

(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
2020年10月8日(08.10.2020)



(10) 国際公開番号

WO 2020/203241 A1

(51) 国際特許分類:
G06N 3/08 (2006.01) G06T 7/00 (2017.01)
G06N 3/04 (2006.01)

(21) 国際出願番号: PCT/JP2020/011601

(22) 国際出願日: 2020年3月17日(17.03.2020)

(25) 国際出願の言語: 日本語

(26) 国際公開の言語: 日本語

(30) 優先権データ:
特願 2019-065378 2019年3月29日(29.03.2019) JP

(71) 出願人: ソニーセミコンダクタソリューションズ株式会社(SONY SEMICONDUCTOR SOLUTIONS CORPORATION) [JP/JP]; 〒2430014

神奈川県厚木市旭町四丁目14番1号 Kanagawa (JP).

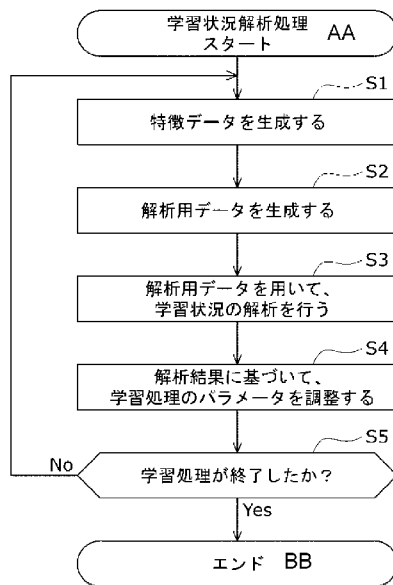
(72) 発明者: 米川 晴義 (YONEKAWA Haruyoshi); 〒2430014 神奈川県厚木市旭町四丁目14番1号 ソニーセミコンダクタソリューションズ株式会社内 Kanagawa (JP).

(74) 代理人: 西川 孝, 外 (NISHIKAWA Takashi et al.); 〒1700013 東京都豊島区東池袋3丁目9番10号 池袋F Nビル4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, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT,

(54) Title: INFORMATION PROCESSING METHOD, PROGRAM, AND INFORMATION PROCESSING DEVICE

(54) 発明の名称: 情報処理方法、プログラム、及び、情報処理装置



S1 Generate feature data
S2 Generate data for analysis
S3 Analyze learning condition by using data for analysis
S4 Adjust learning process parameter on basis of analysis result
S5 Learning process terminated?
AA Learning condition analysis process start
BB End

(57) Abstract: The present technology relates to an information processing method, a program, and an information processing device which enable a learning condition of a model using a neural network to be analyzed. In step S1, feature data is generated which represents, by numerical values, features of a feature map generated from input data in the model using a neural network. In step S2, data for analysis is generated on the basis of the feature data of a plurality of the feature maps. The present technology can be applied, for example, to a system which recognizes a preceding vehicle of a vehicle.

HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, 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.

- (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：本技術は、ニューラルネットワークを用いたモデルの学習状況を解析できるようにする情報処理方法、プログラム、及び、情報処理装置に関する。ステップS1において、ニューラルネットワークを用いたモデルにおいて入力データから生成される特徴マップの特徴を数値で表す特徴データが生成され、ステップS2において、複数の前記特徴マップの前記特徴データに基づく解析用データが生成される。本技術は、例えば、車両の前方の車両を認識するシステムに適用できる。

明 細 書

発明の名称：情報処理方法、プログラム、及び、情報処理装置 技術分野

[0001] 本技術は、情報処理方法、プログラム、及び、情報処理装置に関し、特に、ニューラルネットワークを用いたモデルの解析を行う場合に用いて好適な情報処理方法、プログラム、及び、情報処理装置に関する。

背景技術

[0002] 従来、画像パターン認識装置にニューラルネットワークが用いられている（例えば、特許文献1参照）。

先行技術文献

特許文献

[0003] 特許文献1：特開平5－61976号公報

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0004] 一方、ニューラルネットワークを用いたモデルの学習状況を解析できるようにすることが望まれている。

[0005] 本技術は、このような状況に鑑みてなされたものであり、ニューラルネットワークを用いたモデルの学習状況を解析できるようにするものである。

課題を解決するための手段

[0006] 本技術の一側面の情報処理方法は、ニューラルネットワークを用いたモデルにおいて入力データから生成される特徴マップの特徴を数値で表す特徴データを生成する特徴データ生成ステップと、複数の前記特徴マップの前記特徴データに基づく解析用データを生成する解析用データ生成ステップとを含む。

[0007] 本技術の一側面のプログラムは、ニューラルネットワークを用いたモデルにおいて入力データから生成される特徴マップの特徴を数値で表す特徴データを生成する特徴データ生成ステップと、複数の前記特徴マップの前記特徴

データに基づく解析用データを生成する解析用データ生成ステップとを含む処理をコンピュータに実行させる。

[0008] 本技術の一側面の情報処理装置は、ニューラルネットワークを用いたモデルにおいて入力データから生成される特徴マップの特徴を数値で表す特徴データを生成する特徴データ生成部と、複数の前記特徴マップの前記特徴データに基づく解析用データを生成する解析用データ生成部とを備える。

[0009] 本技術の一側面においては、ニューラルネットワークを用いたモデルにおいて入力データから生成される特徴マップの特徴を数値で表す特徴データが生成され、複数の前記特徴マップの前記特徴データに基づく解析用データが生成される。

図面の簡単な説明

[0010] [図1]車両制御システムの構成例を示すブロック図である。

[図2]物体認識モデルの第1の実施の形態を示す図である。

[図3]特徴マップの例を示す図である。

[図4]本技術を適用した情報処理装置の構成例を示すブロック図である。

[図5]学習状況解析処理を説明するためのフローチャートである。

[図6]画素値の分散が大きい特徴マップと画素値の分散が小さい特徴マップの例を示す図である。

[図7]特徴マップを一行に並べた例を示す図である。

[図8]特徴マップを2次元に並べた例を示す図である。

[図9]分散ベクトル及び分散ベクトルの画像の例を示す図である。

[図10]解析用データの例を示す図である。

[図11]学習の進行に伴う解析用データの変化の様子の第1の例を示す図である。

[図12]学習初期と学習末期の特徴マップの例を示す図である。

[図13]解析用データの例を示す図である。

[図14]正則化が強すぎる場合の解析用データの例を示す図である。

[図15]正則化が弱すぎる場合の解析用データの例を示す図である。

[図16]物体認識モデルの第2の実施の形態を示す図である。

[図17]学習の進行に伴う解析用データの変化の様子の第2の例を示す図である。

[図18]図17のEの解析用データを拡大した図である。

[図19]ミリ波画像と撮影画像の第1の例を示す図である。

[図20]ミリ波画像と撮影画像の第2の例を示す図である。

[図21]ミリ波画像と撮影画像の第3の例を示す図である。

[図22]ミリ波画像から生成される特徴マップの例を示す図である。

[図23]特徴マップの画素値のヒストグラムの例を示す図である。

[図24]特徴マップの画素値の度数分布に基づく解析用データの例を示す図である。

[図25]コンピュータの構成例を示す図である。

発明を実施するための形態

[0011] 以下、本技術を実施するための形態について説明する。説明は以下の順序で行う。

1. 実施の形態
2. 学習状況の解析事例
3. 変形例
4. その他

[0012] <<1. 実施の形態>>

まず、図1乃至図15を参照して、本技術の実施の形態について説明する。

[0013] <車両制御システム100の構成例>

[0014] 図1は、本技術が適用され得る移動体制御システムの一例である車両制御システム100の概略的な機能の構成例を示すブロック図である。

[0015] なお、以下、車両制御システム100が設けられている車両10を他の車両と区別する場合、自車又は自車両と称する。

[0016] 車両制御システム100は、入力部101、データ取得部102、通信部

１０３、車内機器１０４、出力制御部１０５、出力部１０６、駆動系制御部１０７、駆動系システム１０８、ボディ系制御部１０９、ボディ系システム１１０、記憶部１１１、及び、自動運転制御部１１２を備える。入力部１０１、データ取得部１０２、通信部１０３、出力制御部１０５、駆動系制御部１０７、ボディ系制御部１０９、記憶部１１１、及び、自動運転制御部１１２は、通信ネットワーク１２１を介して、相互に接続されている。通信ネットワーク１２１は、例えば、ＣＡＮ（Controller Area Network）、ＬＩＮ（Local Interconnect Network）、ＬＡＮ（Local Area Network）、又は、ＦｌｅｘＲａｙ（登録商標）等の任意の規格に準拠した車載通信ネットワークやバス等からなる。なお、車両制御システム１００の各部は、通信ネットワーク１２１を介さずに、直接接続される場合もある。

[0017] なお、以下、車両制御システム１００の各部が、通信ネットワーク１２１を介して通信を行う場合、通信ネットワーク１２１の記載を省略するものとする。例えば、入力部１０１と自動運転制御部１１２が、通信ネットワーク１２１を介して通信を行う場合、単に入力部１０１と自動運転制御部１１２が通信を行うと記載する。

[0018] 入力部１０１は、搭乗者が各種のデータや指示等の入力に用いる装置を備える。例えば、入力部１０１は、タッチパネル、ボタン、マイクロフォン、スイッチ、及び、レバー等の操作デバイス、並びに、音声やジェスチャ等により手動操作以外の方法で入力可能な操作デバイス等を備える。また、例えば、入力部１０１は、赤外線若しくはその他の電波を利用したリモートコントロール装置、又は、車両制御システム１００の操作に対応したモバイル機器若しくはウェアラブル機器等の外部接続機器であってもよい。入力部１０１は、搭乗者により入力されたデータや指示等に基づいて入力信号を生成し、車両制御システム１００の各部に供給する。

[0019] データ取得部１０２は、車両制御システム１００の処理に用いるデータを取得する各種のセンサ等を備え、取得したデータを、車両制御システム１００の各部に供給する。

[0020] 例えば、データ取得部１０２は、自車の状態等を検出するための各種のセンサを備える。具体的には、例えば、データ取得部１０２は、ジャイロセンサ、加速度センサ、慣性計測装置（ＩＭＵ）、及び、アクセルペダルの操作量、ブレーキペダルの操作量、ステアリングホイールの操舵角、エンジン回転数、モータ回転数、若しくは、車輪の回転速度等を検出するためのセンサ等を備える。

[0021] また、例えば、データ取得部１０２は、自車の外部の情報を検出するための各種のセンサを備える。具体的には、例えば、データ取得部１０２は、ＴｏＦ（Time Of Flight）カメラ、ステレオカメラ、単眼カメラ、赤外線カメラ、及び、その他のカメラ等の撮像装置を備える。また、例えば、データ取得部１０２は、天候又は気象等を検出するための環境センサ、及び、自車の周囲の物体を検出するための周囲情報検出センサを備える。環境センサは、例えば、雨滴センサ、霧センサ、日照センサ、雪センサ等からなる。周囲情報検出センサは、例えば、超音波センサ、レーダ、ＬｉＤＡＲ（Light Detection and Ranging、Laser Imaging Detection and Ranging）、ソナー等からなる。

[0022] さらに、例えば、データ取得部１０２は、自車の現在位置を検出するための各種のセンサを備える。具体的には、例えば、データ取得部１０２は、ＧＮＳＳ（Global Navigation Satellite System）衛星からのＧＮＳＳ信号を受信するＧＮＳＳ受信機等を備える。

[0023] また、例えば、データ取得部１０２は、車内の情報を検出するための各種のセンサを備える。具体的には、例えば、データ取得部１０２は、運転者を撮像する撮像装置、運転者の生体情報を検出する生体センサ、及び、車室内の音声を集音するマイクロフォン等を備える。生体センサは、例えば、座面又はステアリングホイール等に設けられ、座席に座っている搭乗者又はステアリングホイールを握っている運転者の生体情報を検出する。

[0024] 通信部１０３は、車内機器１０４、並びに、車外の様々な機器、サーバ、基地局等と通信を行い、車両制御システム１００の各部から供給されるデー

タを送信したり、受信したデータを車両制御システム１００の各部に供給したりする。なお、通信部１０３がサポートする通信プロトコルは、特に限定されるものではなく、また、通信部１０３が、複数の種類の通信プロトコルをサポートすることも可能である。

[0025] 例えば、通信部１０３は、無線ＬＡＮ、Ｂｌｕｅｔｏｏｔｈ（登録商標）、ＮＦＣ（Near Field Communication）、又は、ＷＵＳＢ（Wireless USB）等により、車内機器１０４と無線通信を行う。また、例えば、通信部１０３は、図示しない接続端子（及び、必要であればケーブル）を介して、ＵＳＢ（Universal Serial Bus）、ＨＤＭＩ（登録商標）（High-Definition Multimedia Interface）、又は、ＭＨＬ（Mobile High-definition Link）等により、車内機器１０４と有線通信を行う。

[0026] さらに、例えば、通信部１０３は、基地局又はアクセスポイントを介して、外部ネットワーク（例えば、インターネット、クラウドネットワーク又は事業者固有のネットワーク）上に存在する機器（例えば、アプリケーションサーバ又は制御サーバ）との通信を行う。また、例えば、通信部１０３は、Ｐ２Ｐ（Peer To Peer）技術を用いて、自車の近傍に存在する端末（例えば、歩行者若しくは店舗の端末、又は、ＭＴＣ（Machine Type Communication）端末）との通信を行う。さらに、例えば、通信部１０３は、車車間（Vehicle to Vehicle）通信、路車間（Vehicle to Infrastructure）通信、自車と家との間（Vehicle to Home）の通信、及び、歩車間（Vehicle to Pedestrian）通信等のＶ２Ｘ通信を行う。また、例えば、通信部１０３は、ビーコン受信部を備え、道路上に設置された無線局等から発信される電波あるいは電磁波を受信し、現在位置、渋滞、通行規制又は所要時間等の情報を取得する。

[0027] 車内機器１０４は、例えば、搭乗者が有するモバイル機器若しくはウェアラブル機器、自車に搬入され若しくは取り付けられる情報機器、及び、任意の目的地までの経路探索を行うナビゲーション装置等を含む。

[0028] 出力制御部１０５は、自車の搭乗者又は車外に対する各種の情報の出力を制御する。例えば、出力制御部１０５は、視覚情報（例えば、画像データ）

及び聴覚情報（例えば、音声データ）のうちの少なくとも１つを含む出力信号を生成し、出力部１０６に供給することにより、出力部１０６からの視覚情報及び聴覚情報の出力を制御する。具体的には、例えば、出力制御部１０５は、データ取得部１０２の異なる撮像装置により撮像された画像データを合成して、俯瞰画像又はパノラマ画像等を生成し、生成した画像を含む出力信号を出力部１０６に供給する。また、例えば、出力制御部１０５は、衝突、接触、危険地帯への進入等の危険に対する警告音又は警告メッセージ等を含む音声データを生成し、生成した音声データを含む出力信号を出力部１０６に供給する。

[0029] 出力部１０６は、自車の搭乗者又は車外に対して、視覚情報又は聴覚情報を出力することが可能な装置を備える。例えば、出力部１０６は、表示装置、インストルメントパネル、オーディオスピーカ、ヘッドホン、搭乗者が装着する眼鏡型ディスプレイ等のウェアラブルデバイス、プロジェクタ、ランプ等を備える。出力部１０６が備える表示装置は、通常のディスプレイを有する装置以外にも、例えば、ヘッドアップディスプレイ、透過型ディスプレイ、ＡＲ（Augmented Reality）表示機能を有する装置等の運転者の視野内に視覚情報を表示する装置であってもよい。

[0030] 駆動系制御部１０７は、各種の制御信号を生成し、駆動系システム１０８に供給することにより、駆動系システム１０８の制御を行う。また、駆動系制御部１０７は、必要に応じて、駆動系システム１０８以外の各部に制御信号を供給し、駆動系システム１０８の制御状態の通知等を行う。

[0031] 駆動系システム１０８は、自車の駆動系に関わる各種の装置を備える。例えば、駆動系システム１０８は、内燃機関又は駆動用モータ等の駆動力を発生させるための駆動力発生装置、駆動力を車輪に伝達するための駆動力伝達機構、舵角を調節するステアリング機構、制動力を発生させる制動装置、ＡＢＳ（Antilock Brake System）、ＥＳＣ（Electronic Stability Control）、並びに、電動パワーステアリング装置等を備える。

[0032] ボディ系制御部１０９は、各種の制御信号を生成し、ボディ系システム１

１０に供給することにより、ボディ系システム１１０の制御を行う。また、ボディ系制御部１０９は、必要に応じて、ボディ系システム１１０以外の各部に制御信号を供給し、ボディ系システム１１０の制御状態の通知等を行う。

[0033] ボディ系システム１１０は、車体に装備されたボディ系の各種の装置を備える。例えば、ボディ系システム１１０は、キーレスエントリシステム、スマートキーシステム、パワーウィンドウ装置、パワーシート、ステアリングホイール、空調装置、及び、各種ランプ（例えば、ヘッドランプ、バックランプ、ブレーキランプ、ウィンカ、フォグランプ等）等を備える。

[0034] 記憶部１１１は、例えば、ＲＯＭ（Read Only Memory）、ＲＡＭ（Random Access Memory）、ＨＤＤ（Hard Disc Drive）等の磁気記憶デバイス、半導体記憶デバイス、光記憶デバイス、及び、光磁気記憶デバイス等を備える。記憶部１１１は、車両制御システム１００の各部が用いる各種プログラムやデータ等を記憶する。例えば、記憶部１１１は、ダイナミックマップ等の３次元の高精度地図、高精度地図より精度が低く、広いエリアをカバーするグローバルマップ、及び、自車の周囲の情報を含むローカルマップ等の地図データを記憶する。

[0035] 自動運転制御部１１２は、自律走行又は運転支援等の自動運転に関する制御を行う。具体的には、例えば、自動運転制御部１１２は、自車の衝突回避あるいは衝撃緩和、車間距離に基づく追従走行、車速維持走行、自車の衝突警告、又は、自車のレーン逸脱警告等を含むＡＤＡＳ（Advanced Driver Assistance System）の機能実現を目的とした協調制御を行う。また、例えば、自動運転制御部１１２は、運転者の操作に拠らずに自律的に走行する自動運転等を目的とした協調制御を行う。自動運転制御部１１２は、検出部１３１、自己位置推定部１３２、状況分析部１３３、計画部１３４、及び、動作制御部１３５を備える。

[0036] 検出部１３１は、自動運転の制御に必要な各種の情報の検出を行う。検出部１３１は、車外情報検出部１４１、車内情報検出部１４２、及び、車両状

態検出部 143 を備える。

[0037] 車外情報検出部 141 は、車両制御システム 100 の各部からのデータ又は信号に基づいて、自車の外部の情報の検出処理を行う。例えば、車外情報検出部 141 は、自車の周囲の物体の検出処理、認識処理、及び、追跡処理、並びに、物体までの距離の検出処理を行う。検出対象となる物体には、例えば、車両、人、障害物、構造物、道路、信号機、交通標識、道路標示等が含まれる。また、例えば、車外情報検出部 141 は、自車の周囲の環境の検出処理を行う。検出対象となる周囲の環境には、例えば、天候、気温、湿度、明るさ、及び、路面の状態等が含まれる。車外情報検出部 141 は、検出処理の結果を示すデータを自己位置推定部 132、状況分析部 133 のマップ解析部 151、交通ルール認識部 152、及び、状況認識部 153、並びに、動作制御部 135 の緊急事態回避部 171 等に供給する。

[0038] 車内情報検出部 142 は、車両制御システム 100 の各部からのデータ又は信号に基づいて、車内の情報の検出処理を行う。例えば、車内情報検出部 142 は、運転者の認証処理及び認識処理、運転者の状態の検出処理、搭乗者の検出処理、及び、車内の環境の検出処理等を行う。検出対象となる運転者の状態には、例えば、体調、覚醒度、集中度、疲労度、視線方向等が含まれる。検出対象となる車内の環境には、例えば、気温、湿度、明るさ、臭い等が含まれる。車内情報検出部 142 は、検出処理の結果を示すデータを状況分析部 133 の状況認識部 153、及び、動作制御部 135 の緊急事態回避部 171 等に供給する。

