

(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
2022年5月19日(19.05.2022)



(10) 国際公開番号

WO 2022/101962 A1

(51) 国際特許分類:
G06N 20/00 (2019.01)

東京都武蔵野市緑町3丁目9-11 NTT
知的財産センタ内 Tokyo (JP).

(21) 国際出願番号: PCT/JP2020/041850

(22) 国際出願日: 2020年11月10日(10.11.2020)

(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).

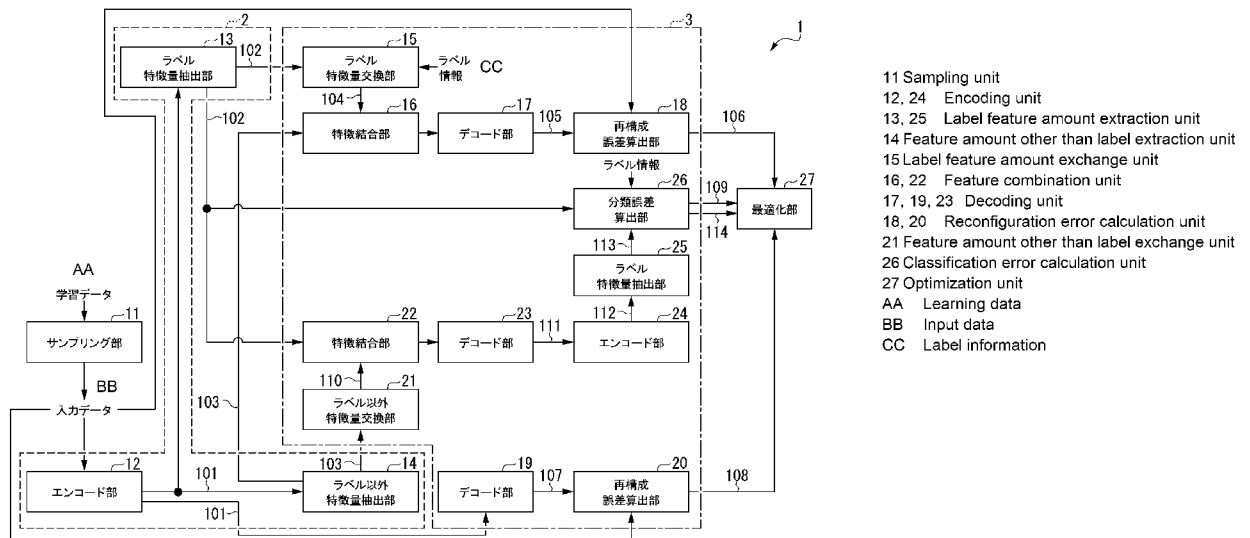
(72) 発明者: 工藤 忍(KUDO Shinobu); 〒1808585 東京都武蔵野市緑町3丁目9-11 NTT 知的財産センタ内 Tokyo (JP). 谷田 隆一(TANIDA Ryuichi); 〒1808585 東京都武蔵野市緑町3丁目9-11 NTT 知的財産センタ内 Tokyo (JP). 木全 英明(KIMATA Hideaki); 〒1808585

(74) 代理人: 特許業務法人 志賀国際特許事務所 (SHIGA INTERNATIONAL PATENT OFFICE); 〒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, 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.

(54) Title: LEARNING DEVICE, LEARNING METHOD, AND PROGRAM

(54) 発明の名称: 学習装置、学習方法およびプログラム



(57) Abstract: An aspect of the present invention is a learning device comprising: a classification unit which classifies latent variables, which are the feature amounts obtained from learning data to be used for learning, by using label feature amounts having label information to be used for the classification; a decoding unit which decodes the latent variables and generates reconfiguration data by using prescribed decoding parameters; and an optimization unit which optimizes the decoding parameters so as to minimize a classification error between the label feature amounts and the label information by using the label feature amounts.

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

添付公開書類:

一 国際調査報告 (条約第21条(3))

(57) 要約: 本発明の一態様は、学習に用いる学習データから得られた特徴量である潜在変数を、分類に用いられるラベル情報を有するラベル特徴量を用いて分類する分類部と、潜在変数をデコードして所定のデコードパラメータを用いて再構成データを生成するデコード部と、ラベル特徴量を用いて、ラベル特徴量と前記ラベル情報との分類誤差を最小化するようにデコードパラメータを最適化する最適化部と、を備える学習装置である。

明 細 書

発明の名称：学習装置、学習方法およびプログラム

技術分野

[0001] 本発明は、学習装置、学習方法およびプログラムの技術に関する。

背景技術

[0002] ラベル特徴を抽出する W_c とラベル以外特徴を抽出する W_u の2つのニューラルネットワークで構成され、ラベル特徴を更にクラス分類用のニューラルネットワークへ入力し、クラス分類タスクを解く学習方法が提案されている。そして、この提案の学習方法では、ラベル特徴の再構成とラベル以外特徴の再構成を1：1で加重和したもので入力 x を復元する（例えば非特許文献1参照）。

先行技術文献

非特許文献

[0003] 非特許文献1：Thomas Robert, Nicolas Thome, Matthieu Cord、“HybridNet : Classification and Reconstruction Cooperation for Semi-Supervised Learning”、2018、インターネット検索、＜URL: <https://arxiv.org/abs/1807.11407>>

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0004] しかしながら、従来技術は、ラベル特徴のクラス分類を解く際に、ラベル特徴の特徴を更にクラス分類用のNWへ入力しているため、この処理でクラス以外の情報が消失する可能性がある。このため、従来技術では、ラベル特徴がクラス以外の情報を含んでいたとしてもそれを検知できない。このように、従来技術では、学習時に特徴が漏れるため、データを任意の特徴に明確に分離することができない場合があるという問題があった。

上記事情に鑑み、本発明は、データを任意の特徴に明確に分離することができる技術の提供を目的としている。

課題を解決するための手段

- [0005] 本発明の一態様は、学習に用いる学習データから得られた特徴量である潜在変数を、分類に用いられるラベル情報を有するラベル特徴量を用いて分類する分類部と、前記潜在変数をデコードして所定のデコードパラメータを用いて再構成データを生成するデコード部と、前記ラベル特徴量を用いて、前記ラベル特徴量とラベル以外特徴量との分類誤差を最小化するように前記デコードパラメータを最適化する最適化部と、を備える学習装置である。
- [0006] 本発明の一態様は、分類部が、学習に用いる学習データから得られた特徴量である潜在変数を、分類に用いられるラベル情報を有するラベル特徴量を用いて分類し、デコード部が、前記潜在変数をデコードして所定のデコードパラメータを用いて再構成データを生成し、最適化部が、前記ラベル特徴量を用いて、前記ラベル特徴量とラベル以外特徴量との分類誤差を最小化するように前記デコードパラメータを最適化する、学習方法である。
- [0007] 本発明の一態様は、コンピュータが、対象データから特徴量を抽出するステップと、抽出された前記特徴量を再構成し再構成データを取得する再構成ステップと、前記対象データと前記再構成データとの差である再構成誤差を、所定のデータ群が共通して有する特徴を前記対象データが有する度合いとして出力するステップを有し、前記再構成ステップは、前記所定のデータ群に属するデータから得られた特徴量を、第一の部分特徴量と、第二の部分特徴量と、に分離し、前記第二の部分特徴量を、前記所定のデータ群に属する別のデータから抽出された第二の部分特徴量と交換し、交換後特徴量を取得し、前記交換後特徴量を再構成したデータと、前記所定のデータ群に属するデータとの差が小さくなるよう最適化する、学習方法である。
- [0008] 本発明の一態様は、コンピュータに、学習に用いる学習データから得られた特徴量である潜在変数を、分類に用いられるラベル情報を有するラベル特徴量を用いて分類させ、前記潜在変数をデコードして所定のデコードパラメータを用いて再構成データを生成させ、前記ラベル特徴量を用いて、前記ラベル特徴量とラベル以外特徴量との分類誤差を最小化するように前記デコー

