

(19)日本国特許庁(JP)

(12)公開特許公報(A)

(11)公開番号
特願2023-90960
(P2023-90960A)

(43)公開日 令和5年6月29日(2023.6.29)

(51)国際特許分類

F I

G 0 6 V 10/774(2022.01)

G 0 6 V 10/774

審査請求 有 請求項の数 8 O L (全28頁)

(21)出願番号	特願2023-78363(P2023-78363)	(71)出願人	314012076
(22)出願日	令和5年5月11日(2023.5.11)		パナソニックIPマネジメント株式会社
(62)分割の表示	特願2020-521830(P2020-521830)		大阪府門真市元町2番6号
	の分割	(74)代理人	100106116
原出願日	令和1年5月13日(2019.5.13)		弁理士 鎌田 健司
(31)優先権主張番号	特願2018-105352(P2018-105352)	(74)代理人	100131495
(32)優先日	平成30年5月31日(2018.5.31)		弁理士 前田 健児
(33)優先権主張国・地域又は機関	日本国(JP)	(72)発明者	菅澤 裕也
			大阪府門真市大字門真1006番地 パ
			ナソニックインダストリー株式会社内
		(72)発明者	新井 秀幸
			大阪府門真市大字門真1006番地 パ
			ナソニックインダストリー株式会社内
		(72)発明者	相川 恒
			大阪府門真市大字門真1006番地 パ
			最終頁に続く

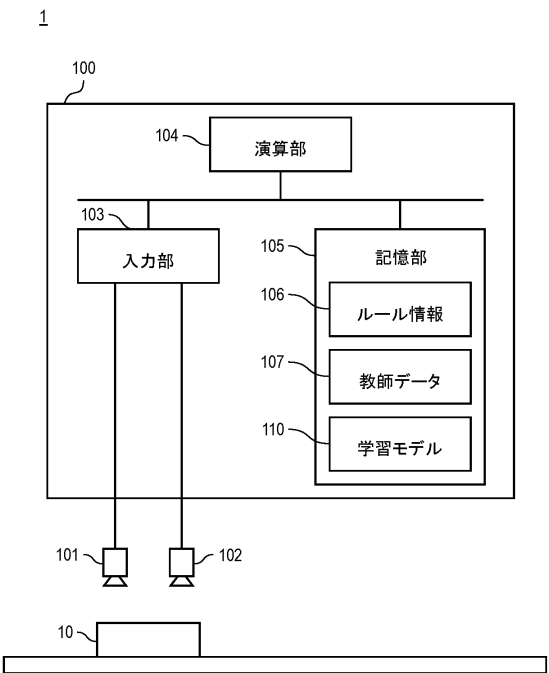
(54)【発明の名称】 学習装置、検査装置、学習方法および検査方法

(57)【要約】

【課題】教師データの作成負担を軽減しつつ、教師データを用いた機械学習によって学習モデルを生成する。

【解決手段】学習装置は、物性情報とカテゴリに関する情報に基づいて、対象物の画像の画素における前記カテゴリを特定して教師データを生成し、前記画像の入力に対して前記画素のカテゴリを出力する学習済みモデルを、前記教師データを用いた機械学習によって生成するように構成された演算部を備える。

【選択図】図2



【特許請求の範囲】

【請求項 1】

物性情報とカテゴリとに関する情報に基づいて、対象物の画像の画素における前記カテゴリを特定して教師データを生成し、

前記画像の入力に対して前記画素のカテゴリを出力する学習済みモデルを、前記教師データを用いた機械学習によって生成する、
ように構成された演算部を備えた学習装置。

【請求項 2】

前記演算部は、前記対象物の画像の各画素における前記カテゴリを特定して教師データを生成する、

請求項 1 に記載の学習装置。

【請求項 3】

前記演算部は、前記物性情報と前記カテゴリに関するルール情報に基づいて前記カテゴリを特定して教師データを生成する、

請求項 2 に記載の学習装置。

【請求項 4】

前記物性情報は、4 つ以上の波長域に分光された光に対する前記対象物の光学的情報である、

請求項 3 に記載の学習装置。

【請求項 5】

前記物性情報は、ハイパースペクトル情報である、

請求項 4 に記載の学習装置。

【請求項 6】

前記教師データは、セグメンテーション化され、前記各画素のカテゴリが前記画像に対応付けられている、

請求項 5 に記載の学習装置。

【請求項 7】

物性情報とカテゴリとに関する情報に基づいて、対象物の画像の画素における前記カテゴリを特定して教師データを生成することと、

前記画像の入力に対して前記画素のカテゴリを出力する学習済みモデルを、前記教師データを用いた機械学習によって生成することと、
を含む、学習済みモデルの生成方法。

【請求項 8】

コンピュータに、

物性情報とカテゴリとに関する情報に基づいて、対象物の画像の画素における前記カテゴリを特定して教師データを生成することと、

前記画像の入力に対して前記画素のカテゴリを出力する学習済みモデルを、前記教師データを用いた機械学習によって生成することと、
を実行させるためのプログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本開示は、撮像された画像データを学習する学習装置に関する。

【背景技術】

【0002】

特許文献 1 は、教示用欠陥画像と欠陥の種類に対応するカテゴリとの対応関係を示す教示用データを学習して取得する過程と、教示用データを元に欠陥の種類を分類する分類過程とを含む欠陥の分類方法を開示する。これにより、分類実行時に、入力された欠陥画像の欠陥属性を分類することができる。

【先行技術文献】

【特許文献】

【0003】

【特許文献1】特開2000-57349号公報

【発明の概要】

【0004】

本開示の一態様における学習装置は、物性情報とカテゴリとに関する情報に基づいて、対象物の画像の画素における前記カテゴリを特定して教師データを生成し、前記画像の入力に対して前記画素のカテゴリを出力する学習済みモデルを、前記教師データを用いた機械学習によって生成するように構成された演算部を備える。

【0005】

本開示の他の態様における学習方法では、物性情報とカテゴリとに関する情報に基づいて、対象物の画像の画素における前記カテゴリを特定して教師データを生成する。前記画像の入力に対して前記画素のカテゴリを出力する学習済みモデルを、前記教師データを用いた機械学習によって生成する。

【0006】

本開示の学習装置と学習方法により、教師データの作成負担を軽減しつつ、教師データを用いた機械学習によって学習モデルを生成することができる。

【図面の簡単な説明】

【0007】

【図1】図1は従来の学習モデル用の教師データの生成方法を示す模式図である。

【図2】図2は実施の形態1に係る学習システムの構成を示す図である。

【図3】図3は実施の形態1に係る学習装置により実施される学習モデル生成方法を説明するための模式図である。

【図4】図4はハイパースペクトルカメラにより得られる、繊維、髪の毛、プラスチック、アルミニウム（Al）、および銅（Cu）の反射スペクトルを示すグラフである。

【図5】図5は実施の形態1に係る学習システムのルール情報の例を説明するための模式図である。

【図6A】図6Aは実施の形態1に係る学習システムのルール情報の他の例を示す図である。

【図6B】図6Bは実施の形態1に係る学習システムのルール情報の他の例を示す図である。

【図7A】図7Aは実施の形態1に係る学習システムの教師データの例を示す模式図である。

【図7B】図7Bは実施の形態1に係る学習システムの教師データの例を示す模式図である。

【図8A】図8Aは実施の形態1に係る学習システムの教師データの例を示す模式図である。

【図8B】図8Bは実施の形態1に係る学習システムの教師データの例を示す模式図である。

【図9A】図9Aは実施の形態1に係る学習システムの教師データの例を示す模式図である。

【図9B】図9Bは実施の形態1に係る学習システムの教師データの例を示す模式図である。

【図10】図10は実施の形態1に係る学習システムによる学習処理の流れを示すフローチャートである。

【図11】図11は実施の形態1に係る学習システムのルール情報に基づいて物性情報のカテゴリを特定する具体例を示す模式図である。

【図12】図12は実施の形態2に係る学習システムの構成を示す図である。

【図13A】図13Aは実施の形態2に係る学習システムのルール情報の例を説明するための模式図である。

10

20

30

40

50

【図 1 3 B】図 1 3 B は実施の形態 2 に係る学習システムのルール情報の他の例を説明するための模式図である。

【図 1 3 C】図 1 3 C は実施の形態 2 に係る学習システムのルール情報の他の例を説明するための模式図である。

【図 1 4 A】図 1 4 A は実施の形態 2 に係る学習システムの教師データの例を示す模式図である。

【図 1 4 B】図 1 4 B は実施の形態 2 に係る学習システムの教師データの例を示す模式図である。

【図 1 4 C】図 1 4 C は実施の形態 2 に係る学習システムの教師データの例を示す模式図である。

【図 1 5】図 1 5 は実施の形態 3 に係る学習システムの構成を示す図である。

【図 1 6】図 1 6 は実施の形態 3 に係る学習システムの X 線電子分光法を用いて銀板の表面を測定することにより得られるスペクトルの例を示すグラフである。

【図 1 7】図 1 7 は実施の形態 4 に係る学習システムの構成を示す図である。

【図 1 8 A】図 1 8 A は実施の形態 4 に係る学習システムの教師データの例を示す模式図である。

【図 1 8 B】図 1 8 B は実施の形態 4 に係る学習システムの教師データの例を示す模式図である。

【図 1 9】図 1 9 は実施の形態 5 に係る検査システムの構成を示す図である。

【図 2 0】図 2 0 は実施の形態 5 に係る検査システムによる検査の流れの一例を示すフローチャートである。

【図 2 1】図 2 1 は実施の形態 6 に係る検査システムの構成を示す図である。

【図 2 2】図 2 2 は実施の形態 6 に係る検査システムの 3 つの製造ラインにおける学習および検査の実施例を示す図である。

【図 2 3】図 2 3 は実施の形態 6 に係る検査システムの 3 つの製造ラインにおける学習および検査の実施例を示す図である。

【図 2 4】図 2 4 は実施の形態 6 に係る検査システムの 3 つの製造ラインにおける学習および検査の実施例を示す図である。

【図 2 5】図 2 5 は実施の形態 6 に係る検査システムの 3 つの製造ラインにおける学習および検査の実施例を示す図である。

【発明を実施するための形態】

【0008】

以下、適宜図面を参照しながら、実施の形態を詳細に説明する。但し、必要以上に詳細な説明は省略する場合がある。例えば、既によく知られた事項の詳細説明や実質的に同一の構成に対する重複説明を省略する場合がある。これは、以下の説明が不必要に冗長になるのを避け、当業者の理解を容易にするためである。