[0039] 車両状態検出部 143 は、車両制御システム 100 の各部からのデータ又は信号に基づいて、自車の状態の検出処理を行う。検出対象となる自車の状態には、例えば、速度、加速度、舵角、異常の有無及び内容、運転操作の状態、パワーシートの位置及び傾き、ドアロックの状態、並びに、その他の車載機器の状態等が含まれる。車両状態検出部 143 は、検出処理の結果を示すデータを状況分析部 133 の状況認識部 153、及び、動作制御部 135 の緊急事態回避部 171 等に供給する。

- [0040] 自己位置推定部 1 3 2 は、車外情報検出部 1 4 1、及び、状況分析部 1 3 3 の状況認識部 1 5 3 等の車両制御システム 1 0 0 の各部からのデータ又は信号に基づいて、自車の位置及び姿勢等の推定処理を行う。また、自己位置推定部 1 3 2 は、必要に応じて、自己位置の推定に用いるローカルマップ（以下、自己位置推定用マップと称する）を生成する。自己位置推定用マップは、例えば、S L A M（Simultaneous Localization and Mapping）等の技術を用いた高精度なマップとされる。自己位置推定部 1 3 2 は、推定処理の結果を示すデータを状況分析部 1 3 3 のマップ解析部 1 5 1、交通ルール認識部 1 5 2、及び、状況認識部 1 5 3 等に供給する。また、自己位置推定部 1 3 2 は、自己位置推定用マップを記憶部 1 1 1 に記憶させる。
- [0041] 状況分析部 1 3 3 は、自車及び周囲の状況の分析処理を行う。状況分析部 1 3 3 は、マップ解析部 1 5 1、交通ルール認識部 1 5 2、状況認識部 1 5 3、及び、状況予測部 1 5 4 を備える。
- [0042] マップ解析部 1 5 1 は、自己位置推定部 1 3 2 及び車外情報検出部 1 4 1 等の車両制御システム 1 0 0 の各部からのデータ又は信号を必要に応じて用いながら、記憶部 1 1 1 に記憶されている各種のマップの解析処理を行い、自動運転の処理に必要な情報を含むマップを構築する。マップ解析部 1 5 1 は、構築したマップを、交通ルール認識部 1 5 2、状況認識部 1 5 3、状況予測部 1 5 4、並びに、計画部 1 3 4 のルート計画部 1 6 1、行動計画部 1 6 2、及び、動作計画部 1 6 3 等に供給する。
- [0043] 交通ルール認識部 1 5 2 は、自己位置推定部 1 3 2、車外情報検出部 1 4 1、及び、マップ解析部 1 5 1 等の車両制御システム 1 0 0 の各部からのデータ又は信号に基づいて、自車の周囲の交通ルールの認識処理を行う。この認識処理により、例えば、自車の周囲の信号の位置及び状態、自車の周囲の交通規制の内容、並びに、走行可能な車線等が認識される。交通ルール認識部 1 5 2 は、認識処理の結果を示すデータを状況予測部 1 5 4 等に供給する。
- [0044] 状況認識部 1 5 3 は、自己位置推定部 1 3 2、車外情報検出部 1 4 1、車

内情報検出部 142、車両状態検出部 143、及び、マップ解析部 151 等の車両制御システム 100 の各部からのデータ又は信号に基づいて、自車に関する状況の認識処理を行う。例えば、状況認識部 153 は、自車の状況、自車の周囲の状況、及び、自車の運転者の状況等の認識処理を行う。また、状況認識部 153 は、必要に応じて、自車の周囲の状況の認識に用いるローカルマップ（以下、状況認識用マップと称する）を生成する。状況認識用マップは、例えば、占有格子地図（Occupancy Grid Map）とされる。

[0045] 認識対象となる自車の状況には、例えば、自車の位置、姿勢、動き（例えば、速度、加速度、移動方向等）、並びに、異常の有無及び内容等が含まれる。認識対象となる自車の周囲の状況には、例えば、周囲の静止物体の種類及び位置、周囲の動物体の種類、位置及び動き（例えば、速度、加速度、移動方向等）、周囲の道路の構成及び路面の状態、並びに、周囲の天候、気温、湿度、及び、明るさ等が含まれる。認識対象となる運転者の状態には、例えば、体調、覚醒度、集中度、疲労度、視線の動き、並びに、運転操作等が含まれる。

[0046] 状況認識部 153 は、認識処理の結果を示すデータ（必要に応じて、状況認識用マップを含む）を自己位置推定部 132 及び状況予測部 154 等に供給する。また、状況認識部 153 は、状況認識用マップを記憶部 111 に記憶させる。

[0047] 状況予測部 154 は、マップ解析部 151、交通ルール認識部 152 及び状況認識部 153 等の車両制御システム 100 の各部からのデータ又は信号に基づいて、自車に関する状況の予測処理を行う。例えば、状況予測部 154 は、自車の状況、自車の周囲の状況、及び、運転者の状況等の予測処理を行う。

[0048] 予測対象となる自車の状況には、例えば、自車の挙動、異常の発生、及び、走行可能距離等が含まれる。予測対象となる自車の周囲の状況には、例えば、自車の周囲の動物体の挙動、信号の状態の変化、及び、天候等の環境の変化等が含まれる。予測対象となる運転者の状況には、例えば、運転者の挙

動及び体調等が含まれる。

- [0049] 状況予測部 154 は、予測処理の結果を示すデータを、交通ルール認識部 152 及び状況認識部 153 からのデータとともに、計画部 134 のルート計画部 161、行動計画部 162、及び、動作計画部 163 等に供給する。
- [0050] ルート計画部 161 は、マップ解析部 151 及び状況予測部 154 等の車両制御システム 100 の各部からのデータ又は信号に基づいて、目的地までのルートを計画する。例えば、ルート計画部 161 は、グローバルマップに基づいて、現在位置から指定された目的地までのルートを設定する。また、例えば、ルート計画部 161 は、渋滞、事故、通行規制、工事等の状況、及び、運転者の体調等に基づいて、適宜ルートを変更する。ルート計画部 161 は、計画したルートを示すデータを行動計画部 162 等に供給する。
- [0051] 行動計画部 162 は、マップ解析部 151 及び状況予測部 154 等の車両制御システム 100 の各部からのデータ又は信号に基づいて、ルート計画部 161 により計画されたルートを計画された時間内で安全に走行するための自車の行動を計画する。例えば、行動計画部 162 は、発進、停止、進行方向（例えば、前進、後退、左折、右折、方向転換等）、走行車線、走行速度、及び、追い越し等の計画を行う。行動計画部 162 は、計画した自車の行動を示すデータを動作計画部 163 等に供給する。
- [0052] 動作計画部 163 は、マップ解析部 151 及び状況予測部 154 等の車両制御システム 100 の各部からのデータ又は信号に基づいて、行動計画部 162 により計画された行動を実現するための自車の動作を計画する。例えば、動作計画部 163 は、加速、減速、及び、走行軌道等の計画を行う。動作計画部 163 は、計画した自車の動作を示すデータを、動作制御部 135 の加減速制御部 172 及び方向制御部 173 等に供給する。
- [0053] 動作制御部 135 は、自車の動作の制御を行う。動作制御部 135 は、緊急事態回避部 171、加減速制御部 172、及び、方向制御部 173 を備える。
- [0054] 緊急事態回避部 171 は、車外情報検出部 141、車内情報検出部 142

、及び、車両状態検出部 143 の検出結果に基づいて、衝突、接触、危険地帯への進入、運転者の異常、車両の異常等の緊急事態の検出処理を行う。緊急事態回避部 171 は、緊急事態の発生を検出した場合、急停車や急旋回等の緊急事態を回避するための自車の動作を計画する。緊急事態回避部 171 は、計画した自車の動作を示すデータを加減速制御部 172 及び方向制御部 173 等に供給する。

[0055] 加減速制御部 172 は、動作計画部 163 又は緊急事態回避部 171 により計画された自車の動作を実現するための加減速制御を行う。例えば、加減速制御部 172 は、計画された加速、減速、又は、急停車を実現するための駆動力発生装置又は制動装置の制御目標値を演算し、演算した制御目標値を示す制御指令を駆動系制御部 107 に供給する。

[0056] 方向制御部 173 は、動作計画部 163 又は緊急事態回避部 171 により計画された自車の動作を実現するための方向制御を行う。例えば、方向制御部 173 は、動作計画部 163 又は緊急事態回避部 171 により計画された走行軌道又は急旋回を実現するためのステアリング機構の制御目標値を演算し、演算した制御目標値を示す制御指令を駆動系制御部 107 に供給する。

[0057] <物体認識モデル 201 の構成例>

図 2 は、物体認識モデル 201 の構成例を示している。物体認識モデル 201 は、例えば、図 1 の車両制御システム 100 の車外情報検出部 141 に用いられる。

[0058] 物体認識モデル 201 には、例えば、車両 10 の前方を撮影した画像データである撮影画像（例えば、撮影画像 202）が入力データとして入力される。そして、物体認識モデル 201 は、撮影画像に基づいて、車両 10 の前方の車両の認識処理を行い、認識結果を示す画像データである出力画像（例えば、出力画像 203）を出力データとして出力する。

[0059] 物体認識モデル 201 は、畳み込みニューラルネットワーク（CNN）を用いたモデルであり、特徴抽出層 211 及び予測層 212 を備える。

[0060] 特徴抽出層 211 は、複数の階層を備え、各階層は、畳み込み層、プーリ

ング層等からなる。特徴抽出層 2 1 1 の各階層は、それぞれ所定の演算により、撮影画像の特徴を示す 1 以上の特徴マップを生成し、次の階層に供給する。また、特徴抽出層 2 1 1 の一部の階層は、特徴マップを予測層 2 1 2 に供給する。

[0061] なお、特徴抽出層 2 1 1 の各階層において生成される特徴マップのサイズ（画素数）は異なり、階層が進むにつれて徐々に小さくなる。

[0062] 図 3 は、図 2 の特徴抽出層 2 1 1 の点線の四角で囲まれている中間層である階層 2 2 1 において生成され、出力される特徴マップ 2 3 1 - 1 乃至特徴マップ 2 3 1 - n の例を示している。

[0063] 階層 2 2 1 では、1 つの撮影画像に対して n 個の特徴マップ 2 3 1 - 1 乃至特徴マップ 2 3 1 - n が生成される。特徴マップ 2 3 1 - 1 乃至特徴マップ 2 3 1 - n は、例えば、縦 3 8 個×横 3 8 個の画素が 2 次元に並べられた画像データである。また、特徴マップ 2 3 1 - 1 乃至特徴マップ 2 3 1 - n は、予測層 2 1 2 において認識処理に用いられる特徴マップのうち、最もサイズの大きい特徴マップである。

[0064] なお、以下、階層毎に、各撮影画像から生成される特徴マップに 1 から始まるシリアル番号がそれぞれ割り当てられるものとする。例えば、階層 2 2 1 において 1 つの撮影画像から生成される特徴マップ 2 3 1 - 1 乃至特徴マップ 2 3 1 - n に、1 から n までのシリアル番号がそれぞれ割り当てられるものとする。同様に、他の階層において 1 つの撮影画像から生成される特徴マップに、1 から N までのシリアル番号がそれぞれ割り当てられるものとする。なお、N は、その階層で 1 つの撮影画像から生成される特徴マップの数を示す。

[0065] 予測層 2 1 2 は、特徴抽出層 2 1 1 から供給される特徴マップに基づいて、車両 1 0 の前方の車両の認識処理を行う。予測層 2 1 2 は、車両の認識結果を示す出力画像を出力する。

[0066] <情報処理装置 3 0 1 の構成例>

図 4 は、図 2 の物体認識モデル 2 0 1 等のニューラルネットワークを用い

たモデル（以下、学習モデルと称する）の学習に用いられる情報処理装置 301 の構成例を示している。

[0067] 情報処理装置 301 は、入力部 311、学習部 312、学習状況解析部 313、出力制御部 314、及び、出力部 315 を備える。

[0068] 入力部 311 は、各種のデータや指示等の入力に用いる入力デバイスを備え、入力されたデータや指示等に基づいて入力信号を生成し、学習部 312 に供給する。例えば、入力部 311 は、学習モデルの学習用の教師データの入力に用いられる。

[0069] 学習部 312 は、学習モデルの学習処理を行う。なお、学習部 312 の学習方法は、特定の方法に限定されない。また、学習部 312 は、学習モデルにおいて生成される特徴マップを学習状況解析部 313 に供給する。

[0070] 学習状況解析部 313 は、学習部 312 から供給される特徴マップに基づいて、学習部 312 による学習モデルの学習状況の解析等を行う。学習状況解析部 313 は、特徴データ生成部 321、解析用データ生成部 322、解析部 323、及び、パラメータ設定部 324 を備える。

[0071] 特徴データ生成部 321 は、特徴マップの特徴を数値で表す特徴データを生成し、解析用データ生成部 322 に供給する。

[0072] 解析用データ生成部 322 は、複数の特徴マップの特徴データを並べた（配列した）解析用データを生成し、解析部 323 及び出力制御部 314 に供給する。

[0073] 解析部 323 は、解析用データに基づいて、学習モデルの学習状況の解析処理を行い、解析結果を示すデータをパラメータ設定部 324 に供給する。

[0074] パラメータ設定部 324 は、学習モデルの学習状況の解析結果に基づいて、学習モデルの学習用の各種のパラメータを設定する。パラメータ設定部 324 は、設定したパラメータを示すデータを学習部 312 に供給する。

[0075] 出力制御部 314 は、出力部 315 による各種の情報の出力を制御する。例えば、出力制御部 314 は、出力部 315 による解析用データの表示を制御する。

[0076] 出力部 315 は、視覚情報、聴覚情報等の各種の情報を出力可能な出力デバイスを用意する。例えば、出力部 315 は、ディスプレイ、スピーカ等を用意する。

[0077] <学習状況解析処理>

次に、図 5 のフローチャートを参照して、情報処理装置 301 により実行される学習状況解析処理について説明する。

[0078] この処理は、例えば、学習部 312 により学習モデルの学習処理が開始されたとき、開始される。

[0079] なお、以下、図 2 の物体認識モデル 201 の学習処理が行われ、その学習状況の解析を行う場合を例に挙げて説明する。また、以下、物体認識モデル 201 の階層 221 において、1 つの撮影画像から 512 個の特徴マップが生成される場合を例に挙げて説明する。

[0080] ステップ S1 において、特徴データ生成部 321 は、特徴データを生成する。例えば、特徴データ生成部 321 は、次式 (1) により、特徴マップの画素値の散らばり具合を示す分散を算出する。

[0081] [数 1]

$$var = \frac{1}{I \times J} \sum_{i=0}^I \sum_{j=0}^J (A_{i,j} - mean)^2 \quad \cdots (1)$$

$$mean = \frac{1}{I \times J} \sum_{i=0}^I \sum_{j=0}^J A_{i,j} \quad \cdots (2)$$

[0082] 式 (1) の var は、特徴マップの画素値の分散を示している。 I は、特徴マップの列方向（縦方向）の画素数から 1 を引いた値を示し、 J は、特徴マップの行方向（横方向）の画素数から 1 を引いた値を示す。 $A_{i,j}$ は、特徴マップの座標 (i, j) の画素値を示している。 $mean$ は、特徴マップの画素値の平均を示し、式 (2) により算出される。

[0083] なお、図 6 の A は、画素値の分散が大きい特徴マップの例を示しており、図 6 の B は、画素値の分散が小さい特徴マップの例を示している。画素値の

分散が大きい特徴マップほど、撮影画像の特徴を捉えている可能性が高く、画素値の分散が小さい特徴マップほど、撮影画像の特徴を捉えている可能性が低くなる。

[0084] 例えば、学習部 3 1 2 は、教師データが入力される毎に、物体認識モデル 2 0 1 の学習処理を行うとともに、物体認識モデル 2 0 1 の階層 2 2 1 において教師データに含まれる撮影画像から生成された複数の特徴マップを、特徴データ生成部 3 2 1 に供給する。特徴データ生成部 3 2 1 は、各特徴マップの画素値の分散を算出し、算出した分散を示す特徴データを解析用データ生成部 3 2 2 に供給する。

[0085] ステップ S 2 において、解析用データ生成部 3 2 2 は、解析用データを生成する。

[0086] 図 7 は、物体認識モデル 2 0 1 の階層 2 2 1 において生成される特徴マップを一行に並べた例を示している。特徴マップは、有用な情報を含んでいるが、物体認識モデル 2 0 1 の学習状況の解析にはあまり適していない。例えば、2 0 0 枚の撮影画像が学習処理に用いられた場合、階層 2 2 1 では、合計 1 0 2, 4 0 0 個（= 5 1 2 個 × 2 0 0）もの特徴マップが生成される。従って、特徴マップをそのまま用いて物体認識モデル 2 0 1 の学習状況の解析を行うのは、情報量が多すぎて難しい。

[0087] これに対して、解析用データ生成部 3 2 2 は、階層 2 2 1 において複数の撮影画像から生成された複数の特徴マップの特徴データを所定の順に並べることにより、情報量を圧縮して、1 つの解析用データを生成する。

[0088] 図 8 は、物体認識モデル 2 0 1 の階層 2 2 1 において、2 0 0 枚の撮影画像から生成された特徴マップを 2 次元に並べた例を示している。図内の縦方向の列は、撮影画像の番号を示し、横方向の行は、特徴マップの番号を示している。各行には、各撮影画像から生成された 5 1 2 個の特徴マップが、左から右に番号順に並べられている。例えば、1 行目には、1 番目の撮影画像から生成された 5 1 2 個の特徴マップが、左から右に番号順に並べられている。

[0089] そして、解析用データ生成部 3 2 2 は、撮影画像毎に、各撮影画像から生成された 5 1 2 個の特徴マップに基づく 5 1 2 個の特徴データ（各特徴マップの分散）を、対応する特徴マップの番号順に並べることにより、5 1 2 次元のベクトル（以下、分散ベクトルと称する）を生成する。例えば、図 8 の撮影画像 1 に対して、撮影画像 1 から生成された特徴マップ 1 乃至特徴マップ 5 1 2 に基づく 5 1 2 個の特徴データを要素とする 1 つの分散ベクトルが生成される。そして、撮影画像 1 乃至撮影画像 2 0 0 に対する分散ベクトル 1 乃至分散ベクトル 2 0 0 が生成される。

[0090] 図 9 は、分散ベクトル、及び、分散ベクトルを画像化した例を示している。分散ベクトルの画像は、分散ベクトルの各要素（特徴データ）の値に応じた色を示す画素を横方向に順番に並べたものである。例えば、画素の色は、画素値である特徴データの値（特徴マップの分散）が小さくなるほど赤くなり、画素値である特徴データの値（特徴マップの分散）が大きくなるほど青くなるように設定されている。なお、分散ベクトルの画像は、実際にはカラーの画像であるが、ここではグレースケールの画像により示されている。

[0091] そして、解析用データ生成部 3 2 2 は、各撮影画像の分散ベクトルの要素（特徴データ）を画素とする画像データからなる解析用データを生成する。

[0092] 図 1 0 は、図 8 の特徴マップに基づいて生成された解析用データを画像化した例を示している。なお、解析用データの画素の色は、例えば、図 9 の分散ベクトルの画像と同様に、画素値である特徴データの値が小さくなるほど赤くなり、画素値である特徴データの値が大きくなるほど青くなるように設定されている。なお、解析用データの画像は、実際にはカラーの画像であるが、ここではグレースケールの画像により示されている。また、解析用データの x 軸方向（横方向）は、特徴マップの番号を示し、y 軸方向（縦方向）は、撮影画像の番号を示している。

