

(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
2025年1月2日(02.01.2025)



(10) 国際公開番号
WO 2025/004590 A1

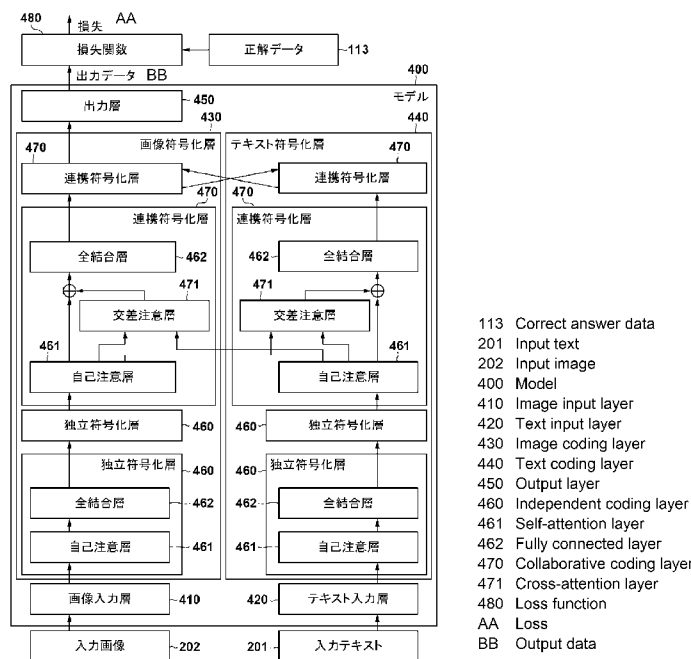
- (51) 国際特許分類:
G06N 20/00 (2019.01) G06N 3/09 (2023.01)
G06N 3/04 (2023.01)
- (21) 国際出願番号: PCT/JP2024/018221
- (22) 国際出願日: 2024年5月16日(16.05.2024)
- (25) 国際出願の言語: 日本語
- (26) 国際公開の言語: 日本語
- (30) 優先権データ:
18/213,980 2023年6月26日(26.06.2023) US
- (71) 出願人: 本田技研工業株式会社 (HONDA MOTOR CO., LTD.) [JP/JP]; 〒1078556 東京都港区南青山二丁目1番1号 Tokyo (JP). 慶應義

塾(KEIO UNIVERSITY) [JP/JP]; 〒1088345 東京都港区三田2丁目15番45号 Tokyo (JP).

- (72) 発明者: 細見 直希(HOSOMI, Naoki); 〒3510193 埼玉県和光市中央一丁目4番1号株式会社本田技術研究所内 Saitama (JP). 翠 輝久(MISU, Teruhisa); 95134 カリフォルニア州サンノゼリオ ロブレス 70 ホンダ・リサーチ・インスティテュート・ユーエスエー内 California (US). 畑中 駿平(HATANAKA, Shumpei); 〒2238522 神奈川県横浜市港北区日吉3-14-1 慶應義塾大学理工学部内 Kanagawa (JP). 楊 巍(YANG, Wei); 〒2238522 神奈川県横浜市港北区日吉3-14-1 慶應義塾大学理工学部内 Kanagawa (JP). 杉浦 孔明(SUGIURA, Komei); 〒2238522

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

(54) 発明の名称: 学習装置、学習方法、及びプログラム



(57) Abstract: This learning device, which performs machine learning, includes: an acquiring unit that acquires teacher data including input data and correct answer data, the input data including an input image including a reference object and input text that relatively specifies a target position by referring to the reference object; a generating unit that inputs the input data into a model to generate output data for specifying the target position, a reference position that is the position of the reference object, and a positional relationship of the target position with respect to the reference position; and an



WO 2025/004590 A1

神奈川県横浜市港北区日吉 3 - 1 4 - 1 慶
應義塾大学理工学部内 Kanagawa (JP).

- (74) 代理人: 弁理士法人大塚国際特許事務所 (OHTSUKA PATENT OFFICE, P.C.); 〒1020094 東京都千代田区紀尾井町 3 番 6 号 紀尾井町パークビル 7 F 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, MU, 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, 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))

updating unit that updates a parameter of the model such that a loss obtained by inputting the output data and the correct answer data into a loss function decreases. The loss function is based on at least two of: a first error between the target position specified by the output data and the target position specified by the correct answer data; a second error between the reference position specified by the output data and the reference position specified by the correct answer data; and a third error between the positional relation specified by the output data and the positional relation specified by the correct answer data.

(57) 要約: 機械学習を行う学習装置は、入力データ及び正解データを含む教師データを取得する取得部であって、入力データは、参照物体を含む入力画像と、参照物体を参照することによって目標位置を相対的に指定する入力テキストと、を含む、取得部と、入力データをモデルに入力することによって、目標位置と、参照物体の位置である参照位置と、参照位置に対する目標位置の位置関係と、を特定するための出力データを生成する生成部と、出力データと、正解データと、を損失関数に入力することによって得られる損失が低下するように、モデルのパラメータを更新する更新部と、を含む。損失関数は、出力データによって特定された目標位置と、正解データによって特定された目標位置との第1の誤差と、出力データによって特定された参照位置と、正解データによって特定された参照位置との第2の誤差と、出力データによって特定された位置関係と、正解データによって特定された位置関係との第3の誤差と、のうちの少なくとも2つに基づく。

明 細 書

発明の名称：学習装置、学習方法、及びプログラム

技術分野

[0001] 本発明は、学習装置、学習方法、及びプログラムに関する。

背景技術

[0002] 機械学習によって生成されたモデルを使用して車両の走行制御を行う様々な技術が提案されている。特許文献1には、車両によって取得されたセンサーデータを使用して、ニューラルネットワークを学習することが記載されている。非特許文献1には、画像と言語とを入力とするモデルが記載されている。

先行技術文献

特許文献

[0003] 特許文献1：特表2022-513866号公報

非特許文献

[0004] 非特許文献1：Zi-Yi Dou, et al., "Coarse-to-Fine Vision-Language Pre-training with Fusion in the Backbone", [online], 令和4年11月18日, arXiv, [令和5年5月24日検索], インターネット<URL: <https://arxiv.org/pdf/2206.07643.pdf>>

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0005] 画像と、この画像に含まれる物体を参照して目標位置を指定するテキストと、を入力データとして、この目標位置を推論するためのモデルを学習することが有用でありうる。本発明の1つの側面は、目標位置を精度よく推論可能なモデルを生成することを目的とする。

課題を解決するための手段

[0006] 一部の実施形態によれば、機械学習を行う学習装置であって、入力データ

及び正解データを含む教師データを取得する取得手段であって、前記入力データは、参照物体を含む入力画像と、前記参照物体を参照することによって目標位置を相対的に指定する入力テキストと、を含む、取得手段と、前記入力データをモデルに入力することによって、前記目標位置と、前記参照物体の位置である参照位置と、前記参照位置に対する前記目標位置の位置関係と、を特定するための出力データを生成する生成手段と、前記出力データと、前記正解データと、を損失関数に入力することによって得られる損失が低下するように、前記モデルのパラメータを更新する更新手段と、を備え、前記損失関数は、前記出力データによって特定された前記目標位置と、前記正解データによって特定された前記目標位置との第1の誤差と、前記出力データによって特定された前記参照位置と、前記正解データによって特定された前記参照位置との第2の誤差と、前記出力データによって特定された前記位置関係と、前記正解データによって特定された前記位置関係との第3の誤差と、のうちの少なくとも2つに基づく、学習装置が提供される。

発明の効果

[0007] 一部の実施形態によれば、目標位置を精度よく推論可能なモデルを生成できる。

[0008] 本発明のその他の特徴及び利点は、添付図面を参照とした以下の説明により明らかになるであろう。なお、添付図面においては、同じ若しくは同様の構成には、同じ参照番号を付す。

図面の簡単な説明

[0009] 添付図面は明細書に含まれ、その一部を構成し、本発明の実施の形態を示し、その記述と共に本発明の原理を説明するために用いられる。

[図1]一部の実施形態に係るコンピュータのハードウェア構成例を説明するブロック図。

[図2]一部の実施形態に係る入力データの例を説明する模式図。

[図3]一部の実施形態に係る正解データの例を説明する模式図。

[図4]一部の実施形態に係るモデルの構成例を説明する模式図。

[図5]一部の実施形態に係る自己注意層の構成例を説明する模式図。

[図6]一部の実施形態に係る交差注意層の構成例を説明する模式図。

[図7]一部の実施形態に係る学習方法の例を説明するフロー図。

発明を実施するための形態

[0010] 以下、添付図面を参照して実施形態を詳しく説明する。なお、以下の実施形態は特許請求の範囲に係る発明を限定するものではなく、また実施形態で説明されている特徴の組み合わせの全てが発明に必須のものとは限らない。実施形態で説明されている複数の特徴のうち二つ以上の特徴は任意に組み合わせられてもよい。また、同一若しくは同様の構成には同一の参照番号を付し、重複した説明は省略する。