ドパラメータを最適化させる、プログラムである。

発明の効果

[0009] 本発明により、データを任意の特徴に明確に分離することができる。

図面の簡単な説明

[0010] [図1]実施形態の学習装置の構成の一例を示す図である。

[図2]第1の実施形態の処理の概要を示す図である。

[図3]第1の実施形態に係る学習時と分類時の処理手順例を示すフローチャートである。

[図4]第1の実施形態に係るラベル特徴量とラベル以外特徴量の一例を示す図である。

[図5]第1の実施形態に係る原画と再構成した画像の一例を示す図である。

[図6]第1の実施形態に係る原画とラベル特徴量以外を交換した時の再構成した画像の一例を示す図である。

[図7]第2の実施形態の処理の概要を示す図である。

[図8]第2の実施形態に係る学習時と分類時の処理手順例を示すフローチャートである。

[図9]第2の実施形態に係るラベル特徴量とラベル以外特徴量の一例を示す図である。

[図10]第2の実施形態に係る原画と再構成した画像の一例を示す図である。

[図11]第2の実施形態に係る原画とラベル特徴量以外を交換した時の再構成した画像の一例を示す図である。

[図12]第3の実施形態の処理の概要を示す図である。

[図13]第3の実施形態に係る学習時と分類時の処理手順例を示すフローチャートである。

[図14]第1の実施形態に加えて第2の実施形態の処理と第3の実施形態の処理を行う場合のラベル特徴量とラベル以外特徴量の一例を示す図である。

[図15]第1の実施形態に加えて第2の実施形態の処理と第3の実施形態の処理を行う場合の原画と再構成した画像の一例を示す図である。

[図16]第1の実施形態に加えて第2の実施形態の処理と第3の実施形態の処理を行う場合の原画とラベル特徴量以外を交換した時の再構成した画像の一例を示す図である。

発明を実施するための形態

[0011] 本発明の実施形態について、図面を参照して詳細に説明する。

図1は、実施形態の学習装置の構成の一例を示す図である。図1のように、学習装置1は、サンプリング部11、分類部2、処理部3、および最適化部27を備える。

[0012] 分類部2は、エンコード部12、ラベル特徴量抽出部13、およびラベル以外特徴量抽出部14を備える。

[0013] 処理部3は、ラベル特徴量交換部15、特徴結合部16、デコード部17、再構成誤差算出部18、デコード部19、再構成誤差算出部20、ラベル以外特徴量交換部21、特徴結合部22、デコード部23、エンコード部24、ラベル特徴量抽出部25、および分類誤差算出部26を備える。

[0014] 学習装置1は、入力されたデータをラベル特徴量とラベル以外特徴量とに分離する。なお、以下の説明において、学習データを $\{x_i, y_i\}$ (x_i は入力データ、 y_i はラベル(クラス)情報) ($i = 1, \dots, N$) とする。

[0015] サンプリング部11は、学習データ $\{x_i, y_i\}$ からバッチサイズ B (B は1以上の整数) の入力データ $\{x_1, y_1\}, \dots, \{x_B, y_B\}$ をサンプリングする。

[0016] エンコード部12は、サンプルされた入力データ x_i をエンコードして、各データについて M 個のパラメータから構成される特徴量 $101 \{Z_i = [z_{i, label}, z_{i, wo_label}]\}$ を得る。ここで、 $z_{i, label}$ は C 個 (C は1以上の整数) のパラメータから構成されるラベル特徴量 $z_{i, label} = [z_{i, 1}, \dots, z_{i, C}]$ であり、 z_{i, wo_label} は $M - C$ 個 (M は2以上の整数) のパラメータから構成されるラベル以外特徴量 $z_{i, wo_label} = [z_{i, C+1}, \dots, z_{i, M}]$ である。エンコード部12は、特徴量 101 を、ラベル特徴量抽出部13とラベル以外特徴量抽出部14とデコード部19とに出力する。なお、潜在

変数とは、オートエンコーダを使用する場合、エンコードして得られる特徴量である。

[0017] ラベル特徴量抽出部 13 は、ラベル特徴量 102 $\{z_{i, \text{label}}\}$ を抽出する。ラベル特徴量抽出部 13 は、抽出したラベル特徴量 102 を、ラベル特徴量交換部 15 と特徴結合部 22 と分類誤差算出部 26 とに出力する。

[0018] ラベル以外特徴量抽出部 14 は、ラベル以外特徴量 103 $\{z_{i, \text{wo_label}}\}$ を抽出する。ラベル以外特徴量抽出部 14 は、抽出したラベル以外特徴量 103 を、特徴結合部 16 とラベル以外特徴量交換部 21 と特徴結合部 22 とに出力する。

[0019] ラベル特徴量交換部 15 には、学習データに付与されているラベル情報と、ラベル特徴量 102 とが入力される。ラベル特徴量交換部 15 は、ラベル特徴量 $z_{i, \text{label}}$ の各パラメータについてバッチ処理内の同一ラベルサンプルとランダムに交換（スワップ）する。交換したものを $(z_{i, \text{label}})^{\text{swap}}$ とする。ラベル特徴量交換部 15 は、交換したラベル特徴量 104 を特徴結合部 16 に出力する。なお、ラベル特徴量交換部 15 には、バッチ処理内に限らず、同一ラベルの別のサンプルと交換するようにしてもよい。

[0020] 特徴結合部 16 は、ラベル特徴量交換部 15 によって交換されたラベル特徴量 104 と、ラベル以外特徴量抽出部 14 によって抽出されたラベル以外特徴量 103 とを結合し、結合した特徴量をデコード部 17 に出力する。

[0021] デコード部 17 は、特徴量をデコードして再構成データ 105 $\{(x_i)^{(\text{swap_label})^{\wedge}}\}$ を得る。デコード部 17 は、再構成データ 105 を再構成誤差算出部 18 に出力する。

[0022] 再構成誤差算出部 18 は、入力データ x_i と、デコードして得られた再構成データ $(x_i)^{\wedge}$ との再構成誤差 106 $\{L_{\text{rec, swap}}\}$ を次式 (1) によって算出する。なお、式 (1) において d は、2つのベクトル間の距離を算出する任意の関数であり、例えば平均二乗誤差和や平均絶対誤差和等である。再構成誤差算出部 18 は、算出した再構成誤差 106 を最適化部 27 に出力する。

[0023] [数1]

$$L_{rec, swap} = \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B d(x_i, \widehat{x_i^{swap_label}}) \quad \dots (1)$$

[0024] デコード部19は、特徴量101をデコードして再構成データ107 $\{(x_i)^{\wedge}\}$ を得る。デコード部19は、再構成データ107を再構成誤差算出部20に出力する。

[0025] 再構成誤差算出部20は、入力データ x_i と、デコード部19が出力する再構成データ $(z_i)^{(swap_label)^{\wedge}}$ との再構成誤差108 $\{L_{rec, org}\}$ を次式(2)によって算出する。

[0026] [数2]

$$L_{rec, org} = \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B d(x_i, \hat{x}_i) \quad \dots (2)$$

[0027] ラベル以外特徴量交換部21は、ラベル以外特徴量 z_{i, wo_label} の各パラメータについてバッチ処理内のサンプルとランダムに交換する。交換したものを $(z_{i, wo_label})^{swap}$ とする。ラベル以外特徴量交換部21は、ラベル特徴量 $z_{i, label}$ と交換された $(z_{i, wo_label})^{swap}$ とを結合した特徴量 $\{(z_i)^{swap_wo_label}\}$ を生成する。ラベル以外特徴量交換部21は、交換したラベル以外特徴量110を特徴結合部22に出力する。

[0028] 特徴結合部22は、ラベル特徴量抽出部13によって抽出されたラベル特徴量102と、ラベル以外特徴量交換部21によって交換されたラベル以外特徴量110とを結合する。特徴結合部22は、結合した特徴量をデコード部23に出力する。

[0029] デコード部23は、合された特徴量 $\{(z_i)^{swap_wo_label}\}$ をデコードして再構成データ111 $\{(x_i)^{(swap_wo_label)^{\wedge}}\}$ を得る。デコード部23は、再構成データ111をエンコード部24に出力する。

[0030] エンコード部24は、再構成データ111 $\{(x_i)^{(swap_wo_label)^{\wedge}}\}$ を再エンコードして、特徴量112を得る。エンコード部24は、特徴量11

2 をラベル特徴量抽出部 2 5 に出力する。

[0031] ラベル特徴量抽出部 2 5 は、特徴量 1 1 2 からラベル特徴量 $\{(z_{i, label})^{(swap_wo_label)}\}$ を抽出し、抽出したラベル特徴量 1 1 3 を分類誤差算出部 2 6 に出力する。

