

(19)日本国特許庁(JP)

(12)公開特許公報(A)

(11)公開番号

特開2023-129970
(P2023-129970A)

(43)公開日 令和5年9月20日(2023.9.20)

(51)国際特許分類		F I		テーマコード(参考)	
G 0 6 T	1/00 (2006.01)	G 0 6 T	1/00	3 1 0 Z	2 C 0 6 1
G 0 1 N	21/892 (2006.01)	G 0 1 N	21/892	A	2 G 0 5 1
G 0 6 T	7/00 (2017.01)	G 0 6 T	7/00	3 5 0 B	5 B 0 5 7
B 4 1 J	29/393 (2006.01)	G 0 6 T	7/00	6 0 0	5 L 0 9 6
B 4 1 J	29/42 (2006.01)	B 4 1 J	29/393	1 0 5	
審査請求 未請求			請求項の数	9	OL (全25頁) 最終頁に続く

(21)出願番号	特願2022-34355(P2022-34355)	(71)出願人	000002369 セイコーエプソン株式会社 東京都新宿区新宿四丁目1番6号
(22)出願日	令和4年3月7日(2022.3.7)	(74)代理人	110000028 弁理士法人明成国際特許事務所
		(72)発明者	山下 充裕 長野県諏訪市大和3丁目3番5号 セイコーエプソン株式会社内
		(72)発明者	萩原 直樹 長野県諏訪市大和3丁目3番5号 セイコーエプソン株式会社内
		(72)発明者	山本 祐子 長野県諏訪市大和3丁目3番5号 セイコーエプソン株式会社内
		(72)発明者	鎌田 崇廣

最終頁に続く

(54)【発明の名称】 印刷画像の欠陥判別装置、およびその判別方法

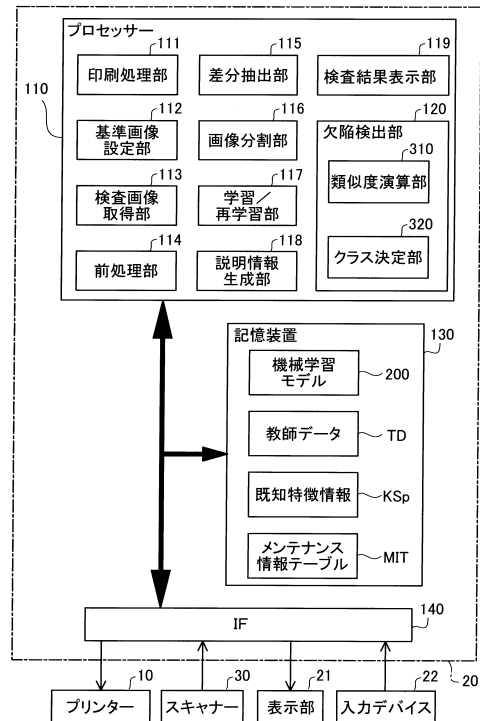
(57)【要約】

【課題】どのような欠陥が発生しているか分かり易く表示する。

【解決手段】欠陥を検出しようとする画像の基準となる基準画像に対応する画像が印刷された印刷媒体を撮像して検査画像を取得する検査画像取得部と、印刷された前記検査画像に含まれる前記欠陥の欠陥種を含む前記欠陥の状態を検出する欠陥検出部と、前記検査画像に対応する表示画像を表示する表示部と、検出された前記欠陥を、前記欠陥の状態に応じた表示態様で、前記欠陥の前記欠陥種と共に表示する検査結果表示部と、を備える。

【選択図】図2

Fig.2



【特許請求の範囲】**【請求項 1】**

印刷画像の欠陥判別装置であって、

欠陥を検出しようとする画像の基準となる基準画像に対応する画像が印刷された印刷媒体を撮像して検査画像を取得する検査画像取得部と、

印刷された前記検査画像に含まれる前記欠陥の欠陥種を含む前記欠陥の状態を検出する欠陥検出部と、

検出された前記欠陥を、前記欠陥の状態に応じた表示態様で、前記欠陥の前記欠陥種と共に表示する検査結果表示部と、

を備える、

欠陥判別装置。

10

【請求項 2】

請求項 1 に記載の欠陥判別装置であって、

前記欠陥検出部は、前記欠陥の状態と共に、前記欠陥の前記検査画像上の位置を特定し

、
前記検査結果表示部は、前記欠陥を、前記検査画像上の前記欠陥が特定された位置に対応する位置に表示する、

欠陥判別装置。

【請求項 3】

請求項 1 または請求項 2 に記載の欠陥判別装置であって、

前記欠陥の状態は、前記欠陥種、前記欠陥の位置、前記欠陥のサイズ、前記欠陥の形状、前記欠陥種に対する類似度の少なくとも一つを含む、欠陥判別装置。

20

【請求項 4】

請求項 1 から請求項 3 までのいずれか一項に記載の欠陥判別装置であって、

前記検査結果表示部は、色分け、濃淡、反転、点滅、囲み、の少なくとも一つを含む表示態様で前記欠陥を表示する、欠陥判別装置。

【請求項 5】

請求項 1 から請求項 4 までのいずれか一項に記載の欠陥判別装置であって、

前記検査結果表示部は、

前記表示態様として複数種類の表示方法で表示することが可能であり、

検出された前記欠陥を前記欠陥種によって一覧表示し、

前記欠陥の状態に応じた種類の態様で表示する対象にするかを、一覧表示した前記欠陥種毎に設定可能である、

欠陥判別装置。

30

【請求項 6】

請求項 5 に記載の欠陥判別装置であって、

前記検査結果表示部は、前記欠陥種毎に前記表示態様を設定する、欠陥判別装置。

【請求項 7】

請求項 1 から請求項 6 までのいずれか一項に記載の欠陥判別装置であって、さらに、

前記基準画像と前記検査画像との差分画像を抽出する差分抽出部を備え、

前記欠陥検出部は、前記差分画像を用いて前記欠陥を検出する、

欠陥判別装置。

40

【請求項 8】

請求項 7 に記載の欠陥判別装置であって、

前記欠陥検出部は、前記差分画像から前記欠陥を、前記欠陥種と前記欠陥種に対応する欠陥画像とを紐づけて教師データとして生成した機械学習モデルにより推論し、前記欠陥種に対する類似度を算出する類似度演算部を備える、欠陥判別装置。

【請求項 9】

印刷画像の欠陥判別方法であって、

欠陥を検出しようとする画像の基準となる基準画像に対応する画像が印刷された印刷媒

50

体を撮像して検査画像を取得する工程と、

印刷された前記検査画像に含まれる前記欠陥の欠陥種を含む前記欠陥の状態を検出する工程と、

検出された前記欠陥を、前記欠陥の状態に応じた表示態様で、前記欠陥の前記欠陥種と共に表示する工程と、

を備える、欠陥判別方法。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本開示は、印刷画像の欠陥判別装置、およびその判別方法に関する。

10

【背景技術】

【0002】

特許文献1には、画像検査装置が開示されている。この画像検査装置は、しきい値毎の相違点表示画像データを生成し、相違点表示画像データに応じて相違点表示箇所を異なる表示形態で視認可能にしている。

【先行技術文献】

【特許文献】

【0003】

【特許文献1】国際公開第2015/114833号パンフレット

【発明の概要】

20

【発明が解決しようとする課題】

【0004】

しかしながら、特許文献1の技術では、欠陥種別に応じた表示切替については言及がなく、どのような欠陥が画像のどの領域で発生しているか分かり難いという課題があった。

【課題を解決するための手段】

【0005】

本開示は、以下の形態又は適用例として実現することが可能である。

(1) 本開示の一形態によれば、印刷画像の欠陥判別装置が提供される。この欠陥判別装置は、欠陥を検出しようとする画像の基準となる基準画像に対応する画像が印刷された印刷媒体を撮像して検査画像を取得する検査画像取得部と、印刷された前記検査画像に含まれる前記欠陥の欠陥種を含む前記欠陥の状態を検出する欠陥検出部と、検出された前記欠陥を、前記欠陥の状態に応じた表示態様で、前記欠陥の前記欠陥種と共に表示する検査結果表示部と、を備える。

30

【0006】

(2) 本開示の他の一形態によれば、印刷画像の欠陥判別方法が提供される。この欠陥判別方法は、欠陥を検出しようとする画像の基準となる基準画像に対応する画像が印刷された印刷媒体を撮像して検査画像を取得する工程と、印刷された前記検査画像に含まれる前記欠陥の欠陥種を含む前記欠陥の状態を検出する工程と、検出された前記欠陥を、前記欠陥の状態に応じた表示態様で、前記欠陥の前記欠陥種と共に表示する工程と、を備える。

【図面の簡単な説明】

40

【0007】

【図1】実施形態におけるクラス判別システムのブロック図である。

【図2】情報処理装置のブロック図である。

【図3】前処理の一例を示す説明図である。

【図4】画像の分割の仕方を示す説明図である。

【図5】説明性情報を用いて、差分画像を生成する際に用いる学習用情報を取得する処理の一例を示す説明図である。

【図6】機械学習モデルの構成を示す説明図である。

【図7】機械学習モデルの準備工程を示すフローチャートである。

【図8】特徴スペクトルを示す説明図である。

50

【図 9】教師データを用いて既知特徴情報を作成する様子を示す説明図である。

【図 10】既知特徴情報の構成を示す説明図である。

【図 11】印刷画像欠陥種判別の処理手順を示すフローチャートである。

【図 12】被判別データに関するクラス別類似度を求める様子を示す説明図である。

【図 13】クラス別類似度の演算方法の一例を示す説明図である。

【図 14】欠陥種の判別結果の表示の一例を示す説明図である。

【図 15】検査結果表示部が表示部に表示する検査結果表示制御画面を示す説明図である。

【図 16】検査結果表示部が表示部に表示する基準画像を示す説明図である。

【図 17】検査結果表示部が表示部に表示する検査画像を示す説明図である。

10

【図 18】検査結果表示部が表示部に表示する差分画像を示す説明図である。

【図 19】検査結果表示部が表示部に表示する検査画像を複合表示した例を示す説明図である。

【図 20】検査結果表示部が表示部に表示する検査画像に対し、欠陥種を濃度表示した例を示す説明図である。

【図 21】検査結果表示部が表示部に表示する検査画像に対し、フォーカス表示をした例を示す説明図である。

【発明を実施するための形態】

【0008】

A. 第1実施形態：

20

(1) システム構成：

図1は、一実施形態における検査画像の欠陥判別システム100の概略構成を示すブロック図である。この欠陥判別システム100は、プリンター10と、情報処理装置20と、撮像部としてのスキャナー30とを有する印刷システムである。プリンター10は、情報処理装置20から印刷すべき画像のデータを受け取って、これを印刷媒体Pに印刷する。印刷媒体Pへの画像形成の方式は問わない。印刷は、例えばインク滴を印刷媒体Pに吐出することで行なうインクジェット方式で行なってもよいし、感光ドラムに潜像を形成してトナーを印刷媒体Pに転写するゼログラフィ方式で行なってもよいし、平版などを用意してインクを転写する平版印刷方式によってもよい。プリンター10に出力されて印刷される画像のうち欠陥の存在しない画像が基準画像に、印刷媒体Pに印刷されてスキャナー30で読み取られる画像が検査画像に、それぞれ相当する。但し、後述するように、検査においては、基準画像と検査画像とは、その差分をとる処理を行なうので、両画像の形式は、同一にしておく必要がある。例えば、印刷しようとする原画像orgが、RGB形式、解像度r1のものであって、印刷媒体Pに対して実際に印刷される印刷画像prtが、CMYK形式、解像度r2のものであり、スキャナー30により読み取られる撮像画像scgが、RGB形式、解像度r3のものであるとすれば、スキャナー30により読み取った撮像画像scgを検査画像とし、原画像orgを解像度r3に解像度変換したものを基準画像とすればよい。あるいは基準画像は、欠陥が生じないことが確認されている状態のプリンター10で印刷した画像をスキャナー30で読み取ることで用意してもよい。