[0011] 図1を参照して、一部の実施形態に係るコンピュータ100のハードウェア構成例について説明する。以下に詳細に説明されるように、コンピュータ100は、機械学習によってモデルを学習するために使用される。そのため、コンピュータ100は、学習装置と呼ばれてもよい。コンピュータ100は、例えばサーバコンピュータであってもよいし、パーソナルコンピュータ（例えば、デスクトップ型又はラップトップ型）であってもよい。コンピュータ100は、クラウド環境上に配置されたコンピュータリソースであってもよい。

[0012] コンピュータ100は、図1に示されるハードウェアデバイスを有してもよい。プロセッサ101は、コンピュータ100の全体的な動作を制御する。プロセッサ101は、例えば中央演算ユニット（CPU：Central Processing Unit）によって構成されてもよいし、グラフィックス処理ユニット（GPU：Graphics Processing Unit）によって構成されてもよいし、これらの組み合わせによって構成されてもよい。プロセッサ101は、単一のプロセッサであってもよいし、互いに通信可能に接続された複数のプロセッサの集合であってもよい。

[0013] メモリ102は、コンピュータ100の処理に使用されるプログラム及びデータを記憶する。メモリ102は、例えばランダムアクセスメモリ（RA

M) とリードオンリメモリ (ROM) との組み合わせによって構成されてもよい。

[0014] 入力装置103は、コンピュータ100のユーザから指示を取得するためのデバイスである。入力装置103は、例えばキーボード、ボタン、タッチパッド、マイクのうちの1つ以上の組み合わせによって構成されてもよい。表示装置104は、コンピュータ100のユーザへ視覚的に情報を提示するためのデバイスである。表示装置104は、例えば液晶ディスプレイのようなドットマトリクス型のディスプレイであってもよい。コンピュータ100は、入力装置103と表示装置104とが一体に構成されたデバイス（例えば、タッチスクリーン）を有してもよい。入力装置103及び表示装置104はコンピュータの外部にあってもよい。この場合に、コンピュータ100は、外部の入力装置103及び表示装置104と通信するためのインタフェースを有してもよい。

[0015] 通信装置105は、コンピュータ100の外部の装置と通信するためのデバイスである。コンピュータ100が有線通信を行う場合に、通信装置105は、ケーブルを接続するためのコネクタを有するネットワークインタフェースカード (NIC) であってもよい。コンピュータ100が無線通信を行う場合に、通信装置105は、アンテナ及びベースバンド処理回路を含む無線通信モジュールであってもよい。

[0016] 二次記憶装置106は、コンピュータ100の処理に使用されるプログラムやデータを不揮発に記憶するためのデバイスである。二次記憶装置106は、例えばハードディスクドライブ (HDD) やソリッドステートドライブ (SSD) によって構成される。

[0017] コンピュータ100は、外部のデータベース110と通信可能であってもよい。データベース110は、コンピュータ100による機械学習に使用される教師データ111を記憶してもよい。コンピュータ100は、データベース110から教師データ111を取得してもよい。これに代えて又はこれに加えて、コンピュータ100の二次記憶装置106に教師データ111が

記憶されていてもよい。機械学習において、異なる複数の教師データ 1 1 1 が使用される。2つの教師データ 1 1 1 が異なるとは、これらの教師データ 1 1 1 に含まれる入力データ 1 1 2 が異なる（例えば、後述する入力テキスト 2 0 1 及び入力画像 2 0 2 の少なくとも一方が異なる）ことであってもよい。教師データ 1 1 1 の一部は、検証データ及びテストデータとして使用されてもよい。

[0018] 教師データ 1 1 1 は、入力データ 1 1 2 及び正解データ 1 1 3 を含む。入力データ 1 1 2 とは、モデル（例えば、図 4 のモデル 4 0 0）を学習するためにモデルに入力されるデータのことであってもよい。正解データ 1 1 3 とは、このモデルが出力すべきデータのことであってもよい。

[0019] 図 2 を参照して、入力データ 1 1 2 の一例について説明する。入力データ 1 1 2 は、参照物体 2 0 3 を含む入力画像 2 0 2 と、参照物体 2 0 3 を参照することによって目標位置を相対的に指定する入力テキスト 2 0 1 とのペアを含んでもよい。

[0020] 入力画像 2 0 2 は、物体を含み任意の画像であってもよい。入力画像 2 0 2 は、車両 2 1 0 のカメラ 2 1 1 によって撮影された画像であってもよい。例えば、入力画像 2 0 2 は、車両 2 1 0 の前方を撮影するように車両に取り付けられたカメラ 2 1 1 によって撮影された画像であってもよい。これに代えて、入力画像 2 0 2 は、車両 2 1 0 の他の方向（例えば、後方）を撮影するように車両に取り付けられたカメラによって撮影された画像であってもよい。車両 2 1 0 のカメラ 2 1 1 は、車両 2 1 0 に取り付けられたカメラ 2 1 1 であってもよいし、車両に持ち込まれたカメラ（例えば、車両の乗員のスマートフォン）であってもよい。入力画像 2 0 2 は、車両に関連しない画像であってもよい。

[0021] 参照物体 2 0 3 は、入力画像 2 0 2 に含まれる任意の物体であってもよい。図 2 の例では、参照物体 2 0 3 として車両が使用される。これに代えて、参照物体 2 0 3 は、車両以外の交通参加者、道路標識、信号機、ガードレール、交差点、横断歩道などであってもよい。

[0022] 入力テキスト201は、例えば「右側の黒い車の前に停めて」のように自然言語によって表現されてもよい。この例では、入力テキスト201の「右側の黒い車」が参照物体203を指定し、入力テキスト201の「の前」が参照物体203に対して目標位置を相対的に指定する。入力テキスト201は、自然言語によって表現される代わりに、他の形式で表現されてもよい。例えば、入力テキスト201は、事前に設定された参照物体と位置関係との組み合わせの複数の候補から選択されてもよい。

[0023] 図3を参照して、正解データ113の一例について説明する。正解データ113は、入力テキスト201によって指定される目標位置と、参照物体203の位置である参照位置と、参照物体203に対する目標位置の位置関係と、を特定するためのデータであってもよい。正解データ113は、入力データ112に対して手動で設定されてもよく、コンピュータによって設定されてもよい。図3の例では、正解データ113は、入力画像202内の点301と、入力画像202内の領域302とを含む。入力テキスト201によって指定される目標位置は、点301によって特定される。例えば、点301が目標位置であってもよい。これに代えて、点301を中心とする領域が目標位置であってもよい。点301は、入力画像202に設定された2次元座標系（以下、単に「入力画像202の座標系」と表す）における各方向の成分によって表されてもよい。

[0024] 参照物体203の位置である参照位置は、領域302によって特定される。例えば、領域302が参照位置であってもよい。領域302は、参照物体203に外接する外縁を有する矩形であってもよい。領域302は、中心と、幅と、高さと、によって表されてもよい。領域302の中心は、入力画像202の座標系における各方向の成分によって表されてもよい。これに代えて、領域302は、左上の角の座標と、右下の角の座標と、によって表されてもよい。領域302は矩形以外であってもよく、例えば円形であってもよい。領域302の形状は参照物体203の形状に応じて異なってもよい。

[0025] 参照物体203に対する目標位置の位置関係は、点301及び領域302

によって特定される。例えば、位置関係は、領域302の中心から点301へ向かう2次元ベクトルによって表されてもよい。このベクトルは、入力画像202の座標系における各方向の成分によって表されてもよい。

[0026] 上述の例では、正解データ113が、点301と、領域302とを含む。これに代えて、正解データ113は、領域302と、2次元ベクトルとを含んでもよい。この場合に、入力テキスト201によって指定される目標位置は、領域302の中心から2次元ベクトルの分だけ移動した点によって特定されてもよい。これに代えて、正解データ113は、点301と、2つの2次元ベクトルとを含んでもよい。領域302の左上の角及び右上の角が、点301から2つの2次元ベクトルのそれぞれの分だけ移動した点によって特定されてもよい。