[0093] 図 1 0 の解析用データでは、図 8 の特徴マップと同じ並び順に、各特徴マップの特徴データが並べられている。すなわち、解析用データの x 軸方向（横方向）には、同じ撮影画像から生成された 5 1 2 個の特徴マップにそれぞれ

れに基づく512個の特徴データが、特徴マップの番号順に並べられている。
また、解析用データのy軸方向には、異なる撮影画像の互いに対応する（同じ番号の）特徴マップに基づく特徴データが、撮影画像の番号順に並べられている。図内の白丸は、100番目の撮影画像100の200番目の特徴マップ200に対応する画素の位置を示している。

[0094] 解析用データ生成部322は、生成した解析用データを解析部323及び出力制御部314に供給する。

[0095] 出力部315は、例えば、出力制御部314の制御の下に、解析用データを表示する。

[0096] ステップS3において、解析部323は、解析用データを用いて、学習状況の解析を行う。

[0097] 図11は、学習の進行に伴う解析用データの変化の様子を示している。図11のA乃至Eの解析用データは、学習の進行順に並べられており、図11のAの解析用データが最も古く、図11のEの解析用データが最も新しい。

[0098] 学習の初期段階の図11のAの解析用データでは、横線（x軸方向のライン）及び縦線（y軸方向のライン）が多い。一方、学習が進むにつれて、横線及び縦線が減少し、図11のEの解析用データでは、横線は存在せず、縦線も10本程度になっている。

[0099] ここで、横線は、例えば、画素値（特徴データの値）が所定の閾値以上の画素が所定の閾値以上存在するx軸方向の行とする。縦線は、例えば、画素値（特徴データの値）が所定の閾値以上の画素が所定の閾値以上存在するy軸方向の列とする。また、横線及び縦線の本数は、解析用データのx軸方向の行及びy軸方向の列毎にカウントされる。すなわち、複数の横線又は複数の縦線が隣接していて1本の線のように見えても、それぞれ別の線としてカウントされる。

[0100] そして、この例に示されるように、解析用データの横線がなく、縦線が所定の範囲内に収束するのが理想的な状態であり、学習モデルの学習が適切に

行われている状態である。

[0101] 具体的には、撮影画像の内容に関わらず画素値の分散が大きくなる特徴マップ（以下、高分散特徴マップと称する）が存在する場合、解析用データの高分散特徴マップに対応する列に縦線が現れる。高分散特徴マップは、撮影画像の内容に関わらず撮影画像の特徴を抽出し、学習モデルの物体の認識に寄与する可能性が高い特徴マップである。

[0102] 一方、撮影画像の内容に関わらず画素値の分散が小さくなる特徴マップ（以下、低分散特徴マップと称する）が存在する場合、解析用データの低分散特徴マップに対応する列には縦線が現れない。低分散特徴マップは、撮影画像の内容に関わらず撮影画像の特徴を抽出せず、学習モデルの物体の認識に寄与する可能性が低い特徴マップである。

[0103] 従って、高分散特徴マップが多くなるほど、解析用データの縦線の数が多くなり、高分散特徴マップが少なくなるほど、解析用データの縦線の数が少なくなる。

[0104] なお、高分散特徴マップは、必ずしも学習モデルの認識対象となる物体（例えば、車両）の認識に寄与するとは限らず、学習が十分でない場合は認識対象以外の物体の認識に寄与する場合もある。ただし、学習モデルが適切に学習されていれば、高分散特徴マップは、学習モデルの認識対象となる物体の認識に寄与する特徴マップとなる。

[0105] ここで、一般的に、ニューラルネットワークを用いた学習モデルの学習処理において、過学習の抑制やニューラルネットワークの軽量化等のために、正則化処理が行われる。この正則化処理により、撮影画像から抽出する特徴量の種類が、ある程度絞られる。すなわち、撮影画像の特徴を抽出することが可能な特徴マップ、すなわち、高分散特徴マップの数が、ある程度絞られる。

[0106] 例えば、図12に示されるように、学習の初期においては、高分散特徴マップが数多く存在するが、学習の末期には、高分散特徴マップの数が絞り込まれる。

- [0107] 従って、例えば、図 1 3 の矢印で示されるように、解析用データの縦線の数 が所定の範囲内に収束するのが、正則化が正常に行われている理想的な状態である。
- [0108] 一方、図 1 4 に示されるように、学習が進むにつれて、解析用データの縦線の数 が減少しすぎたり、0 になったりするのは、正則化が強すぎて、撮影画像の特徴を十分に抽出できていない状態である。また、図 1 5 に示されるように、学習が進んでも、解析用データの縦線の数が増えないのは、正則化が弱すぎて、撮影画像から抽出する特徴の種類を絞り切れていない状態である。
- [0109] そこで、解析部 3 2 3 は、解析用データの縦線の数 が所定の範囲内に収束した場合、学習処理の正則化が正常に行われていると判定する。一方、解析部 3 2 3 は、解析用データの縦線の数 が所定の範囲を超える値に収束した場合、又は、縦線の数が増えない場合、正則化が弱すぎると判定する。また、解析部 3 2 3 は、解析用データの縦線の数 が所定の範囲未満の値に収束した場合、正則化が強すぎると判定する。
- [0110] なお、正則化処理を行わない場合であっても、学習が進むにつれて、解析用データの縦線数は減少し、収束する。この場合、解析用データの縦線数は、正則化処理を行わない場合と比較して大きな値で収束するが、正則化処理を行う場合と同様に、縦線の数に基づいて学習処理が正常に行われているか否かを判定することが可能である。
- [0111] また、ほとんどの特徴マップの画素値の分散が大きくなる撮影画像（以下、高分散撮影画像と称する）が存在する場合、解析用データの高分散撮影画像に対応する行に横線が現れる。一方、ほとんどの特徴マップの画素値の分散が小さくなる撮影画像（以下、低分散撮影画像と称する）が存在する場合、解析用データの低分散撮影画像に対応する行に横線は現れない。
- [0112] 従って、高分散撮影画像と低分散撮影画像が混在している場合、解析用データに横線が現れる。これは、各特徴マップの役割分担が十分にできておらず、すなわち、各特徴マップが抽出する特徴が明確に分かれておらず、撮影

画像の内容により、各特徴マップが抽出する特徴にバラツキがある状態を示している。

[0113] 従って、解析用データの横線の数はい少ないほどよく、横線の数が増えるのが最も理想的な状態である。

[0114] そこで、解析部 323 は、解析用データの横線の数が増える閾値未満の値に収束した場合、学習処理が正常に行われていると判定する。一方、解析部 323 は、解析用データの横線の数が増える閾値以上の値に収束した場合、又は、横線の数が増えない場合、学習処理が正常に行われていないと判定する。

[0115] そして、解析部 323 は、学習状況の解析結果を示すデータをパラメータ設定部 324 に供給する。

[0116] ステップ S4 において、パラメータ設定部 324 は、解析結果に基づいて、学習処理のパラメータを調整する。例えば、パラメータ設定部 324 は、解析部 323 により正則化が強すぎると判定された場合、正則化処理に用いる正則化パラメータの値を現在の値より小さくする。一方、パラメータ設定部 324 は、解析部 323 により正則化が弱すぎると判定された場合、正則化パラメータの値を現在の値より大きくする。なお、正則化パラメータの値が大きくなるほど、正則化が強くなり、正則化パラメータの値が小さくなるほど、正則化が弱くなる。パラメータ設定部 324 は、調整後の正則化パラメータを示すデータを学習部 312 に供給する。

[0117] 学習部 312 は、正則化パラメータの値をパラメータ設定部 324 により設定された値に設定する。これにより、学習モデルの学習処理において、正則化がより正常に行われるようになる。

[0118] なお、例えば、ユーザが、出力部 315 において表示された解析用データを参照して、正則化パラメータ等の学習用のパラメータの調整を行うようにしてもよい。

[0119] ステップ S5 において、学習状況解析部 313 は、学習部 312 による学習処理が終了したか否かを判定する。まだ学習処理が終了していないと判定

された場合、処理はステップS 1に戻る。その後、ステップS 5において、学習処理が終了したと判定されるまで、ステップS 1乃至ステップS 5の処理が繰り返し実行される。

[0120] 一方、ステップS 5において、学習処理が終了したと判定された場合、学習状況解析処理は終了する。

[0121] 以上のようにして、学習部3 1 2による学習モデルの学習状況を解析することができる。また、解析結果に基づいて、学習処理のパラメータを適切に設定し、学習精度を高めたり、学習時間を短縮したりすることができる。

[0122] また、ユーザは、解析用データを視認することにより、学習モデルの学習状況を容易に認識することができる。

[0123] <<2. 学習状況の解析事例>>

次に、図1 6乃至図2 2を参照して、図4の情報処理装置3 0 1を用いて学習モデルの学習状況を解析した事例について説明する。

[0124] なお、以上の説明では、撮影画像に基づいて車両の認識処理を行う物体認識モデル2 0 1の学習状況を解析する例を示したが、情報処理装置3 0 1の解析対象となる学習モデルが用いる画像データの種類や認識対象となる物体の種類は、特に限定されない。以下では、車両1 0の前方を撮影した撮影画像、及び、車両1 0の前方を監視するミリ波レーダから出力されるミリ波画像に基づいて、車両1 0の前方の車両の認識処理を行う物体認識モデルの学習状況を解析した事例について説明する。

[0125] <物体認識モデル4 0 1の構成例>

図1 6は、学習状況の解析を行う対象となった学習モデルである物体認識モデル4 0 1の構成例を示している。物体認識モデル4 0 1は、例えば、図1の車両制御システム1 0 0の車外情報検出部1 4 1に用いられる。

[0126] 物体認識モデル4 0 1には、例えば、車両1 0の前方を撮影した画像データである撮影画像（例えば、撮影画像4 0 2）、及び、車両1 0の前方を監視するミリ波レーダから出力されるミリ波画像（例えば、ミリ波画像4 0 3）が入力データとして入力される。なお、ミリ波画像は、例えば、車両1 0

の前方の物体により反射されたミリ波レーダの受信信号の強度の分布を鳥瞰図により表した画像データである。そして、物体認識モデル401は、撮影画像及びミリ波画像に基づいて、車両10の前方の車両の認識処理を行い、認識結果を示す画像データである出力画像（例えば、出力画像404）を出力データとして出力する。

[0127] 物体認識モデル401は、DSSD (Deconvolutional Single Shot Detector) を用いた学習モデルである。物体認識モデル401は、特徴抽出層411、特徴抽出層412、結合部413、及び、予測層414を備える。

[0128] 特徴抽出層411は、図2の物体認識モデル201の特徴抽出層211と同様の構成を有している。特徴抽出層411の各階層は、それぞれ所定の演算により、撮影画像の特徴を示す特徴マップを生成し、次の階層に供給する。また、特徴抽出層411の一部の階層は、特徴マップを結合部413に供給する。

[0129] 特徴抽出層412は、階層構造を有しており、各階層は、畳み込み層、プーリング層等からなる。特徴抽出層412の各階層は、それぞれ所定の演算により、ミリ波画像の特徴を示す特徴マップを生成し、次の階層に供給する。また、特徴抽出層412の一部の階層は、特徴マップを結合部413に供給する。さらに、特徴抽出層412は、ミリ波画像を撮影画像と同じカメラ座標系の画像に変換する。

[0130] 結合部413は、特徴抽出層411と特徴抽出層412の互いに対応する階層から出力される特徴マップを結合して、予測層414に供給する。

[0131] 予測層414は、結合部413から供給される特徴マップに基づいて、車両10の前方の車両の認識処理を行う。予測層414は、車両の認識結果を示す出力画像を出力する。

[0132] なお、物体認識モデル401は、カメラ用ネットワーク421、ミリ波レーダ用ネットワーク422、及び、結合用ネットワーク423に分かれる。

[0133] カメラ用ネットワーク421は、結合対象とならない特徴マップを撮影画像から生成する、特徴抽出層411の前半部分を含む。

- [0134] ミリ波レーダ用ネットワーク422は、結合対象とならない特徴マップをミリ波画像から生成する、特徴抽出層412の前半部分を含む。
- [0135] 結合用ネットワーク423は、結合対象となる特徴マップを生成する特徴抽出層411の後半部分、結合対象となる特徴マップを生成する特徴抽出層412の後半部分、結合部413、及び、予測層414を含む。
- [0136] ここで、物体認識モデル401の学習処理を行い、学習後の物体認識モデル401を用いて車両10の前方の車両の認識処理を行ったところ、何も認識できずに、車両の認識に失敗する結果に終わった。
- [0137] そこで、図5を参照して上述した学習状況解析処理により、物体認識モデル401の学習状況の解析を行った。具体的には、図16の太い枠線で囲まれている特徴抽出層411の中間層である階層431で生成され、出力される特徴マップ、及び、特徴抽出層412の中間層である階層432で生成され、出力される特徴マップの解析処理を行った。なお、階層431で生成される特徴マップは、予測層414の認識処理に用いられる特徴抽出層411の特徴マップのうち、最もサイズの大きい特徴マップである。階層432で生成される特徴マップは、予測層414の認識処理に用いられる特徴抽出層412の特徴マップのうち、最もサイズの大きい特徴マップである。
- [0138] そして、特徴抽出層411の階層431で生成される特徴マップに基づく解析用データは、先に示した図11に示されるように、学習処理が進むにつれて、横線が消え、縦線の数が所定の範囲内に収束した。
- [0139] 一方、特徴抽出層412の階層432で生成される特徴マップに基づく解析用データは、図17のA乃至Eに示されるように、学習処理が進んでも、横線が消えずに残った。すなわち、特徴抽出層412において、学習が適切に行われておらず、ミリ波画像の特徴が適切に抽出されていないことが分かった。なお、図17のA乃至Eの解析用データは、図11のA乃至Eと同様に、学習の進行順に並べられている。図18は、図17のEの解析用データを拡大したものである。
- [0140] そこで、解析用データに横線が現れる原因を探るために、横線が現れた行

に対応する撮影画像及びミリ波画像が調査された。

[0141] 図19乃至図21は、図18の矢印で示される、解析用データの横線が現れた行に対応するミリ波画像及び撮影画像を模式的に示している。図19乃至図21のAは、ミリ波画像をグレースケールの画像に変換したものであり、図19乃至図21のBは、撮影画像を線図にしたものである。

[0142] そして、図19乃至図21のAの撮影画像の例に示されるように、解析用データの横線が現れている行では、全て車両10が高速道路の中央車線を走行していることが分かった。

[0143] また、図22は、解析用データの横線が現れている行の特徴マップの例を示している。ミリ波画像501は、解析用データの横線が現れている行のミリ波画像をグレースケールの画像に変換したものであり、特徴マップ502-1乃至特徴マップ502-4は、ミリ波画像501から生成された特徴マップの一部である。

[0144] 特徴マップ502-1乃至特徴マップ502-4では、車両10の前方の左右の端付近において画素値が大きく変化している。これにより、ミリ波画像から生成された特徴マップでは、車両10の前方の車両ではなく、車両の前方の左右の壁等に対応する特徴が抽出されやすいことが分かる。

[0145] これにより、特徴抽出層412は、車両10の前方の車両よりも、左右の壁等の認識に適している可能性があることが分かった。

[0146] このように、解析用データを用いることにより、物体認識モデル401が車両の認識に失敗する原因を容易に特定することができた。

[0147] <<3. 変形例>>

以下、上述した本技術の実施の形態の変形例について説明する。

[0148] 解析用データに用いる特徴データは、上述した特徴マップの画素値の分散に限定されるものではなく、特徴マップの特徴を表す他の数値を用いることが可能である。

[0149] 例えば、特徴マップの画素値の平均値、最大値、中央値等を特徴データに用いることが可能である。

[0150] また、例えば、次式（３）により計算される特徴マップのノルムを特徴データに用いても良い。

[0151] [数2]

$$norm = \sqrt[m]{\frac{1}{I \times J} \sum_{i=0}^I \sum_{j=0}^J |A_{i,j} - \text{mean}|^n} \cdots (3)$$

[0152] 式（３）の $norm$ は、特徴マップのノルムを示している。 n 、 m は、任意の数を示している。他の記号は、上述した式（１）と同様である。

[0153] 特徴マップのノルムは、特徴マップの画素値の平均値に対する各画素の画素値の散らばり具合が大きくなるほど大きくなり、特徴マップの画素値の平均値に対する各画素の画素値の散らばり具合が小さくなるほど小さくなる。従って、特徴マップのノルムは、特徴マップの画素値の散らばり具合を示す。

[0154] さらに、例えば、特徴マップの画素値の度数分布を特徴データに用いてもよい。

[0155] 図２３は、特徴マップの画素値のヒストグラム（度数分布）の例を示している。横軸は、特徴マップの画素値に基づく階級を示している。すなわち、特徴マップの画素値が複数の階級に分類されている。縦軸は、度数を示している。すなわち、画素値が各階級に属する特徴マップの画素の個数を示している。

[0156] そして、複数の入力画像（例えば、上述した撮影画像又はミリ波画像等）から生成された複数の特徴マップに基づいて、図２４に示される解析用データが生成される。

[0157] 図２４の解析用データ５２１は、ヒストグラムの階級毎に生成される２次元の度数マップ５２２－１乃至度数マップ５２２－ m を z 軸方向（奥行き方向）に並べた３次元のデータである。

[0158] 具体的には、度数マップ５２２－１の x 軸方向（横方向）は、特徴マップの番号を示し、 y 軸方向は、入力画像の番号を示している。

- [0159] 度数マップ5 2 2 - 1では、各入力画像の特徴マップのヒストグラムの1番目の階級の度数が、対応する特徴マップの番号順にx軸方向（横方向）に並べられている。また、異なる入力画像の同じ番号の特徴マップに対応する度数が、対応する入力画像の番号順にy軸方向（縦方向）に並べられている。
- [0160] 度数マップ5 2 2 - 2乃至度数マップ5 2 2 - mについても同様に、各撮影画像の特徴マップのヒストグラムのi番目（ $i = 2 \sim m$ ）の階級の度数が、x軸方向及びy軸方向に並べられている。
- [0161] 度数マップ5 2 2 - 1乃至度数マップ5 2 2 - mは、例えば、それぞれ上述した2次元の解析用データと同様に、縦線及び横線に基づいて、学習状況の解析に用いることができる。また、例えば、解析用データ5 2 1は、z軸方向の線に基づいて、学習状況の解析に用いることができる。
- [0162] また、例えば、1以上の画像データから生成される複数の特徴マップに基づく特徴データのうち、所定の条件を満たす特徴データのみを抽出し、抽出した特徴データを含む解析用データを生成するようにしてもよい。例えば、特徴データが特徴マップの画素値の分散である場合、1つの画像データから生成された複数の特徴マップに基づく特徴データのうち、値が所定の閾値以上の特徴データを抽出し、抽出した特徴データを含む解析用データを生成するようにしてもよい。この場合、解析用データには、画素値の分散が所定の閾値以上の特徴マップの特徴データ（＝画素値の分散）のみが含まれる。
- [0163] さらに、例えば、1以上の画像データに対してニューラルネットワークの異なる階層において生成された複数の特徴マップに基づいて解析用データを生成するようにしてもよい。例えば、各階層において生成された特徴マップの特徴データをx軸方向及びy軸方向の2次元に配列した階層毎のデータを、z軸方向に積層することにより、3次元の解析用データを生成するようにしてもよい。すなわち、この解析用データにおいては、x軸方向及びy軸方向に、同じ階層において生成された特徴マップの特徴データが並べられ、z軸方向に、異なる階層において生成された特徴マップの特徴データが並べら

れる。

[0164] また、以上の説明では、学習処理と並行して学習状況の解析処理を行う例を示したが、例えば、学習状況の解析処理は、学習処理の終了後に行うことも可能である。例えば、学習処理中に生成される特徴マップを蓄積しておき、学習処理後に蓄積された特徴マップに基づいて、解析用データを生成して、学習状況の解析を行うようにしてもよい。

