

(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
2021年6月3日(03.06.2021)



(10) 国際公開番号

WO 2021/106945 A1

(51) 国際特許分類:

G01W 1/00 (2006.01) G06N 20/20 (2019.01)
G01B 11/02 (2006.01) G01N 21/17 (2006.01)
G01B 15/02 (2006.01)

(21) 国際出願番号: PCT/JP2020/043864

(22) 国際出願日: 2020年11月25日(25.11.2020)

(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 2019-215755 2019年11月28日(28.11.2019) JP

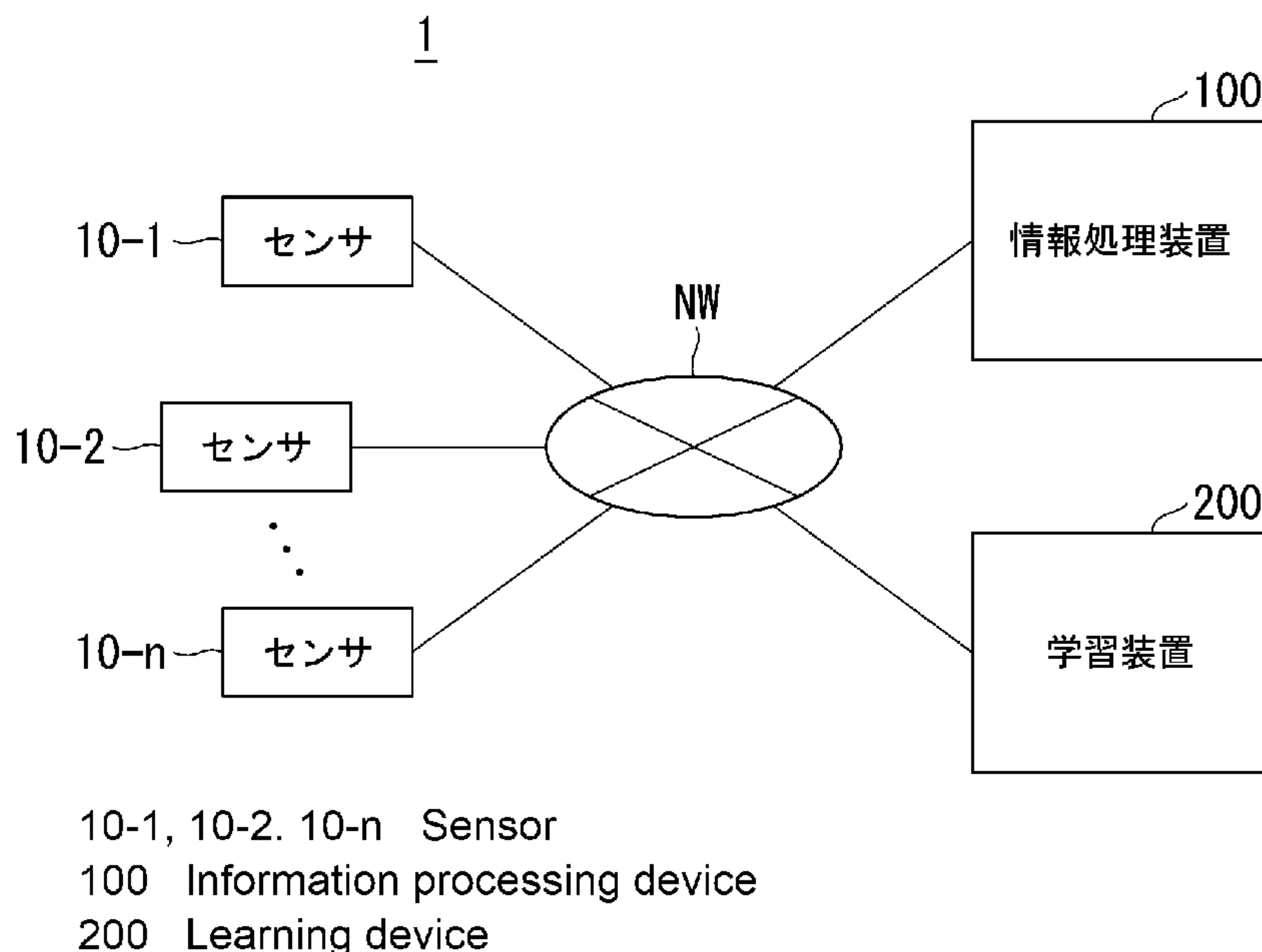
(71) 出願人: 国立研究開発法人宇宙航空研究開発機構 (JAPAN AEROSPACE EXPLORATION AGENCY) [JP/JP]; 〒1828522 東京都調布市

深大寺東町七丁目44番地1 Tokyo (JP). 三菱スペース・ソフトウェア株式会社(MITSUBISHI SPACE SOFTWARE CO., LTD.) [JP/JP]; 〒1056132 東京都港区浜松町二丁目4番1号 Tokyo (JP).

(72) 発明者: 神田 淳(KANDA Atsushi); 〒1828522 東京都調布市深大寺東町七丁目44番地1 国立研究開発法人宇宙航空研究開発機構内 Tokyo (JP). 佐藤 裕司(SATOY Yuji); 〒1056132 東京都港区浜松町二丁目4番1号 三菱スペース・ソフトウェア株式会社内 Tokyo (JP). 内方 一平(UCHIKATA Ippei); 〒1056132 東京都港区浜松町二丁目4番1号 三菱スペース・ソフトウェア株式会社内 Tokyo (JP). 山本 友誉(YAMAMOTO Tomotaka); 〒1056132 東京都

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

(54) 発明の名称: 情報処理システム、情報処理装置、情報処理方法、及びプログラム



(57) Abstract: An embodiment of this information processing system is provided with an irradiating unit that irradiates a deposited material with electromagnetic waves, a detection unit that detects scattered waves or transmitted waves of the electromagnetic waves with which the deposited material is irradiated by the irradiation unit, and a determination unit that, on the basis of an image based on the scattered waves or the transmitted waves detected by the detection unit, determines the state of the deposited material.

(57) 要約: 実施形態の情報処理システムは、堆積物に対して電磁波を照射する照射部と、前記照射部によって前記堆積物に照射された電磁波の散乱波又は透過波を検出する検出部と、前記検出部によって検出された前記散乱波又は前記透過波に基づく画像から、前記堆積物の状態を判定する判定部と、を備える。

[続葉有]

港区浜松町二丁目4番1号 三菱スペース・
ソフトウェア株式会社内 Tokyo (JP).

(74) 代理人: 棚井 澄雄, 外 (TANAI Sumio et al.);
〒1006620 東京都千代田区丸の内一丁
目9番2号 Tokyo (JP).

(81) 指定国(表示のない限り、全ての種類の国内保
護が可能): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ,
BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH,
CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO,
DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT,
HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, IT, JO, 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))

明 細 書

発明の名称：

情報処理システム、情報処理装置、情報処理方法、及びプログラム

技術分野

[0001] 本発明は、情報処理システム、情報処理装置、情報処理方法、及びプログラムに関する。

本願は、2019年11月28日に出願された日本国特許出願2019-215755号に基づき優先権を主張し、その内容をここに援用する。

背景技術

[0002] 道路面や滑走路面には、例えば、雪や氷、水、泥といった物体が堆積又は付着する。これら堆積物の状態量をモニタリングすることは、安全管理上重要である。これに関連して、道路管理を目的として、道路面に降り積もった雪の厚さ（深さ）をレーザ光などの反射を利用して計測する技術が知られている（例えば、特許文献1、2参照）。

先行技術文献

特許文献

[0003] 特許文献1：特開2015-001379号公報

特許文献2：特開2016-170069号公報

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、従来の技術では、堆積物の状態を精度よく判定することができていなかった。

[0005] 本発明は、このような事情を考慮してなされたものであり、堆積物の状態を精度よく判定することができる情報処理システム、情報処理装置、情報処理方法、及びプログラムを提供することを目的の一つとする。

課題を解決するための手段

[0006] 本発明の一態様は、堆積物に対して電磁波を照射する照射部と、前記照射部によって前記堆積物に照射された電磁波の散乱波又は透過波を検出する検出部と、前記検出部によって検出された前記散乱波又は前記透過波に基づく画像から、前記堆積物の状態を判定する判定部と、を備える情報処理システムである。

発明の効果

[0007] 本発明の一態様によれば、堆積物の状態を精度よく判定することができる。

図面の簡単な説明

- [0008] [図1]実施形態に係る情報処理システムの構成の一例を示す図である。
- [図2]実施形態に係るセンサの一例を示す図である。
- [図3]実施形態に係るセンサの他の例を示す図である。
- [図4]実施形態に係るセンサの他の例を示す図である。
- [図5]実施形態に係る情報処理装置の構成の一例を示す図である。
- [図6]実施形態の制御部の一連の処理の流れの一例を示すフローチャートである。
- [図7]光散乱画像から特徴量を抽出する様子を模式的に示す図である。
- [図8]推定モデルに特徴量を入力する様子を模式的に示す図である。
- [図9]厚さ推定モデルの具体的な構成の一例を示す図である。
- [図10]性質推定モデルの具体的な構成の一例を示す図である。
- [図11]性質推定モデルの具体的な構成の他の例を示す図である。
- [図12]密度推定モデルの一例を示す図である。
- [図13]実施形態に係る学習装置の構成の一例を示す図である。
- [図14]実施形態の制御部の一連の処理の流れの一例を示すフローチャートである。
- [図15]抽出モデルと推定モデルとを組み合わせたモデルの一例を示す図である。

発明を実施するための形態

[0009] 以下、図面を参照し、本発明の情報処理システム、情報処理装置、情報処理方法、及びプログラムの実施形態について説明する。本出願が日本語から英語に翻訳された場合、本開示全体を通して使用されるように、単数形「a」、「an」、および「the」は、文脈が明らかにそうでないことを示していない限り、複数形のリファレンスを含むとみなしてよい。

[0010] [情報処理システムの構成]

図1は、実施形態に係る情報処理システム1の構成の一例を示す図である。図示のように、情報処理システム1は、複数のセンサ10-1～10-n（nは任意の自然数）と、情報処理装置100と、学習装置200とを備える。これらの装置は、ネットワークNWに接続される。ネットワークNWは、例えば、WAN（Wide Area Network）やLAN（Local Area Network）などである。複数のセンサ10-1～10-nのうちいずれかを区別しない場合、これらセンサ10-1～10-nをまとめてセンサ10と称して説明する。

[0011] センサ10は、例えば、滑走路や道路、鉄道の線路付近などに埋設される。センサは、埋設場所に堆積した物体、すなわち堆積物にレーザ光を照射し、その照射したレーザ光の散乱光や透過光を検出する。堆積物は、例えば、雪や氷、水、泥、土、火山灰、砂などである。

[0012] 図2は、実施形態に係るセンサ10の一例を示す図である。図示のように、センサ10は、照射部12と、複数の検出部14（図中14-1、14-2、…）とを備える。照射部12及び検出部14は、例えば、樹脂やガラスといった光の透過性を有する透過部材16に覆われている。

[0013] 照射部12は、透過部材16を介して外部に互いに波長の異なる複数のレーザ光を照射する。具体的には、照射部12は、ある波長帯の可視光のレーザ光（以下、第1レーザ光と称する）と、第1レーザ光よりも波長が長い可視光のレーザ光（以下、第2レーザ光と称する）と、第2レーザ光よりも波長が長い近赤外光のレーザ光（以下、第3レーザ光と称する）と、第3レーザ光よりも波長が長い近赤外光のレーザ光（以下、第4レーザ光と称する）

とを照射する。

[0014] 例えば、透過部材 16 上に雪が堆積している場合、照射部 12 から照射された複数のレーザ光は、雪によって反射される。この際、レーザ光の一部は、光散乱現象によって散乱する。

[0015] 複数の検出部 14 のそれぞれは、例えば、透過部材 16 上に堆積した雪によって散乱したレーザ光、つまり散乱光を検出する。例えば、複数の検出部 14 のうち、第 1 検出部 14-1 は、第 1 レーザ光の散乱光と第 2 レーザ光の散乱光を検出し、第 2 検出部 14-2 は、第 3 レーザ光の散乱光と第 4 レーザ光の散乱光を検出する。各検出部 14 は、散乱光を検出すると、その検出した散乱光の検出信号を、ネットワーク NW を介して情報処理装置 100 に送信する。

[0016] センサ 10 は、必ずしも雪などが堆積し得る場所に埋設されなくてもよい。図 3 は、実施形態に係るセンサ 10 の他の例を示す図である。図示のように、例えば、センサ 10 は堆積物の上方に設定されてよい。この場合、複数の検出部 14 は、堆積物の上方から堆積物に向けてレーザ光を照射する。複数の検出部 14 は、堆積物の上方へと散乱した散乱光を検出する。

[0017] センサ 10 は堆積物に照射したレーザ光の散乱光を検出する代わりに、透過光を検出してもよい。

[0018] 図 4 は、実施形態に係るセンサ 10 の他の例を示す図である。図示のように、例えば、複数の検出部 14 は、透過部材 16 を介して、照射部 12 と対向した位置に設けられてよい。照射部 12 が透過部材 16 の下側から透過部材 16 上に堆積した雪に向けてレーザ光を照射した場合、そのレーザ光の一部は雪を透過し得る。この場合、照射部 12 と対向した位置に設けられた検出部 14 は、照射部 12 から照射されたレーザ光の透過光を検出する。以下の説明では、一例としてセンサ 10 が主に散乱光を検出するものとして説明する。

[0019] [制御装置の構成]

図 5 は、実施形態に係る情報処理装置 100 の構成の一例を示す図である

。図示のように、情報処理装置 100 は、例えば、通信部 102 と、表示部 104 と、制御部 110 と、記憶部 130 とを備える。

[0020] 通信部 102 は、例えば、受信機や送信機を含む無線通信モジュールであり、ネットワーク NW を介して外部装置と無線通信する。外部装置には、例えば、センサ 10 や学習装置 200 が含まれる。外部装置には、センサ 10 が埋設された滑走路を利用する航空機や、センサ 10 が埋設された道路を利用する車両、センサ 10 が埋設された線路を利用する鉄道車両などが含まれてもよい。

[0021] 外部装置には、センサ 10 が埋設された地点、すなわち堆積物が存在する地点の周辺環境を観測する観測装置が含まれてもよい。観測装置は、例えば、気温や湿度、風速といった種々の気象を観測してもよいし、センサ 10 が埋設された場所の温度（例えば滑走路や道路の路面温度）を観測してもよい。この場合、通信部 102 は、観測装置から各種観測情報を取得してよい。

[0022] 表示部 104 は、各種の情報を表示するユーザインターフェースである。例えば、表示部 104 は、制御部 110 によって生成された画像を表示する。表示部 104 は、空港局員や道路局員、鉄道局員といったセンサ 10 が埋設された管轄地に関連するユーザからの各種の入力操作を受け付けるための GUI (Graphical User Interface) を表示してもよい。例えば、表示部 104 は、LCD (Liquid Crystal Display) や有機 EL (Electroluminescence) ディスプレイなどである。

[0023] 制御部 110 は、例えば、取得部 112 と、画像生成部 114 と、特徴量抽出部 116 と、状態判定部 118 と、出力制御部 120 とを備える。

[0024] 制御部 110 の構成要素は、例えば、CPU (Central Processing Unit) や GPU (Graphics Processing Unit) などのプロセッサが記憶部 130 に格納されたプログラムを実行することにより実現される。制御部 110 の構成要素の一部または全部は、LSI (Large Scale Integration)、ASIC (Application Specific Integrated Circuit)、または FPG A (Field-Programmable Gate Array) などのハードウェアにより実現されてもよいし、ソ

