

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： 画像のコントラスト強調方法及び情報処理装置

技術分野

[0001] 本開示は、画像のコントラスト強調方法及び情報処理装置に関する。

背景技術

[0002] 画像を表示する表示装置の輝度ムラを評価する方法が知られている（例えば特許文献1）。

先行技術文献

特許文献

[0003] 特許文献1：特開2009-180583号公報

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0004] 輝度ムラのような表示装置の表示不良に関する評価では、表示不良によって生じる特徴をより鮮明にするためのコントラスト強調が行われる。しかしながら、単にコントラスト強調をすれば表示不良によって生じる特徴をより鮮明にできるわけではない。従って、表示不良によって生じる特徴をより鮮明にするためのより適切なパラメータの設定が可能な画像のコントラスト強調方法が求められていた。

[0005] 本開示は、上記の課題に鑑みてなされたもので、表示不良によって生じる特徴をより鮮明にするためのより適切なパラメータの設定が可能な画像のコントラスト強調方法及び情報処理装置を提供することを目的とする。

課題を解決するための手段

[0006] 本開示の一態様による画像のコントラスト強調方法は、表示装置の画像表示面を撮像した画像のコントラスト強調方法であって、情報処理装置が、前記画像のコントラスト強調を行うステップを含み、前記画像に含まれる画素の階調値のコントラスト強調前の値とコントラスト強調後の値との関係を示すグラフが2つの変曲点を有する曲線である。

図面の簡単な説明

[0007] [図1]図 1 は、情報処理装置の主要構成を示すブロック図である。

[図2]図 2 は、情報処理装置の主要機能構成を示すブロック図である。

[図3]図 3 は、判定部による判定処理における画像の分類と、各分類の画像の模式例を示す図である。

[図4]図 4 は、コントラスト強調前の画素の階調値と、コントラスト強調後の画素の階調値と、の関係を示すグラフである。

[図5]図 5 は、判定部のより具体的な機能構成例の一例を示すブロック図である。

[図6]図 6 は、ホールドアウト検証の考え方を示す模式図である。

[図7]図 7 は、交差検証の考え方を示す模式図である。

[図8]図 8 は、機械学習を利用した判定の精度に関する考え方を表で示した図である。

[図9]図 9 は、複数段階処理が適用された機械学習の流れを示すフローチャートである。

[図10]図 10 は、複数段階処理が適用された機械学習の流れを示す図である。

[図11]図 11 は、参照データに含まれる検証データの実際のクラスと、図 9 を参照して説明したステップ S 3 の処理による 1 回目の検証処理の出力（予測されたクラス）との対応関係を示す図である。

[図12]図 12 は、図 9 を参照して説明したステップ S 6 の処理で機械学習部に入力された「特定の出力に対応する参照データ」に含まれる検証データの実際のクラスと、当該ステップ S 6 の処理による 2 回目の検証処理（1 回目）の出力（予測されたクラス）との対応関係を示す図である。

[図13]図 13 は、図 9 を参照して説明したステップ S 4 の処理で抽出されてステップ S 7 の処理で機械学習部に入力された検証データの実際のクラスと、当該ステップ S 7 の処理による 2 回目の検証処理（2 回目）の出力（予測されたクラス）との対応関係を示す図である。

[図14]図14は、参照データに含まれる検証データの実際のクラスと、図9を参照して説明したステップS8の処理によって得られた最終的な出力（予測されたクラス）との対応関係を示す図である。

[図15]図15は、機械学習を利用した画像データの分類判定に複数段階処理が適用された機械学習部による判定処理の流れを示すフローチャートである。

[図16]図16は、コントラスト強調前の画素の階調値と、コントラスト強調後の画素の階調値と、の関係を示すグラフである。

[図17]図17は、「斜めムラ」の表示パネルを撮像した画像の階調値の分布と、「良品」の表示パネルを撮像した画像の階調値の分布と、の関係を示す図である。

[図18]図18は、式(1)と式(2)の差異及び式(2)に対応したグラフと $gain_1$, $gain_2$, $inflection_1$, $inflection_2$, $height_1$, $height_2$ との関係を示す図である。

[図19]図19は、「良品」と分類される表示パネルを撮像した画像と、当該画像への画像処理の適用例と、を示す図である。

[図20]図20は、「走査線不良」及び「信号線不良」の両方に該当する表示パネルを撮像した画像と、当該画像への画像処理の適用例と、を示す図である。

[図21]図21は、「斜めムラ」に分類される表示パネルを撮像した画像と、当該画像への画像処理の適用例と、を示す図である。

[図22]図22は、「白ムラ」に分類される表示パネルを撮像した画像と、当該画像への画像処理の適用例と、を示す図である。

[図23]図23は、表示パネルを撮像した画像に含まれる画素の階調値の分布を示すヒストグラムと、変曲点の位置(b)と、の関係を示す図である。

発明を実施するための形態

[0008] 以下に、本開示の各実施の形態について、図面を参照しつつ説明する。な

お、開示はあくまで一例にすぎず、当業者において、発明の主旨を保つての適宜変更について容易に想到し得るものについては、当然に本開示の範囲に含有されるものである。また、図面は説明をより明確にするため、実際の態様に比べ、各部の幅、厚さ、形状等について模式的に表される場合があるが、あくまで一例であって、本開示の解釈を限定するものではない。また、本明細書と各図において、既出の図に関して前述したものと同様の要素には、同一の符号を付して、詳細な説明を適宜省略することがある。

[0009] 図1は、情報処理装置1の主要構成を示すブロック図である。情報処理装置1は、通信部11、入力部12、演算部21、記憶部22及び出力部30を備える。情報処理装置1は、機械学習を利用して、表示装置の画像表示面を撮像した画像（例えば、後述する判定対象画像データ100又は参照データ223に含まれる画像データの画像）がj種類（例えば、 $j=8$ ）の分類のいずれに該当するか判定することができる情報処理装置である。また、情報処理装置1は、当該画像のコントラスト強調を行うことができる情報処理装置である。

[0010] 通信部11は、外部の機器との間で通信を行う。具体的には、通信部11は、例えば、NIC（Network interface controller）として機能する回路を有する。通信部11は、外部の機器から受信したデータを演算部21へ出力する。また、情報処理装置1が外部の機器へデータを送信する処理を行う場合、通信部11は、当該データを外部の機器へ送信する。なお、外部の機器は、例えば情報処理装置1とは異なるサーバ又はPC（Personal Computer）のような据え置きの情報処理装置であってもよいし、スマートフォンのような携帯端末であってもよいし、ここで例示していない他の形態による情報処理装置であってもよい。

[0011] 入力部12は、データを入力可能に設けられたインタフェースを有する。当該インタフェースは、例えばUSB（Universal Serial Bus）又はその他の規格に対応したバスインタフェースであるが、これ

らに限られるものでなく、具体的な規格については適宜変更可能である。当該バスインタフェースには、例えば、外部の機器からデータを入力するためのケーブルを介して、外部の機器が接続される。当該バスインタフェースには、キーボードやマウス等、オペレータが情報処理装置 1 を操作するための入力機器がさらに接続されてもよい。通信部 11 と入力部 12 の少なくとも一方は、取得部 40 として機能する。

[0012] 演算部 21 は、CPU (Central Processing Unit) として機能する演算回路を有する。演算部 21 は、ソフトウェア・プログラム及びソフトウェア・プログラムの実行処理に際して参照されるデータを記憶部 22 から読み出して実行処理することで、情報処理装置 1 が奏する各種の機能に対応した演算処理を行う。以下、プログラム等と記載した場合、演算部 21 が読み出して実行処理するソフトウェア・プログラム及びソフトウェア・プログラムの実行処理に際して参照されるデータをさす。

[0013] 記憶部 22 は、プログラム等を記憶する記憶装置を有する。当該記憶装置は、例えばソリッドステートドライブ (SSD: Solid State Drive)、ハードディスクドライブ (HDD: Hard Disk Drive)、その他の書き換え可能な記憶装置のうちいずれか 1 つ以上を含むが、プログラム等が記録された書き換え不能な記憶装置を含んでいてもよい。図 1 では、記憶部 22 が記憶するプログラム等として、機械学習プログラム 221、画像処理プログラム 222、参照データ 223 及び設定データ 224 を示している。演算部 21 と、演算部 21 に読み出されるプログラム等を記憶する記憶部 22 と、は、処理部 50 として機能する。機械学習プログラム 221 は、機械学習を行うためのプログラム等である。画像処理プログラム 222 は、判定対象画像データ 100 に画像処理を施すためのプログラム等である。参照データ 223 は、機械学習の教師データ及び検証データを含む。設定データ 224 は、機械学習プログラム 221、画像処理プログラム 222 の実行処理に関する各種のパラメータを含む。

[0014] 出力部 30 は、処理部 50 の処理内容に応じた出力を行う。出力部 30 は

、例えば画像を表示するモニタであるが、これに限られるものでない。出力部30は、音声出力を行うスピーカのように他の形態による出力を行う構成をさらに含んでいてもよいし、上述した通信部11がデータを外部の機器へ送信する場合、通信部11は出力部30として機能しているといえる。また、入力部12が双方向のデータ伝送を可能な規格である場合、入力部12は、出力部30としても機能する。

[0015] 図2は、情報処理装置1の主要機能構成を示すブロック図である。情報処理装置1は、取得部40、処理部50、出力部30として機能する。取得部40は、判定対象画像データ100を取得する。通信部11は、通信によって外部の機器から判定対象画像データ100を取得できる。入力部12は、外部の機器から入力される判定対象画像データ100を取得できる。

[0016] 処理部50は、画像処理部51及び判定部60として機能する。画像処理部51は、判定対象画像データ100に画像処理を施す。演算部21が画像処理部51として機能するためのプログラム等は、画像処理プログラム222である。判定部60は、ニューラルネットワークNNを利用して画像を分類する判定処理を行う。演算部21が判定部60として機能するためのプログラム等は、機械学習プログラム221である。判定部60による判定の対象となる画像は、判定対象画像データ100に含まれる画像データの読み出しによって得られる画像である。

[0017] 出力部30は、判定部60による判定処理の結果に関する出力を行う。例えば、出力部30は、判定部60による判定処理の結果を示す表示出力を行う。

[0018] 図3は、判定部60による判定処理における画像の分類と、各分類の画像の模式例を示す図である。図3に示すように、画像は、例えば、良品、回路不良、信号線不良、走査線不良、斜めムラ、縦縞、クラスター、白ムラ、のいずれかに、判定部60による判定処理で分類される。

[0019] 前述の不良モードにおいて、斜めムラとは、周囲に対して輝度差がある領域が長軸状に延在して見える不良を指す。「斜め」と表記しているが、画面

に対して水平方向、垂直方向に延在するような場合も含む。立縞とは、信号線の分割ブロック等に対応して輝度差が生じて見える不良を指す。クラスターとは、点欠陥がある領域に集中して群在して確認される不良を指す。白ムラとは、面内均一な階調表示を行った場合に、周囲よりも明るい／暗い領域が不規則に発生して見える不良を指す。本発明において、これらのムラの種類そのものの検出に限定するものではなく、前述に含まれないような不良モードがさらに定義されていても良い。