[0165] さらに、学習処理の解析対象となる学習モデルは、上述した例に限定されず、ニューラルネットワークを用いた学習モデル全般を対象とすることができる。例えば、車両以外の物体を認識する認識モデル、及び、車両を含む複数の物体を認識する認識モデルも対象となる。また、入力データが画像データ以外の学習モデルも対象となる。例えば、音声データを入力データとする音声認識モデルや、文章データを入力データとする文章解析モデル等も対象となる。

[0166] <<4. その他>>

<コンピュータの構成例>

上述した一連の処理は、ハードウェアにより実行することもできるし、ソフトウェアにより実行することもできる。一連の処理をソフトウェアにより実行する場合には、そのソフトウェアを構成するプログラムが、コンピュータにインストールされる。ここで、コンピュータには、専用のハードウェアに組み込まれているコンピュータや、各種のプログラムをインストールすることで、各種の機能を実行することが可能な、例えば汎用のパーソナルコンピュータなどが含まれる。

[0167] 図25は、上述した一連の処理をプログラムにより実行するコンピュータのハードウェアの構成例を示すブロック図である。

[0168] コンピュータ1000において、CPU (Central Processing Unit) 1001, ROM (Read Only Memory) 1002, RAM (Random Access Memory) 1003は、バス1004により相互に接続されている。

[0169] バス1004には、さらに、入出力インタフェース1005が接続されて

いる。入出力インタフェース１００５には、入力部１００６、出力部１００７、記録部１００８、通信部１００９、及びドライブ１０１０が接続されている。

[0170] 入力部１００６は、入力スイッチ、ボタン、マイクロフォン、撮像素子などよりなる。出力部１００７は、ディスプレイ、スピーカなどよりなる。記録部１００８は、ハードディスクや不揮発性のメモリなどよりなる。通信部１００９は、ネットワークインタフェースなどよりなる。ドライブ１０１０は、磁気ディスク、光ディスク、光磁気ディスク、又は半導体メモリなどのリムーバブルメディア１０１１を駆動する。

[0171] 以上のように構成されるコンピュータ１０００では、CPU１００１が、例えば、記録部１００８に記録されているプログラムを、入出力インタフェース１００５及びバス１００４を介して、RAM１００３にロードして実行することにより、上述した一連の処理が行われる。

[0172] コンピュータ１０００（CPU１００１）が実行するプログラムは、例えば、パッケージメディア等としてのリムーバブルメディア１０１１に記録して提供することができる。また、プログラムは、ローカルエリアネットワーク、インターネット、デジタル衛星放送といった、有線または無線の伝送媒体を介して提供することができる。

[0173] コンピュータ１０００では、プログラムは、リムーバブルメディア１０１１をドライブ１０１０に装着することにより、入出力インタフェース１００５を介して、記録部１００８にインストールすることができる。また、プログラムは、有線または無線の伝送媒体を介して、通信部１００９で受信し、記録部１００８にインストールすることができる。その他、プログラムは、ROM１００２や記録部１００８に、あらかじめインストールしておくことができる。

[0174] なお、コンピュータが実行するプログラムは、本明細書で説明する順序に沿って時系列に処理が行われるプログラムであっても良いし、並列に、あるいは呼び出しが行われたとき等の必要なタイミングで処理が行われるプログ

ラムであっても良い。

[0175] また、本明細書において、システムとは、複数の構成要素（装置、モジュール（部品）等）の集合を意味し、すべての構成要素が同一筐体中にあるか否かは問わない。したがって、別個の筐体に収納され、ネットワークを介して接続されている複数の装置、及び、1つの筐体の中に複数のモジュールが収納されている1つの装置は、いずれも、システムである。

[0176] さらに、本技術の実施の形態は、上述した実施の形態に限定されるものではなく、本技術の要旨を逸脱しない範囲において種々の変更が可能である。

[0177] 例えば、本技術は、1つの機能をネットワークを介して複数の装置で分担、共同して処理するクラウドコンピューティングの構成をとることができる。

[0178] また、上述のフローチャートで説明した各ステップは、1つの装置で実行する他、複数の装置で分担して実行することができる。

[0179] さらに、1つのステップに複数の処理が含まれる場合には、その1つのステップに含まれる複数の処理は、1つの装置で実行する他、複数の装置で分担して実行することができる。

[0180] <構成の組み合わせ例>

本技術は、以下のような構成をとることもできる。

[0181] (1)

ニューラルネットワークを用いたモデルにおいて入力データから生成される特徴マップの特徴を数値で表す特徴データを生成する特徴データ生成ステップと、

複数の前記特徴マップの前記特徴データに基づく解析用データを生成する解析用データ生成ステップと

を含む情報処理方法。

(2)

前記解析用データには、複数の前記特徴マップの前記特徴データが並べられている

前記（１）に記載の情報処理方法。

（３）

前記解析用データには、１つの前記入力データから複数の前記特徴マップを生成する前記モデルの所定の階層において複数の前記入力データから生成された複数の前記特徴マップの前記特徴データが並べられている

前記（２）に記載の情報処理方法。

（４）

前記解析用データの第１の方向には、同じ前記入力データから生成された複数の前記特徴マップの前記特徴データが並べられ、前記第１の方向と直交する第２の方向には、異なる前記入力データの互いに対応する前記特徴マップの前記特徴データが並べられている

前記（３）に記載の情報処理方法。

（５）

前記特徴データは、前記特徴マップの画素値の散らばり具合を示す

前記（４）に記載の情報処理方法。

（６）

前記解析用データの前記第１の方向の線及び前記第２の方向の線に基づいて、前記モデルの学習状況の解析を行う解析ステップを

さらに含む前記（５）に記載の情報処理方法。

（７）

前記モデルの学習状況の解析結果に基づいて、前記モデルの学習用のパラメータを設定するパラメータ設定ステップを

さらに含む前記（６）に記載の情報処理方法。

（８）

前記パラメータ設定ステップにおいて、前記解析用データの前記第２の方向の線の数に基づいて、前記モデルの学習用の正則化パラメータが設定される

前記（７）に記載の情報処理方法。

(9)

前記特徴データは、前記特徴マップの画素値の度数分布を示し、

前記解析用データには、前記モデルの前記階層において複数の前記入力データから生成された複数の前記特徴マップの前記特徴データが 3 次元に並べられている

前記 (3) に記載の情報処理方法。

(1 0)

前記入力データは、画像データであり、

前記モデルは、物体の認識処理を行う

前記 (1) 乃至 (9) のいずれかに記載の情報処理方法。

(1 1)

前記モデルは、車両の認識処理を行う

前記 (1 0) に記載の情報処理方法。

(1 2)

前記入力データは、ミリ波レーダの受信信号の強度の分布を鳥瞰図により表す画像データである

前記 (1 1) に記載の情報処理方法。

(1 3)

前記モデルは、前記画像データをカメラ座標系の画像に変換する

前記 (1 2) に記載の情報処理方法。

(1 4)

前記解析用データは、複数の前記特徴マップの前記特徴データのうち所定の条件を満たす前記特徴データを含む

前記 (1) に記載の情報処理方法。

(1 5)

ニューラルネットワークを用いたモデルにおいて入力データから生成される特徴マップの特徴を数値で表す特徴データを生成する特徴データ生成ステップと、

複数の前記特徴マップの前記特徴データを並べた解析用データを生成する
解析用データ生成ステップと

を含む処理をコンピュータに実行させるためのプログラム。

(16)

ニューラルネットワークを用いたモデルにおいて入力データから生成される特徴マップの特徴を数値で表す特徴データを生成する特徴データ生成部と

、

複数の前記特徴マップの前記特徴データを並べた解析用データを生成する
解析用データ生成部と

を備える情報処理装置。

[0182] なお、本明細書に記載された効果はあくまで例示であって限定されるものではなく、他の効果があってもよい。

符号の説明

[0183] 10 車両, 100 車両制御システム, 141 車外情報検出部,
201 物体認識モデル, 211 特徴抽出層, 221 階層, 3
01 情報処理装置, 312 学習部, 313 学習状況解析部, 3
21 特徴データ生成部, 322 解析用データ生成部, 323 解析
部, 324 パラメータ設定部, 401 物体認識モデル 411, 4
12 特徴抽出層, 421 カメラ用ネットワーク, 422 ミリ波レ
ーダ用ネットワーク, 423 結合用ネットワーク, 431, 432
階層

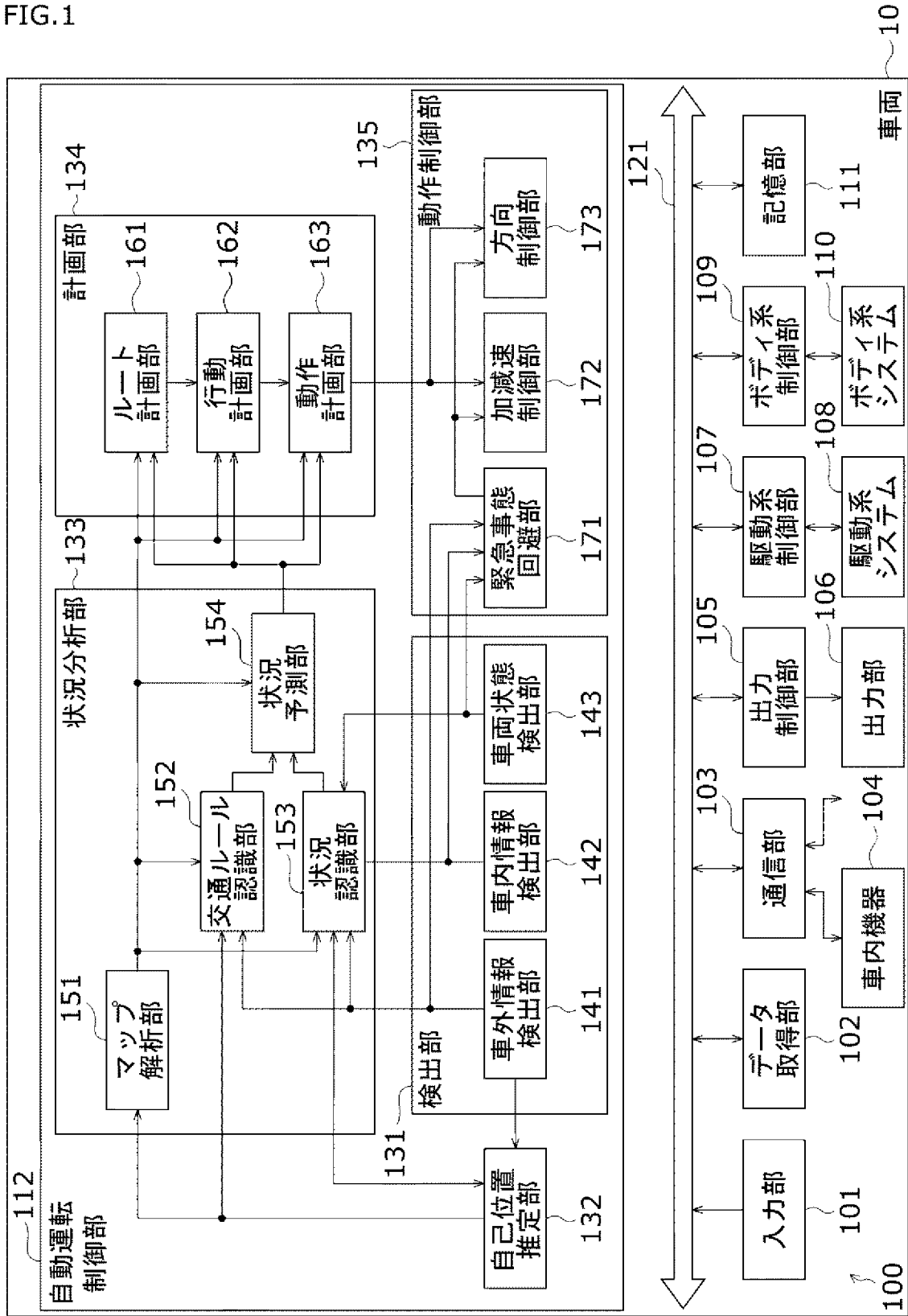
請求の範囲

- [請求項1] ニューラルネットワークを用いたモデルにおいて入力データから生成される特徴マップの特徴を数値で表す特徴データを生成する特徴データ生成ステップと、
- 複数の前記特徴マップの前記特徴データに基づく解析用データを生成する解析用データ生成ステップと
- を含む情報処理方法。
- [請求項2] 前記解析用データには、複数の前記特徴マップの前記特徴データが並べられている
- 請求項1に記載の情報処理方法。
- [請求項3] 前記解析用データには、1つの前記入力データから複数の前記特徴マップを生成する前記モデルの所定の階層において複数の前記入力データから生成された複数の前記特徴マップの前記特徴データが並べられている
- 請求項2に記載の情報処理方法。
- [請求項4] 前記解析用データの第1の方向には、同じ前記入力データから生成された複数の前記特徴マップの前記特徴データが並べられ、前記第1の方向と直交する第2の方向には、異なる前記入力データの互いに対応する前記特徴マップの前記特徴データが並べられている
- 請求項3に記載の情報処理方法。
- [請求項5] 前記特徴データは、前記特徴マップの画素値の散らばり具合を示す
- 請求項4に記載の情報処理方法。
- [請求項6] 前記解析用データの前記第1の方向の線及び前記第2の方向の線に基づいて、前記モデルの学習状況の解析を行う解析ステップを
- さらに含む請求項5に記載の情報処理方法。
- [請求項7] 前記モデルの学習状況の解析結果に基づいて、前記モデルの学習用のパラメータを設定するパラメータ設定ステップを
- さらに含む請求項6に記載の情報処理方法。

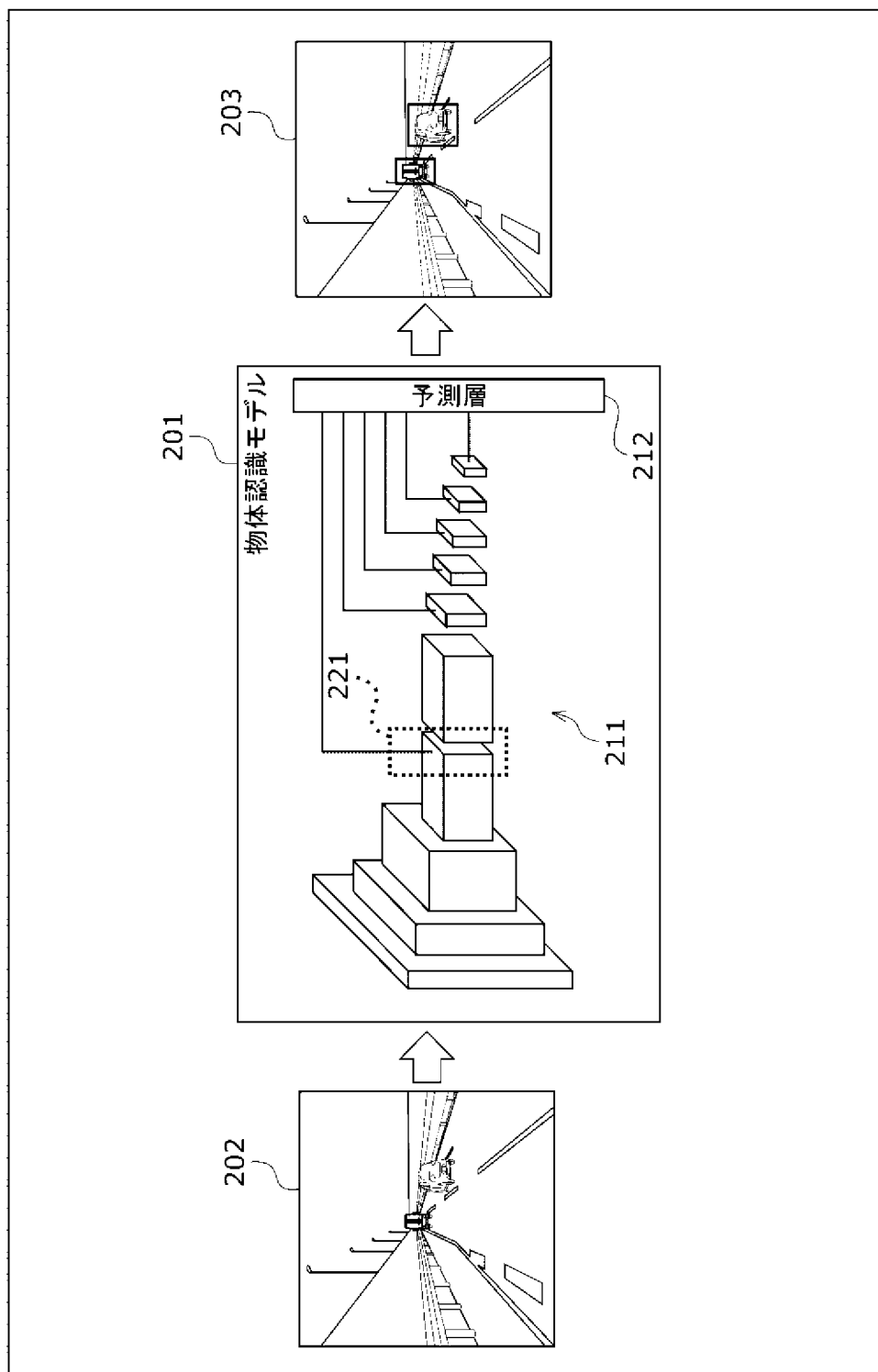
- [請求項8] 前記パラメータ設定ステップにおいて、前記解析用データの前記第2の方向の線の数に基づいて、前記モデルの学習用の正則化パラメータが設定される
- 請求項7に記載の情報処理方法。
- [請求項9] 前記特徴データは、前記特徴マップの画素値の度数分布を示し、前記解析用データには、前記モデルの前記階層において複数の前記入力データから生成された複数の前記特徴マップの前記特徴データが3次元に並べられている
- 請求項3に記載の情報処理方法。
- [請求項10] 前記入力データは、画像データであり、前記モデルは、物体の認識処理を行う
- 請求項1に記載の情報処理方法。
- [請求項11] 前記モデルは、車両の認識処理を行う
- 請求項10に記載の情報処理方法。
- [請求項12] 前記入力データは、ミリ波レーダの受信信号の強度の分布を鳥瞰図により表す画像データである
- 請求項11に記載の情報処理方法。
- [請求項13] 前記モデルは、前記画像データをカメラ座標系の画像に変換する
- 請求項12に記載の情報処理方法。
- [請求項14] 前記解析用データは、複数の前記特徴マップの前記特徴データのうち所定の条件を満たす前記特徴データを含む
- 請求項1に記載の情報処理方法。
- [請求項15] ニューラルネットワークを用いたモデルにおいて入力データから生成される特徴マップの特徴を数値で表す特徴データを生成する特徴データ生成ステップと、
- 複数の前記特徴マップの前記特徴データに基づく解析用データを生成する解析用データ生成ステップと
- を含む処理をコンピュータに実行させるためのプログラム。

- [請求項16] ニューラルネットワークを用いたモデルにおいて入力データから生成される特徴マップの特徴を数値で表す特徴データを生成する特徴データ生成部と、
- 複数の前記特徴マップの前記特徴データに基づく解析用データを生成する解析用データ生成部と
- を備える情報処理装置。