[0032] 分類誤差算出部 2 6 には、ラベル情報と、ラベル特徴量抽出部 1 3 が抽出したラベル特徴量 1 0 2 と、ラベル特徴量抽出部 2 5 が抽出したラベル特徴量 1 1 3 とが入力される。分類誤差算出部 2 6 は、ラベル特徴量 1 0 2 $\{z_{i, label}\}$ から、次式 (3) によって分類誤差 1 0 9 $\{L_{label, org}\}$ を算出する。式 (3) において、 $(z_{y_i, label})^{-}$ は、バッチサンプルの中でラベル情報が y_i であるサンプルのラベル特徴量 $z_{i, label}$ を平均化したものであり、 K は分類ラベル数である。

[0033] [数3]

$$L_{label, org} = -\frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \log \frac{e^{-d(z_{i, label}, \overline{z_{y_i, label}})}}{\sum_{j=1}^K e^{-d(z_{j, label}, \overline{z_{y_j, label}})}} \quad \dots (3)$$

[0034] また、分類誤差算出部 2 6 は、ラベル特徴量 1 1 3 $\{(z_{i, label})^{(swap_wo_label)}\}$ から、次式 (4) によって分類誤差 1 1 4 $\{L_{label, swap}\}$ を算出する。

[0035] [数4]

$$L_{label, swap} = -\frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \log \frac{e^{-d(\overline{z_{i, label}^{swap_wo_label}}, \overline{z_{y_i, label}})}}{\sum_{j=1}^K e^{-d(\overline{z_{j, label}^{swap_wo_label}}, \overline{z_{y_j, label}})}} \quad \dots (4)$$

[0036] 最適化部 2 7 は、各誤差を重み付けした目的関数 L を次式 (5) によって

算出する。なお、式（５）において、 λ は所定の重み係数である。

[0037] [数5]

$$L = \lambda_1 L_{rec,org} + \lambda_2 L_{rec,swap} + \lambda_3 L_{label,org} + \lambda_4 L_{label,swap} \dots (5)$$

[0038] さらに、最適化部２７は、例えば勾配法によりエンコード部（１２，２４）およびデコード部（１７，１９，２３）のパラメータを更新する。最適化部２７は、例えば目的関数 L が収束したか否かを判別、または所定回数の処理が終了したか否かを判別する。

[0039] なお、図１に示した構成や処理は一例であり、これに限らない。また、図１の構成は、用途によって、使用する機能部と使用しない機能部とがある。また、エンコード部１７、１９、２３は、一体であっても別であってもよい。特徴結合部１８、２２は、一体であっても別であってもよい。再構成誤差算出部１８，２０は、一体であっても別であってもよい。

[0040] なお、学習装置１は、例えばＣＰＵ（Central Processing Unit）等のプロセッサとメモリーとを用いて構成される。学習装置１は、プロセッサがプログラムを実行することによって、サンプリング部１１、エンコード部２、分類部３および最適化部２７として機能する。なお、学習装置１の各機能の全て又は一部は、ＡＳＩＣ（Application Specific Integrated Circuit）やＰＬＤ（Programmable Logic Device）やＦＰＧＡ（Field Programmable Gate Array）等のハードウェアを用いて実現されても良い。上記のプログラムは、コンピュータ読み取り可能な記録媒体に記録されても良い。コンピュータ読み取り可能な記録媒体とは、例えばフレキシブルディスク、光磁気ディスク、ＲＯＭ、ＣＤ－ＲＯＭ、半導体記憶装置（例えばＳＳＤ：Solid State Drive）等の可搬媒体、コンピューターシステムに内蔵されるハードディスクや半導体記憶装置等の記憶装置である。上記のプログラムは、電気通信回線を介して送信されてもよい。

[0041] （第１の実施例）

本実施形態では、エンコード部１２が同一層で特徴を分離する。なお、本

実施形態では、バッチ内で交換させない。

図2は、本実施形態の処理の概要を示す図である。エンコーダg102は、図1のエンコード部12に対応する。エンコーダg102とデコーダg105は、例えばオートエンコーダである。エンコーダg102には、入力データg101が入力される。

[0042] 学習装置1は、オートエンコーダのボトルネック部分を特徴とみなして学習を行う。

ラベル特徴量抽出部13とラベル以外特徴量抽出部14は、特徴をラベル特徴量g103とラベル以外特徴量g104との2つに分離する。

ラベル特徴量g103とラベル以外特徴量g104とは、デコーダg105に入力される。デコーダg105は、図1のデコード部19に対応する。

[0043] 最適化部27は、ラベル特徴量g103を用いて、クラス分類誤差（CE loss; Cross-entropy loss）を最小化する。

最適化部27は、ラベル特徴量g103とラベル以外特徴量g104とを用いて、再構成誤差を最小化する。

[0044] 次に、学習時と分類時の処理手順例を説明する。

図3は、本実施形態に係る学習時と分類時の処理手順例を示すフローチャートである。

[0045] サンプリング部11は、学習データからバッチサイズBの入力データをサンプルする（ステップS11）。エンコード部12は、入力データをエンコードして特徴量を得る（ステップS12）。

[0046] ラベル特徴量抽出部13がラベル特徴量を抽出し、ラベル以外特徴量抽出部14がラベル以外特徴量を抽出することで、特徴量を2つに分離する（ステップS13）。

[0047] 最適化部27は、ラベル特徴量g103を用いて、クラス分類誤差を最小化する（ステップS14）。最適化部27は、ラベル特徴量g103とラベル以外特徴量g104とを用いて、再構成誤差を最小化する（ステップS15）。

[0048] 最適化部 27 は、例えば勾配法によりエンコード部 (12, 24) およびデコード部 (17, 19, 23) のパラメータを更新する (ステップ S16)。最適化部 27 は、例えば目的関数 L が収束したか否かを判別、または所定回数の処理が終了したか否かを判別する (ステップ S16)。最適化部 27 は、目的関数 L が収束した場合または所定回数の処理が終了した場合 (ステップ S17; YES)、処理を終了する。最適化部 27 は、目的関数 L が収束していない場合または所定回数の処理が終了していない場合 (ステップ S17; NO)、ステップ S11～S16 の処理を繰り返す。

[0049] 次に、本実施形態の効果を示す一例を図 4～6 に示す。なお、図 4～図 6 では、学習データ、分類すべきデータが画像データの例である。また、ラベル特徴量は数字の種類 (0～9) であり、ラベル以外特徴量は数字の形状である。

[0050] 図 4 は、本実施形態に係るラベル特徴量とラベル以外特徴量の一例を示す図である。縦軸は、ラベル特徴量 g201 と、ラベル以外特徴量 g202 である。横方向は、原画 g203 と、特徴をそれぞれ変化させた時の再構成した画像 g204 である。なお、枠 g205 内の画像については、後述する。

[0051] 図 5 は、本実施形態に係る原画と再構成した画像の一例を示す図である。横方向は、原画 g211、g213 と、再構成した画像 g212、g214 である。

[0052] 図 6 は、本実施形態に係る原画とラベル特徴量以外を交換した時の再構成した画像の一例を示す図である。横方向は、原画 g221、g223 と、ラベル特徴量以外を交換した時の再構成した画像 g212、g214 である。なお、枠 g225 内の画像については、後述する。

[0053] 本実施形態では、このように構成された学習装置 1 では、特徴をラベル特徴とラベル以外の特徴との 2 つに分離するようにした。また、学習装置 1 では、ラベル特徴量を用いてクラス分類誤差を最小化するようにした。また、学習装置 1 では、ラベル特徴量とラベル以外特徴量とを用いて再構成誤差を最小化するようにした。

[0054] これにより、本実施形態によれば、オートエンコーダにより再構成するため、特徴の漏れがない。また、本実施形態によれば、ラベル情報が連続空間上の表現として明確に抽出することができる。

[0055] (第2の実施例)

ラベル以外の特徴から、さらに精度よくラベル特徴を除外するテクニックを本実施形態で示す。ラベル以外の特徴にラベル特徴が含まれると、デコードした結果得られる出力値が、違うラベルの出力値になると考えられる。また、同じラベルをもつデータ間であれば、ラベル以外の特徴を交換しても同じクラスの出力値にデコードされる。そこで、本実施形態では、学習装置1が、ラベル以外の特徴をバッチ内で交換させて学習する。