[0020] 判定対象画像データ100は、複数の画像データを含む。当該画像データは、白色又は中間調のベタ画像を表示している状態の表示パネルの画像表示面を撮像した画像データである。ここで、白色のベタ画像を表示している状態とは、全画素が白色の最高階調値で表示出力を行っている状態をさす。中間調のベタ画像を表示している状態とは、全画素が最高階調値未満であって最低階調値を超える階調値で表示出力を行っている状態をさす。当該表示パネルは、例えば、OLED (Organic Light Emitting Diode) ディスプレイパネルであるが、これに限られるものでなく、他の方式による表示パネルであってもよい。判定対象画像データ100に含まれる複数の画像データの各々は、それぞれ異なる表示パネルの画像表示面を撮像したものである。実施形態で判定部60が行う判定処理は、判定対象画像データ100の生成に際して撮像の対象になった複数の表示パネルが、それぞれ想定された品質で表示出力を行うことができるかを確認するための検品を自動的に行うことを意図した処理である。以下、単に表示パネルと記載した場合、判定対象画像データ100の生成に際して撮像の対象になった複数の表示パネルのうち1つをさす。また、単に画像と記載した場合、特筆しない限り、画像データの読み出しによって得られる画像をさす。

[0021] 判定対象画像データ100及び参照データ223は、Mother Glass基板の状態で撮像した画像をパネル毎に切り取った画像である場合と、Mother Glass基板をパネル毎に切断した後にパネル毎に撮像した画像のどちらでもよい。

- [0022] 判定対象画像データ100及び参照データ223に含まれる画像データの画像は、グレースケール又は白黒の画像である。なお、情報処理装置1に入力される画像データの画像がカラーである場合、後述する画像処理部51が各原色に基づいたグレースケール処理を順次行うようにしてもよい。
- [0023] 良品とは、想定された品質で表示出力を行うことができるものをさす。すなわち、良品と判定された画像が撮像された表示パネルは、良品である。
- [0024] 回路不良とは、表示画面を構成する画素に映像信号や走査信号を供給する駆動回路の一部または全部が不良であることによって生じる特徴的な表示不良が生じているものをさす。図3では、当該特徴的な表示不良として、画像の一部又は全部が、白色又は中間調のベタ画像表示としては著しく暗い黒領域BA又は明るすぎる白領域WAになっている模式例を示している。回路不良と判定された画像が撮像された表示パネルには、回路不良が生じている。
- [0025] 信号線不良とは、表示パネルに設けられた複数の画素に画像信号を伝送する複数の信号線の一部が不良であることによって生じる特徴的な表示不良が生じているものをさす。図3では、当該特徴的な表示不良として、白色又は中間調のベタ画像表示としては著しく暗い黒領域BA又は明るすぎる白領域WAが、矩形状の画像の長手方向に沿って直線状に生じている模式例を示している。また、最右の模式例では、さらに、黒領域BAが当該長手方向に直交する方向に沿って生じている。
- [0026] 走査線不良とは、表示パネルに設けられた複数の画素に駆動信号を伝送する複数の走査線の一部が不良であることによって生じる特徴的な表示不良が生じているものをさす。図3では、当該特徴的な表示不良として、白色又は中間調のベタ画像表示としては著しく暗い黒領域BA又は黒領域BAよりは明るい周囲に比して暗い暗色領域GAが、矩形状の画像の長手方向に直交する方向に沿って直線状に生じている模式例を示している。
- [0027] 上述したように、判定対象画像データ100は、図3を参照して説明したいずれかの分類に該当する画像である。参照データ223は、判定対象画像データ100に含まれる画像データの画像を分類することを想定して予め用

意されている。具体的には、参照データ 2 2 3 は、例えば図 3 に示す分類のいずれかに該当する表示パネルであって予め分類が確定された表示パネルの画像表示面を撮像して得られた画像データである。また、参照データ 2 2 3 に含まれる画像データは、演算部 2 1 によって読み出された際にどの分類であるかを特定可能な情報を付加されている。

[0028] 画像処理部 5 1 は、判定対象画像データ 1 0 0 に含まれる複数の画像データに個別に画像処理を施す。具体的には、画像処理部 5 1 は、画像のコントラストをより強調する処理を行う。

[0029] 図 4 は、コントラスト強調前の画素の階調値と、コントラスト強調後の画素の階調値と、の関係を示すグラフである。画像処理部 5 1 による処理が行われる前の画像に含まれる複数の画素の各々の階調値が 8 ビットで表される場合、図 4 の横軸で示すように、階調値は、0 から 2 5 5 の範囲内のいずれかの値を取る。仮に、画像処理部 5 1 による画像処理によってコントラストの変更が行われない場合、判定対象画像データ 1 0 0 は、図 4 に示すグラフ L 4 が示すように、コントラスト強調前後の画素の階調値に差はない。コントラスト強調後の階調値は、図 4 の縦軸で示されている。

[0030] 画像処理部 5 1 は、例えば、図 4 に示すグラフ L 1, L 2, L 3 のいずれかのように表せるコントラスト強調前後の関係となるように、画像に含まれる複数の画素の各々の階調値を変更することで、画像のコントラストをより強調する。グラフ L 1, L 2, L 3 は、式 (1) に示すシグモイド (S i g m o i d) 関数で表されるシグモイド曲線である。式 (1) における y は、画像処理部 5 1 による画像処理後の画素の階調値を示す。式 (1) における x は、画像処理部 5 1 による画像処理前の画素の階調値を示す。式 (1) における b は、シグモイド曲線の変曲点に対応する x の値、すなわち、シグモイド曲線の傾きが最も大きくなる座標 (x, y) のうち x を示す。 b を挟んで、 $x < b$ ではシグモイド曲線は下に凸であり、 $x > b$ ではシグモイド曲線は上に凸である。式 (1) における a は、シグモイド曲線の傾きの大きさに対応する係数である。なお、式 (1) 及び後述する式 (2) における $e x p$

[] は、指数関数であることを示す。

[0031] [数1]

$$y = \frac{255}{1 + \exp[a \times (b - x)]} \quad \cdots (1)$$

[0032] なお、実施形態の説明ならびに式（１）及び後述する式（２）では、参照データ 2 2 3 及び判定対象画像データ 1 0 0 に含まれる画像データの画像が 8 ビット画像であることを想定している。すなわち、実施形態の説明ならびに式（１）及び式（２）では、画像に含まれる画素の最高階調値が 2 5 5 であることを想定している。式（１）及び式（２）の分子として記載されている「2 5 5」の数値は、8 ビット画像に含まれる画素の最高階調値を想定している。ただし、情報処理装置 1 で取り扱うことができる画像は 8 ビット画像に限定されない。情報処理装置 1 は、 r ビット画像を取り扱える。 r は、任意の自然数である。 r ビット画像の最高階調値は、 $2^r - 1$ である。従って、情報処理装置 1 で取り扱われる画像が r ビット画像である場合、式（１）及び式（２）の分子として記載されている「2 5 5」の数値は、「 $2^r - 1$ 」に置換される。また、実施形態の参照データ 2 2 3 に含まれる画像データの画像には、予め画像処理部 5 1 による画像処理が施されている。

[0033] 図 5 は、判定部 6 0 のより具体的な機能構成例の一例を示すブロック図である。判定部 6 0 は、機械学習部 7 0、検証部 6 1 及び限定的分類処理部 6 2 を含む。機械学習部 7 0 は、所定のアルゴリズムに従って機械学習を行う。実施形態では、当該所定のアルゴリズムとして、CNN (Convolutional Neural Network) が採用されている。

[0034] 機械学習部 7 0 は、特徴量抽出部 7 1 及び識別部 7 2 を含む。CNN に含まれる処理は、大別すると 2 つの処理に分けられる。当該 2 つの処理のうち 1 つは、CNN を利用した処理の対象になる画像の特徴量の抽出処理であり、特徴量抽出部 7 1 によって行われる。当該 2 つの処理のうち他の 1 つは、画像の特徴量を示すデータをニューラルネットワーク NN の入力として、当

該ニューラルネットワークNNの出力を得る処理であり、識別部72によって行われる。実施形態では、当該ニューラルネットワークNNの出力は、図3を参照して説明した分類の各々に該当する確率の値（0から1の範囲内）である。

[0035] 特徴量抽出部71は、畳み込み処理部711及びプーリング処理部712を含む。畳み込み処理部711は、画像に畳み込み（convolution）処理を行う。ここでいう畳み込み処理は、一般的なCNNで採用される畳み込み処理と同様である。

[0036] 畳み込み処理では、画像に含まれる複数の画素の各々の階調値を、行列の値とみなす。例えば、互いに直交する2方向の一方（X方向）にp個、他方（Y方向）にq個の画素が並ぶ二次元画像を想定する。当該二次元画像は、行の数がpであり、列の数がqである行列とみなすことができる。当該二次元画像が有する複数の画素の各々の階調値は、行列の成分とみなすことができる。当該行列を α とし、行列 α の成分を β とすると、行列 α においてX方向にe番目、Y方向にf番目の位置にある成分は $\beta_{e,f}$ と表せる。これは、当該二次元画像において、X方向にe番目、Y方向にf番目の位置にある画素の階調値をさす。また、畳み込み処理では、上述した二次元画像とは別の行列として、カーネル又はフィルタと呼ばれる参照用の行列が設定される。以下では便宜上、当該参照用の行列をカーネルと記載する。カーネルの行数は、畳み込み処理の対象になる画像（例えば、上述した二次元画像）の行数より小さい。カーネルの列数は、畳み込み処理の対象になる画像（例えば、上述した二次元画像）の列数より小さい。カーネルに含まれる行列の成分は、予め定められた重みづけ数の値（一般的に、整数）である。畳み込み処理部711は、判定対象画像データ100に含まれる画像の1つを行列とみなし、当該行列のうちカーネルの行数及び列数に対応した一部分を抽出する抽出処理を行う。すなわち、当該一部分は、行数及び列数がカーネルと同じ行列とみなすことができる。畳み込み処理部711は、当該一部分とカーネルとを乗算した行列の積を得る乗算処理を行う。畳み込み処理部711は、当該

行列の積に含まれる成分の値を足し合わせて1つの値を得る加算処理を行う。畳み込み処理部711は、当該1つの値を1つの特徴量として扱う。畳み込み処理部711は、行列とみなされた1つの画像において抽出処理の対象となる範囲を複数設定する。例えば、 $p = q = 30$ である場合に、X方向及びY方向に3つ置きの周期で抽出処理の範囲を設定したとき、 $X \times Y = 10 \times 10 = 100$ の範囲が設定される。畳み込み処理部711は、各範囲に対して抽出処理、乗算処理及び加算処理を行って各範囲の特徴量を得る。これによって、1つの画像は、特徴量を示す値が行列状に並ぶデータ（第1特徴量行列）に変換される。なお、より詳細には、抽出処理に際してパディング（画素の補完）等が行われることもあるが、周知のものであるので、ここでは詳細な説明を省略する。

[0037] プーリング処理部712は、畳み込み処理部711によって畳み込み処理が行われた画像に、プーリング（pooling）処理を行う。ここでいうプーリング処理は、一般的なCNNで採用されるプーリング処理と同様である。