フトウェアとハードウェアの協働によって実現されてもよい。

[0025] 記憶部130は、例えば、HDD (Hard Disk Drive)、フラッシュメモリ、EEPROM (Electrically Erasable Programmable Read Only Memory)、ROM (Read Only Memory)、RAM (Random Access Memory) などにより実現される。記憶部130は、ファームウェアやアプリケーションプログラムなどの各種プログラムの他に、推定モデルデータD1などを格納する。推定モデルデータD1は、例えば、ネットワークNWを介して学習装置200から記憶部130にインストールされてもよいし、情報処理装置100のドライブ装置に接続された可搬型の記憶媒体から記憶部130にインストールされてもよい。

[0026] 推定モデルデータD1は、堆積物の状態量を推定するためのモデル（以下、推定モデルMDLと称する）を定義した情報（プログラムまたはデータ構造）である。推定モデルMDLは、例えば、物体に照射された光の散乱光または透過光に基づく画像から得られる複数の特徴量が入力されると、その物体の状態量を出力するように学習されたモデルである。このようなモデルは、例えば、入力層と、少なくとも一つの間層（隠れ層）と、出力層とを含む複数のニューラルネットワークによって構成されてよい。

[0027] 推定モデルデータD1には、例えば、ニューラルネットワークを構成する複数の層のそれぞれに含まれるユニットが互いにどのように結合されるのかという結合情報や、結合されたユニット間で入出力されるデータに付与される結合係数などの各種情報が含まれる。結合情報とは、例えば、各層に含まれるユニット数や、各ユニットの結合先のユニットの種類を指定する情報、各ユニットを実現する活性化関数、隠れ層のユニット間に設けられたゲートなどの情報を含む。ユニットを実現する活性化関数は、例えば、正規化線形関数（ReLU関数）であってもよいし、シグモイド関数や、ステップ関数、その他の関数などであってもよい。ゲートは、例えば、活性化関数によって返される値（例えば1または0）に応じて、ユニット間で伝達されるデータを選択的に通過させたり、重み付けたりする。結合係数は、例えば、ニュー

ーラルネットワークの隠れ層において、ある層のユニットから、より深い層のユニットにデータが出力される際に、出力データに対して付与される重みを含む。結合係数は、各層の固有のバイアス成分などを含んでもよい。

[0028] 〔運用時（ランタイム）の処理フロー〕

以下、フローチャートに即して制御部 110 の運用時の一連の処理の流れを説明する。「運用（ランタイム）」とは、予め学習された推定モデル MDL の出力結果を用いて、センサ 10 の上方（透過部材 16 の上面）に堆積した堆積物の状態量を推定することをいう。図 6 は、実施形態の制御部 110 の一連の処理の流れの一例を示すフローチャートである。本フローチャートの処理は、例えば、所定の周期で繰り返し行われてよい。

[0029] まず、取得部 112 は、通信部 102 を介して、センサ 10 から散乱光の検出信号を取得する（ステップ S100）。

[0030] 次に、画像生成部 114 は、取得部 112 によって取得された散乱光の検出信号に基づいて、散乱光の強度を、輝度や彩度、色相といった画素値に置き換えた二次元の画像（以下、光散乱画像と称する）を生成する（ステップ S102）。

[0031] 例えば、照射部 12 が、第 1 レーザ光、第 2 レーザ光、第 3 レーザ光、及び第 4 レーザ光の計 4 種類のレーザ光を照射する場合、第 1 検出部 14-1 は、第 1 レーザ光の散乱光と第 2 レーザ光の散乱光を検出し、第 2 検出部 14-2 は、第 3 レーザ光の散乱光と第 4 レーザ光の散乱光を検出することになる。つまり、検出部 14 は、4 種類の散乱光を検出する。この場合、画像生成部 114 は、4 種類の散乱光のそれぞれに対応した光散乱画像を生成する。

[0032] 次に、特徴量抽出部 116 は、画像生成部 114 によって生成された一つ又は複数の光散乱画像から特徴量（例えば、散乱光の面積等）を抽出する（ステップ S104）。

[0033] 図 7 は、光散乱画像から特徴量を抽出する様子を模式的に示す図である。図示の例では、第 1 検出部 14-1 の検出結果を基に、第 1 レーザ光の散乱

光に対応した光散乱画像 IMG_A と、第2レーザ光の散乱光に対応した光散乱画像 IMG_B とが生成され、第2検出部 14-2 の検出結果を基に、第3レーザ光の散乱光に対応した光散乱画像 IMG_C と、第4レーザ光の散乱光に対応した光散乱画像 IMG_D とが生成されている。

[0034] このような場合、特徴量抽出部 116 は、4つの光散乱画像 IMG のそれぞれから特徴量を抽出する。図中の F_A は、光散乱画像 IMG_A から抽出した特徴量を表し、 F_B は、光散乱画像 IMG_B から抽出した特徴量を表し、 F_C は、光散乱画像 IMG_C から抽出した特徴量を表し、 F_D は、光散乱画像 IMG_D から抽出した特徴量を表している。

[0035] 図6のフローチャートの説明に戻る。次に、状態判定部 118 は、特徴量抽出部 116 によって抽出された複数の特徴量を要素とした多次元ベクトル（以下、特徴量ベクトル F と称する）を、予め学習された推定モデル MDL に入力する（ステップ S106）。次に、状態判定部 118 は、特徴量ベクトル F を入力した推定モデル MDL が、堆積物の状態量 S を出力すると、その状態量 S に基づいて、堆積物の状態を判定する（ステップ S108）。

[0036] [推定モデル]

図8は、推定モデル MDL に特徴量を入力する様子を模式的に示す図である。推定モデル MDL には、推定対象である状態量 S の種類に応じて、個別に学習された複数のモデルが含まれる。例えば、状態量 S には、堆積物の種類、性質、物理的特性などが含まれる。物理的特性には、例えば、堆積物の厚さ（深さ）、密度、含水率などが含まれる。このような場合、推定モデル MDL には、堆積物の厚さを推定するための厚さ推定モデル MDL_1 や、堆積物の性質を推定するための性質推定モデル MDL_2 、堆積物の密度を推定するための密度推定モデル MDL_3 、堆積物の種類を推定するための種類推定モデル MDL_4 などが含まれる。これらのモデルはディープニューラルネットワークであってよい。推定モデル MDL に含まれるモデルの数は4つに限られず、2つや3つであってもよいし、5つ以上であってもよい。

[0037] 例えば、図7のように、4種類の特徴量 $F_A \sim F_D$ が抽出された場合、厚さ

推定モデルMDL 1 や性質推定モデルMDL 2、密度推定モデルMDL 3、種類推定モデルMDL 4 といった種々のモデルには、4 種類の特徴量 $F_A \sim F_D$ を要素とした特徴量ベクトル F が入力される。特徴量ベクトル F が入力された各モデルは、それら特徴量の由来となった堆積物の状態量 S を出力する。

[0038] 例えば、堆積物が雪の場合、厚さ推定モデルMDL 1 は、堆積した雪の厚さを状態量 S として出力し、性質推定モデルMDL 2 は、堆積した雪の雪質を状態量 S として出力し、密度推定モデルMDL 3 は、堆積した雪の密度を状態量 S として出力する。雪質は、雪の結晶粒の形状 (Grain shape) や含水率などに応じた性質を表している。

[0039] 例えば、雪質は、大まかに「新雪 (New snow)」、「圧雪 (Compacted snow または pressurized snow)」、「しまり系の雪 (Compacted-type snow)」、「ざらめ系の雪 (Granular snow)」に分類される。「新雪」は、降り積もってから時間が経過しておらず、雪の結晶の形が残っている雪である。「圧雪」は、除雪機材等によって押し固められ路面に残っている雪である。「しまり系の雪」には、降り積もってから数日が経過し、雪の結晶の形がほとんど残っていない「こしまり雪 (Lightly compacted snow)」と、「こしまり雪」が更に圧密と焼結によって丸みのある形になった「しまり雪 (Compacted snow)」とが含まれる。「ざらめ系の雪」は、水を含んで粗大化した丸い氷粒や、水を含んだ雪が再凍結した大きな丸い氷粒などが連なった雪である。「ざらめ系の雪」には、例えば、小さな湿度勾配の作用により形成された平らな面をもった氷粒の「こしもざらめ雪 (Solid-type depth hoar)」と、大きな湿度勾配の作用により、もとの雪粒が霜に置き換わった「しもざらめ雪 (Depth hoar)」とが含まれる。

[0040] [厚さ推定モデル]

図 9 は、厚さ推定モデルMDL 1 の具体的な構成の一例を示す図である。図示の例のように、厚さ推定モデルMDL 1 は、フルレンジモデルMDL 1-1 と、シャローレンジモデルMDL 1-2 と、ディープレンジモデルMDL 1-3 とによって構成される。

- [0041] フルレンジモデルMDL 1-1は、現実的に取り得ることが可能な範囲（以下、フルレンジと称する）内に収まる厚さをもつ物体に照射されたレーザー光の散乱光又は透過光に基づく画像から得られる複数の特徴量Fが入力されると、レーザー光が照射された物体がフルレンジ内の厚さであることを表す状態量S1を出力するように学習されたモデルである。
- [0042] フルレンジとは、第1閾値（例えば5 [mm]）以上かつ第1閾値よりも大きい第2閾値（例えば30 [mm]）未満の範囲と、第2閾値以上かつ第2閾値よりも大きい第3閾値（例えば50 [mm]）未満の範囲とを合わせた範囲である。すなわち、フルレンジは、第1閾値以上かつ第3閾値未満の範囲（例えば5～50 [mm]）である。以下、第1閾値以上かつ第2閾値未満の範囲（例えば5～30 [mm]）を「シャローレンジ」と称し、第2閾値以上かつ第3閾値未満の範囲（例えば30～50 [mm]）を「ディープレンジ」と称して説明する。シャローレンジは「第1範囲」の一例であり、ディープレンジは「第2範囲」の一例であり、フルレンジは「第3範囲」の一例である。
- [0043] シャローレンジモデルMDL 1-2は、シャローレンジ内（例えば5～30 [mm]）に収まる厚さをもつ物体に照射されたレーザー光の散乱光又は透過光に基づく画像から得られる複数の特徴量Fが入力されると、レーザー光が照射された物体がシャローレンジ内の厚さであることを表す状態量S2を出力するように学習されたモデルである。
- [0044] ディープレンジモデルMDL 1-3は、ディープレンジ内（例えば30～50 [mm]）に収まる厚さをもつ物体に照射されたレーザー光の散乱光又は透過光に基づく画像から得られる複数の特徴量Fが入力されると、レーザー光が照射された物体がディープレンジ内の厚さであることを表す状態量S3を出力するように学習されたモデルである。
- [0045] まず初めに、状態判定部118は、特徴量ベクトルFを、前段のフルレンジモデルMDL 1-1に入力する。特徴量ベクトルFが入力されたフルレンジモデルMDL 1-1は、堆積物の厚さを状態量S1として出力する。

- [0046] 一方、状態判定部 118 は、フルレンジモデルMDL 1-1 に入力した特徴量ベクトルFの一部または全部を、後段のシャローレンジモデルMDL 1-2 及びディープレンジモデルMDL 1-3 のいずれか一方に選択的に入力する。
- [0047] 具体的には、状態判定部 118 は、フルレンジモデルMDL 1-1 が状態量S 1 として堆積物の厚さを出力すると、その厚さに応じて、スイッチSW 1 を切り替える。スイッチSW 1 は、特徴量ベクトルFの入力先とするモデルを、シャローレンジモデルMDL 1-2 またはディープレンジモデルMDL 1-3 のいずれかに切り替える。スイッチSW 1 は、ソフトウェアコンポーネントであってよい。
- [0048] 上述したように、フルレンジモデルMDL 1-1 が状態量S 1 として出力する堆積物の厚さはフルレンジに収まる厚さであるため、シャローレンジまたはディープレンジのいずれかにも該当する。そのため、状態判定部 118 は、フルレンジモデルMDL 1-1 が出力した厚さがシャローレンジに収まる場合、特徴量ベクトルFをシャローレンジモデルMDL 1-2 に入力し、フルレンジモデルMDL 1-1 が出力した厚さがディープレンジに収まる場合、特徴量ベクトルFをディープレンジモデルMDL 1-3 に入力する。そして、状態判定部 118 は、特徴量ベクトルFを入力した方のモデルが出力した状態量S 2 またはS 3 に基づいて、堆積物がどの程度の厚さを有しているのかを判定する。
- [0049] このように、フルレンジモデルMDL 1-1 を用いて堆積物の厚さをある程度の精度で推定しつつ、フルレンジモデルMDL 1-1 に比べて推定可能なレンジが狭いものの、推定精度が高いシャローレンジモデルMDL 1-2 またはディープレンジモデルMDL 1-3 を用いて再び堆積物の厚さを推定するため、精度よく堆積物の厚さを判定することができる。このように、前段のフルレンジモデルMDL 1-1 の推定結果を利用して、後段のシャローレンジモデルMDL 1-2 またはディープレンジモデルMDL 1-3 に状態量Sを推定させるように学習する方法は、アンサンブル学習の一つである。

ースティングと呼ばれる。つまり、フルレンジモデルMDL 1-1 やシャローレンジモデルMDL 1-2、ディープレンジモデルMDL 1-3 は弱学習器であり、それらモデルを合わせた一つの厚さ推定モデルMDL 1 は強学習器である。

[0050] 状態判定部 118 は、後段のシャローレンジモデルMDL 1-2 またはディープレンジモデルMDL 1-3 が出力した状態量S 2 やS 3 だけでなく、前段のフルレンジモデルMDL 1-1 が出力した状態量S 1 も加味して堆積物の厚さを判定してもよい。

[0051] フルレンジに内包されるシャローレンジとディープレンジとは互いにオーバーラップしない範囲である。そのため、フルレンジモデルMDL 1-1 が出力した堆積物の厚さが、シャローレンジとディープレンジとの境界である第2 閾値近傍である場合、第2 閾値から遠く離れた範囲に比べて、フルレンジモデルMDL 1-1 の推定誤差が、最終的な状態量S の推定精度に影響を及ぼしやすい。例えば、フルレンジモデルMDL 1-1 が、シャローレンジ内の第2 閾値に近い値（例えば29 [mm]）を出力した場合、フルレンジモデルMDL 1-1 の推定誤差を考慮すれば、本来の堆積物の厚さ（すなわち真値）がディープレンジに収まる値（例えば31 [mm]）である可能性（またはその蓋然性）も無視できない。

[0052] 従って、状態判定部 118 は、フルレンジモデルMDL 1-1 が出力した堆積物の厚さが、シャローレンジとディープレンジとの境界である第2 閾値近傍である場合、フルレンジモデルMDL 1-1 が出力した堆積物の厚さと、シャローレンジモデルMDL 1-2 またはディープレンジモデルMDL 1-3 のいずれかが出力した堆積物の厚さとを統計的に処理し、その統計的処理結果を示す指標値（例えば相加平均や加重平均など）を基に、堆積物の厚さを判定してもよい。

[0053] [性質推定モデル（その1）]

図10は、性質推定モデルMDL 2 の具体的な構成の一例を示す図である。図示の例のように、性質推定モデルMDL 2 は、主要カテゴリモデルMD

L 2-1 と、第1カテゴリモデルMD L 2-2 と、第2カテゴリモデルMD L 2-3 とによって構成される。主要カテゴリモデルMD L 2-1 や、第1カテゴリモデルMD L 2-2、第2カテゴリモデルMD L 2-3 は弱学習器であり、それらモデルを合わせた一つの性質推定モデルMD L 2 は強学習器である。カテゴリは、クラスと読み替えてもよい。