[0027] 上述の例において、正解データ113は、入力テキスト201によって指定される目標位置と、参照物体203の位置である参照位置と、参照物体203に対する目標位置の位置関係と、の3つの情報のうちの2つを明示的に表し、残りの1つは他のこれらの2つの情報から決定される。これに代えて、正解データ113は、これらの3つの情報を明示的に表してもよい。

[0028] 図4を参照して、コンピュータ100によって機械学習されるモデル400について説明する。モデル400は、入力データ112に基づいて、入力テキスト201によって指定される目標位置と、参照物体203の位置である参照位置と、参照物体203に対する目標位置の位置関係と、を特定するための出力データを生成する。モデル400は、入力データ112に含まれる入力テキスト201と入力画像202との両方がモデルのパラメータによって処理されることによってモデルの出力データに影響を与える任意の構造を有してもよい。図4のモデル400は、このようなモデルの一例である。

[0029] モデル400は、画像入力層410と、テキスト入力層420と、画像符号化層430と、テキスト符号化層440と、出力層450と、を含む。画像入力層410は、入力画像202を画像符号化層430に入力される形式に変換する。例えば、画像入力層410は、入力画像202を複数のベクト

ルに変換する。例えば、画像入力層410は、入力画像202を複数のパッチ画像に分割し、各パッチ画像の画素値を1次元ベクトルに並び替えてもよい。

[0030] 画像符号化層430は、画像入力層410から入力された入力画像202（具体的に、複数のベクトルとして表現された入力画像202）を符号化する。画像符号化層430の具体的な構成については後述する。出力層450は、画像符号化層430によって符号化されたデータに基づいて、入力テキスト201によって指定される目標位置と、参照物体203の位置である参照位置と、参照物体203に対する目標位置の位置関係と、を特定するための出力データを生成する。モデル400の出力データは、上述の正解データ113と同じ構成を有してもよい。例えば、モデル400の出力データは、点301及び領域302であってもよい。後述するように、画像符号化層430から、複数の行ベクトルが結合された行列が出力される。出力層450は、この出力された行列に右から重み行列を乗算することによって、1次元の列ベクトルを算出してもよい。この重み行列は、機械学習によって決定されるパラメータの1つである。算出される列ベクトルの複数の成分が、点301の座標値及び領域302を特定するための値となる。

[0031] 画像符号化層430の具体的な構成について説明する。画像符号化層430は、1つ以上の独立符号化層460（図4の例では2つ）と、1つ以上の連携符号化層470（図4の例では2つ）と、を含んでもよい。画像符号化層430が複数の独立符号化層460を含む場合に、これらは直列に接続されてもよい。画像符号化層430が複数の連携符号化層470を含む場合に、これらは直列に接続されてもよい。1つ以上の独立符号化層460は画像符号化層430の前半にまとめて配置され、1つ以上の連携符号化層470は画像符号化層430の後半にまとめて配置されてもよい。これに代えて、独立符号化層460と連携符号化層470とが入り交じって配置されてもよい。

[0032] 画像符号化層430に含まれる独立符号化層460は、テキスト符号化層

440によって決定された特徴量を入力として使用せずに、画像符号化層430における前段の層から入力された複数のベクトルをそれぞれ符号化する。独立符号化層460は、自己注意（Self-Attention）層461と、全結合層462と、を含んでもよい。

[0033] 独立符号化層460に入力された複数のベクトルは、自己注意層461によって異なる複数のベクトルに変換される。自己注意層461から出力された複数のベクトルは、全結合層462によって異なる複数のベクトルに変換される。全結合層462から出力された複数のベクトルは、独立符号化層460から出力される。

[0034] 自己注意層461の複数の出力ベクトルのそれぞれは、自己注意層461の複数の入力ベクトルにおける各入力ベクトルに関する他の入力ベクトルの関係性を表す。図5を参照して、自己注意層461の具体的な構成について説明する。自己注意層461は、入力された複数の行ベクトルを2次元の1つの入力行列 X に結合する。自己注意層461は、入力行列 X に重み行列 W_Q 、重み行列 W_K 、重み行列 W_V を右から乗算することによって、クエリ Q 、キー K 、バリュー V をそれぞれ算出する。重み行列 W_Q 、重み行列 W_K 、及び重み行列 W_V は、機械学習によって決定されるパラメータである。

[0035] 自己注意層461は、スコア算出部501を含む。スコア算出部501は、クエリ Q 及びキー K に基づいてスコア S を算出する。具体的に、スコア算出部501は、クエリ Q にキー K の転置行列を右から乗算し、各成分を所定値（例えば、キー K の列数の平方根）で除算することによって中間行列を算出する。その後、スコア算出部501は、中間行列の各行にSoftmax関数を適用することによって、スコア S を算出する。その後、自己注意層461は、スコア S にバリュー V を右から乗算することによって、行列 Y を算出する。自己注意層461は、このようにして算出された行列 Y を出力する。行列 Y の複数の行が、自己注意層461から出力される複数の行ベクトルに対応する。

[0036] 全結合層462は、入力された複数のベクトルのすべてを結合することに

よって異なる複数のベクトルを出力する。例えば、全結合層462は、自己注意層461から出力された行列Yに重み行列を右から乗算し、その結果の行列の各行にバイアスベクトルを加算する。重み行列及びバイアスベクトルは、機械学習によって決定されるパラメータである。その後、全結合層462は、このようにして算出された行列の各要素に活性化関数を適用することによって得られた行列を出力する。全結合層462の重み行列は、全結合層462から出力される行列（すなわち、独立符号化層460から出力される行列）が、次の独立符号化層460の入力行列と同じサイズとなるようなサイズを有する。

[0037] 画像符号化層430に含まれる連携符号化層470は、テキスト符号化層440によって決定された特徴量を追加の入力として使用して、画像符号化層430における前段の層から入力された複数のベクトルをそれぞれ符号化する。連携符号化層470は、上述の自己注意層461及び全結合層462に加えて、交差注意（Cross-Attention）層471をさらに含んでもよい。

[0038] 連携符号化層470に入力された複数のベクトルは、自己注意層461によって異なる複数のベクトルに変換される。自己注意層461によって決定された特徴量の一部は、交差注意層471に入力される。交差注意層471には、テキスト符号化層440に含まれる連携符号化層470（具体的には、その自己注意層461）によって決定された特徴量の一部も入力される。交差注意層471は、これらの入力に基づいて複数のベクトルを生成し出力する。

[0039] 自己注意層461から出力された複数のベクトルと交差注意層471から出力された複数のベクトルとは加算され、全結合層462に入力される。全結合層462は、入力された複数のベクトルを異なる複数のベクトルに変換する。全結合層462から出力された複数のベクトルは、連携符号化層470から出力される。

[0040] 交差注意層471の複数の出力ベクトルのそれぞれは、テキスト符号化層

440に含まれる自己注意層461からの複数の出力ベクトルの各ベクトルに関する、画像符号化層430に含まれる自己注意層461からの複数の出力ベクトルの関係性を表す。

[0041] 図6を参照して、交差注意層471の具体的な構成について説明する。交差注意層471には、画像符号化層430に含まれる自己注意層461aからクエリQが入力され、テキスト符号化層440に含まれる自己注意層461bからキーK及びバリューVが入力される。クエリQは、自己注意層461aによって決定された特徴量の一部である。キーK及びバリューVは、自己注意層461bによって決定された特徴量の一部である。

[0042] スコア算出部501は、上述と同様にして、クエリQ及びキーKに基づいてスコアSを算出する。その後、交差注意層471は、スコアSにバリューVを右から乗算することによって、行列Zを算出する。交差注意層471は、このようにして算出された行列Zを出力する。行列Zの複数の行が、交差注意層471から出力される複数の行ベクトルに対応する。

[0043] テキスト入力層420は、入力テキスト201をテキスト符号化層440に入力される形式に変換する。例えば、テキスト入力層420は、入力テキスト201を複数の単語に分節し、各単語をベクトルに変換する。単語のベクトル化には、例えばword2vecのような既存の技術が使用されてもよい。テキスト符号化層440は、テキスト入力層420から入力された入力テキスト201（具体的に、複数のベクトルとして表現された入力テキスト201）を符号化する。テキスト符号化層440は、画像符号化層430と同じ層構造を有してもよい。これに代えて、テキスト符号化層440は、画像符号化層430と異なる層構造を有してもよい。

[0044] 例えば、テキスト符号化層440は、画像符号化層430と同様に、1つ以上の独立符号化層460（図4の例では2つ）と、1つ以上の連携符号化層470（図4の例では2つ）と、を含んでもよい。テキスト符号化層440に含まれる独立符号化層460は、画像符号化層430によって決定された特徴量を入力として使用せずに、テキスト符号化層440における前段の