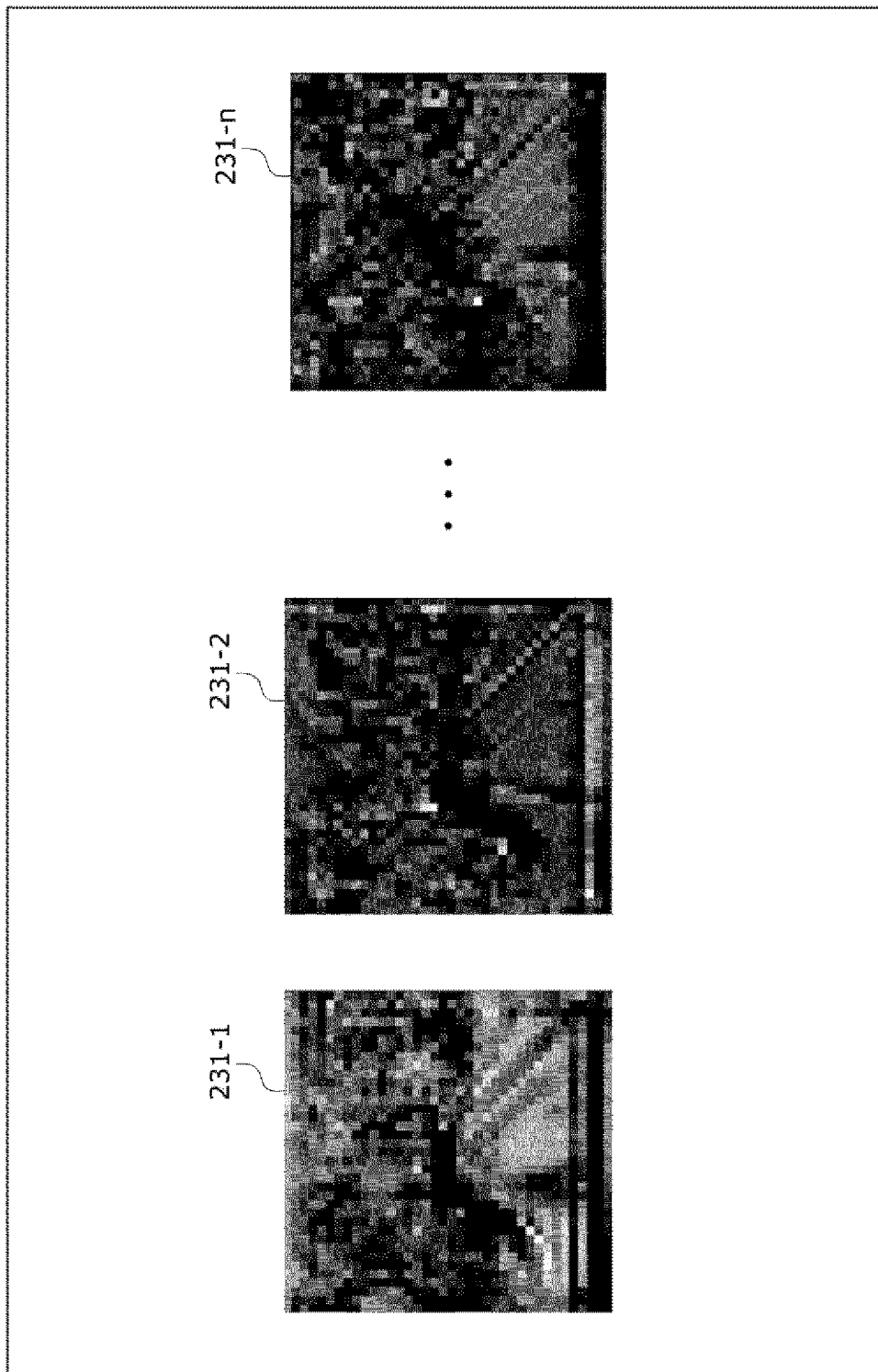
[図1]
FIG.1



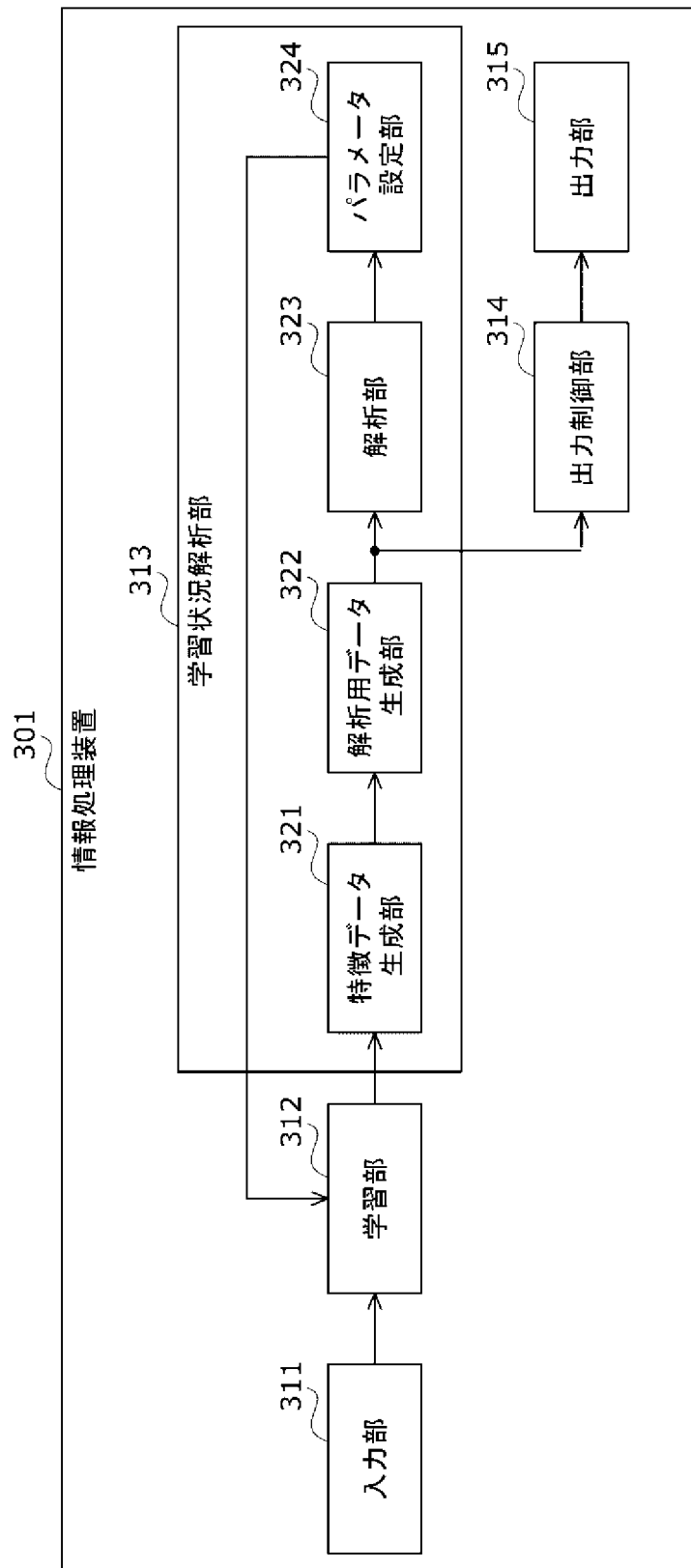
[図2]
FIG.2



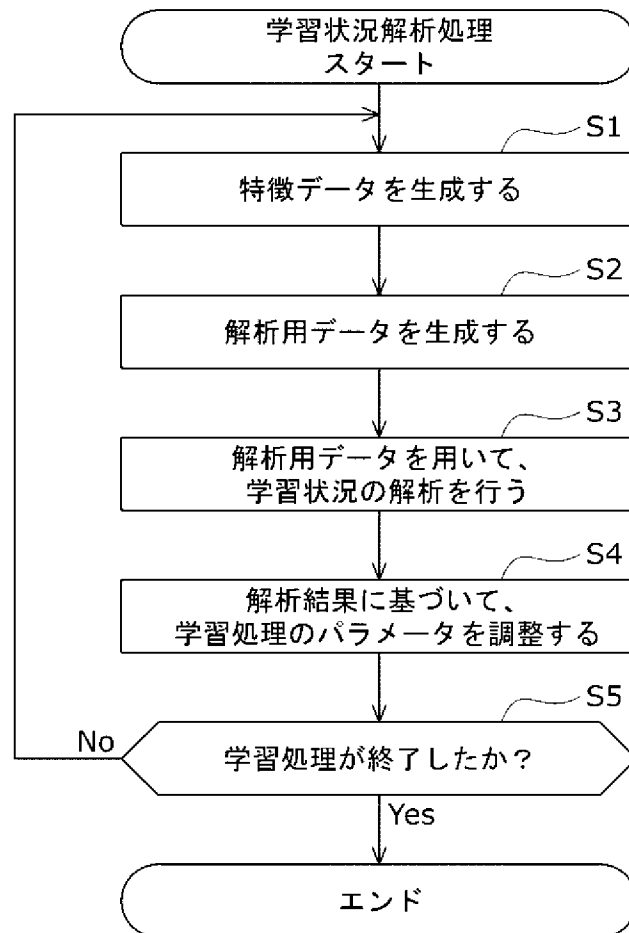
[図3]
FIG.3



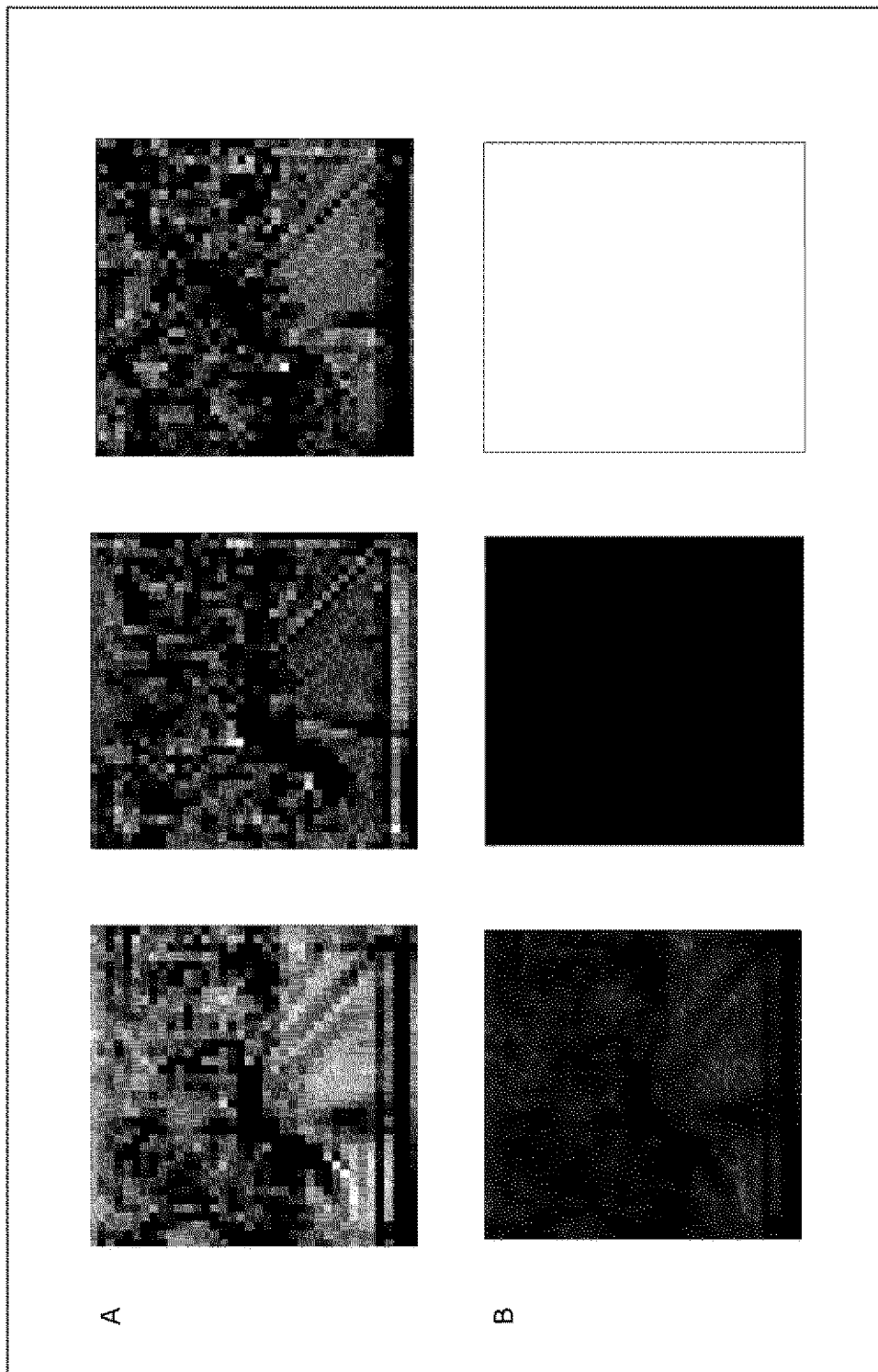
[図4]
FIG.4



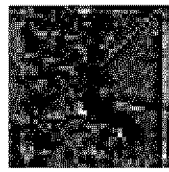
[図5]
FIG.5



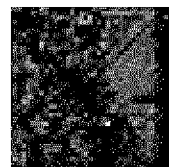
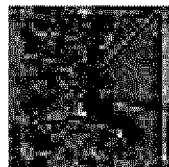
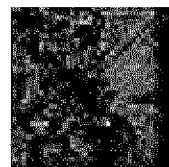
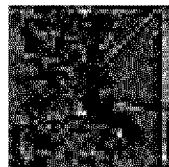
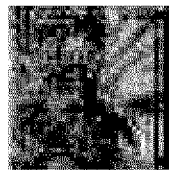
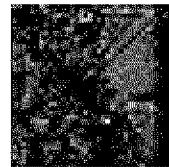
[図6]
FIG.6