【0009】

なお、発明者（ら）は、当業者が本開示を十分に理解するために添付図面および以下の説明を提供するのであって、これらによって請求の範囲に記載の主題を限定することを意図するものではない。

【0010】

（本開示に至った経緯）

製造工程を経て完成した製品は、通常、所望の品質を有するか否かについて検査を受ける。製品に意図しない不純物が混入もしくは傷が付いている場合、または試薬などの製品の純度が規定の値に達しておらず所望のグレードに達していない場合、製品は所望の品質に達していないと判断されなければならない。また、野菜または鮮魚などの商食品に対しても、異物の混入および傷の有無、鮮度などについて調査し、所望の品質を有するか否かについての検査が行われる。

【0011】

上記のような検査工程の工数を軽減させ、または、検査精度を向上させるために、従来

10

20

30

40

50

から、製品の画像データを解析することにより、製品表面上の不純物または傷などの欠陥を検出して製品が良品か不良品かを判別する。そのような技術の一つでは、複数のカテゴリのうちの良品または不良品などの製品に応じたカテゴリが付された画像データである教師データを用いて、ニューラルネットワークなどの機械学習によって学習モデルを生成し、この学習モデルを使用して製品の画像データから、製品の良、不良の分類検査を行う。

【0012】

図1は、比較例の学習モデル用の教師データの生成方法を示す模式図である。従来の技術においては、教師データを作成するために、まず、教師データを作成するための教師サンプルをカメラで撮像し、教師サンプルの画像データを得る。次に、オペレータが画像を目視で確認し、複数のカテゴリのうちの画像中の欠陥に対応するカテゴリを特定し、特定したカテゴリを画像データに付与することで、教師データを生成する。一般的に、複数のカテゴリは、異物、不純物、傷などを含む欠陥、グレード、または品質を示す分類である。図1の例では、各欠陥に、それぞれCu、Alおよび酸化物の複数のカテゴリのうちの1つのカテゴリが付与されている。

【0013】

以上のように、図1に示す方法においては、教師データの生成、特にカテゴリの特定は、人的手段によって行われている。この方法では、実効性のある学習モデルを構築するためには、多数の教師データ画像が必要であるため、多大な労力が必要である。特に、製造品については一般的に不良率が低いため、大量の良品画像の中から不良品のサンプルを目視選別するには多くの人的コストが必要となる。

【0014】

また、人の手作業による分類を行うと、例えば不良品を良品と判断するなど、人的エラーにより教師データの質を悪化させるおそれがある。したがって、カテゴリ付与を手作業で行うと、人的コストに係る上に、教師データの質ひいては学習モデルを用いた検査の精度が下がる。

【0015】

本開示における学習装置は、教師データの生成負担を軽減したうえで学習モデルを生成する。本開示における検査装置はその学習モデルを用いる。

【0016】

(実施の形態1)

[1-1. 構成]

図2は、実施の形態1に係る学習システム1の構成を示す図である。学習システム1は、学習装置100とカメラ101と物性情報取得部102とを備える。図3は、実施の形態1における学習装置により実施される学習モデル生成方法を説明するための模式図である。本実施の形態では、教師データを得るための教師サンプル10をカメラ101で撮像して画像データを得るとともに、物性情報取得部102によって教師サンプル10の物性情報を取得する。実施の形態1では物性情報取得部102はハイパースペクトルカメラであり、教師サンプル10の物性情報として反射スペクトル情報を取得する。次に、物性情報に基づいて、画像データに自動的にカテゴリ項目の複数のカテゴリのうちの1つのカテゴリを付与して教師データを作成する。教師データは、画像データと、その画像データに付与されたカテゴリとを含む。このようにして、多数の教師データを自動的に作成することができる。そして、学習装置(コンピュータ)は、多数の教師データを用いて、機械学習用のモデルを学習して学習モデルを生成する。

【0017】

ここで、機械学習用のモデルは、例えば、ニューラルネットワークまたは決定木学習またはサポートベクターマシンである。

【0018】

本明細書において、「物性情報」とは、教師サンプル10などの物の組成または性質を示す情報である。この情報は、典型的には、物へ電磁波、電圧、電流、熱などを加えた際にその物から発せられる応答を観察することにより得られる。

【0019】

本実施の形態では、物性情報は、教師サンプル10に光を照射し、教師サンプル10上で反射した反射光の波長と強度を計測することによって得られる反射スペクトル情報を含む。特に、本実施の形態では、ハイパースペクトルカメラである物性情報取得部102によって得られる物性情報は、教師サンプル10を撮像して得られた教師サンプル10の画像の各画素において、多数の狭い波長帯域（バンド）に分光された反射光のスペクトルを示す反射スペクトル情報であるハイパースペクトルデータである。実施の形態1では波長帯域の数は例えば数十から数百である。反射スペクトル情報は、教師サンプル10を構成する物の組成を示す情報として利用される。

【0020】

物性情報取得部102は教師サンプル10の物性情報を取得するハイパースペクトルカメラである。学習装置100は、教師サンプル10の画像と教師サンプル10に付与されるカテゴリとを対応付けた教師データ107を自動的に作成する。

【0021】

学習装置100は、カメラ101によって撮像された画像データと、物性情報取得部102によって取得された物性情報とを受け取る入力部103を備える。さらに、学習装置100は、画像データおよび物性情報などを処理して教師データ107と学習モデル110とを作成する演算部104と、様々なデータを記憶する記憶部105とを備える。学習モデル110は、後述のように、多数の教師データ107を用いて、演算部104によって生成される。

【0022】

演算部104は、学習装置100の動作全体の制御を司るコントローラである。演算部104は、プログラムを実行することにより所定の機能を実現するCPUまたはMPUのような汎用プロセッサを含む。演算部104は、記憶部105に格納された制御プログラムを呼び出して実行することにより、学習装置100における各種の制御を実現する。演算部104は、ハードウェアとソフトウェアの協働により所定の機能を実現するものに限定されず、所定の機能を実現する専用に設計されたハードウェア回路でもよい。すなわち、演算部104は、CPU、MPU、GPU、FPGA、DSP、ASIC等、種々のプロセッサで実現することができる。

【0023】

記憶部105は、RAM、ROM、ハードディスク、SSDなどの記録媒体である。記憶部105には、物性情報のカテゴリを決定するためのルール情報106、教師データ107、および学習モデル110などが格納される。

【0024】

入力部103は、カメラ101および物性情報取得部102等の周辺機器を学習装置100と接続するインタフェース回路（モジュール）である。入力部103としては、USB（Universal Serial Bus）、HDMI（登録商標、以下同様）（High Definition Multimedia Interface）、IEEE1394、Bluetooth（登録商標）等、種々のインタフェースが用いられる。

【0025】

カメラ101は、例えばCCDまたはCMOSイメージセンサなどの画像センサを備えるRGBカメラ、赤外線カメラ、またはモノクロカメラなどである。

【0026】

物性情報取得部102であるハイパースペクトルカメラは、多数（例えば数十～数百）の狭い波長帯域（バンド）に分光された反射スペクトルを示す反射スペクトル情報であるハイパースペクトルデータを画素毎に取得する。3バンドの情報しか取得できないRGBカメラに比べて、ハイパースペクトルカメラは詳細な物性情報を得ることができる。また、従来の分光測定ではサンプルの1点においてスペクトルを測定するのに対し、実施の形態1における物性情報取得部102であるハイパースペクトルカメラは、視野内の平面領域

10

20

30

40

50

の全ての画素について連続スペクトルを測定することができる。

【0027】

図4は、物性情報取得部102であるハイパースペクトルカメラにより得られる、繊維、髪の毛、プラスチック、アルミニウム（Al）、および銅（Cu）の反射スペクトルを示すグラフである。具体的には、図4は、Cuの反射スペクトルSp11（実線）と、Alの反射スペクトルSp12（破線）と、プラスチックの反射スペクトルSp13（一点鎖線）と、繊維の反射スペクトルSp14（二点鎖線）と、髪の毛の反射スペクトルSp15（点線）を示す。ハイパースペクトルカメラは、数十から数百バンドのスペクトル情報を取得して、図4に示された物質を含む様々な物質を同定することを可能とする情報を提供する。したがって、本実施の形態では、物性情報取得部102としてハイパースペクトルカメラを用いることによって、教師サンプル10のカテゴリを特定することができる。教師サンプル10のカテゴリは、例えば、教師サンプル10上の不純物（図3参照）の材質、位置、または量である。

10

【0028】

教師サンプル10のカテゴリは、図2に示すルール情報106に基づいて決定される。ルール情報106は、例えば反射スペクトルデータである。例えば、学習装置100がルール情報106としてCuの反射スペクトルデータを有し、ハイパースペクトルカメラである物性情報取得部102によって取得された画像のある画素の反射スペクトルがルール情報106と一致した場合、学習装置100は、その画素にある物質がCuであると同定できる。

20

【0029】

〔1-1-1. ルール情報〕

図5は、ルール情報106の例を説明するための模式図である。教師サンプル10を物性情報取得部102であるハイパースペクトルカメラで測定すると、教師サンプル10上の背景（例えば基板）および不純物（例えば、Cu、Alまたは酸化物）のハイパースペクトルデータが得られる。

【0030】

得られたハイパースペクトルデータについて主成分分析を行い、図5に示すように、主成分空間において、背景および不純物の各素材を示す特徴量をプロットする。異なる素材のハイパースペクトルデータについて主成分分析を行った結果である特徴量は、例えば第1主成分と第2主成分で表される2次元の主成分空間において異なる領域にプロットされる。例えば、図5では、主成分空間のうちの領域R11はCuに対応し、主成分空間のうちの領域R12は酸化物に対応し、主成分空間のうちの領域R13は背景に対応し、主成分空間のうちの領域R14はAlに対応している。ルール情報106は、これらの領域R11～R14を識別する境界線に対応する。ルール情報106により、測定された反射スペクトルがどの素材またはカテゴリに該当するのかを特定することができる。

30

【0031】

ここで、主成分分析は、ハイパースペクトルデータの次元数より少ない次元数の特徴量を生成する既知の解析手段である。ハイパースペクトルデータは、例えばバンドの数（例えば100）と画素の数との積の数の次元を有する。これに主成分分析を行うことにより、例えば第1主成分と第2主成分で表される2次元データを作成することができる。

40

【0032】

なお、上記の主成分分析は例示であり、ハイパースペクトルデータなどの物性情報の解析方法はこれに限定されない。物性情報の解析には、重回帰分析、因子分析、クラスター分析などの一般的な多変量解析が使用されてもよい。また、パラメータの閾値を定めて分類してもよい。