層から入力された複数のベクトルをそれぞれ符号化する。テキスト符号化層 440 に含まれる連携符号化層 470 は、画像符号化層 430 によって決定された特徴量を追加の入力として使用して、テキスト符号化層 440 における前段の層から入力された複数のベクトルをそれぞれ符号化する。

[0045] モデル 400 から出力された出力データは、モデル 400 の学習時に損失関数 480 に入力される。損失関数 480 には入力データ 112 に対応する正解データ 113 も入力される。損失関数 480 は、出力データと正解データ 113 との誤差に基づいて損失を出力する。

[0046] 図 7 を参照して、モデル 400 を学習するための学習方法の一例について説明する。図 7 の方法の各ステップは、例えばコンピュータ 100 のプロセッサ 101 がメモリ 102 に読み出されたプログラムを実行することによって処理されてもよい。これに代えて、図 7 の方法の一部又は全部のステップは、特定用途向け集積回路 (ASIC) のような専用回路によって実行されてもよい。図 7 の開始時点で、モデル 400 のパラメータはランダムに設定された値であってもよい。

[0047] S701 で、コンピュータ 100 は、1 つの教師データ 111 を取得する。教師データ 111 はデータベース 110 からこの時点で読み出されてもよいし、事前に二次記憶装置 106 に記憶されていてもよい。教師データ 111 を 1 つずつ使用するかわりに、複数の教師データ 111 がバッチとしてまとめて使用されてもよい。

[0048] S702 で、コンピュータ 100 は、S701 で取得された教師データ 111 に含まれる入力データ 112 をモデル 400 に入力することによって、出力データを生成する。上述のように、出力データは、目標位置 (例えば、点 301) と、参照物体 203 の位置である参照位置 (例えば、領域 302) と、参照位置に対する目標位置の位置関係と、を特定するためのデータである。

[0049] S703 で、コンピュータ 100 は、S702 で生成された出力データと、S701 で取得された教師データ 111 に含まれる正解データ 113 と、

を損失関数480に入力することによって得られる損失が低下するように、モデル400のパラメータを更新する。パラメータの更新は、Adamのような既存の手法を用いて行われてもよい。

[0050] 一部の実施形態で使用される損失関数480について詳細に説明する。損失関数480は、(1)モデル400の出力データによって特定された目標位置と、正解データ113によって特定された目標位置との誤差(以下、目標誤差)と、(2)モデル400の出力データによって特定された参照位置と、正解データ113によって特定された参照位置との誤差(以下、参照誤差)と、(3)モデル400の出力データによって特定された位置関係と、正解データ113によって特定された位置関係との誤差(以下、関係誤差)と、のうちの少なくとも2つに基づく。例えば、損失関数480は、目標誤差及び参照誤差に基づいてもよいし、目標誤差及び関係誤差に基づいてもよいし、参照誤差及び関係誤差に基づいてもよい。さらに、損失関数480は、目標誤差と、参照誤差と、関係誤差と、のすべてに基づいてもよい。このように、損失関数480が、目標誤差と、参照誤差と、関係誤差と、のうちの少なくとも2つに基づくことによって、目標位置を精度よく推論可能なモデル400を生成できる。

[0051] 別の一部の実施形態で使用される損失関数480について詳細に説明する。損失関数480は、(3)モデル400の出力データによって特定された位置関係と、正解データ113によって特定された位置関係との誤差(上述の関係誤差)に基づく。関係誤差は、参照位置に対する目標位置の位置関係の誤差であるため、目標位置と参照位置との両方に基づく。そのため、損失関数480が関係誤差だけにに基づく場合であっても、目標位置を精度よく推論可能なモデル400を生成できる。

[0052] 目標位置が上述のように点301で表される場合に、目標誤差は、モデル400の出力データによって特定された点301の各座標値と、正解データ113によって特定された点301の各座標値と、の差であってもよい。参照位置が上述のように領域302で表される場合に、参照誤差は、モデル4

00の出力データによって特定された領域302の中心の各座標値、幅、及び高さ、正解データ113によって特定された領域302の中心の各座標値、幅、及び高さ、の差であってもよい。目標位置と参照位置との位置関係が上述のように2次元ベクトルで表される場合に、関係誤差は、モデル400の出力データによって特定された2次元ベクトルの各成分と、正解データ113によって特定された2次元ベクトルの各成分と、の差であってもよい。

[0053] 損失関数480が算出する損失は、目標誤差に基づく損失と、参照誤差に基づく損失と、関係誤差に基づく損失と、のうちの少なくとも2つの和であってもよい。この和は加重和であってもよく、加重和の係数はハイパーパラメータとして決定されてもよい。

[0054] 目標誤差に基づく損失は、例えば目標誤差のL1損失であってもよい。参照誤差に基づく損失は、例えば参照誤差のL1損失と、参照誤差のG10U損失との和であってもよい。この和は加重和であってもよく、加重和の係数はハイパーパラメータとして決定されてもよい。関係誤差に基づく損失は、例えば関係誤差のL1損失であってもよい。上述の各誤差に基づく損失の決定方法は一例であり、他の方法で損失が決定されてもよい。

[0055] S704で、コンピュータ100は、パラメータ更新の反復を終了するための条件（以下、終了条件）が満たされるかどうかを判定する。コンピュータは、終了条件が満たされると判定された場合（S704で「YES」）に処理を終了し、それ以外の場合（S704で「NO」）に処理をS701に遷移する。終了条件は、所定の回数だけパラメータを更新したこと（すなわち、S704を実行したこと）であってもよい。図7の処理の実行後に、コンピュータ100は、学習されたモデル400を今後の処理のために二次記憶装置106に記憶してもよいし、他の装置（例えば、データベース110）へ送信してもよい。

[0056] 学習開始時点のモデル400のパラメータは、ランダムに設定されてもよい。これに代えて、学習開始時点のモデル400のパラメータは、入力画像

202を入力データとし、参照物体203の位置を正解データとする別の機械学習によって決定された画像符号化層430のパラメータであってもよい。すなわち、モデル400のパラメータは、別の機械学習によって決定されたパラメータを利用するファインチューニングによって決定されてもよい。

[0057] 続いて、モデル400を使用する方法について説明する。一部の実施形態に係る車両は、マイクを通じて乗員から音声入力を取得し、これをテキストに変換する。車両は、音声入力を取得したことに応じて、車両の前方の風景を撮影することによって画像を取得する。車両は、このようにして取得されたテキスト及び画像をモデル400に入力することによって出力データを生成し、この出力データを用いて目標位置を特定する。その後、車両は、目標位置に関して、音声入力で指定された処理を実行する。例えば、「右側の黒い車の前に停めて」という指示が音声入力によって行われた場合に、車両は、右側の黒い車の前の位置を目標位置として特定し、この目標位置に停車するように車両の走行を制御する。このように、モデル400を使用することによって、目標位置と、入力テキストで指定された参照物体とを同時に予測することが可能である。

[0058] <実施形態のまとめ>

[項目1]

機械学習を行う学習装置(100)であって、

入力データ(112)及び正解データ(113)を含む教師データ(111)を取得する取得手段であって、前記入力データは、参照物体(203)を含む入力画像(202)と、前記参照物体を参照することによって目標位置(301)を相対的に指定する入力テキスト(201)と、を含む、取得手段と、

前記入力データをモデル(400)に入力することによって、前記目標位置と、前記参照物体の位置である参照位置(302)と、前記参照位置に対する前記目標位置の位置関係と、を特定するための出力データを生成する生成手段と、

前記出力データと、前記正解データと、を損失関数（480）に入力することによって得られる損失が低下するように、前記モデルのパラメータを更新する更新手段と、を備え、

前記損失関数は、

前記出力データによって特定された前記目標位置と、前記正解データによって特定された前記目標位置との第1の誤差と、

前記出力データによって特定された前記参照位置と、前記正解データによって特定された前記参照位置との第2の誤差と、

前記出力データによって特定された前記位置関係と、前記正解データによって特定された前記位置関係との第3の誤差と、

のうちの少なくとも2つに基づく、学習装置。

この項目によれば、目標位置を精度よく推論可能なモデルを生成できる。

[項目2]

前記入力画像は、車両（210）のカメラ（211）によって撮影された画像を含む、項目1に記載の学習装置。

この項目によれば、車両の制御に使用される目標位置を精度よく推論可能なモデルを生成できる。

[項目3]

前記入力テキストは、自然言語によって表現される、項目1又は2に記載の学習装置。

この項目によれば、自然言語によって指定された目標位置を精度よく推論可能なモデルを生成できる。

[項目4]