[0038] プーリング処理では、上述した畳み込み処理によって得られた第1特徴量行列の成分を複数のグループに分ける。例えば、第1特徴量行列が、行数10、列数10の行列であるとする。ここで、行数2、列数2の範囲毎に当該第1特徴量行列を区分した場合、当該第1特徴量行列には 5×5 の範囲を設定できる。ここで、各範囲は、個別のグループとみなされる。プーリング処理では、このような考え方で、畳み込み処理によって得られた第1特徴量行列の成分を複数のグループに分けることができる。プーリング処理では、グループ毎に1つの値を導出する。当該1つの値の導出方法として、例えば、最大値プーリング、平均値プーリング等が挙げられる。最大値プーリングは、グループに含まれる行列の成分のうち最大値を導出する方法である。平均値プーリングは、グループに含まれる行列の成分の平均値を導出する方法である。グループ毎に導出された値を行列の成分としてみなすことで、プーリング処理によって、第1特徴量行列よりも行数及び列数が小さい行列（第2

特徴量行列)を導出できる。当該第2特徴量行列は、畳み込み処理部711によって行列とみなされた1つの画像(例えば、判定対象画像データ100に含まれる複数の画像のうち1つ)の特徴量を示すデータであるとみなすことができる。

[0039] なお、1つの画像に対する畳み込み処理部711及びプーリング処理部712の処理は、1回以上であればよく、予め定められた複数回繰り返されてもよい。また、特徴量抽出部71が行う処理には、畳み込み処理の逆の操作(*deconvolution*)やプーリング処理の逆の操作(*unpooling*)がさらに含まれていてもよい。

[0040] 識別部72は、ニューラルネットワーク生成部721及び確率変換部722を含む。ニューラルネットワーク生成部721は、ニューラルネットワークNNを生成する。確率変換部722は、ニューラルネットワーク生成部721が生成したニューラルネットワークNNの出力を、確率の値(0から1の範囲内の値)に変換する演算処理を行う。

[0041] CNNが採用された場合のニューラルネットワークNNに対する入力、上述したプーリング処理の出力として得られる行列(第2特徴量行列)の成分である。当該行列に含まれる成分の数と、ニューラルネットワークNNの入力ノードの数と、は対応する。ニューラルネットワークNNは、一般的な機械学習におけるニューラルネットワークと同様のものであり、1以上の全結合層を含む。全結合層では、入力に対する重みづけ処理が行われる。一般的に、ニューラルネットワークNNが有する1以上の全結合層のうち出力側に最も近い全結合層(最終段)のバイアスの数は、当該ニューラルネットワークNNを利用して行われる判別の種類(例えば、図3を参照して説明した分類の数)と同一である。一般的に、ニューラルネットワークNNの出力は、任意の値(1を超える数)を取り得る。そこで、ニューラルネットワークNNの出力を「どの分類に属するかを判定するために利用可能な、確からしさを示す値」として扱うため、確率変換部722による演算が行われる。確率変換部722による演算は、例えばソフトマックス関数(*Softmax*

function) を利用した演算であるが、これに限られるものでなく、適宜変更可能である。

[0042] 検証部61は、機械学習部70による機械学習に検証(validation)機能を与える。検証部61によって、機械学習における過学習を抑制し、機械学習による判定の制度をより高めやすくなる。検証部61による検証機能の例として、ホールドアウト検証、交差検証等が挙げられる。

[0043] 図6は、ホールドアウト検証の考え方を示す模式図である。図6及び後述する図7では、 m 個の画像データを含むデータセットDSを矩形で示している。図6及び図7では、当該矩形の長手方向に沿って、当該長手方向の一端側から他端側に向かって、 m 個の画像データのうち1番目の画像データから m 番目の画像データまでが順に並んでいるものとする。 m は、自然数である。

[0044] ホールドアウト検証では、図6に示すように、データセットDSは、教師データTDと、検証データCDと、に分けられる。このうち、教師データTDは、機械学習における教師データとして利用される。検証データCDは、機械学習における検証データとして利用される。

[0045] 1つのデータセットDSは、機械学習によるある1つの判定結果に対応する複数の画像データを含む。例えば、図3を説明した「良品」のデータセットDSは、「良品」に該当する m 個の表示パネルの画像表示面を個別に撮像して得られた m 個の画像データを含む。ここで、 m 個の画像データのうち n 個を抽出して教師データTDとし、当該教師データTDを利用して、判定部60が機械学習を行う。 n は、 m 未満の自然数である。そして、データセットDSのうち、教師データTDを除いた $(m-n)$ 個の画像データである検証データCDを、教師データTDによる学習後の判定部60が判定する。ここで、検証データCDは、データセットDSの一部であり、機械学習によるある1つの判定結果に対応する画像データのみを含む。従って、教師データTDによる学習後の判定部60は、理想的には、検証データCDに含まれる全ての画像データを、当該1つの判定結果に対応する画像データであると判

定することが望ましい。ただし、実際には、検証データCDの一部は、他の判定結果に対応する画像データであると判定されることがある。そこで、教師データTDを利用した機械学習後の判定部60で、検証データCDを判定することで、判定部60の判定精度を検証し、教師データTDによる学習に基づいた当該判定精度をより高められるようにすることが行われる。

[0046] ホールドアウト検証が採用された場合の検証部61は、データセットDSを教師データTDと検証データCDに分け、当該教師データTDによる機械学習部70の学習と、当該検証データCDに基づいた判定精度の検証と、を行うものである。

[0047] 図7は、交差検証の考え方を示す模式図である。交差検証が採用された場合、検証部61は、例えば図7に示すように、データセットDSをデータセットDSS1とみなして扱う。データセットDSS1は、データセットDSSa, DSSb, DSSc, DSSd, DSSeを含む。データセットDSSaは、データセットDSを、検証データCD1と、教師データTD1と、に分けるように扱ったデータである。データセットDSSbは、データセットDSを、検証データCD2と、教師データTD21, TD22と、に分けるように扱ったデータである。データセットDSScは、データセットDSを、検証データCD3と、教師データTD31, TD32と、に分けるように扱ったデータである。データセットDSSdは、データセットDSを、検証データCD4と、教師データTD41, TD42と、に分けるように扱ったデータである。データセットDSSeは、データセットDSを、検証データCD5と、教師データTD5と、に分けるように扱ったデータである。教師データTD1, TD21, TD22, TD31, TD32, TD41, TD42, TD5は、機械学習における教師データとして利用される。検証データCD1, CD2, CD3, CD4, CD5は、機械学習における検証データとして利用される。検証データCD1と、検証データCD2と、検証データCD3と、検証データCD4と、検証データCD5と、はそれぞれ異なる画像データを含む。すなわち、交差検証は、データセットDSに含まれるm個の画像データのう

ち、どの部分を検証データとみなすかについて複数のパターン（例えば、データセットDSa, DSb, DSc, DSd, DSe）を設定し、当該複数のパターンの数だけホールドアウト検証（図6参照）を繰り返すものである。

[0048] 実施形態では、交差検証を行う検証部61が採用されているが、これに限られるものでなく、検証部61が行う具体的な検証のアルゴリズムについては適宜変更可能である。

[0049] 実施形態の参照データ223は、図3を参照して説明した分類の数に対応した複数のデータセットを含む。具体的には、参照データ223は、データセットDS1, DS2, DS3, DS4, DS5, DS6, DS7, DS8を含む（図10参照）。データセットDS1は、「良品」に該当するm個の表示パネルの画像表示面を個別に撮像して得られたm個の画像データを含むデータセットDSである。データセットDS2は、「斜めムラ」に該当するm個の表示パネルの画像表示面を個別に撮像して得られたm個の画像データを含むデータセットDSである。データセットDS3は、「信号線不良」に該当するm個の表示パネルの画像表示面を個別に撮像して得られたm個の画像データを含むデータセットDSである。データセットDS4は、「走査線不良」に該当するm個の表示パネルの画像表示面を個別に撮像して得られたm個の画像データを含むデータセットDSである。データセットDS5は、「回路不良」に該当するm個の表示パネルの画像表示面を個別に撮像して得られたm個の画像データを含むデータセットDSである。データセットDS6は、「縦縞」に該当するm個の表示パネルの画像表示面を個別に撮像して得られたm個の画像データを含むデータセットDSである。データセットDS7は、「クラスター」に該当するm個の表示パネルの画像表示面を個別に撮像して得られたm個の画像データを含むデータセットDSである。データセットDS8は、「白ムラ」に該当するm個の表示パネルの画像表示面を個別に撮像して得られたm個の画像データを含むデータセットDSである。実施形態の検証部61は、データセットDS1, DS2, DS3, DS4, D

S 5, D S 6, D S 7, D S 8の各々について個別に交差検証を行う。

[0050] 図8は、機械学習を利用した判定の精度に関する考え方を表で示した図である。ある画像が「特定の対象が撮像された画像に該当する」場合を1 (P o s i t i v e) とし、「特定の対象が撮像された画像に該当しない」場合を-1 (N e g a t i v e) とする条件があるものとする。この条件下では、全ての画像は、1又は-1の判定を与えることができる画像であるとみなされる。機械学習では、入力されたデータ（特徴量）の元になった画像が、「特定の対象が撮像された画像に該当する」か否かの判定結果を示す出力を得られる。機械学習部70は、入力に応じて「特定の対象が撮像された画像に該当する」か否かの判定結果を示す出力を行う。より具体的な例を挙げると、実施形態の機械学習部70は、判定対象画像データ100又は検証データ（例えば、検証データCD等）の入力に応じて、入力されたデータ（特徴量）の元になった画像が「良品」、「斜めムラ」、「信号線不良」、「走査線不良」、「回路不良」、「縦縞」、「クラスター」又は「白ムラ」の分類のいずれに該当する画像であるかを示す出力を行う。ここで、例えば、「良品」以外の分類に該当すると判定された画像は、「良品に該当しない」と判定された画像であるといえる。

[0051] 図8に示す「実際のクラス」欄は、検査員による目視検査の結果を示す。例えば、実際に「特定の対象が撮像された」画像は、「特定の対象が撮像された画像に該当する」画像であり、1が与えられる。また、「特定の対象が撮像されていない」画像は、「特定の対象が撮像された画像に該当しない」画像であり、-1が与えられる。一方、図8に示す「予測されたクラス」は、機械学習を利用した判定による判定結果を示す。すなわち、当該判定で「特定の対象が撮像された画像に該当する」と判定された画像には1が与えられる。また、当該判定で「特定の対象が撮像された画像に該当しない」と判定された画像には-1が与えられる。

[0052] 実際に「特定の対象が撮像された」画像が、機械学習を利用した判定で「特定の対象が撮像された画像に該当する」と判定された場合、その判定は正

しい。このような、「実際のクラス」で与えられる値と「予測されたクラス」で与えられる値とが共に1である場合は、TP (True Positive) と呼ばれる。また、実際に「特定の対象が撮像されていない」画像が、機械学習を利用した判定で「特定の対象が撮像された画像に該当しない」と判定された場合、その判定は正しい。このような、「実際のクラス」で与えられる値と「予測されたクラス」で与えられる値とが共に-1である場合は、TN (True Negative) と呼ばれる。一方、実際に「特定の対象が撮像された」画像が、機械学習を利用した判定で「特定の対象が撮像された画像に該当しない」と判定された場合、その判定は誤りである。このような、「実際のクラス」で与えられる値が1であり、「予測されたクラス」で与えられる値が-1である場合は、FN (False Negative) と呼ばれる。また、実際に「特定の対象が撮像されていない」画像が、機械学習を利用した判定で「特定の対象が撮像された画像に該当する」と判定された場合、その判定は誤りである。このような、「実際のクラス」で与えられる値が-1であり、「予測されたクラス」で与えられる値が1である場合は、FP (False Positive) と呼ばれる。