【0033】

また、ルール情報106を決定するために、教師サンプル10を測定してハイパースペクトルデータを得る代わりに、例えばCu、Alなどの反射スペクトルデータ等の既知のスペクトルデータを用いてもよい。

50

【 0 0 3 4 】

図 6 A および図 6 B は、ルール情報 1 0 6 の他の例を示す図である。ルール情報 1 0 6 は、図 5 に示すもののように対象物の成分を同定するものに限られず、図 6 A に示すように、成分を同定後に教師サンプル 1 0 に酸化物が混入していれば不良（不良品）と判断し、そうでなければ良（良品）と判断するものも含まれてよい。この場合、カテゴリ項目は対象物の良否であり、カテゴリは良と不良の 2 つである。あるいは、図 6 B に示すように、ルール情報 1 0 6 は、教師サンプル 1 0 に傷があれば不良（不良品）と判断し、そうでなければ良（良品）と判断するものであってもよい。

【 0 0 3 5 】

また、ルール情報 1 0 6 は、教師サンプル 1 0 上に所定の大きさ以上の傷があれば不良と判断し、そうでなければ良品と判断するものであってもよい。ルール情報 1 0 6 は、上記のルール情報の組合せであってもよい。ルール情報 1 0 6 は、上記のものに限定されない。

10

【 0 0 3 6 】

〔 1 - 1 - 2 . 教師データ 〕

図 7 A から図 9 B は、教師データ 1 0 7 の例を示す模式図である。教師データ 1 0 7 は、カメラ 1 0 1 によって撮像された教師サンプル 1 0 の画像（入力画像）と、教師サンプル 1 0 に付与されるべきカテゴリとを対応付けたデータである。

【 0 0 3 7 】

図 7 A には、入力画像と、入力画像に含まれる不純物の種類を示すカテゴリとが対応付けられた教師データ 1 0 7 の例が示されている。この場合は、カテゴリ項目は不純物の種類であり、サンプル 1、2 にはいずれも複数のカテゴリが付与されている。具体的には、サンプル 1 には Cu / Al / 酸化物の 3 つのカテゴリが付与されており、サンプル 2 には Cu / 酸化物の 2 つのカテゴリが付与されている。教師データ 1 0 7 において画像データに関連付けられるカテゴリは、図 7 B に示すように、良品、不良（不良品）であってもよい。この場合は、カテゴリ項目は対象物の良否であり、カテゴリとしては良品と不良の 2 つである。

20

【 0 0 3 8 】

図 8 A および図 8 B は、入力画像の各画素にサンプルの当該画素の位置の部分の物理的、科学的特性の意味を持たせた、いわゆるセグメンテーション用の教師データ 1 0 7 の例である。セグメンテーションとは、例えば、各画素のカテゴリを特定し、背景を黒で、Cu を赤で、酸化物を青で、Al を黄色で着色して、図 8 A のカテゴリの欄に示されたような画像を得ることである。

30

【 0 0 3 9 】

教師データ 1 0 7 において、セグメンテーション化された画像をカテゴリとして入力画像に関連付けてもよい。セグメンテーション用の教師データ 1 0 7 は、具体的には、図 8 B に示すように、入力画像の各画素に写っているものが、入力画像に対応付けられている。すなわち、各画素のカテゴリが、入力画像に対応付けられている。

【 0 0 4 0 】

図 9 B は、入力画像のどこに何があるのかを示す物体検出用の教師データ 1 0 7 の例である。例えば図 9 A のようなサンプル 1 0 の入力画像に対して、図 9 B の教師データ 1 0 7 は、Cu、酸化物および Al のそれぞれの位置と大きさを示すデータを有する。

40

【 0 0 4 1 】

〔 1 - 2 . 動作 〕

図 1 0 は、本実施の形態の学習システム 1 による学習処理の流れを示すフローチャートである。図 2 および図 1 0 を参照して、本実施の形態の学習システム 1 による学習処理について説明する。

【 0 0 4 2 】

まず、カメラ 1 0 1 は、教師サンプル 1 0 を撮像し、画像データを生成する（ステップ S 0 1）。また、ハイパースペクトルカメラである物性情報取得部 1 0 2 によって、教師

50

サンプル 10 の物性情報、具体的にはハイパースペクトルデータを取得する（ステップ S 0 2）。ステップ S 0 1 とステップ S 0 2 の順番は逆であってもよいし、同時であってもよい。

【 0 0 4 3 】

次に、演算部 104 は、ルール情報 106 に基づいて、複数のカテゴリのうちの物性情報の 1 つのカテゴリを特定する（ステップ S 0 3）。図 11 は、ルール情報 106 に基づいて物性情報のカテゴリを特定する具体例を示す模式図である。図 11 に示されている領域 R 11 ~ R 14 を含む主成分空間は、図 5 に例示した主成分空間と同一である。

【 0 0 4 4 】

ステップ S 0 2 において物性情報取得部 102 によって図 11 のような教師サンプル 10 の物性情報を取得した場合、画像データの各画素についての反射スペクトル情報が得られている。画像データの各画素についての反射スペクトル情報に主成分分析を施すことにより、図 11 に示すように、画像データの各画素の特徴量を主成分空間にマッピングすることができる。

【 0 0 4 5 】

例えば、画像データのある画素の特徴量が図 11 に示す主成分空間の領域 R 11 内にマッピングされた場合、その画素に写っている物質が Cu であると特定することができる。このようにして、画像データの各画素に写っている物質の素材またはカテゴリを同定することができる。

【 0 0 4 6 】

ステップ S 0 1 はステップ S 0 2 およびステップ S 0 3 の後に実施されてもよい。

【 0 0 4 7 】

図 10 に示すように、演算部 104 は、カメラ 101 によって撮像された画像データと、ステップ S 0 3 において特定されたカテゴリと、を関連付けた教師データ 107 を生成し、記憶部 105 に格納する（ステップ S 0 4）。

【 0 0 4 8 】

学習処理においては、多数の教師サンプル 10 に対して、以上のステップ S 0 1 ~ S 0 4 を行う。予め設定した必要な数の教師データ 107 が生成されると、教師データ 107 の生成を終える（ステップ S 0 5）。

【 0 0 4 9 】

以上のステップ S 0 1 ~ S 0 5 により、学習システム 1 は、大量の教師データ 107 の生成、特にカテゴリの特定を、人的手段を介さずに自動的に行うことができる。したがって、カテゴリと画像データとを人が関連付ける場合に比べて、工数を大幅に削減するとともに、人的エラーを低減することができる。

【 0 0 5 0 】

最後に、演算部 104 は、蓄積された多数の教師データ 107 を用いて機械学習によってモデルに学習させ、学習モデル 110 を生成する（ステップ S 0 6）。このようにして生成された学習モデル 110 は、検査段階において、検査サンプルの画像データの入力に対して検査サンプルのカテゴリを出力するようにコンピュータを機能させることができる。

【 0 0 5 1 】

[1 - 3 . 効果等]

以上のように、本実施の形態において、学習装置 100 は、教師サンプル 10 を撮像して画像データを取得するカメラ 101 と、教師サンプル 10 の物性情報取得する物性情報取得部 102 と、学習モデル 110 を生成する演算部 104 と、を備える。演算部 104 は、物性情報とカテゴリとを関連付けるルール情報 106 に基づいて、教師サンプル 10 のカテゴリを特定し、特定したカテゴリと画像データとを関連付けて教師データ 107 を生成し、教師データ 107 を用いた機械学習によって、サンプルの画像データの入力に対してサンプルのカテゴリを出力する学習モデル 110 を生成する。

【 0 0 5 2 】

学習装置 100 は、画像データに加えて、教師サンプル 10 の物性情報を取得することにより、カテゴリと画像データとを関連付けて教師データを作成する工程を自動化することができる。したがって、カテゴリと画像データとを人が関連付ける場合に比べて、工数を大幅に削減するとともに、カテゴリ付けについての人的エラーを低減することができる。

【0053】

（実施の形態 2）

図 12 は、実施の形態 2 に係る学習システム 2 の構成を示す図である。実施の形態 1 と異なり、学習システム 2 は、物性情報取得部 102 の代わりに物性情報取得部 202 を備える。物性情報取得部 202 は表面形状測定部である。本実施の形態では、物性情報は、教師サンプル 10 の表面の凹凸などの表面形状を示す物理的または光学的情報である。

【0054】

物性情報取得部 202 である表面形状測定部は、教師サンプル 10 の表面の凹凸などの表面形状を計測する装置である。例えば、表面形状測定部は、レーザー顕微鏡、白色干渉計、走査型電子顕微鏡などである。

【0055】

図 13 A は、ルール情報 206 の例を説明するための模式図である。表面形状測定部である物性情報取得部 202 によって得られた教師サンプル 10 の表面形状データから、例えば最も深い部分の深さと、深さ $10\text{ }\mu\text{m}$ 以上の部分の面積とを抽出する。そして、図 13 A のように最も深い部分の深さを縦軸とし、深さ $10\text{ }\mu\text{m}$ 以上の部分の面積を横軸として構成されたグラフに、教師サンプル 10 の表面形状データから抽出されたデータをマッピングする。

【0056】

実施の形態 2 では、教師サンプル 10 が有する傷の深さと面積とにより、図 13 A に示す 4 つの領域 R21～R24 のいずれかにプロットされてマッピングされる。具体的には図 13 A では、最も深い部分の深さが $20\text{ }\mu\text{m}$ 以上であり、かつ、深さ $10\text{ }\mu\text{m}$ 以上の部分の面積が 10 画素未満である教師サンプル 10 は、領域 R21 にプロットされる。領域 R21 にプロットされた教師サンプル 10 は、傷の面積に関しては良品であるが、傷の深さについては不良品である。最も深い部分の深さが $20\text{ }\mu\text{m}$ 未満であり、かつ、深さ $10\text{ }\mu\text{m}$ 以上の部分の面積が 10 画素以上である教師サンプル 10 は、領域 R22 にプロットされる。領域 R22 にプロットされた教師サンプル 10 は、傷の深さに関しては良品であるが、傷の面積については不良品である。最も深い部分の深さが $20\text{ }\mu\text{m}$ 以上であり、かつ、深さ $10\text{ }\mu\text{m}$ 以上の部分の面積が 10 画素以上である教師サンプル 10 は、領域 R23 にプロットされる。領域 R23 にプロットされた教師サンプル 10 は、傷の面積に関しては不良品であり、傷の深さについても不良品である。最も深い部分の深さが $20\text{ }\mu\text{m}$ 未満であり、かつ、深さ $10\text{ }\mu\text{m}$ 以上の部分の面積が 10 画素未満である教師サンプル 10 は、領域 R24 にプロットされる。領域 R24 にプロットされた教師サンプル 10 は、傷の面積に関しては良品であり、傷の深さについても良品である。ルール情報 206 は、この面積を数えるときの基準となる深さや、各領域の間の境界線に対応する。ルール情報 206 により、表面形状を示すデータがどのカテゴリに該当するのかを特定することができる。