30

【0009】

40

スキャナー30は、プリンター10の内部または印刷された印刷媒体Pが排出される位置に設けられ、印刷媒体Pの印刷面をスキャンして、検査画像を取り込むことが可能である。本開示において、スキャナー30で得られた検査画像は、基準画像との差分を取って、差分画像を生成するのに用いられる。差分画像は後述する機械学習モデルに入力される。情報処理装置20は、機械学習モデルを用いて欠陥種のクラス判別処理を実行し、印刷媒体P上に形成された画像に存在する欠陥種が複数のクラスのいずれに該当するかを判別する。すなわち、情報処理装置20は、欠陥判別装置としても機能する。「欠陥種のクラス」とは、印刷された画像に存在する欠陥の種類を意味する。情報処理装置20は、印刷媒体Pの種類に応じた適切な印刷条件で印刷を実行するようにプリンター10を制御する。なお、本開示による検査画像の欠陥判別システムは、プリンター10を含まないシステ

50

ム構成とすることも可能である。また、スキャナー 30 に代えて、カメラなどを用いることも可能である。

【0010】

図 2 は、情報処理装置 20 の機能を示すブロック図である。情報処理装置 20 は、プロセッサ 110 と、記憶装置 130 と、インターフェイス回路 140 と、を有している。インターフェイス回路 140 には、プリンター 10、スキャナー 30 の他、入力デバイス 22 及び表示部 21 が接続されている。限定されないが例えば、プロセッサ 110 は、以下で詳述される処理を実行する機能を有するだけでなく、表示部 21 に、当該処理によって得られるデータ、および当該処理の過程で生成されるデータ、更には当該処理の結果としてプリンター 10 のメンテナンス情報等を表示する機能も有する。

10

【0011】

プロセッサ 110 は、印刷処理部 111、基準画像設定部 112、検査画像取得部 113、前処理部 114、差分抽出部 115、画像分割部 116、学習/再学習部 117、説明情報生成部 118、検査結果表示部 119、欠陥検出部 120 等として機能する。印刷処理部 111 は入力デバイス 22 から入力された原画像を、プリンター 10 を用いて印刷する処理を実行する機能を実現する。基準画像設定部 112 は、欠陥を検出しようとする画像の基準となる基準画像を準備し、基準画像の画像データを取得する。この画像データは、この基準画像は、欠陥を含んでいない。基準画像設定部 112 は、基準画像を、欠陥が生じないことが確認されている状態のプリンター 10 で印刷した画像をスキャナー 30 で読み取ることで準備してもよい。検査画像取得部 113 は、プリンター 10 に印刷媒体 P に印刷されてスキャナー 30 で読み取られる画像である検査画像の画像データを取得する。上述したように、基準画像の画像データの形式と、検査画像の画像データの形式は、例えば RGB 形式で同一の形式である。また、検査画像の画像データの解像度は、基準画像の画像データの解像度 r_1 と同じになるように変換される。

20

【0012】

前処理部 114 は、以下の処理のうち少なくとも一つを実行する。図 3 は、前処理の一例を示す説明図である。

(A) レベル補正：基準画像と欠陥画像との明度や色相、彩度などのレベルを合わせる補正である。もともと両者は全体として同じ画像であるが、印刷後にスキャナー 30 を用いて読み取るため、レベルを合わせる必要が生じる場合がある。

30

(B) 幾何補正：基準画像と欠陥画像とを幾何学的に同一の形状とする補正である。拡大、縮小による両画像の倍率を調整したり、歪みを修整したり、回転方向の曲がりを修整したりする補正を行なう。

(C) 位置合わせ補正：基準画像と欠陥画像の並進方向の位置のズレをパターンマッチングにより修正し、両画像の位置を一致させる。

なお、本実施形態では、回転方向の曲がりの修整を幾何補正に含めているが、位置合わせ補正に含めてもよい。

【0013】

図 2 の差分抽出部 115 は、基準画像と、欠陥画像もしくは検査画像との差分画像を生成する。ここで「基準画像」とは、上述したように、印刷される画像であって、何らの欠陥種も含んでいない画像を言う。「欠陥種」とは、詳しくは後述するが、プリンター 10 での印刷によって生じる、基準画像とは相違する部分的な事象であって、印刷画像の品質を損なう事象を言う。欠陥種には、機械学習モデル 200 が学習した既知の欠陥種以外に、学習していないが画像の検査を行なう者にとっては欠陥として認識される未知の欠陥種がある。「欠陥画像」とは、こうした既知または未知の欠陥種を含んでいる画像を言う。欠陥画像は、欠陥種を学習するために用いられる。「検査画像」とは、欠陥種の有無にかかわらず、検査対象となる画像、ここでは原画像に応じて印刷された画像をスキャナー 30 で読み取った画像を言う。従って、学習用に基準画像と欠陥画像との差分を取った差分画像は、必ず欠陥を含んだものになるが、基準画像と検査画像との差分画像は、必ずしも欠陥を含んだものになると限らず、欠陥を含んでいない場合がある。検査画像は、欠陥種

40

50

の再学習の対象としてもよい。なお、「基準画像」は、目視可能な状態にあるものに限らず、検査画像との差分を取る際に情報処理装置 20 等で処理可能な状態のデータを含む。

【0014】

画像分割部 116 は、画像を、互いに隣り合う領域が一部重なって重複している複数の小領域に分割する。ここで、画像には、基準画像、欠陥画像、検査画像、差分画像が含まれる。分割される画像が差分画像の場合、分割された差分画像を「分割差分画像」と呼ぶ。図 4 は、画像の分割の仕方を示す説明図である。図 4 に示す例では、画像分割部 116 は、画像を分割差分画像である複数の小領域 $s_r(m, n)$ に分割している。各小領域の大きさは、縦 32 画素、横 32 画素である。本実施形態では、小領域 $s_r(m, n)$ は、隣接する小領域 $s_r(m-1, n)$ 、 $s_r(m+1, n)$ 、 $s_r(m, n-1)$ 、 $s_r(m, n+1)$ と、接しているが、重なってはいない。ただし、小領域 $s_r(m, n)$ は、隣接する小領域 $s_r(m-1, n)$ 、 $s_r(m+1, n)$ 、 $s_r(m, n-1)$ 、 $s_r(m, n+1)$ と一部重複してもよい。小領域が、隣接する小領域と重ならない場合、2つの小領域の境界に小さな欠陥があると、どちらの小領域においても欠陥種の類似度が小さくなる場合があるが、小領域が、隣接する小領域と重なる場合には、少なくとも一方の小領域において、欠陥種の類似度を大きくできる。

10

【0015】

学習/再学習部 117 は、記憶装置 130 に記憶された機械学習モデル 200 に再学習を行なわせる。再学習には、強化学習、追加学習、転移学習など、学習済みの機械学習モデルを修正する種々の学習のうち、少なくとも一つが含まれる。

20

【0016】

説明情報生成部 118 は、説明性情報を生成する。説明性情報とは、与えられた検査画像と基準画像との差分情報に対して、後述する機械学習モデル 200 の各ベクトルニューロン層が出力する特徴スペクトルから、画像のどの部分に対して、どのような判定を行ったかを示す情報である。

【0017】

図 5 は、説明性情報を用いて、差分画像を生成する際に用いる学習用情報を取得する処理の一例を示す説明図である。基準画像と検査画像との差分である差分画像 DIG に対して、各種の欠陥種との類似度がどの程度であったかは、後述する機械学習モデル A の各ベクトルニューロン層 230 ~ 250 の特徴スペクトルから知ることができる。同図欄 (B) には、「ノズル抜け」と「コックリング」と「異物」という欠陥種に関して、差分画像のどの領域にどの程度の類似度があったかを、それぞれの画像 NRG、KKG、EXG に例示した。各図では、検査画像と基準画像とが一致していない領域をハイライトの領域として示している。ノズル抜けの欠陥に対応した画像 NRG では、ノズル抜けの欠陥種と類似度の高い特徴スペクトルを示した部分が高いハイライトで示されており、類似度は低い。他方、コックリングの欠陥に対応した画像 KKG では、コックリングの欠陥種と類似度の高い特徴スペクトルを示した部分が低いハイライトで示されており、類似度は高い。異物の欠陥に対応した画像 EXG では、異物の欠陥種と類似度の高い特徴スペクトルを示した部分にはムラがあり、一部が低いハイライトで示されており、その部分の類似度は高い。

30

40

【0018】

そこで、同図欄 (C) に、画像 MSG として示したように、これらを合わせたものを学習用説明情報として生成する。もとより説明性情報は画像そのものではないので、画像 MSG は、説明性情報が、差分画像の領域毎に所定の値 (濃度) を持ったものとして生成されることを模式的に示したものである。

【0019】

図 2 の検査結果表示部 119 は、差分画像と欠陥種の判別結果を表示部 21 に表示させる。検査結果表示部 119 は、分割差分画像毎の欠陥種毎の画像及び類似度情報を、欠陥種が存在する分割差分画像と、欠陥種が存在する分割差分画像の周囲の分割差分画像とを接続する接続処理を行うことで画像中に存在する欠陥種、欠陥発生位置を表示部 21 に表

50

示させる。接続処理については、後述する。

【 0 0 2 0 】

欠陥検出部 1 2 0 は、印刷媒体 P に印刷された画像に存在することのある欠陥種を判別する処理を実行する。欠陥検出部 1 2 0 は、類似度演算部 3 1 0 とクラス決定部 3 2 0 とを含む。

【 0 0 2 1 】

これら各部 1 1 1 ~ 1 2 0 は、記憶装置 1 3 0 に格納されたコンピュータプログラムをプロセッサ 1 1 0 が実行することによって実現される。但し、これらの各部 1 1 1 ~ 1 2 0 をハードウェア回路で実現してもよい。本明細書のプロセッサは、このようなハードウェア回路をも含む用語である。また、クラス判別処理を実行するプロセッサは、ネットワークを介して情報処理装置 2 0 に接続されたリモートコンピュータに含まれるプロセッサであってもよい。

10

【 0 0 2 2 】

記憶装置 1 3 0 には、機械学習モデル 2 0 0 と、教師データ (Training Data) T D と、既知特徴情報 K S p と、メンテナンス情報テーブル M I T と、が格納される。機械学習モデル 2 0 0 は、欠陥検出部 1 2 0 による処理に使用される。機械学習モデル 2 0 0 の構成例や動作については後述する。教師データ T D は、機械学習モデル 2 0 0 の学習に使用されるラベル付きのデータの集合である。本実施形態では、教師データ T D は欠陥種に対応した差分画像の集合である。既知特徴情報 K S p は、学習済みの機械学習モデル 2 0 0 に教師データ T D を入力した際に得られる特徴スペクトルの集合である。特徴スペクトルについては後述する。メンテナンス情報テーブル M I T は、印刷した画像に欠陥が検出された場合、プリンター 1 0 に対して行なうべきメンテナンスの内容を示す情報が登録されたテーブルである。メンテナンスの内容を示す情報は、表示部 2 1 に表示され、使用者に提示される。こうした情報としては、テキストのみならず、画像や動画、音声などを含んでよい。

20

【 0 0 2 3 】

(2) 機械学習モデルの構成 :