[0053] 機械学習の精度を示す概念として、例えば、正解率、再現率、適合率、誤検出率、F 値等が知られている。正解率を示す値は、 $(TP + TN) / (TP + TN + FN + FP)$ の値である。再現率を示す値は、 $TP / (TP + FN)$ の値である。適合率を示す値は、 $TP / (TP + FP)$ の値である。誤検出率を示す値は、 $FP / (TN + FP)$ の値である。検出率をQとし、適合率をRとすると、F 値は、 $2 \times Q \times R / (Q + R)$ である。

[0054] 限定的分類処理部62は、複数段階処理を行う。ここでいう複数段階処理とは、複数の入力データに対する機械学習部70の出力が示す判定結果のうち、一部の判定結果に対応する一部の入力データを当該複数の画像から抽出し、抽出された当該一部の入力データを機械学習部70に入力し、機械学習部70に当該一部の判定結果のいずれであるかをさらに判定させる処理をさす。

[0055] 具体例を挙げると、判定対象画像データ１００には、複数の画像データ（例えば、１６００の画像データ）が含まれている。まず、当該複数の画像データが機械学習部７０に入力されることで、当該複数の画像データがそれぞれ、図３を参照して説明した分類のいずれに該当すると判定されたかを示す出力が得られる。ここで、図３を参照して説明した分類の一部（例えば、「良品」又は「斜めムラ」）に該当すると判定された一部の画像データ（例えば、２２０の画像データ）が生じた場合、限定的分類処理部６２は、当該一部の画像データを当該複数の画像データから抽出する。限定的分類処理部６２は、抽出された当該一部の入力データを再度機械学習部７０に入力し、機械学習部７０に判定を示す出力を再度行わせる。ただし、当該一部の入力データの入力に応じて行われる判定では、判定による分類が、当該分類の一部（例えば、「良品」又は「斜めムラ」）に限定される。なお、単純に当該一部の入力データを機械学習部７０に入力すると、当該一部の入力データに対する畳み込み処理部７１１及びプーリング処理部７１２による処理が再度行われることになる。ここで、当該一部の入力データの抽出前に当該複数の画像データに対して既に行われている畳み込み処理部７１１及びプーリング処理部７１２による処理後のデータのうち当該一部の入力データに対応するデータをそのまま採用し、畳み込み処理部７１１及びプーリング処理部７１２による処理が繰り返されないようにしてもよい。

[0056] 以下、限定的分類処理部６２による複数段階処理が適用された、機械学習部７０による機械学習の流れについて、図９及び図１０を参照して説明する。図９及び図１０を参照して説明する処理の流れは、参照データ２２３に含まれる画像データを教師データとした、教師あり学習の処理の流れである。

[0057] 図９は、複数段階処理が適用された機械学習の流れを示すフローチャートである。図１０は、複数段階処理が適用された機械学習の流れを示す図である。図９に示すように、まず、参照データ２２３の取得が行われる（ステップＳ１）。具体的には、機械学習プログラム２２１を実行処理中の演算部２１が、記憶部２２から参照データ２２３を読み出す。ここで、上述したよう

に、参照データ 223 に含まれる画像データのうち一部は教師データとして利用され、他の一部は検証データとして利用される。図 10 では、参照データ 223 に含まれるデータセット DS1, DS2, DS3, DS4, DS5, DS6, DS7, DS8 のうち教師データとして扱われる一部を TD として模式的に示し、検証データとして扱われる他の一部を CD として模式的に示している。

[0058] ステップ S1 の処理後、機械学習部 70 による 1 段階目の機械学習処理が行われる（ステップ S2）。ステップ S2 の処理は、参照データ 223 に含まれるデータセット DS1, DS2, DS3, DS4, DS5, DS6, DS7, DS8 に含まれる教師データを利用した機械学習処理である。当該機械学習処理は、例えば、参照データ 223 に含まれる検証データの画像の特徴量を示すデータをニューラルネットワーク NN の入力とした場合に当該データの画像が図 3 を参照して説明した 8 種類の分類のいずれであるかを機械学習部 70 に判定させることを目的とし、ニューラルネットワーク NN のニューロンにおける重みづけの値を決定する機械学習処理である。図 10 では、当該 1 段階目の機械学習処理を、「8-class CNN」と記載し、ステップ ST1 の符号を付している。

[0059] ステップ S2 の処理後、1 段階目の検証処理が行われる（ステップ S3）。ステップ S3 の処理は、演算部 21 が、参照データ 223 に含まれるデータセット DS1, DS2, DS3, DS4, DS5, DS6, DS7, DS8 に含まれる検証データを機械学習部 70 への入力として、ステップ S2 の処理による機械学習が反映された機械学習部 70 の出力を得る処理である。すなわち、ステップ S3 の処理は、検証データの画像が、機械学習部 70 によって、図 3 を参照して説明した 8 種類の分類のいずれであると判定されるかの出力を得る処理である。ステップ S3 の処理によって得られる出力を、図 10 では、出力 OP1 として示している。

[0060] ステップ S3 の処理後、限定的分類処理部 62 が、1 段階目の検証処理において特定の出力（検証結果）を得られた検証データを抽出する（ステップ

S 4)。ステップS 4の処理で抽出される検証データは、ステップS 3の処理で機械学習部70への入力として扱われた検証データの一部であって、図3を参照して説明した8種類の分類のうち一部の分類（例えば、「良品」又は「斜めムラ」）であると判定されたことを示す出力が得られた検証データである。すなわち、「特定の出力」とは、当該一部の分類であると判定されたことを示す出力をさす。

[0061] ステップS 4の処理後、参照データ223に含まれる画像データのうち特定の出力に対応する画像データを用いた2段階目の機械学習処理が行われる（ステップS 5）。「参照データ223に含まれる画像データのうち特定の出力に対応する画像データ」又は「特定の出力に対応する参照データ」とは、参照データ223の一部であって、ステップS 4の処理で「特定の出力」として扱われる一部の分類（例えば、「良品」又は「斜めムラ」）に対応する画像データを含むデータセット（例えば、データセットDS1とデータセットDS2）をさす。ステップS 5の処理は、上述した「特定の出力に対応する参照データ」に含まれる教師データを利用した機械学習処理である。当該機械学習処理は、例えば、参照データ223に含まれる検証データの画像の特徴量を示すデータをニューラルネットワークNNの入力とした場合に当該データの画像が図3を参照して説明した8種類の分類のうち「特定の出力」に対応する一部の分類のいずれであるかを機械学習部70に判定させることを目的とし、ニューラルネットワークNNのニューロンにおける重みづけの値を決定する機械学習処理である。図10では、当該2段階目の機械学習処理を、「2-class CNN」と記載し、ステップST2の符号を付している。

[0062] ステップS 5の処理後、2段階目の検証処理（1回目）が行われる（ステップS 6）。ステップS 6の処理は、演算部21が、上述した「特定の出力に対応する参照データ」に含まれる検証データを機械学習部70への入力として、ステップS 5の処理による機械学習が反映された機械学習部70の出力を得る処理である。すなわち、ステップS 6の処理は、上述した「特定の

出力に対応する参照データ」に含まれる検証データの画像が、機械学習部 70 によって、図 3 を参照して説明した 8 種類の分類うち、ステップ S 4 の処理で「特定の出力」に対応するとされた一部の分類のいずれであると判定されるかの出力を得る処理である。

[0063] なお、後述するステップ S 7 の処理前に、ステップ S 6 の処理によって得られた出力に基づいた、ステップ S 5 の処理による機械学習へのフィードバックが行われてもよい。すなわち、ステップ S 6 の処理に基づいて、ステップ S 5 の処理による機械学習の精度向上が図られてもよい。

[0064] ステップ S 6 の処理後、ステップ S 4 の処理で抽出された、特定の出力（検証結果）を得られた検証データを用いた 2 段階目の検証処理（2 回目）が行われる（ステップ S 7）。ステップ S 7 の処理は、演算部 21 が、ステップ S 4 の処理で抽出された検証データを機械学習部 70 への入力として、ステップ S 5 の処理による機械学習及びステップ S 6 の処理による検証処理（1 回目）を経た機械学習部 70 の出力を得る処理である。すなわち、ステップ S 7 の処理は、ステップ S 4 の処理で抽出された、特定の出力（検証結果）を得られた検証データの画像が、機械学習部 70 によって、図 3 を参照して説明した 8 種類の分類うち、ステップ S 4 の処理で「特定の出力」に対応するとされた一部の分類のいずれであると判定されるかの出力を得る処理である。ステップ S 7 の処理によって得られる出力を、図 10 では、出力 OP 2 として示している。

[0065] ステップ S 7 の処理後、2 段階目の検証処理（2 回目）で得られた出力と、1 段階目の検証処理で得られた出力のうち特定の出力（検証結果）でない出力と、を合わせたものを最終的な出力とする処理が行われる（ステップ S 8）。ステップ S 8 の処理では、演算部 21 が、ステップ S 7 の処理で得られた出力と、ステップ S 3 の処理で得られた出力のうちステップ S 4 の処理による抽出の対象とならなかった検証データを入力として得られた出力と、を統合し、統合されたものを機械学習部 70 の最終的な出力とする。ステップ S 8 の処理によって得られる出力を、図 10 では、出力 OP 3 として示し

ている。

[0066] なお、限定的分類処理部62による検証機能が交差検証の場合、交差検証で生じるデータセットの数に応じてステップS2からステップS7が繰り返される。データセットの数は、例えば、データセットDS1の場合、データセットDSa, ..., データセットDSeが対象となるから、5である。

[0067] 以下、複数段階処理の適用の有無による機械学習の精度の変化について、図11から図14を参照して説明する。図11から図14を参照した説明では、データセットDS1, DS2, ..., DS8の各データセットDSが、1000の画像データを含み ($m=1000$)、かつ、1000の画僧データのうち800が教師データとして扱われ、200が検証データ（判定対象数）として扱われた場合を例としている。また、図11から図14の表における「正答数」は、図8におけるTPに対応する。また、図11から図14の表における「予測精度」は、各分類に該当する検証データの数（実際のクラスの数）に対する正答数の割合であり、上述した再現率に該当する。

[0068] 図11は、参照データ223に含まれる検証データの実際のクラスと、図9を参照して説明したステップS3の処理による1回目の検証処理の出力（予測されたクラス）との対応関係を示す図である。まず、図11に示す例で、実際のクラスが「良品」であるが予測されたクラスが「良品」以外であるとされたFN（44／200）について説明する。当該FNのうち、予測されたクラスが「斜めムラ」とされたもの（21／44）は当該FNの半分近くもあり、当該FNにおいて他の分類とされたものの各々の数に比して有意に大きい。次に、図11に示す例で、実際のクラスと予測されたクラスが一致しているTPについて説明する。「斜めムラ」のTP（111／200）は、他の分類のTPに比して著しく小さい。次に、図11に示す例で、実際のクラスが「斜めムラ」であるが予測されたクラスが「斜めムラ」以外であるとされたFN（89／200）について説明する。当該FNのうち、予測されたクラスが「良品」とされたもの（62／89）は当該FNの半分を超え、当該FNにおいて他の分類とされたものの各々の数に比して有意に大き