[0056] 図7は、本実施形態の処理の概要を示す図である。エンコーダg107は、図1のエンコード部24に対応する。エンコーダg107は、例えばオートエンコーダである。エンコーダg107には、再構成されたデータg106が入力される。なお、エンコーダg102とエンコーダg107は、一体であっても別であってもよい。

[0057] 第2の実施形態では、第1の実施形態に加えて、以下の処理を行う。

ラベル以外特徴量交換部21は、ラベル以外特徴量をバッチ間で交換する。

デコード部23は、ラベル特徴量と交換されたラベル以外特徴量を結合した特徴量をデコードする。

エンコード部24は、デコードされた特徴量を再エンコードする。

最適化部27は、再エンコードした結果得られたラベル特徴量g103'を用いて、クラス分類誤差を最小化する。

[0058] 次に、学習時と分類時の処理手順例を説明する。

図8は、本実施形態に係る学習時と分類時の処理手順例を示すフローチャートである。

[0059] 学習装置1は、ステップS11～S13の処理を行う。

続けて、ラベル以外特徴量交換部21は、ラベル以外特徴量をバッチ間で

交換する（ステップS 2 1）。デコード部 2 3 は、ラベル特徴量と交換されたラベル以外特徴量を結合した特徴量をデコードする（ステップS 2 2）。エンコード部 2 4 は、デコードされた特徴量を再エンコードする（ステップS 2 3）。

[0060] 続けて、最適化部 2 7 は、再エンコードされたラベル特徴量 g_{103}' を用いてクラス分類誤差を最小化する（ステップS 2 4）。

続けて、学習装置 1 は、ステップS 1 6～S 1 7 の処理を行う。

[0061] 次に、本実施形態の効果を示す一例を図 9～11 に示す。なお、図 9～図 11 では、学習データ、分類すべきデータが画像データの例である。

図 9 は、本実施形態に係るラベル特徴量とラベル以外特徴量の一例を示す図である。図 10 は、本実施形態に係る原画と再構成した画像の一例を示す図である。図 11 は、本実施形態に係る原画とラベル特徴量以外を交換した時の再構成した画像の一例を示す図である。

[0062] 図 11 のようにラベル以外特徴量を交換して再構成しても、他の数字に変化しない、すなわちラベル以外特徴量にラベル情報が入っていない。

[0063] 本実施形態では、このように構成された学習装置 1 では、特徴をラベル特徴とラベル以外の特徴との 2 つに分離するようにした。また、学習装置 1 では、ラベル以外特徴量をバッチ間で交換するようにした。また、学習装置 1 では、交換されたデータをデコードし、デコードされた再構成データを再エンコードするようにした。また、学習装置 1 では、再エンコードされて得られたラベル特徴量 g_{103}' を用いてクラス分類誤差を最小化するようにした。

[0064] ラベル以外の特徴にラベルの情報が入っていると再構成した時に異なるラベルのデータになる場合がある。これに対して、本実施形態によれば、再構成された画像を再エンコードしてクラス分類誤差が小さくなるようにすることでラベル以外の特徴にラベルの情報が含まれなくすることができる。

[0065] （第 3 の実施例）

ラベル特徴量から、さらにラベル特徴量以外の情報を取り除くテクニック

を本実施形態で説明する。同一のラベルが付与されるデータ間であれば、ラベル特徴を交換してもデコードされた結果得られるクラスは同一である。そこで、本実施形態では、学習装置 1 が、ラベル特徴をバッチ内の同一ラベル間で交換させて学習する。図 12 は、本実施形態の処理の概要を示す図である。

[0066] 第 3 の実施形態では、第 1 の実施形態に加えて、以下の処理を行う。

ラベル特徴量交換部 15 は、ラベル特徴量をバッチ内の同一ラベル間でランダムに交換する。

デコード部 17 は、交換されたラベル特徴量とラベル以外特徴量を結合した特徴量をデコードする。

最適化部 27 は、デコード部 17 でデコードされた再構成データを用いて、再構成誤差を最小化する。

[0067] 次に、第 1 の実施形態に加えて本実施形態の処理を行う場合の学習時と分類時の第 1 の処理手順例を説明する。図 13 は、第 3 の実施形態に係る学習時と分類時の処理手順例を示すフローチャートである。

[0068] 学習装置 1 は、ステップ S 11 ~ S 13 の処理を行う。

ラベル特徴量交換部 15 は、ラベル特徴量 g_{103} をバッチ内の同一ラベル間でランダムに交換する（ステップ S 31）。デコード部 17 は、交換されたラベル特徴量 g_{103} とラベル以外特徴量 g_{104} を結合した特徴量をデコードする（ステップ S 32）。

[0069] 最適化部 27 は、交換されデコードされた再構成データを用いて、再構成誤差を最小化する（ステップ S 33）。

学習装置 1 は、ステップ S 16 ~ S 17 の処理を行う。

[0070] 本実施形態では、このように構成された学習装置 1 では、特徴をラベル特徴とラベル以外の特徴との 2 つに分離するようにした。また、学習装置 1 では、ラベル特徴量をバッチ内の同一ラベル間で交換するようにした。また、学習装置 1 では、交換されたデータをデコードし、デコードされた再構成データを用いて再構成誤差を最小化するようにした。

[0071] 以上のように、本実施形態によれば、ラベル特徴量を他の同一ラベルデータと交換して再構成するようにした。この再構成では、交換したラベル特徴量にラベル情報のみが含まれていなければならないため、ラベル特徴量にラベル以外の情報が含まれなくすることができる。

[0072] なお、本実施形態によれば、交換したサンプル間の共通特徴を抽出できる。本実施形態では、ラベル情報がない学習データを2つの特徴（第一の部分特徴量（ラベル特徴量）と、第二の部分特徴量（ラベル以外特徴量））に分けて、ラベル特徴量をランダムに交換して再構成誤差を算出することで、その学習データの潜在的な共通特徴を求めることができる。なお、共通特徴とは、例えば、犬の画像群であれば、犬という情報が共通特徴であり、ある人の手書き文字の画像群であれば、その人の書き方の情報が共通特徴であり、あるいはデータセットである *ImageNet* のような自然画像を学習データであれば、自然画像という概念が共通特徴である。これにより、本実施形態は、ラベルが付与されていない学習データにも適用ができる。

[0073] この場合の処理は、学習装置1が、例えば、対象データから特徴量を抽出し、抽出された特徴量を再構成し再構成データを取得し、対象データと再構成データとの差である再構成誤差を、所定のデータ群が共通して有する特徴を前記対象データが有する度合いとして出力する。学習装置1は、再構成の際、所定のデータ群に属するデータから得られた特徴量を、第一の部分特徴量と、第二の部分特徴量と、に分離し、前記第二の部分特徴量を、所定のデータ群に属する別のデータから抽出された第二の部分特徴量と交換し、交換後特徴量を取得する。そして、学習装置1は、交換後特徴量を再構成したデータと、所定のデータ群に属するデータとの差が小さくなるよう最適化する。

[0074] 次に、第1の実施形態に加えて第2の実施形態の処理と本実施形態の処理を行う場合の効果を示す一例を図14～16に示す。なお、図14～図16では、学習データ、分類すべきデータが画像データの例である。

図14は、第1の実施形態に加えて第2の実施形態の処理と本実施形態の

処理を行う場合のラベル特徴量とラベル以外特徴量の一例を示す図である。

図15は、第1の実施形態に加えて第2の実施形態の処理と本実施形態の処理を行う場合の原画と再構成した画像の一例を示す図である。図16は、第1の実施形態に加えて第2の実施形態の処理と本実施形態の処理を行う場合の原画とラベル特徴量以外を交換した時の再構成した画像の一例を示す図である。

[0075] 図14～図16のように、第1の実施形態に加えて第2の実施形態の処理を行う場合は、ラベル以外の特徴にラベルの情報が乗っていない。また、第1の実施形態に加えて本実施形態の処理を行う場合は、ラベル特徴量にラベル特徴以外の情報が乗っていない。これにより、第2実施形態と本実施形態とによれば、ラベル情報とラベル以外情報を明確に分離することができる。

[0076] (変形例)

なお、上述した各実施例において、特徴を分離する対象のデータが画像データに限らず、他のデータであってもよい。また、画像データは、静止画であっても動画であってもよい。

[0077] また、上述した各実施形態によれば、データを任意の特徴に分離できるため、特定の特徴を持ったデータを生成したり、特定の特徴を編集して再構成したりすることができる。これにより、上述した各実施形態は、任意の特徴についてデータ生成したり編集することができる（データのDisentanglement）。

