューラルネットワークのパラメータの初期値を設定する(ステップS1)。次に、推定部210は、学習データDB100から学習データを取得する(ステップS2)。例えば、昼間用の学習済モデルを生成するときは、昼間の画像を取得する。次に、推定部210は、選択した学習データに対する推定を行う(ステップS3)。この推定は、推定部210が備えるニューラルネットワークを用いて行う。また、この推定は、学習データの画像に含まれる物体の推定である。次に、損失勾配算出部220が、推定部210の推定結果について、損失の勾配を算出する(ステップS4)。

[0027] 次に、最適化部230が、損失勾配算出部220が算出した損失の勾配に基づき、ニューラルネットワークのパラメータを算出する最適化を行う(ステップS5)。この最適化は、損失が出来るだけ小さくなるようなパラメータの値の組み合わせを求める最適化問題を解くことで行われる。この最適化問題を解く際に、本開示による勾配法を用いる。本開示による勾配法の詳細については、後述する。

[0028] 次に、最適化部230は、学習済モデル生成の終了条件を満たしているか否かを判定する(ステップS6)。終了条件としては、繰り返し回数、損失の収束など、どのような条件であってもよい。終了条件を満たしていると判定したときは(ステップS6-Yes)、最適化部230が、この学習済モデル生成の処理を終了し、このときのパラメータからなるモデルを学習済モデルとする。

[0029] ステップS6において、終了条件を満たしていないと判定したときは(ステップS6-No)、最適化部230は、推定部210のニューラルネットワークのパラメータを、ステップS5で最適化したパラメ

ータに更新する（ステップS7）。次に、推定部210は、学習データを変更するか否かを判定する（ステップS8）。例えば、同じ学習データに対して、予め決められた回数以上、ステップS3からS7の処理を行った場合は、推定部210は、学習データを変更すると判定し、それ以外の場合は、学習データを変更しないと判定してもよい。あるいは、ステップS3からS7の処理を繰り返しても、損失が減らなくなったら、推定部210は、学習データを変更すると判定し、それ以外の場合は、学習データを変更しないと判定してもよい。

[0030] ステップS8において、学習データを変更すると判定したときは（ステップS8-Yes）、処理は、ステップS2に進み、学習データを変更しないと判定したときは（ステップS8-No）、処理は、ステップS3に進む。

なお、本実施形態では、ステップS6による終了条件の判定を、ステップS5の後としたが、これに限らない。例えば、ステップS6を、ステップS2の後にしてもよいし、ステップS3の後にしてもよい。

[0031] 学習済モデル生成装置200は、学習データに対する推定と、損失の勾配の算出と、パラメータの最適化とを繰り返し行うことで、学習済モデルを生成する。この繰り返しの回数は、エポック数とも称される。なお、ステップS2において取得する学習データの数は、1つであってもよいし、複数であってもよい。

[0032] 図4は、本実施形態による推定部210が備えるニューラルネットワークの例を示す模式図である。図4の例では、入力層 L_1 と、 L 個の中間層 L_1 、 L_2 、 \dots 、 L_L と、出力層 L_0 とを備える。入力層 L_1 は、4つのノード x_0 、 x_1 、 x_2 、 x_3 から構成される。なお、入力層 L_1 のノード x_0 、 x_1 、 x_2 、 x_3 各々には、学習データの画像の各画素値が入力されてもよい。また、学習データの画像に対して、輪郭線抽出、輝度調整などの前処理をした後の値が、入力層 L_1 のノード x_0 、 x_1 、 x_2 、 x_3 各々に入力されてもよい。

[0033] L 個の中間層 L_1 、 L_2 、 \dots 、 L_L のうち、 m 番目の中間層 L_m は、 n 個のノード $u^{(m)}_0$ 、 $u^{(m)}_1$ 、 \dots 、 $u^{(m)}_{n-1}$ から構成される。図4の例で

は、1番目の中間層 L_1 は、5つのノード $u^{(1)}_0$ 、 $u^{(1)}_1$ 、 $u^{(1)}_2$ 、 $u^{(1)}_3$ 、 $u^{(1)}_4$ から構成され、 L 番目の中間層 L_L は、4つのノード $u^{(L)}_0$ 、 $u^{(L)}_1$ 、 $u^{(L)}_2$ 、 $u^{(L)}_3$ から構成される。出力層 L_0 は、3つのノード y_0 、 y_1 、 y_2 から構成される。出力層 L_0 のノード y_0 、 y_1 、 y_2 各々の値は、推定部210の推定結果を表す値であり、例えば、そのノードに対応する物体が含まれている確率を表す。

[0034] ある層のノードに入力される値は、式(1)で表されるように、一つ前の層のノードの値により決まる。式1において、 $w^{(l)}_{i,j}$ は、重みであり、 $b^{(l)}_i$ は、バイアスである。これら、重み $w^{(l)}_{i,j}$ とバイアス $b^{(l)}_i$ の値が、ニューラルネットワークのパラメータであり、オプティマイザ部230により決定される。また、 $f()$ は、活性化関数である。本実施形態における活性化関数は、例えば、シグモイド関数、正規化線形関数など、ニューラルネットワークの活性化関数として用いられるものであれば、いずれの関数であってもよい。

[0035] [数1]

$$u_i^{(l+1)} = f\left(\sum_j w_{i,j}^{(l)} u_j^{(l)} + b_i^{(l)}\right) \quad \dots (1)$$

$$\text{ただし、} x_i = u_i^{(0)}、y_i = u_i^{(L+1)}$$

[0036] なお、図4における各層のノードの数は、説明を簡易にするために、4、5、4、3としたが、これらに限らない。

[0037] 次に、数式を参照して、オプティマイザ部230が使用する勾配法について説明する。オプティマイザ部230は、図3のステップS5を処理する度に、式(2)を用いて、推定部210のニューラルネットワークのパラメータをオプティマイズする。

[0038]

[数2]

$$\begin{aligned}
 m &= \beta_1 * m + (1 - \beta_1) * dx, \quad mt = m / (1 - \beta_1^t) \\
 v &= \beta_2 * v + (1 - \beta_2) * (dx^2), \quad vt = v / (1 - \beta_2^t) \\
 1/cache &:= 0 \\
 at &= (\beta_3 * at + (1 - \beta_3) * a_0) * ((1/m)^t) \\
 \text{else} & \\
 at &= (\beta_3 * at + (1 - \beta_3) * a_0) \\
 &\quad * ((1/m)^t * (1/cache)^{\log(|cache|)}) \\
 x &+= - at * mt / (\text{sqrt}(vt) + \text{eps}) \\
 \text{cache} &+= x
 \end{aligned}
 \dots (2)$$