前記損失関数は、少なくとも前記第1の誤差に基づく、項目1乃至3の何れか1項に記載の学習装置。

この項目によれば、第1の誤差に基づくため、目標位置をさらに精度よく推論可能なモデルを生成できる。

[項目5]

前記損失関数は、前記第1の誤差と、前記第2の誤差と、前記第3の誤差と、のすべてに基づく、項目1乃至4の何れか1項に記載の学習装置。

この項目によれば、目標位置をさらに精度よく推論可能なモデルを生成できる。

[項目6]

前記モデルは、

前記入力画像を符号化するための画像符号化層(430)と、

前記入力テキストを符号化するためのテキスト符号化層(440)と、

を含み、

前記画像符号化層に、前記テキスト符号化層によって決定された特徴量の一部が入力され、

前記テキスト符号化層に、前記画像符号化層によって決定された特徴量の一部が入力される、項目1乃至5の何れか1項に記載の学習装置。

この項目によれば、入力画像及び入力テキストの両方を出力データに反映できる。

[項目7]

前記画像符号化層と、前記テキスト符号化層とは、同一の層構造を有する、項目6に記載の学習装置。

この項目によれば、モデルの実装が容易となる。

[項目8]

前記モデルの前記機械学習は、第1の機械学習であり、

学習開始時点の前記モデルのパラメータは、前記入力画像を入力データとし、前記参照物体の位置を正解データとする第2の機械学習によって決定された前記画像符号化層のパラメータである、項目6又は7に記載の学習装置。

この項目によれば、モデルの学習時間を短縮できる。

[項目9]

機械学習を行う学習装置(100)であって、

入力データ（112）及び正解データ（113）を含む教師データ（111）を取得する取得手段であって、前記入力データは、参照物体（203）を含む入力画像（202）と、前記参照物体を参照することによって目標位置（301）を相対的に指定する入力テキスト（201）と、を含む、取得手段と、

前記入力データをモデル（400）に入力することによって、前記目標位置と、前記参照物体の位置である参照位置（302）と、前記参照位置に対する前記目標位置の位置関係と、を特定するための出力データを生成する生成手段と、

前記出力データと、前記正解データと、を損失関数（480）に入力することによって得られる損失が低下するように、前記モデルのパラメータを更新する更新手段と、を備え、

前記損失関数は、前記出力データによって特定された前記位置関係と、前記正解データによって特定された前記位置関係との誤差に基づく、学習装置。

この項目によれば、目標位置を精度よく推論可能なモデルを生成できる。

[項目10]

コンピュータを項目1乃至9の何れか1項に記載された学習装置の各手段として機能させるためのプログラム。

この項目によれば、プログラムの形態で上述の項目を提供できる。

[項目11]

機械学習を行う学習方法であって、

入力データ（112）及び正解データ（113）を含む教師データ（111）を取得する取得工程であって、前記入力データは、参照物体（203）を含む入力画像（202）と、前記参照物体を参照することによって目標位置（301）を相対的に指定する入力テキスト（201）と、を含む、取得工程と、

前記入力データをモデル（400）に入力することによって、前記目標位

置と、前記参照物体の位置である参照位置（302）と、前記参照位置に対する前記目標位置の位置関係と、を特定するための出力データを生成する生成工程と、

前記出力データと、前記正解データと、を損失関数（480）に入力することによって得られる損失が低下するように、前記モデルのパラメータを更新する更新工程と、を備え、

前記損失関数は、

前記出力データによって特定された前記目標位置と、前記正解データによって特定された前記目標位置との第1の誤差と、

前記出力データによって特定された前記参照位置と、前記正解データによって特定された前記参照位置との第2の誤差と、

前記出力データによって特定された前記位置関係と、前記正解データによって特定された前記位置関係との第3の誤差と、

のうちの少なくとも2つに基づく、又は

前記損失関数は、前記第3の誤差に基づく、学習方法。

この項目によれば、目標位置を精度よく推論可能なモデルを生成できる。

[0059] 発明は上記の実施形態に制限されるものではなく、発明の要旨の範囲内で、種々の変形・変更が可能である。

[0060] 本願は、2023年6月26日提出の米国仮特許出願第18/213,980号を基礎として優先権を主張するものであり、その記載内容の全てを、ここに援用する。

請求の範囲

- [請求項1] 機械学習を行う学習装置であって、
入力データ及び正解データを含む教師データを取得する取得手段であって、前記入力データは、参照物体を含む入力画像と、前記参照物体を参照することによって目標位置を相対的に指定する入力テキストと、を含む、取得手段と、
前記入力データをモデルに入力することによって、前記目標位置と、前記参照物体の位置である参照位置と、前記参照位置に対する前記目標位置の位置関係と、を特定するための出力データを生成する生成手段と、
前記出力データと、前記正解データと、を損失関数に入力することによって得られる損失が低下するように、前記モデルのパラメータを更新する更新手段と、を備え、
前記損失関数は、
前記出力データによって特定された前記目標位置と、前記正解データによって特定された前記目標位置との第1の誤差と、
前記出力データによって特定された前記参照位置と、前記正解データによって特定された前記参照位置との第2の誤差と、
前記出力データによって特定された前記位置関係と、前記正解データによって特定された前記位置関係との第3の誤差と、
のうちの少なくとも2つに基づく、学習装置。
- [請求項2] 前記入力画像は、車両のカメラによって撮影された画像を含む、請求項1に記載の学習装置。
- [請求項3] 前記入力テキストは、自然言語によって表現される、請求項1又は2に記載の学習装置。
- [請求項4] 前記損失関数は、少なくとも前記第1の誤差に基づく、請求項1乃至3の何れか1項に記載の学習装置。
- [請求項5] 前記損失関数は、前記第1の誤差と、前記第2の誤差と、前記第3

の誤差と、のすべてに基づく、請求項1乃至4の何れか1項に記載の学習装置。

[請求項6]

前記モデルは、

前記入力画像を符号化するための画像符号化層と、

前記入力テキストを符号化するためのテキスト符号化層と、を含み、

前記画像符号化層に、前記テキスト符号化層によって決定された特徴量の一部が入力され、

前記テキスト符号化層に、前記画像符号化層によって決定された特徴量の一部が入力される、請求項1乃至5の何れか1項に記載の学習装置。

[請求項7]

前記画像符号化層と、前記テキスト符号化層とは、同一の層構造を有する、請求項6に記載の学習装置。

[請求項8]

前記モデルの前記機械学習は、第1の機械学習であり、

学習開始時点の前記モデルのパラメータは、前記入力画像を入力データとし、前記参照物体の位置を正解データとする第2の機械学習によって決定された前記画像符号化層のパラメータである、請求項6又は7に記載の学習装置。

[請求項9]

機械学習を行う学習装置であって、

入力データ及び正解データを含む教師データを取得する取得手段であって、前記入力データは、参照物体を含む入力画像と、前記参照物体を参照することによって目標位置を相対的に指定する入力テキストと、を含む、取得手段と、

前記入力データをモデルに入力することによって、前記目標位置と、前記参照物体の位置である参照位置と、前記参照位置に対する前記目標位置の位置関係と、を特定するための出力データを生成する生成手段と、

前記出力データと、前記正解データと、を損失関数に入力すること

によって得られる損失が低下するように、前記モデルのパラメータを更新する更新手段と、を備え、

前記損失関数は、前記出力データによって特定された前記位置関係と、前記正解データによって特定された前記位置関係との誤差に基づく、学習装置。

[請求項10] コンピュータを請求項1乃至9の何れか1項に記載された学習装置の各手段として機能させるためのプログラム。

[請求項11] 機械学習を行う学習方法であって、

入力データ及び正解データを含む教師データを取得する取得工程であって、前記入力データは、参照物体を含む入力画像と、前記参照物体を参照することによって目標位置を相対的に指定する入力テキストと、を含む、取得工程と、

前記入力データをモデルに入力することによって、前記目標位置と、前記参照物体の位置である参照位置と、前記参照位置に対する前記目標位置の位置関係と、を特定するための出力データを生成する生成工程と、