図 6 は、機械学習モデル 2 0 0 の構成を示す説明図である。この機械学習モデル 2 0 0 は、入力データ I M が 2 次元配列のデータである。この機械学習モデル 2 0 0 は、入力データ I M の側から順に、畳み込み層 2 1 0 と、プライマリベクトルニューロン層 2 2 0 と、第 1 畳み込みベクトルニューロン層 2 3 0 と、第 2 畳み込みベクトルニューロン層 2 4 0 と、分類ベクトルニューロン層 2 5 0 とを備える。これらの 5 つの層 2 1 0 ~ 2 5 0 のうち、畳み込み層 2 1 0 が最も下位の層であり、分類ベクトルニューロン層 2 5 0 が最も上位の層である。以下の説明では、層 2 1 0 ~ 2 5 0 を、それぞれ「Conv層 2 1 0」、「PrimeVN層 2 2 0」、「ConvVN1層 2 3 0」、「ConvVN2層 2 4 0」、及び「ClassVN層 2 5 0」とも呼ぶ。

30

【 0 0 2 4 】

Conv層 2 1 0 は、スカラーニューロンで構成された層である。他の 4 つの層 2 2 0 ~ 2 5 0 は、ベクトルニューロンで構成された層である。ベクトルニューロンは、ベクトルを入出力とするニューロンである。以下では、スカラーニューロン及びベクトルニューロンの上位概念として「ノード」という語句を使用する。

40

【 0 0 2 5 】

本実施形態において、入力データ I M は画像データなので、2次元配列のデータである。例えば、入力データ I M は、32画素×32画素の画像データである。各画素は輝度値のみを持つものとしてもよいし、RGB形式のデータを持つものとしてもよい。

【 0 0 2 6 】

図 6 の例では 2 つの畳み込みベクトルニューロン層 2 3 0 , 2 4 0 を用いているが、畳み込みベクトルニューロン層の数は任意であり、畳み込みベクトルニューロン層を省略してもよい。但し、1つ以上の畳み込みベクトルニューロン層を用いることが好ましい。図 6 の各層 2 1 0 ~ 2 5 0 の構成は、以下のように記述できる。

50

< 各層の構成の記述 >

- ・ Conv層 2 1 0 : Conv[32,5,2]
- ・ PrimeVN層 2 2 0 : PrimeVN[16,1,1]
- ・ ConvVN1層 2 3 0 : ConvVN1[12,3,1]
- ・ ConvVN2層 2 4 0 : ConvVN2[6,7,2]
- ・ ClassVN層 2 5 0 : ClassVN[n1,3,1]
- ・ ベクトル次元 V D : V D = 16

【 0 0 2 7 】

これらの各層 2 1 0 ~ 2 5 0 の記述において、括弧前の文字列はレイヤー名であり、括弧内の数字は、順に、チャンネル数、カーネルの表面サイズ、及び、ストライドである。例えば、Conv層 2 1 0 のレイヤー名は「Conv」であり、チャンネル数は 3 2、カーネルの表面サイズは 5 × 5、ストライドは 2 である。図 6 では、各層の下にこれらの記述が示されている。チャンネル数は、各層におけるニューロン層の数であり、Conv層 2 1 0 はスカラーニューロンで構成されていることから、図 6 では、Kernel と記載し、他の層 2 2 0 ~ 2 5 0 はベクトルニューロンで構成されていることから、チャンネル数を V N と記載した。各層の中に描かれているハッチングを付した矩形は、隣接する上位層の出力ベクトルを算出する際に使用されるカーネルの表面サイズを表している。本実施形態では、入力データ I M が 2 次元配列の画像データなので、カーネルの表面サイズも 2 次元である。上記の記述では、個々のベクトルニューロンの出力ベクトルの次元は 1 6 で一定である。なお、各層 2 1 0 ~ 2 5 0 の記述で用いたパラメータの値は例示であり、任意に変更可能である。

【 0 0 2 8 】

図 6 では、Conv層 2 1 0 について、ノード配列の平面座標を規定する第 1 軸 x 及び第 2 軸 y と、奥行きを表す第 3 軸 z とが示されている。また、Conv層 2 1 0 の x , y , z 方向のサイズが 1 4 , 1 4 , 3 2 であることが示されている。x 方向のサイズと y 方向のサイズを「解像度」と呼ぶ。本実施形態では、x 方向の解像度と y 方向解像度は、各層において同一である。図 6 では、各層の上に解像度が示されている。具体的には、Conv層 2 1 0 では 1 4 × 1 4、PrimeVN層 2 2 0 では 1 4 × 1 4、ConvNV1層 2 3 0 では 1 2 × 1 2、ConvNV2層 2 4 0 では 3 × 3、ClassVN層 2 5 0 では 1 × 1、である。z 方向のサイズは、チャンネル数である。これらの 3 つの軸 x , y , z は、他の層においても各ノードの位置を示す座標軸として使用する。但し、図 6 では、Conv層 2 1 0 以外の層では、これらの軸 x , y , z の図示が省略されている。

【 0 0 2 9 】

よく知られているように、畳み込み後の x , y 方向の解像度 W 1 は、次式で与えられる。

$$W 1 = C e i l \{ (W 0 - W k + 1) / S \} \dots (1)$$

ここで、W 0 は畳み込み処理の対象の解像度、W k はカーネルの表面サイズ、S はストライド、C e i l { X } は X を切り上げる演算を行う関数である。Conv層 2 1 0 を例にとると、W 0 = 3 2 , W k = 5 , S = 2 なので、

$$W 1 = C e i l \{ (3 2 - 5 + 1) / 2 \} = 1 4$$

である。図 6 に示した各層の解像度は、入力データ I M の y 方向の解像度を 3 2 とした場合の例であり、実際の各層の解像度は入力データ I M のサイズに応じて適宜変更される。

【 0 0 3 0 】

ClassVN層 2 5 0 は、n 1 個のチャンネルを有している。図 6 の例では n 1 = 3 である。一般に、n 1 は 2 以上の整数であり、機械学習モデル 2 0 0 を用いて判別可能な既知のクラスの数である。ClassVN層 2 5 0 の 3 つのチャンネルからは、8 つの既知のクラス（本実施形態では欠陥種）に対する判定値 Class 1 ~ Class 8 が出力される。通常は、これらの判定値 Class 1 ~ Class 8 のうちで最も大きな値を有するクラスが、入力データ I M のクラス判別結果として使用される。また、判定値 Class 1 ~ Class 8 のうちで最も大きな値が予め定められた閾値未満である場合には、入力データ I M のクラスが未知であ

るものと判定するようにしてもよい。

【 0 0 3 1 】

本開示では、後述するように、出力層であるClassVN層250の判定値Class1~Class8を使用する代わりに、特定のベクトルニューロン層の出力から算出されるクラス別類似度を使用して、判別クラス、本実施形態では、欠陥の種類（欠陥種）を決定する。

【 0 0 3 2 】

図6では、更に、各層210, 220, 230, 240, 250における部分領域 R_n が描かれている。部分領域 R_n の添え字「 n 」は、各層の符号である。例えば、部分領域 R_{210} は、Conv層210における部分領域を示す。「部分領域 R_n 」とは、各層において、第1軸 x の位置と第2軸 y との位置で規定される平面位置 (x, y) で特定され、第3軸 z に沿った複数のチャンネルを含む領域である。部分領域 R_n は、第1軸 x 、第2軸 y 、および第3軸 z に対応する「Width」×「Height」×「Depth」の次元を有する。本実施形態では、1つの「部分領域 R_n 」に含まれるノードの数は「 $1 \times 1 \times$ デプス数」、すなわち「 $1 \times 1 \times$ チャンネル数」である。

10

【 0 0 3 3 】

図6に示すように、ConvVN1層230の出力から後述する特徴スペクトルSp_ConvVN1が算出されて、類似度演算部310に入力される。同様に、ConvVN2層240とClassVN層250の出力から特徴スペクトルSp_ConvVN2, Sp_ClassVNがそれぞれ算出されて類似度演算部310に入力される。類似度演算部310は、これらの特徴スペクトルSp_ConvVN1, Sp_ConvVN, Sp_ClassVNと、予め作成されていた既知特徴情報KSpとを用いて、後述するクラス別類似度Sclass_ConvVN1, Sclass_ConvVN2, Sclass_ClassVNをそれぞれ算出する。クラス決定部320は、これらのクラス別類似度Sclass_ConvVN1, Sclass_ConvVN2, Sclass_ClassVNの少なくとも一部を用いて、判別結果RDを生成する。判別結果RDは、判別クラスD_classと、判別クラスD_classに対応する類似度値S_valueとを含んでいる。

20

【 0 0 3 4 】

本開示において、類似度の算出に使用されるベクトルニューロン層を、「特定層」とも呼ぶ。特定層としては、1つ以上の任意の数のベクトルニューロン層を使用可能である。なお、特徴スペクトルの構成と、特徴スペクトルを用いた類似度の演算方法、及び、判別クラスの決定方法については後述する。

30

【 0 0 3 5 】

図7は、機械学習モデルの準備工程の処理手順を示すフローチャートである。この準備工程は、例えば、プリンター10のメーカーで実行される工程である。この処理が開始されると、まず基準画像を用意する処理が行なわれる（ステップS110）。この処理は、情報処理装置20の内部で行なわれる処理ではなく、機械学習のために、必要な基準画像が選定される。

【 0 0 3 6 】

次に、この基準画像に対応する欠陥画像を取得する処理を行なう（ステップS120）。基準画像は、プリンター10により印刷される原画像であり、欠陥画像は、この基準画像をプリンター10で印刷する際に生じ得る欠陥を含んだ画像である。本実施形態では、プリンター10による印刷によって生じ得る種々の欠陥を学習するため、機械学習モデルを準備する際には、基準画像とこれに対応した欠陥画像が必要になる。本実施形態では、ステップS120において、欠陥が生じた画像をスキャナー30で読み込むことにより、欠陥画像の画像データを取得する。

40

【 0 0 3 7 】

プリンター10により生じ得る欠陥としては、例えば以下のものが想定される。

- 1 バンディング
- 2 ポタ落ち
- 3 ノズル抜け
- 4 ピンホール

50

- 5 異物
- 6 歪み
- 7 コックリング
- 8 色変動

【0038】

欠陥画像は、それぞれの欠陥を生じる同型のプリンター10とスキャナー30とを用いて、基準画像とこれに対する欠陥画像とを用意し、これを用いて取得すればよい。基準画像は、RGB形式の原画像のデータを、プリンター10を用いて印刷し、これをスキャナー30で読み取ったものでもよいし、RGB形式の原画像のデータから、シミュレーションにより、印刷された画像と同等のものを生成し、これを用いてもよい。

10

【0039】

基準画像と欠陥画像とを取得すると、ステップS110で取得した基準画像とステップS120で取得した欠陥画像に対して、前処理を行なう(ステップS130)。ここで前処理とは以下の処理のうち少なくとも一つを言うが、本実施形態では全ての処理を行なった。

(A) レベル補正：基準画像と欠陥画像との明度や色相、彩度などのレベルを合わせる補正である。もともと両者は全体として同じ画像であるが、スキャナー30を用いて読み取るため、レベルを合わせる必要が生じる場合がある。

(B) 幾何補正：基準画像と欠陥画像とを幾何学的に同一の形状とする補正である。拡大、縮小による両画像の倍率を調整したり、歪みを修整したり、回転方向の曲がりや傾きを修整したりする補正を行なう。

20

(C) 位置合わせ補正：基準画像と欠陥画像の並進方向の位置のズレをパターンマッチングにより修正し、両画像の位置を一致させる。

【0040】

こうした前処理(ステップS130)を行なった後、プロセッサ110は、基準画像と欠陥画像との差分画像を、差分抽出部115を用いて生成する(ステップS140)。この差分画像は、輝度値のみを持つものとしてもよいし、RGB形式のデータを持つものとしてもよい。次いで、プロセッサ110は、差分画像を小領域に分割し、教師データとして用意する(ステップS150)。上記ステップS110~S150の処理を別途行ない、欠陥種に対応した差分画像を予め用意しておいても差し支えない。この差分画像は、欠陥検出部120が行なう学習において用いられる学習データTDである。