【0057】

本実施の形態では、カテゴリは、例えば、サンプル表面上の傷（凹部）または異物（凸部）のあり／なしである。サンプル表面上に傷または異物がある場合、カテゴリは、傷または異物の面積の大／小である。具体的には、カテゴリは、傷または異物の長さが所定の値より大きいかな否か、または、傷または異物の面積が所定の値より大きいかな否か、または、傷の深さもしくは異物の高さが所定の値より大きいかな否か、などである。あるいは、カテゴリは、傷または異物のサンプル表面上における位置であってもよい。

【0058】

これらの代わりに、またはこれらに加えて、図 13 B、図 13 C に示すように、ルール

情報 206 は、教師サンプル 10 の表面に傷または異物があれば不良と判断し、そうでなければ良品と判断するものであってもよい。ルール情報 206 は、上記のルール情報の組合せであってもよい。ルール情報 206 は、上記のものに限定されない。

【0059】

図 14A から図 14C は、教師データ 207 の例を示す模式図である。図 14A には、入力画像と、入力画像に含まれる傷の有無および傷の大きさを示すカテゴリとが対応付けられた教師データ 207 の例が示されている。傷の大きさは、図 14A のように所定の大きさ以上か否かを示すものであってもよい。あるいは、傷の長さおよび／または傷の幅の値を示すものであってもよい。

【0060】

教師データ 207 において画像データに関連付けられるカテゴリは、図 14B および図 14C に示すように、良品／不良品であってもよい。小さい傷があるサンプル No. 3 のサンプルの入力画像には、図 14B では不良品というカテゴリが付されているのに対し、図 14C では良品というカテゴリが付されている。これは、ルール情報 206 の違いによるものである。例えば、ルール情報 206 が、教師サンプル 10 に傷があれば、その大小にかかわらず不良品とするようなものである場合は、図 14B のような教師データ 207 が生成される。これに対し、ルール情報 206 が、所定の大きさより小さい傷であれば良品とするようなものである場合は、図 14C のような教師データ 207 が生成される。

【0061】

次に、本実施の形態の学習システム 2 による学習処理の流れを説明する。これについてのフローチャートは、ハイパースペクトルカメラである物性情報取得部 102 を表面形状測定部である物性情報取得部 202 に変更したこと以外は図 10 のフローチャートと同様であるため、物性情報取得部 102 を物性情報取得部 202 に置き換えて図 10 に基づき学習処理を説明する。

【0062】

まず、カメラ 101 は、教師サンプル 10 を撮像し、画像データを生成する（図 10 に示すステップ S01 に対応）。また、表面形状測定部である物性情報取得部 202 によって、教師サンプル 10 の表面の高さ情報などの表面形状情報を取得する（図 10 に示すステップ S02 に対応）。演算部 104 は、画像データおよび表面形状情報を取得し、傷の大きさや深さなどの特徴量をマッピングする。マッピングした空間にはルール情報 206 に相当する境界線があるため、演算部 104 は、マッピング位置によって、画像データの各画素のカテゴリ、例えば傷のあり／なしを特定する（図 10 に示すステップ S03 に対応）。

【0063】

次に、演算部 104 は、特定されたカテゴリと、カメラ 101 によって撮像された画像データと、を関連付けた教師データ 207 を生成し、記憶部 105 に格納する（図 10 に示すステップ S04 に対応）。

【0064】

次に、演算部 104 は、学習モデルの生成に要する数の教師データ 207 を生成するまでステップ S01～S04 の処理を繰り返す（図 10 に示すステップ S05 に対応）。

【0065】

最後に、演算部 104 は、教師データ 207 を用いて機械学習によってモデルを学習させ、学習モデル 210 を生成する（図 10 に示すステップ S06 に対応）。

【0066】

（実施の形態 3）

図 15 は、実施の形態 3 に係る学習システム 3 の構成を示す図である。実施の形態 1、2 と異なり、学習システム 3 は、物性情報取得部 102、202 の代わりに、物性情報取得部 302 を備える。物性情報取得部 302 は X 線電子分光装置である。

【0067】

本実施の形態では、物性情報は、教師サンプル 10 に X 線を照射して教師サンプル 10

10

20

30

40

50

から放出される光電子のエネルギーおよび単位時間当たりの数である X 線電子分光スペクトルである。X 線電子分光スペクトルは、教師サンプル 10 を構成する物の組成を示す情報として利用される。

【0068】

X 線電子分光装置である物性情報取得部 302 は、教師サンプル 10 の表面に X 線を照射し、教師サンプル 10 から放出される光電子のエネルギーおよび単位時間当たりの数から、教師サンプル 10 の表面の元素を特定する。

【0069】

図 16 は、X 線電子分光法を用いて銀板の表面を測定することにより得られるスペクトルの例を示すグラフである。図 16 のグラフの横軸は電子の結合エネルギーであり、図 16 のグラフの縦軸は測定された単位時間当たり光電子の数 (counts per second、CPS) である。銀板は銀単体から変色した部分である変色部と、銀単体から変色していない部分である非変色部とを有する。図 16 は、測定された変色部のスペクトル Sp21 (実線) と非変色部のスペクトル Sp22 (破線) を示している。図 16 のグラフは、測定された銀板の変色部に硫化銀 (Ag_2S) が含まれていることを示している。このように、本実施の形態では、教師サンプル 10 の表面の元素を特定し、カテゴリを特定することができる。

10

【0070】

本実施の形態において、X 線電子分光装置である物性情報取得部 302 によって得られたスペクトルについて主成分分析を行うことにより、教師サンプル 10 の表面の元素がどのカテゴリに該当するのかを特定するルール情報 306 を決定する。

20

【0071】

本実施の形態の教師データ 307 は、例えば、入力画像と、入力画像に含まれる不純物の種類を示すカテゴリとが対応付けられたデータである。これらの情報に加えて、教師データ 307 は、入力画像に対応する教師サンプル 10 の良／不良の情報を有するものである。

【0072】

本実施の形態の学習システム 3 による学習処理の流れを示すフローチャートは、ハイパススペクトルカメラである物性情報取得部 102 を X 線電子分光装置である物性情報取得部 302 に変更したこと以外は図 10 のフローチャートと同様である。

30

【0073】

(実施の形態 4)

図 17 は、実施の形態 4 に係る学習システム 4 の構成を示す図である。実施の形態 1 ～ 3 と異なり、学習システム 4 は、物性情報取得部 102、202、302 の代わりに、高速カメラである物性情報取得部 402 を備える。本実施の形態では、物性情報は、フレームレートの高い高速カメラである物性情報取得部 402 によって得られる教師サンプル 10 の光学的情報である。

【0074】

物性情報取得部 402 の高速カメラは、1 秒間に撮像するフレーム数 (frames per second、fps) が 100 フレーム以上であるカメラであり、時間的に詳細な画像、すなわち高速画像を物性情報として取得することができる。例えば、高速カメラである物性情報取得部 402 は、300 fps のフレームレートを有し、カメラ 101 のフレームレートの 10 倍以上のフレームレートを有する。物性情報取得部 402 の高速カメラのフレームレートは、さらに高くてもよく、例えば 1000 fps、5000 fps、10000 fps であってもよい。

40

【0075】

サンプルライン 1000 を高速で流れる教師サンプル 10 を、約 20 ～ 60 fps のフレームレートを有する通常の、すなわち高速でないカメラ 101 で撮像すると、教師サンプル 10 の表面上に傷があっても、傷がぶれて撮像され、傷の面積、傷の有無、または傷の位置などを判別することができない。これに対して、物性情報取得部 402 として高速

50

カメラを使用すると、サンプルライン 1000 を高速で流れる教師サンプル 10 の画像を鮮明に撮像することができ、傷の面積、傷の有無、または傷の位置などを判別することができる。

【0076】

このように、サンプルライン 1000 を高速で流れる教師サンプル 10 をカメラ 101 で撮像すると、傷の大きさ、傷の有無、または傷の位置などを判別することはできない。しかしながら、カメラ 101 で撮像された、傷の付いたサンプルのぶれた画像データからも、傷を示す何らかの特徴量を抽出することができる。そこで、学習装置 400 は、カメラ 101 によって取得された教師サンプル 10 のぶれた画像データと、物性情報取得部 402 の高速カメラによって取得された当該教師サンプル 10 の鮮明な高速画像と、を対応付けて教師データ 407 を生成し、教師データ 407 を用いて学習モデルに学習させる。これにより、ぶれた画像データからであっても傷の大きさ、傷の有無、または傷の位置などを判別することが可能になる。

10

【0077】

本実施の形態のルール情報 406 は、高速カメラである物性情報取得部 402 によって撮像された高速画像情報がどのカテゴリに該当するのかを特定するものである。カテゴリは、例えば、サンプル表面上の傷（凹部）または異物（凸部）のあり／なしである。サンプル表面上に傷または異物がある場合、カテゴリは、傷または異物の大／小である。具体的には、カテゴリは、傷または異物の長さが所定の値より大きいか否か、または、傷または異物の面積が所定の値より大きいか否か、または、傷の深さもしくは異物の高さが所定の値より大きいか否か、などである。あるいは、カテゴリは、傷または異物のサンプル表面上における位置であってもよい。

20

【0078】

これらの代わりに、またはこれらに加えて、ルール情報 406 は、教師サンプル 10 の表面に傷または異物があれば不良と判断し、そうでなければ良品と判断するものであってもよい。

【0079】

図 18A および図 18B は、教師データ 407 の例を示す模式図である。図 18A には、カメラ 101 で撮像された入力画像と、入力画像に含まれる傷または汚れの有無を示すカテゴリとが対応付けられた教師データ 407 の例が示されている。これらの情報に加えて、図 18B に示すように、教師データ 407 は、入力画像に対応する教師サンプル 10 の良／不良の情報を有するものであってもよい。

30

【0080】

本実施の形態の学習システム 4 による学習処理の流れを示すフローチャートは、ハイパースペクトルカメラである物性情報取得部 102 を高速カメラである物性情報取得部 402 に変更したこと以外は図 10 のフローチャートと同様である。