[0039] 式(2)において、 x は、最適化するパラメータ、すなわち、ニューラルネットワークのパラメータである重み $w^{(1)}_{i,j}$ とバイアス $b^{(1)}_i$ のうちのいずれかである。すなわち、最適化部230は、重み $w^{(1)}_{i,j}$ とバイアス $b^{(1)}_i$ の各々に対して、式(2)の処理を行う。 β_1 、 β_2 、 β_3 は、0よりも大きく、1よりも小さい値であり、予め決められた定数である。これらの値は、学習済モデル生成装置200のオペレータが設定してもよい。

[0040] dx は、損失勾配算出部220が算出した、損失の x 方向の勾配である。すなわち、 x が重み $w^{(1)}_{i,j}$ のときは、 dx は、重み $w^{(1)}_{i,j}$ 方向の勾配である。 x がバイアス $b^{(1)}_i$ のときは、 dx は、バイアス $b^{(1)}_i$ 方向の勾配である。 t は、エポック数である。 at は、学習率である。 a_0 は、学習率の初期値である。 a_0 の値は、学習済モデル生成装置200のオペレータが設定してもよい。 eps は、分母が0にならないようにするための、予め決められた非常に小さな定数である。

[0041] 演算子「 \wedge 」は累乗を表す。 \log は、常用対数である。 $\text{sqrt}()$ は、正の二乗根である。 $:=$ は、左辺の値が右辺の値に近いことを表す。すなわち、左辺の値と、右辺の値の差の絶対値が、予め決められた数以下または未満であることを示す。 $+=$ は、右辺の値を、左辺の変数の値に加算し、左

辺の変数に格納することを示す。したがって、`cache`は、各エポックにおける x の値を累積した値となる。ここでは、`cache`を、累積更新量と呼ぶ。

[0042] 図5は、本実施形態における累積更新量に応じた更新値の例をプロットしたグラフである。図5において、横軸は、累積更新量（式（2）の`cache`）であり、縦軸は、パラメータ X の更新値（式（2）の $-at * mt / (\sqrt{vt} + eps)$ ）である。図5に示す例では、丸印を付した3箇所、更新値が突出している。これらは、式（2）の学習率 at の算出式に含まれる因数 $(1/m)^t$ （以降、第1の因数という）による効果である。損失の極値に陥ってしまい、学習が停滞したときは、勾配 dx の絶対値が非常に小さい状態が続いてしまう。そのような状態が続くと、勾配 dx の指数移動平均である m の絶対値も小さくなる（1未満になる）。すると、 m の逆数の t 乗である第1の因数の絶対値は大きくなる。これにより、学習率が大きくなるので、それまでと異なる傾向の学習データであり、突然勾配 dx が0から離れた値を持ったときに、パラメータ X の更新値が小さくなってしまふのを抑えることができる。そして、パラメータ X の値が適度に更新されることで、学習が停滞した状態からの脱出を期待することができる。また、エポック数が進むほど、 t の値は大きくなる。学習が停滞していて m の絶対値が1未満であるときには、 m の値が同じであれば、エポック数が進むほど、 t 乗の効果により、この第1の因数の絶対値が大きくなる。したがって、第1の因数は、エポック数が進むほど学習が停滞したときに学習率を大きくする効果が大きくなる。

[0043] このように、第1の因数は、学習が停滞したときに絶対値が1よりも大きくなることで前記学習率を大きくする効果が得られる。さらに、 m の逆数を t 乗しているため、第1の因数は、エポック数が進むほど学習が停滞したときに学習率を大きくする効果が大きくなる。これにより、学習が停滞した状態から脱出することができる。

[0044] しかし、勾配 dx が連続して大きい値をとると、勾配 dx の指数移動平均

である m の絶対値は大きくなり、その逆数 $1/m$ は小さくなる。したがって、第1の因数は、勾配 $d \times$ の絶対値が大きいほど、その絶対値が小さくなり、学習率を抑える効果が得られる。さらに、 m の絶対値が1を超えていると、エポック数が進むほど、第1の因数により学習率を抑える効果が大きくなる。これにより、エポック数が進み、すなわち、学習が進んでいるときに、勾配 $d \times$ が連続して大きい値をとったとしても、学習率が抑えられる。よって、それまでの学習結果から大きく離れてしまうこと、すなわちそれまでの学習情報を破壊してしまうことを避けることができる。

[0045] また、図5に示す例では、累積更新量の小さい区間 T_1 における学習率は、区間 T_2 、区間 T_3 における学習率よりも小さくなっている。これは、式(2)における $if \ 1/cache := 0$ が成立しない場合、すなわち学習の始めの区間 T_1 、 T_2 の学習率 a_t の更新値の算出式に含まれる因数 $(1/cache)^{\log(|cache|)}$ (以降、第2の因数という)による効果である。この第2の因数の値は、例えば、 $cache$ が0.01のときは、0.0001というように小さい値になっている。なお、第2の因数の値は、 $cache$ が1のときに、最大値である1になり、そのあとは、単調減少する。

[0046] 学習の初期においては、例えば、パラメータの初期値が最適値から大きく外れている場合などに、勾配が大きいことがある。そして、勾配が大きいことに起因して、パラメータの更新量が大きくなり、学習が発散してしまうことがある。しかし、このように累積更新量の小さい区間 T_1 で学習率を小さくしておくこと、学習の初期では累積更新量が小さいことから、学習の初期における学習率を小さくすることができる。そして、学習率が小さいと、勾配が大きいことに起因して、パラメータの更新量が大きくなり、学習が発散してしまうことを防ぐことができる。

[0047] しかし、学習率が小さいままでは、学習が進まないため、第2の因数の値は、累積更新量が閾値である1になるまでは1以下であるが、累積更新量が1のときは、1となる。また、累積更新量が1を超えている区間 T_2 では、

第2の因数の値は単調減少しているので、丸印を付した突出部を除いて、更新値も減少する。これにより、それまでの学習から外れてしまい、学習が発散すること、および振動し続けることを防ぐことができる。