[0054] 主要カテゴリモデルMD L 2-1 は、主要カテゴリ群のいずれかのカテゴリに性質が該当する物体に照射されたレーザ光の散乱光又は透過光に基づく画像から得られる複数の特徴量Fが入力されると、レーザ光が照射された物体が主要カテゴリ群のいずれかであることを表す状態量S 1 を出力するように学習されたモデルである。

[0055] 主要カテゴリ群とは、予め決められた複数のカテゴリを含むカテゴリの集合であり、堆積物の性質を大まかに分類可能なカテゴリの集合である。例えば、性質の推定対象である堆積物が雪である場合、主要カテゴリ群には、「新雪」、「圧雪」、「しまり系の雪」、「ざらめ系の雪」といった大別された計4種類の主要カテゴリが含まれる。

[0056] 第1カテゴリモデルMD L 2-2 は、第1カテゴリに該当する物体に照射されたレーザ光の散乱光又は透過光に基づく画像から得られる複数の特徴量Fが入力されると、レーザ光が照射された物体が第1カテゴリであることを表す状態量S 2 を出力するように学習されたモデルである。

[0057] 第1カテゴリは、主要カテゴリ群に含まれるいずれ一つのカテゴリであり、下位カテゴリが存在する主要カテゴリである。例えば、第1カテゴリは、「こしまり雪」や「しまり雪」といった下位カテゴリが存在する「しまり系の雪」という主要カテゴリであってもよいし、「こしもざらめ雪」や「しもざらめ雪」といった下位カテゴリが存在する「ざらめ系の雪」という主要カテゴリであってもよい。

[0058] 第2カテゴリモデルMD L 2-3 は、第2カテゴリに該当する物体に照射されたレーザ光の散乱光又は透過光に基づく画像から得られる複数の特徴量Fが入力されると、レーザ光が照射された物体が第2カテゴリであることを

表す状態量 S_3 を出力するように学習されたモデルである。

[0059] 第2カテゴリは、主要カテゴリ群に含まれるいずれ一つのカテゴリであり、第1カテゴリとは異なる主要カテゴリである。例えば、第1カテゴリが「しまり系の雪」という主要カテゴリであった場合、第2カテゴリは、「ざらめ系の雪」という主要カテゴリであってよい。

[0060] まず初めに、状態判定部 118 は、特徴量ベクトル F を、前段の主要カテゴリモデル MDL_{2-1} に入力する。特徴量ベクトル F が入力された主要カテゴリモデル MDL_{2-1} は、堆積物の性質を状態量 S_1 として出力する。例えば、主要カテゴリ群に4種類の主要カテゴリが含まれる場合、主要カテゴリモデル MDL_{2-1} は、堆積物の性質が4種類の主要カテゴリのそれぞれであることの尤もらしさを尤度や確率で表した4次元ベクトルを状態量 S_1 として出力する。

[0061] 一方、状態判定部 118 は、主要カテゴリモデル MDL_{2-1} に入力した特徴量ベクトル F の一部または全部を、後段の第1カテゴリモデル MDL_{2-2} 及び第2カテゴリモデル MDL_{2-3} のいずれか一方に選択的に入力したり、或いはいずれのモデルにも入力しなかったりする。

[0062] 具体的には、状態判定部 118 は、主要カテゴリモデル MDL_{2-1} が状態量 S_1 として堆積物の性質を出力すると、その性質に応じて、スイッチ SW_2 を切り替える。スイッチ SW_2 は、特徴量ベクトル F の入力先とするモデルを、第1カテゴリモデル MDL_{2-2} または第2カテゴリモデル MDL_{2-3} のいずれかに切り替えたり、いずれのモデルにも切り替えなかったりする。スイッチ SW_2 は、スイッチ SW_1 と同様に、ソフトウェアコンポーネントであってよい。

[0063] 例えば、堆積物を雪と仮定したときに、主要カテゴリモデル MDL_{2-1} が出力した状態量 S_1 が、他の主要カテゴリに比べて「ざらめ系の雪」の尤度が最も大きいことを表していたとする。この場合、状態判定部 118 は、スイッチ SW を制御して、特徴量ベクトル F の入力先とするモデルを第2カテゴリモデル MDL_{2-3} に切り替え、第2カテゴリモデル MDL_{2-3} に

特徴量ベクトルFを入力する。そして、状態判定部118は、第2カテゴリモデルMDL2-3が状態量S3を出力すると、その状態量S3に基づいて、堆積物がどのような雪質であるのかを判定する。

[0064] 更に、主要カテゴリモデルMDL2-1が出力した状態量S1が、他の主要カテゴリに比べて、「新雪」や「圧雪」といった下位カテゴリが存在しない主要カテゴリの尤度が最も大きいことを表していたとする。この場合、状態判定部118は、第1カテゴリモデルMDL2-2及び第2カテゴリモデルMDL2-3のいずれにも特徴量ベクトルFを入力せず、状態量S1に基づいて、雪質を判定する。

[0065] このように、主要カテゴリモデルMDL2-1を用いて堆積物の性質を大まかに性質を分類した主要カテゴリに振り分け、その分類した主要カテゴリに下位カテゴリが存在する場合、更に、第1カテゴリモデルMDL2-2や第2カテゴリモデルMDL2-3を用いて堆積物の性質を下位カテゴリに分類するため、段階的に精度よく堆積物の性質を判定することができる。

[0066] 状態判定部118は、厚さ推定モデルMDL1のときと同様に、前段の主要カテゴリモデルMDL2-1が出力した状態量S1単体や、後段の第1カテゴリモデルMDL2-2が出力した状態量S2単体、第2カテゴリモデルMDL2-3が出力した状態量S3単体だけでなく、これら複数の状態量S1～S3を統計的に処理し、その統計的処理結果を示す指標値（例えば相加平均や加重平均など）を基に、堆積物の性質を判定してもよい。

[0067] [性質推定モデル（その2）]

図11は、性質推定モデルMDL2の具体的な構成の他の例を示す図である。図示の例のように、性質推定モデルMDL2は、上述した主要カテゴリモデルMDL2-1、第1カテゴリモデルMDL2-2、及び第2カテゴリモデルMDL2-3に加えて、更に、第3カテゴリモデルMDL2-4や第4カテゴリモデルMDL2-5といったその他のモデルを備えてよい。

[0068] 第3カテゴリモデルMDL2-4は、第3カテゴリに該当する物体に照射されたレーザ光の散乱光又は透過光に基づく画像から得られる複数の特徴量

Fが入力されると、レーザ光が照射された物体が第3カテゴリであることを表す状態量S4を出力するように学習されたモデルである。

[0069] 第3カテゴリは、主要カテゴリ群に含まれるいずれ一つのカテゴリであり、「新雪」や「圧雪」といった下位カテゴリが存在しない主要カテゴリである。

[0070] 第4カテゴリモデルMDL2-5は、第4カテゴリに該当する物体に照射されたレーザ光の散乱光又は透過光に基づく画像から得られる複数の特徴量Fが入力されると、レーザ光が照射された物体が第4カテゴリであることを表す状態量S5を出力するように学習されたモデルである。

[0071] 第4カテゴリは、第3カテゴリと同様に、主要カテゴリ群に含まれるいずれ一つのカテゴリであり、下位カテゴリが存在しない主要カテゴリである。例えば、第3カテゴリが「新雪」という主要カテゴリである場合、第4カテゴリは「圧雪」という主要カテゴリであってよい。

[0072] 状態判定部118は、主要カテゴリモデルMDL2-1が状態量S1として堆積物の性質を出力すると、その性質に応じて、スイッチSW2を切り替える。スイッチSW2は、特徴量ベクトルFの入力先とするモデルを、第1カテゴリモデルMDL2-2、第2カテゴリモデルMDL2-3、第3カテゴリモデルMDL2-4、第4カテゴリモデルMDL2-5のいずれかに切り替える。

[0073] 例えば、堆積物を雪と仮定したときに、主要カテゴリモデルMDL2-1が出力した状態量S1が、他の主要カテゴリに比べて、「新雪」という下位カテゴリが存在しない主要カテゴリの尤度が最も大きいことを表していたとする。この場合、状態判定部118は、第3カテゴリモデルMDL2-4に特徴量ベクトルFを入力する。そして、状態判定部118は、第3カテゴリモデルMDL2-4が状態量S4を出力すると、その状態量S4に基づいて雪質を判定する。このように、「しまり系の雪」や「ざらめ系の雪」といった下位カテゴリが存在する主要カテゴリだけでなく、「新雪」や「圧雪」といった下位カテゴリが存在しない主要カテゴリについても、その主要カテゴリ

専用に事前に学習されたモデルを利用して判別することで、より精度よく堆積物の性質を判定することができる。

[0074] [密度推定モデル]

図12は、密度推定モデルMDL3又は種類推定モデルMDL4の一例を示す図である。例えば、密度推定モデルMDL3は、所定の密度をもつ物体に照射されたレーザ光の散乱光又は透過光に基づく画像から得られる複数の特徴量Fが入力されると、レーザ光が照射された物体が所定の密度であることを表す状態量Sを出力するように学習されたモデルである。

[0075] 状態判定部118は、特徴量Fを密度推定モデルMDL3に入力し、その密度推定モデルMDL3が出力した状態量Sに基づいて、特徴量Fの由来となった堆積物の密度を判定する。

[0076] 種類推定モデルMDL4は、物体に照射されたレーザ光の散乱光又は透過光に基づく画像から得られる複数の特徴量Fが入力されると、レーザ光が照射された物体の種類を表す状態量Sを出力するように学習されたモデルである。

[0077] 状態判定部118は、特徴量Fの種類推定モデルMDL4に入力し、その種類推定モデルMDL4が出力した状態量Sに基づいて、特徴量Fの由来となった堆積物の種類を判定する。

[0078] 図6のフローチャートの説明に戻る。次に、出力制御部120は、状態判定部118によって、厚さや性質、密度といった堆積物の状態が判定されると、堆積物の状態に関する情報（以下、堆積物状態情報と称する）を表示部104に表示させたり、通信部102を介して外部装置に送信したりする（ステップS110）。これによって本フローチャートの処理が終了する。

[0079] 堆積物状態情報には、例えば、厚さや性質、密度といった状態量Sが含まれていてよい。堆積物状態情報には、更に、滑走路や道路、線路といったセンサ10が埋設された場所の利用可否に関する情報が含まれていてもよい。

[0080] [学習装置の構成]

以下、推定モデルMDLを学習する学習装置200について説明する。学

習装置 200 は、単一の装置であってもよいし、ネットワーク NW を介して接続された複数の装置が互いに協働して動作するシステムであってもよい。すなわち、学習装置 200 は、分散コンピューティングやクラウドコンピューティングを利用したシステムに含まれる複数のコンピュータ（プロセッサ）によって実現されてもよい。

[0081] 図 13 は、実施形態に係る学習装置 200 の構成の一例を示す図である。図示のように、例えば、学習装置 200 は、通信部 202 と、制御部 210 と、記憶部 230 とを備える。

[0082] 通信部 202 は、例えば、受信機や送信機を含む無線通信モジュールであり、ネットワーク NW を介して情報処理装置 100 等の外部装置と通信する。

[0083] 制御部 210 は、例えば、取得部 212 と、特徴量抽出部 214 と、学習部 216 とを備える。制御部 210 の構成要素は、例えば、CPU や GPU などのプロセッサが記憶部 230 に格納されたプログラムを実行することにより実現される。制御部 210 の構成要素の一部または全部は、LSI、ASIC、または FPGA などのハードウェアにより実現されてもよいし、ソフトウェアとハードウェアの協働によって実現されてもよい。

[0084] 記憶部 230 は、例えば、HDD、フラッシュメモリ、EEPROM、ROM、RAM などにより実現される。記憶部 230 は、ファームウェアやアプリケーションプログラムなどの各種プログラムの他に、上述した推定モデルデータ D1 と、教師データ D2 とを格納する。

[0085] 教師データ D2 は、推定モデル MDL を学習（訓練）するためのデータである。例えば、教師データ D2 には、厚さ推定モデル MDL1 を学習するための第 1 教師データと、性質推定モデル MDL2 を学習するための第 2 教師データと、密度推定モデル MDL3 を学習するための第 3 教師データと、種類推定モデル MDL4 を学習するための第 4 教師データとが含まれる。

[0086] 第 1 教師データは、厚さが既知の物体に対して照射されたレーザ光の散乱光又は透過光を撮像した画像に対して、厚さ推定モデル MDL1 が出力すべ

き正解の厚さが教師ラベル（ターゲットともいう）として対応付けられたデータセットである。

[0087] 第2教師データは、性質が既知の物体に対して照射されたレーザ光の散乱光又は透過光を撮像した画像に対して、性質推定モデルMDL2が出力すべき正解の性質を表すカテゴリの尤度が教師ラベルとして対応付けられたデータセットである。

[0088] 第3教師データは、密度が既知の物体に対して照射されたレーザ光の散乱光又は透過光を撮像した画像に対して、密度推定モデルMDL3が出力すべき正解の密度が教師ラベルとして対応付けられたデータセットである。

[0089] 第4教師データは、種類が既知の物体に対して照射されたレーザ光の散乱光又は透過光を撮像した画像に対して、種類推定モデルMDL4が出力すべき正解の種類が教師ラベルとして対応付けられたデータセットである。

[0090] [学習時（トレーニング）の処理フロー]

以下、フローチャートに即して制御部210の学習時の一連の処理の流れを説明する。「学習（トレーニング）」とは、運用時に参照される推定モデルMDLを学習（訓練）することをいう。図14は、実施形態の制御部210の一連の処理の流れの一例を示すフローチャートである。本フローチャートの処理は、例えば、所定の周期で繰り返し行われてよい。学習装置200が、分散コンピューティングやクラウドコンピューティングを利用したシステムに含まれる複数のコンピュータによって実現される場合、本フローチャートの処理の一部または全部は、複数のコンピュータによって並列処理されてよい。

[0091] まず、取得部212は、記憶部230に格納された教師データD2から、厚さや性質、密度といった教師ラベルに対応付けられた画像（すなわち散乱光又は透過光を撮像した画像）を取得する（ステップS200）。

[0092] 次に、特徴量抽出部214は、取得部212によって教師データD2から取得された画像から特徴量を抽出する（ステップS202）。

[0093] 次に、学習部216は、特徴量抽出部214によって抽出された複数の特

微量を要素とするベクトル、すなわち特徴量ベクトルFを、未学習の推定モデルMDLに入力する（ステップS204）。

[0094] 例えば、推定モデルMDLに含まれる厚さ推定モデルMDL1に着目した場合、学習部216は、厚さ推定モデルMDL1の中に弱学習器として含まれるフルレンジモデルMDL1-1と、シャローレンジモデルMDL1-2と、ディープレンジモデルMDL1-3とのそれぞれに対して、共通の特徴量ベクトルFを入力してもよいし、互いに異なる特徴量ベクトルFを入力してもよい。「特徴量ベクトルFが互いに異なる」とは、要素数が異なることであってもよいし、要素数は同じで各要素に対応する特徴量が異なることであってもよい。

[0095] 例えば、可視光帯域の第1レーザ光や第2レーザ光は、近赤外帯域の第3レーザ光や第4レーザ光に比べて波長が長いため、堆積物が厚いほどより多く減衰し、散乱光や透過光の信号強度が弱くなる傾向にある。