[0078] また、上述した各実施形態によれば、ラベル情報とそれ以外の情報に分離し、更にラベル情報を連続空間での値として抽出できるため、未学習クラスの認識等へ応用が可能である。これにより、上述した各実施形態は、少数データのクラスを認識するFew-shot学習の精度を向上させることができる。

[0079] 通常の転移学習では、例えばImageNetのクラス分類問題で学習する等、クラス分類タスクに特化した特徴を再利用する。しかし、別のタスクで必要な情報が失われてしまう可能性がある。これに対して、上述した各実

施形態によれば、データを再現するのに過不足なく特徴を得ているため、様々なタスクへ転移学習しても必要な情報が失われないため、精度を向上させることができる。これにより、上述した各実施形態は、転移学習の精度を向上させることができる。

[0080] 以上、この発明の実施形態について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等も含まれる。

産業上の利用可能性

[0081] 本発明は、データの特徴の分離、データの生成、データの編集、データのクラスの認識、転移学習等に適用可能である。

符号の説明

[0082] 1…学習装置、2…分類部、3…処理部、11…サンプリング部、12…エンコード部、13…ラベル特徴量抽出部、14…ラベル以外特徴量抽出部、15…ラベル特徴量交換部、16…特徴結合部、17…デコード部、18…再構成誤差算出部、19…デコード部、20…再構成誤差算出部、21…ラベル以外特徴量交換部、22…特徴結合部、23…デコード部、24…エンコード部、25…ラベル特徴量抽出部、26…分類誤差算出部、27…最適化部

請求の範囲

- [請求項1] 学習に用いる学習データから得られた特徴量である潜在変数を、分類に用いられるラベル情報を有するラベル特徴量を用いて分類する分類部と、
- 前記潜在変数をデコードして所定のデコードパラメータを用いて再構成データを生成するデコード部と、
- 前記ラベル特徴量を用いて、前記ラベル特徴量と前記ラベル情報との分類誤差を最小化するように前記デコードパラメータを最適化する最適化部と、
- を備える学習装置。
- [請求項2] 前記ラベル特徴量は、 C （ C は1以上の整数）個のパラメータから構成され、
- 前記ラベル特徴量の各パラメータを、バッチ処理内の同一ラベルの前記学習データとランダムに交換するラベル特徴量交換部と、
- 前記交換されたラベル特徴量と、ラベル以外特徴量とを結合する特徴結合部と、
- 前記潜在変数と、前記結合された特徴量を前記デコード部によってデコードして生成された再構成データ再構成データとの再構成誤差を算出する再構成誤差算出部と、を更に備え、
- 請求項1に記載の学習装置。
- [請求項3] 前記分類部は、オートエンコーダを備える、
- 請求項1または請求項2に記載の学習装置。
- [請求項4] 前記再構成誤差は、次式において $L_{rec, swap}$ であり、

[数1]

$$L_{label, swap} = -\frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \log \frac{e^{-d\left(\overline{z_{i, label}^{swap_wo_label}}, \overline{z_{y_i, label}}\right)}}{\sum_{j=1}^K e^{-d\left(\overline{z_{j, label}^{swap_wo_label}}, \overline{z_{y_j, label}}\right)}}$$

前記 x_i は前記潜在変数であり、前記 $(x_i)^{(swap_wo_label)}$ は前記再構成データであり、 B (B は 1 以上の整数) はバッチサイズであり、前記 d は 2 つのベクトル間の距離を算出する任意の関数である、

請求項 2 に記載の学習装置。

[請求項5]

分類部が、学習に用いる学習データから得られた特徴量である潜在変数を、分類に用いられるラベル情報を有するラベル特徴量を用いて分類し、

デコード部が、前記潜在変数をデコードして所定のデコードパラメータを用いて再構成データを生成し、

最適化部が、前記ラベル特徴量を用いて、前記ラベル特徴量と前記ラベル情報との分類誤差を最小化するように前記デコードパラメータを最適化する、

学習方法。

[請求項6]

コンピュータが、

対象データから特徴量を抽出するステップと、

抽出された特徴量を再構成し再構成データを取得する再構成ステップと、

前記対象データと前記再構成データとの差である再構成誤差を、所定のデータ群が共通して有する特徴を前記対象データが有する度合いとして出力するステップと、を有し、

前記再構成ステップは、

前記所定のデータ群に属するデータから得られた特徴量を、第一の部分特徴量と、第二の部分特徴量と、に分離し、

前記第二の部分特徴量を、前記所定のデータ群に属する別のデータから抽出された第二の部分特徴量と交換し、交換後特徴量を取得し、前記交換後特徴量を再構成したデータと、前記所定のデータ群に属するデータとの差が小さくなるよう最適化する、

学習方法。

[請求項7]

コンピュータに、

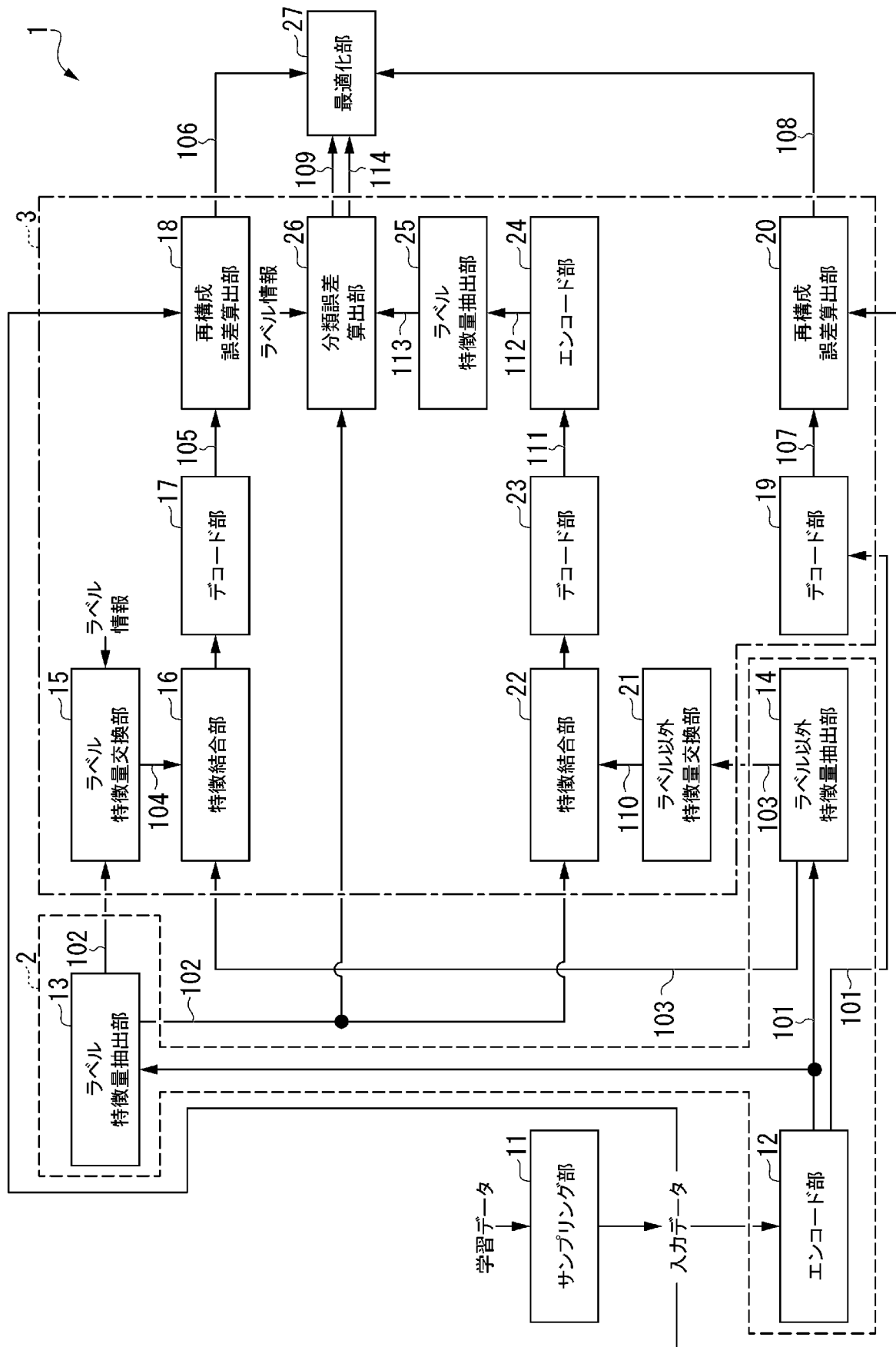
学習に用いる学習データから得られた特徴量である潜在変数を、分類に用いられるラベル情報を有するラベル特徴量を用いて分類させ、