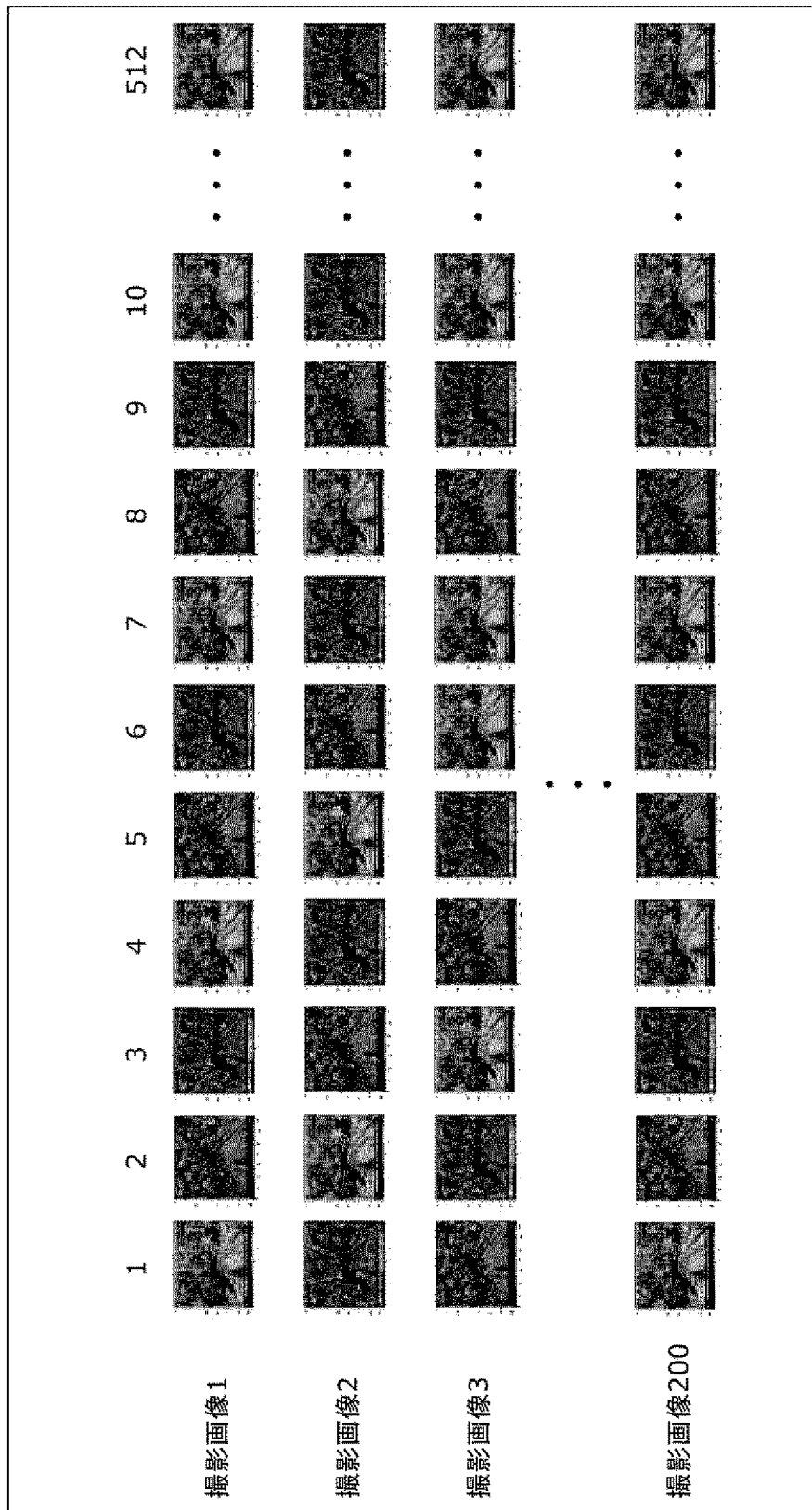
[図7]
FIG.7



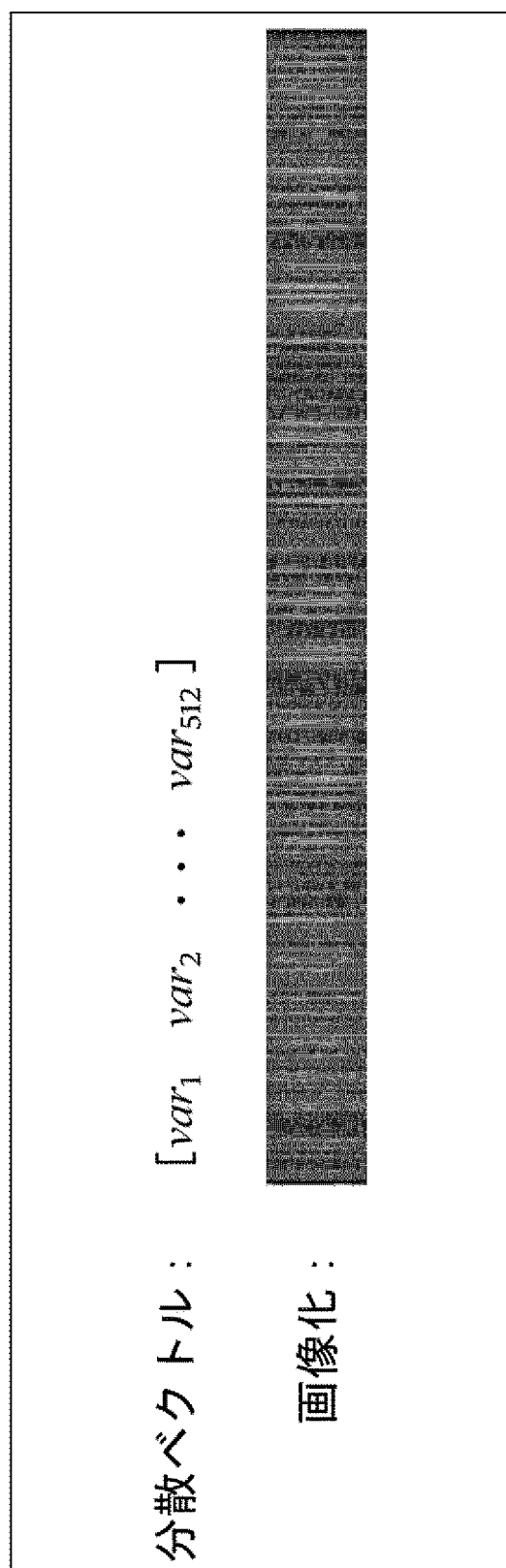
•
•
•



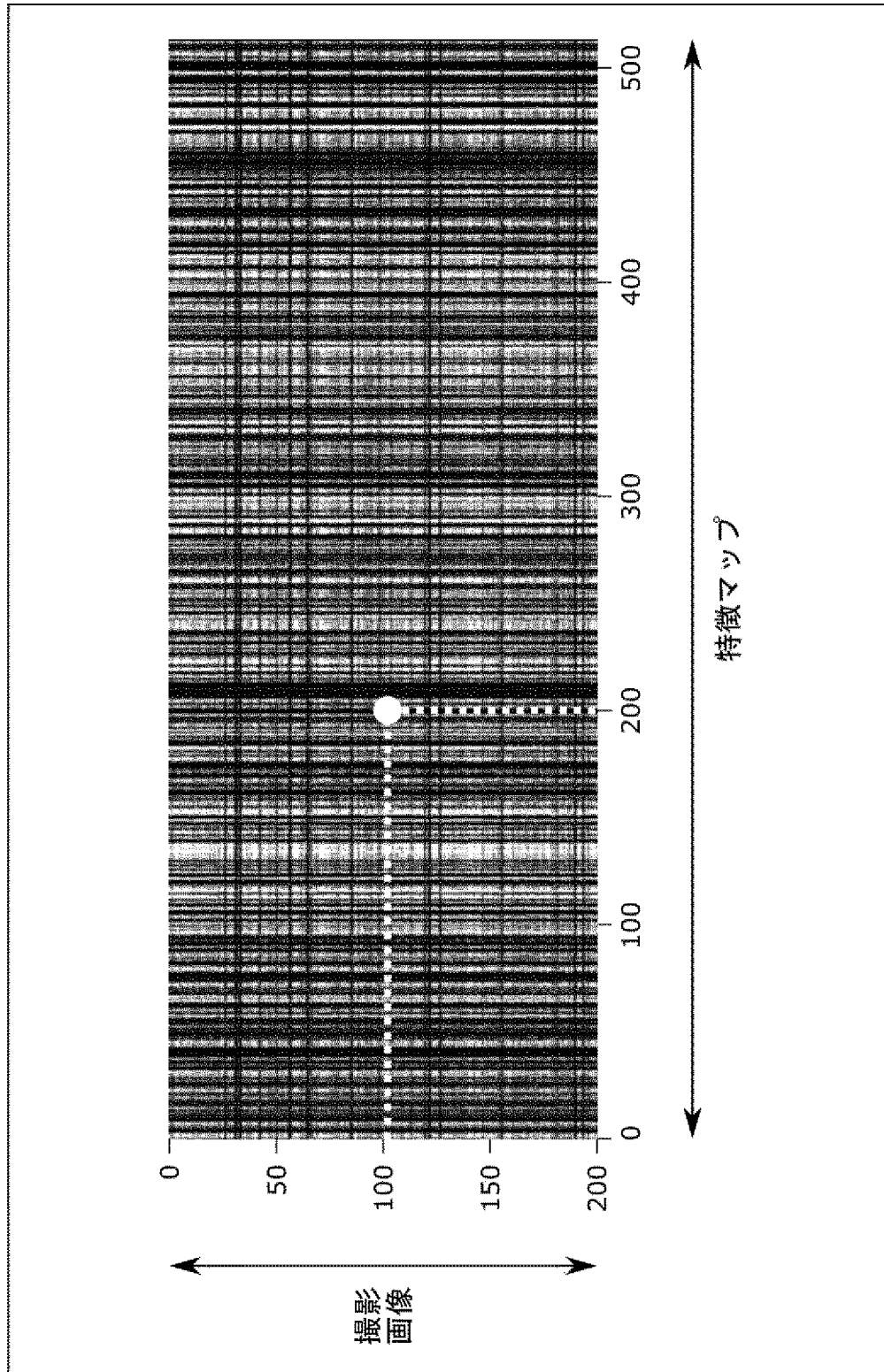
[図8]
FIG.8



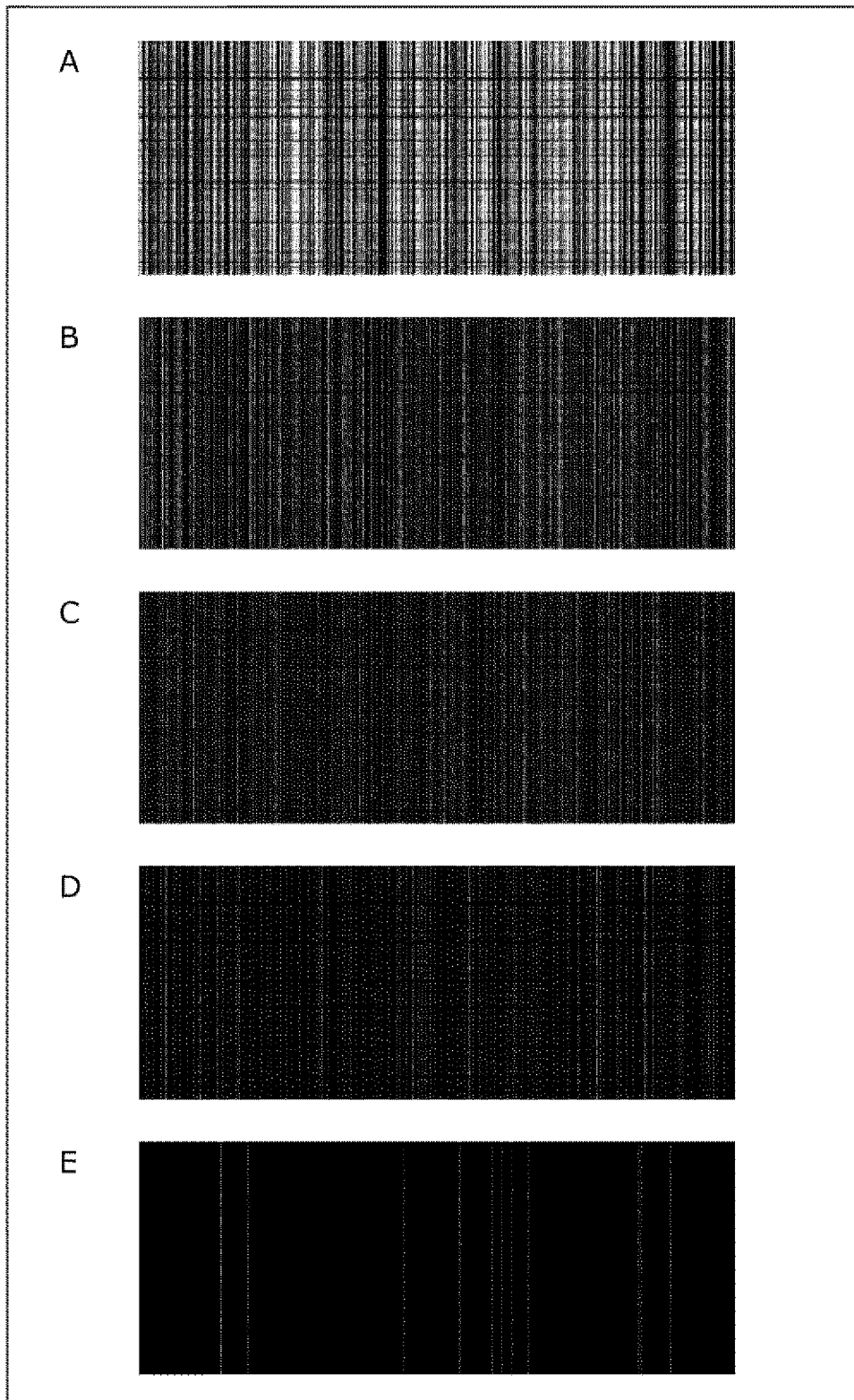
[図9]
FIG.9



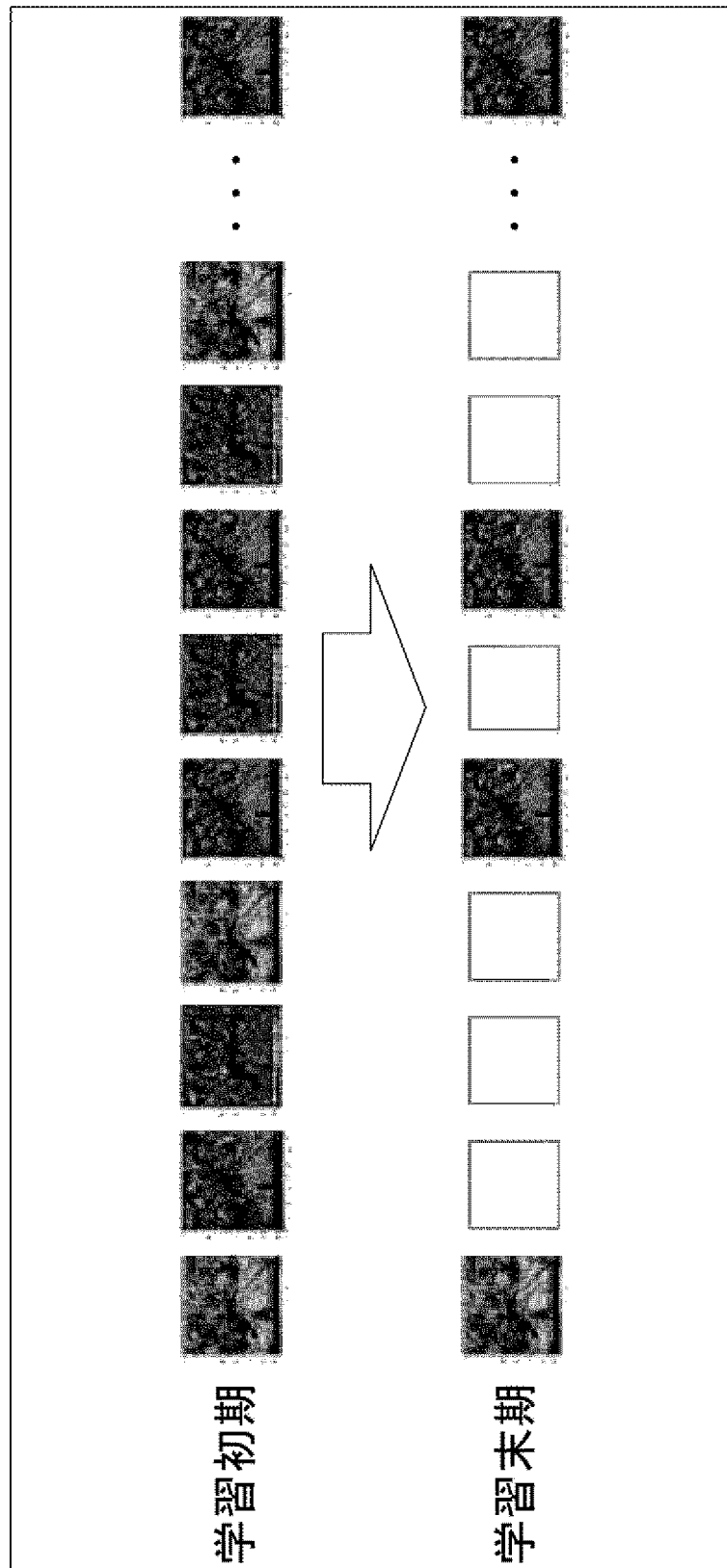
[図10]
FIG.10



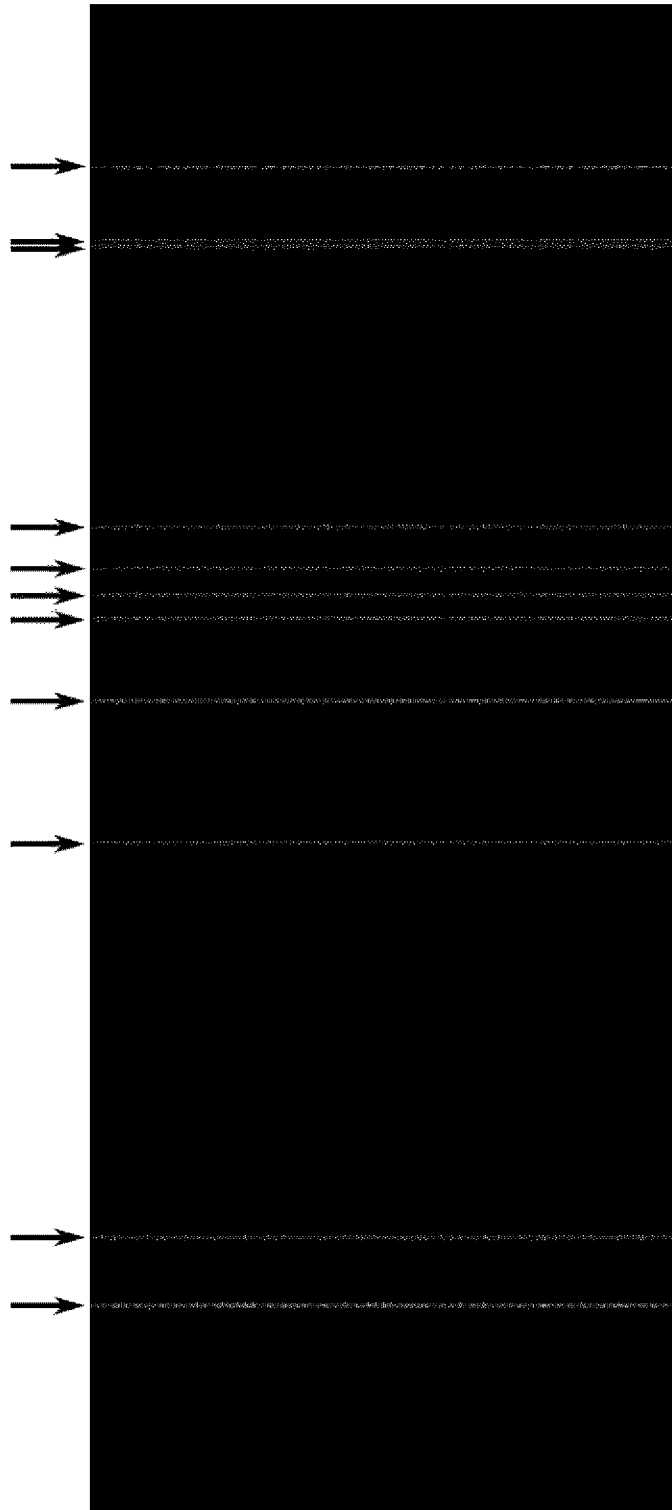
[図11]
FIG. 11



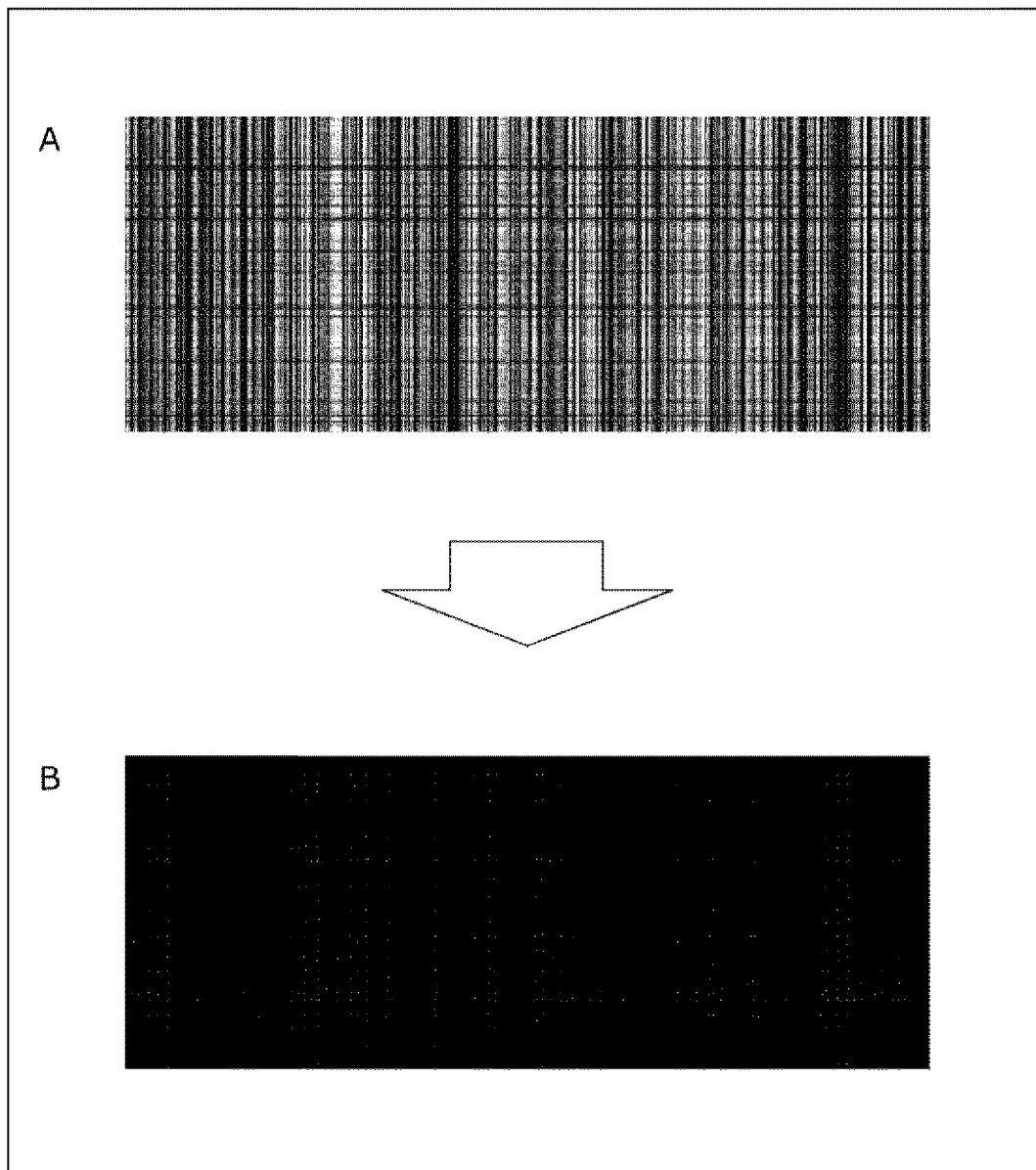
[図12]
FIG.12



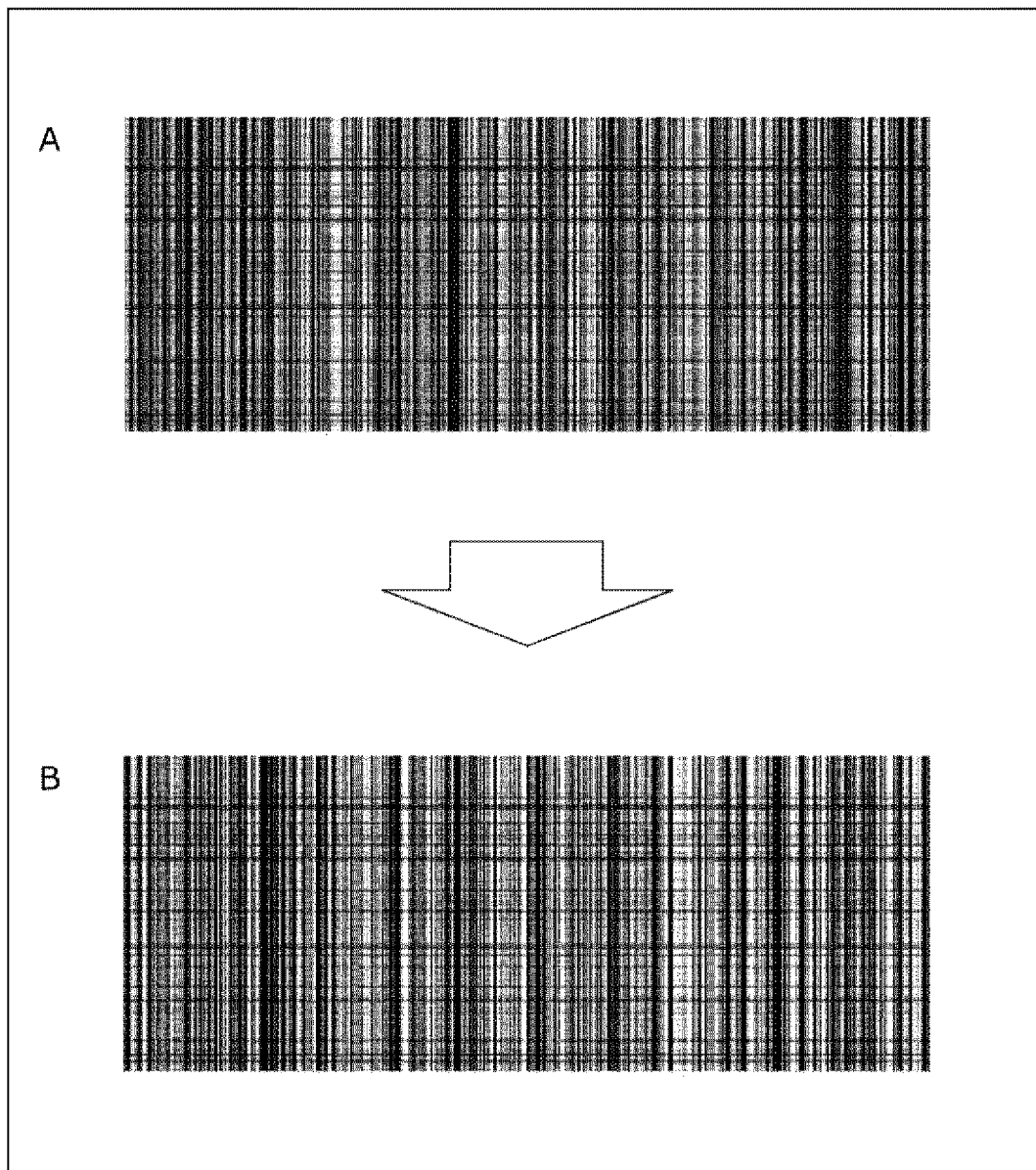
[図13]
FIG.13

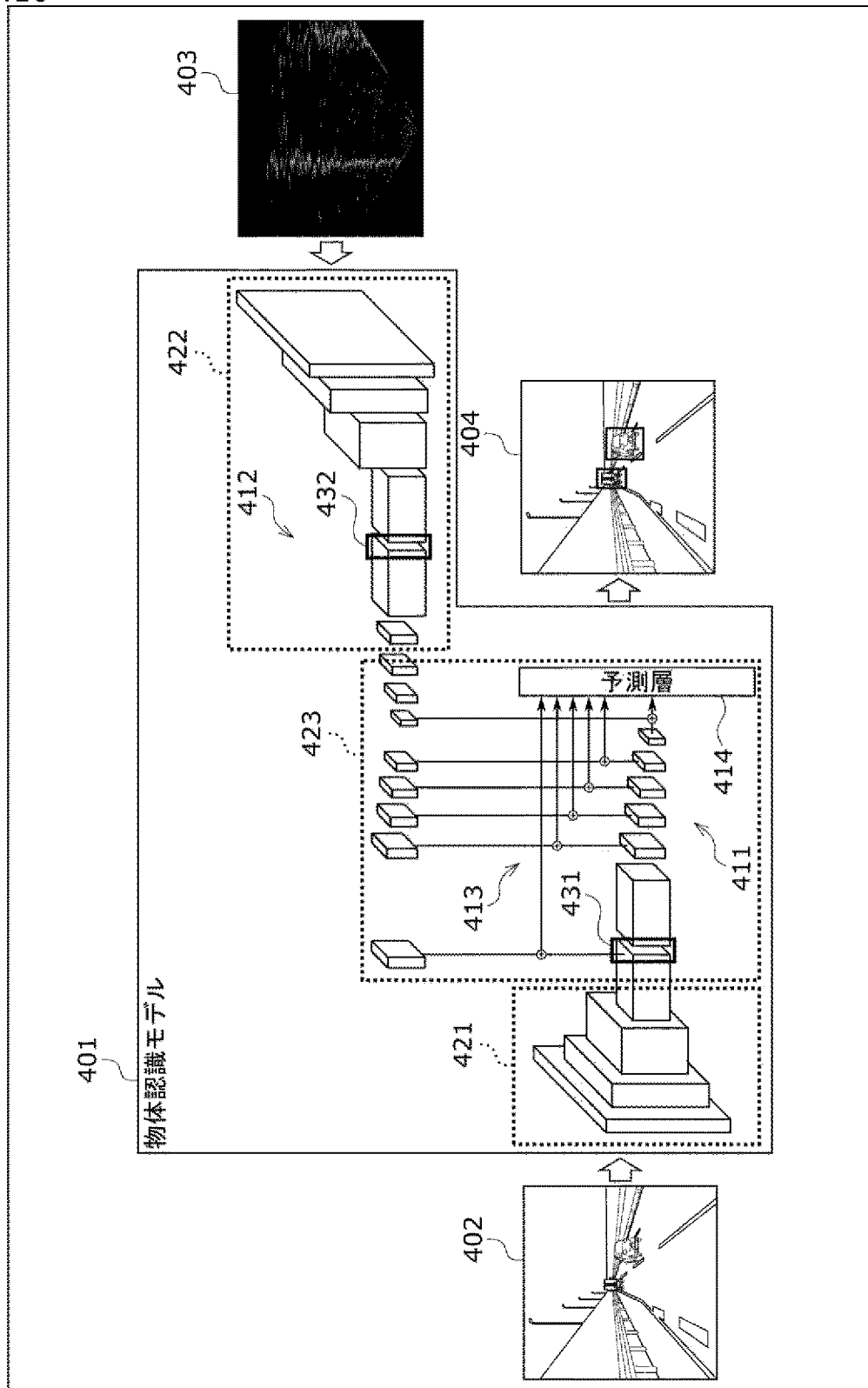


[図14]
FIG.14

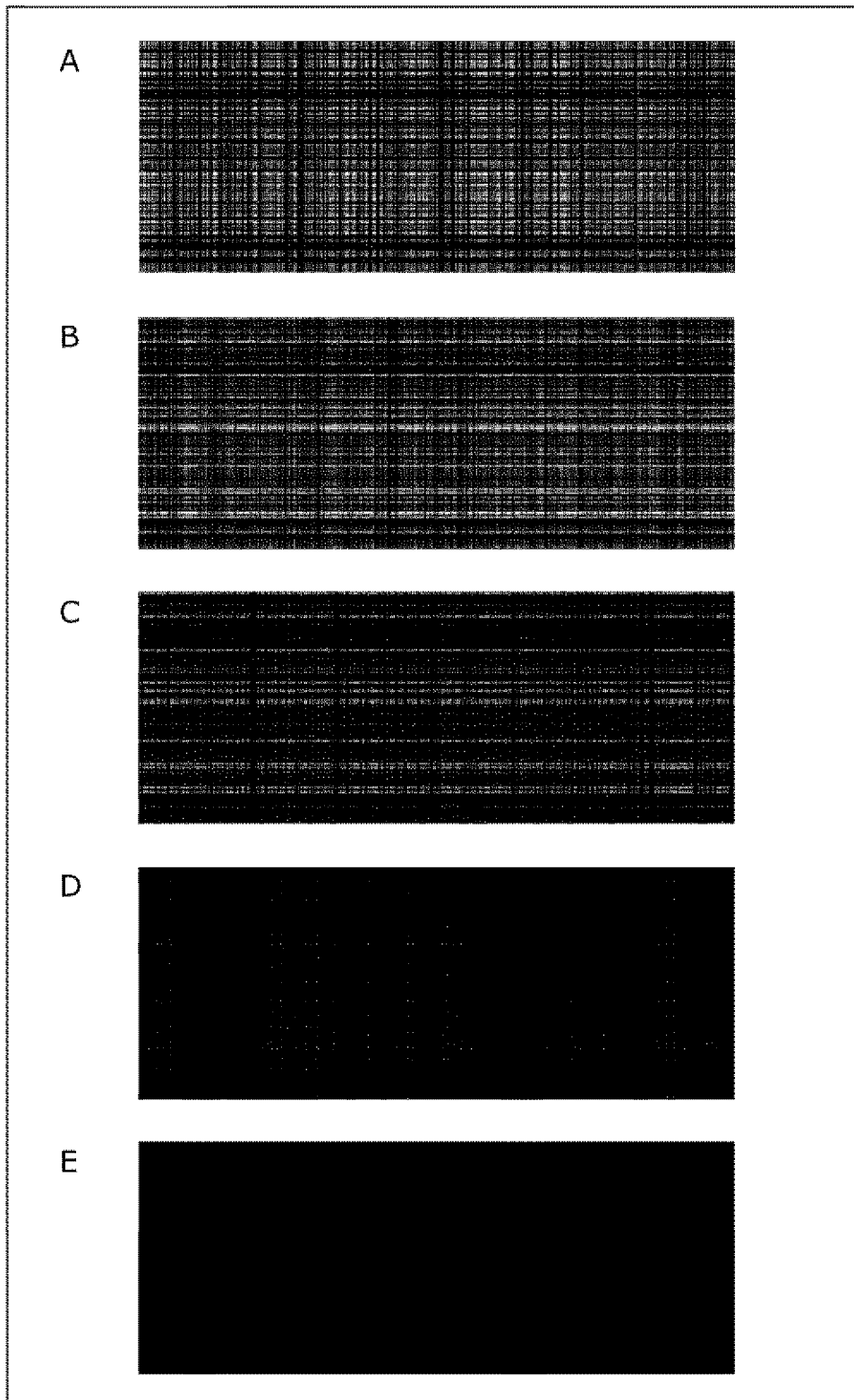


[図15]
FIG.15

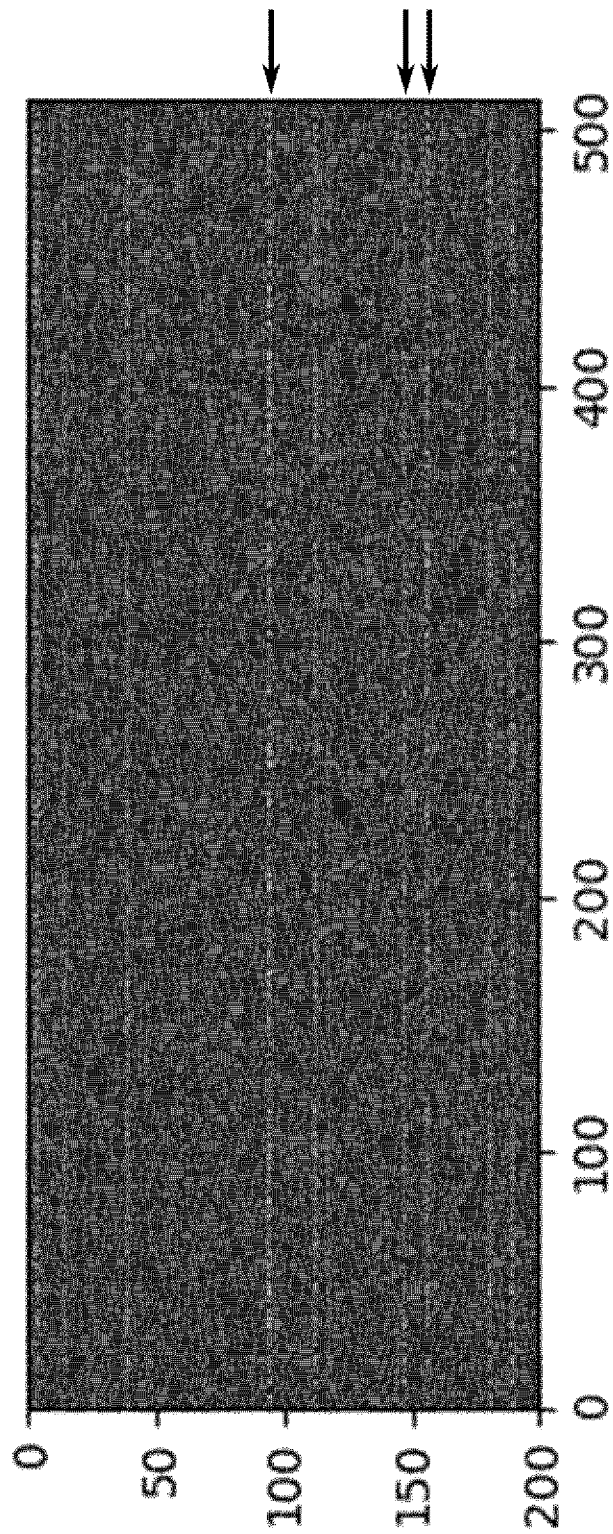


[図16]
FIG. 16

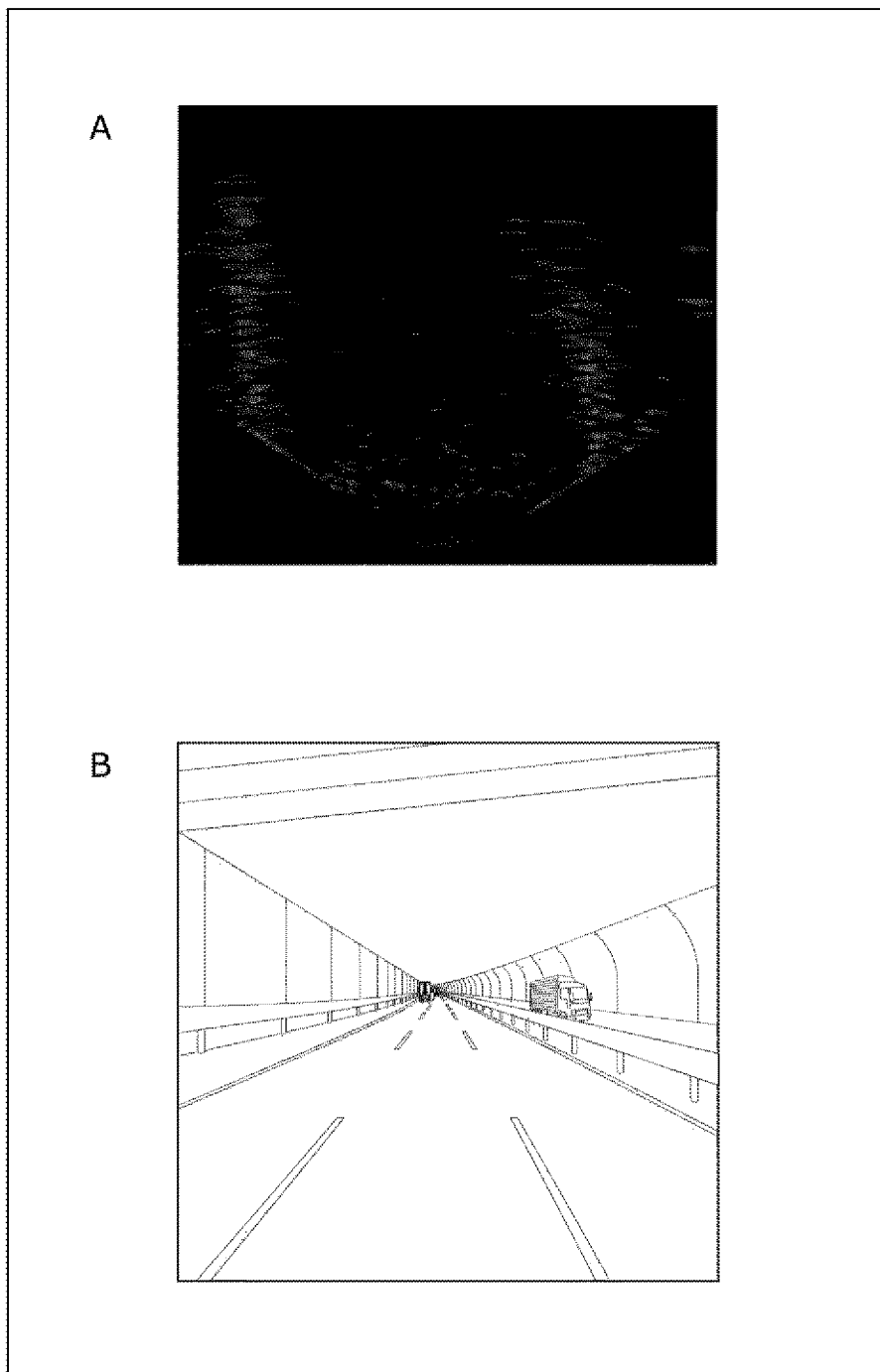
[図17]
FIG.17



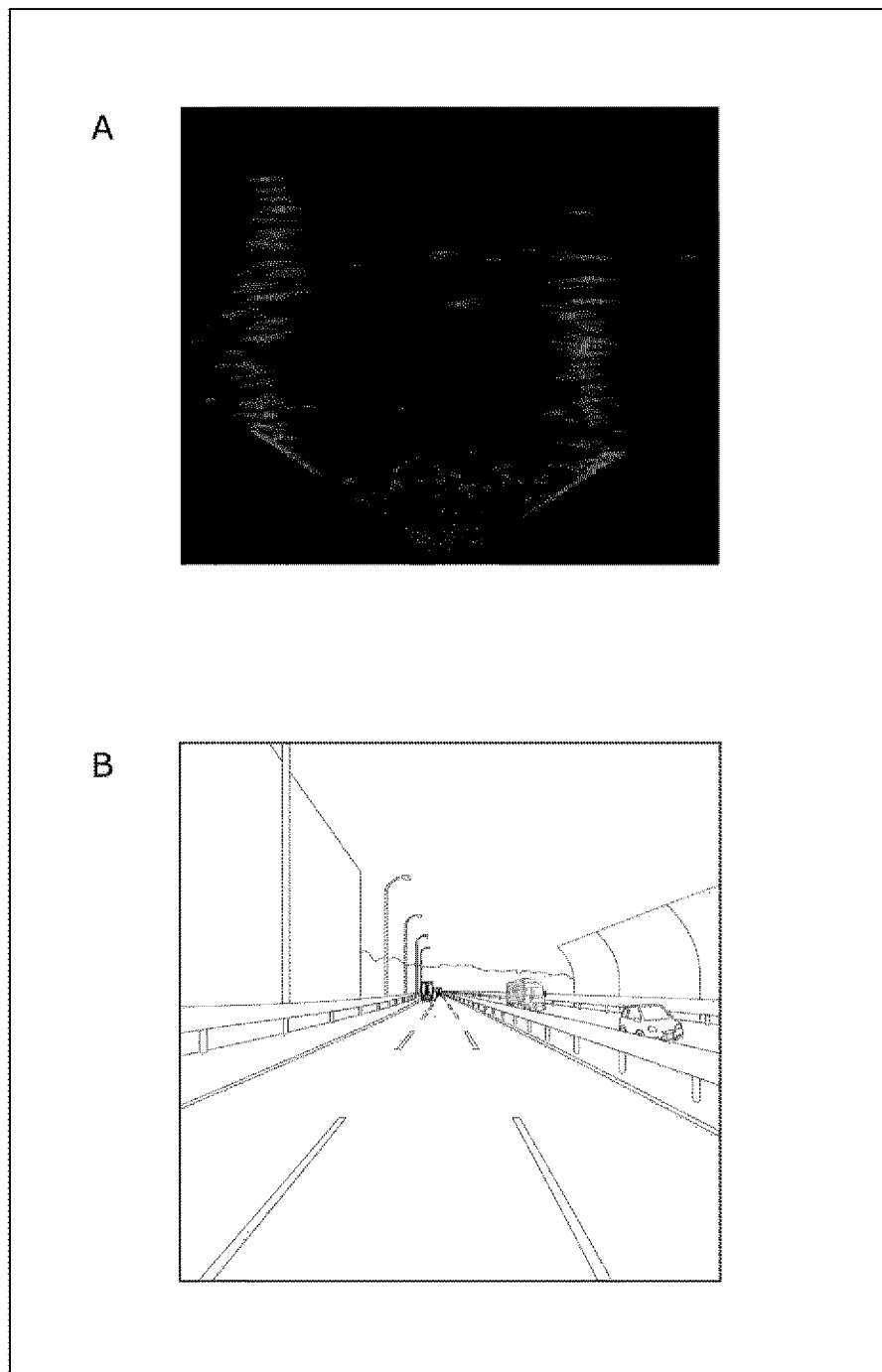
[図18]
FIG.18



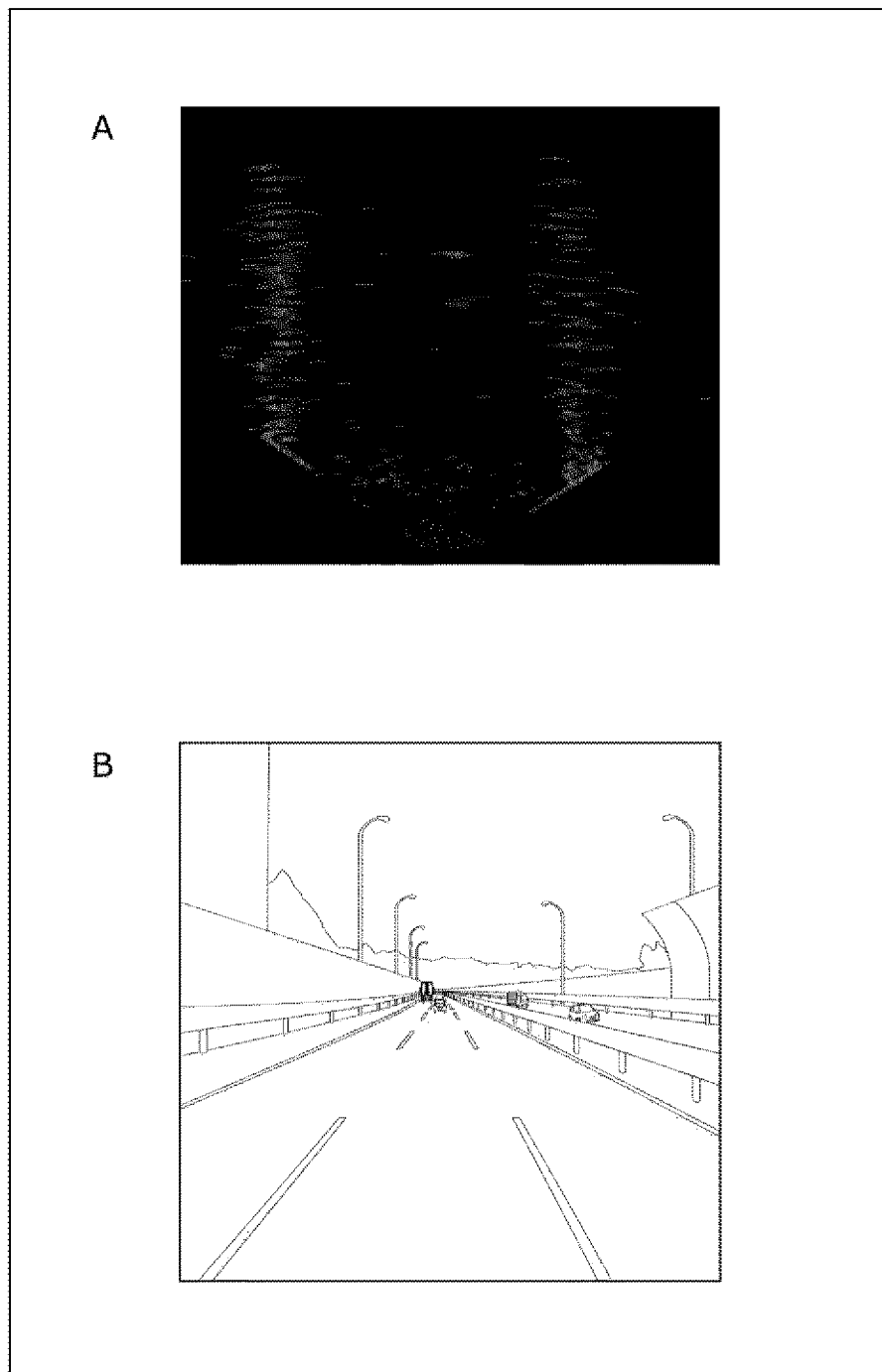
[図19]
FIG.19



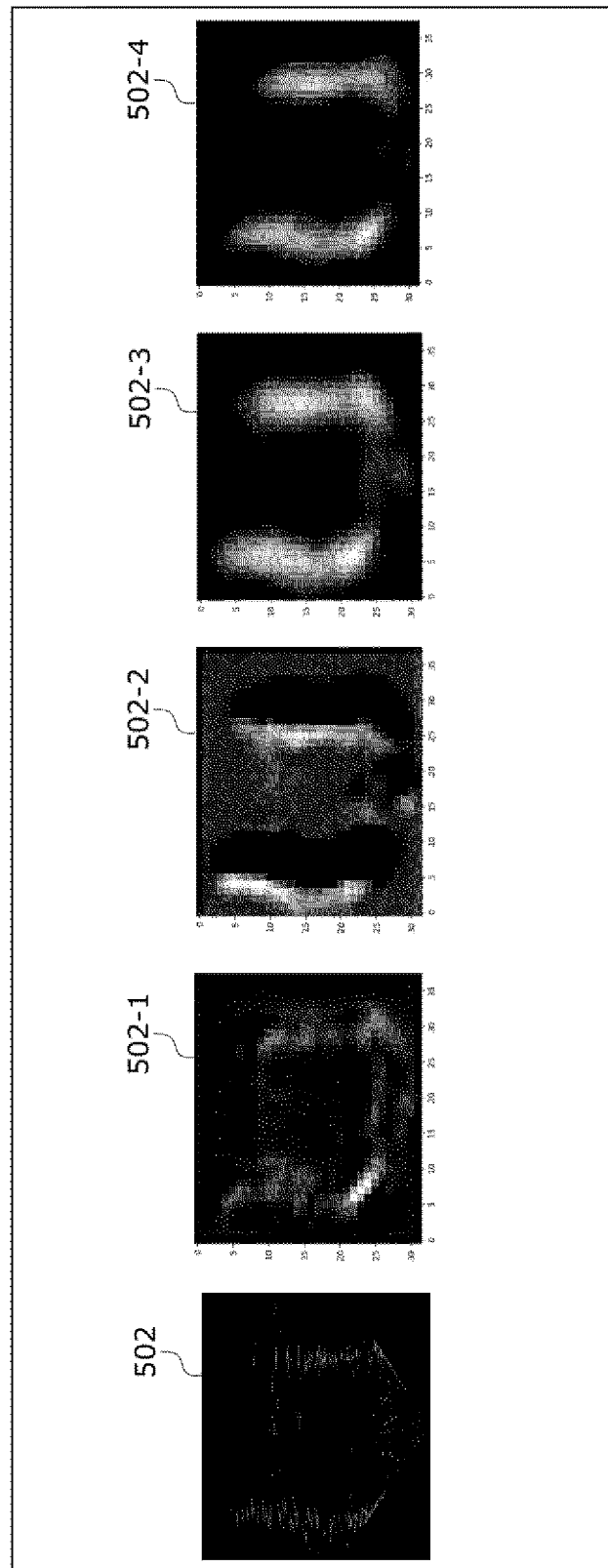
[図20]
FIG.20



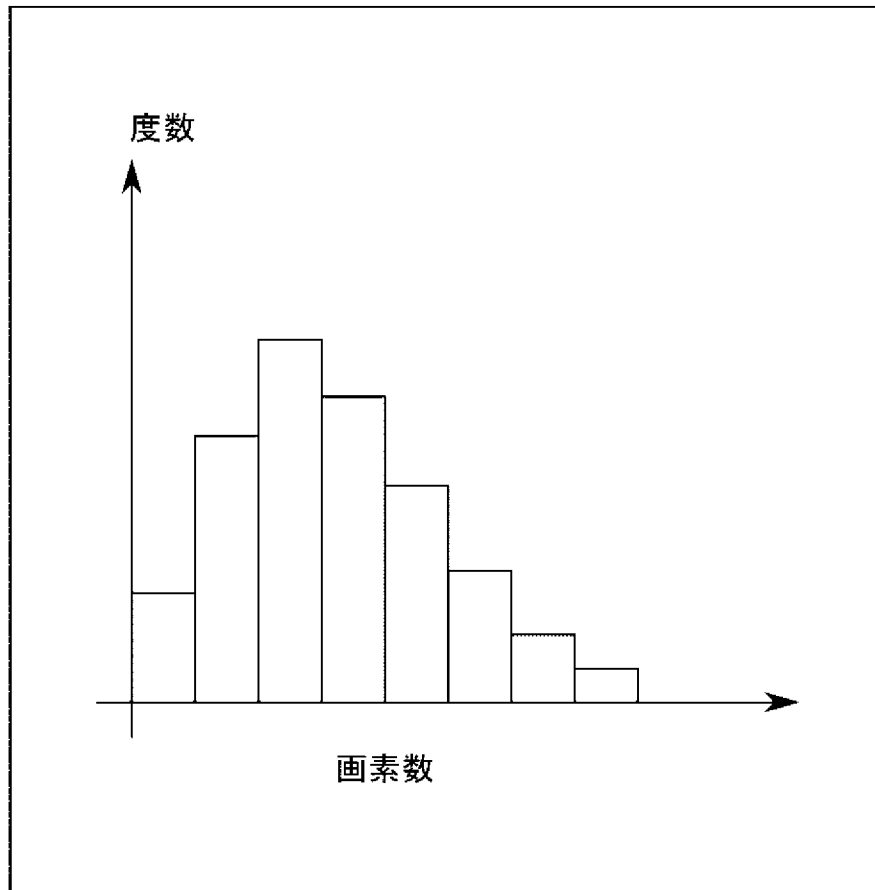
[図21]
FIG.21



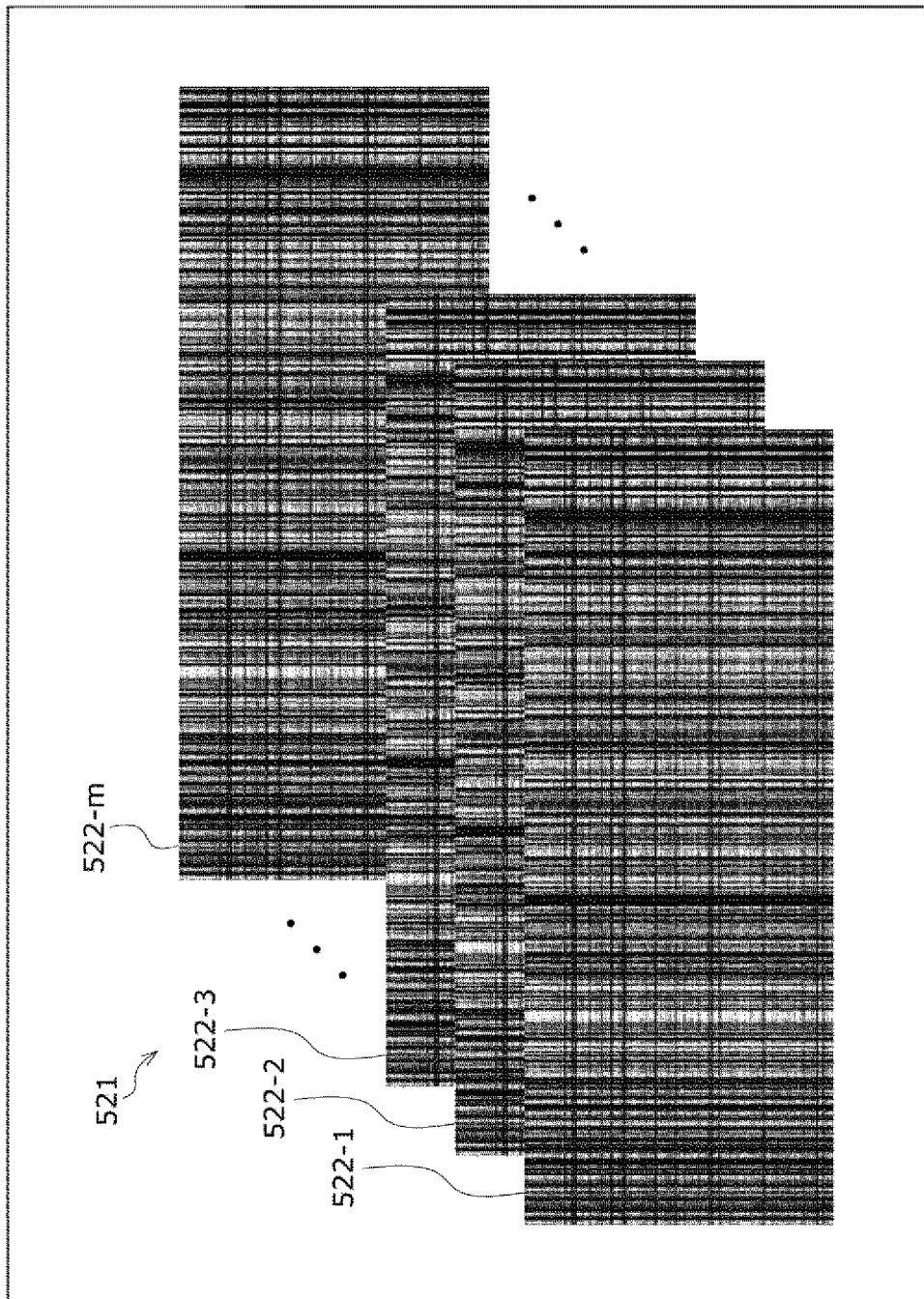
[図22]
FIG.22



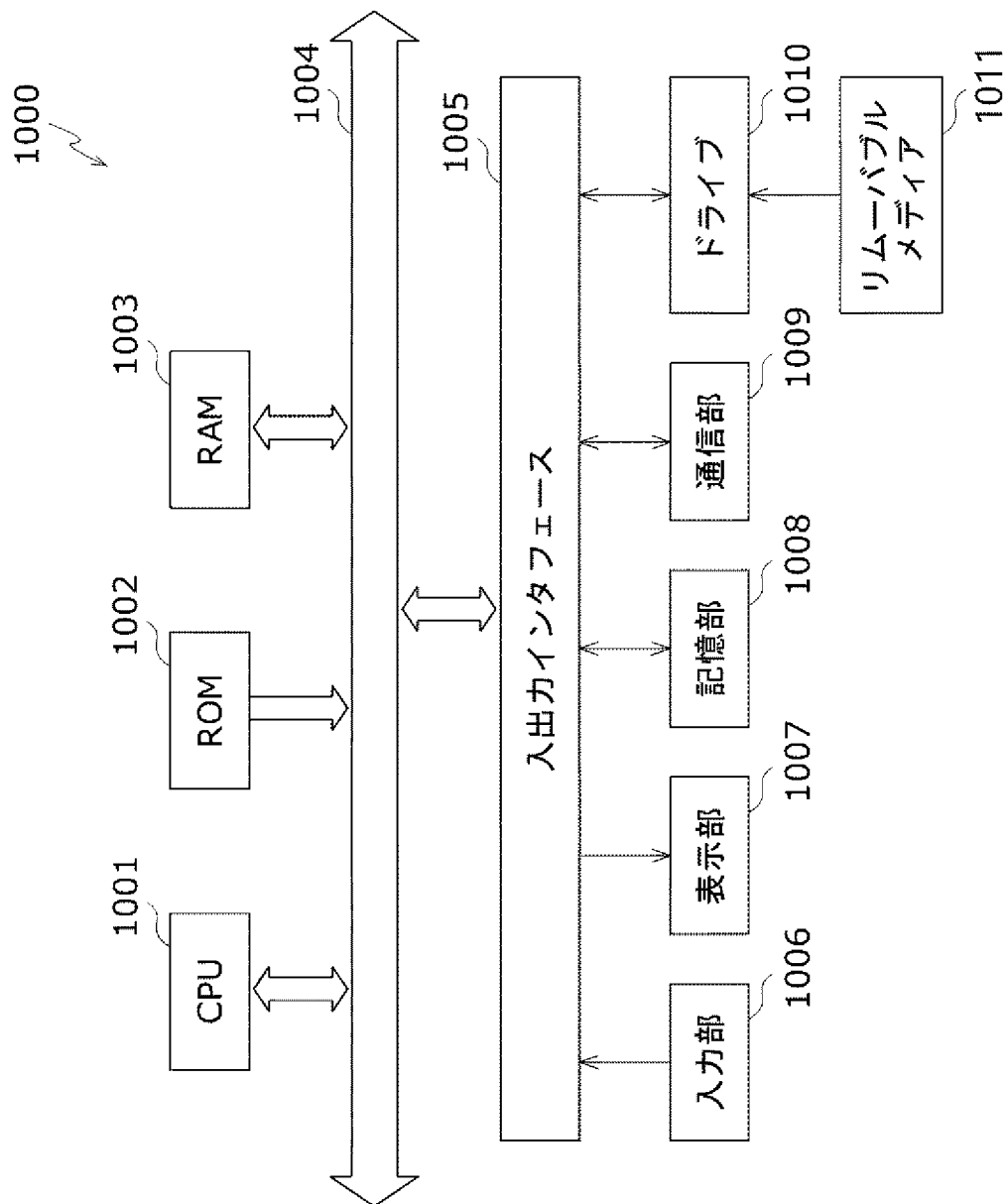
[図23]
FIG.23



[図24]
FIG.24



[図25]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2020/011601

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

Int. Cl. G06N3/08 (2006.01) i, G06N3/04 (2006.01) i, G06T7/00 (2017.01) i