[0096] 従って、学習部216は、可視光帯域のレーザ光の散乱光又は透過光を撮像した画像から抽出された特徴量を多く含む特徴量ベクトルFを、シャローレンジモデルMDL1-2に対して優先的に入力してよい。学習部216は、近赤外帯域のレーザ光の散乱光又は透過光を撮像した画像から抽出された特徴量を多く含む特徴量ベクトルFを、ディープレンジモデルMDL1-3に対して優先的に入力してよい。これによって、弱学習器による堆積物の厚さの推定精度を向上させることができる。

[0097] 可視光帯域の第1レーザ光や第2レーザ光は、近赤外帯域の第3レーザ光や第4レーザ光に比べて波長が長いため、水分による減衰の影響を多く受け、散乱光や透過光の信号強度が弱くなる傾向にある。

[0098] そのため、例えば、推定モデルMDLに含まれる性質推定モデルMDL2に着目した場合、学習部216は、可視光帯域のレーザ光の散乱光又は透過光を撮像した画像から抽出された特徴量を多く含む特徴量ベクトルFを、「ざらめ系の雪」という比較的水分量の多いカテゴリを推定する第2カテゴリモデルMDL2-3に優先的に入力してよい。学習部216は、近赤外帯域

のレーザ光の散乱光又は透過光を撮像した画像から抽出された特徴量を多く含む特徴量ベクトルFを、「ざらめ系の雪」よりも水分量の少ない「しまり系の雪」というカテゴリを推定する第1カテゴリモデルMDL2-2に優先的に入力してよい。これによって、弱学習器による堆積物の性質の推定精度を向上させることができる。

[0099] 次に、学習部216は、推定モデルMDLによって出力された状態量と、散乱光又は透過光を撮像した画像に対して教師ラベルとして対応付けられていた状態量との差分を算出する（ステップS206）。

[0100] 例えば、学習部216は、S204の処理で厚さ推定モデルMDL1に入力した特徴量ベクトルFの抽出元の画像に対して、教師ラベルとして対応付けられていた堆積物の厚さと、厚さ推定モデルMDL1が状態量として出力した厚さとの差分を算出する。

[0101] 更に、学習部216は、S204の処理で性質推定モデルMDL2に入力した特徴量ベクトルFの抽出元の画像に対して、教師ラベルとして対応付けられていた堆積物のカテゴリの尤度と、性質推定モデルMDL2が状態量として出力したカテゴリの尤度との差分を算出する。

[0102] 更に、学習部216は、S204の処理で密度推定モデルMDL3に入力した特徴量ベクトルFの抽出元の画像に対して、教師ラベルとして対応付けられていた堆積物の密度と、密度推定モデルMDL3が状態量として出力した密度との差分を算出する。

[0103] 更に、学習部216は、S204の処理で種類推定モデルMDL4に入力した特徴量ベクトルFの抽出元の画像に対して、教師ラベルとして対応付けられていた堆積物の種類の尤度と、種類推定モデルMDL4が状態量として出力した種類の尤度との差分を算出する。

[0104] 次に、学習部216は、Adaptive Boostingや、Gradient Boosting、eXtreme Gradient Boostingといったアンサンブル学習手法を用いて、厚さの差分が小さくなるように厚さ推定モデルMDL1を学習し、カテゴリの尤度の差分が小さくなるように性質推定モデルMDL2を学習し、密度の差分が小さ

くなるように密度推定モデルMDL 3を学習し、種類の尤度の差分が小さくなるように種類推定モデルMDL 4を学習する（ステップS 208）。

[0105] 例えば、学習部216は、各差分が小さくなるように、推定モデルMDLのパラメータである重み係数やバイアス成分などを確率的勾配降下法などを用いて決定（更新）してよい。

[0106] 学習部216は、学習した推定モデルMDLを記憶部230に推定モデルデータD1として記憶させる。

[0107] このように、学習部216は、S200からS208の処理を繰り返し行い（イタレーションを行い）、推定モデルデータD1を学習する。そして、学習部216は、十分に学習した学習済みの推定モデルMDLを定義した推定モデルデータD1を、例えば、通信部202を介して情報処理装置100に送信する。これによって本フローチャートの処理が終了する。

[0108] 以上説明した実施形態によれば、情報処理システム1が、堆積物に対して互いに波長の異なる複数のレーザ光を照射する照射部12と、照射部12によって堆積物に照射されたレーザ光のそれぞれの散乱光又は透過光を検出する検出部14と、検出部14によって検出された散乱光又は透過光に基づいて画像を生成する画像生成部114と、画像生成部114によって生成された画像から複数の特徴量を抽出する特徴量抽出部116と、特徴量抽出部116によって抽出された複数の特徴量を要素とする特徴量ベクトルFを予め学習された推定モデルMDLに入力し、その特徴量ベクトルFを入力した推定モデルMDLが出力した状態量Sに基づいて、堆積物の状態を判定する状態判定部118と、を備えるため、堆積物の状態を精度よく判定することができる。

[0109] 従来の技術では、超音波やレーザ光などを利用して計測した堆積物の物理量から、その堆積物の状態量を同定する際に、予め物理量と状態量との関係性を明らかにしておく必要があった。物理量と状態量との関係性が明らかでない場合、堆積物がどのような状態にあるのかを精度よく判定することが困難な場合がある。更に、判定精度を向上させるために、複数の物理量から一

つの状態量を同定する場合や、機能向上のために、一つまたは複数の物理量から複数の状態量を同定する場合、物理量と状態量との関係性が複雑となり、事前に関係性を把握することが非常に困難であった。その結果、堆積物の状態を精度よく判定することがより一層困難となる。

[0110] これに対して、本実施形態では、予め特徴量と状態量との関係性を明らかにしておかなくとも、特徴量と状態量との関係性を、ニューラルネットワークによって実現される推定モデルMDLに学習させるため、ロバスト性を向上させつつ、堆積物の状態を精度よく判定することができる。

[0111] 更に、上述した実施形態によれば、推定モデルMDLがニューラルネットワークによって実現されるため、トレーニングに用いなかった未知の堆積物や、水や雪のように性質が異なる物体が混合した堆積物に対しても高い精度で状態を判定することができる。つまり、汎化性能の優れたモデルを生成することができる。

[0112] 更に、上述した実施形態では、推定モデルMDLを利用して、散乱光又は透過光の画像から抽出した特徴量ベクトルFから、堆積物の状態を判定するものとして説明したがこれに限られない。例えば、散乱光又は透過光の画像から抽出された特徴量ベクトルFと、堆積物の状態を表す状態量Sとの相関関係などが近似式やテーブルで表される場合、推定モデルMDLを実現するためのニューラルネットワークを利用する代わりに、それら近似式やテーブルを利用して、特徴量ベクトルFから堆積物の状態を判定してもよい。つまり、推定モデルMDLは、テーブルデータや近似式であってもよい。

[0113] 更に、上述した実施形態における状態判定部118は、取得部112が通信部102を介して、堆積物が存在する地点の気象観測情報や気象モデルの情報などを含む外部情報を取得した場合、特徴量ベクトルFに加えて、更に、外部情報を推定モデルMDLに入力することで、堆積物の状態を判定してもよい。気象観測情報には、例えば、センサ10が埋設された地点の温度（例えば滑走路や道路の路面温度）や、気温や湿度、風速などが含まれてよい。気象モデルの情報には、気象モデルによって推定または予測された気温や

湿度、風速などが含まれてよい。

[0114] 更に、上述した実施形態では、特徴量抽出部 116 が、散乱光又は透過光の画像から、一旦特徴量ベクトル F を抽出し、更に、特徴量抽出部 116 が、その特徴量ベクトル F を推定モデル MDL に入力するものとして説明したがこれに限られない。例えば、ニューラルネットワークなどのモデル（以下、抽出モデル $MDL\#$ と称する）が、散乱光又は透過光の画像から特徴量ベクトル F を抽出してもよい。

[0115] 図 15 は、抽出モデル $MDL\#$ と推定モデル MDL とを組み合わせたモデルの一例を示す図である。図示の例のように、抽出モデル $MDL\#$ は、推定モデル MDL の前段に設けられる。抽出モデル $MDL\#$ は、光散乱画像 IMG などが入力されると、特徴量を出力するように学習されたモデルである。抽出モデル $MDL\#$ は、例えば、畳み込みニューラルネットワークによって実現されてよい。このように、抽出モデル $MDL\#$ と推定モデル MDL とを組み合わせることで、推定モデル MDL の弱学習器にどのような特徴量を入力すべきか、といった特徴量の選択に関して人間が考慮すべきハイパーパラメータまでもモデルに学習させることができる。

[0116] 更に、上述した実施形態では、教師あり学習によって推定モデル MDL を学習するものとして説明したがこれに限られない。例えば、推定モデル MDL は、教師なし学習によって学習されてもよい。推定モデル MDL は、教師あり学習または教師なし学習に代えて、転移学習によって学習されてもよい。転移学習とは、ある領域（ドメインともいう）で学習されたモデルを、他の領域に適合させるように学習する手法である。これによって、教師データの量が少ない場合であっても、精度の高い推定モデル MDL を生成することができる。

[0117] 更に、上述した実施形態では、センサ 10 が堆積物に対して波長が互いに異なる複数のレーザ光を照射するものとして説明したがこれに限られない。例えば、センサ 10 は、単一波長光や広帯域波長の単一光を堆積物に照射してもよい。

[0118] 更に、上述した実施形態では、センサ 10 が堆積物に対してレーザ光を照射するものとして説明したがこれに限られない。例えば、センサ 10 は、レーザ光に加えて、或いは代えて、電波を照射してもよい。

[0119] 以上、本発明を実施するための形態について実施形態を用いて説明したが、本発明はこうした実施形態に何等限定されるものではなく、本発明の要旨を逸脱しない範囲内において種々の変形及び置換を加えることができる。

符号の説明

[0120] 1 …情報処理システム、10 …センサ、12 …照射部、14 …検出部、100 …情報処理装置、102 …通信部、104 …表示部、110 …制御部、112 …取得部、114 …画像生成部、116 …特徴量抽出部、118 …状態判定部、120 …出力制御部、130 …記憶部、200 …学習装置、202 …通信部、210 …制御部、212 …取得部、214 …特徴量抽出部、216 …学習部、230 …記憶部、MDL …推定モデル

請求の範囲

- [請求項1] 堆積物に対して電磁波を照射する照射部と、
前記照射部によって前記堆積物に照射された前記電磁波の散乱波又は透過波を検出する検出部と、
前記検出部によって検出された前記散乱波又は前記透過波に基づく画像から、前記堆積物の状態を判定する判定部と、
を備える情報処理システム。
- [請求項2] 前記判定部は、前記堆積物の種類、性質、及び物理的特性の少なくとも一つを、前記状態として判定する、
請求項1に記載の情報処理システム。
- [請求項3] 前記検出部によって検出された前記散乱波又は前記透過波に基づく画像から複数の特徴量を抽出する抽出部を更に備え、
前記判定部は、物体に照射された電磁波の散乱波又は透過波に基づく画像から得られる複数の特徴量が入力されると、前記物体の状態量を出力するように学習されたモデルに対して、前記抽出部によって抽出された前記複数の特徴量を入力し、前記複数の特徴量を入力した前記モデルの出力結果に基づいて、前記堆積物の状態を判定する、
請求項2に記載の情報処理システム。
- [請求項4] 前記モデルは、複数の弱学習器を含み、
前記判定部は、前記複数の弱学習器のそれぞれの出力結果に基づいて、前記堆積物の状態を判定する、
請求項3に記載の情報処理システム。
- [請求項5] 前記モデルは、前記弱学習器として、少なくとも第1モデルと、第2モデルと、第3モデルとを含み、
前記第1モデルは、第1閾値以上かつ前記第1閾値よりも大きい第2閾値未満の第1範囲と、前記第2閾値以上かつ前記第2閾値よりも大きい第3閾値未満の第2範囲とを合わせた第3範囲内のいずれかの厚さをもつ前記物体に照射された電磁波の散乱波又は透過波に基づく

画像から得られる複数の特徴量が入力されると、前記物体が前記第 3 範囲内の厚さであることを表す状態量を出力するように学習されたモデルであり、

前記第 2 モデルは、前記第 1 範囲内のいずれかの厚さをもつ前記物体に照射された電磁波の散乱波又は透過波に基づく画像から得られる複数の特徴量が入力されると、前記物体が前記第 1 範囲内の厚さであることを表す状態量を出力するように学習されたモデルであり、

前記第 3 モデルは、前記第 2 範囲内のいずれかの厚さをもつ前記物体に照射された電磁波の散乱波又は透過波に基づく画像から得られる複数の特徴量が入力されると、前記物体が前記第 2 範囲内の厚さであることを表す状態量を出力するように学習されたモデルである、

請求項 4 に記載の情報処理システム。

[請求項 6]

前記判定部は、

前記抽出部によって抽出された複数の特徴量を前記第 1 モデルに入力し、

前記複数の特徴量を入力した前記第 1 モデルの出力結果である第 1 結果に基づいて、前記第 2 モデルまたは前記第 3 モデルのいずれか一方を選択し、

前記選択したモデルに、前記第 1 モデルに入力した前記複数の特徴量の一部又は全部を入力し、

前記選択したモデルの出力結果である第 2 結果、または前記第 1 結果と前記第 2 結果とを組み合わせた第 3 結果に基づいて、前記堆積物の厚さを判定する、

請求項 5 に記載の情報処理システム。

[請求項 7]

前記判定部は、

前記第 1 モデルによって、前記堆積物の厚さが前記第 1 範囲内であることを示す結果が出力された場合、前記第 2 モデルを選択し、

前記第 1 モデルによって、前記堆積物の厚さが前記第 2 範囲内で

あることを示す結果が出力された場合、前記第3モデルを選択する、
請求項6に記載の情報処理システム。

[請求項8] 前記モデルは、前記弱学習器として、少なくとも第1モデルと、第2モデルと、第3モデルとを含み、

前記第1モデルは、複数の性質のいずれかをもつ前記物体に照射された電磁波の散乱波又は透過波に基づく画像から得られる複数の特徴量が入力されると、前記物体の性質が前記複数の性質のいずれかであることを表す状態量を出力するように学習されたモデルであり、

前記第2モデルは、前記複数の性質に含まれる第1の性質をもつ前記物体に照射された電磁波の散乱波又は透過波に基づく画像から得られる複数の特徴量が入力されると、前記物体の性質が前記第1の性質であることを表す状態量を出力するように学習されたモデルであり、

前記第3モデルは、前記複数の性質に含まれ、前記第1の性質と異なる第2の性質をもつ前記物体に照射された電磁波の散乱波又は透過波に基づく画像から得られる複数の特徴量が入力されると、前記物体の性質が前記第2の性質であることを表す状態量を出力するように学習されたモデルである、

請求項4に記載の情報処理システム。

[請求項9] 前記判定部は、

前記抽出部によって抽出された複数の特徴量を前記第1モデルに入力し、

前記複数の特徴量を入力した前記第1モデルの出力結果である第1結果に基づいて、前記第2モデルまたは前記第3モデルのいずれか一方を選択し、

前記選択したモデルに、前記第1モデルに入力した前記複数の特徴量の一部又は全部を入力し、

前記選択したモデルの出力結果である第2結果、または前記第1結果と前記第2結果とを組み合わせた第3結果に基づいて、前記堆積

物の性質を判定する、

請求項 8 に記載の情報処理システム。

[請求項10] 前記判定部は、

前記第 1 モデルによって、前記堆積物の性質が前記第 1 の性質であることを示す結果が出力された場合、前記第 2 モデルを選択し、

前記第 1 モデルによって、前記堆積物の性質が前記第 2 の性質であることを示す結果が出力された場合、前記第 3 モデルを選択する、
請求項 9 に記載の情報処理システム。