前記出力データと、前記正解データと、を損失関数に入力することによって得られる損失が低下するように、前記モデルのパラメータを更新する更新工程と、を備え、

前記損失関数は、

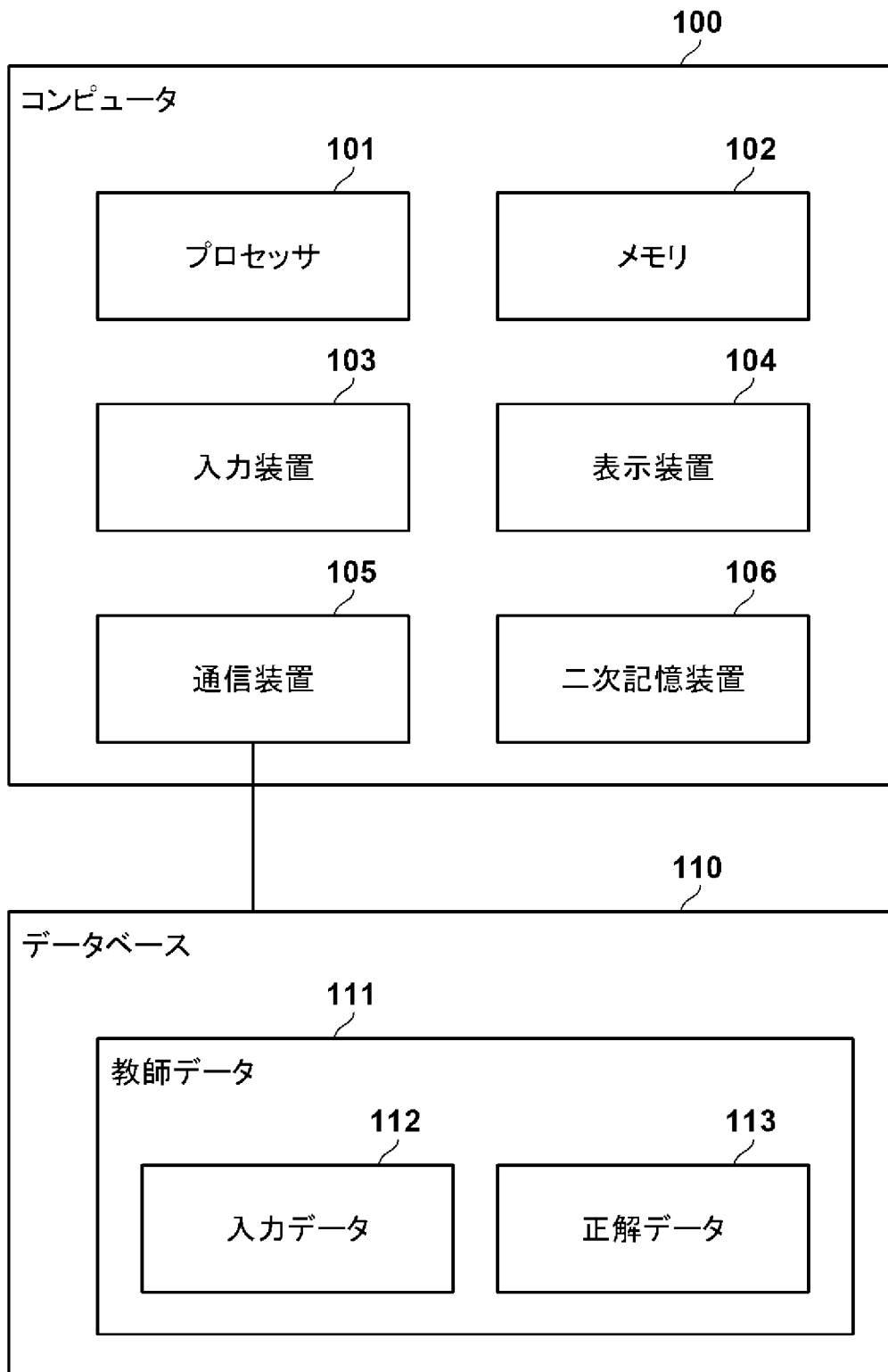
前記出力データによって特定された前記目標位置と、前記正解データによって特定された前記目標位置との第1の誤差と、

前記出力データによって特定された前記参照位置と、前記正解データによって特定された前記参照位置との第2の誤差と、

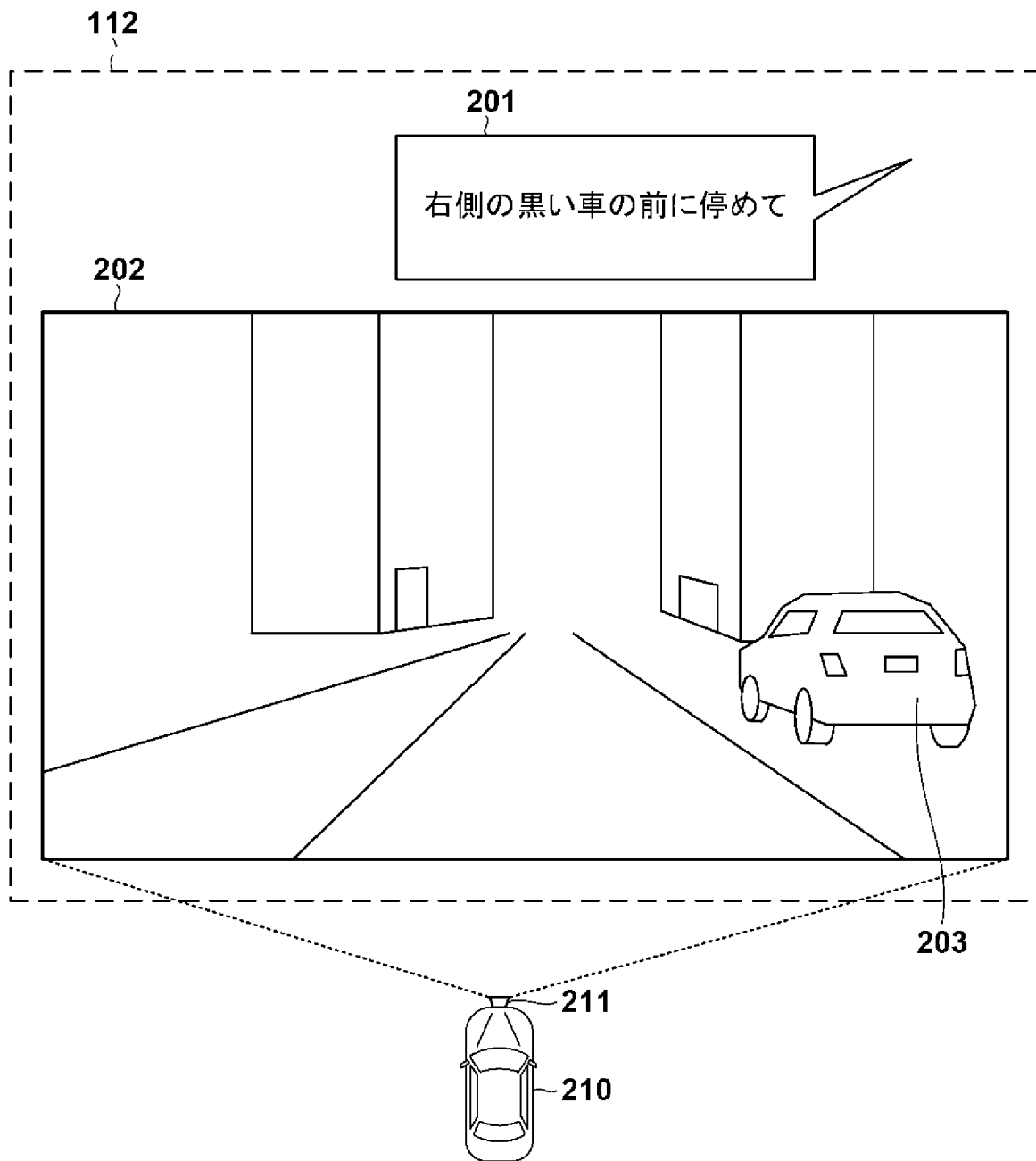
前記出力データによって特定された前記位置関係と、前記正解データによって特定された前記位置関係との第3の誤差と、
のうちの少なくとも2つに基づく、又は

