

(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
2024年6月6日(06.06.2024)



(10) 国際公開番号

WO 2024/116402 A1

(51) 国際特許分類:
G06N 3/098 (2023.01)

(21) 国際出願番号: PCT/JP2022/044548

(22) 国際出願日: 2022年12月2日(02.12.2022)

(25) 国際出願の言語: 日本語

(26) 国際公開の言語: 日本語

(71) 出願人: 日本電信電話株式会社 (NIPPON TELEGRAPH AND TELEPHONE CORPORATION) [JP/JP]; 〒1008116 東京都千代田区大手町一丁目5番1号 Tokyo (JP).

(72) 発明者: 深見 匠(FUKAMI, Takumi); 〒1808585 東京都武蔵野市緑町三丁目9番11号 NTT 知的財産センタ内 Tokyo (JP). 張 一凡(TYOU,

lifan); 〒1808585 東京都武蔵野市緑町三丁目9番11号 NTT 知的財産センタ内 Tokyo (JP).

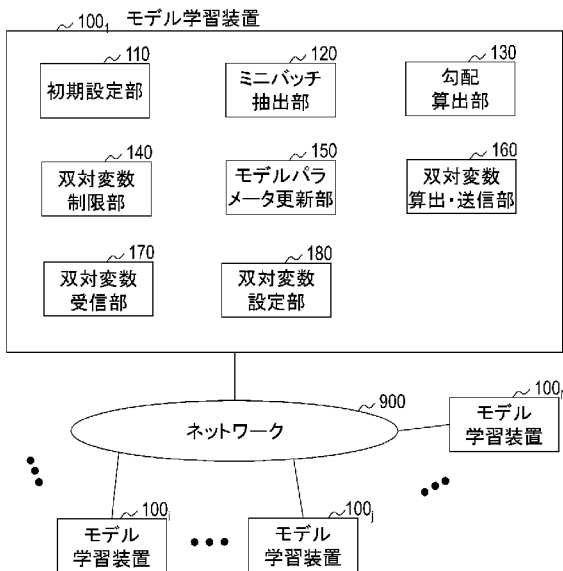
(74) 代理人: 中尾 直樹, 外 (NAKAO, Naoki et al.); 〒1600022 東京都新宿区新宿三丁目1番22号 新宿NSOビル6階 Tokyo (JP).

(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, CV, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IQ, IR, IS, IT, JM, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL,

(54) Title: ASSOCIATIVE LEARNING SYSTEM, MODEL TRAINING DEVICE, ASSOCIATIVE LEARNING METHOD, AND MODEL TRAINING PROGRAM

(54) 発明の名称: 連合学習システム、モデル学習装置、連合学習方法、モデル学習プログラム

図10 連合学習システム



10... Associative learning system
100_1, 100_i, 100_j, 100_N... Model training device
110... Initial setting unit
120... Mini batch extraction unit
130... Gradient calculation unit
140... Dual variable limiting unit
150... Model parameter update unit
160... Dual variable calculation/transmission unit
170... Dual variable reception unit
180... Dual variable setting unit
900... Network

図2

(57) Abstract: This associative training system has a plurality of model training devices, each of which is connected to any one of other model training devices over a network. The model training device comprises a mini batch extraction unit, a gradient calculation unit, a dual variable limiting unit, a model parameter update unit, a dual variable calculation/transmission unit, a dual variable reception unit, and a dual variable setting unit. The model parameter update unit uses model parameters, limited dual variables, a training rate, a dual variable training rate, the degree of contribution, the gradient of

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, CV, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SC, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), ユーラシア (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), ヨーロッパ (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, ME, 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))

a cost function, constraint parameters, and the number of other model training devices connected to the model training device to perform training, and updates the model parameters. The dual variable calculation/transmission unit uses, for each of the other model training devices connected to the model training device, the updated model parameters, the dual variable training rate, the limited dual variables, the degree of contribution, and the constraint parameters to calculate and output the dual variables.

(57) 要約: 連合学習システムは、複数のモデル学習装置を有し、それぞれのモデル学習装置は他のモデル学習装置のいずれかとネットワークを介して接続される。モデル学習装置は、ミニバッチ抽出部、勾配算出部、双対変数制限部、モデルパラメータ更新部、双対変数算出・送信部、双対変数受信部、双対変数設定部を有する。モデルパラメータ更新部は、モデルのパラメータと、制限された双対変数と、学習率と、双対変数の学習率と、寄与度と、コスト関数の勾配と、制約パラメータと、当該モデル学習装置と接続されている他のモデル学習装置の数とを用いて学習を行い、モデルのパラメータを更新する。双対変数算出・送信部は、当該モデル学習装置と接続されている他のモデル学習装置ごとに、更新されたモデルのパラメータと、双対変数の学習率と、制限された双対変数と、寄与度と、制約パラメータと、を用いて双対変数を算出し、送信する。

明 細 書

発明の名称：

連合学習システム、モデル学習装置、連合学習方法、モデル学習プログラム

技術分野

[0001] 本開示は、複数のモデル学習装置を有し、それぞれのモデル学習装置は他のモデル学習装置のいずれかとネットワークを介して接続される連合学習システム、モデル学習装置、連合学習方法、モデル学習プログラムに関する。

背景技術

[0002] 個人端末内のメール、購買履歴、企業内の検討資料、IoT情報、病院の診断情報などを活用することで、マッチング、自動制御、AI診療など多くのメリットが期待できる。しかし、情報セキュリティおよび漏洩への不安に起因して活用できていない。この問題を解決する手段として、学習を分散して実施できる連合学習が良く知られている。例えば、非特許文献1は、機械学習モデルの分散学習 (distributed training of machine learning models) におけるドリフト問題 (drift problem) を解決するため、ECL (Edge-Consensus Learning) の更新処理において、制約-強度制御パラメータ (constraint-strength control parameter) を最適に選択することでSVR (Stochastic Variance Reduction) の勾配修正を暗黙に増加させるように再構築している。

[0003] 連合学習は、ユーザの中に正しい学習プロトコルに従わない攻撃者がいる場合、学習するモデルの精度が上がらなかったり、間違ったモデルを学習してしまったりする問題が発生する。これに対して、FedAvgというサーバとクライアントで構成される連合学習の基本方式において、攻撃者を排除し連合学習を行う手法や学習中モデルに与える攻撃の影響を小さくし連合学習を行う手法が提案されている (例えば、非特許文献2参照)。図1に非特許文献2に示されたアルゴリズム2と式7、8、10、11を示す。

先行技術文献

非特許文献

[0004] 非特許文献1: Niwa, K., Zhang, G., Kleijn, W.B., Harada, N., Sawada, H., Fujino, A.. (2021). Asynchronous Decentralized Optimization With Implicit Stochastic Variance Reduction. Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning, in Proceedings of Machine Learning Research 139:8195-8204.