【0081】

以上のように、学習装置 400 は、カメラ 101 によって取得された教師サンプル 10 のぶれた画像データと、物性情報取得部 402 の高速カメラによって取得された当該教師サンプル 10 の鮮明な高速画像と、を対応付けた多量の教師データ 407 を学習する。これにより、学習装置 400 は、ぶれた画像データが入力されたとしても、傷の大きさ、傷の有無、または傷の位置などを判別してカテゴリ付与を行うことができる。

40

【0082】

（実施の形態 5）

図 19 は、実施の形態 5 に係る検査システム 5 の構成を示す図である。検査システム 5 は、実施の形態 1～4 の学習システム 1～4 により生成された学習モデルのうちの 1 つを用いて検査ライン 2000 を流れる被検査サンプル 20 を検査し、例えば被検査サンプル 20 にカテゴリを付与し、または被検査サンプル 20 を良品と不良品とに分類する。

【0083】

検査システム 5 は、検査装置 500 と、被検査サンプル 20 を撮像する検査カメラであ

50

るカメラ501と、カメラ501によって撮像された画像データを受け取る入力部503と、学習モデル510などを記憶する記憶部505と、学習モデル510を用いて検査処理を行う検査部504とを備える。検査装置500は、検査結果を表示するための、液晶ディスプレイまたは有機ELディスプレイなどの表示部508を更に含む。

【0084】

検査部504は、検査装置500の動作全体の制御を司るコントローラであり、CPU、MPUまたはGPUのような汎用プロセッサを含む。

【0085】

記憶部505は、RAM、ROM、ハードディスク、SSDなどの記録媒体である。記憶部505には、物性情報のカテゴリを決定するためのルール情報506、教師データ507、および学習モデル510などが格納される。

10

【0086】

入力部503は、検査装置500と周辺機器とを接続するインタフェース回路（モジュール）である。入力部503としては、USB、HDMI、IEEE1394、Bluetooth等、種々のインタフェースが用いられる。

【0087】

カメラ501は、例えばCCDまたはCMOSイメージセンサなどの画像センサを備えるRGBカメラである。

【0088】

学習モデル510は、例えば、実施の形態1～4の学習システム1～4により生成された学習モデル110、210、310、410のうちの1つである。検査装置500は、図19のように予め学習モデル510を検査装置500内、すなわち自装置内の記憶部505に実装する代わりに、ネットワークを介して、他の装置内の学習モデルを利用してよい。したがって、学習モデル510を学習させる場所と、学習モデル510が検査に活用される場所とは異なる場合がある。例えば、学習モデル510の学習は研究所などで行われ、検査装置500による検査は工場内のラインで行われる。しかしながら、学習モデル510を学習させる場所と、学習モデル510が検査に活用される場所とは同一であってもよい。

20

【0089】

図20は、本実施の形態の検査システム5による検査の流れの一例を示すフローチャートである。まず、カメラ501によって被検査サンプル20を撮像し、画像データを生成する（ステップS11）。検査装置500の検査部504は、入力部503を介して、カメラ501から画像データを取得し、学習モデル510に入力する（ステップS12）。学習モデル510は、入力された画像データに対応するカテゴリを出力する。例えば、カテゴリとして、被検査サンプル20が良品であることを示す指標「良」または被検査サンプル20が不良品であることを示す指標「不良」が出力される。

30

【0090】

出力されたカテゴリの情報は、入力された画像データと被検査サンプル20との少なくとも1つに関連付けられ、記憶部505に格納される（ステップS13）。出力されたカテゴリは、検査システム5を監視するオペレータが確認できるように、表示部508を用いて表示されてもよい。

40

【0091】

（実施の形態6）

図21は、実施の形態6における検査システム6の構成を示す図である。検査システム6は検査装置600を備える。検査装置600は、検査ライン3000において被検査サンプル30の物性情報を取得して教師データ607を生成し、学習モデル610を生成できる。

【0092】

通常、製造ラインは、製造ライン毎に異なる特徴を有する。この特徴は、例えば、製造ライン毎に、製造ラインが完成した時期が異なること、製造ラインに使用されている部品

50

の形状や材料が異なること、製造ラインの周囲の環境が異なること、などに起因する。そのため、製造ライン毎に、その製造ラインで製造されたサンプルに混入し得る異物、傷などが異なる。

【0093】

製造ラインごとに異なる特徴を有する場合には、製造ラインで使用される学習モデルを、その製造ラインで製造されたサンプルに基づく教師データを用いて学習させることが好ましい。そこで、本実施の形態では、実際に製品を大量生産する製造ラインにおいて製造されたサンプル30を用いて学習を行う。

【0094】

検査装置600は、実施の形態5の検査システム5の構成に加えて、更に、サンプル30の物性情報を取得する物性情報取得装置602を備える。検査部504は、画像データおよび物性情報などを処理して教師データ607と学習モデル610とを生成する機能と、学習モデル610を用いてサンプル30の検査を行う機能とを有する。記憶部505は、物性情報のカテゴリを決定するためのルール情報606、教師データ607、および学習モデル610などを記憶する。

【0095】

物性情報取得装置602は、実施の形態1～4で述べたものであり、例えば、ハイパースペクトルカメラ、表面形状測定部、X線電子分光装置、高速カメラなどである。

【0096】

本実施の形態のように、実際に製品を生産する製造ラインにおいて製造されたサンプル30を用いることにより、製造ラインに応じた学習モデル610を生成することができる。

【0097】

なお、ネットワークを介して、他の学習装置で学習させた学習モデルを取得し、実際に製品を生産する製造ラインにおいて製造されたサンプル30から生成された教師データ607を用いて、取得した学習モデルを更新して学習モデル610としてもよい。これによっても、製造ラインに応じた学習モデル610を生成することができる。物性情報取得装置602は取得した学習モデルを生成するための物性情報取得装置と異なる更なる物性情報取得装置であっても良いが、物性情報取得装置602として、取得した学習モデルを生成するための物性情報取得装置を用いることもできる。

【0098】

図22は、3つの製造ライン650a、650b、650cを備える製造システム7の構成図である。図22に示す製造システム7は、検査装置600a、600b、600cと、これらのそれぞれに取り付けられたカメラ501a、501b、501cとを備える。検査装置600a、600b、600cのうちの検査装置600aにのみ、物性情報取得装置602が取り付けられている。

【0099】

物性情報取得装置602は、検査装置600aから取外し可能である。取り外された物性情報取得装置602は、他の製造ライン650b、650cにおいて教師データの物性情報を取得するために使用することができる。物性情報取得装置602が高価である場合、物性情報取得装置602が取外し可能であると、複数の製造ラインにおいて利用可能であるため有益である。

【0100】

図22において、ライン650aでは、カメラ501aによって取得された教師サンプル10aの画像データと、物性情報取得装置602によって取得された教師サンプル10aの物性情報と、ルール情報606aと、を用いて教師データ607aが生成される。検査装置600aは、教師データ607aを用いて学習モデル610aを学習させる。

【0101】

図23は、図22に示す状態よりも時間的に後の状態を示している。図23では、物性情報取得装置602は、検査装置600aから取り外されて、検査装置600bに取り付

10

20

30

40

50

けられている。ライン 650a において、検査装置 600a は、生成された学習モデル 610a を用いて、被検査サンプル 30a の検査を行う。ライン 650b では、教師サンプル 10b により検査装置 600b が学習モデル 610b を学習させている。

【0102】

物性情報取得装置 602 による物性情報の取得に時間がかかる場合であっても、検査時においては、検査装置 600a ではカメラ 501a のみを用いて検査を行うため、高速に検査を行うことができる。

【0103】

図 24 は、図 23 に示す状態よりも時間的に後の状態を示している。図 24 では、物性情報取得装置 602 は、検査装置 600b から取り外されて、検査装置 600c に取り付けられている。ライン 650a およびライン 650b では、被検査サンプル 30a、30b の検査が行われている。ライン 650c では、検査装置 600c が教師サンプル 10c により学習モデル 610c を学習させている。学習完了後、ライン 650c においても、学習モデル 610c を用いて被検査サンプルの検査が行われる。

【0104】

図 25 は、図 24 に示す状態よりも時間的に後の状態を示している。図 25 では、物性情報取得装置 602 は、検査装置 600c から取り外されて、再び検査装置 600a に取り付けられている。ライン 650b およびライン 650c では、被検査サンプル 30b、30c の検査が行われている。ライン 650a では、検査装置 600a が更なる教師サンプル 10a により学習モデル 610 を生成するプロセスと同様のプロセスで学習モデル 610a を更新している。学習完了後、ライン 650a においても、更新された学習モデル 610a を用いて被検査サンプル 30a 検査が行われる（図 23、図 24 参照）。

【0105】

（他の実施の形態）

以上のように、本出願において開示する技術の例示として、実施の形態 1～6 を説明した。しかしながら、本開示における技術は、これに限定されず、適宜、変更、置き換え、付加、省略などを行った実施の形態にも適用可能である。また、上記実施の形態 1～6 で説明した各構成要素を組み合わせ、新たな実施の形態とすることも可能である。そこで、以下、他の実施の形態を例示する。

【0106】

実施の形態 1 では、物性情報取得部 102 の一例としてハイパースペクトルカメラを説明した。実施の形態 1 の物性情報取得部 102 は、安価であって検査に導入しやすい RGB カメラによっても取得できない光学情報を取得するものであればよい。したがって、実施の形態 1 の物性情報取得部 102 は、ハイパースペクトルカメラに限定されない。例えば、実施の形態 1 の物性情報取得部 102 は、4 つ以上の波長域に分光された光に対するサンプルの光学的情報を取得できるマルチスペクトルカメラであってもよい。また、実施の形態 1 の物性情報取得部 102 は、可視光波長域以外の波長域の光に対するサンプルの光学的情報を取得できるカメラであってもよい。

【0107】

また、実施の形態 2～4 では、物性情報取得部 202、302、402 として、それぞれ表面形状測定部、X 線電子分光装置、高速カメラを説明した。物性情報取得部は、物の物性情報を取得するものであればよい。したがって、物性情報取得部は、これらに限定されず、磁気的情報、電気的情報、熱的情報、実施の形態 1～6 で例示した以外の光学的情報などであってもよい。

【0108】

具体的には、物性情報取得部は、X 線回折装置であってもよい。物質によって X 線の散乱強度スペクトルが異なるため、X 線回折装置によって、教師サンプルまたは被検査サンプルに含まれる物質を同定することができる。