30

【0041】

欠陥検出部120は、こうして準備された複数の教師データTDを用いて機械学習モデル200の学習を実行する(ステップS160)。個々の教師データTDには、予めラベルが付与されている。本実施形態では、上述した欠陥3から8に対応したラベルが、個々の教師データTDに付与されているものと仮定する。これらのラベルは、機械学習モデル200の8つのクラスClass1~Class8に対応している。本開示において、「ラベル」と「クラス」は同じものを意味する。

【0042】

複数の教師データTDを用いた学習が終了すると、学習済みの機械学習モデル200が記憶装置130に保存される。機械学習モデル200の学習が完了すると、次に、図4のステップS170で、学習済みの機械学習モデル200に複数の教師データTDを再度入力して、既知特徴情報KSpを生成する処理を行なう。生成された既知特徴情報KSpは、記憶装置130に保存される。既知特徴情報KSpは、以下で説明する特徴スペクトルの集合である。

40

【0043】

(3) 既知特徴情報の生成：

図8は、学習済みの機械学習モデル200に任意の入力データを入力することによって得られる特徴スペクトルSpを示す説明図である。ここでは、ConvVN1層230の出力から得られる特徴スペクトルSpについて説明する。図8の横軸は、ConvVN1層230

50

の1つの部分領域 R 2 3 0 に含まれる複数のノードの出力ベクトルに関するベクトル要素の位置である。このベクトル要素の位置は、各ノードにおける出力ベクトルの要素番号 N D と、チャンネル番号 N C との組み合わせで表される。本実施形態では、ベクトル次元が 1 6 なので、出力ベクトルの要素番号 N D は 0 から 1 5 までの 1 6 個である。また、ConvVN1層 2 3 0 のチャンネル数は 1 2 なので、チャンネル番号 N C は 0 から 1 1 までの 1 2 個である。換言すれば、この特徴スペクトル Sp は、1つの部分領域 R 2 3 0 に含まれる各ベクトルニューロンの出力ベクトルの複数の要素値を、第 3 軸 z に沿った複数のチャンネルに亘って配列したものである。

【 0 0 4 4 】

図 8 の縦軸は、各スペクトル位置での特徴値 C_V を示す。この例では、特徴値 C_V は、出力ベクトルの各要素の値 V_{ND} である。なお、特徴値 C_V としては、出力ベクトルの各要素の値 V_{ND} と、正規化係数とを乗算した値を使用してもよく、或いは、正規化係数をそのまま使用してもよい。後者の場合には、特徴スペクトル Sp に含まれる特徴値 C_V の数はチャンネル数に等しく、1 2 個である。なお、正規化係数は、そのノードの出力ベクトルのベクトル長さに相当する値である。

10

【 0 0 4 5 】

1つの入力データに対して ConvVN1層 2 3 0 の出力から得られる特徴スペクトル Sp の数は、ConvVN1層 2 3 0 の平面位置 (x , y) の数、すなわち、部分領域 R 2 3 0 の数に等しいので、1 2 × 1 2 個 (1 4 4 個) である。同様に、1つの入力データに対して、ConvVN2層 2 4 0 の出力から 3 × 3 個 (9 個) の特徴スペクトル Sp が得られ、ClassVN層 2 5 0 の出力から 1 個の特徴スペクトル Sp が得られる。

20

【 0 0 4 6 】

図 2 の類似度演算部 3 1 0 は、学習済みの機械学習モデル 2 0 0 に教師データ T D が再度入力されたときに、図 8 に示した特徴スペクトル Sp を算出したのと同様の手法で特徴スペクトルを求める。この特徴スペクトルは、実際に欠陥種の検出と判別を行なう際に求められる特徴スペクトルとは異なり、予め用意されるものなので、両者を区別するために、以下、既知特徴情報と呼ぶ。

【 0 0 4 7 】

図 9 は、教師データ T D を用いて既知特徴情報 KSp を作成する様子を示す説明図である。この例では、ラベルが 1 ~ 8 である教師データ T D を、学習済みの機械学習モデル 2 0 0 に入力することによって、3つのベクトルニューロン層、すなわち、ConvVN1層 2 3 0 と ConvVN2層 2 4 0 と ClassVN層 2 5 0 の出力から、それぞれのラベル又はクラスに対応付けられた既知特徴 KSp_ConvVN1 , KSp_ConvVN2 , KSp_ClassVN が得られる。これらの既知特徴情報 KSp_ConvVN1 , KSp_ConvVN2 , KSp_ClassVN が、既知特徴情報 KSp として記憶装置 1 3 0 に格納される。

30

【 0 0 4 8 】

図 1 0 は、既知特徴情報 KSp の構成を示す説明図である。この例では、ConvVN1層 2 3 0 の出力から得られた既知特徴情報 KSp_ConvVN1 が示されている。ConvVN2層 2 4 0 の出力から得られた既知特徴情報 KSp_ConvVN2 と、ClassVN層 2 5 0 の出力から得られた既知特徴情報 KSp_ClassVN も同様の構成を有しているが、図 1 0 では図示が省略されている。なお、既知特徴情報 KSp としては、すくなくとも 1 つのベクトルニューロン層の出力から得られたものが登録されていればよい。

40

【 0 0 4 9 】

既知特徴情報 KSp_ConvVN1 の個々のレコードは、ラベルまたはクラスの順序を示すパラメーター i と、特定層の順序を示すパラメーター j と、部分領域 R n の順序を示すパラメーター k と、データ番号を示すパラメーター q と、既知特徴情報成分とを含んでいる。既知特徴情報成分は、各ラベルまたはクラスに対応した既知特徴情報 KSp_ConvVN1 の部分領域 k 毎のデータ番号 q に対応した成分である。

【 0 0 5 0 】

クラスのパラメーター i は、ラベルと同じ 1 ~ 8 の値を取る。特定層のパラメーター j

50

は、3つの特定層230, 240, 250のいずれであるかを示す1~3の値を取る。部分領域R_nのパラメータkは、個々の特定層に含まれる複数の部分領域R_nのいずれであるか、すなわち、平面位置(x, y)のいずれであるかを示す値を取る。ConvVN1層230については部分領域R₂₃₀の数が144個なので、k=1~144である。データ番号のパラメータqは、同じラベルが付された教師データの番号を示しており、クラス1については1~max1, クラス2については1~max2、・・・クラス8については1~max8の値を取る。

【0051】

なお、ステップS120で使用される複数の教師データTDは、ステップS110で使用された複数の教師データTDと同じものである必要は無い。但し、ステップS120において、ステップS110で使用された複数の教師データTDの一部又は全部を利用すれば、新たな教師データを準備する必要が無いという利点がある。

10

【0052】

(4) 欠陥種の判別処理：

以上説明した準備を行なった上で、印刷媒体Pに印刷された画像に生じ得る欠陥種を判別する処理を行なう。図11は、学習済みの機械学習モデルを用いた印刷画像欠陥種判別処理ルーチンを示すフローチャートである。この処理ルーチンは、情報処理装置20のプロセッサ110の処理を中心として示したが、一部、プリンター10を使用する利用者による処理として行なうことが可能である。処理が利用者によって行なわれてもよい場合には、その都度説明する。

20

【0053】

図11に示した処理は、プリンター10によって所望の画像が印刷されると開始される。この処理が開始されると、まず印刷された画像を、スキャナ30を用いて検査画像として読み取る処理を行なう(ステップS400)。この読み取り処理は、印刷媒体Pに画像を印刷する度に毎回行なってもよいし、利用者が特定のタイミングで行なうようにしてもよい。

【0054】

続いて、基準画像を取得する処理を行なう(ステップS410)。基準画像は、既に説明した様に、印刷しようとするRGB形式の原画像のデータを、整備済みのプリンター、つまり欠陥画像を生じないことが補償されたプリンターを用いて印刷し、これをスキャナ30で読み取ったものでもよいし、RGB形式の原画像のデータから、シミュレーションにより、印刷された画像と同等のものを生成したのもよい。この作業は、印刷前に予め行なわれ、基準画像として、用意されている。

30

【0055】

次に、検査画像と基準画像とに対して前処理を行なう(ステップS420)。この処理は、図7に示した準備工程のステップS130の処理と同様の処理である。前処理により、検査画像と基準画像との位置や大きさ、回転角度、画像の明度等のレベルなど一致させた上で、差分画像を生成する処理を行なう(ステップS430)。差分画像を隣接する小領域と一部が重なる複数の小領域に分割して、分割された差分画像を生成する(ステップS435)。こうした得られた分割された差分画像が、以下で説明する欠陥種の判別を行なうための被判別データとなる。前処理は、自動的に行なってもよいし、利用者が個別に行なってもよい。

40

【0056】

分割された差分画像、つまり被判別データを生成すると、次に、欠陥検出部120により、学習済みの機械学習モデル200に被判別データを入力して、特徴スペクトルSpを算出する処理を行なう(ステップS440)。得られた特徴スペクトルSpと、既述した図7のステップS170で生成され保存された既知特徴情報KSpとを用いて、類似度演算部310により、クラス別類似度を算出する(ステップS450)。

【0057】

クラス別類似度の算出手法について説明する。図12は、被判別データに関するクラス

50

別類似度を求める様子を示す説明図である。被判別データが機械学習モデル200に入力されると、欠陥検出部120が、ConvVN1層230とConvVN2層240とClassVN層250の出力から、特徴スペクトルSp_ConvVN1, Sp_ConvVN2, Sp_ClassVNをそれぞれ算出する。この特徴スペクトルを受けて、類似度演算部310は、特定層毎のクラス別類似度を算出する。具体的には、ConvVN1層230の出力から得られた特徴スペクトルSp_ConvVN1と、既知特徴情報KSp_ConvVN1とを用いてクラス別類似度Sclass_ConvVN1を算出し、ConvVN2層240の出力から得られた特徴スペクトルSp_ConvVN2と、既知特徴情報KSp_ConvVN2とを用いてクラス別類似度Sclass_ConvVN2を算出し、ClassVN層250の出力から得られた特徴スペクトルSp_ClassVNと、既知特徴情報KSp_ClassVNとを用いてクラス別類似度Sclass_SclassVNを算出する。図12

10

【0058】

3つのベクトルニューロン層230, 240, 250をそれぞれ用いてクラス別類似度Sclass_ConvVN1, Sclass_ConvVN2, Sclass_ClassVNをすべて生成する必要はないが、これらのうちの1つ以上のベクトルニューロン層を用いてクラス別類似度を算出することが好ましい。前述したように、本開示において、類似度の算出に使用されるベクトルニューロン層を、「特定層」と呼ぶ。以下に説明するように、本実施形態では、3つのベクトルニューロン層230, 240, 250からの出力を用いてクラス別類似度Sclass_ConvVN1, Sclass_ConvVN2, Sclass_ClassVNをすべて生成し、これら複数の

20

【0059】

こうしたクラス別類似度の演算方法の一例を、以下に説明する。本実施形態では、以下に説明するように、部分領域Rnを全く考慮せずにクラス別類似度を求めるが、こうした方法の他、

- ・特徴スペクトルSpと既知特徴情報KSpにおける部分領域Rnの対応を考慮せずにクラス別類似度を求める算方法、
 - ・特徴スペクトルSpと既知特徴情報KSpの対応する部分領域Rn同士でクラス別類似度を求める演算方法、
- なども知られている。