[0048] さらに、累積更新量が大きくなり、 $if \ 1 / cache := 0$ が成立する場合は、学習率 a_t の算出式は、第1の因数を含むが、第2の因数を含んでいない。これにより、第1の因数による更新値の突出が第2の因数により抑えられてしまうことを防ぐことができる。その一方、学習が進んでいるときには、勾配 dx が連続して大きい値をとったとしても、第1の因数により学習率は抑えられる。よって、それまでの学習結果から大きく離れてしまうこと、すなわちそれまでの学習情報を破壊してしまうことを避けることができる。

[0049] 図6は、本実施形態におけるオプティマイザ部230の実施例を示す模式図である。図6では、説明を簡易にするために、パラメータ数は、 w_i と w_j の2つのみであるとしたが、もちろん、パラメータの数は、これに限らない。図6は、パラメータ w_i と w_j の値の組み合わせに対する損失をプロットしたグラフである。水平面は、パラメータ w_i と w_j の軸からなる。鉛直方向は、損失(Loss)の軸である。

[0050] パラメータ w_i と w_j の初期値は、図6における丸印、すなわち勾配の大きな場所であるが、図5で説明したように、学習の初期においては、累積更新量が小さく、学習率が抑えられている。これにより、パラメータ w_i と w_j の値は、発散することなく、スムーズに勾配を下るように変更される。その後、パラメータ w_i と w_j の値が、1番の旗によって示される極値に入ると、学習が停滞してしまう。しかし、第1の因数の効果により、パラメータ w_i と w_j の値は、バウンドするように更新される。その後、パラメータ w_i と w_j の値が、2番の旗によって示される極値に入ったときも同様である。そして、パラメータ w_i と w_j の値は、図6における損失が最小となっている3番の旗によって示される極値に、たどり着くことが出来る。

[0051] 図7は、本実施形態による監視カメラ装置300の構成を示す概略ブロッ

ク図である。監視カメラ装置300は、映像入力部301、特徴抽出部302、学習済モデル一次保持部303、物体認識部304、異常検知部305、認識結果表示部306、認識結果警告部307、高精度ロケータ308、時計309、学習情報交換部310、場所別学習DB311、時間別学習DB312を備える。監視カメラ装置300は、1つの装置であってもよいし、複数の装置から構成されていてもよい。例えば、特徴抽出部302と、学習済モデル一次保持部303とで、推定装置を構成していてもよい。

[0052] 映像入力部301は、撮像素子と、撮像素子の撮像面に被写体の映像を結像させるための光学系を備える。映像入力部301は、撮像面に結像された被写体の映像を電気信号に変換する。特徴抽出部302は、電気信号に変換された被写体の映像に含まれる物体の推定を、ニューラルネットワークを用いて行う。学習済モデル一次保持部303は、特徴抽出部302のニューラルネットワークのパラメータである学習済モデルを保持する。

[0053] 物体認識部304は、特徴抽出部302の推定結果から、映像に含まれる物体を認識する。異常検知部305は、物体認識部304が認識した物体が、警告を発すべき異常なものであるか否かを判定する。認識結果表示部306は、物体認識部304が認識した物体の名称などを画面表示し、オペレータに通知する。認識結果警告部307は、異常検知部305が、警告を発すべき異常なものであると判定したときには、警告を音声にて発し、オペレータに通知する。このとき、認識結果警告部307は、異常の内容に応じて、発する音声を変更してもよい。

[0054] 高精度ロケータ308は、GPS (Global Positioning System) などにより、監視カメラ装置300が設置されている位置を検出する。時計309は、現在時刻を通知する。学習情報交換部310は、高精度ロケータ308が検出した位置、あるいは、時計309が通知した現在時刻に応じた学習済モデルを、場所別学習DB311または時間別学習DBから取得する。学習情報交換部310は、取得した学習済モデルを、特徴抽出部302を介して、学習済モデル一次保持部303に格納する。場所別学習DB311は、学習

学習済モデル生成装置 200 が生成した学習済モデルを、場所別に記憶する。時間別学習 DB 312 は、学習済モデル生成装置 200 が生成した学習済モデルを、時間別に記憶する。

[0055] なお、場所別学習 DB 311 および時間別学習 DB 312 は、複数の監視カメラ装置 300 が用いるようにしてもよい。例えば、複数の監視カメラ装置 300 が、ネットワークを介して、同じ場所別学習 DB 311 および時間別学習 DB 312 にアクセスするようにしてもよい。

また、監視カメラ装置 300 が、学習データ DB 100 と、学習済モデル生成装置 200 を含んでもよい。その場合、学習データ DB 100 が記憶する学習データは、映像入力部 301 が出力する映像のデータであってもよい。

また、最適化部 230 は、ヘッセ行列などによる極値回帰を含んでもよい。すなわち、損失の勾配 $d \times$ だけでなく、損失の二次微分など高次微分を用いて、パラメータを算出する場合など、式 (2) 以外の算出方法を用いてパラメータを算出する場合にも、最適化部 230 は、式 (2) と同様にして学習率 a_t を算出するようにしてもよい。さらに学習率 a_t を算出する際に、最適化部 230 は、第 1 の因数、第 2 の因数に加えて、他の因数を乗算する、あるいは、他の項を加算するようにしてもよい。

[0056] また、図 1 における学習済モデル生成装置 200、または監視カメラ装置 300 の機能を実現するためのプログラムをコンピュータ読み取り可能な記録媒体に記録して、この記録媒体に記録されたプログラムをコンピュータシステムに読み込ませ、実行することにより学習済モデル生成装置 200、または監視カメラ装置 300 を実現してもよい。なお、ここでいう「コンピュータシステム」とは、OS または周辺機器等のハードウェアを含むものとする。

[0057] また、「コンピュータ読み取り可能な記録媒体」とは、フレキシブルディスク、光磁気ディスク、ROM、CD-ROM、DVD 等の可搬媒体、コン

コンピュータシステムに内蔵されるハードディスク、SSD等の記憶装置のことをいう。さらに「コンピュータ読み取り可能な記録媒体」とは、インターネット等のネットワークまたは電話回線等の通信回線を介してプログラムを送信する場合の通信線のように、短時間の間、動的にプログラムを保持するもの、その場合のサーバまたはクライアントとなるコンピュータシステム内部の揮発性メモリのように、一定時間プログラムを保持しているものも含むものとする。また上記プログラムは、前述した機能の一部を実現するためのものであっても良く、さらに前述した機能をコンピュータシステムにすでに記録されているプログラムとの組み合わせで実現できるものであっても良い。