非特許文献2: Liping Li, Wei Xu, Tianyi Chen, Georgios B. Giannakis, and Qing Ling. 2019. RSA: Byzantine-robust stochastic aggregation methods for distributed learning from heterogeneous datasets. In Proceedings of the Thirty-Third AAAI Conference on Artificial Intelligence and Thirty-First Innovative Applications of Artificial Intelligence Conference and Ninth AAAI Symposium on Educational Advances in Artificial Intelligence (AAAI'19/IAAI'19/EAAI'19). AAAI Press, Article 190, 1544-1551.

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0005] しかしながら、上述の非特許文献2の手法は、サーバとクライアントで構成される基本的なネットワーク構成にしか対応しておらず、接続する他の端末の数が端末毎に異なる等の複雑な構成ネットワーク構成には対応していないという課題があった。本開示は、基本的なネットワーク構成に限らず、他の複雑なネットワーク構成であっても、攻撃者による攻撃を受けたとしても、学習精度の劣化を防ぐことができる連合学習技術を提供することを目的とする。

課題を解決するための手段

[0006] 本開示の連合学習システムは、複数のモデル学習装置を有し、それぞれのモデル学習装置は他のモデル学習装置のいずれかとネットワークを介して接

続される。モデルのパラメータ、双対変数、学習率、双対変数の学習率、寄与度は、あらかじめ定めた初期値に設定されている。それぞれのモデル学習装置は、ミニバッチ抽出部、勾配算出部、双対変数制限部、モデルパラメータ更新部、双対変数算出・送信部、双対変数受信部、双対変数設定部を有する。ミニバッチ抽出部は、モデル学習用データから、あらかじめ定めた量のデータをミニバッチとして抽出する。勾配算出部は、モデルのパラメータと、モデル学習用データのミニバッチから、コスト関数の勾配を算出する。双対変数制限部は、双対変数の大きさを所定の条件に基づいて制限する。モデルパラメータ更新部は、モデルのパラメータと、制限された双対変数と、学習率と、双対変数の学習率と、寄与度と、コスト関数の勾配と、制約パラメータと、当該モデル学習装置と接続されている他のモデル学習装置の数とを用いて学習を行い、モデルのパラメータを更新する。双対変数算出・送信部は、当該モデル学習装置と接続されている他のモデル学習装置ごとに、更新されたモデルのパラメータと、双対変数の学習率と、制限された双対変数と、寄与度と、制約パラメータと、を用いて双対変数を算出し、送信する。双対変数受信部は、当該モデル学習装置と接続されている他のモデル学習装置から、双対変数を受信する。双対変数設定部は、受信した双対変数を、次の学習に用いる双対変数とする。

発明の効果

[0007] 本開示の連合学習システムによれば、モデルパラメータの更新に際して、使用する双対変数の値が双対変数制限部 140 によって制限される。これにより、攻撃者から大きな値の双対変数が送信されてきたとしても、モデル学習に対する影響を小さくすることができる。したがって、基本的なネットワーク構成に限らず、他の複雑なネットワーク構成であっても攻撃による学習精度の劣化を防ぐことができる。

図面の簡単な説明

[0008] [図1]図1は非特許文献2に示されたアルゴリズム2と式7, 8, 10, 11を示す図である。

[図2]図2は本実施形態に係る連合学習システムの機能構成例を示す図である。

[図3]図3は本実施形態に係るモデル学習装置がリング状に接続された例を示す図である。

[図4]図4は本実施形態に係るモデル学習装置がランダムに接続された例を示す図である。

[図5]図5は本実施形態に係る連合学習システムの処理フロー例を示す図である。

[図6]図6は本実施形態に係る連合学習システムのアルゴリズムを、非特許文献2と同様の記載形式で示した図である。

[図7]図7はコンピュータの機能構成例を示す図である。

発明を実施するための形態

[0009] 以下、本開示の実施の形態について、詳細に説明する。なお、同じ機能を有する構成部には同じ番号を付し、重複説明を省略する。

[0010] 図2に本実施形態に係る連合学習システムの機能構成例を示す。図3に本実施形態に係るモデル学習装置がリング状に接続された例を、図4に本実施形態に係るモデル学習装置がランダムに接続された例を示す。図5は、本実施形態に係る連合学習システムの処理フロー例を示す図である。図6は、本実施形態に係る連合学習システムのアルゴリズムを、非特許文献2と同様の記載形式で示した図である。本実施形態の連合学習システム10は、N個のモデル学習装置100₁, ..., 100_Nを有し、それぞれのモデル学習装置100_iは他のモデル学習装置100_jのいずれかとネットワーク900を介して接続される。ここで、Nは2以上の整数、iは1以上N以下の整数、jはi以外の1以上N以下の整数である。それぞれのモデル学習装置100_iは、初期設定部110、ミニバッチ抽出部120、勾配算出部130、双対変数制限部140、モデルパラメータ更新部150、双対変数算出・送信部160、双対変数受信部170、双対変数設定部180を備える。なお、図3や図4は、あくまで一例であって、ネットワークの構成やモデル学習装置数N

、モデル学習装置 100_i と接続されている他のモデル学習装置の数 E_i は任意に決めることができる。

[0011] それぞれのモデル学習装置 $100_1, \dots, 100_N$ の初期設定部 110 では、モデルのパラメータ w_i 、算出用双対変数 $\lambda_{i|j}$ 、双対変数 $z_{i|j}$ 、学習モデルの学習率 μ 、双対変数の学習率 η_i 、寄与度 γ_i は、あらかじめ定めた初期値に設定される (S110)。例えば、 $w_1, \dots, w_N$ は同じ値に設定され、 $\lambda_{i|j} = z_{i|j} = 0$ に設定される。 μ 及び γ_i は任意の値に設定される。後述するように、 η_i は $1 / (\mu E_i K)$ で定められ、 E_i は当該モデル学習装置 (100_i) と接続されている他のモデル学習装置 (100_j) の数であり、 K はインナーループ過程での繰り返し処理回数である。

[0012] それぞれのモデル学習装置 $100_1, \dots, 100_N$ のミニバッチ抽出部 120 は、モデル学習用データ x_i から、あらかじめ定めた量のデータをミニバッチ $\xi_{i,r,k}$ として抽出する (S120)。例えば、学習用データの数 1 万個あるときに 500 個もしくは 1000 個のミニバッチを任意に抽出すればよい。 ξ の右下の i はモデル学習装置の番号を示している。 ξ の右上の k は、それぞれのモデル学習装置 $100_1, \dots, 100_N$ で行う繰り返し処理 (インナーループ過程) の繰り返し回数を示す整数である。インナーループ過程では、 K 回の繰り返し処理を行う。 K は 2 以上の整数であり、 k は 1 以上 K 以下の整数である。 ξ の右上の r は、連合学習システム全体で、インナーループ過程の繰り返し処理 (アウトーループ過程) の繰り返し回数を示す整数である。アウトーループ過程では、 R 回の繰り返し処理を行う。 R は 2 以上の整数であり、 r は 1 以上 R 以下の整数である。以下の説明でも、記号の右下の i, j はモデル学習装置の番号を示し、記号の右上の r はアウトーループ過程での繰り返し回数、右上の k はインナーループ過程での繰り返し回数を示す。なお、明細書中のテキストでは、右下の記号と右上の記号は横方向について同じ位置に記載することはできないので、ずらして記載している。一方、明細書中の数式及び図では記載できるので横方向について同じ位置に記載している。