30

【0060】

クラス別類似度の演算方法では、

- (1) 被判別データに応じて特定層jの出力から得られるすべての特徴スペクトルSpと、その特定層j及び各クラスiに関連付けられたすべての既知特徴情報KSpとの類似度であるクラス別類似度Sclass(i,j)をクラス毎にそれぞれ求め、
- (2) クラスi毎に、複数のクラス別類似度Sclass(i,j)の最大値を、特徴スペクトルSpと既知特徴情報KSpとの類似度値S_valueとして求め、
- (3) 複数のクラスiに亘って最大となる類似度値S_valueに対応付けられたクラスを判別クラスD_classとして決定する。

40

【0061】

図13は、本実施形態におけるクラス別類似度の演算方法を示す説明図である。この演算方法では、局所類似度を考慮せず、特定層であるConvVN1層230とConvVN2層240とClassVN層250との出力から、それぞれのクラス別類似度Sclass(i,j)が算出される。

【0062】

この演算方法で得られるクラス別類似度Sclass(i,j)は、次式を用いて算出される。

$$Sclass(i,j) = \max[G\{Sp(j,k=all), KSp(i,j,k=all,q=all)\}] \quad \dots (2)$$

50

ここで、

$Sp(j, k=all)$ は、被判別データに応じて、特定層 j のすべての部分領域 k の出力から得られる特徴スペクトルである。また、関数 $max[]$ は、 $[]$ 内の要素の最大値を求める関数である。

【 0 0 6 3 】

図 1 3 の例では、更に、クラス別類似度 $S_{class}(i, j)$ から、最終的な判別結果 $RD_ConvVN1$ が決定される。判別結果 $RD_ConvVN1$ は、判別クラス D_class と、判別クラス D_class に対応する類似度値 S_value とを含む形式で表すことができる。類似度値 S_value は、クラス別類似度 $S_{class}(i, j)$ における 8 つのクラス 1 ~ 8 に対する類似度値のうちの最大値を取ることで得られる。判別クラス D_class は、クラス別類似度 $S_{class}(i, j)$ において類似度値が最大となるクラスである。図示するように、 $j = 1$ 、つまりベクトルニューロン層 2 3 0 においては、クラス 3 のクラス別類似度 $S_{class}(3, 1)$ が値 0 . 9 5 であって、全クラスの中で最大値なので、最終的な判別結果 $RD_ConvVN1$ は、

$RD_ConvVN1(D_class, S_value) = (3, 0.95)$

となる。ConvVN2層 2 4 0 と ClassVN層 2 5 0 についても、同様にしてクラス別類似度 $S_{class_ConvVN2}$, $S_{class_ClassVN}$ が算出され、各層毎に最終的判別結果 $RD_ConvVN2$, $RD_ClassVN$ が決定される。

【 0 0 6 4 】

こうして 3 つのベクトルニューロン層 2 3 0 , 2 4 0 , 2 5 0 からの出力を用いてクラス別類似度 $S_{class_ConvVN1}$, $S_{class_ConvVN2}$, $S_{class_ClassVN}$ 、延いては最終的な判別結果、 $RD_ConvVN1$, $RD_ConvVN2$, $RD_ClassVN$ を求めた上で、次に、図 1 4 に示すように、これら 3 つのベクトルニューロン層 2 3 0 , 2 4 0 , 2 5 0 からの出力に基づく最終的判別結果から最頻クラス D_Class を求める。この例では、3 つのベクトルニューロン層 2 3 0 , 2 4 0 , 2 5 0 の出力がクラス 3 なので、最頻クラス D_Class の最終的判別結果は、クラス 3 となる。

【 0 0 6 5 】

図 1 1 のステップ S 4 6 0 では、クラス決定部 3 2 0 が、ステップ S 4 5 0 で得られたクラス別類似度に応じて、検査画像と基準画像とから得られた差分画像のクラス、すなわち、印刷された画像に存在する欠陥種の種類を判別する。欠陥種判別結果には、既述したように、

- 1 バンディング
- 2 ボタ落ち
- 3 ノズル抜け
- 4 ピンホール
- 5 異物
- 6 歪み
- 7 コックリング
- 8 色変動

の 8 つの欠陥種が学習されている。ここでは、それぞれの番号が判別されるクラスに対応している。なお、こうした欠陥種の特定に加えて、いずれの欠陥種も特定されなかったという出力を設けてもよい。つまり、欠陥種の判別結果において、いずれの欠陥種も特定できなかった場合には、これを「欠陥種特定なし」というクラスとする。従って、欠陥種の判別に関するクラスは、最終的に全部で 9 個として、

- 0 欠陥種特定なし

というクラスが存在するものとして扱ってもよい。なお、この「欠陥種特定なし」というクラスは、機械学習モデル 2 0 0 の出力として用意してもよいし、欠陥種に対応する各出力（この例では 8 個）が一つも所定の類似度以上とならない場合、出力されるクラスとして用意しても良い。

【 0 0 6 6 】

こうした欠陥種の判別を行なった後、印刷された画像に欠陥があったか否かの判断を行

なう（ステップ S 4 7 0）。欠陥がないと判断された場合には（ステップ S 4 7 0：「N O」）、本実施形態では、そのまま「E N D」に抜けて、本処理ルーチンを終了するものとしたが、欠陥がないという判断が正しいか、利用者の判断を受け付けて、判断が誤っている場合には、後述する追加学習を行なうようにしてもよい。

【 0 0 6 7 】

何らかの欠陥種が見い出された場合には（ステップ S 4 7 0：「Y E S」）、プロセッサ 1 1 0 は、欠陥検出部 1 2 0 に、欠陥の状態を取得させる（ステップ S 4 8 0）。欠陥の状態とは、欠陥種、欠陥の位置、欠陥のサイズ、説明性情報から得られる欠陥の状態、欠陥種に対する類似度のいずれかである。欠陥検出部 1 2 0 は、欠陥種の類似度を降順に並べ、最も類似度が高い欠陥種の類似度が第 1 の閾値以上であり、最も類似度が高い欠陥種の類似度から 2 番目に高い欠陥種の類似度を引いた差が第 2 の閾値以上である場合に、最も類似度が高い欠陥種を欠陥種として判定する。欠陥の位置は、小領域の座標から算出される。欠陥のサイズは、その欠陥がどれだけの小領域に広がっているか、から算出される。プロセッサ 1 1 0 は、欠陥の状態を取得すると、検査結果表示部 1 1 9 に対して、印刷された検査画像において見い出された欠陥種を、表示部 2 1 に表示させる処理を実行させる（ステップ S 4 9 0）。

10

【 0 0 6 8 】

図 1 5 は、検査結果表示部 1 1 9 が表示部 2 1 に表示する検査結果表示制御画面 2 6 0 を示す説明図である。検査結果表示部 1 1 9 は、検査結果表示制御画面 2 6 0 に、表示画面選択欄 2 6 1 と、表示方法選択欄 2 6 2 と、類似度閾値入力欄 2 6 3 と、表示切替キー選択欄 2 6 4 と、表示欠陥選択欄 2 6 5 と、設定ボタン 2 6 6 と、を表示する。

20

【 0 0 6 9 】

表示画面選択欄 2 6 1 は、表示部 2 1 に表示される画像の選択欄であり、検査画像、基準画像、差分画像の中から選択可能である。表示方法選択欄 2 6 2 は、表示部 2 1 に表示される欠陥の表示方法の選択欄であり、複合表示、濃度表示、反転表示、点滅表示、囲み表示、フォーカス表示の中から選択可能である。複合表示、濃度表示、反転表示、点滅表示、囲み表示、フォーカス表示については、後述する。類似度閾値入力欄 2 6 3 は、表示部 2 1 に表示される欠陥種の閾値の入力欄である。すなわち、欠陥種の閾値が類似度閾値入力欄 2 6 3 に入力された閾値以上の欠陥種が表示部 2 1 に表示され、類似度閾値入力欄 2 6 3 に入力された閾値未満の欠陥種は、表示部 2 1 に表示されない。表示切替キー選択欄 2 6 4 は、フォーカス表示において、注目欠陥を切り替える際に用いられるキーの選択欄である。図 1 5 の例では、「T a b キー」が選択されている。この場合、「T a b キー」が押されると、注目欠陥が順次切り替わっていく。表示切替キー選択欄 2 6 4 に「マウス」や他のポインティングデバイスを選択することもできる。「マウス」が選択されると、表示部 2 1 に表示されるマウスポインタを欠陥の上に移動させると、その欠陥が注目欠陥として選択され、その欠陥の情報が表示される。

30

【 0 0 7 0 】

表示欠陥選択欄 2 6 5 は、表示部 2 1 に表示される欠陥種の選択欄である。図 1 5 の例では、全ての欠陥種が表示されているが、検査画像において検出された欠陥種の選択欄のみ表示するようにしてもよい。また、全ての欠陥種を表示するが、検査画像において検出されなかった欠陥種については、選択できないようにしてもよい。設定ボタン 2 6 6 は、表示画面選択欄 2 6 1、表示方法選択欄 2 6 2、類似度閾値入力欄 2 6 3、表示切替キー選択欄 2 6 4、表示欠陥選択欄 2 6 5 における選択、入力を確定し、表示画面選択欄 2 6 1 にて選択された画面を表示部 2 1 に表示するためのボタンである。

40

【 0 0 7 1 】

図 1 6 は、検査結果表示部 1 1 9 が表示部 2 1 に表示する基準画像 2 7 0 を示す説明図である。基準画像 2 7 0 には、欠陥が存在しないが、欠陥を重ねて表示してもよい。

【 0 0 7 2 】

図 1 7 は、検査結果表示部 1 1 9 が表示部 2 1 に表示する検査画像 2 7 2 を示す説明図である。検査画像 2 7 2 に、類似度閾値入力欄 2 6 3 で入力された閾値以上の類似度を有

50

する欠陥が存在する場合には、検査結果表示部 1 1 9 は、検査画像 2 7 2 にその欠陥が附加して表示部 2 1 に表示する。図 1 7 に示される例では、検査結果表示部 1 1 9 は、検査画像 2 7 2 に、ノズル抜け、ポタ落ち、バンディングの 3 つの欠陥種を表示している。

【 0 0 7 3 】

図 1 8 は、検査結果表示部 1 1 9 が表示部 2 1 に表示する差分画像 2 7 4 を示す説明図である。差分画像 2 7 4 では、図 1 6 の基準画像 2 7 0、図 1 7 の検査画像 2 7 2 で表示されていた人物の画像は、差分抽出部 1 1 5 により相殺されているので、検査結果表示部 1 1 9 は、欠陥種のみを表示する。

【 0 0 7 4 】

図 1 9 は、検査結果表示部 1 1 9 が表示部 2 1 に表示する検査画像 2 7 2 を複合表示した例を示す説明図である。複合表示とは、欠陥種毎に、欠陥発生位置、説明性情報に基づく欠陥の形状に従い、画像上に欠陥種を重ねて色分け表示するものである。図 1 9 では、検査結果表示部 1 1 9 は、検査画像 2 7 2 上に欠陥種を色分け表示しているが、差分画像 2 7 4 または基準画像 2 7 0 上に欠陥種を色分け表示してもよい。

10

【 0 0 7 5 】

図 2 0 は、検査結果表示部 1 1 9 が表示部 2 1 に表示する検査画像 2 7 2 に対し、欠陥種を濃度表示した例を示す説明図である。濃度表示とは、欠陥発生位置、説明性情報に基づく欠陥の形状に従い、画像上に欠陥種を重ね、類似度に応じて濃度を変更して表示をするものである。図 2 0 に示す例では、検査結果表示部 1 1 9 は、類似度 9 5 % のノズル抜けの欠陥種を濃く、類似度 2 5 % のノズル抜けの欠陥種を薄く表示している。本実施形態では、検査結果表示部 1 1 9 は、図 1 9 に示すように、欠陥種毎に色を分ける表示、図 2 0 に示すように、濃淡による濃度表示により、欠陥種に対する異なる表示を行っているが、他の表示により欠陥種を表示してもよい。例えば、検査結果表示部 1 1 9 は、表示を反転させることで欠陥種を表示してもよく、点滅させて表示させる点滅表示により欠陥種を表示してもよい。また、検査結果表示部 1 1 9 は、欠陥種の表示の回りを囲むことで、欠陥種を表示してもよい。