[0058] また、上述した図1における学習済モデル生成装置200、または図7における監視カメラ装置300の各機能ブロックは個別にチップ化してもよいし、一部、または全部を集積してチップ化してもよい。また、集積回路化の手法はLSIに限らず、専用回路、または汎用プロセッサで実現しても良い。ハイブリッド、モノリシックのいずれでも良い。一部は、ハードウェアにより、一部はソフトウェアにより機能を実現させても良い。

また、半導体技術の進歩により、LSIに代替する集積回路化等の技術が出現した場合、当該技術による集積回路を用いることも可能である。

[0059] 以上、この発明の実施形態を図面を参照して詳述してきたが、具体的な構成はこの実施形態に限られるものではなく、この発明の要旨を逸脱しない範囲の設計変更等も含まれる。

符号の説明

[0060] 10…学習済モデル生成登録システム
100…学習データDB
200…学習済モデル生成システム
210…推定部
220…損失勾配算出部
230…オプティマイザ部
300…監視カメラ装置

- 3 0 1 …映像入力部
- 3 0 2 …特徴抽出部
- 3 0 3 …学習済モデル一次保持部
- 3 0 4 …物体認識部
- 3 0 5 …異常検知部
- 3 0 6 …認識結果表示部
- 3 0 7 …認識結果警告部
- 3 0 8 …高精度ロケータ部
- 3 0 9 …時計
- 3 1 0 …学習情報交換部
- 3 1 1 …場所別学習 D B
- 3 1 2 …時間別学習 D B

請求の範囲

- [請求項1] 学習済モデルを生成する学習済モデル生成システムであって、
学習データに対する推定を行う推定部と、
前記推定部による推定結果について、損失の勾配を算出する損失勾配算出部と、
前記損失の勾配に基づき、学習済モデルを構成する複数のパラメータを算出するオプティマイザ部と
を備え、
前記オプティマイザ部は、前記複数のパラメータを算出する際の学習率を算出する式として、学習が停滞したときに絶対値が1よりも大きくなることで前記学習率を大きくする効果が得られる第1の因数であって、エポック数が進むほど前記学習が停滞したときに前記学習率を大きくする効果が大きくなる第1の因数を含む式を用いる、
学習済モデル生成システム。
- [請求項2] 前記第1の因数は、前記勾配の絶対値が大きいほど前記学習率を抑える効果が得られ、前記エポック数が進むほど前記学習率を抑える効果が大きくなる、請求項1に記載の学習済モデル生成システム。
- [請求項3] 前記学習率を算出する式は、学習の始めには、学習による前記複数のパラメータ各々の累積更新量に応じて学習率を抑える、最大値が1の第2の因数を含み、前記学習の始め以降は、前記第2の因数を含まない、請求項1または請求項2に記載の学習済モデル生成システム。
- [請求項4] 前記第2の因数は、前記累積更新量が、閾値よりも小さいときは絶対値が1よりも小さく、前記閾値より大きいときは、単調減少する、請求項3に記載の学習済モデル生成システム。
- [請求項5] 学習済モデルを生成する学習済モデル生成方法であって、
学習データに対する推定を行う第1のステップと、
前記第1のステップによる推定結果について、損失の勾配を算出する第2のステップと、

前記損失の勾配に基づき、学習済モデルを構成する複数のパラメータを算出する第3のステップと

を有し、

前記第3のステップにおいて、前記複数のパラメータを算出する際の学習率を算出する式として、学習が停滞したときに絶対値が1よりも大きくなることで前記学習率を大きくする効果が得られる第1の因数であって、エポック数が進むほど前記学習が停滞したときに前記学習率を大きくする効果が大きくなる第1の因数を含む式を用いる、
学習済モデル生成方法。

[請求項6]

学習データに対する推定結果について算出された損失の勾配に基づき、学習済モデルを構成する複数のパラメータを算出する最適化部

を備え、

前記最適化部は、前記複数のパラメータを算出する際の学習率を算出する式として、学習が停滞したときに絶対値が1よりも大きくなることで前記学習率を大きくする効果が得られる第1の因数であって、エポック数が進むほど前記学習が停滞したときに前記学習率を大きくする効果が大きくなる第1の因数を含む式を用いる、
情報処理装置。

[請求項7]

コンピュータを、

学習データに対する推定結果について算出された損失の勾配に基づき、学習済モデルを構成する複数のパラメータを算出する最適化部

として機能させるためのプログラムであって、

前記最適化部は、前記複数のパラメータを算出する際の学習率を算出する式として、学習が停滞したときに絶対値が1よりも大きくなることで前記学習率を大きくする効果が得られる第1の因数であって、エポック数が進むほど前記学習が停滞したときに前記学習率

を大きくする効果が大きくなる第1の因数を含む式を用いる、
プログラム。

[請求項8] 学習データに対する推定結果について算出された損失の勾配に基づき、学習済モデルを構成する複数のパラメータを算出することにより生成された学習済モデルであって、

前記複数のパラメータを算出する際の学習率を算出する式として、学習が停滞したときに絶対値が1よりも大きくなることで前記学習率を大きくする効果が得られる第1の因数であって、エポック数が進むほど前記学習が停滞したときに前記学習率を大きくする効果が大きくなる第1の因数を含む式が用いられた、