[0013] それぞれのモデル学習装置 $100_1, \dots, 100_N$ の勾配算出部 130 は、モデルのパラメータ $w_i^{r,k}$ と、モデル学習用データのミニバッチ $\xi_i^{r,k}$ から、コスト関数の勾配 $g_i(w_i^{r,k})$ を算出する（ステップ S130）。具体的には、勾配算出部 130 は、次式のように、学習モデルのコスト関数の勾配 $g_i(w_i^{r,k})$ を算出する。ここで、 f_i は、コスト関数であり、 ∇ は勾配を示す。算出された学習モデルのコスト関数の勾配 $g_i(w_i^{r,k})$ は、後述するモデルのパラメータ w_i の更新の算出に利用される。また、式の矢印は、代入を意味している。

[数1]

$$g_i(w_i^{r,k}) \leftarrow \nabla f_i(w_i^{r,k}, \xi_i^{r,k}).$$

[0014] それぞれのモデル学習装置 $100_1, \dots, 100_N$ の双対変数制限部 140 は、双対変数の大きさを所定の条件に基づいて制限する（ステップ S140）。具体的には、双対変数制限部 140 は、次に示すように、双対変数制限部 140 により制限処理がされる前（以下、「制限前」ともいう。）の双対変数 $\hat{z}_{i|j}^r$ から、双対変数制限部 140 により制限処理がされた後（以下、「制限後」ともいう。）の双対変数 $z_{i|j}^r$ を算出する。 z の左側の記号「 $\hat{}$ 」（上付きハット）は、制限前のものであることを示す。なお、明細書中のテキストでは、 z の上に記載することはできないので、ずらして記載している。一方、明細書中の数式及び図では記載できるので z の上の位置に記載している。

[0015] アウターループ過程が $r=0$ の場合は、次式から制限後の双対変数 $z_{i|j}^r$ を算出する。

[数2]

$$z_{i|j}^r \leftarrow \hat{z}_{i|j}^r / \max\left(1, \frac{\|\hat{z}_{i|j}^r\|_2}{C}\right).$$

ただし、 C は予め設定しておいた任意の値であり、ここではクリッピング変数ということとする。 $r=0$ の場合は、後述する $y_{i|j}^{r-1,k+1}$ の値が得られ

ていないことから、予め決めておいたクリッピング変数Cの値を用いる。

[0016] アウターループ過程が $r > 0$ 場合は、次式から制限後の双対変数 $z_{i|j}^r$ を算出する。

[数3]

$$z_{i|j}^r \leftarrow \hat{z}_{i|j}^r / \max \left(1, \frac{\|\hat{z}_{i|j}^r\|_2}{\|y_{i|j}^{r-1, k}\|_2} \right).$$

ただし、 $y_{i|j}^{r-1, k}$ は、後述する双対変数算出・送信部160により、当該モデル学習装置100により算出された双対変数であり、 $r-1$ 回目のアウターループ過程であり、かつ、 k 回目のインナーループ過程で算出された双対変数である。

[0017] $r > 0$ の場合の双対変数 $z_{i|j}^r$ の算出方法には、以下に示す「クリッピング」と「縮小」の2つの手法がある。クリッピングは、受信した制限前の双対変数 $\hat{z}_{i|j}^r$ を任意の値に制限する（上限を決めて置き換える）手法である。具体例としては、 $\hat{z}_{i|j}^r$ と、 $y_{i|j}^{r-1, k}$ とを要素毎にその大きさを比較し、 $\hat{z}_{i|j}^r$ の要素が $y_{i|j}^{r-1, k}$ を超える場合には、 $z_{i|j}^r$ の要素には $y_{i|j}^{r-1, k}$ の要素を代入することにより制限する。縮小とは、受信した制限前の双対変数 $\hat{z}_{i|j}^r$ を任意の値以下に小さくする手法である。具体例としては、 $\hat{z}_{i|j}^r$ のL2ノルムの値が、 $y_{i|j}^{r-1, k}$ のL2ノルムの値を超える場合には、 $z_{i|j}^r$ には $\hat{z}_{i|j}^r$ を $\|y_{i|j}^{r-1, k}\|_2 / \|\hat{z}_{i|j}^r\|_2$ 倍した値を代入することにより制限する。双対変数算出・送信部160は、上述したクリッピングと縮小のいずれかを採用して双対変数 $z_{i|j}$ の値の大きさを制限する。

[0018] 上述した双対変数制限部140では、受信した制限前の双対変数 $\hat{z}_{i|j}^r$ を $y_{i|j}^{r-1, k}$ を用いてクリッピングや縮小を行っていたが、以下に示す手法で実現してもよい。例えば、受信した制限前の双対変数 $\hat{z}_{i|j}^r$ を、前ラウンド（アウターループ過程の $r-1$ 回目）かつ最終直前のイタレーション（インナーループ過程の $K-1$ 回目）のローカル送信変数の値（ $y_{i|j}^{r-1, K-1}$ ）を

用いてクリッピングし、または縮小してもよい。受信した制限前の双対変数 $\hat{z}_{i||j}^r$ を前イタレーション（インナーループ過程の $k-1$ 回目）のローカル送信変数の値（ $y_{i||j}^{r,k-1}$ ）を用いてクリッピングし、または縮小してもよい。あるいは、当該モデル学習装置 100_i が通信を行っている全てのモデル学習装置 100_j からの前ラウンド（アウトーループ過程の $r-1$ 回目）の双対変数（ $y_{j||i}^{r-1}$ ）の平均値もしくは中央値を用いてクリッピングし、または縮小してもよい。

[0019] それぞれのモデル学習装置 $100_1, \dots, 100_N$ のモデルパラメータ更新部150は、モデルのパラメータ $w_i^{r,k}$ 、制限された双対変数 $z_{i||j}^r$ 、学習率 μ 、双対変数の学習率 η_i 、寄与度 γ 、コスト関数の勾配 $g_i(w_i^{r,k})$ 、制約パラメータ $A_{i||j}$ 、当該モデル学習装置（ 100_i ）と接続されている他のモデル学習装置（ 100_j ）の数 E_i とを用いて学習を行い、モデルのパラメータを更新する（S150）。具体的には、モデルパラメータ更新部150は、次式のように、モデルのパラメータを更新し、次回の処理（インナーループ過程の $k+1$ 回目の処理）で使用するモデルのパラメータ $w_i^{r,k+1}$ を求める。

[数4]

$$w_i^{r,k+1} \leftarrow \frac{\gamma_i}{\gamma_i + \eta_i \mu E_i} \left(w_i^{r,k} - \mu g_i(w_i^{r,k}) + \frac{\mu \eta_i}{\gamma_i} \sum_{j \in E_i} A_{i||j}^T z_{i||j}^r \right).$$