[請求項11] 気象観測情報又は気象モデルによって予測された情報を含む外部情報を取得する取得部を更に備え、

前記判定部は、前記モデルに対して、前記取得部によって取得された前記外部情報を更に入力し、前記複数の特徴量と前記外部情報とを入力した前記モデルの出力結果に基づいて、前記堆積物の状態を判定する、

請求項 3 から 10 のうちいずれか一項に記載の情報処理システム。

[請求項12] 堆積物に対して照射された電磁波の散乱波又は透過波に基づく画像を取得する取得部と、

前記取得部により取得された前記画像から、前記堆積物の状態を判定する判定部と、

を備える情報処理装置。

[請求項13] コンピュータが、

堆積物に対して照射された電磁波の散乱波又は透過波に基づく画像を取得し、

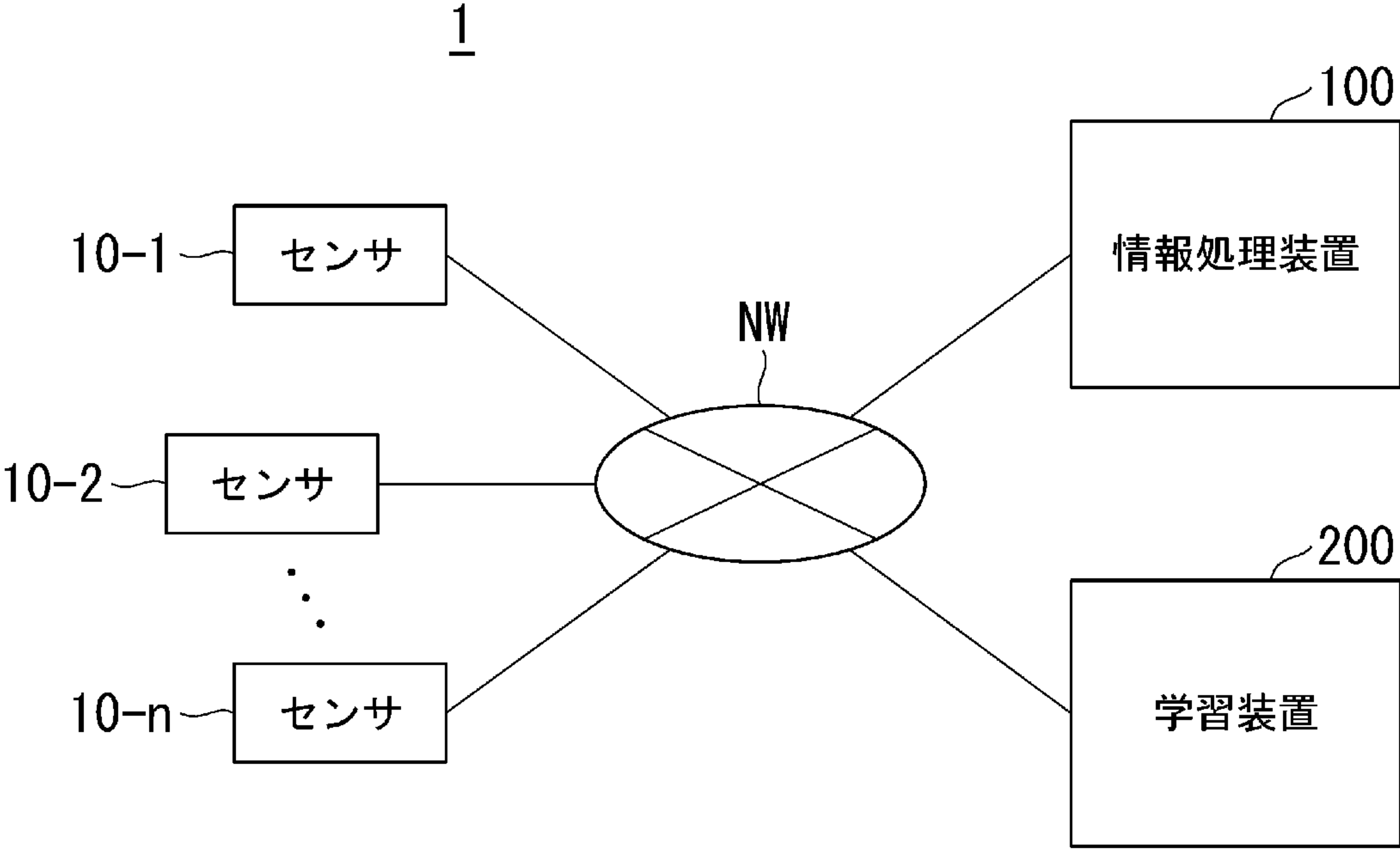
取得した前記画像から、前記堆積物の状態を判定する、
情報処理方法。

[請求項14] コンピュータに、

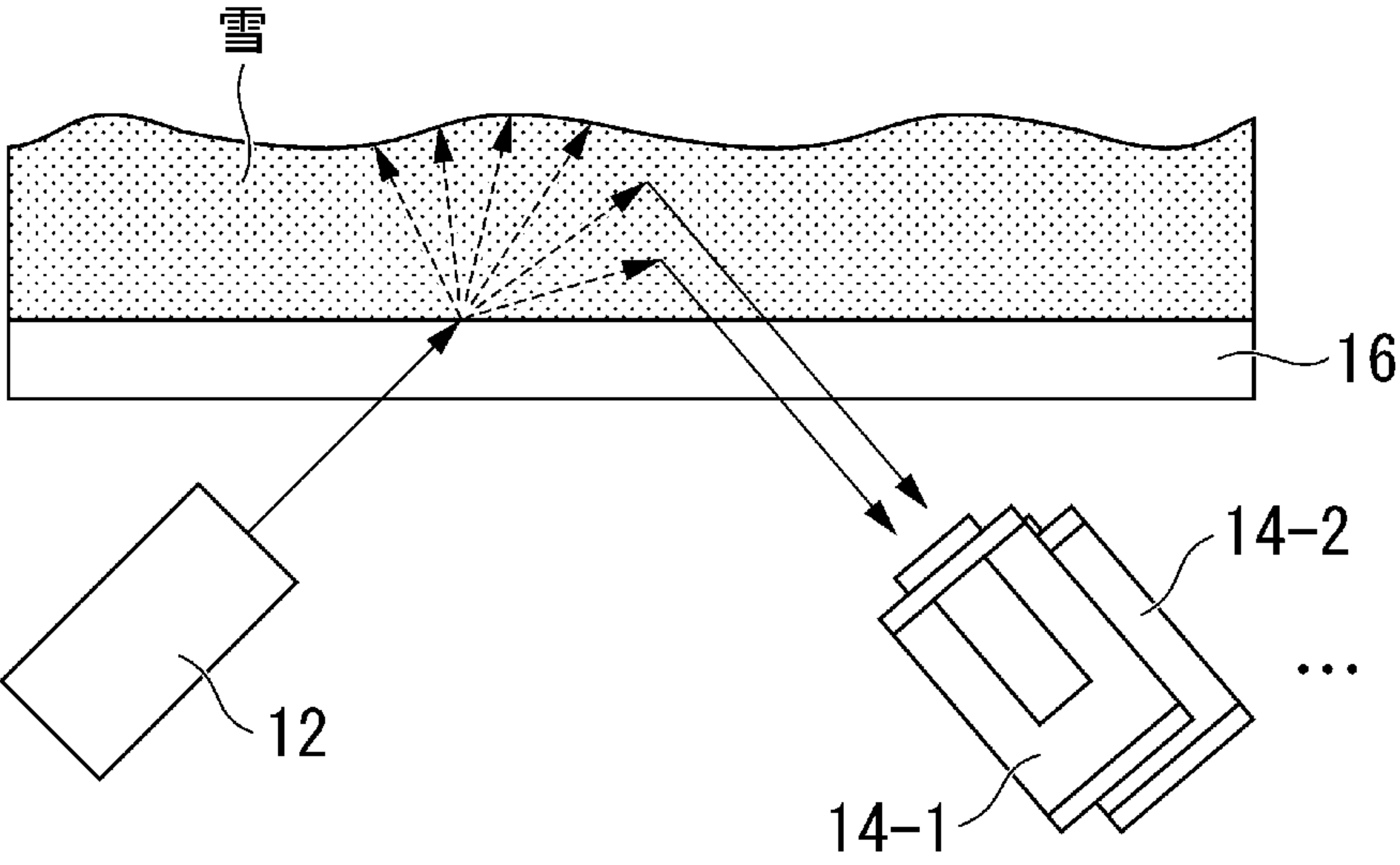
堆積物に対して照射された電磁波の散乱波又は透過波に基づく画像を取得すること、

取得した前記画像から、前記堆積物の状態を判定すること、
を実行させるためのプログラム。

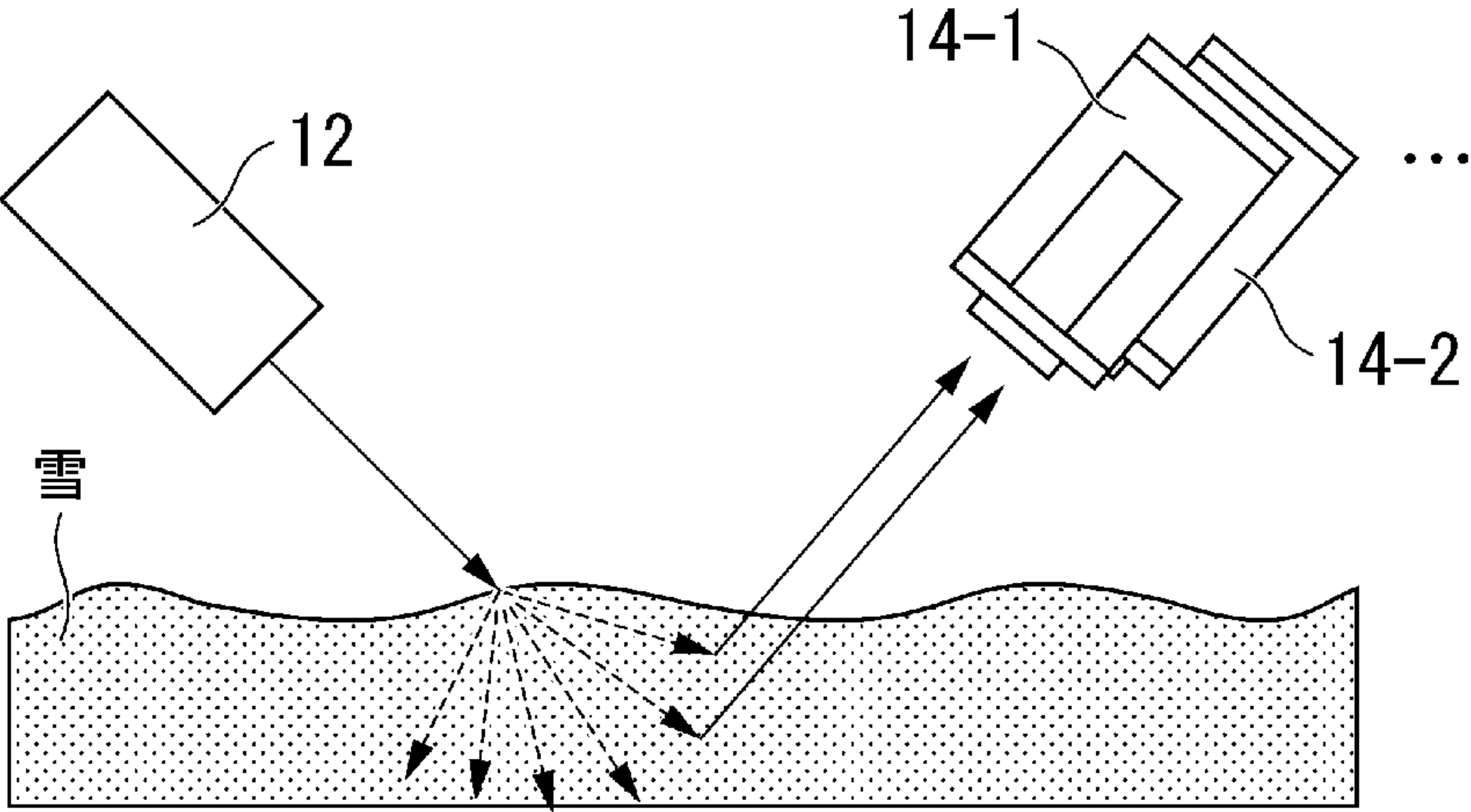
[図1]



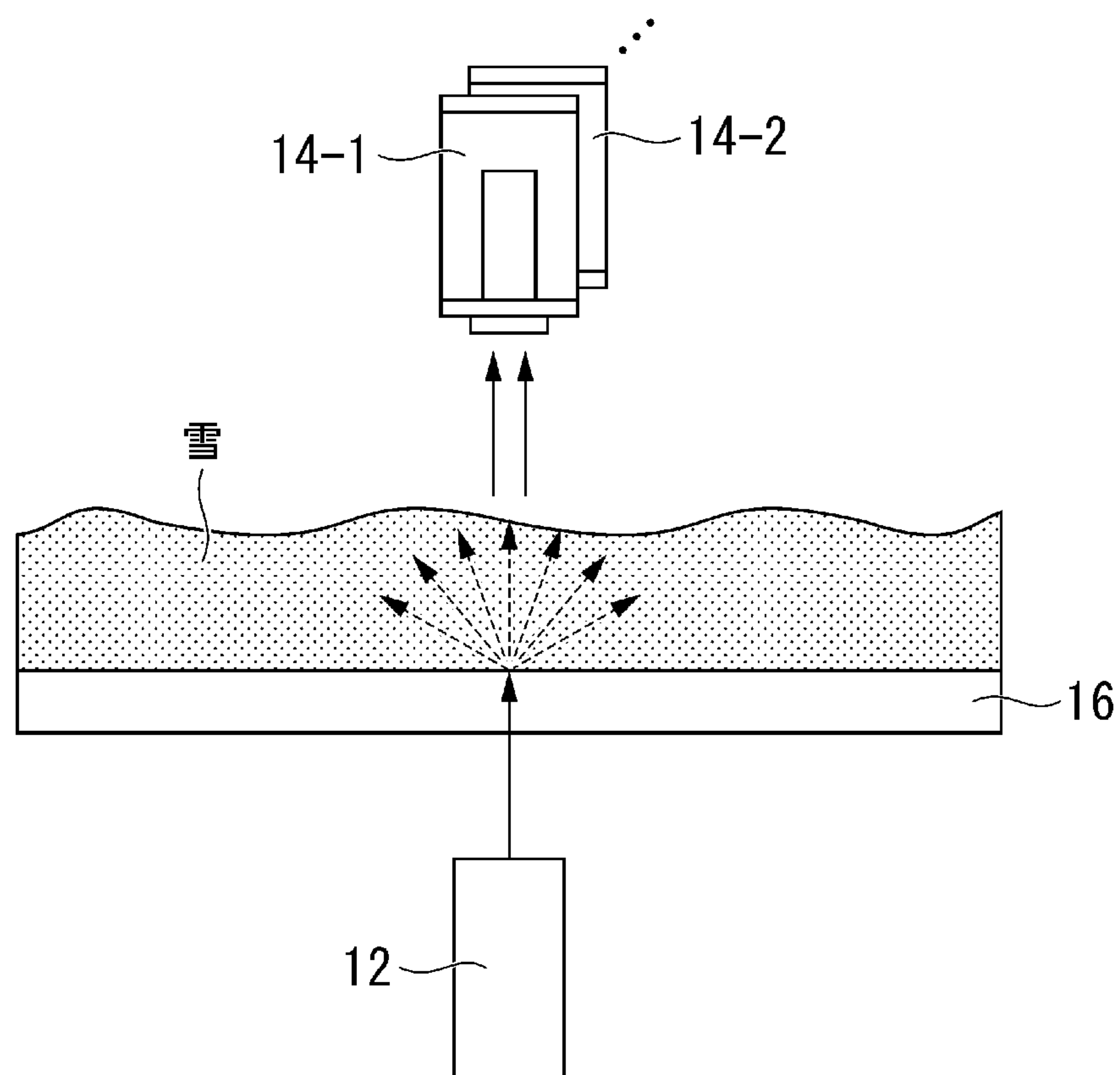
[図2]