20

【 0 0 7 6 】

図 2 1 は、検査結果表示部 1 1 9 が表示部 2 1 に表示する検査画像 2 7 2 に対し、フォーカス表示 2 7 6 をした例を示す説明図である。フォーカス表示 2 7 6 では、最も類似度が高い欠陥をピックアップし、ピックアップした欠陥を注目した欠陥として表示する。合わせて欠陥を判別する過程で検出した、ピックアップした欠陥以外の他の欠陥種に対する類似度判定結果を保持する。類似度判定結果を保持した欠陥の類似度が検査結果表示部 1 1 9 の閾値以上であれば、閾値以上の欠陥種に対する類似度判定結果を表示してもよい。図 2 1 に示す例では、最も類似度が高い、ピックアップされた欠陥として類似度 9 0 % のバンディングの欠陥が表示され、欠陥の類似度が閾値以上の欠陥として、類似度 6 0 % のノズル抜けが表示されている。このように、1 箇所欠陥に複数個の欠陥種が含まれる場合がある。検査結果表示部 1 1 9 が欠陥をフォーカス表示すれば、1 箇所欠陥に複数個の欠陥種が含まれている場合に、その複数の欠陥種を表示できる。フォーカス表示では、注目する欠陥を、図 1 5 の表示切替キー選択欄 2 6 4 により選択されたキー、例えば「T a b キー」を押すことにより、次の欠陥種をフォーカス表示できる。また、図 2 1 では、マウスポインター 2 7 8 が図示されている。図 1 5 の表示切替キー選択欄 2 6 4 の選択で「マウス」が選択された場合には、マウスポインター 2 7 8 で指し示される欠陥について、フォーカス表示 2 7 6 がされる。マウスポインター 2 7 8 による選択の場合、マウスポインター 2 7 8 で指し示される欠陥について、マウスのクリックボタンがクリックされた時にフォーカス表示してもよく、欠陥の上にマウスポインター 2 7 8 が移動されたときにフォーカス表示してもよい。

30

40

【 0 0 7 7 】

図 1 5 に示される検査結果表示制御画面 2 6 0 では、表示方法選択欄 2 6 2 で選択された表示の態様は、欠陥種に対して共通であるが、欠陥種毎に表示の態様を選択できるように構成してもよい。

50

【 0 0 7 8 】

以上、本実施形態によれば、欠陥判別装置として機能する情報処理装置 20 は、検出された欠陥を、欠陥の状態に応じた態様で、欠陥の欠陥種と共に、検査画像に対応する表示画像として表示する検査結果表示部 119 を備えるので、どのような欠陥が発生しているか分かり易くなる。

【 0 0 7 9 】

本実施形態によれば、欠陥の状態は、欠陥種、欠陥の位置、欠陥のサイズ、説明性情報から得られる欠陥の形状、欠陥種に対する類似度の何れかであってもよい。欠陥の状態が容易に取得可能となる。

【 0 0 8 0 】

本実施形態によれば、検査結果表示部 119 は、検出された欠陥を欠陥種によって一覧表示し、欠陥の状態に応じた種類の態様で表示する対象にするかを、一覧表示された欠陥種毎に設定可能であるので、表示させたい欠陥の欠陥種をよりわかりやすく表示できる。

【 0 0 8 1 】

本実施形態によれば、検査結果表示部 119 は、欠陥種毎に表示態様を設定可能であるので、表示態様によりどのような欠陥が生じているかがわかる。

【 0 0 8 2 】

本実施形態によれば、検査結果表示部 119 は、色分け、濃淡、反転、点滅、囲み、の少なくとも 1 つを含む表示態様で欠陥を表示させるので、欠陥の表示態様により、どのような欠陥が生じているか容易に判断できる。

【 0 0 8 3 】

本実施形態によれば、基準画像と検査画像との差分画像を抽出する差分抽出部 115 を備え、欠陥検出部 120 は、差分画像を用いて欠陥を検出するので、欠陥を検出し易い。

【 0 0 8 4 】

画像分割部 116 で生成された分割画像、及び、分割画像に対して未知の欠陥が発見され、または、誤判定された欠陥に対応する学習用の差分画像から複数種類の差分画像を生成する補正処理が適用された補正画像が入力され、前記欠陥種を学習する学習部 / 再学習部 117 を備えてもよい。この形態の欠陥判別装置によれば、欠陥種の追加学習、強化学習ができる。

【 0 0 8 5 】

本実施形態によれば、欠陥検出部 120 は、基準画像と検査画像との差分画像から欠陥を、欠陥種と紐づけて生成した機械学習モデルにより推論し、欠陥種に対する類似度を算出する類似度演算部を備えるので、欠陥種の類似度を容易に算出できる。

【 0 0 8 6 】

B. 他の形態 :

本開示は、上述した実施形態に限られるものではなく、その趣旨を逸脱しない範囲において種々の形態で実現できる。例えば、本開示は、以下の形態によっても実現可能である。以下に記載した各形態中の技術的特徴に対応する上記実施形態中の技術的特徴は、本開示の課題の一部又は全部を解決するために、あるいは、本開示の効果の一部又は全部を達成するために、適宜、差し替えや、組み合わせを行うことが可能である。また、その技術的特徴が本明細書中に必須なものとして説明されていなければ、適宜、削除することが可能である。

【 0 0 8 7 】

(1) 本開示の一形態によれば、印刷画像の欠陥判別装置が提供される。この欠陥判別装置は、欠陥を検出しようとする画像の基準となる基準画像に対応する画像が印刷された印刷媒体を撮像して検査画像を取得する検査画像取得部と、印刷された前記検査画像に含まれる前記欠陥の欠陥種を含む前記欠陥の状態を検出する欠陥検出部と、検出された前記欠陥を、前記欠陥の状態に応じた表示態様で、前記欠陥の前記欠陥種と共に表示する検査結果表示部と、を備える。この形態の欠陥判別装置によれば、どのような欠陥が発生しているか分かり易く表示できる。

10

20

30

40

50

【 0 0 8 8 】

(2) 上記形態の欠陥判別装置において、前記欠陥検出部は、前記欠陥の状態と共に、前記欠陥の前記検査画像上の位置を特定し、前記検査結果表示部は、前記欠陥を、前記検査画像上の前記欠陥が特定された位置に対応する位置に表示してもよい。この形態の欠陥判別装置によれば、どのような欠陥がどの位置に発生しているか分かり易く表示できる。

【 0 0 8 9 】

(3) 上記形態の欠陥判別装置において、前記欠陥の状態は、前記欠陥種、前記欠陥の位置、前記欠陥のサイズ、前記欠陥の形状、前記欠陥種に対する類似度の少なくとも一つを含んでもよい。この形態の欠陥判別装置によれば、欠陥の状態が容易に取得可能となる。

【 0 0 9 0 】

(4) 上記形態の欠陥判別装置において、前記検査結果表示部は、色分け、濃淡、反転、点滅、囲み、の少なくとも一つを含む表示態様で前記欠陥を表示してもよい。この形態の欠陥判別装置によれば、欠陥の表示態様により、どのような欠陥が生じているか容易に判断できる。

【 0 0 9 1 】

(5) 上記形態の欠陥判別装置において、前記検査結果表示部は、前記表示態様として複数種類の表示方法で表示することが可能であり、検出された前記欠陥を前記欠陥種によって一覧表示し、前記欠陥の状態に応じた種類の態様で表示する対象にするかを、一覧表示した前記欠陥種毎に設定可能であってもよい。この形態の欠陥判別装置によれば、表示させたい欠陥の欠陥種をよりわかりやすく表示できる。

【 0 0 9 2 】

(6) 上記形態の欠陥判別装置において、前記検査結果表示部は、前記欠陥種毎に前記表示態様を設定してもよい。この形態の欠陥判別装置によれば、表示態様によりどのような欠陥が生じているかがわかる。

【 0 0 9 3 】

(7) 上記形態の欠陥判別装置において、前記基準画像と前記検査画像との差分画像を抽出する差分抽出部を備え、前記欠陥検出部は、前記差分画像を用いて前記欠陥を検出してもよい。この形態の欠陥判別装置によれば、差分画像を用いるので、欠陥を検出し易い。

【 0 0 9 4 】

(8) 上記形態の欠陥判別装置において、前記欠陥検出部は、前記差分画像から前記欠陥を、前記欠陥種と前記欠陥種に対応する欠陥画像とを紐づけて教師データとして生成した機械学習モデルにより推論し、前記欠陥種に対する類似度を算出する類似度演算部を備えてもよい。この形態の欠陥判別装置によれば、どのような欠陥が発生しているか分かり易く表示できる。

【 0 0 9 5 】

(9) 本開示の一形態によれば、印刷画像の欠陥判別方法が提供される。この欠陥判別方法は、欠陥を検出しようとする画像の基準となる基準画像に対応する画像が印刷された印刷媒体を撮像して検査画像を取得する工程と、印刷された前記検査画像に含まれる前記欠陥の欠陥種を含む前記欠陥の状態を検出する工程と、検出された前記欠陥を、前記欠陥の状態に応じた表示態様で、前記欠陥の前記欠陥種と共に表示する工程と、を備える。この形態の欠陥判別方法によれば、どのような欠陥が画像のどの領域で発生しているか分かり易くなる。

【 0 0 9 6 】

上記各実施形態において、ハードウェアによって実現されていた構成の一部をソフトウェアに置き換えるようにしてもよい。ソフトウェアによって実現されていた構成の少なくとも一部は、ディスクリートな回路構成により実現することも可能である。また、本開示の機能の一部または全部がソフトウェアで実現される場合には、そのソフトウェア(コンピュータプログラム)は、コンピュータ読み取り可能な記録媒体に格納された形で提供することができる。「コンピュータ読み取り可能な記録媒体」とは、フレキシブルディスクやCD-ROMのような携帯型の記録媒体に限らず、各種のRAMやROM等のコ

10

20

30

40

50

ンピューター内の内部記憶装置や、ハードディスク等のコンピューターに固定されている外部記憶装置も含んでいる。すなわち、「コンピューター読み取り可能な記録媒体」とは、データバケットを一時的ではなく固定可能な任意の記録媒体を含む広い意味を有している。