ただし、双対変数の学習率 η_i は、 $1 / (\mu E_i K)$ とすればよい。寄与度 γ_i は $1 + \alpha \eta_i$ から求められる。 α は予め定めたハイパーパラメータであり、例えば $\alpha = 2$ などがあるが、これに限られるものではない。連合システムごとに適した α は異なるので、連合学習システムごとに適宜定めればよいパラメータである。ハイパーパラメータ α の導入は任意であるが、 α を導入することにより（即ち、寄与度 γ_i を $1 + \alpha \eta_i$ から求めることとすることにより）、受信した双対変数 $\hat{z}_{i||j}^r$ がローカル学習に与える影響をコントロールすることができる。即ち、攻撃者がいる可能性がある場合には、 α を大きくして寄与度 γ_i の値大きくし、攻撃者である他のモデル学習装置 100_j の情報の

学習への寄与度を極力減らすことができる。

[0020] なお、モデルのパラメータ $w_{i|j}^{r,k}$ 、双対変数 $z_{i|j}^r$ 、学習率 μ 、双対変数の学習率 η_i 、制約パラメータ $A_{i|j}$ 、当該モデル学習装置（100_i）と接続されている他のモデル学習装置（100_j）の数 E_i の詳細については上述した非特許文献1が参考となる。

[0021] それぞれのモデル学習装置100₁, ..., 100_Nの双対変数算出・送信部160は、当該モデル学習装置100_iと接続されている他のモデル学習装置100_jごとに、更新されたモデルのパラメータ $w_{i|j}^{r,k+1}$ と、双対変数の学習率 η_i と、制限された双対変数 $z_{i|j}^r$ と、寄与度 γ_i と、制約パラメータ $A_{i|j}$ を用いて双対変数 $y_{i|j}^{r,k+1}$ を算出し、他のモデル学習装置100_jごとに送信する（S160）。具体的には、双対変数算出・送信部160は、次式のように双対変数 $y_{i|j}$ を求める。なお、他のモデル学習装置100_jは、少なくとも1つは存在するが、2つ以上であってもよい。

[数5]

$$\lambda_{i|j}^{r,k+1} \leftarrow \frac{\eta_i}{\gamma_i} (z_{i|j}^{r,k} - A_{i|j} w_{i|j}^{r,k+1}).$$

[数6]

$$y_{i|j}^{r,k+1} \leftarrow \frac{2}{\eta_i} \lambda_{i|j}^{r,k+1} - z_{i|j}^r.$$

ただし、 $\lambda_{i|j}$ は双対変数 $y_{i|j}$ を算出するための途中の値であり、ここでは便宜上、「算出用双対変数」ということとする。

[0022] それぞれのモデル学習装置100₁, ..., 100_Nの双対変数受信部170は、当該モデル学習装置100_iと接続されている他のモデル学習装置100_jから、双対変数 $y_{j|i}^{r,k+1}$ を受信する（S170）。双対変数受信部170が受信する双対変数 $y_{j|i}^{r,k+1}$ は、モデル学習装置100_jの双対変数算出・送信部160が算出・送信するので、双対変数算出・送信部160が算出・送信する双対変数 $y_{i|j}^{r,k+1}$ とは“j”と“i”の位置が逆である。

[0023] それぞれのモデル学習装置100₁, ..., 100_Nの双対変数設定部180

は、受信した双対変数 $y_{j|i}^{r, k+1}$ を、次に学習に用いる双対変数 $\hat{z}_{i|j}^r$ とする (S 1 8 0)。双対変数設定部 1 8 0 は、次式のように受信した双対変数 $y_{j|i}^{r, k+1}$ を、同じインナーループ過程の次の繰り返しでのステップ S 1 4 0 での処理に用いる双対変数 $\hat{z}_{i|j}^r$ とすればよい。

[数7]

$$\hat{z}_{i|j}^r \leftarrow y_{j|i}^{r, k+1}.$$

[0024] それぞれのモデル学習装置 1 0 0₁, ..., 1 0 0_N は、インナーループ過程の処理が終了したかを確認し、終了していないとき (N o のとき) は繰り返し処理を続け、終了しているとき (Y e s のとき) はアウトラーループ過程の確認に進む (S 1 9 0)。ステップ S 1 9 0 が Y e s のときは、それぞれのモデル学習装置 1 0 0₁, ..., 1 0 0_N は、アウトラーループ過程の処理が終了したかを確認し、終了していないとき (N o のとき) は繰り返し処理を続け、終了しているとき (Y e s のとき) は処理を終了する (S 1 9 5)。

[0025] 本実施形態に係る連合学習システム 1 0 によれば、モデル学習装置 1 0 0₁, ..., 1 0 0_N は、ステップ S 1 5 0 のモデルパラメータの更新に際して、使用する双対変数 $z_{i|j}$ の値が、事前に双対変数制限部 1 4 0 により所定の条件に基づいて制限されることとなる。したがって、攻撃者から大きな値の双対変数が送信されてきたとしても、モデル学習に対する影響を小さくすることができる。したがって、サーバとクライアントで構成される基本的なネットワーク構成に限らず、例えば図 3 や、図 4 に示したような他の複雑なネットワーク構成であっても、攻撃者による攻撃を受けたとしても、学習精度の劣化を防ぐことができる。

[0026] [プログラム、記録媒体]

上述の各種の処理は、図 7 に示すコンピュータ 2 0 0 0 の記録部 2 0 2 0 に、上記方法の各ステップを実行させるプログラムを読み込ませ、制御部 2 0 1 0、入力部 2 0 3 0、出力部 2 0 4 0、表示部 2 0 5 0 などに動作させることで実施できる。

[0027] この処理内容を記述したプログラムは、コンピュータで読み取り可能な記

録媒体に記録しておくことができる。コンピュータで読み取り可能な記録媒体としては、例えば、磁気記録装置、光ディスク、光磁気記録媒体、半導体メモリ等のようなものでもよい。

[0028] また、このプログラムの流通は、例えば、そのプログラムを記録したDVD、CD-ROM等の可搬型記録媒体を販売、譲渡、貸与等することによって行う。さらに、このプログラムをサーバコンピュータの記憶装置に格納しておき、ネットワークを介して、サーバコンピュータから他のコンピュータにそのプログラムを転送することにより、このプログラムを流通させる構成としてもよい。

[0029] このようなプログラムを実行するコンピュータは、例えば、まず、可搬型記録媒体に記録されたプログラムもしくはサーバコンピュータから転送されたプログラムを、一旦、自己の記憶装置に格納する。そして、処理の実行時、このコンピュータは、自己の記録媒体に格納されたプログラムを読み取り、読み取ったプログラムに従った処理を実行する。また、このプログラムの別の実行形態として、コンピュータが可搬型記録媒体から直接プログラムを読み取り、そのプログラムに従った処理を実行することとしてもよく、さらに、このコンピュータにサーバコンピュータからプログラムが転送されるたびに、逐次、受け取ったプログラムに従った処理を実行することとしてもよい。また、サーバコンピュータから、このコンピュータへのプログラムの転送は行わず、その実行指示と結果取得のみによって処理機能を実現する、いわゆるASP (Application Service Provider) 型のサービスによって、上述の処理を実行する構成としてもよい。なお、本形態におけるプログラムには、電子計算機による処理の用に供する情報であってプログラムに準ずるもの（コンピュータに対する直接の指令ではないがコンピュータの処理を規定する性質を有するデータ等）を含むものとする。