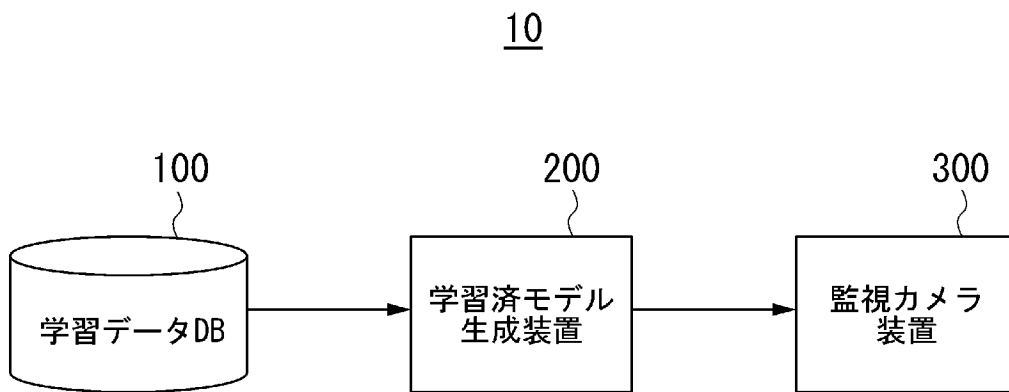
学習済モデル。

[請求項9] 学習データに対する推定結果について算出された損失の勾配に基づき、学習済モデルを構成する複数のパラメータを算出することにより生成された学習済モデルであって、

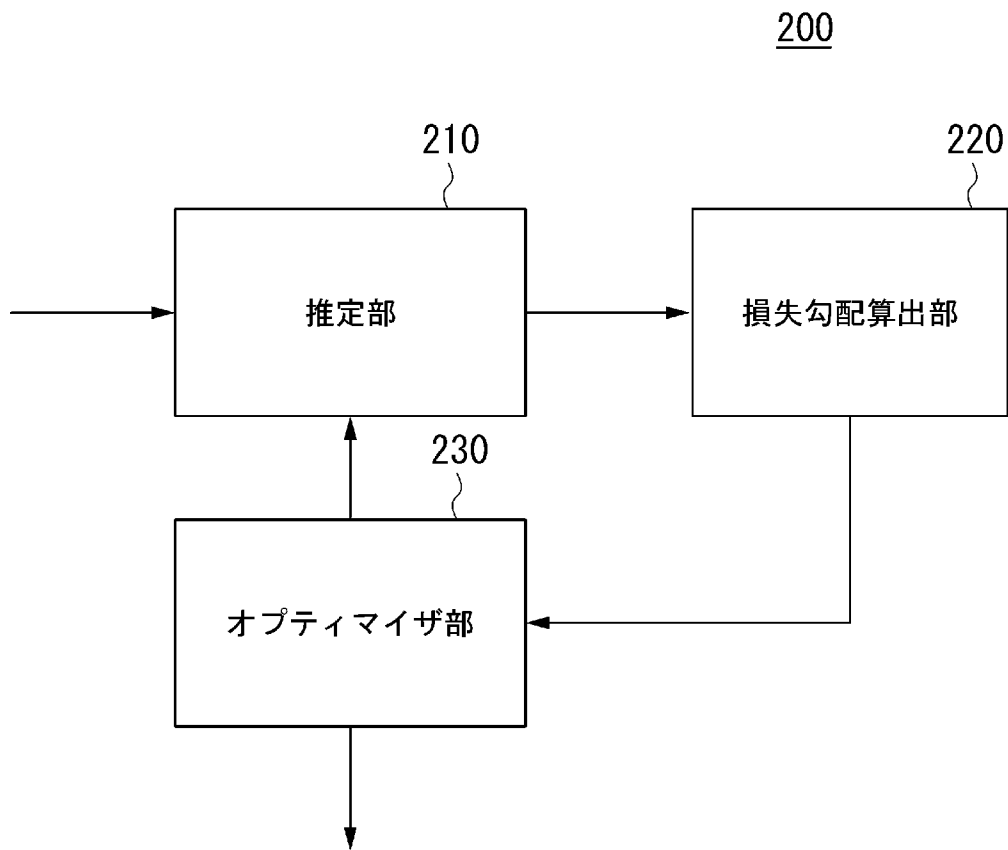
前記複数のパラメータを算出する際の学習率を算出する式として、学習が停滞したときに絶対値が1よりも大きくなることで前記学習率を大きくする効果が得られる第1の因数であって、エポック数が進むほど前記学習が停滞したときに前記学習率を大きくする効果が大きくなる第1の因数を含む式が用いられた、学習済モデルを用いて、

入力された情報に対する推定を行う、推定装置。

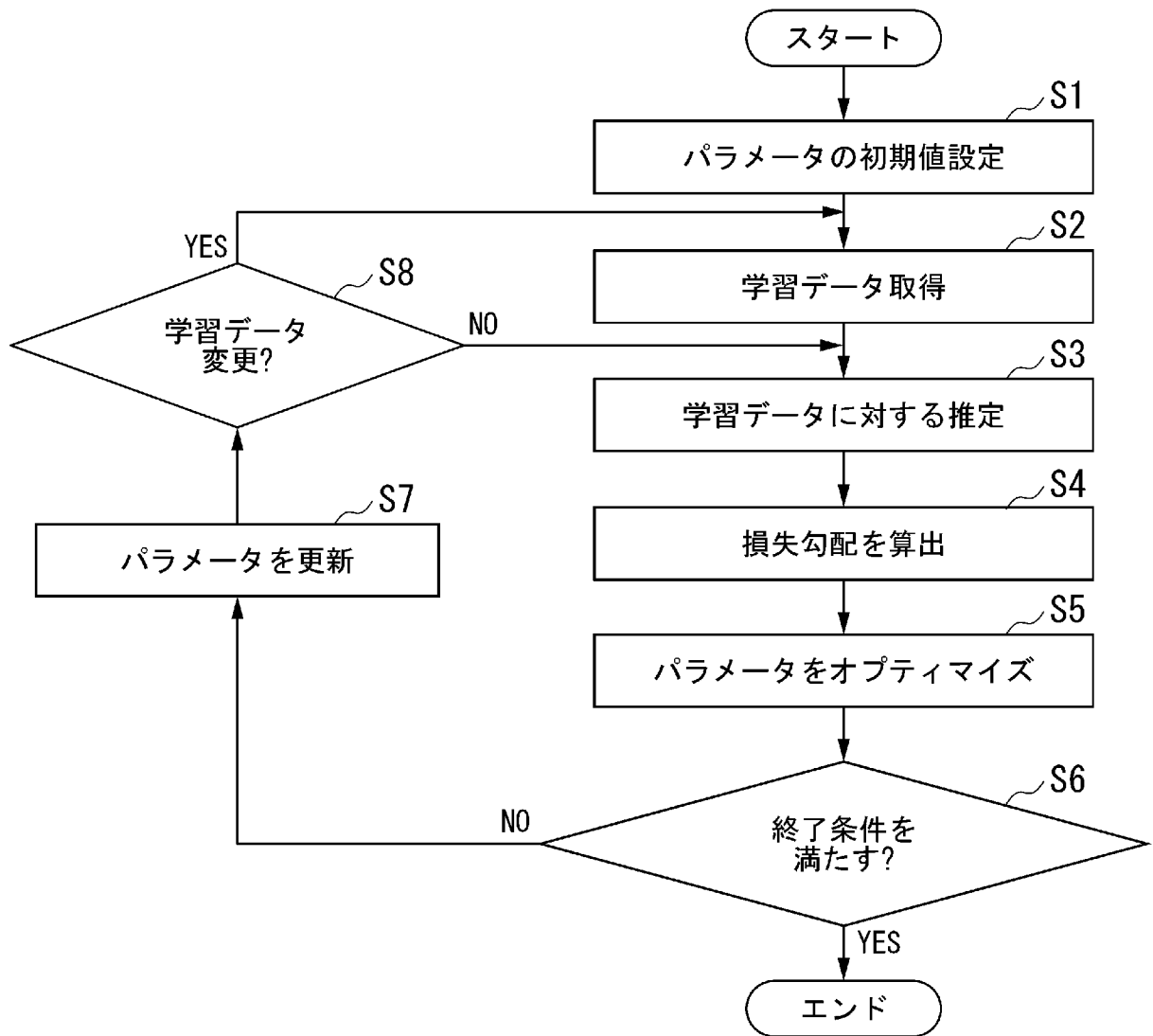
[図1]