い。

[0069] 図12は、図9を参照して説明したステップS6の処理で機械学習部70に入力された「特定の出力に対応する参照データ」に含まれる検証データの実際のクラスと、当該ステップS6の処理による2回目の検証処理（1回目）の出力（予測されたクラス）との対応関係を示す図である。図11と図12との比較で示すように、実際のクラス及び予測されたクラスを「良品」と「斜めムラ」に限定することで、実際のクラスと予測されたクラスとの一致の度合いをより高められる。具体的には、図11に示す例において、実際のクラスと予測されたクラスが共に「良品」であるのは156/200であり、これを予測精度に換算すると78.0%である。これに対し、図12に示す例において、実際のクラスと予測されたクラスが共に「良品」であるのは180/200であり、これを予測精度に換算すると90.0%である。また、図11に示す例において、実際のクラスと予測されたクラスが共に「斜めムラ」であるのは111/200であり、これを予測精度に換算すると55.5%である。これに対し、図12に示す例において、実際のクラスと予測されたクラスが共に「良品」であるのは160/200であり、これを予測精度に換算すると80.0%である。

[0070] 図13は、図9を参照して説明したステップS4の処理で抽出されてステップS7の処理で機械学習部70に入力された検証データの実際のクラスと、当該ステップS7の処理による2回目の検証処理（2回目）の出力（予測されたクラス）との対応関係を示す図である。図11と図13との比較で示すように、実際のクラス及び予測されたクラスを「良品」と「斜めムラ」に限定することで、実際のクラスと予測されたクラスとの一致の度合いをより高められる。具体的には、図11に示す例において、実際のクラスと予測されたクラスが共に「良品」であるのは156/200であり、これを予測精度に換算すると78.0%である。これに対し、図13に示す例において、実際のクラスと予測されたクラスが共に「良品」であるのは159/177であり、これを予測精度に換算すると89.8%である。また、図11に示

す例において、実際のクラスと予測されたクラスが共に「斜めムラ」であるのは $111 / 200$ であり、これを予測精度に換算すると 55.5% である。これに対し、図 13 に示す例において、実際のクラスと予測されたクラスが共に「良品」であるのは $140 / 173$ であり、これを予測精度に換算すると 80.9% である。

[0071] 図 14 は、参照データ 223 に含まれる検証データの実際のクラスと、図 9 を参照して説明したステップ S8 の処理によって得られた最終的な出力（予測されたクラス）との対応関係を示す図である。図 14 に示す表は、図 11 に示す表に含まれる各種の値のうち、一部の値が図 13 に示す表に含まれる値によって更新されたものである。当該一部の値の更新によって、図 13 に示す値のうち、「良品」の TP (159) と、「良品」の FN、すなわち、実際のクラスが「良品」であるが予測されたクラスが「斜めムラ」であるもの (18) と、「斜めムラ」の TP (140) と、「斜めムラ」の FN、すなわち、実際のクラスが「斜めムラ」であるが予測されたクラスが「良品」であるもの (33) と、が反映されている。

[0072] 図 11 と図 14 との比較で示すように、ステップ S8 の処理によって得られる最終的な出力は、1 回目の検証処理の出力に比して、「良品」及び「斜めムラ」の予測精度が高まっている。従って、機械学習を利用した予測精度全般で見た場合でも、当然、ステップ S8 の処理によって得られる最終的な出力は、1 回目の検証処理の出力に比して、予測精度が高まっている。

[0073] 図 9 から図 14 を参照して説明したように、機械学習において限定的分類処理部 62 による複数段階処理を適用することで、予測精度、すなわち、実際のクラスと予測されたクラスとの一致の度合いをより高められる。限定的分類処理部 62 による複数段階処理は、機械学習だけでなく、機械学習を利用した画像データの分類判定にも適用できる。以下、機械学習を利用した画像データの分類判定に複数段階処理が適用された機械学習部 70 による判定処理の流れについて、図 15 を参照して説明する。なお、機械学習を利用した画像データの分類判定は、図 9 から図 14 を参照して説明した機械学習の

後に行われる。また、図10では、図15に基づいた判定対象画像データ100の入力の流れを破線で示している。

[0074] 図15は、機械学習を利用した画像データの分類判定に複数段階処理が適用された機械学習部70による判定処理の流れを示すフローチャートである。まず、判定対象画像データ100の取得が行われる（ステップS11）。具体的には、取得部40が、外部の機器から判定対象画像データ100を取得し、演算部21に出力する。

[0075] ステップS11の処理後、画像処理部51による画像処理が行われる（ステップS12）。具体的には、図4を参照して説明したように、画像処理部51が判定対象画像データ100に含まれる画像データの画像のコントラストをより強調する画像処理を行う。

[0076] ステップS12の処理後、機械学習部70による1段階目の判定処理が行われる（ステップS13）。ステップS13の処理は、演算部21が、判定対象画像データ100に含まれる画像データを機械学習部70への入力として、図9を参照して説明した機械学習が反映された機械学習部70の出力を得る処理である。すなわち、ステップS13の処理は、判定対象画像データ100に含まれる画像データの画像が、機械学習部70によって、図3を参照して説明した8種類の分類のいずれであると判定されるかの出力を得る処理である。

[0077] ステップS13の処理後、限定的分類処理部62が、1段階目の判定処理において特定の出力（判定結果）を得られた判定対象画像データ100を抽出する（ステップS14）。ステップS14の処理で抽出される検証データは、ステップS13の処理で機械学習部70への入力として扱われた判定対象画像データ100に含まれる画像データの一部または全部であって、図3を参照して説明した8種類の分類のうち一部の分類（例えば、「良品」又は「斜めムラ」）であると判定されたことを示す出力が得られた画像データである。すなわち、「特定の出力」とは、当該一部の分類であると判定されたことを示す出力をさす。

- [0078] ステップS 1 4 の処理後、ステップS 1 4 の処理で抽出された特定の出力に対応する画像データを用いた２段階目の判定処理が行われる（ステップS 1 5）。ステップS 1 5 の処理は、ステップS 1 4 の処理で抽出された、特定の出力（判定結果）を得られた画像データの画像が、機械学習部 7 0 によって、図 3 を参照して説明した 8 種類の分類うち、ステップS 1 4 の処理で「特定の出力」に対応するとされた一部の分類のいずれであると判定されるかの出力を得る処理である。
- [0079] ステップS 1 5 の処理後、２段階目の判定処理で得られた出力と、１段階目の判定処理で得られた出力のうち特定の出力（検証結果）でない出力と、を合わせたものを最終的な出力とする処理が行われる（ステップS 1 6）。ステップS 1 6 の処理では、演算部 2 1 が、ステップS 1 5 の処理で得られた出力と、ステップS 1 3 の処理で得られた出力のうちステップS 1 4 の処理による抽出の対象とならなかった画像データを入力として得られた出力と、を統合し、統合されたものを機械学習部 7 0 の最終的な出力とする。
- [0080] 図 1 5 を参照して説明した処理の流れを経ることで、単純に機械学習を利用して判定対象画像データ 1 0 0 に含まれる画像データの画像を分類する場合に比して、図 1 1 から図 1 4 を参照して説明した場合と同様に、分類の精度をより高められる。
- [0081] なお、図 4 を参照した説明では、コントラスト強調前後の階調値の関係を示すグラフとしてグラフ L 1, L 2, L 3 を例示しているが、コントラスト強調前後の階調値の関係は、これらに限られるものでない。
- [0082] 図 1 6 は、コントラスト強調前の画素の階調値と、コントラスト強調後の画素の階調値と、の関係を示すグラフである。画像処理部 5 1 は、例えば、図 1 6 に示すグラフ L 1 1, L 1 2, L 1 3 のいずれかのように表せるコントラスト強調前後の関係となるように、画像に含まれる複数の画素の各々の階調値を変更することで、画像のコントラストをより強調するようにしてもよい。
- [0083] また、ステップS 1 2 の処理で画像処理部 5 1 が行う画像処理、すなわち

、コントラスト強調は、上述した式（１）に対応したものに限られない。以下、画像処理部５１が行うコントラスト強調のより発展的な考え方について説明するが、その前提として、「斜めムラ」の表示パネルを撮像した画像の階調値の分布と、「良品」の表示パネルを撮像した画像の階調値の分布と、の関係について、図１７を参照して説明する。

[0084] 図１７は、「斜めムラ」の表示パネルを撮像した画像の階調値の分布と、「良品」の表示パネルを撮像した画像の階調値の分布と、の関係を示す図である。ヒストグラムＨｓ１は、「斜めムラ」の表示パネルを撮像した１つの画像に含まれる画素の階調値を示すヒストグラムである。ヒストグラムＨｓ１を含め、実施形態の説明で参照するヒストグラムは、画像に含まれる画素の階調値の範囲（０から、階調値のビット数で表せる最大値までの範囲）を横軸方向で示し、各階調値の画素数を縦軸方向で示している。ヒストグラムＨｓ２は、「良品」の表示パネルを撮像した１つの画像に含まれる画素の階調値を示すヒストグラムである。ヒストグラムＨｓ３は、「良品」の表示パネルであってヒストグラムＨｓ２のものとは異なる表示パネルを撮像した１つの画像に含まれる画素の階調値を示すヒストグラムである。なお、図１７に示す各ヒストグラムは、画像処理部５１による画像処理が行われる前の画像の階調値を示すヒストグラムである。

[0085] 図１７のヒストグラムＨｓ２、Ｈｓ３で示すように、白色又は中間調のベタ画像を表示している「良品」の表示パネルを撮像した画像の階調値の分布は、階調値の最頻出現度に対応するヒストグラムの山が顕著に生じる。当該ヒストグラムの山が有する階調値の揺れ幅（山の最低階調値と最高階調値との差）は、概ね、画素のビット数（画素が取りうる階調値の最低階調値と最高階調値との差）の１割未満であることが多い。例えば、画素のビット数が８ビットならば、階調値が０から２５５の値を取る。一方、当該ヒストグラムの山の階調値の揺れ幅が２５を超えることは少ない。

[0086] 一方、ヒストグラムＨｓ１のように「斜めムラ」と分類される表示パネルを撮像した画像では、階調値の最頻出現度に対応するヒストグラムの山に対

応する階調値に対して相対的に低い低階調値帯 F 1 1 に含まれる階調値の画素の数が無視できない程度に有意に生じる。なお、ヒストグラム H s 1 では、ヒストグラムの山を挟んで低階調値帯 F 1 1 と反対側、すなわち、ヒストグラムの山に対応する階調値に対して相対的に高い高階調値帯 F 1 2 に含まれる画素はほとんど又は全くないが、周囲よりも相対的に高い輝度で視認される斜めムラが生じた表示パネルの場合、高階調値帯 F 1 2 に含まれる画素が生じることになる。