[0030] また、この形態では、コンピュータ上で所定のプログラムを実行させることにより、本装置を構成することとしたが、これらの処理内容の少なくとも一部をハードウェア的に実現することとしてもよい。

符号の説明

- [0031] 1 0 連合学習システム
- 1 0 0 モデル学習装置
- 1 1 0 初期設定部
- 1 2 0 ミニバッチ抽出部
- 1 3 0 勾配算出部
- 1 4 0 双対変数制限部
- 1 5 0 モデルパラメータ更新部
- 1 6 0 双対変数算出・送信部
- 1 7 0 双対変数受信部
- 1 8 0 双対変数設定部
- 9 0 0 ネットワーク
- $A_{i|j}$ 制約パラメータ
- C クリッピング変数
- w_i モデルのパラメータ
- x_i モデル学習用データ
- $z_{i|j}$ 双対変数
- α ハイパーパラメータ
- γ 寄与度
- η 双対変数の学習率
- μ 学習率

請求の範囲

[請求項1]

複数のモデル学習装置を有し、それぞれのモデル学習装置は他のモデル学習装置のいずれかとネットワークを介して接続される連合学習システムであって、

モデルのパラメータ、双対変数、学習率、双対変数の学習率、寄与度は、あらかじめ定めた初期値に設定されており、

それぞれのモデル学習装置は、

モデル学習用データから、あらかじめ定めた量のデータをミニバッチとして抽出するミニバッチ抽出部と、

モデルのパラメータと、モデル学習用データのミニバッチから、コスト関数の勾配を算出する勾配算出部と、

双対変数の大きさを所定の条件に基づいて制限する双対変数制限部と、

モデルのパラメータと、制限された双対変数と、学習率と、双対変数の学習率と、寄与度と、コスト関数の勾配と、制約パラメータと、当該モデル学習装置と接続されている他のモデル学習装置の数とを用いて学習を行い、モデルのパラメータを更新するモデルパラメータ更新部と、

当該モデル学習装置と接続されている他のモデル学習装置ごとに、更新されたモデルのパラメータと、双対変数の学習率と、制限された双対変数と、寄与度と、制約パラメータと、を用いて双対変数を算出し、送信する双対変数算出・送信部と、

当該モデル学習装置と接続されている他のモデル学習装置から、双対変数を受信する双対変数受信部と、

受信した双対変数を、次の学習に用いる双対変数とする双対変数設定部と、

を備える

ことを特徴とする連合学習システム。

[請求項2] 複数のモデル学習装置を有し、それぞれのモデル学習装置は他のモデル学習装置のいずれかとネットワークを介して接続される連合学習システムを構成する前記モデル学習装置であって、

モデルのパラメータ、双対変数、学習率、双対変数の学習率、寄与度は、あらかじめ定めた初期値に設定されており、

モデル学習用データから、あらかじめ定めた量のデータをミニバッチとして抽出するミニバッチ抽出部と、

モデルのパラメータと、モデル学習用データのミニバッチから、コスト関数の勾配を算出する勾配算出部と、

双対変数の大きさを所定の条件に基づいて制限する双対変数制限部と、

モデルのパラメータと、制限された双対変数と、学習率と、双対変数の学習率と、寄与度と、コスト関数の勾配と、制約パラメータと、当該モデル学習装置と接続されている他のモデル学習装置の数とを用いて学習を行い、モデルのパラメータを更新するモデルパラメータ更新部と、

当該モデル学習装置と接続されている他のモデル学習装置ごとに、更新されたモデルのパラメータと、双対変数の学習率と、制限された双対変数と、寄与度と、制約パラメータと、を用いて双対変数を算出し、送信する双対変数算出・送信部と、

当該モデル学習装置と接続されている他のモデル学習装置から、双対変数を受信する双対変数受信部と、

受信した双対変数を、次の学習に用いる双対変数とする双対変数設定部と、

を備える

ことを特徴とするモデル学習装置。

[請求項3] 請求項2記載のモデル学習装置であって、

前記モデルパラメータ更新部は、

[数8]

$$w_i^{r,k+1} \leftarrow \frac{\gamma_i}{\gamma_i + \eta_i \mu E_i} \left(w_i^{r,k} - \mu g_i(w_i^{r,k}) + \frac{\mu \eta_i}{\gamma_i} \sum_{j \in \varepsilon_i} A_{i|j}^T z_{i|j}^r \right).$$

ただし、 $w_{i|j}^{r,k+1}$ はモデルのパラメータ、 r は連合学習システム全体での学習の繰り返し回数、 k はモデル学習装置内での学習の繰り返し回数、 i と j はモデル学習装置を示す符号、 γ_i は寄与度、 η_i は双対変数の学習率、 E_i 及び ε_i はいずれも当該モデル学習装置と接続されている他のモデル学習装置の数、 $A_{i|j}$ は制約パラメータ、 $z_{i|j}^r$ は双対変数

のように、モデルのパラメータ $w_{i|j}^{r,k+1}$ を更新する、
モデル学習装置。

[請求項4] 請求項3記載のモデル学習装置であって、
前記双対変数制限部は、

$r = 0$ のときは

[数9]

$$z_{i|j}^r \leftarrow \hat{z}_{i|j}^r / \max \left(1, \frac{\|\hat{z}_{i|j}^r\|_2}{C} \right).$$

$r > 0$ のときは

[数10]

$$z_{i|j}^r \leftarrow \hat{z}_{i|j}^r / \max \left(1, \frac{\|\hat{z}_{i|j}^r\|_2}{\|y_{i|j}^{r-1,k}\|_2} \right).$$

ただし、 $\hat{z}_{i|j}^r$ は制限前の双対変数、 C は予め定めた値、 $y_{i|j}^{r-1,k}$ は、前記双対変数算出・送信部が算出した双対変数、
のように双対変数 $\hat{z}_{i|j}^r$ を制限する
モデル学習装置。

[請求項5] 請求項3記載のモデル学習装置であって、
前記双対変数算出・送信部は、

[数11]

$$\lambda_{i|j}^{r,k+1} \leftarrow \frac{\eta_i}{\gamma_i} (z_{i|j}^{r,k} - A_{i|j} w_i^{r,k+1}).$$

[数12]

$$y_{i|j}^{r,k+1} \leftarrow \frac{2}{\eta_i} \lambda_{i|j}^{r,k+1} - z_{i|j}^r.$$

ただし、 $y_{i|j}^{r,k+1}$ は双対変数
のように双対変数を算出する
モデル学習装置。

[請求項6]