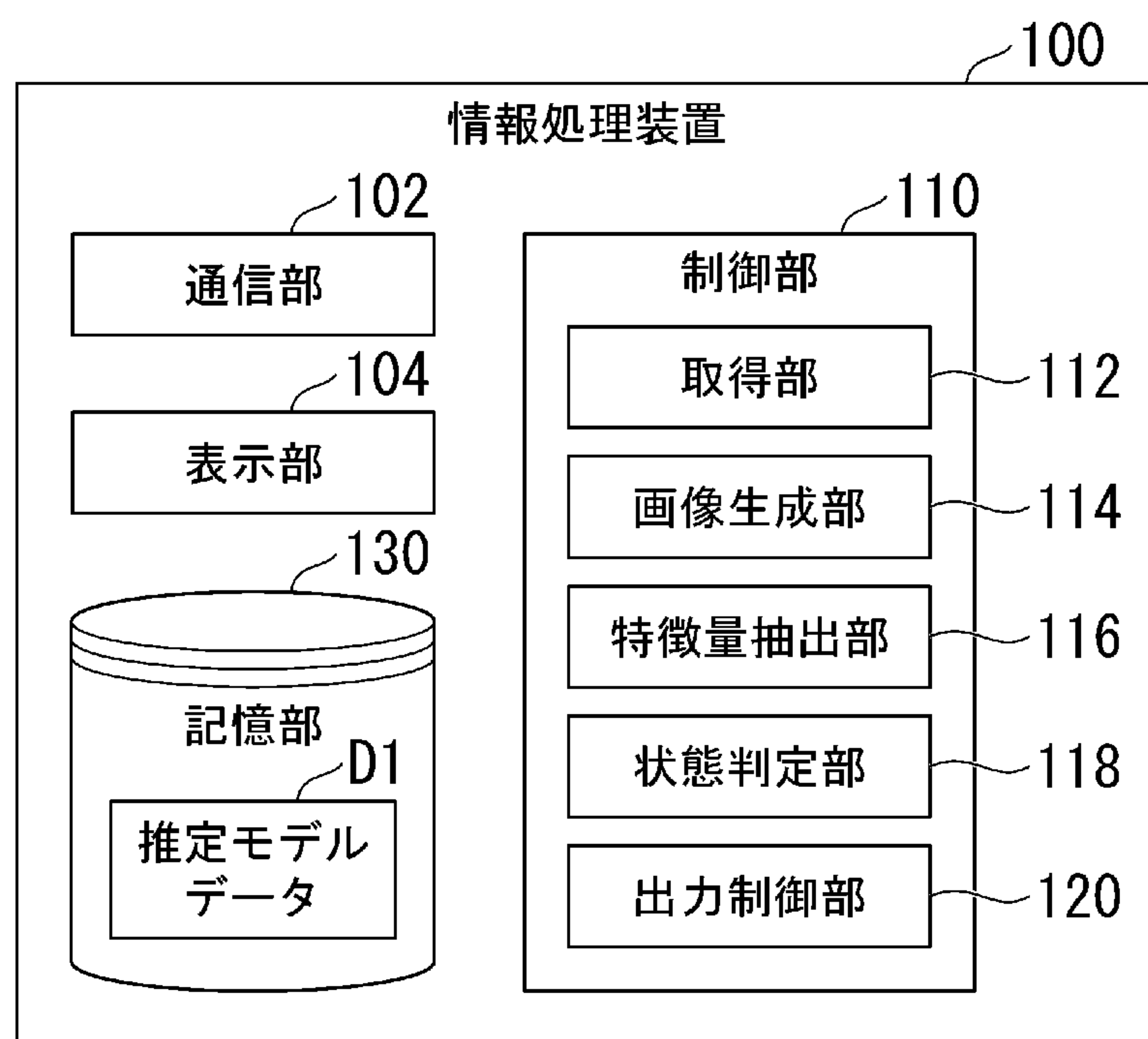
[図3]



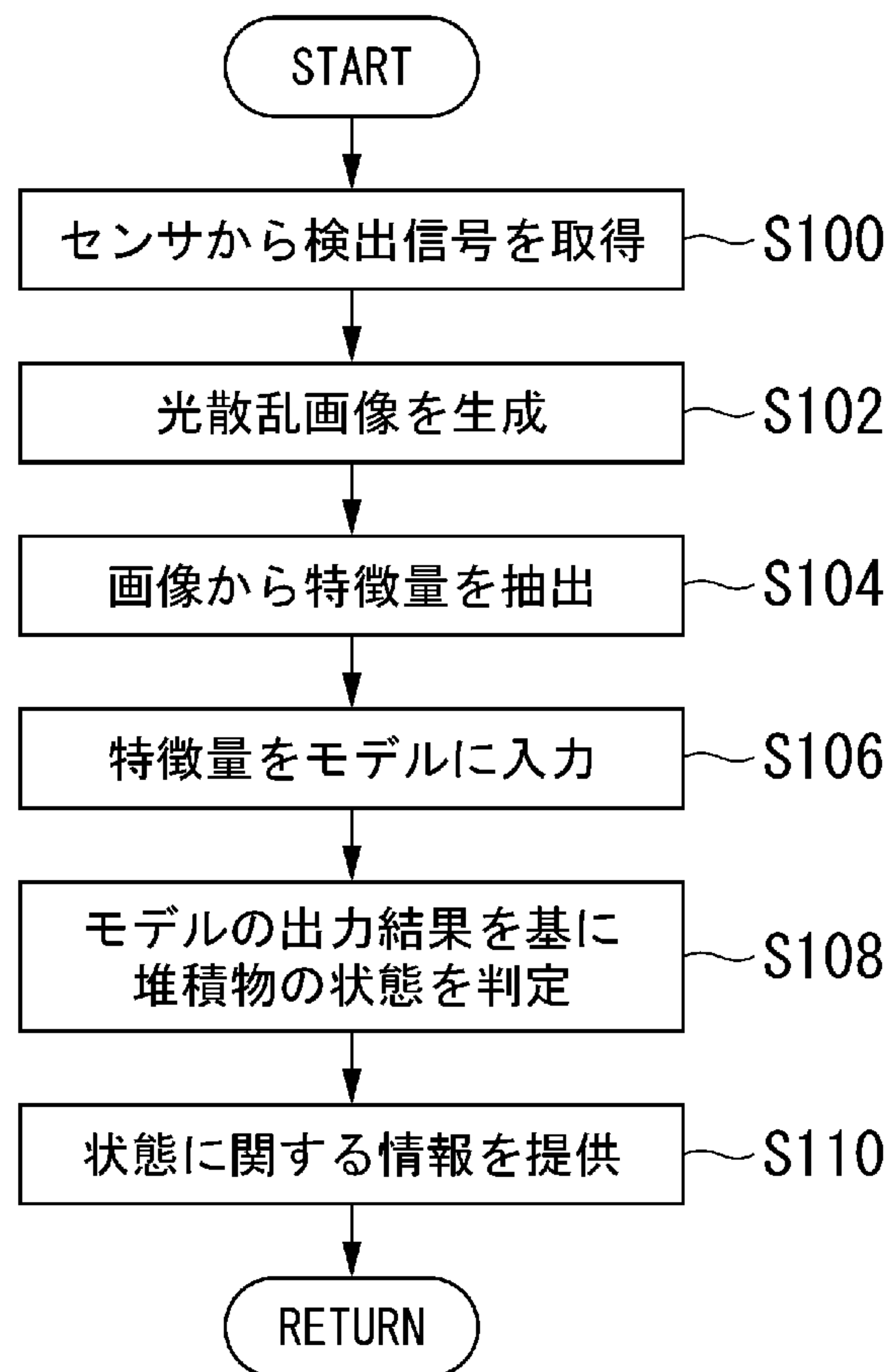
[図4]



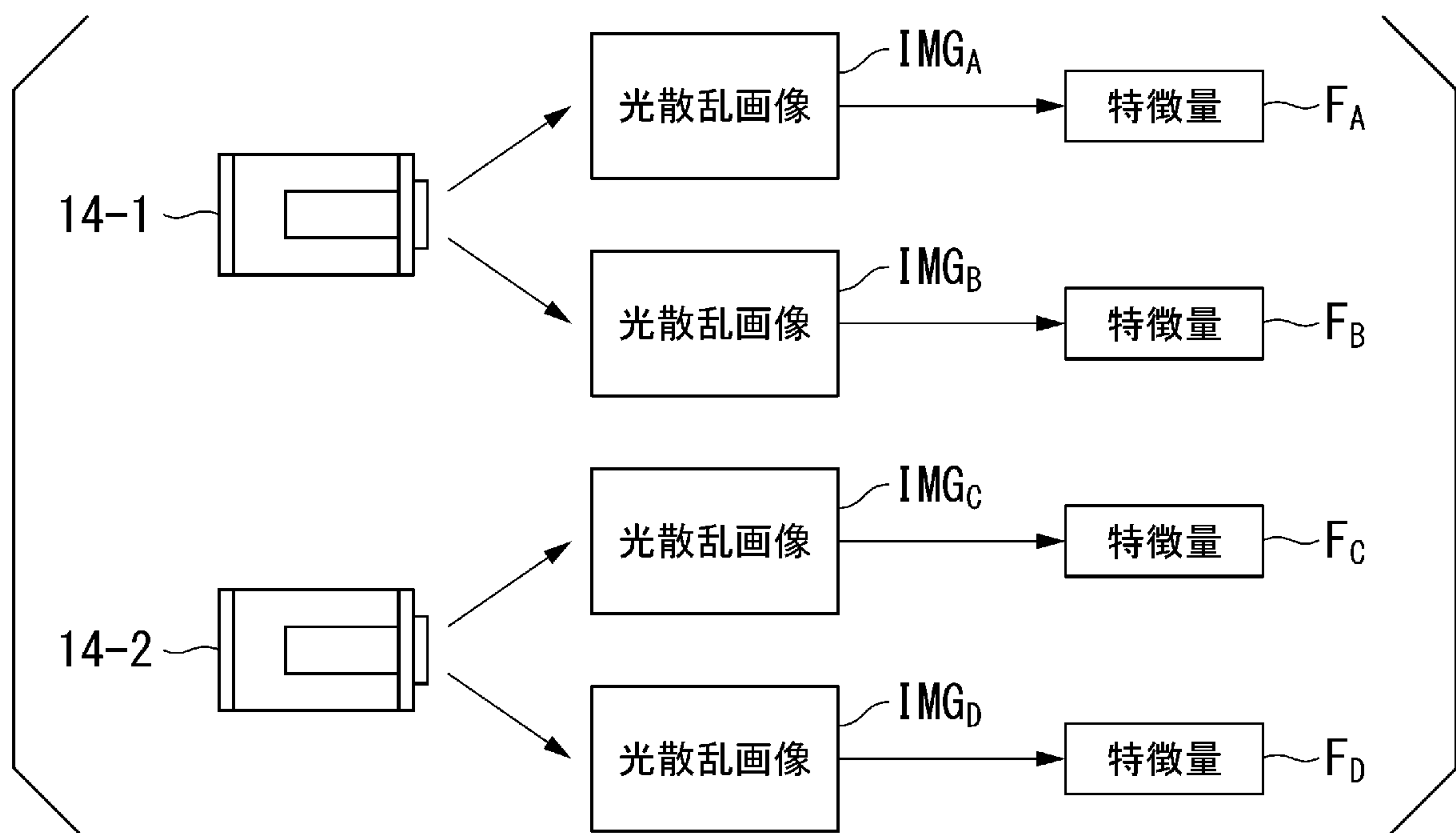
[図5]



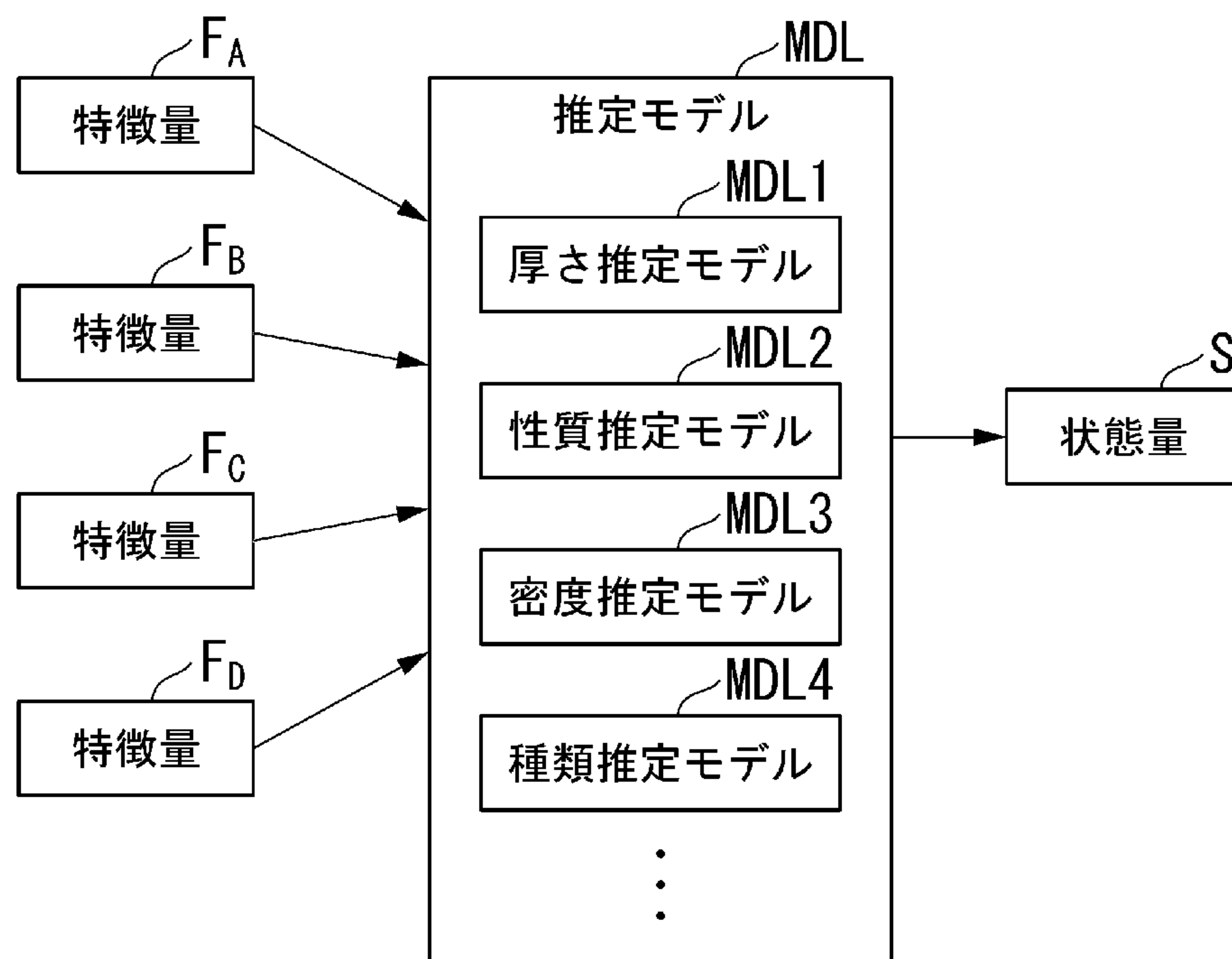
[図6]