前記損失関数は、前記第3の誤差に基づく、学習方法。

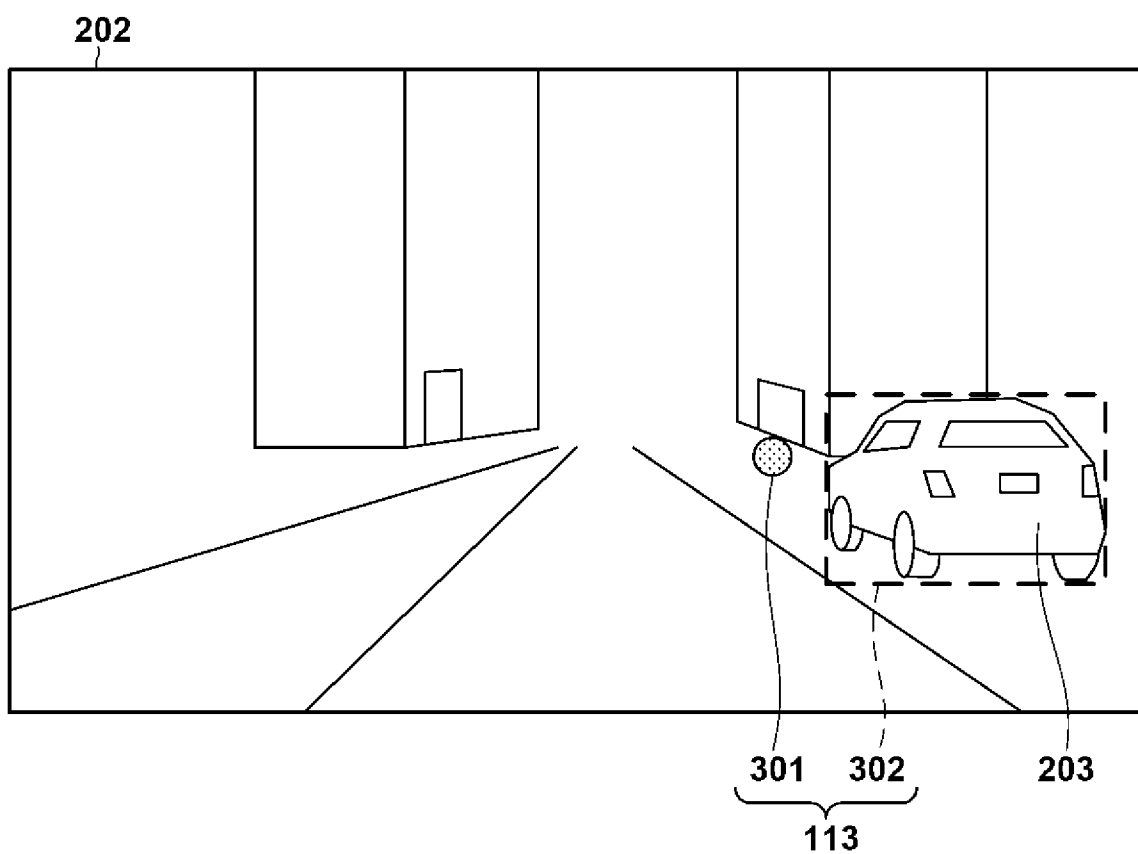
[図1]



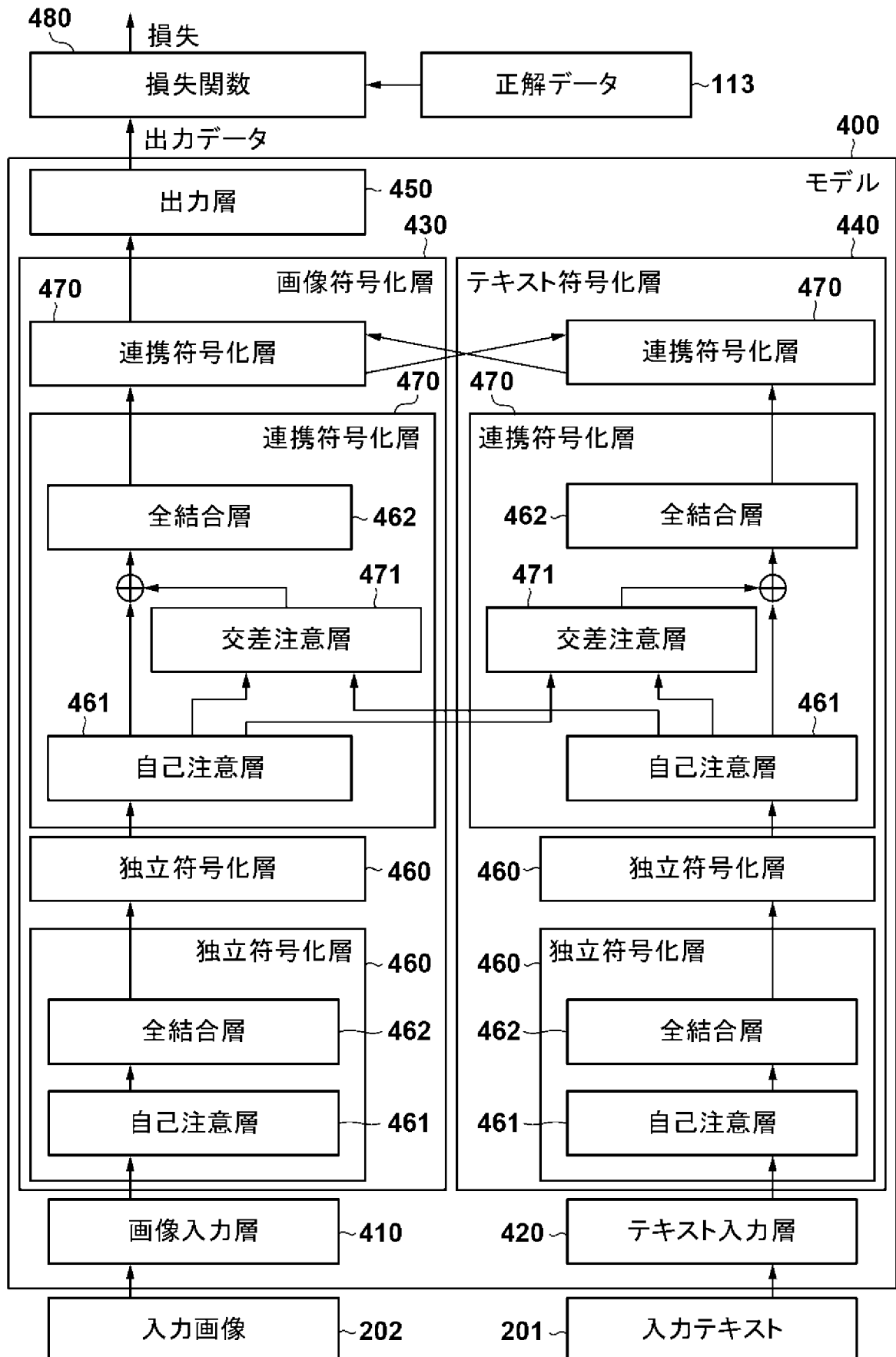
[図2]



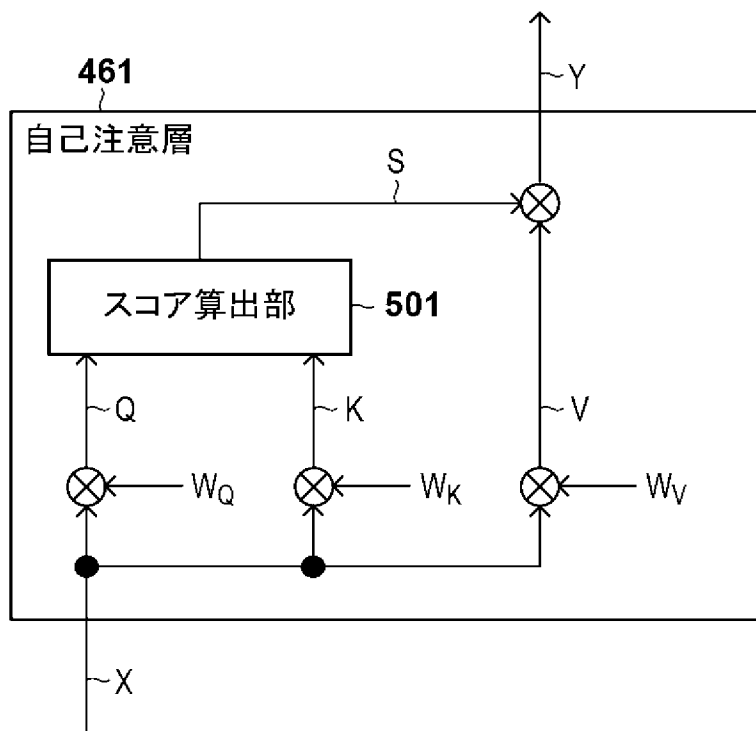
[図3]