複数のモデル学習装置を有し、それぞれのモデル学習装置は他のモデル学習装置のいずれかとネットワークを介して接続される連合学習システムを用いる連合学習方法であって、

モデルのパラメータ、双対変数、学習率、双対変数の学習率、寄与度は、あらかじめ定めた初期値に設定されており、

それぞれのモデル学習装置は、

モデル学習用データから、あらかじめ定めた量のデータをミニバッチとして抽出するミニバッチ抽出ステップと、

モデルのパラメータと、モデル学習用データのミニバッチから、コスト関数の勾配を算出する勾配算出ステップと、

双対変数の大きさを所定の条件に基づいて制限する双対変数制限ステップと、

モデルのパラメータと、制限された双対変数と、学習率と、双対変数の学習率と、寄与度と、コスト関数の勾配と、制約パラメータと、当該モデル学習装置と接続されている他のモデル学習装置の数とを用いて学習を行い、モデルのパラメータを更新するモデルパラメータ更新ステップと、

当該モデル学習装置と接続されている他のモデル学習装置ごとに、更新されたモデルのパラメータと、双対変数の学習率と、制限された

双対変数と、寄与度と、制約パラメータと、を用いて双対変数を算出し、送信する双対変数算出・送信ステップと、

当該モデル学習装置と接続されている他のモデル学習装置から、双対変数を受信する双対変数受信ステップと、

受信した双対変数を、次の学習に用いる双対変数とする双対変数設定ステップと、

を第1所定回数実行するインナーループ過程を有し、

前記インナーループ過程を第2所定回数実行するアウトラーループ過程を有する

連合学習方法。

[請求項7] 請求項2～5のいずれかに記載のモデル学習装置としてコンピュータを機能させるモデル学習プログラム。

[図1]

Algorithm 2 RSA for Robust Distributed Learning**Master:**

- 1: Input: $x_0^0, \lambda > 0, \alpha^k$. At time $k + 1$:
- 2: Broadcast its current iterates x_0^k to all workers:
- 3: Receive all local iterates x_i^k sent by regular workers or faulty values z_i^k sent by Byzantine workers:
- 4: Update the iterate via (8) or (11).

Regular Worker i :

- 1: Input: $x_i^0, \lambda > 0, \alpha^k$. At time $k + 1$:
- 2: Send the current local iterate x_i^k to the master:
- 3: Receive the master's local iterate x_0^k :
- 4: Update the local iterate via (7) or (10).

$$x_i^{k+1} = x_i^k - \alpha^{k+1} (\nabla F(x_i^k, \xi_i^k) + \lambda \text{sign}(x_i^k - x_0^k)). \quad (7)$$

$$x_0^{k+1} = x_0^k - \alpha^{k+1} \left(\nabla f_0(x_0^k) + \lambda \left(\sum_{i \in \mathcal{R}} \text{sign}(x_0^k - x_i^k) + \sum_{j \in \mathcal{B}} \text{sign}(x_0^k - z_j^k) \right) \right). \quad (8)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k - \alpha^{k+1} (\nabla F(x_i^k, \xi_i^k) + \lambda \partial_{x_i} \|x_i^k - x_0^k\|_p) \quad (10)$$

where $\partial_{x_i} \|x_i^k - x_0^k\|_p$ is a subgradient of $\|x_i - x_0^k\|_p$ at $x_i = x_i^k$. Likewise, for the master, its update at time $k + 1$ is:

$$x_0^{k+1} = x_0^k - \alpha^{k+1} \left(\nabla f_0(x_0^k) + \lambda \left(\sum_{i \in \mathcal{R}} \partial_{x_0} \|x_0^k - x_i^k\|_p + \sum_{j \in \mathcal{B}} \partial_{x_0} \|x_0^k - z_j^k\|_p \right) \right) \quad (11)$$

[図1]

[図2]

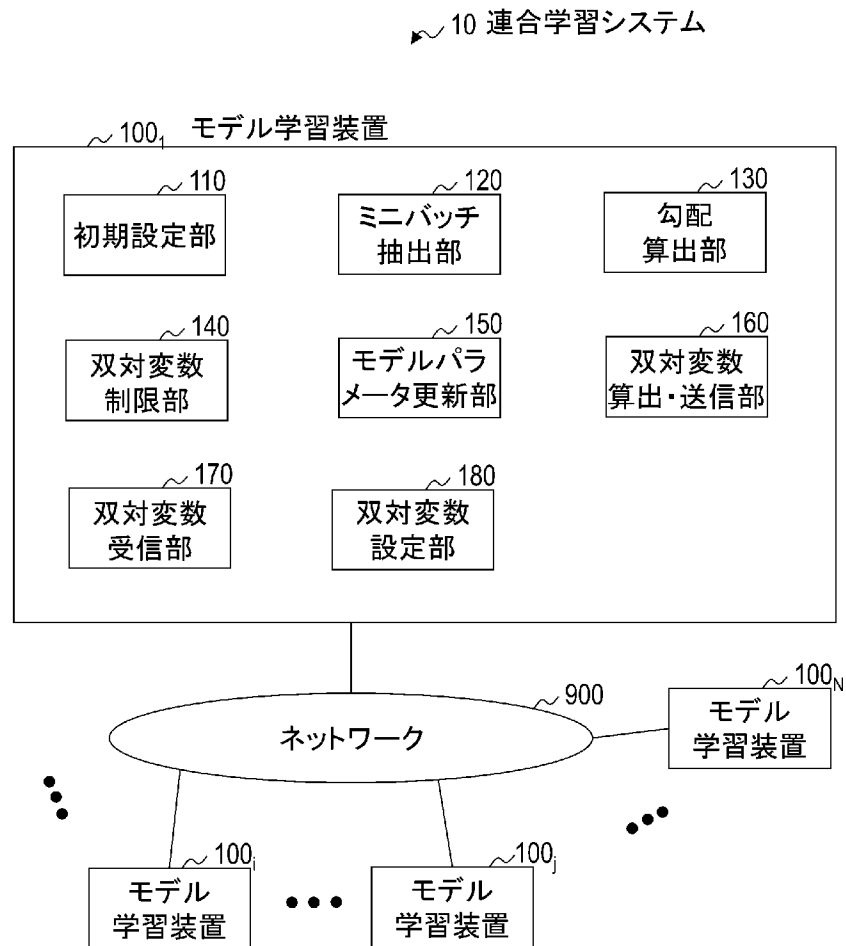


図2

[図3]

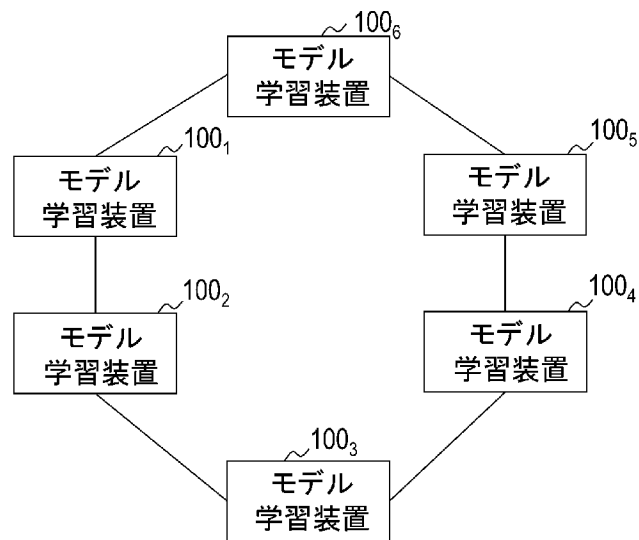


図3

[図4]