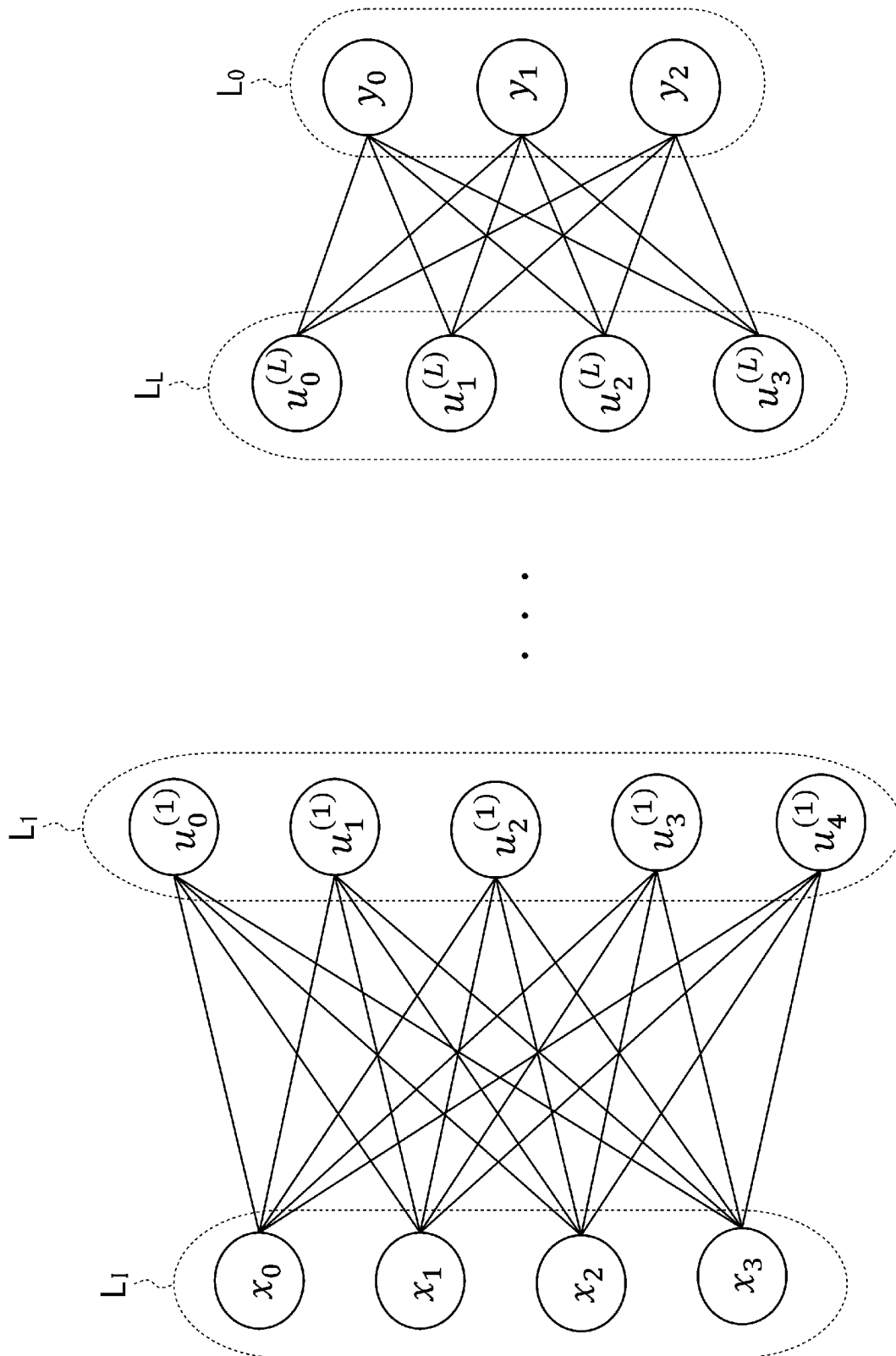
[図2]