【符号の説明】

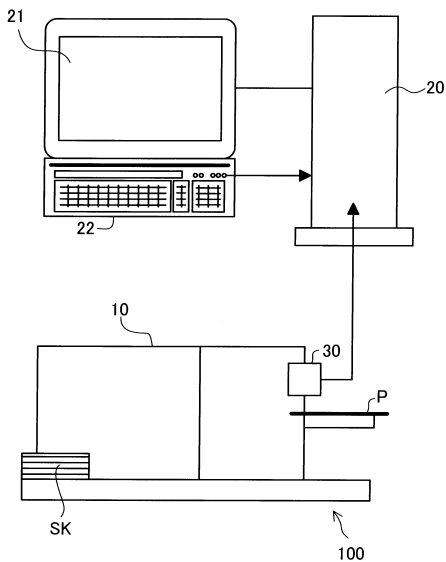
【0097】

10 ... プリンター、20 ... 情報処理装置、21 ... 表示部、22 ... 入力デバイス、30 ... スキャナー、100 ... 欠陥判別システム、110 ... プロセッサ、111 ... 印刷処理部、112 ... 基準画像設定部、113 ... 検査画像取得部、114 ... 前処理部、115 ... 差分抽出部、116 ... 画像分割部、117 ... 学習/再学習部、118 ... 説明情報生成部、119 ... 検査結果表示部、120 ... 欠陥検出部、130 ... 記憶装置、140 ... インターフェイス回路、200 ... 機械学習モデル、210 ... 畳み込み層、220 ... プライマリーベクトルニューロン層、230 ... 第1畳み込みベクトルニューロン層、240 ... 第2畳み込みベクトルニューロン層、250 ... 分類ベクトルニューロン層、260 ... 検査結果表示制御画面、261 ... 表示画面選択欄、262 ... 表示方法選択欄、263 ... 類似度閾値入力欄、264 ... 表示切替キー選択欄、265 ... 表示欠陥選択欄、266 ... 設定ボタン、270 ... 基準画像、272 ... 検査画像、274 ... 差分画像、276 ... フォーカス表示、278 ... マウスポインター、310 ... 類似度演算部、320 ... クラス決定部

【図面】

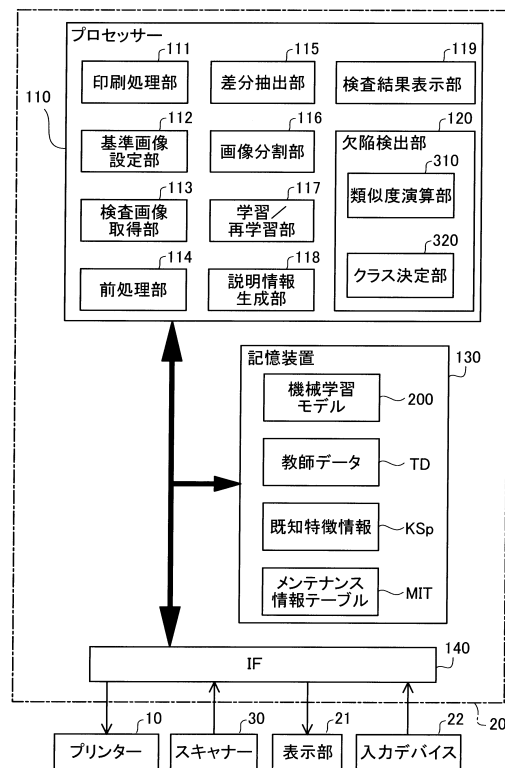
【図1】

Fig.1



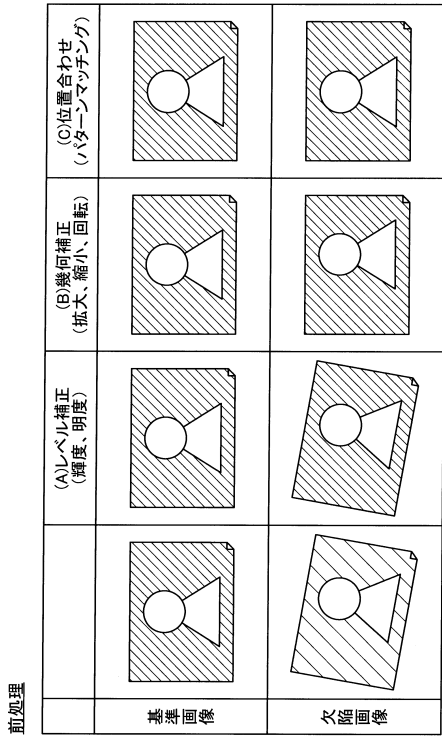
【図2】

Fig.2



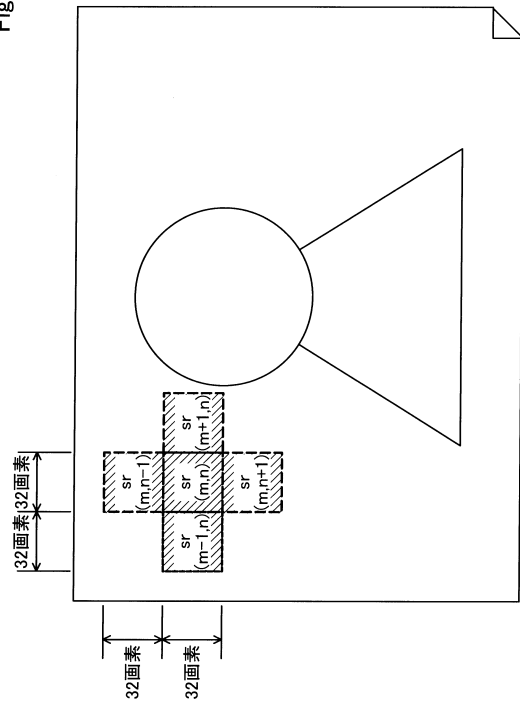
【 図 3 】

Fig.3



【 図 4 】

Fig.4

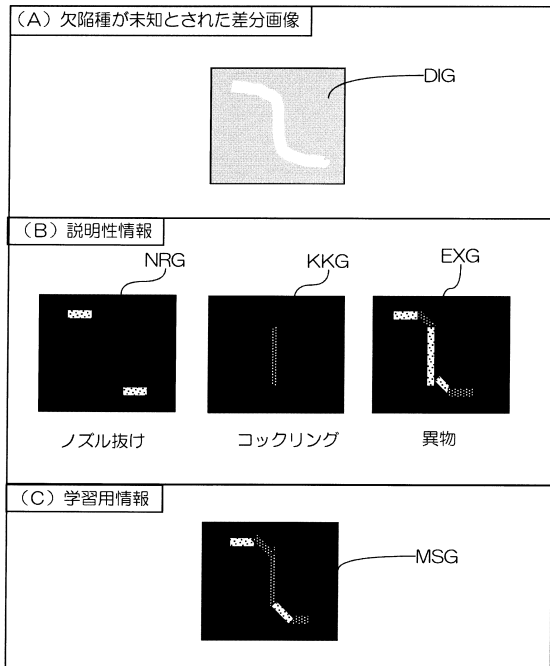


10

20

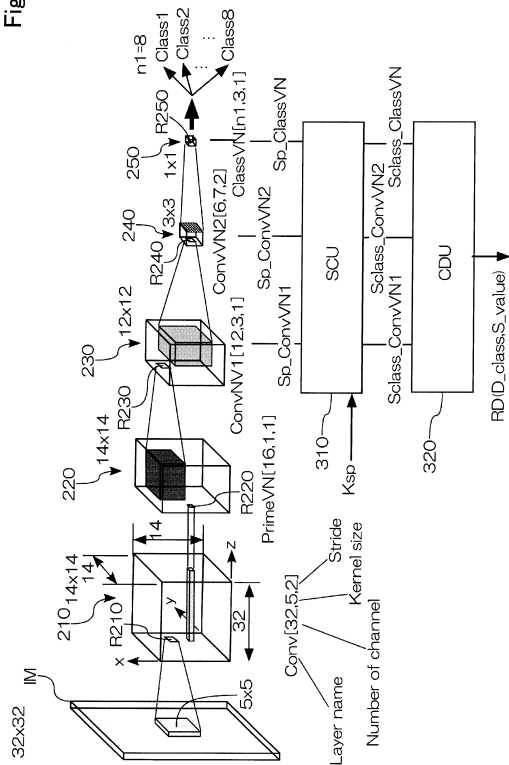
【 図 5 】

Fig.5



【 図 6 】

Fig.6



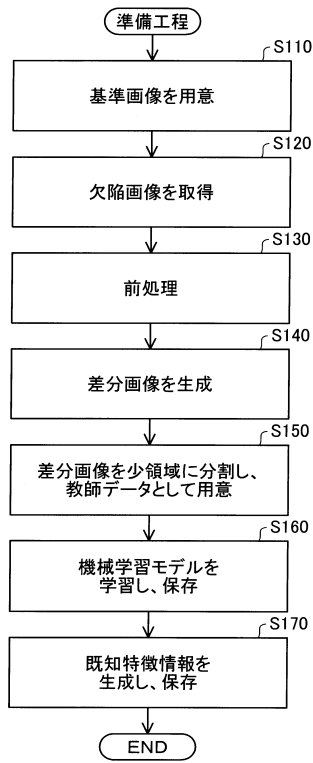
30

40

50

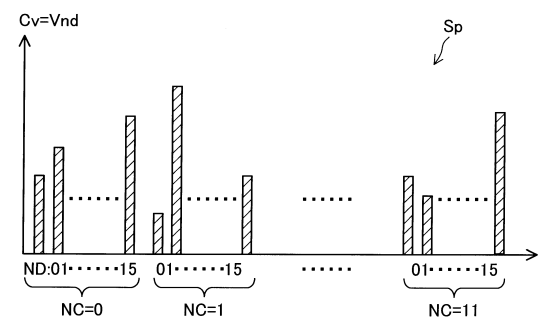
【 図 7 】

Fig.7



【 図 8 】

Fig.8

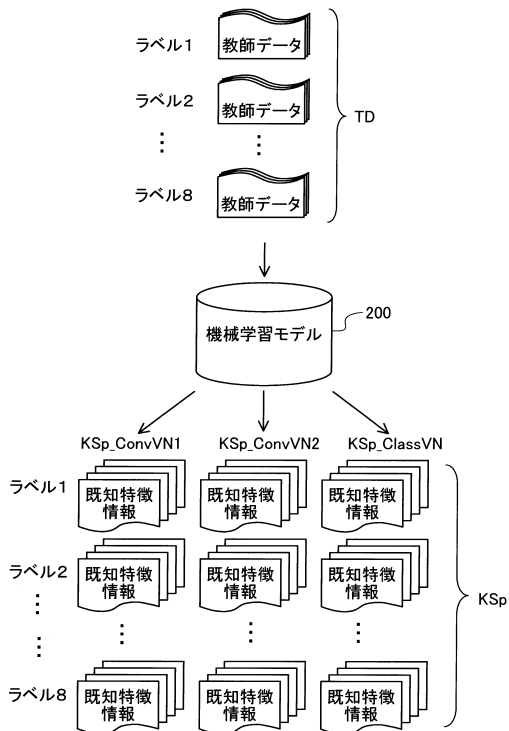


10

20

【 図 9 】

Fig.9



【 図 10 】

Fig.10

ラベル クラス i	特定層 j	部分 領域 k	デー タ 番 号 q	既知特徴情報KSp
1	1	1	1
		
			max1
1	1	144	1
		
			max1
2	1	1	1
		
			max2
2	1	144	max2
		
			max2
8	1	1	1
		
			max3
8	1	144	1
		
			max3

ConvVN1: J=1, k=1~144, q=1~max1
 ConvVN2: J=2, k=1~9, q=1~max2
 ClassVN: J=3, k=1, q=1~max3