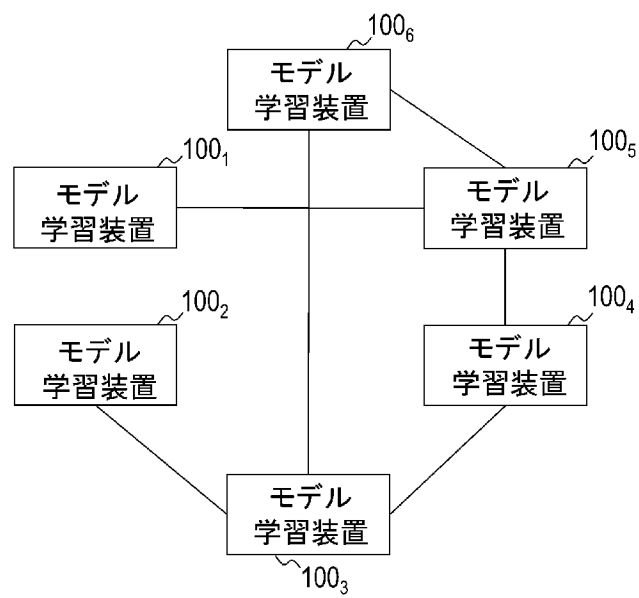


図4

[図5]

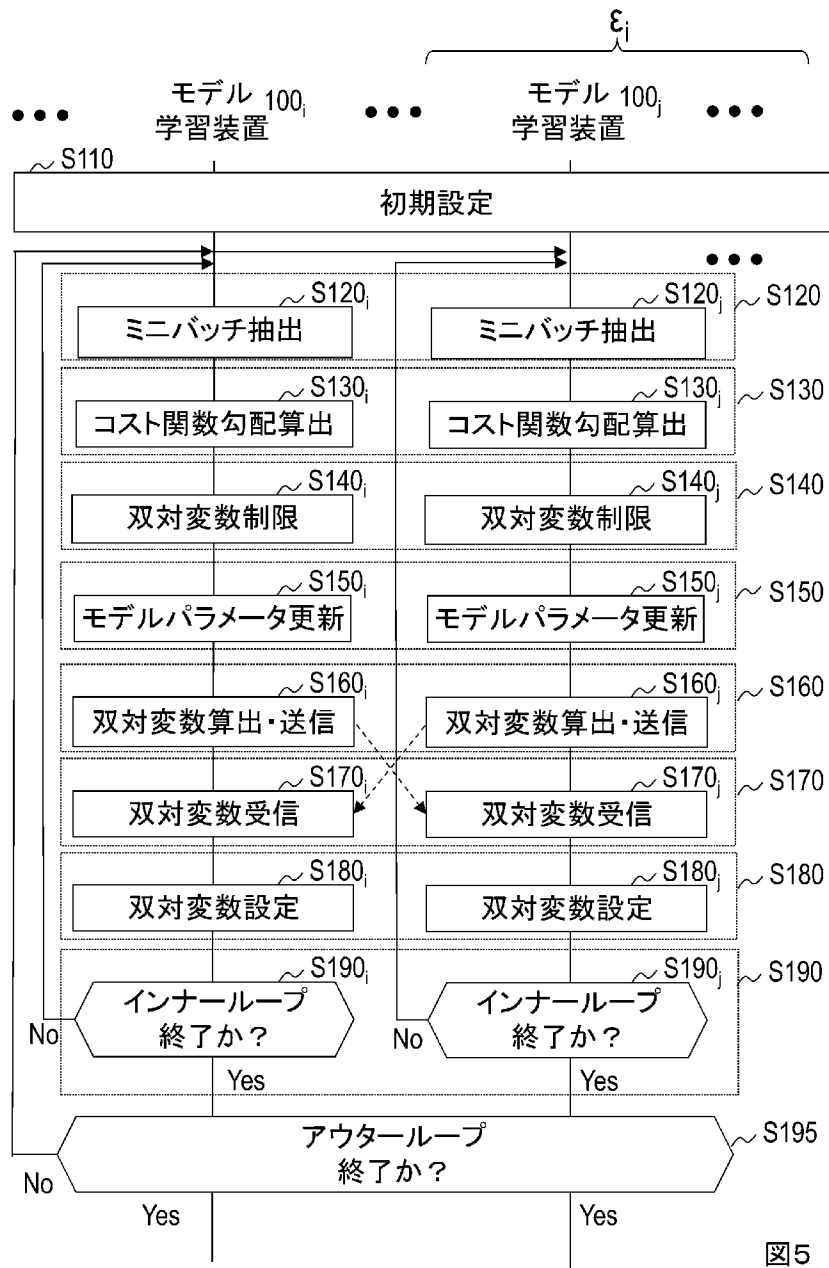


図5

[図6]

```

1: ▷ Set  $\mathbf{w}_i^{0,0} = \mathbf{w}_j^{0,0}$ ,  $\boldsymbol{\lambda}_{i|j}^{0,0} = \mathbf{z}_{i|j}^0 = \mathbf{0}$ ,  $\mu, \eta_i = 1/(\mu E_i K)$ ,  $\gamma_i = 1 + \alpha \eta_i$ .
2: for  $r \in \{0, \dots, R-1\}$  (Outer-loop round) do
3:   for  $i \in \mathcal{N}$  do
4:     for  $k \in \{0, \dots, K-1\}$  (Inner-loop iteration) do
5:       ▷ Update local primal and dual variables
6:        $\boldsymbol{\xi}_i^{r,k} \sim \mathbf{x}_i$  (Mini-batch data sampling).
7:        $g_i(\mathbf{w}_i^{r,k}) \leftarrow \nabla f_i(\mathbf{w}_i^{r,k}, \boldsymbol{\xi}_i^{r,k})$ .
8:       if  $r = 0$  then
9:          $\mathbf{z}_{i|j}^r \leftarrow \hat{\mathbf{z}}_{i|j}^r / \max(1, \frac{\|\hat{\mathbf{z}}_{i|j}^r\|_2}{C})$ .
10:      else if  $r > 0$  then
11:         $\mathbf{z}_{i|j}^r \leftarrow \hat{\mathbf{z}}_{i|j}^r / \max(1, \frac{\|\hat{\mathbf{z}}_{i|j}^r\|_2}{\|\mathbf{y}_{i|j}^{r-1,k}\|_2})$ .
12:      end if
13:       $\mathbf{w}_i^{r,k+1} \leftarrow \frac{\gamma_i}{\gamma_i + \eta_i \mu E_i} \left( \mathbf{w}_i^{r,k} - \mu g_i(\mathbf{w}_i^{r,k}) + \frac{\mu \eta_i}{\gamma_i} \sum_{j \in \mathcal{E}_i} \mathbf{A}_{i|j}^\top \mathbf{z}_{i|j}^r \right)$ .
14:      for  $j \in \mathcal{E}_i$  do
15:         $\boldsymbol{\lambda}_{i|j}^{r,k+1} \leftarrow \frac{\eta_i}{\gamma_i} (\mathbf{z}_{i|j}^r - \mathbf{A}_{i|j} \mathbf{w}_i^{r,k+1})$ .
16:         $\mathbf{y}_{i|j}^{r,k+1} \leftarrow \frac{2}{\eta_i} \boldsymbol{\lambda}_{i|j}^{r,k+1} - \mathbf{z}_{i|j}^r$ .
17:      end for
18:      ▷ Procedure when communicated with  $j$ -th node
19:      for  $j \in \mathcal{E}_i$  (at random time) do
20:        Transmit $_{j \rightarrow i}(\mathbf{y}_{j|i}^{r,k+1})$ .
21:         $\hat{\mathbf{z}}_{i|j}^r \leftarrow \mathbf{y}_{j|i}^{r,k+1}$ .
22:      end for
23:      end for
24:       $\mathbf{w}_i^{r+1,0} \leftarrow \mathbf{w}_i^{r,K}$ ,  $\hat{\mathbf{z}}_{i|j}^{r+1} \leftarrow \hat{\mathbf{z}}_{i|j}^r$ .
25:    end for
26:  end for