【0109】

実施の形態 4 では、物性情報取得部 402 として高いフレームレートを有する高速カメ

10

20

30

40

50

ラを説明した。実施の形態4の物性情報取得部402は、安価であって検査に導入しやすいカメラで撮像しては画像がぶれてしまうような高速で移動するサンプルについて、ぶれない明瞭な画像を撮像できるものであればよい。したがって、実施の形態4の物性情報取得部402は、高いフレームレートを有する高速カメラに限定されない。例えば、実施の形態4の物性情報取得部402は、速いシャッタースピードを有するカメラであってもよい。具体的には、実施の形態4の物性情報取得部402は、カメラ101のシャッタースピードの10倍以上のシャッタースピードを有するカメラであってもよい。例えば、実施の形態4の物性情報取得部402は、400分の1秒以上のシャッタースピード、例えば400分の1秒、1000分の1秒、5000分の1秒、10000分の1秒、133333分の1秒のシャッタースピードを有するカメラである。

10

【0110】

実施の形態1～6では、ルール情報を用いたカテゴリ判定および機械学習は、同一の演算部104で行われていたが、それぞれ別の演算部で行われてもよい。例えば、ルール情報を用いたカテゴリ判定を行う1つの演算部は学習装置内にある一方で、機械学習を行う更なる演算部が学習装置外にあり、これらの演算部がネットワークを介して接続されてもよい。すなわち、演算部104が複数の演算部から構成されてもよい。

【0111】

実施の形態1～6では、1つの記憶部を備える学習装置および検査装置を例示した。しかしながら、記憶部は、複数の記録媒体から構成されてもよい。例えば、データ量の大きな教師データと学習モデルはHDDに保存され、データ量の小さなルール情報は、SSDなどに保存されてもよい。また、例えば、学習装置または検査装置の中に、データ量の小さなルール情報を記憶するHDD、SSDなどの1つの記憶部が備えられ、データ量の大きな教師データは、ネットワークを介して学習装置または検査装置に接続された更なる記憶部に記憶されてもよい。

20

【0112】

実施の形態1～6では、カテゴリの一例として、異物、不純物、傷などを含む欠陥を説明し、教師サンプルまたは被検査サンプルの一例として、銀板などの工業製品を挙げた。カテゴリは、上記のような欠陥のみならず、グレードまたは品質を示す分類であってもよい。教師サンプルまたは被検査サンプルは、このようなカテゴリによって分類されるべきあらゆる物であってもよい。したがって、教師サンプルまたは被検査サンプルは、銀板などの工業製品に限定されない。例えば、教師サンプルまたは被検査サンプルは、野菜や鮮魚などの食品であり、または毛皮、木材、薬品などであってもよい。

30

【0113】

より具体的には、教師サンプルまたは被検査サンプルは、牛肉片であってもよい。新鮮な牛肉片の反射スペクトルと、時間が経過した牛肉片の反射スペクトルは異なる。したがって、ハイパースペクトルカメラ（物性情報取得部102）によって牛肉片の教師サンプルの物性情報を取得することにより、牛肉片の鮮度すなわち品質について複数のカテゴリを設定して、複数のカテゴリのうちの「1つのカテゴリを特定してその教師サンプルに付与することができる。

【0114】

他の例では、教師サンプルまたは被検査サンプルは、木材であってもよい。木材は、節の数および大きさによって、無節、特選上小節、上小節、小節、一等材、節ありなどのグレードで分類される。また、節ありの木材は、節が生き節か、死に節か、抜け節かによって更にグレード分けされる。節の種類は、例えばハイパースペクトルカメラ（物性情報取得部102）または表面形状測定部（物性情報取得部202）によって判別することができる。したがって、木材のグレードについて複数のカテゴリを設定し、それらのカテゴリのうちの1つのカテゴリを特定して教師サンプルに付与することができる。

40

【0115】

なお、1つの教師サンプルや1つの被検査サンプルに付与されるカテゴリ項目は1つに限定されず、複数のカテゴリ項目が付与されても良い。例えば、1つの教師サンプルの表

50

面に銅が付着していた場合、良否のカテゴリ項目と、不純物の種類のカテゴリ項目との両方、すなわち2つ以上のカテゴリ項目を付与することができる。

【0116】

以上のように、本開示における技術の例示として、実施の形態を説明した。そのために、添付図面および詳細な説明を提供した。

【0117】

したがって、添付図面および詳細な説明に記載された構成要素の中には、課題解決のために必須な構成要素だけでなく、上記技術を例示するために、課題解決のためには必須でない構成要素も含まれ得る。そのため、それらの必須ではない構成要素が添付図面や詳細な説明に記載されていることをもって、直ちに、それらの必須ではない構成要素が必須であるとの認定をするべきではない。

10

【0118】

また、上述の実施の形態は、本開示における技術を例示するためのものであるから、請求の範囲またはその均等の範囲において種々の変更、置き換え、付加、省略などを行うことができる。

【符号の説明】

【0119】

- 1 学習システム
- 10 教師サンプル
- 20 被検査サンプル
- 30 サンプル
- 100 学習装置
- 101 カメラ
- 102 物性情報取得部
- 103 入力部
- 104 演算部
- 105 記憶部
- 106 ルール情報
- 107 教師データ
- 110 学習モデル
- 202 物性情報取得部
- 302 物性情報取得部
- 402 物性情報取得部
- 500 検査装置
- 501 カメラ
- 503 入力部
- 504 検査部
- 505 記憶部
- 506 ルール情報
- 507 教師データ
- 508 表示部
- 510 学習モデル
- 602 物性情報取得装置