前記潜在変数をデコードして所定のデコードパラメータを用いて再構成データを生成させ、

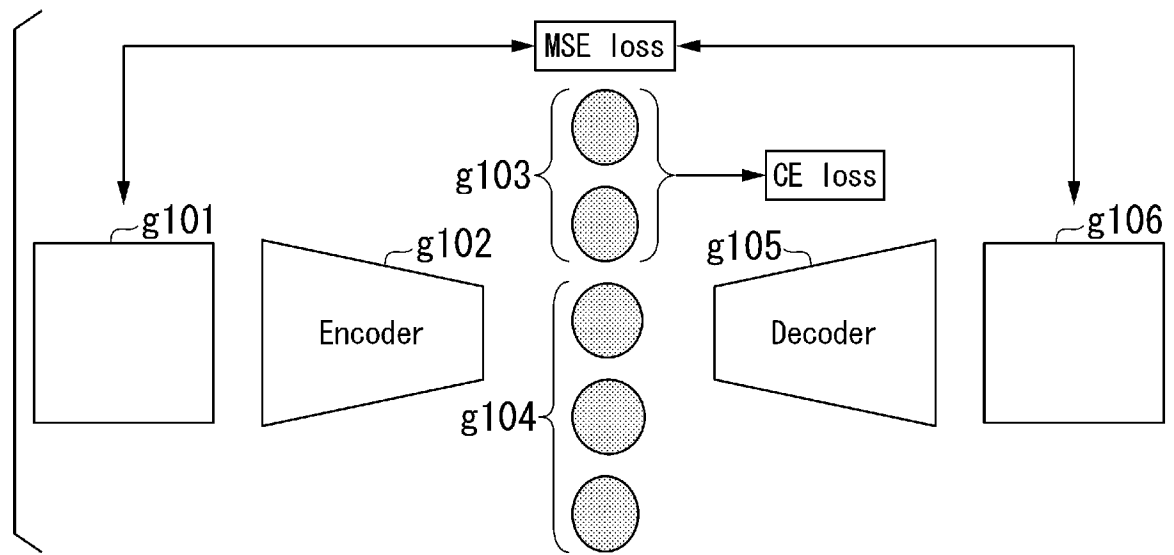
前記ラベル特徴量を用いて、前記ラベル特徴量と前記ラベル情報との分類誤差を最小化するように前記デコードパラメータを最適化させる、

プログラム。

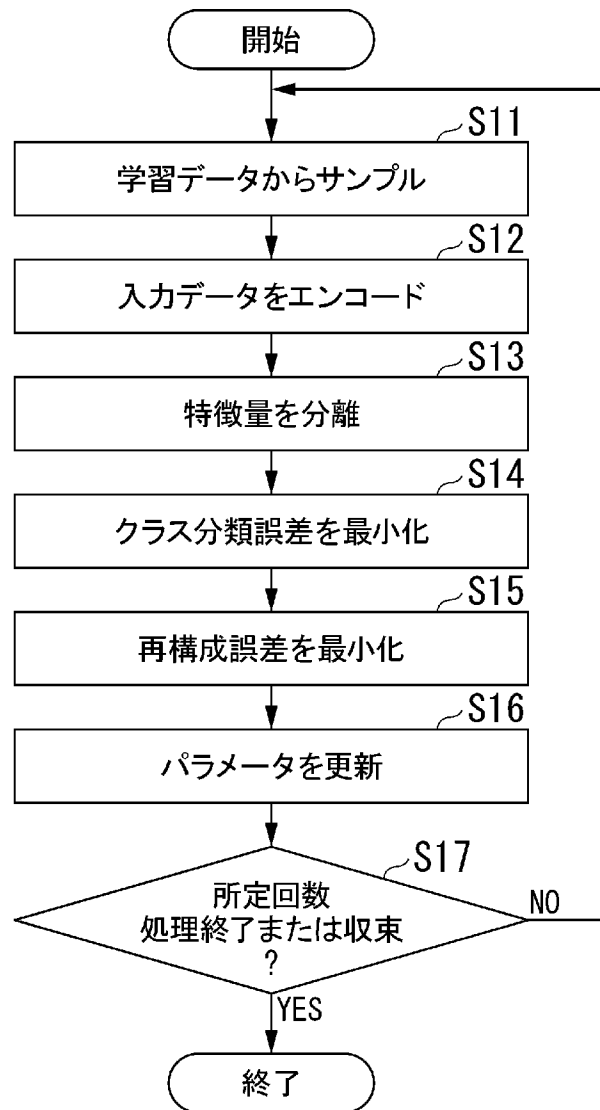
[図1]



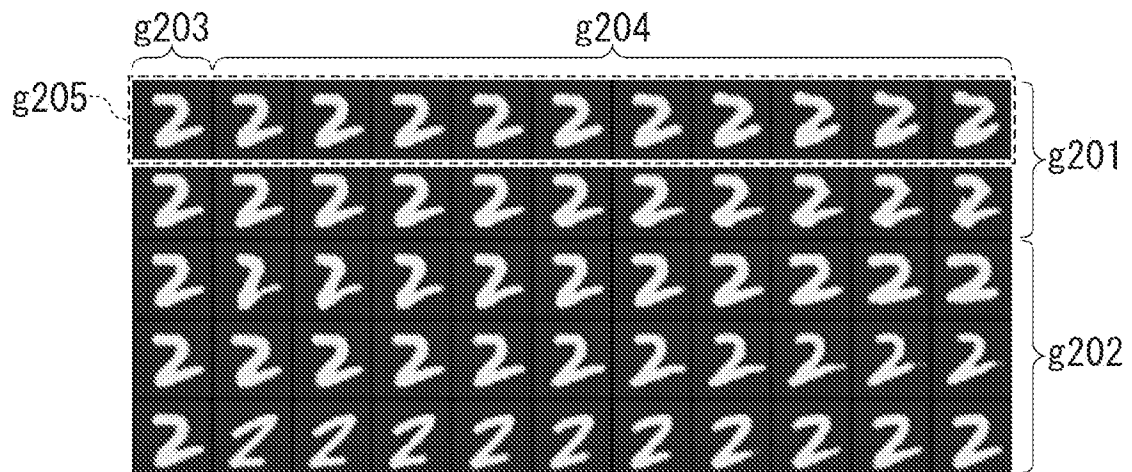
[図2]



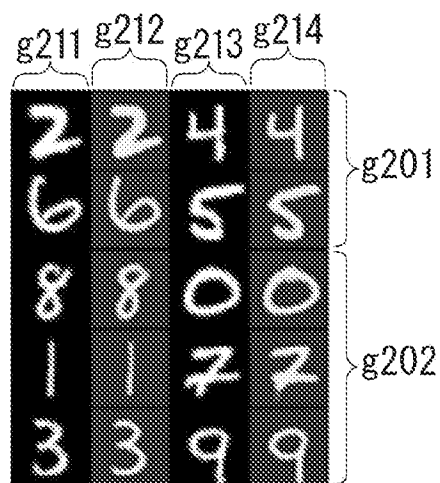
[図3]



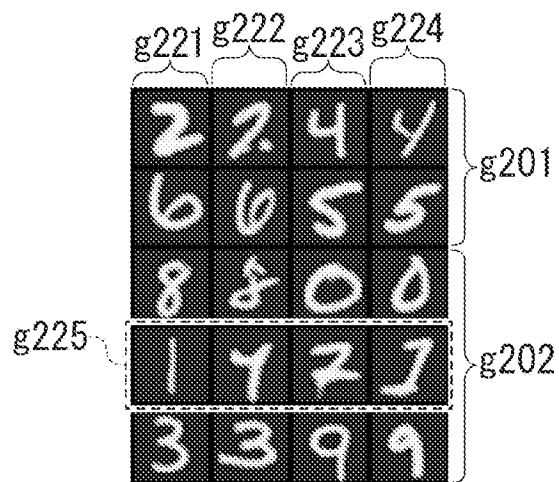
[図4]