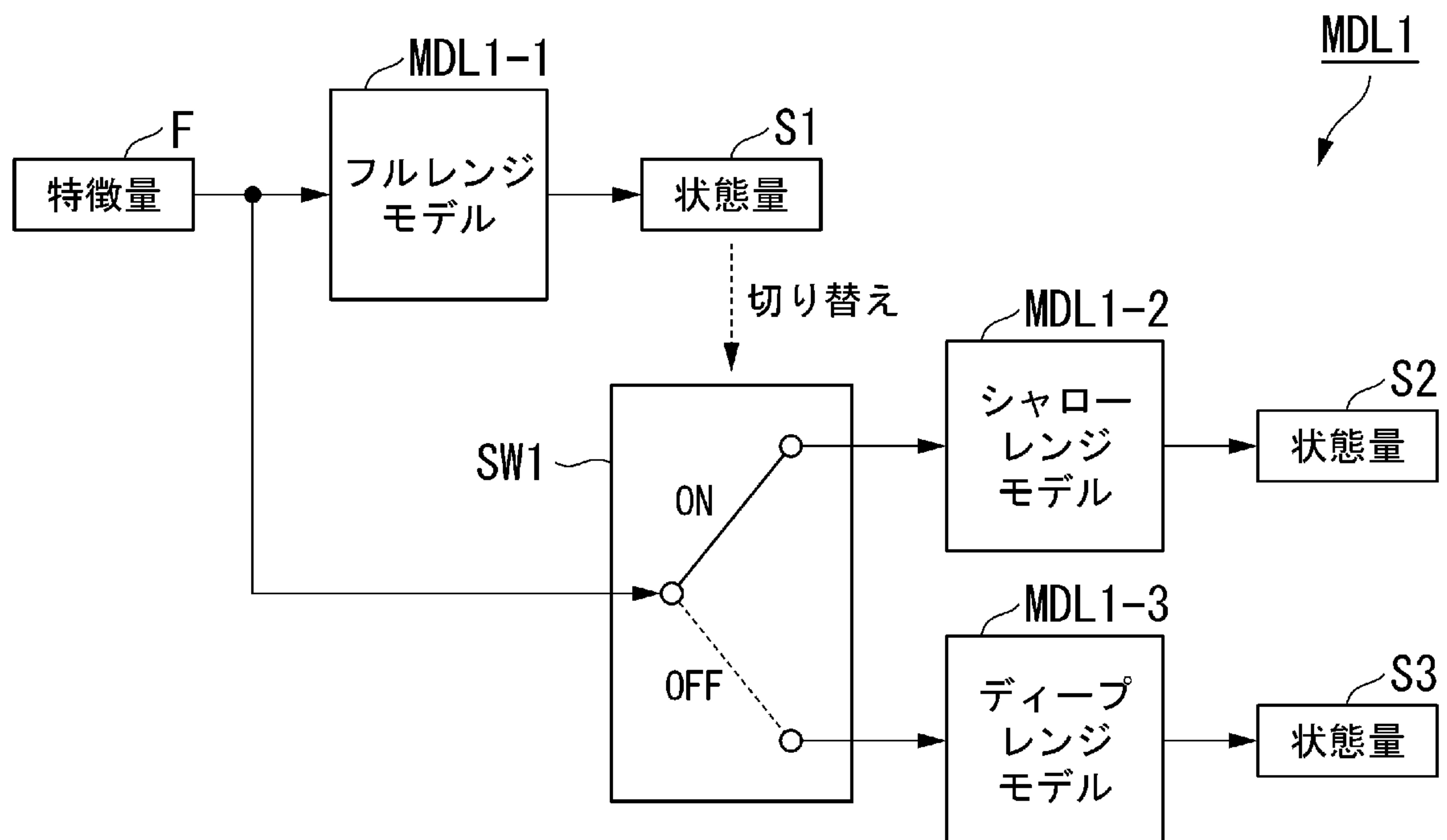
[図7]



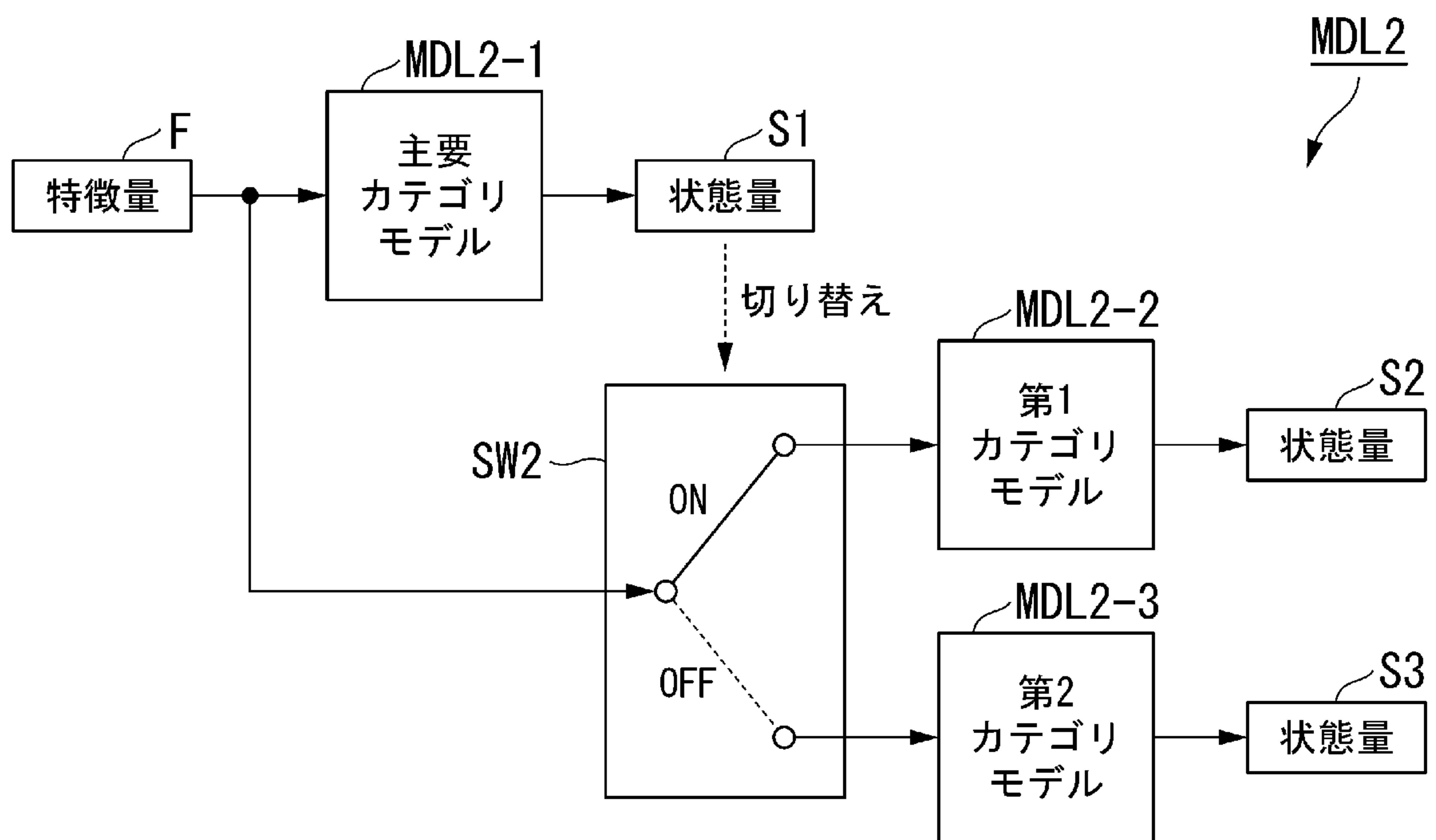
[図8]



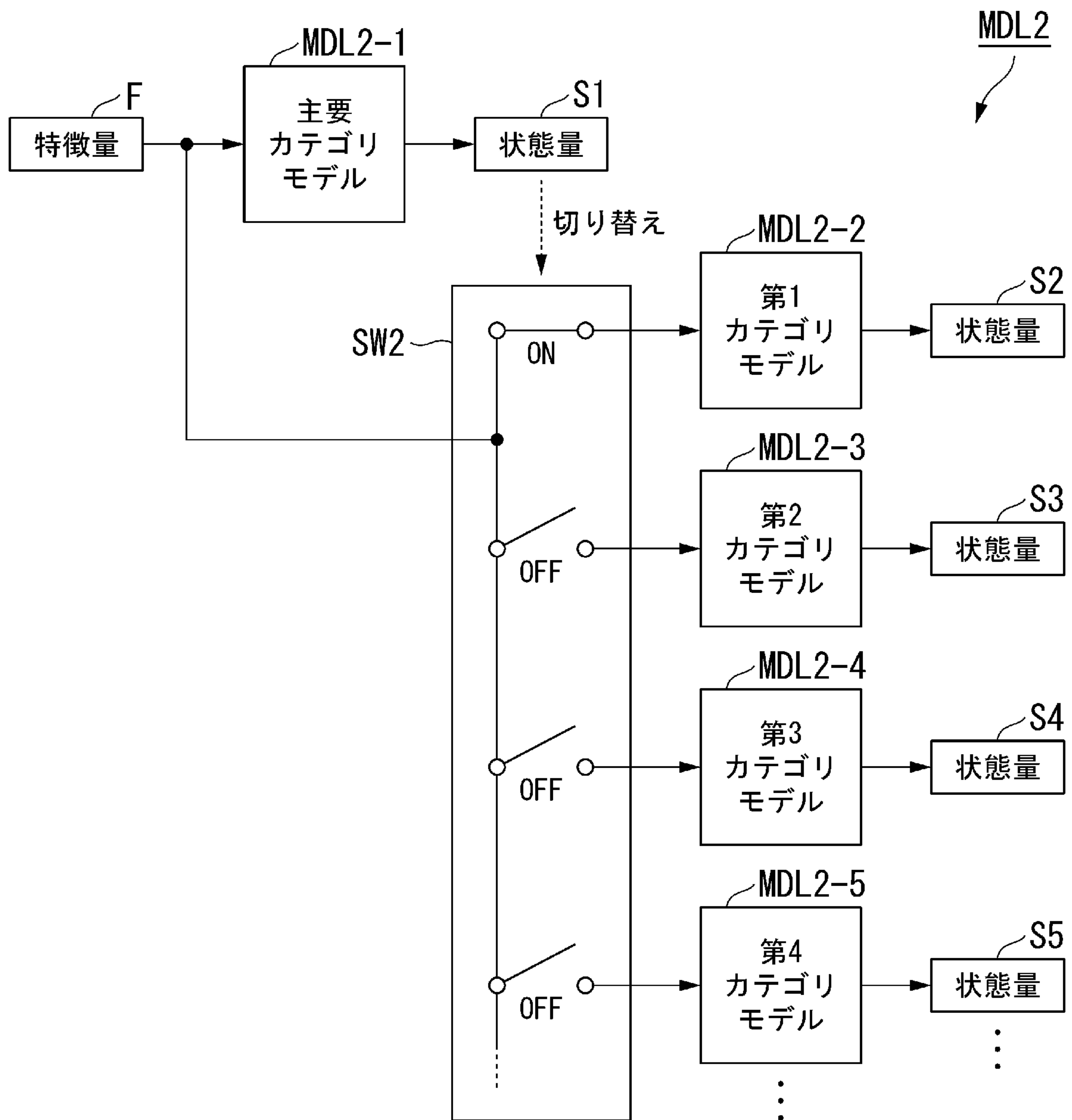
[図9]



[図10]



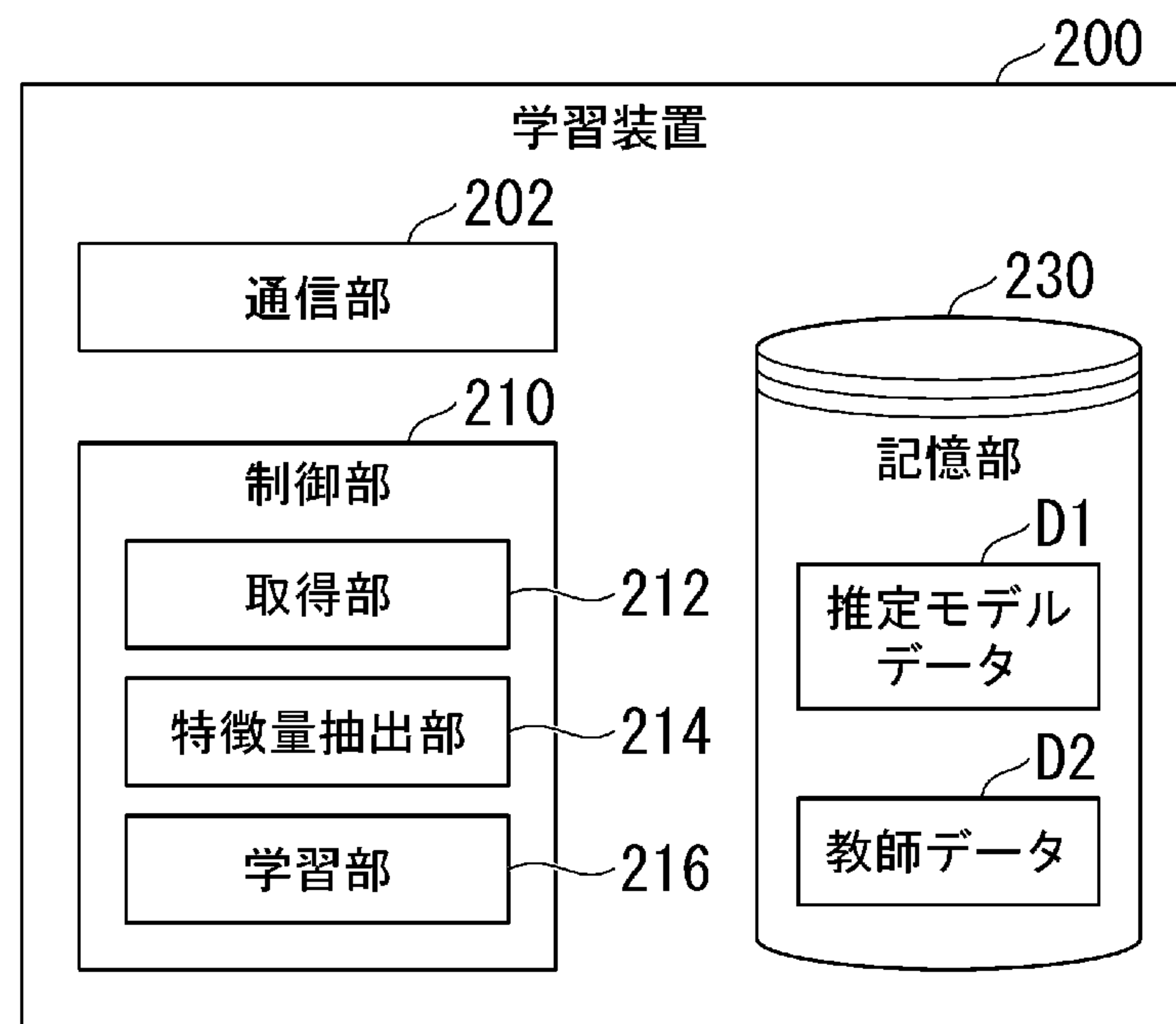
[図11]