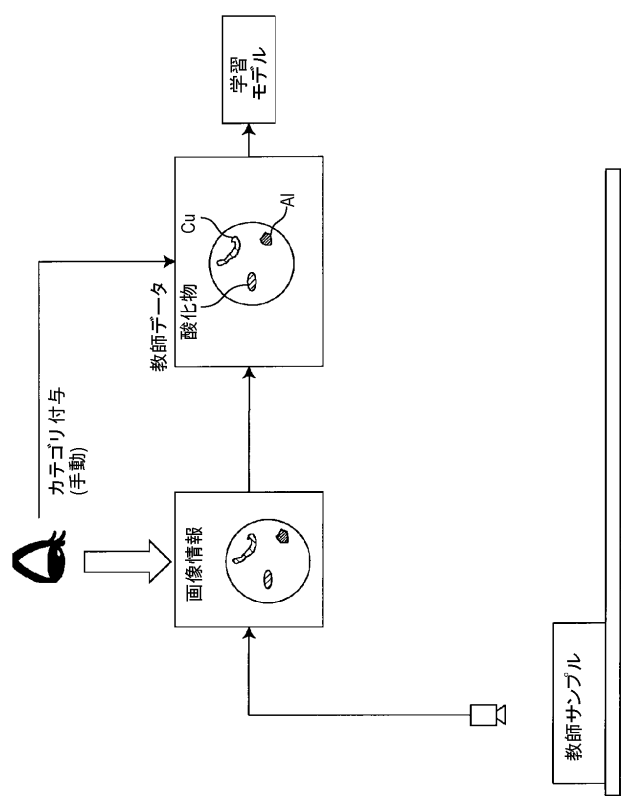
20

30

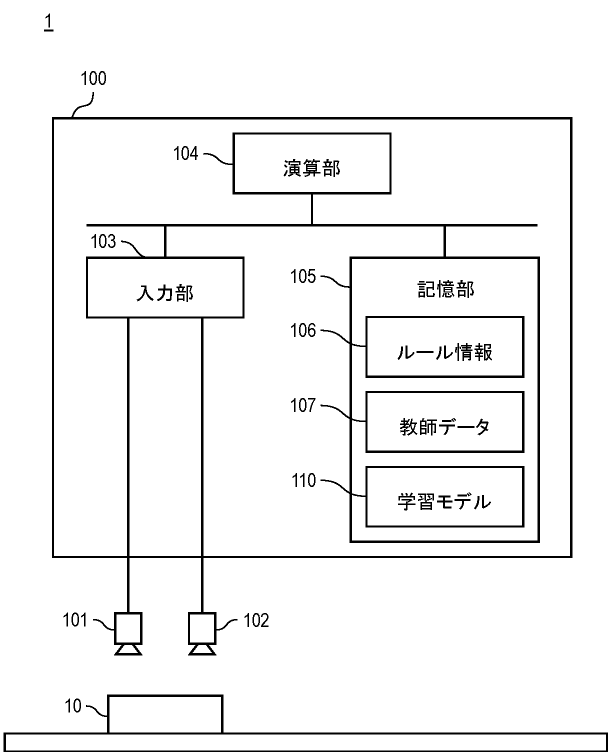
40

50

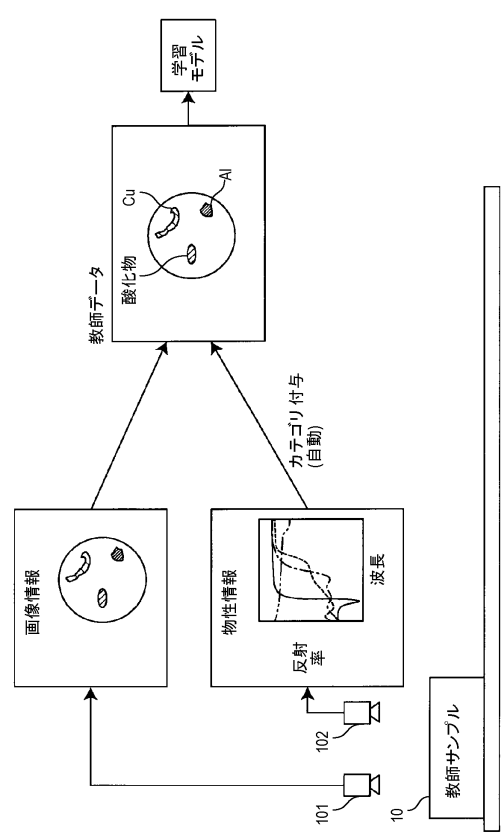
【図面】
【図 1】



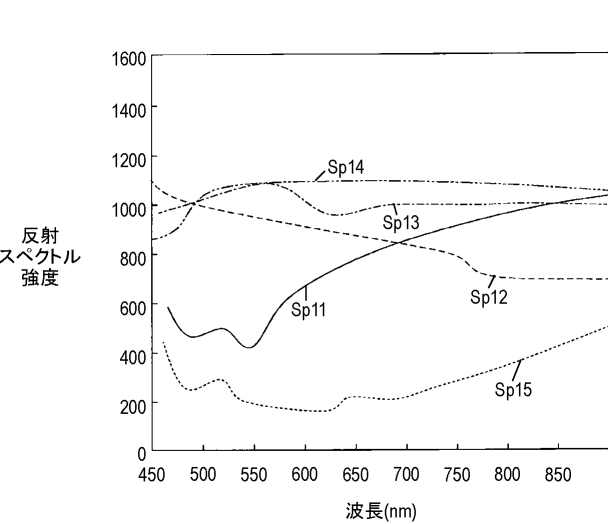
【図 2】



【図 3】



【図 4】



10

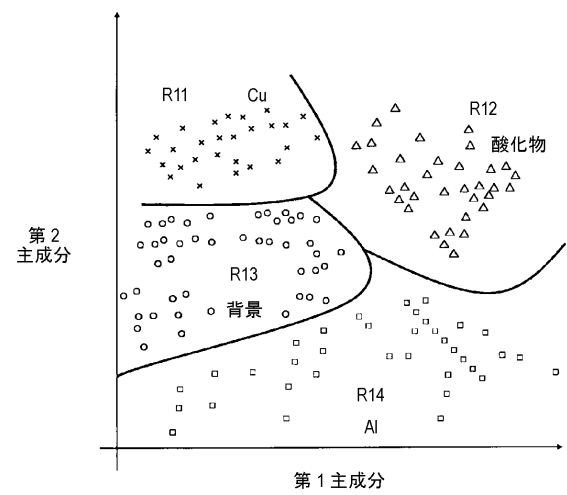
20

30

40

50

【 図 5 】



【 図 6 A 】

酸化物	カテゴリ
あり	不良
なし	良

10

【 図 6 B 】

傷	カテゴリ
あり	不良
なし	良

【 図 7 A 】

サンプル No	入力画像	カテゴリ
1	画像データ 1	Cu, Al, 酸化物
2	画像データ 2	Cu, 酸化物

20

30

40

50

【図 7 B】

サンプル No	入力画像	カテゴリ
1	画像データ 1 	不良
2	画像データ 2 	良品

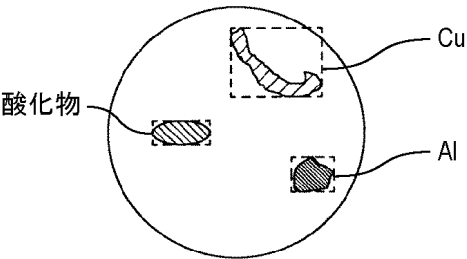
【図 8 A】

サンプル No	入力画像	カテゴリ
1	画像データ 1 	 黒:背景 赤:Cu 青:酸化物 黄:Al
2	⋮	⋮

【図 8 B】

サンプル No	入力画像	カテゴリ					
		ピクセル 1	ピクセル 2	...	ピクセル 300	...	
1	画像データ 1 	背景	背景	...	Cu	...	
2	⋮	背景	背景	...	Al	...	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	

【図 9 A】



10

20

30

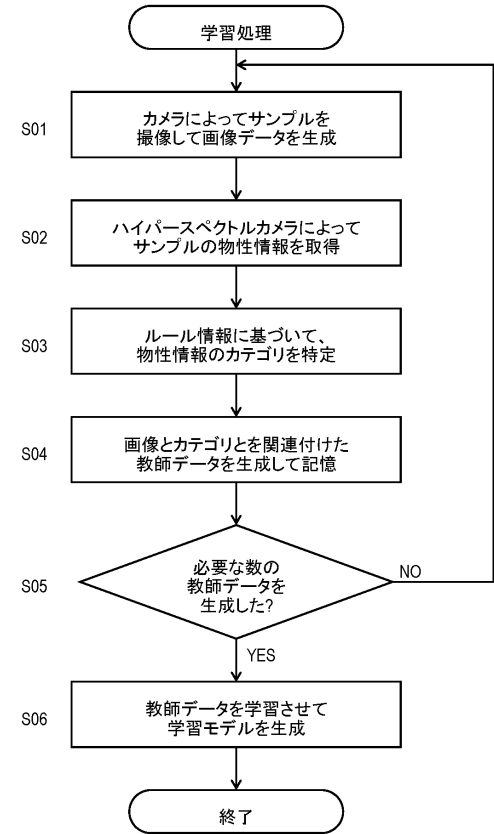
40

50

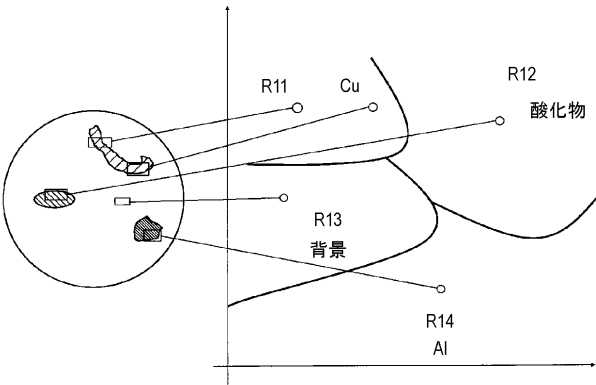
【図 9 B】

サンプル No	入力画像	物質 名	位置	大きさ
1	画像データ 1	Cu	200,240	160,130
1	画像データ 1	酸化物	80,190	100,30
1	画像データ 1	Al	300,120	90,80
2	⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

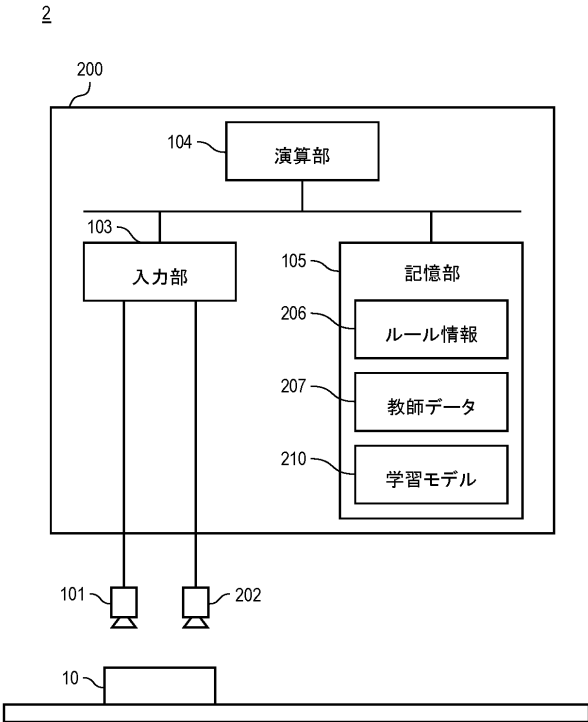
【図 1 0】



【図 1 1】



【図 1 2】



10

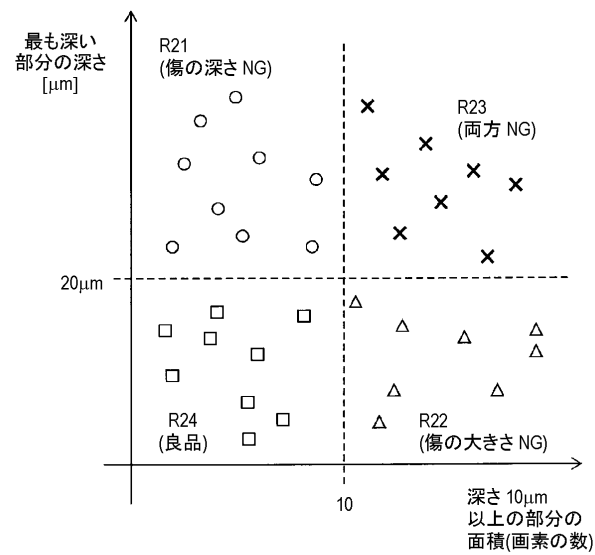
20

30

40

50

【図 1 3 A】



【図 1 3 B】

傷	カテゴリ
あり	不良
なし	良

10

【図 1 3 C】

異物	カテゴリ
あり	不良
なし	良

【図 1 4 A】

	入力画像	カテゴリ
1	画像データ1	傷大
2	画像データ2	傷なし
3	画像データ3	傷小

20

30

40

50

【図 1 4 B】

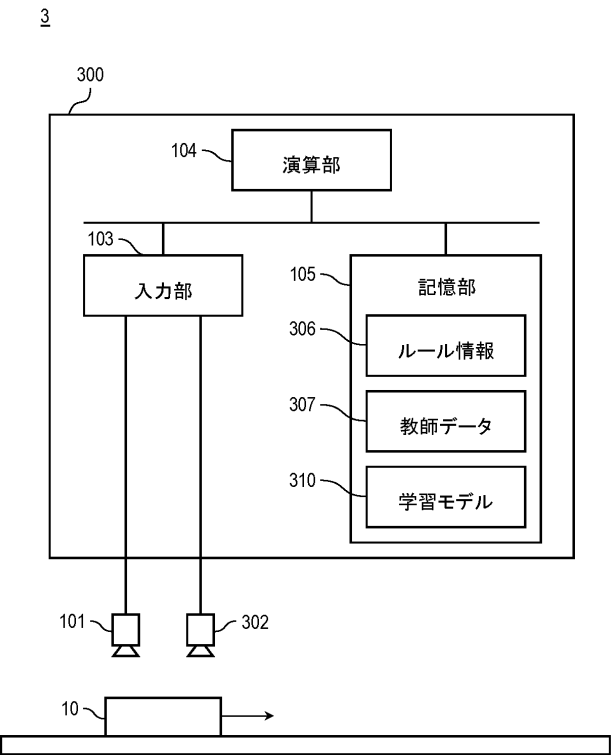
サンプル No	入力画像	カテゴリ
1	画像データ 1	不良品
2	画像データ 2	良品
3	画像データ 3	不良品

【図 1 4 C】

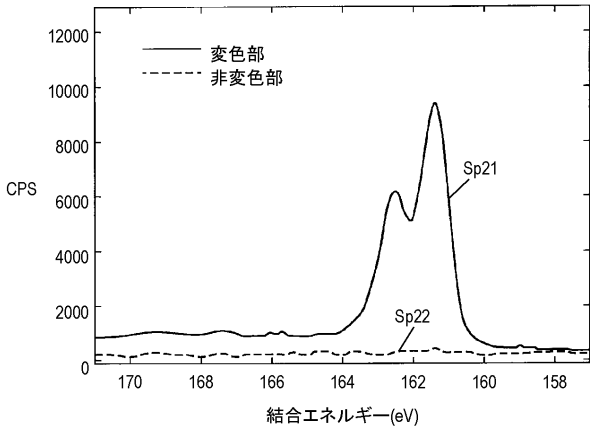
サンプル No	入力画像	カテゴリ
1	画像データ 1	不良品
2	画像データ 2	良品
3	画像データ 3	良品