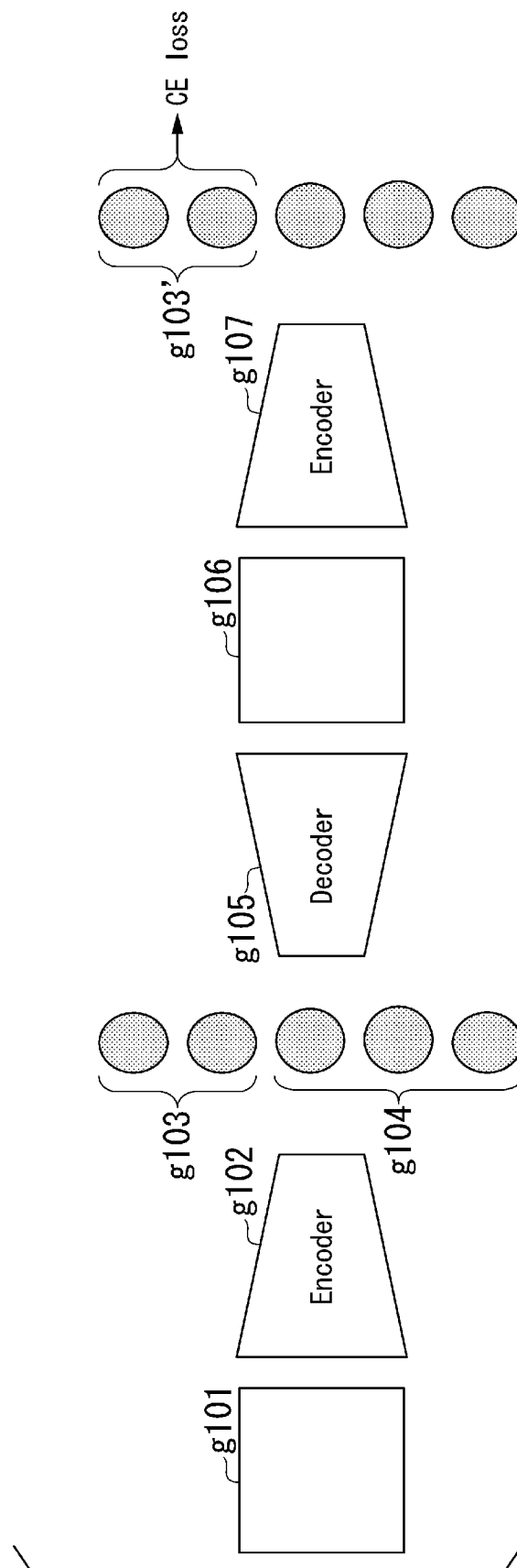
[図5]



[図6]



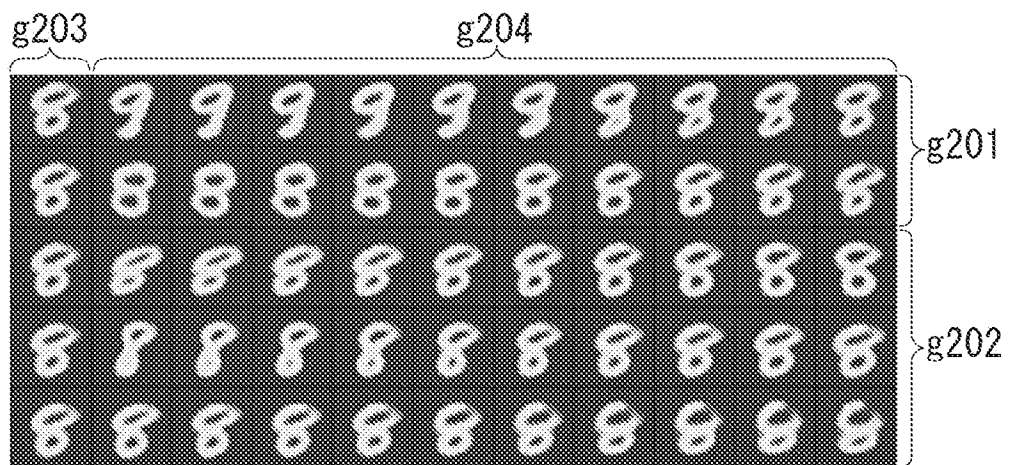
[図7]



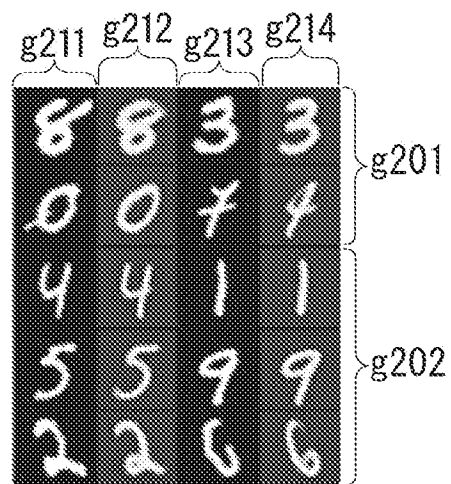
[図8]



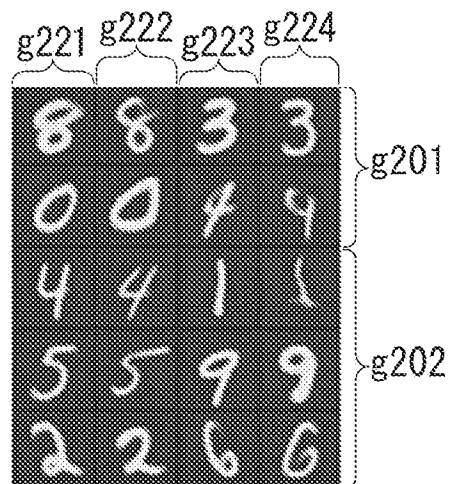
[図9]



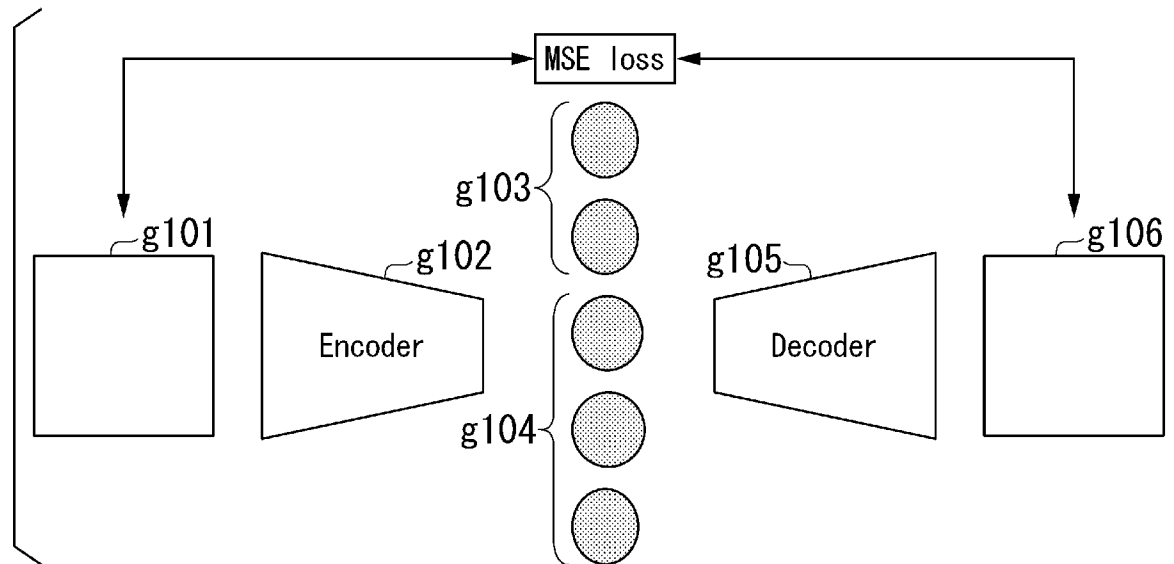
[図10]