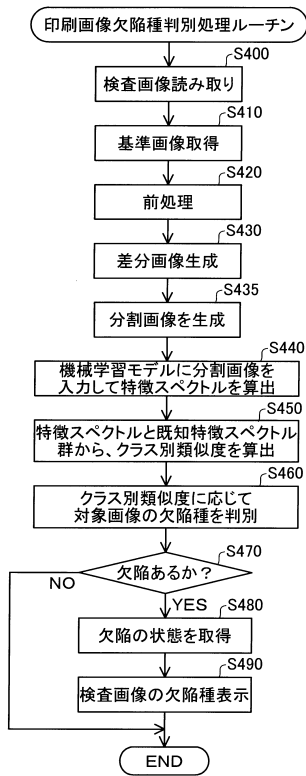
30

40

50

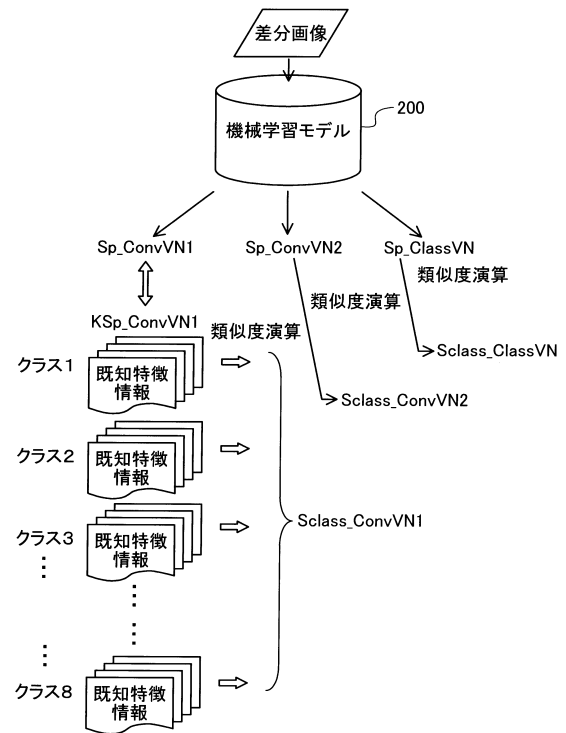
【 図 1 1 】

Fig.11



【 図 1 2 】

Fig.12



10

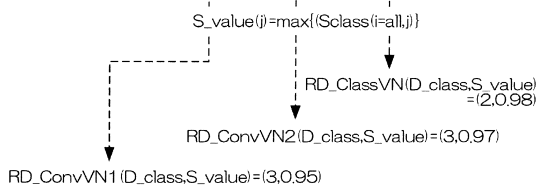
20

【 図 1 3 】

Fig.13

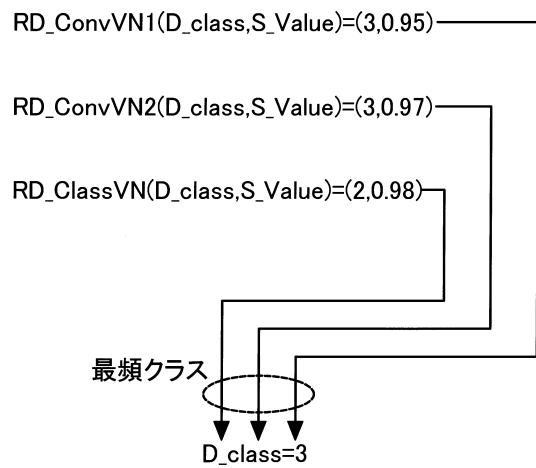
$$S_{class}(i,j) = \max[G(Sp(j,k=all), KSp(i,j,k=all,q=all))]$$

特定層 j	j=1 ConvVN1	j=2 ConvVN2	j=3 ClassVN	
クラス i	1	0.88	0.82	0.80
	2	0.90	0.89	0.98
	3	0.95	0.97	0.90
	4	0.78	0.53	0.63
	5	0.61	0.77	0.81
	6	0.56	0.62	0.88
	7	0.84	0.81	0.66
	8	0.76	0.49	0.89



【 図 1 4 】

Fig.14



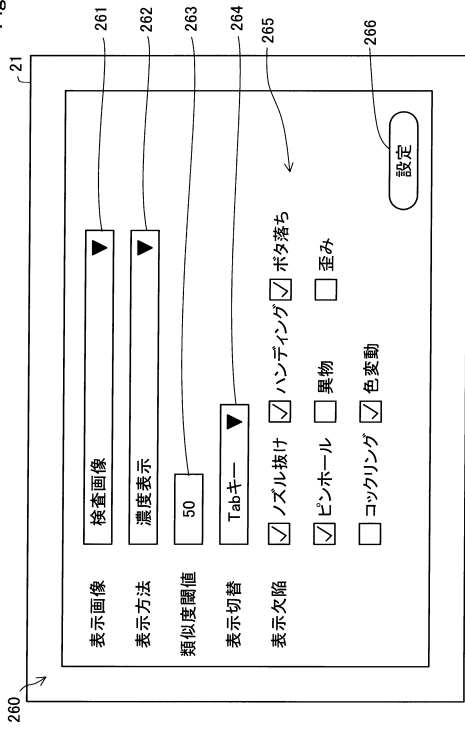
30

40

50

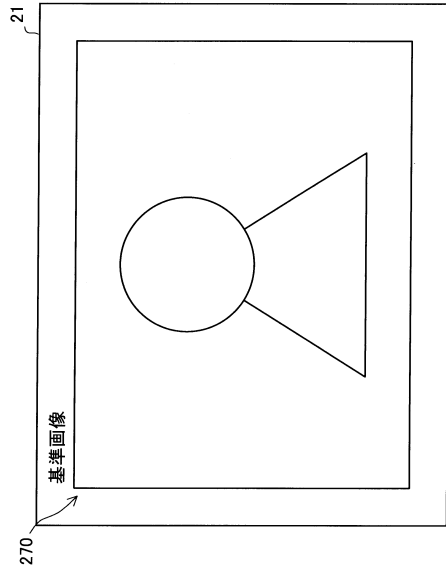
【 図 1 5 】

Fig.15



【 図 1 6 】

Fig.16

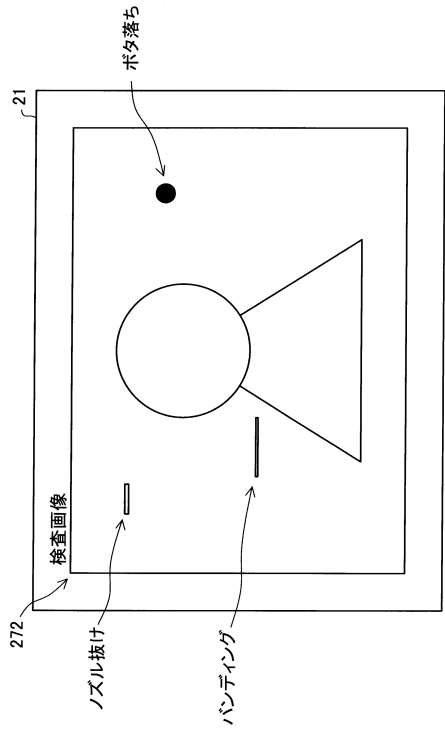


10

20

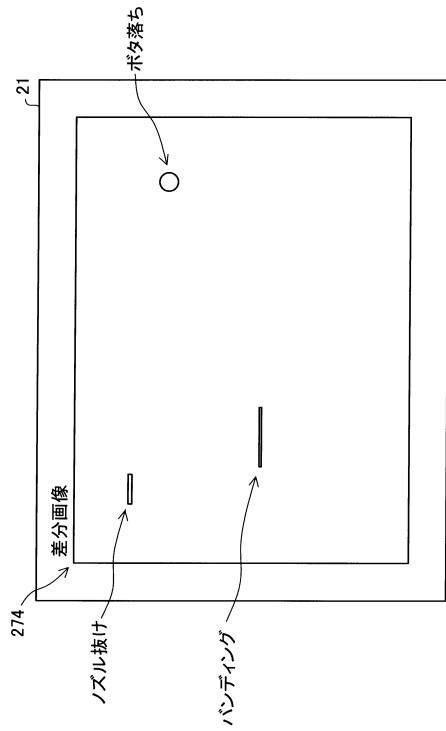
【 図 1 7 】

Fig.17



【 図 1 8 】

Fig.18



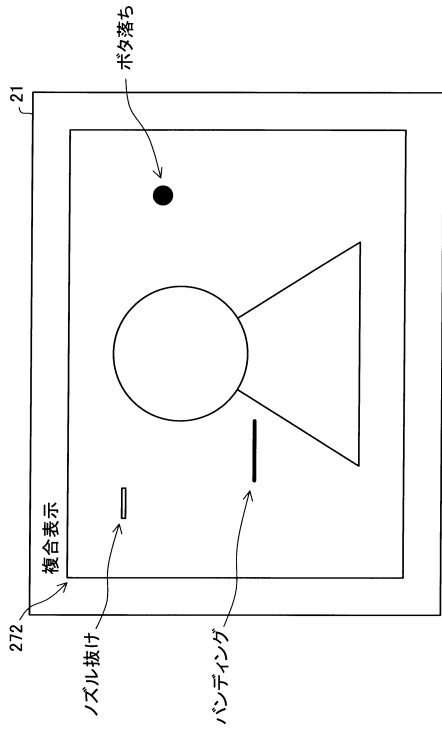
30

40

50

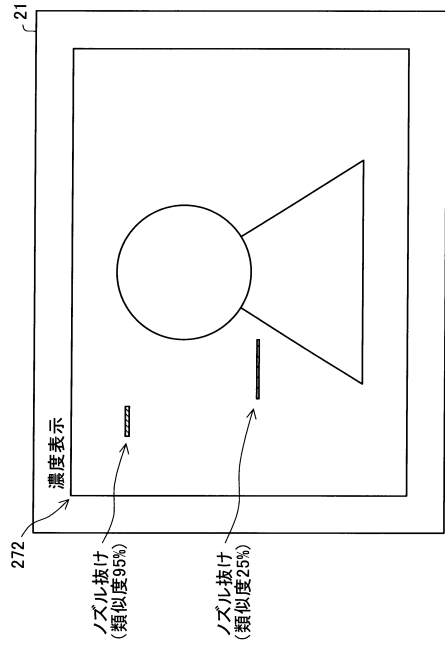
【 図 1 9 】

Fig.19



【 図 2 0 】

Fig.20

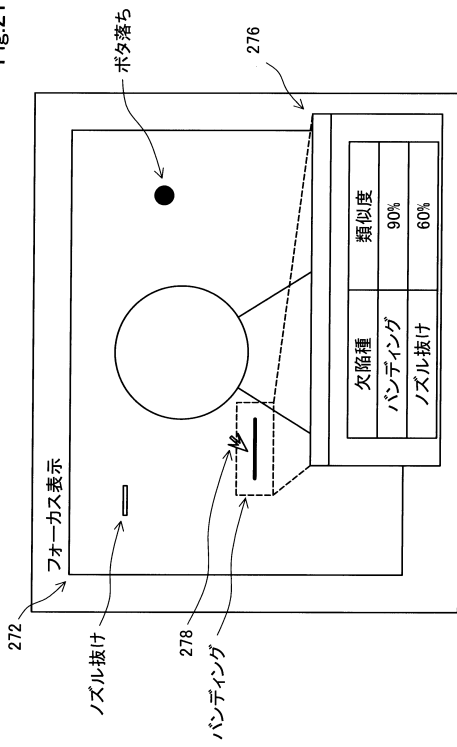


10

20

【 図 2 1 】

Fig.21



30

40

50

フロントページの続き

(51)国際特許分類

F I

B 4 1 J

29/42

F

テーマコード (参考)

長野県諏訪市大和3丁目3番5号 セイコーエプソン株式会社内

(72)発明者 大野 拓也

長野県諏訪市大和3丁目3番5号 セイコーエプソン株式会社内

F ターム (参考) 2C061 AP01 AQ05 AQ06 AR01 CQ03 CQ23 CQ34 CQ41 KK26 KK28
2G051 AA34 AB11 EB05 FA01
5B057 AA11 CA01 CA08 CA12 CA16 CD02 CD03 CD05 CD12 DA03
DA07 DA12 DA16 DB02 DB06 DB09 DC03 DC09 DC32 DC40
5L096 AA02 AA06 BA03 DA01 DA02 EA03 EA13 EA15 EA16 FA64
FA69 GA08 GA19 GA34 GA40 GA41 GA51 HA11 JA03 KA04 MA07