10

【図 1 5】



【図 1 6】



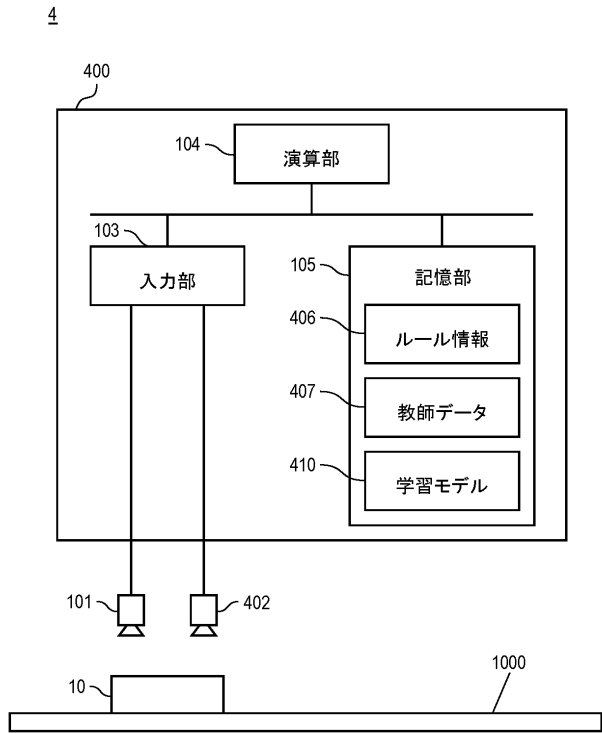
20

30

40

50

【図 1 7】



【図 1 8 A】

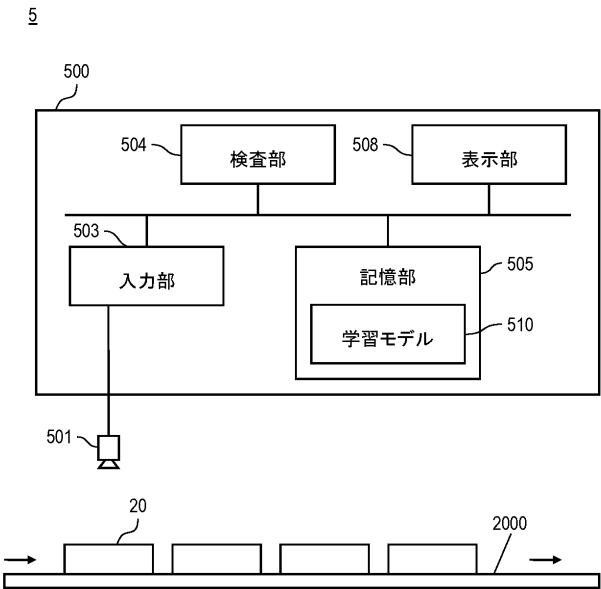
サンプル No	入力画像	カテゴリ
1	画像データ 1	傷なし 汚れなし
2	画像データ 2	傷あり
3	画像データ 3	汚れあり

10

【図 1 8 B】

サンプル No	入力画像	カテゴリ
1	画像データ 1	良品
2	画像データ 2	不良品
3	画像データ 3	不良品

【図 1 9】

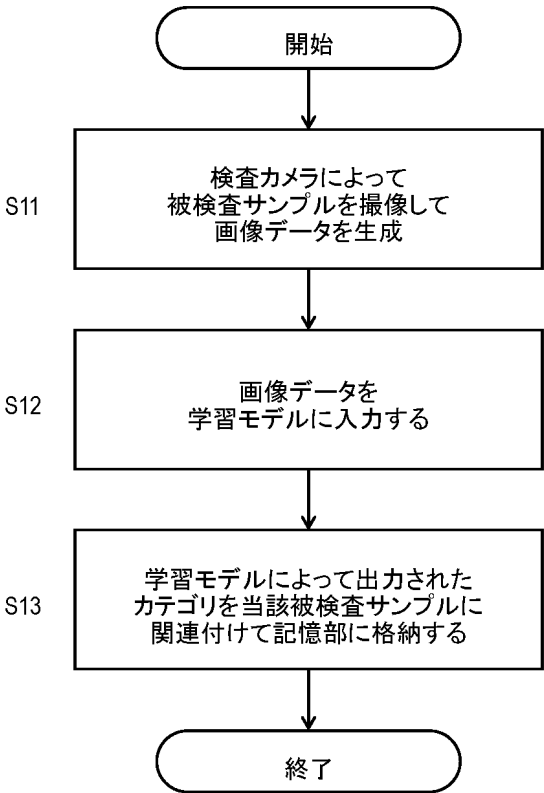


30

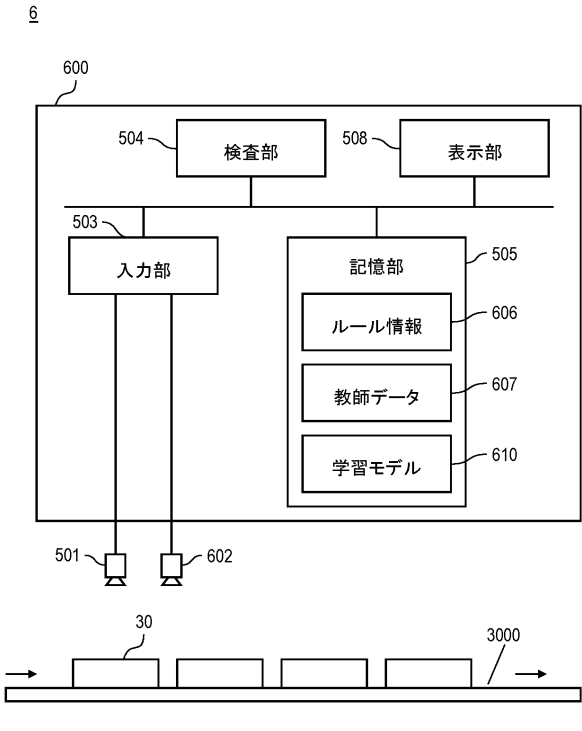
40

50

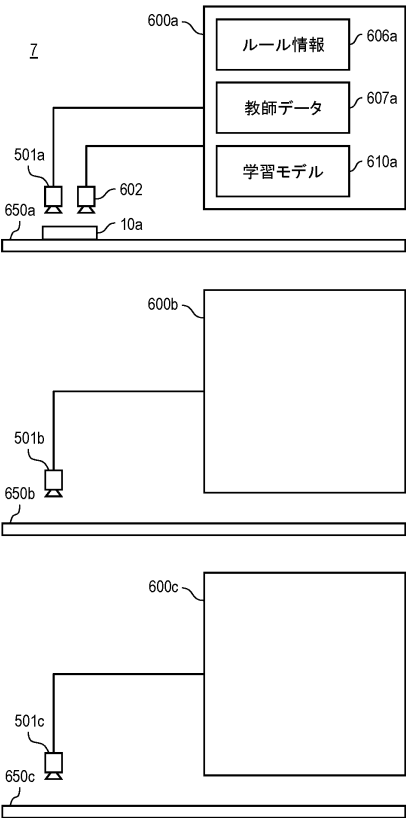
【図 2 0】



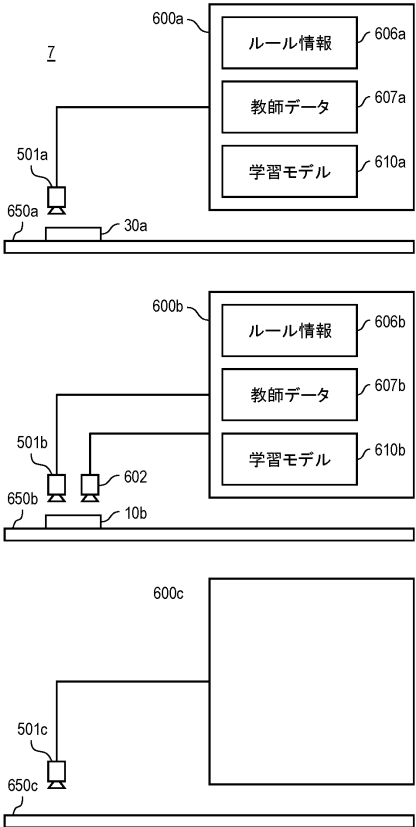
【図 2 1】



【図 2 2】



【図 2 3】



10

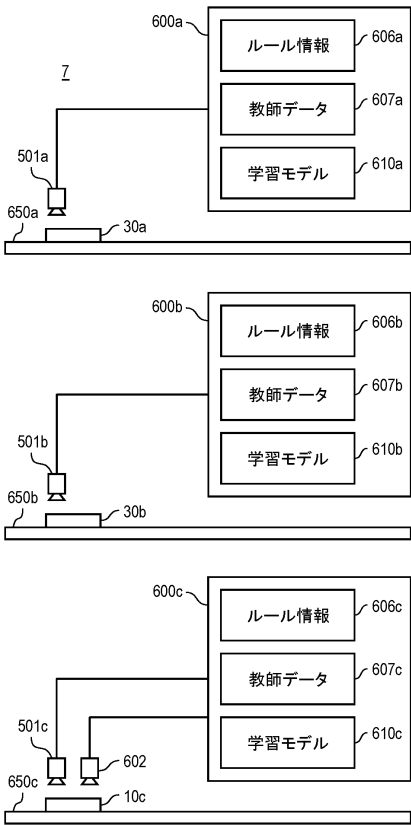
20

30

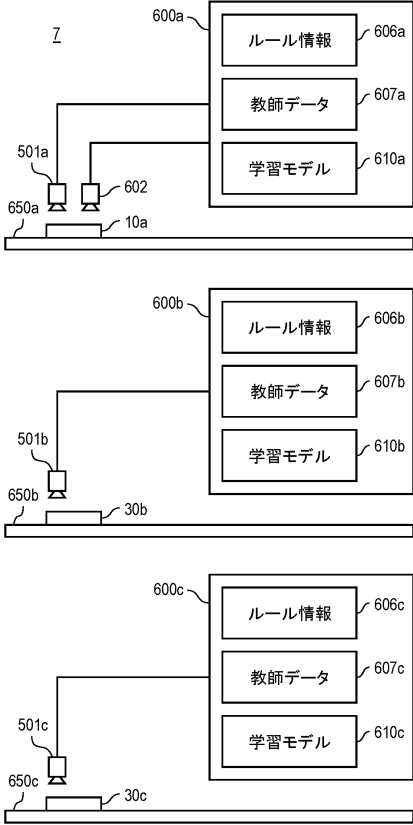
40

50

【図 2 4】



【図 2 5】



10

20

30

40

50

フロントページの続き

ナソニックインダストリー株式会社内