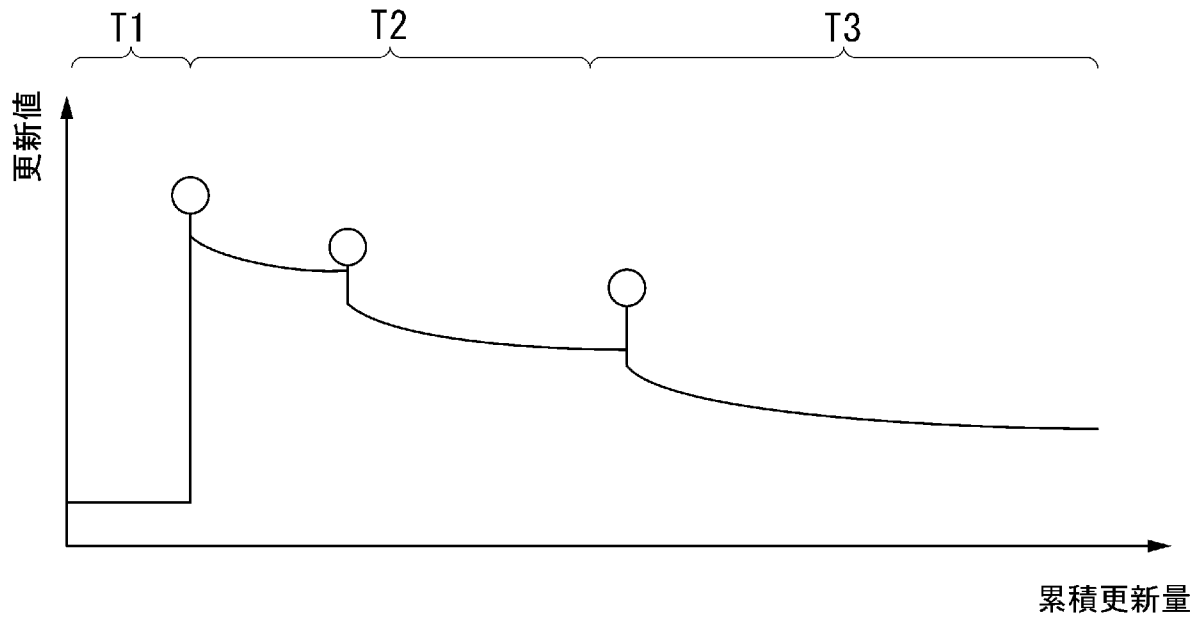
[図3]



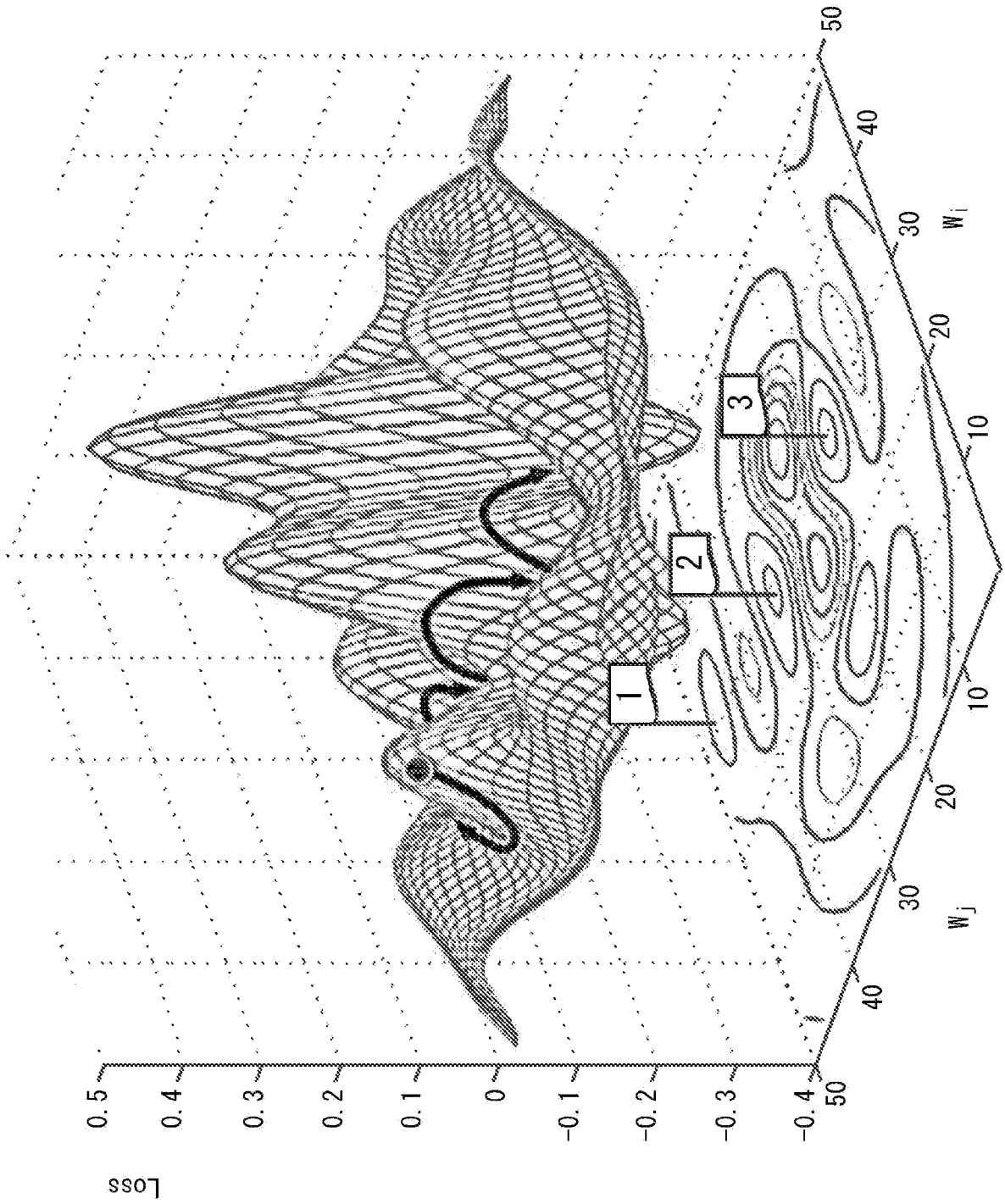
[図4]