[0087] なお、ヒストグラム H s 2 における低階調値帯 F 2 1 及び高階調値帯 F 2 2 ならびにヒストグラム H s 3 における低階調値帯 F 3 1 及び高階調値帯 F 3 2 に含まれる画素はほとんど又は全くない。言い換えれば、ヒストグラム H s 1 とヒストグラム H s 2 との差異は、ヒストグラム H s 1 では低階調値帯 F 1 1 に含まれる画素が有意に存在するが、ヒストグラム H s 2 では低階調値帯 F 2 1 に含まれる画素がほとんど又は全くない、ということである。低階調値帯 F 1 1, F 2 1, F 3 1 及び高階調値帯 F 1 2, F 2 2, F 3 2 のような「ヒストグラムの裾野」は、例えば、ヒストグラムの山を中心として画素のビット数の 3 割以内の階調値範囲に収まる。

[0088] 図 1 7 では、低階調値帯 F 1 1 と低階調値帯 F 2 1 とがほぼ同一の階調値帯であることを示すことを目的として、低階調値帯 F 1 1 の最低階調値と低階調値帯 F 2 1 の最低階調値とを結ぶ破線 F 1 a と、低階調値帯 F 1 1 の最高階調値と低階調値帯 F 2 1 の最高階調値とを結ぶ破線 F 1 b と、を図示している。また、高階調値帯 F 1 2 と高階調値帯 F 2 2 とがほぼ同一の階調値帯であることを示すことを目的として、高階調値帯 F 1 2 の最低階調値と高階調値帯 F 2 2 の最低階調値とを結ぶ破線 F 2 a と、高階調値帯 F 1 2 の最高階調値と高階調値帯 F 2 2 の最高階調値とを結ぶ破線 F 2 b と、を図示している。破線 F 1 a, F 1 b, F 2 a, F 2 b は、グラフの縦軸にほぼ沿う。

[0089] ここで、ヒストグラム H s 2 とヒストグラム H s 3 とを比較すると、ヒストグラム H s 3 は、ヒストグラム H s 2 よりもヒストグラムの山が全体的に

低階調値側にずれている。このように、分類上は同じ「良品」として扱われる表示パネルであっても、表示パネル毎に階調値の傾向が異なる個体差がある。このような個体差を示す複数の表示パネルを撮像した複数の画像のコントラスト強調で式（１）に基づいた変更後の階調値（ y ）の算出を行った場合、 b の値によっては、ヒストグラム $Hs1$ において低階調値帯 $F11$ に含まれる画素があることと、ヒストグラム $Hs3$ において低階調値帯 $F31$ に含まれる画素がないことと、の区別を明確にすることが困難な画像が生じることがある。

[0090] そこで、画像処理部51は、上述した式（１）に代えて、以下の式（２）に基づいてコントラスト強調を行ってもよい。式（２）に基づいたコントラスト強調によれば、式（１）に比して、上述した「ヒストグラムの裾野」に含まれる画素が有意に存在するかをより明確に区別しやすくなる。式（１）と式（２）の差異及び式（２）の $gain_1$, $gain_2$, $inflection_1$, $inflection_2$, $height_1$ について、図18を参照して説明する。

[0091] [数2]

$$y = \frac{height_1}{1 + \exp[gain_1 \times (inflection_1 - x)]} + \frac{255 - height_1}{1 + \exp[gain_2 \times (inflection_2 - x)]} \quad \dots (2)$$

[0092] 図18は、式（１）と式（２）の差異及び式（２）に対応したグラフと $gain_1$, $gain_2$, $inflection_1$, $inflection_2$, $height_1$, $height_2$ との関係を示す図である。図18に示すグラフL21は、式（１）に基づいたコントラスト強調前後の階調値の関係を示すグラフであり、式（１）に対応したグラフである。グラフL21は、式（１）に $a=0.05$, $b=128$ を適用したものである。また、グラフL22は、式（２）に基づいたコントラスト強調前後の階調値の関係を示すグラフであり、式（２）に対応したグラフである。

[0093] 図18に示すように、グラフL22は、2つの変曲点を有する。2つの変曲点の一方が、横軸方向について Inflection_1 の位置にある。当該2つの変曲点の他方が、横軸方向について Inflection_2 の位置にある。言い換えれば、 Inflection_1 , Inflection_2 の値は、式(2)に基づいたコントラスト強調における当該2つの変曲点の設定を反映したものである。ここで、 Inflection_2 は、 Inflection_1 よりも大きい。 gain_1 は、当該2つの変曲点の一方の傾きの大きさを示す。 gain_2 は、当該2つの変曲点の他方の傾きの大きさを示す。 gain_1 及び gain_2 は、上述した a と同様の値である。 height_1 は、当該2つの変曲点の一方によるコントラスト強調後の階調値の上限値及び当該2つの変曲点の他方によるコントラスト強調後の階調値の下限値を示す。なお、当該2つの変曲点の一方によるコントラスト強調後の階調値の下限値は、0である。また、当該2つの変曲点の他方によるコントラスト強調後の階調値の上限値は、画素の最高階調値である。 Inflection_1 , Inflection_2 , height_1 は、画素の階調値が取りうる値を取り、一般的に0以上の整数である。

[0094] 図18では、 $\text{gain_1}=0.5$, $\text{gain_2}=0.5$, $\text{Inflection_1}=90$, $\text{Inflection_2}=135$, $\text{height_1}=128$ である。また、図8では、 $\text{height_2}=(255-\text{height_1})=127$ として示している。

[0095] 図18に示すヒストグラムHs4は、「良品」と分類される表示パネルを撮像した画像のヒストグラムである。図18に示すように、 Inflection_1 の値に対応する階調値を下限とし、 Inflection_2 の値に対応する階調値を上限とする階調値範囲に、「良品」と分類される表示パネルを撮像した画像のヒストグラムの山が十分に収まる階調値範囲となるよう、 Inflection_1 及び Inflection_2 が設定されることが望ましい。

[0096] 図19は、「良品」と分類される表示パネルを撮像した画像と、当該画像への画像処理の適用例と、を示す図である。図19に示す処理前画像Be1は、画像処理部51による画像処理前の画像である。ヒストグラムHs5は、処理前画像Be1に含まれる画素の階調値の分布を示すヒストグラムである。処理後画像Af11は、処理前画像Be1に含まれる画素の階調値をコントラスト強調前の階調値とし、グラフL21が示すコントラスト強調前後の関係となるように画像処理部51によるコントラスト強調が行われた画像である。処理後画像Af12は、処理前画像Be1に含まれる画素の階調値をコントラスト強調前の階調値とし、グラフL31が示すコントラスト強調前後の関係となるように画像処理部51によるコントラスト強調が行われた画像である。グラフL31は、式(2)に対応したグラフであり、 $gain_1=0.5$, $gain_2=0.5$, $inflection_1=80$, $inflection_2=140$, $height_1=128$ である。

[0097] 図20は、「走査線不良」及び「信号線不良」の両方に該当する表示パネルを撮像した画像と、当該画像への画像処理の適用例と、を示す図である。図20に示す処理前画像Be2は、画像処理部51による画像処理前の画像である。ヒストグラムHs6は、処理前画像Be2に含まれる画素の階調値の分布を示すヒストグラムである。処理後画像Af21は、処理前画像Be2に含まれる画素の階調値をコントラスト強調前の階調値とし、グラフL21が示すコントラスト強調前後の関係となるように画像処理部51によるコントラスト強調が行われた画像である。処理後画像Af22は、処理前画像Be2に含まれる画素の階調値をコントラスト強調前の階調値とし、グラフL41が示すコントラスト強調前後の関係となるように画像処理部51によるコントラスト強調が行われた画像である。グラフL41は、式(2)に対応したグラフであり、 $gain_1=0.5$, $gain_2=0.5$, $inflection_1=90$, $inflection_2=140$, $height_1=128$ である。

[0098] 図20に示す処理後画像Af21は、全体的に暗くなってしまっており、

コントラスト強調前の処理前画像 B e 2 に比して走査線不良を示す黒領域 B A の確認がより困難になっている。一方、処理後画像 A f 2 2 は、全体的に明るくなり、走査線不良を示す黒領域 B A の確認がより容易になっている。また、処理後画像 A f 2 2 は、信号線不良を示す白領域 W A の確認も十分に行える状態である。また、図 19 で示すように、「良品」であることの確認に関しても、式 (2) には問題がない。このように、式 (2) に基づいたコントラスト強調を行うことで、画像の明暗に基づいた「良品」と、「良品」以外と、の分類がより行いやすくなる。

[0099] なお、height__1 の値を、画素の最高階調値と同値にした場合、gain__2 及び inflection__2 は実質的に機能しない。すなわち、この場合、式 (2) は、実質的に式 (1) と同様に機能する。

[0100] 図 21 は、「斜めムラ」に分類される表示パネルを撮像した画像と、当該画像への画像処理の適用例と、を示す図である。図 21 に示す処理前画像 B e 3 は、画像処理部 51 による画像処理前の画像である。ヒストグラム H s 7 は、処理前画像 B e 3 に含まれる画素の階調値の分布を示すヒストグラムである。処理後画像 A f 3 1 は、処理前画像 B e 3 に含まれる画素の階調値をコントラスト強調前の階調値とし、グラフ L 21 が示すコントラスト強調前後の関係となるように画像処理部 51 によるコントラスト強調が行われた画像である。処理後画像 A f 3 2 は、処理前画像 B e 3 に含まれる画素の階調値をコントラスト強調前の階調値とし、グラフ L 51 が示すコントラスト強調前後の関係となるように画像処理部 51 によるコントラスト強調が行われた画像である。グラフ L 51 は、式 (2) に対応したグラフであり、gain__1=1, inflection__1=100, height__1=255 である。

[0101] 図 22 は、「白ムラ」に分類される表示パネルを撮像した画像と、当該画像への画像処理の適用例と、を示す図である。図 22 に示す処理前画像 B e 4 は、画像処理部 51 による画像処理前の画像である。ヒストグラム H s 8 は、処理前画像 B e 4 に含まれる画素の階調値の分布を示すヒストグラムで

ある。処理後画像A f 4 1は、処理前画像B e 4に含まれる画素の階調値をコントラスト強調前の階調値とし、グラフL 2 1が示すコントラスト強調前後の関係となるように画像処理部5 1によるコントラスト強調が行われた画像である。処理後画像A f 4 2は、処理前画像B e 4に含まれる画素の階調値をコントラスト強調前の階調値とし、グラフL 6 1が示すコントラスト強調前後の関係となるように画像処理部5 1によるコントラスト強調が行われた画像である。グラフL 6 1は、式(2)に対応したグラフであり、 $gain_1 = 0.1$ 、 $inflection_1 = 105$ 、 $height_1 = 255$ である。図2 1及び図2 2に示すように、変曲点の位置($inflection_1$)及び傾き($gain_1$)を適切に設定することで、ムラをよりはっきりさせることができる。

[0102] 以下、式(1)におけるbの値及び式(2)における $inflection_1$ の値をどのように決定するかの考え方について、図2 3を参照して説明する。

[0103] 図2 3は、表示パネルを撮像した画像に含まれる画素の階調値の分布を示すヒストグラムH s 9と、変曲点の位置(b)と、の関係を示す図である。なお、ヒストグラムH s 9は、「斜めムラ」に分類される表示パネルを撮像した画像のヒストグラムである。