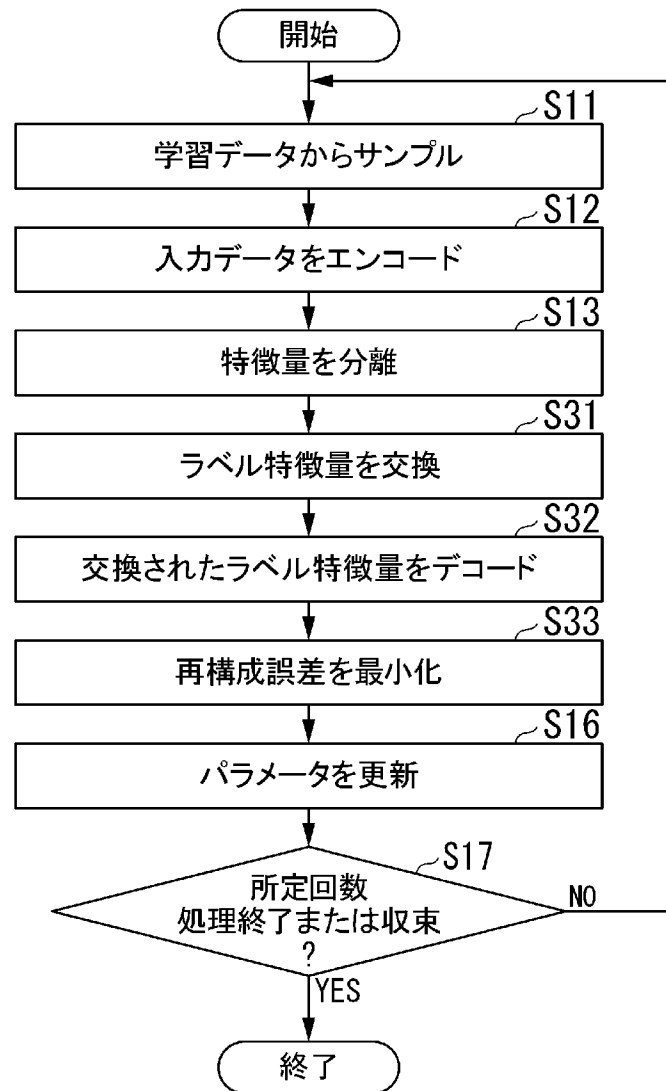
[図11]



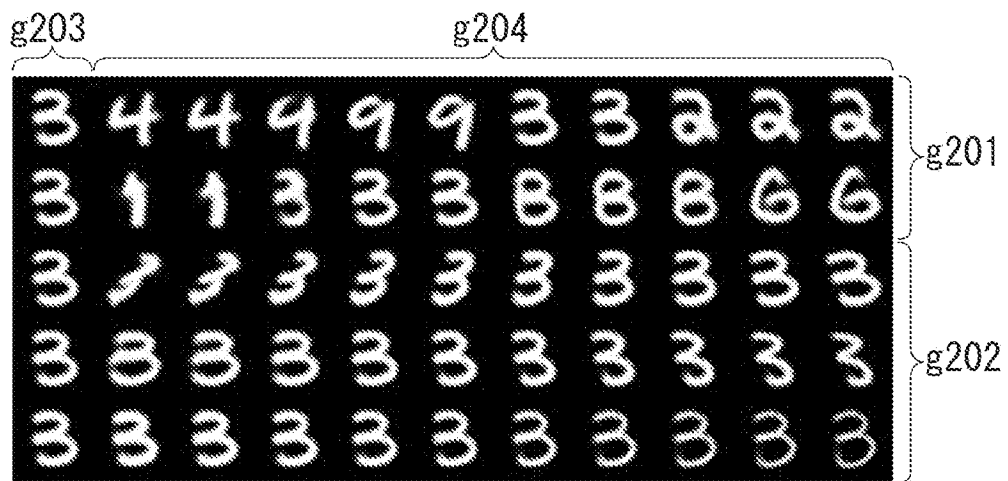
[図12]



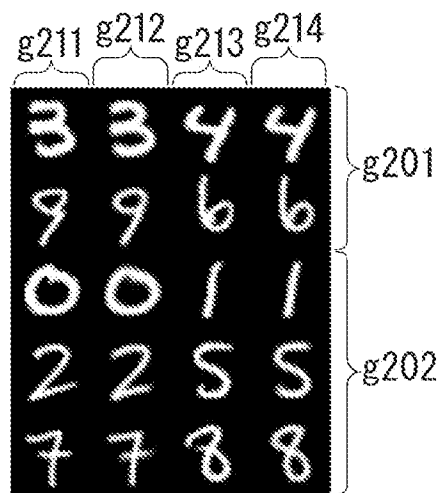
[図13]



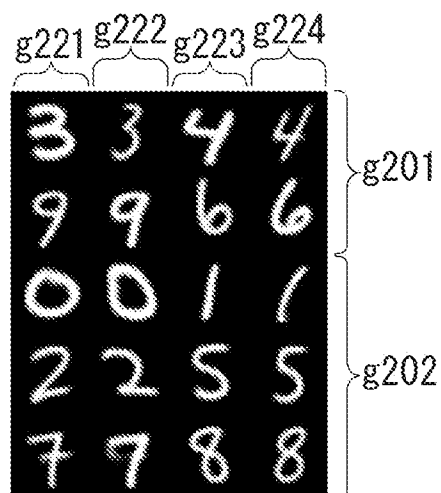
[図14]



[図15]



[図16]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2020/041850

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06N 20/00 (2019.01) i

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 1971-2020

Registered utility model specifications of Japan 1996-2020

Published registered utility model applications of Japan 1994-2020

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 A	JP 2019-200551 A (HITACHI, LTD.) 21 November 2019 (2019-11-21) claim 4, paragraphs [0031]-[0039], [0047]-[0053], fig. 2	1, 3, 5, 7 2, 4, 6
Y A	JP 2019-61512 A (ABEJA, INC.) 18 April 2019 (2019-04-18) paragraphs [0004], [0009], [0045]-[0055]	1, 3, 5, 7 2, 4, 6
A	JP 2020-160743 A (NIPPON TELEGRAPH AND TELEPHONE CORP.) 01 October 2020 (2020-10-01) paragraphs [0011]-[0014]	1-7

☐ 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
15 December 2020 (15.12.2020)

Date of mailing of the international search report
22 December 2020 (22.12.2020)

Name and mailing address of the ISA/
Japan Patent Office
3-4-3, Kasumigaseki, Chiyoda-ku,
Tokyo 100-8915, Japan

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application no.

PCT/JP2020/041850

Patent Documents referred in the Report	Publication Date	Patent Family	Publication Date
JP 2019-200551 A	21 Nov. 2019	US 2019/0354806 A1 claim 4, paragraphs [0048]-[0055], [0063]-[0069], fig. 2 EP 3570221 A1	
JP 2019-61512 A	18 Apr. 2019	(Family: none)	
JP 2020-160743 A	01 Oct. 2020	(Family: none)	

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 <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 - 2020年</td> </tr> <tr> <td>日本国実用新案登録公報</td> <td>1996 - 2020年</td> </tr> <tr> <td>日本国登録実用新案公報</td> <td>1994 - 2020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 - 2020年	日本国実用新案登録公報	1996 - 2020年	日本国登録実用新案公報	1994 - 2020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 - 2020年													
日本国実用新案登録公報	1996 - 2020年													
日本国登録実用新案公報	1994 - 2020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	JP 2019-200551 A（株式会社日立製作所）21.11.2019（2019 - 11 - 21） [請求項4], [0031]-[0039], [0047]-[0053], [図2]	1, 3, 5, 7												
A		2, 4, 6												
Y	JP 2019-61512 A（株式会社A B E J A）18.04.2019（2019 - 04 - 18） [0004], [0009], [0045]-[0055]	1, 3, 5, 7												
A		2, 4, 6												
A	JP 2020-160743 A（日本電信電話株式会社）01.10.2020（2020 - 10 - 01） [0011]-[0014]	1-7												
☐ 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、一般的な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、一般的な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、一般的な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 15.12.2020	国際調査報告の発送日 22.12.2020													
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） 渡部 博樹 5B 3868 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/JP2020/041850

引用文献			公表日	パテントファミリー文献	公表日
JP	2019-200551	A	21.11.2019	US 2019/0354806 A1 claim4, [0048]-[0055], [0063]-[0069], Figure2 EP 3570221 A1	
JP	2019-61512	A	18.04.2019	(ファミリーなし)	
JP	2020-160743	A	01.10.2020	(ファミリーなし)	