FI: G06N3/08, G06N3/04, G06T7/00 350C

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)

Int. Cl. G06N3/08, G06N3/04, G06T7/00

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.
A	M.D. Ziler and R. Fergus, Visualizing and Understanding Convolutional Networks, European Conference on Computer Vision (ECCV), 2014, ECCV 2014, Part I, LNCS 8689, pp. 818-833, https://cs.nyu.edu/~fergus/papers/zeilerECCV2014.pdf , item 4.2, fig.4	1-16
A	WO 2018/165753 A1 (UNIVERSITY OF MANITOBA) 20 September 2018, page 23, lines 2-12, fig. 12A-12B	1-16
A	JP 2018-520404 A (QUALCOMM INC.) 26 July 2018, paragraphs [0063]-[0091], fig. 7-10	1-16

☐ 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
28.05.2020

Date of mailing of the international search report
09.06.2020

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/JP2020/011601

Patent Documents referred to in the Report	Publication Date	Patent Family	Publication Date
WO 2018/165753 A1	20.09.2018	EP 3596449 A1 fig. 12A-12B	
JP 2018-520404 A	26.07.2018	WO 2016/175923 A1 paragraphs [0068]- [0088], fig. 7-10 US 2016/321540 A1 EP 3289528 A	

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（IPC）） G06N 3/08(2006.01)i; G06N 3/04(2006.01)i; G06T 7/00(2017.01)i FI: G06N3/08; G06N3/04; G06T7/00 350C														
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）） G06N3/08; G06N3/04; G06T7/00														
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>			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													
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	M.D. Ziler and R. Fergus, Visualizing and Understanding Convolutional Networks, European Conference on Computer Vision (ECCV), 2014, ECCV 2014, Part I, LNCS 8689, P.818-833, https://cs.nyu.edu/~fergus/papers/zeilerECCV2014.pdf 項目4.2, Fig.4	1-16												
A	WO 2018/165753 A1 (UNIVERSITY OF MANITOBA) 20.09.2018 (2018 - 09 - 20) P.23 line 2-12, Fig.12A-12B	1-16												
A	JP 2018-520404 A (クウアルコム・インコーポレイテッド) 26.07.2018 (2018 - 07 - 26) [0063]-[0091], 図7-10	1-16												
☐ 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 28.05.2020		国際調査報告の発送日 09.06.2020												
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/JP2020/011601

引用文献			公表日	パテントファミリー文献			公表日
WO	2018/165753	A1	20.09.2018	EP	3596449	A1	
				Fig. 12A-12B			
JP	2018-520404	A	26.07.2018	WO	2016/175923	A1	
				[0068]-[0088], Fig. 7-10			
				US	2016/321540	A1	
				EP	3289528	A	