[0104] 図2 3に示す範囲U Nは、画素の階調値がより低階調である画素の数から優先して数え始めて、画素数が2 0 0 0個未満である画素の階調値範囲である。ここで、画素の最低階調値(0)を原点とした範囲U Nの階調値の横軸方向の幅、すなわち、範囲U Nの階調値の最高値をbの値とすることで、範囲U Nが導出されたヒストグラム(例えば、ヒストグラムH s 9)が導出された画像のコントラスト強調に式(1)を採用する場合における当該グラフの変曲点をより好適に設定できる。また、画像のコントラスト強調に式(2)を採用する場合、範囲U Nの階調値の最高値を $inflection_1$ の値としてもよい。また、このようなb又は $inflection_1$ の決定ルーチンを画像処理部5 1に設定することで、画像処理部5 1によるコン

トラスト強調処理における変曲点の自動的な設定を行える。

[0105] なお、範囲UNに含まれる画素数が2000未満であるというのは、あくまで一例であってこれに限られるものでない。範囲UNに含まれる画素数は、表示パネルを撮像して得られた画像の画素数に対する割合（例えば、15%）として定められることが望ましい。

[0106] 式(1)のa、b、式(2)のgain__1, gain__2, inflection__1, inflection__2, height__1、範囲UNに含まれる画素数等、各種のパラメータに関する設定は、例えば設定データ224に含まれる。式(1)、式(2)のような画像処理のアルゴリズムに関する規則は、例えば画像処理プログラム222に含まれる。

[0107] 以上説明したように、実施形態による方法は、機械学習を利用して、表示装置の画像表示面を撮像した画像（例えば、判定対象画像データ100又は参照データ223に含まれる画像データの画像）がj種類（例えば、j=8）の分類のいずれに該当するか判定する表示装置の検査方法を含む。実施形態による方法は、情報処理装置（例えば、情報処理装置1）が、予め用意された当該j種類の分類に対応した画像のデータを含む教師データ（例えば、参照データ223）に基づいて、画像が当該j種類の分類のいずれに該当するか判定するための機械学習を行う第1機械学習ステップ（例えば、ステップS2）を含む。実施形態による方法は、当該情報処理装置が、当該j種類のうちk種類（例えば、k=2）の分類に対応した画像のデータを含む教師データ（例えば、参照データ223のうちデータセットDS1, DS2）に基づいて、画像が当該k種類の分類のいずれに該当するか判定するための機械学習を行う第2機械学習ステップ（例えば、ステップS5）を含む。j及びkは2以上の自然数である。kはjよりも小さい。これらによって、当該j種類のうち当該k種類の分類について、画像の分類精度をより高められる。従って、より高精度に表示装置の画像を分類できる。

[0108] また、k種類（例えば、k=2）の分類のうち1種類は、表示不良と見なされる表示出力が生じない良品として扱われる表示装置の分類である。これ

によって、良品と、良品以外の1種類以上の分類と、を含む k 種類の分類について、画像の分類精度をより高められる。従って、例えば上述した斜めムラのような、 j 種類（例えば、 $j = 8$ ）の中でも良品との分類が比較的困難な分類についても、良品と、良品以外と、の分類精度をより高められる。

[0109] また、第2機械学習ステップ（例えば、ステップS5）で利用される教師データ（例えば、参照データ223のうちデータセットDS1, DS2）は、第1機械学習ステップ（例えば、ステップS2）で利用される教師データ（例えば、参照データ223）の一部である。これによって、当該第1機械学習ステップと当該第2機械学習ステップとで利用される教師データを共通化できる。

[0110] また、実施形態による方法は、表示装置の画像表示面を撮像した画像（例えば、参照データ223に含まれる検証データの画像）が j 種類（例えば、 $j = 8$ ）の分類のいずれに該当するかの判定を、情報処理装置（例えば、情報処理装置1）が第1機械学習ステップ（例えば、ステップS2）後かつ第2機械学習ステップ（例えば、ステップS5）前に行う第1検査ステップ（例えば、ステップS3）を含む。実施形態による方法は、当該情報処理装置が、第1検査ステップで判定対象となった当該画像のデータ（例えば、参照データ223に含まれる検証データ）のうち当該第1検査ステップで k 種類（例えば、 $k = 2$ ）の分類のいずれかに該当すると判定された画像のデータを抽出する第1抽出ステップ（例えば、ステップS4）を含む。実施形態による方法は、当該第1抽出ステップで抽出された画像のデータが当該 k 種類の分類のいずれに該当するかの判定を、当該情報処理装置が当該第2機械学習ステップ後に行う第2検査ステップ（例えば、ステップS7）を含む。これらによって、当該第1機械学習ステップで当該 k 種類のいずれかであると分類された画像を、当該第2機械学習後に再度分類した場合の分類精度を確認できる。従って、当該第2検査ステップの分類結果を反映することで、当該第1機械学習ステップのみの場合に比して、当該 k 種類の分類について、画像の分類精度をより高められる。

[0111] また、実施形態による方法は、表示装置の画像表示面を撮像した画像のデータであって、教師データ（例えば、参照データ 223）とは異なる画像のデータ（例えば、判定対象画像データ 100）が、 j 種類（例えば、 $j = 8$ ）の分類のいずれに該当するかを情報処理装置（例えば、情報処理装置 1）が判定する第 1 判定ステップ（例えば、ステップ S13）を含む。実施形態による方法は、当該第 1 判定ステップで判定対象となった当該画像のデータのうち当該第 1 判定ステップで k 種類（例えば、 $k = 2$ ）の分類のいずれかに該当すると判定された画像のデータを抽出する第 2 抽出ステップ（例えば、ステップ S14）を含む。実施形態による方法は、当該第 2 抽出ステップで抽出された画像のデータが当該 k 種類の分類のいずれに該当するかを当該情報処理装置が判定する第 2 判定ステップ（例えば、ステップ S15）を含む。これらによって、当該 j 種類のうち当該 k 種類の分類について、画像の分類精度をより高められる。従って、より高精度に表示装置の画像を分類できる。

[0112] また、実施形態の情報処理装置 1 は、機械学習を利用して、表示装置の画像表示面を撮像した画像（例えば、判定対象画像データ 100 又は参照データ 223 に含まれる画像データの画像）が j 種類（例えば、 $j = 8$ ）の分類のいずれに該当するか判定することができる情報処理装置である。情報処理装置 1 は、予め用意された当該 j 種類の分類に対応した画像のデータを含む教師データ（例えば、参照データ 223）を記憶する記憶部（例えば、記憶部 22）と、当該記憶部から当該教師データを読み出して機械学習を行う演算部（例えば、演算部 21）と、を備える。当該演算部は、当該教師データに基づいて、画像が当該 j 種類の分類のいずれに該当するか判定するための機械学習を行い、当該 j 種類のうち k 種類（例えば、 $k = 2$ ）の分類に対応した画像のデータを含む当該教師データの一部（例えば、参照データ 223 のうちデータセット DS1, DS2）に基づいて、画像が当該 k 種類の分類のいずれに該当するか判定するための機械学習を行う。 j 及び k は 2 以上の自然数である。 k は j よりも小さい。これらによって、情報処理装置 1 によ

る画像の分類について、当該 j 種類のうち当該 k 種類の分類について、画像の分類精度をより高められる。従って、より高精度に表示装置の画像を分類できる。

[0113] さらに、実施形態による方法は、表示装置の画像表示面を撮像した画像（例えば、判定対象画像データ 100 又は参照データ 223 に含まれる画像データの画像）のコントラスト強調方法を含む。実施形態による方法は、情報処理装置（例えば、情報処理装置 1）が、当該画像のコントラスト強調を行うステップ（例えば、ステップ S12）を含む。当該画像に含まれる画素の階調値のコントラスト強調前の値とコントラスト強調後の値との関係を示すグラフ（例えば、グラフ L31 等）は、2つの変曲点（例えば、*Inflection__1*, *Inflection__2*）を有する曲線である。これらによって、画像のコントラスト強調において、表示不良によって生じる特徴をより鮮明にするためのより適切なパラメータの設定が可能になる。すなわち、2つの変曲点の設定によって、表示不良によって生じる特徴をより鮮明にできるようになる。

[0114] また、2つの変曲点の一方（例えば、*Inflection__1*）を含む曲線及び当該2つの変曲点の他方（例えば、*Inflection__2*）を含む曲線は、シグモイド曲線である。従って、コントラスト強調後の画像の階調値が各変曲点を挟んで段階的に上がり、全体として3段階的な階調値の高低を有するコントラスト強調後の画像を得られる。

[0115] また、2つの変曲点の一方（例えば、*Inflection__1*）は、グラフ（例えば、グラフ L31 等）において画像（例えば、判定対象画像データ 100 又は参照データ 223 に含まれる画像データの画像）に含まれる複数の画素の最頻階調値よりも低い階調値の位置にあり、当該2つの変曲点の他方（例えば、*Inflection__2*）は、当該グラフにおいて当該画像に含まれる複数の画素の最頻階調値よりも高い階調値の位置にある。従って、コントラスト強調によって、良品の表示装置を撮像した画素により多く含まれる画素の最頻階調値よりも低い階調値の画素及び当該最頻階調値より

も高い階調値の画素をより鮮明にできる。

[0116] また、実施形態の情報処理装置 1 は、表示装置の画像表示面を撮像した画像（例えば、判定対象画像データ 100 又は参照データ 223 に含まれる画像データの画像）のコントラスト強調を行うことができる情報処理装置である。情報処理装置 1 は、コントラスト強調を行う画像処理部（例えば、画像処理部 51）を備える。当該画像に含まれる画素の階調値のコントラスト強調前の値とコントラスト強調後の値との関係を示すグラフは、2つの変曲点（例えば、`Inflection_1`、`Inflection_2`）を有する曲線である。これらによって、画像のコントラスト強調において、表示不良によって生じる特徴をより鮮明にするためのより適切なパラメータの設定が可能な情報処理装置 1 を提供できる。すなわち、2つの変曲点の設定によって、表示不良によって生じる特徴をより鮮明にできるようになる。

[0117] なお、上述した実施形態では、 $j = 8$ 、 $k = 2$ であるが、これはあくまで一例であってこれに限られるものでない。 j 及び k は 2 以上の自然数であって、かつ、 k が j より小さければよい。必然的に、 j は 3 以上であるといえる。また、 j 種類のうち j 未満種類を対象とした第 2 検査ステップ、第 2 判定ステップは、複数回行われてもよい。この場合、複数回行われる第 2 検査ステップ、第 2 判定ステップではそれぞれ、 j 種類からそれぞれ異なる k 種類に限定された分類が行われる。また、複数回行われる第 2 検査ステップ（又は第 2 判定ステップ）のうち 1 つが j 種類のうち k 種類を対象とし、他の 1 つが j 種類のうち h 種類を対象とするように、複数回行われる第 2 検査ステップ、第 2 判定ステップの各々で分類数がそれぞれ異なってもよい。

[0118] また、上述した実施形態では、第 2 機械学習ステップで利用される教師データは、第 1 機械学習ステップで利用される教師データの一部であるが、第 1 機械学習ステップで利用される教師データと、第 2 機械学習ステップで利用される教師データと、が別であってもよい。