```

図6

[図7]

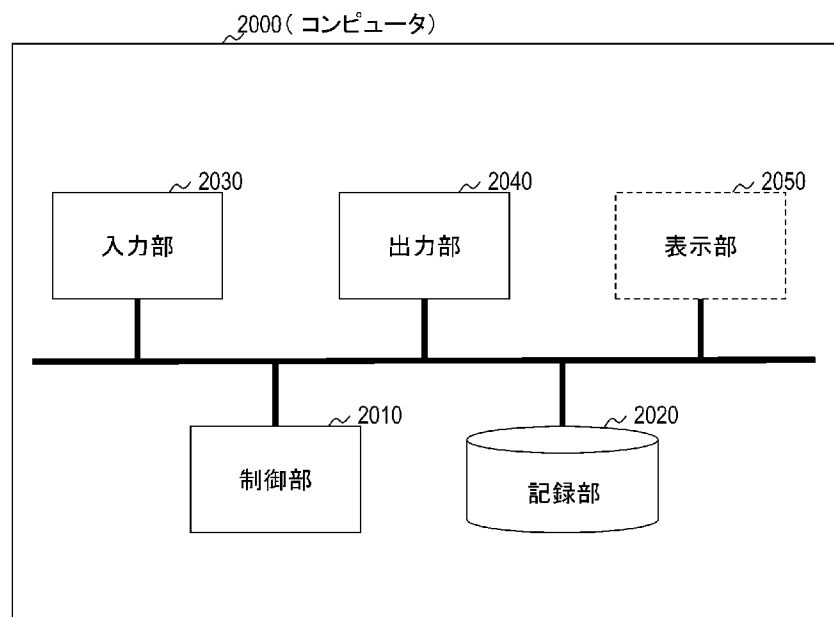


図7

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2022/044548

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER**G06N 3/098**(2023.01)i

FI: G06N3/098

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)

G06N3/098

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 1971-2023

Registered utility model specifications of Japan 1996-2023

Published registered utility model applications of Japan 1994-2023

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.
Y	WO 2022/249436 A1 (NIPPON TELEGRAPH AND TELEPHONE CORPORATION) 01 December 2022 (2022-12-01)	1, 2, 6, 7
A	paragraphs [0012], [0034], [0134]-[0163], fig. 11-14	3-5
Y	JP 2017-520824 A (QUALCOMM INCORPORATED) 27 July 2017 (2017-07-27)	1, 2, 6, 7
A	paragraphs [0097], [0117]	3-5



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date

“L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

“&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

07 February 2023

Date of mailing of the international search report

14 February 2023

Name and mailing address of the ISA/JP

Japan Patent Office (ISA/JP)

3-4-3 Kasumigaseki, Chiyoda-ku, Tokyo 100-8915

Japan

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/JP2022/044548

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
WO	2022/249436	A1	01 December 2022	(Family: none)	
JP	2017-520824	A	27 July 2017	US 2015/0324688 A1	
				paragraphs [0090], [0107]	
				EP 3143560 A1	
				KR 10-2017-0008747 A	
				CN 106462797 A	

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（IPC）） G06N 3/098(2023.01)i FI: G06N3/098														
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）） G06N3/098 最小限資料以外の資料で調査を行った分野に含まれるもの <table border="0"> <tr> <td>日本国実用新案公報</td> <td>1922 - 1996年</td> </tr> <tr> <td>日本国公開実用新案公報</td> <td>1971 - 2023年</td> </tr> <tr> <td>日本国実用新案登録公報</td> <td>1996 - 2023年</td> </tr> <tr> <td>日本国登録実用新案公報</td> <td>1994 - 2023年</td> </tr> </table> 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）			日本国実用新案公報	1922 - 1996年	日本国公開実用新案公報	1971 - 2023年	日本国実用新案登録公報	1996 - 2023年	日本国登録実用新案公報	1994 - 2023年				
日本国実用新案公報	1922 - 1996年													
日本国公開実用新案公報	1971 - 2023年													
日本国実用新案登録公報	1996 - 2023年													
日本国登録実用新案公報	1994 - 2023年													
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												
Y A	WO 2022/249436 A1（日本電信電話株式会社）01.12.2022（2022 - 12 - 01） 段落[0012], [0034], [0134]-[0163], 図11-14	1, 2, 6, 7 3-5												
Y A	JP 2017-520824 A（クウアルコム・インコーポレイテッド）27.07.2017（2017 - 07 - 27） 段落[0097], [0117]	1, 2, 6, 7 3-5												
☐ C欄の続きにも文献が列挙されている。 ☒ パテントファミリーに関する別紙を参照。														
<table border="0"> <tr> <td>* 引用文献のカテゴリー</td> <td>“T” 国際出願日又は優先日後に公表された文献であって出願と抵触するものではなく、発明の原理又は理論の理解のために引用するもの</td> </tr> <tr> <td>“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</td> <td>“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</td> </tr> <tr> <td>“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</td> <td>“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</td> </tr> <tr> <td>“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）</td> <td>“&” 同一パテントファミリー文献</td> </tr> <tr> <td>“O” 口頭による開示、使用、展示等に言及する文献</td> <td></td> </tr> <tr> <td>“P” 国際出願日前で、かつ優先権の主張の基礎となる出願の日の後に公表された文献</td> <td></td> </tr> </table>			* 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	“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	“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	“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	“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）	“&” 同一パテントファミリー文献	“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	
* 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	“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													
“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	“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													
“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）	“&” 同一パテントファミリー文献													
“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														
国際調査を完了した日 07.02.2023		国際調査報告の発送日 14.02.2023												
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） 関口 明紀 5B 3451 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/JP2022/044548

引用文献			公表日	パテントファミリー文献	公表日
WO	2022/249436	A1	01.12.2022	(ファミリーなし)	
JP	2017-520824	A	27.07.2017	US 2015/0324688	A1
				段落[0090], [0107]	
				EP 3143560	A1
				KR 10-2017-0008747	A
				CN 106462797	A