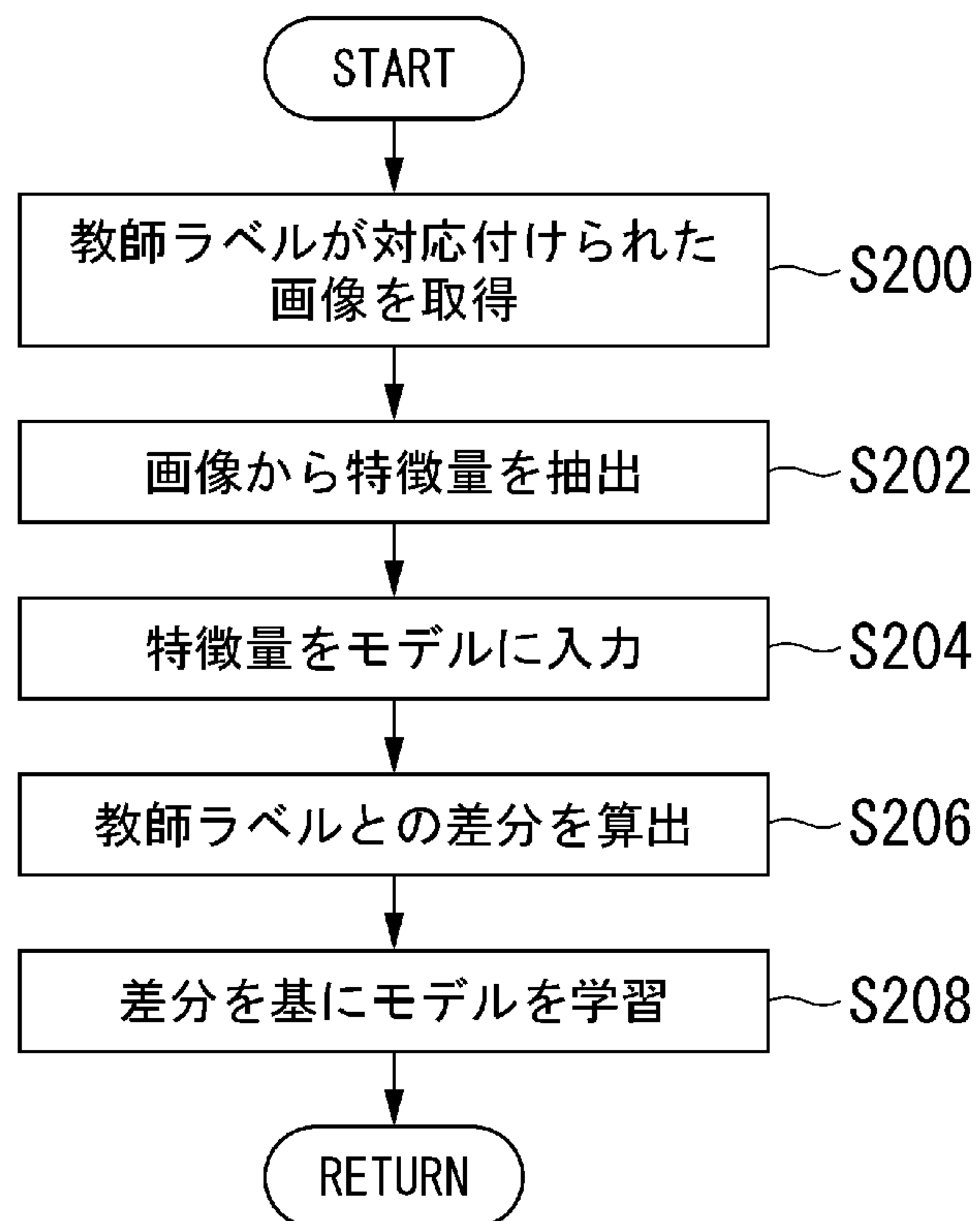
[図12]



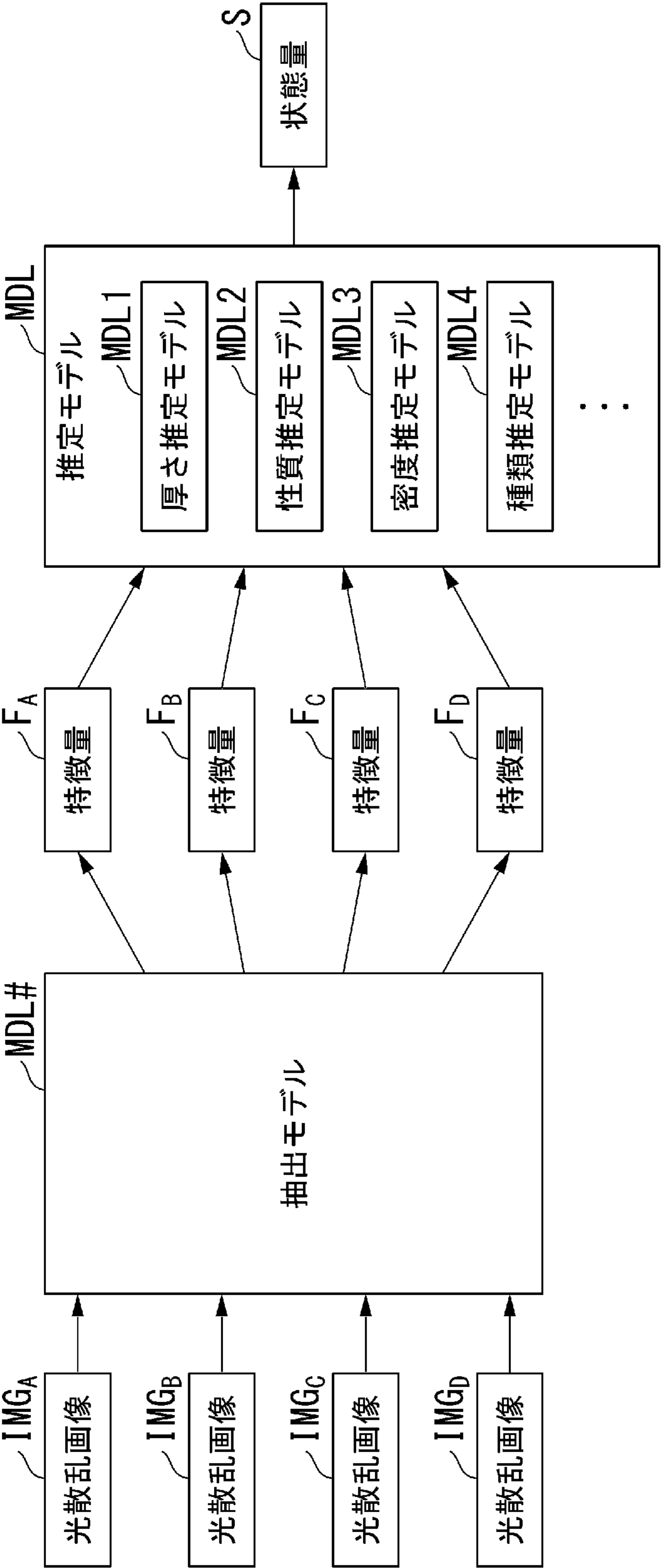
[図13]



[図14]



[図15]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2020/043864

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G01W 1/00 (2006.01)i; G01B 11/02 (2006.01)i; G01B 15/02 (2006.01)i; G06N 20/20 (2019.01)i; G01N 21/17 (2006.01)i

FI: G01N21/17 F; G01B11/02 Z; G01B15/02 C; G01W1/00 J; G06N20/20

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)

G01W1/00; G01B11/00-11/30; G01B15/00-15/08; G01N21/00-21/61; G01S17/00-17/95; G06N20/20

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 1971-2021

Registered utility model specifications of Japan 1996-2021

Published registered utility model applications of Japan 1994-2021

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

JSTPlus/JMEDPlus/JST7580 (JDreamIII)

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	JP 2000-180357 A (OMRON CORP.) 30 June 2000 (2000-06-30) paragraphs [0029]-[0032] [0044]-[0047], [0071]-[0081], fig. 1, 3, 4, 7, 15, 16	1-2, 12-14
X Y	JP 2019-78720 A (JAPAN AEROSPACE EXPLORATION AGENCY) 23 May 2019 (2019-05-23) claims 1, 2, 10-16, 19-21, paragraphs [0058], [0059], [0068]-[0074], [0083]-[0095], [0114], [0115], fig. 2-10	1-3, 11-14 4-10
Y	WO 2010/140613 A1 (CHUBU UNIVERSITY) 09 December 2010 (2010-12-09) paragraphs [0003], [0039]-[0053], fig. 5, 6	4-10



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents:	"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
"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance	"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
"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date	"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
"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)	"&" document member of the same patent family
"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	

Date of the actual completion of the international search
05 February 2021 (05.02.2021)Date of mailing of the international search report
16 February 2021 (16.02.2021)Name and mailing address of the ISA/
Japan Patent Office
3-4-3, Kasumigaseki, Chiyoda-ku,
Tokyo 100-8915, JapanAuthorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2020/043864

C (Continuation). DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	JP 2007-257148 A (NISSAN MOTOR CO., LTD.) 04 October 2007 (2007-10-04) paragraphs [0015]-[0017], [0023]-[0049], fig. 2, 5	4-10
Y	FRITSCH, J. et al., "Monocular Road Terrain Detection by Combining Visual and Spatial Information", IEEE TRANSACTIONS ON INTELLIGENT TRANSPORTATION SYSTEMS, August 2014, vol. 15, no. 4, pp. 1586-1596, abstract	4-10
A	JP 2015-7605 A (MITSUBISHI HEAVY INDUSTRIES, LTD.) 15 January 2015 (2015-01-15) paragraph [0098]	4-10
A	JP 2007-147517 A (HORIBA, LTD.) 14 June 2007 (2007-06-14) claim 3, paragraphs [0074]-[0079], fig. 6	4-10
P, X	JP 2020-134347 A (JAPAN AEROSPACE EXPLORATION AGENCY) 31 August 2020 (2020-08-31) paragraphs [0036]-[0039], fig. 1-4	1-2, 12-14

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

Information on patent family members

International application No.

PCT/JP2020/043864

Patent Documents referred in the Report	Publication Date	Patent Family	Publication Date
JP 2000-180357 A JP 2019-78720 A	30 Jun. 2000 23 May 2019	JP 3700433 B2 US 2020/0340914 A1 claims 1, 2, 10-16, 19-21, paragraphs [0098], [0099], [0108]-[0114], [0124]-[0136], [0155]-[0157], fig. 2-10	
WO 2010/140613 A1	09 Dec. 2010	WO 2019/082504 A1 US 2012/0076361 A1 paragraphs [0013], [0045]-[0056], fig. 5, 6	
JP 2007-257148 A	04 Oct. 2007	CN 102803991 A JP 2007-257148 A US 2007/0223785 A1 paragraphs [0024], [0029]-[0066], fig. 2, 5	
JP 2015-7605 A JP 2007-147517 A	15 Jan. 2015 14 Jun. 2007	(Family: none) EP 1790970 A2 claim 3, paragraphs [0131]-[0136], fig. 8A, 8B	
JP 2020-134347 A	31 Aug. 2020	US 2007/0121124 A1 US 2010/0136217 A1 KR 10-2007-0057034 A KR 10-2008-0015768 A KR 10-2009-0038401 A WO 2020/170815 A1	

国際調査報告		国際出願番号 PCT/JP2020/043864
A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（IPC）） G01W 1/00(2006.01)i; G01B 11/02(2006.01)i; G01B 15/02(2006.01)i; G06N 20/20(2019.01)i; G01N 21/17(2006.01)i FI: G01N21/17 F; G01B11/02 Z; G01B15/02 C; G01W1/00 J; G06N20/20		
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）） G01W1/00; G01B11/00-11/30; G01B15/00-15/08; G01N21/00-21/61; G01S17/00-17/95; G06N20/20		
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 - 2021年 日本国実用新案登録公報 1996 - 2021年 日本国登録実用新案公報 1994 - 2021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） JSTPlus/JMEDPlus/JST7580 (JDreamIII)		
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
X	JP 2000-180357 A（オムロン株式会社）30.06.2000（2000 - 06 - 30） [0029]-[0032][0044]-[0047][0071]-[0081], 図1, 3, 4, 7, 15, 16	1-2, 12-14
X	JP 2019-78720 A（国立研究開発法人宇宙航空研究開発機構）23.05.2019（2019 - 05 - 23） [請求項1, 2, 10-16, 19-21][0058][0059][0068]-[0074][0083]-[0095][0114] [0115], 図2-10	1-3, 11-14
Y		4-10
Y	WO 2010/140613 A1（学校法人中部大学）09.12.2010（2010 - 12 - 09） [0003][0039]-[0053], 図5, 6	4-10
Y	JP 2007-257148 A（日産自動車株式会社）04.10.2007（2007 - 10 - 04） [0015]-[0017][0023]-[0049], 図2, 5	4-10
Y	FRITSCH, J. et al. , Monocular Road Terrain Detection by Combining Visual and Spatial Information, IEEE TRANSACTIONS ON INTELLIGENT TRANSPORTATION SYSTEMS, 2014.08, VOL. 15, NO. 4, , 1586-1596 Abstract	4-10
☒ 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。		
* 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 “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 05.02.2021		国際調査報告の発送日 16.02.2021
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） 伊藤 裕美 2W 9515 電話番号 03-3581-1101 内線 3258

C. 関連すると認められる文献

引用文献の カテゴリー*	引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する 請求項の番号
A	JP 2015-7605 A (三菱重工業株式会社) 15.01.2015 (2015 - 01 - 15) [0098]	4-10
A	JP 2007-147517 A (株式会社堀場製作所) 14.06.2007 (2007 - 06 - 14) [請求項3][0074]-[0079], 図6	4-10
P, X	JP 2020-134347 A (国立研究開発法人宇宙航空研究開発機構) 31.08.2020 (2020 - 08 - 31) [0036]-[0039], 図1-4	1-2, 12-14

引用文献			公表日	パテントファミリー文献			公表日
JP	2000-180357	A	30.06.2000	JP	3700433	B2	
JP	2019-78720	A	23.05.2019	US	2020/0340914	A1	Claims 1, 2, 10-16, 19-21, [0098][0099][0108]-[0114][0124]-[0136][0155]-[0157], Figs. 2-10
				WO	2019/082504	A1	
WO	2010/140613	A1	09.12.2010	US	2012/0076361	A1	[0013][0045]-[0056], FIGs. 5, 6
				CN	102803991	A	
				JP	2007-257148	A	
JP	2007-257148	A	04.10.2007	US	2007/0223785	A1	[0024]][0029]-[0066], FIGs. 2, 5
JP	2015-7605	A	15.01.2015				(ファミリーなし)
JP	2007-147517	A	14.06.2007	EP	1790970	A2	claim 3, [0131]-[0136], FIGs. 8A, 8B
				US	2007/0121124	A1	
				US	2010/0136217	A1	
				KR	10-2007-0057034	A	
				KR	10-2008-0015768	A	
				KR	10-2009-0038401	A	
JP	2020-134347	A	31.08.2020	WO	2020/170815	A1	