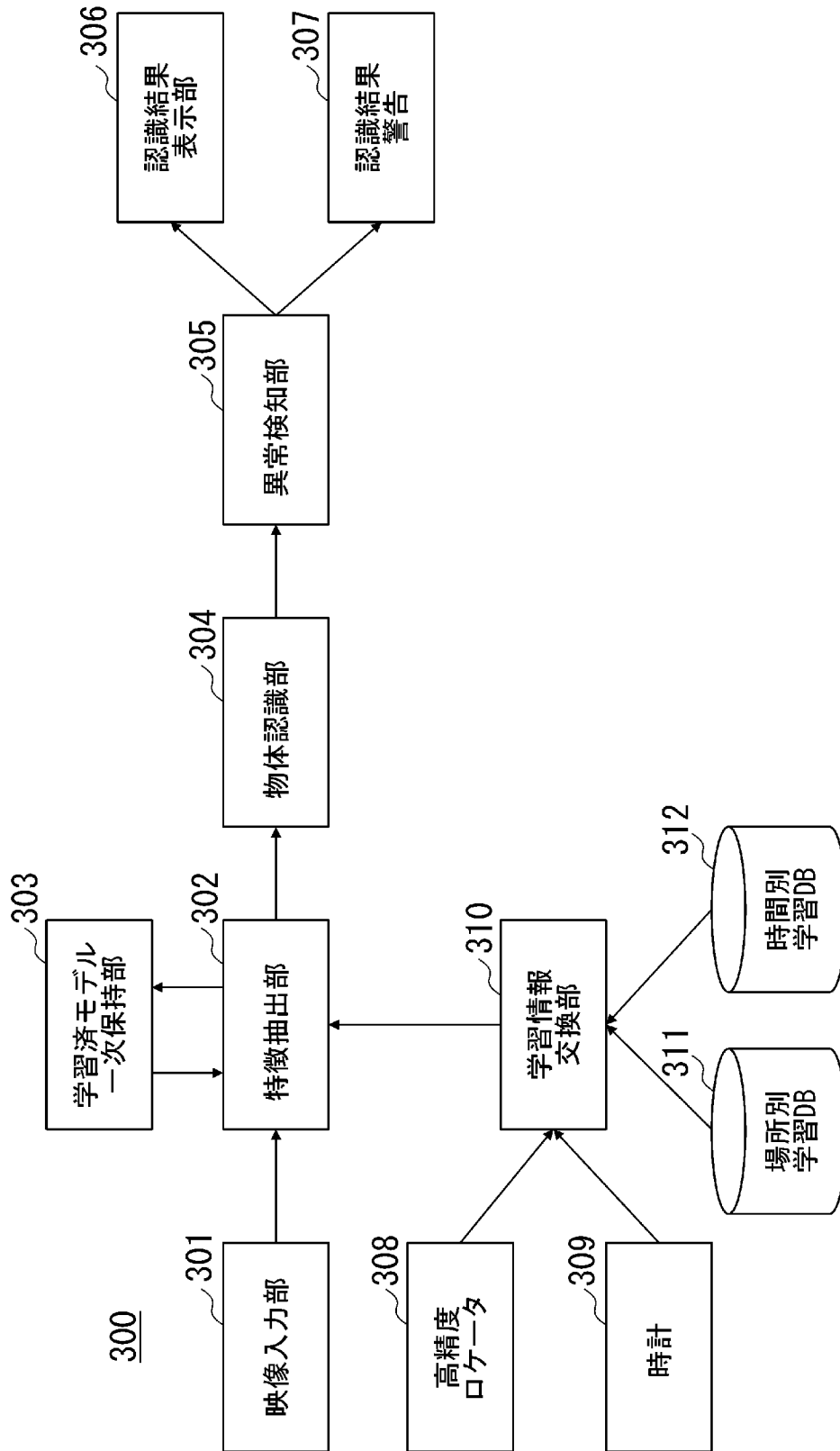
[图5]



[図6]



[図7]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2021/044400

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER		
<i>G06N 20/00</i> (2019.01) FI: G06N20/00		
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) 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 1971-2022 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 7-56880 A (CHUBU ELECTRIC CO., LTD.) 03 March 1995 (1995-03-03) paragraphs [0001]-[0011]	1-9
A	JP 2001-56802 A (OKI ELECTRIC INDUSTRY CO., LTD.) 27 February 2001 (2001-02-27) paragraphs [0001]-[0056]	1-9
A	US 6269351 B1 (DRYKEN TECHNOLOGIES, INC.) 31 July 2001 (2001-07-31) SUMMARY OF THE INVENTION	1-9
A	US 2020/0401893 A1 (GOOGLE LLC) 24 December 2020 (2020-12-24) summary	1-9
<input type="checkbox"/> Further documents are listed in the continuation of Box C. <input checked="" type="checkbox"/> 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 09 February 2022		Date of mailing of the international search report 22 February 2022
Name and mailing address of the ISA/JP Japan Patent Office (ISA/JP) 3-4-3 Kasumigaseki, Chiyoda-ku, Tokyo 100-8915 Japan		Authorized officer Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No. PCT/JP2021/044400

Patent document cited in search report	Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
JP 7-56880 A	03 March 1995	(Family: none)	
JP 2001-56802 A	27 February 2001	(Family: none)	
US 6269351 B1	31 July 2001	WO 2000/008568 A1 EP 1082698 A1 AU 5254799 A	
US 2020/0401893 A1	24 December 2020	DE 202019106332 U1	

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（IPC）） G06N 20/00(2019.01)i FI: G06N20/00		
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）） 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 - 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 7-56880 A (中部電機株式会社) 03.03.1995 (1995 - 03 - 03) 段落 [0001] - [0011]	1-9
A	JP 2001-56802 A (沖電気工業株式会社) 27.02.2001 (2001 - 02 - 27) 段落 [0001] - [0056]	1-9
A	US 6269351 B1 (DRYKEN TECHNOLOGIES, INC.) 31.07.2001 (2001 - 07 - 31) 「SUMMARY OF THE INVENTION」	1-9
A	US 2020/0401893 A1 (GOOGLE LLC) 24.12.2020 (2020 - 12 - 24) 「SUMMARY」	1-9
<input type="checkbox"/> C欄の続きにも文献が列挙されている。 <input checked="" type="checkbox"/> 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	“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 “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 “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	09.02.2022	国際調査報告の発送日 22.02.2022
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） 川▲崎▼ 博章 5B 5284 電話番号 03-3581-1101 内線 3545	

国際調査報告
 パテントファミリーに関する情報

国際出願番号

PCT/JP2021/044400

引用文献	公表日	パテントファミリー文献	公表日
JP 7-56880 A	03.03.1995	(ファミリーなし)	
JP 2001-56802 A	27.02.2001	(ファミリーなし)	
US 6269351 B1	31.07.2001	WO 2000/008568 A1 EP 1082698 A1 AU 5254799 A	
US 2020/0401893 A1	24.12.2020	DE 202019106332 U1	