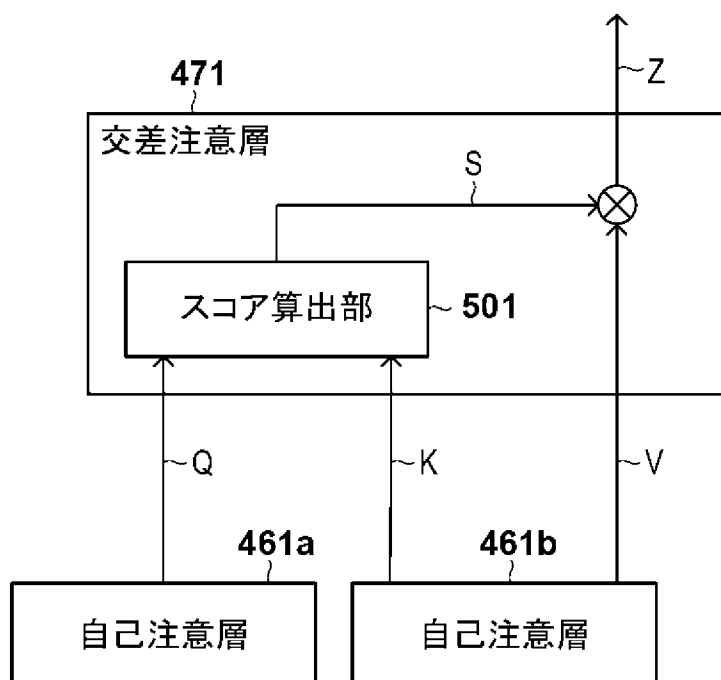
[図4]



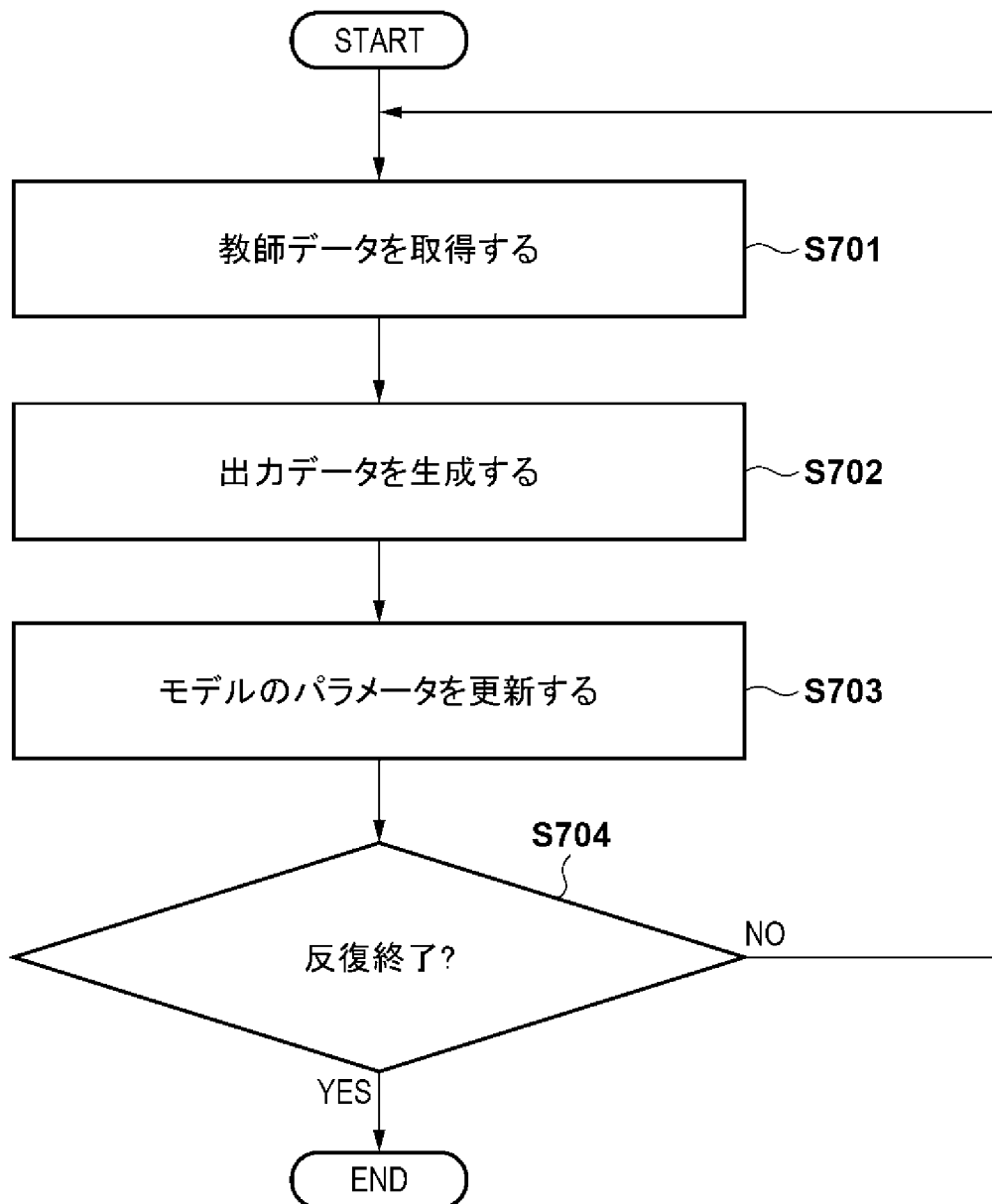
[図5]



[図6]



[図7]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2024/018221

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER		
G06N 20/00(2019.01); G06N 3/04(2023.01); G06N 3/09(2023.01); FI: G06N20/00 130; G06N3/09; G06N3/04		
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; G06N3/04; G06N3/09		
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 1971-2024 Registered utility model specifications of Japan 1996-2024 Published registered utility model applications of Japan 1994-2024		
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	畑中 駿平ほか, 市街地での移動指示理解タスクにおけるUNITER Regressorによる目標位置予測, 第126回知識ベースシステム研究会資料 (SIG-KBS-126), 19 August 2022, pp. 34-39 (HATANAKA, Shunpei et al., Target Position Prediction Using UNITER Regressor for Understanding Navigation Instructions in Urban Areas, SIG-KBS-126) sections 3-4, fig. 1-2	1-7, 9-11
A		8
Y	JP 2015-149013 A (TOYOTA JIDOSHA KABUSHIKI KAISHA) 20 August 2015 (2015-08-20) paragraph [0023]	1-7, 9-11
Y	JP 2009-193097 A (YASKAWA ELECTRIC CORP.) 27 August 2009 (2009-08-27) paragraph [0042]	1-7, 9-11
Y	WO 2023/101679 A1 (INNOPEAK TECH INC.) 08 June 2023 (2023-06-08) paragraph [0055], fig. 6	6-7
<input checked="" 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 "D" document cited by the applicant in the international application "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 July 2024		Date of mailing of the international search report 23 July 2024
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/JP2024/018221

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
JP	2015-149013	A	20 August 2015	(Family: none)	
JP	2009-193097	A	27 August 2009	(Family: none)	
WO	2023/101679	A1	08 June 2023	(Family: none)	
CN	116310920	A	23 June 2023	(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; G06N 3/04(2023.01)i; G06N 3/09(2023.01)i FI: G06N20/00 130; G06N3/09; G06N3/04		
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; G06N3/04; G06N3/09 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 - 2024年 日本国実用新案登録公報 1996 - 2024年 日本国登録実用新案公報 1994 - 2024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
Y A	畑中 駿平ほか、市街地での移動指示理解タスクにおけるUNITER Regressorによる目標位置予測、第126回 知識ベースシステム研究会資料（SIG-KBS-126）、2022.08.19, pp.34-39 第3-4節, 図1-2	1-7, 9-11 8
Y	JP 2015-149013 A (トヨタ自動車株式会社) 20.08.2015 (2015 - 08 - 20) [0023]	1-7, 9-11
Y	JP 2009-193097 A (株式会社安川電機) 27.08.2009 (2009 - 08 - 27) [0042]	1-7, 9-11
Y	WO 2023/101679 A1 (INNOPEAK TECHNOLOGY, INC.) 08.06.2023 (2023 - 06 - 08) [0055], 図6	6-7
Y	CN 116310920 A (CHONGQING UNIVERSITY OF POSTS AND TELECOMMUNICATIONS) 23.06.2023 (2023 - 06 - 23) [0051], 図2	6-7
<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 “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 “D” 国際出願で出願人が先行技術文献として記載した文献 “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 09.07.2024	国際調査報告の発送日 23.07.2024	
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） 山本 俊介 5H 5087 電話番号 03-3581-1101 内線 3529	

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/JP2024/018221

引用文献	公表日	パテントファミリー文献	公表日
JP 2015-149013 A	20.08.2015	(ファミリーなし)	
JP 2009-193097 A	27.08.2009	(ファミリーなし)	
WO 2023/101679 A1	08.06.2023	(ファミリーなし)	
CN 116310920 A	23.06.2023	(ファミリーなし)	