[0119] また、上述した実施形態では、判定対象画像データ 100 及び参照データ 223 が、大判点灯検査装置と呼ばれる、複数の表示パネルの撮像を一括で

行える装置を用いて撮像された複数の画像データを含んでいるが、これはあくまで表示装置の画像表示面を撮像した画像のデータの一形態例であってこれに限られるものでない。表示装置の画像表示面を撮像した画像は、例えばスマートフォンの画像表示面を撮像した画像等、表示パネルのみの状態でない表示装置の画像表示面を撮像した画像であってもよい。

[0120] また、上述した実施形態では、CNNが採用されているが、これは機械学習アルゴリズムの具体例に過ぎず、これに限られるものでない。上述した実施形態におけるCNNに代えて、他の機械学習アルゴリズムに基づいた機械学習が採用されてもよい。

[0121] また、本実施形態において述べた態様によりもたらされる他の作用効果について本明細書記載から明らかなもの、又は当業者において適宜想到し得るものについては、当然に本開示によりもたらされるものと解される。

符号の説明

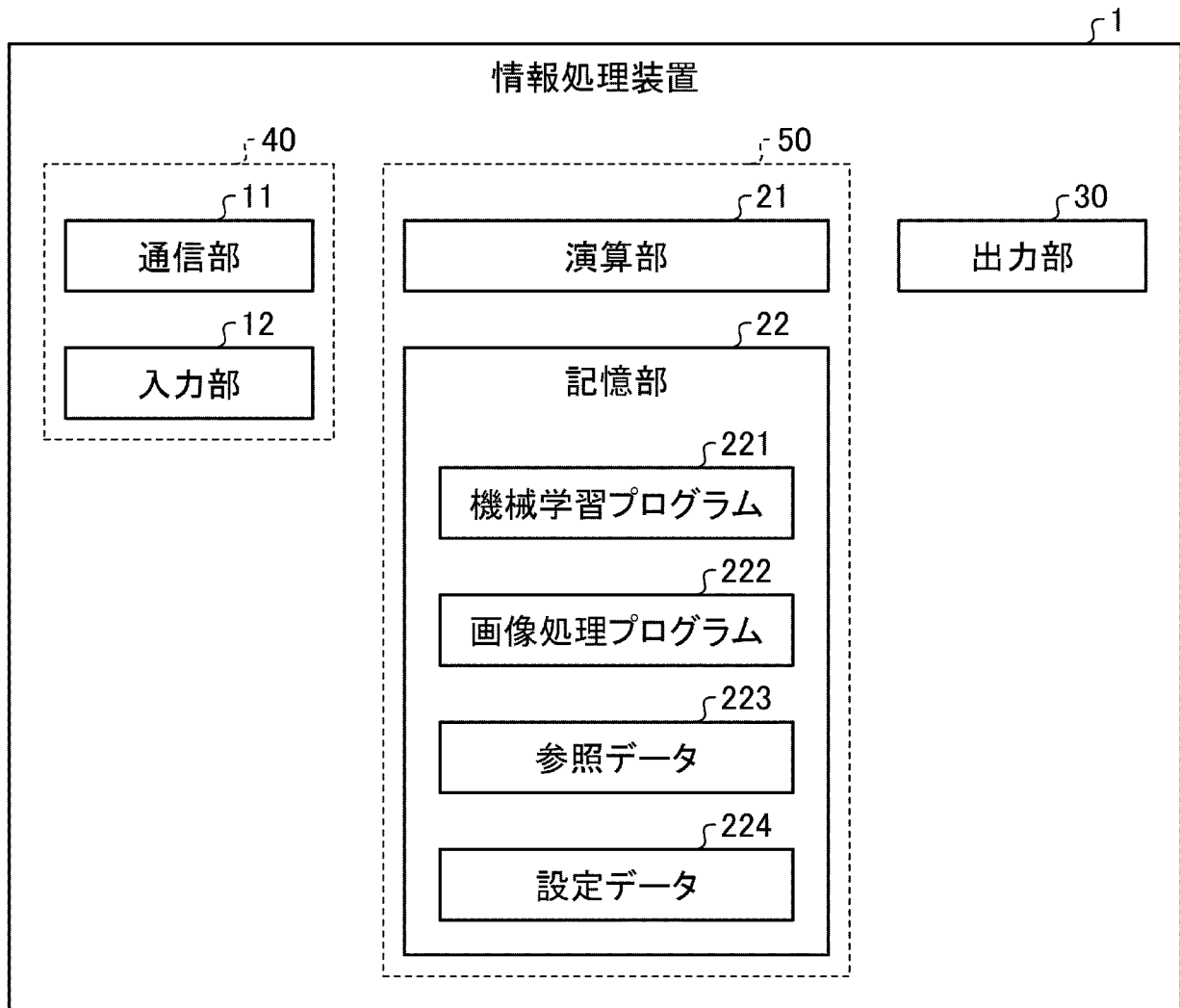
- [0122] 1 情報処理装置
- 2 1 演算部
 - 2 2 記憶部
 - 3 0 出力部
 - 4 0 取得部
 - 5 0 処理部
 - 5 1 画像処理部
 - 6 0 判定部
 - 6 2 限定分類処理部
 - 7 0 機械学習部
 - 1 0 0 判定対象画像データ
 - 2 2 1 機械学習プログラム
 - 2 2 2 画像処理プログラム
 - 2 2 3 参照データ
 - 2 2 4 設定データ

N N ニューラルネットワーク

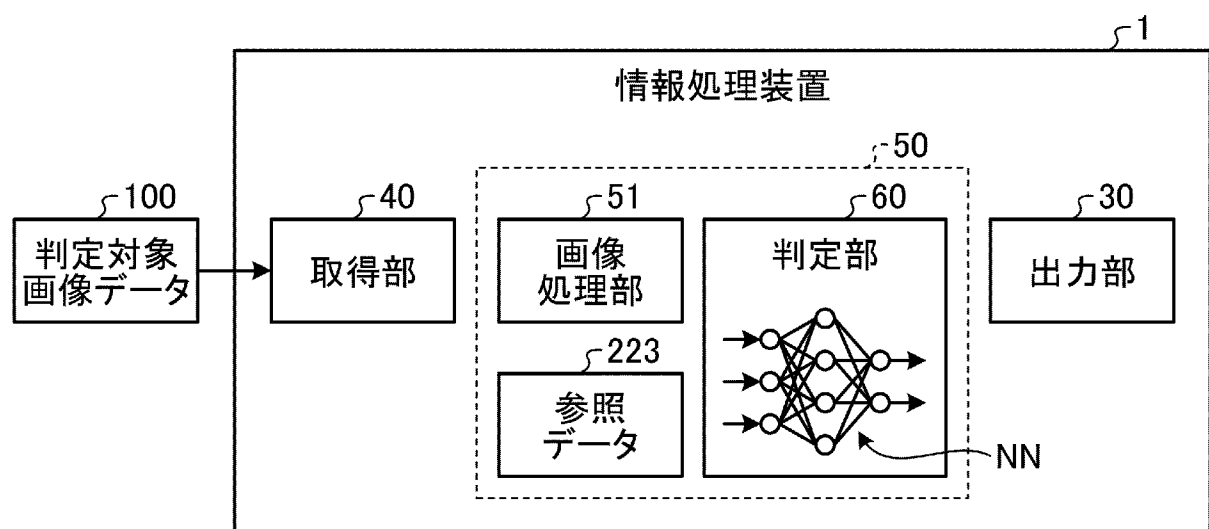
請求の範囲

- [請求項1] 表示装置の画像表示面を撮像した画像のコントラスト強調方法であって、
- 情報処理装置が、前記画像のコントラスト強調を行うステップを含み、
- 前記画像に含まれる画素の階調値のコントラスト強調前の値とコントラスト強調後の値との関係を示すグラフが2つの変曲点を有する曲線である、
- 画像のコントラスト強調方法。
- [請求項2] 前記2つの変曲点の一方を含む曲線及び前記2つの変曲点の他方を含む曲線は、シグモイド曲線である、
- 請求項1に記載の画像のコントラスト強調方法。
- [請求項3] 前記2つの変曲点の一方は、前記グラフにおいて前記画像に含まれる複数の画素の最頻階調値よりも低い階調値の位置にあり、
- 前記2つの変曲点の他方は、前記グラフにおいて前記画像に含まれる複数の画素の最頻階調値よりも高い階調値の位置にある、
- 請求項1又は2に記載の画像のコントラスト強調方法。
- [請求項4] 表示装置の画像表示面を撮像した画像のコントラスト強調を行う情報処理装置であって、
- コントラスト強調を行う画像処理部を備え、
- 前記画像に含まれる画素の階調値のコントラスト強調前の値とコントラスト強調後の値との関係を示すグラフが2つの変曲点を有する曲線である、
- 情報処理装置。

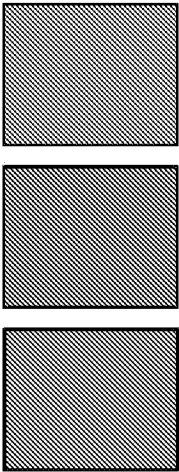
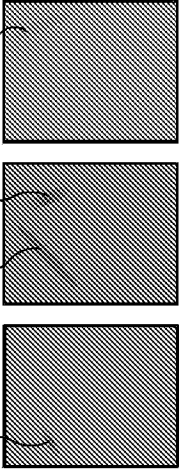
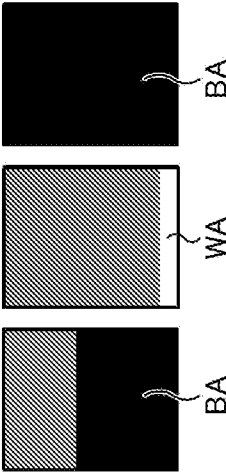
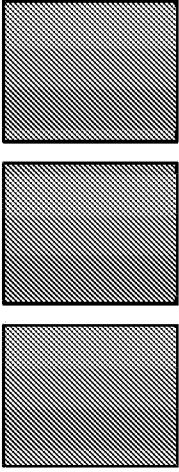
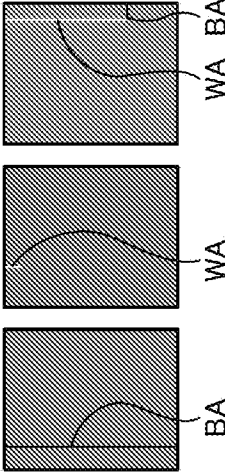
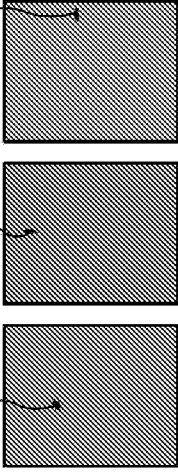
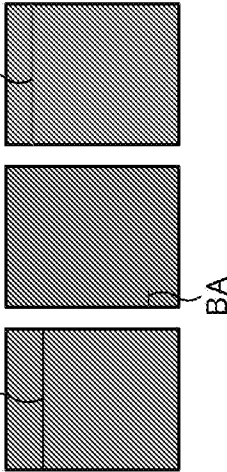
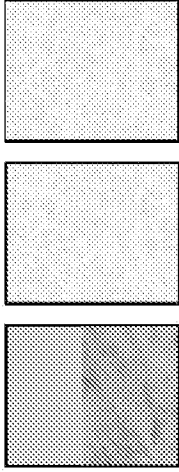
[図1]



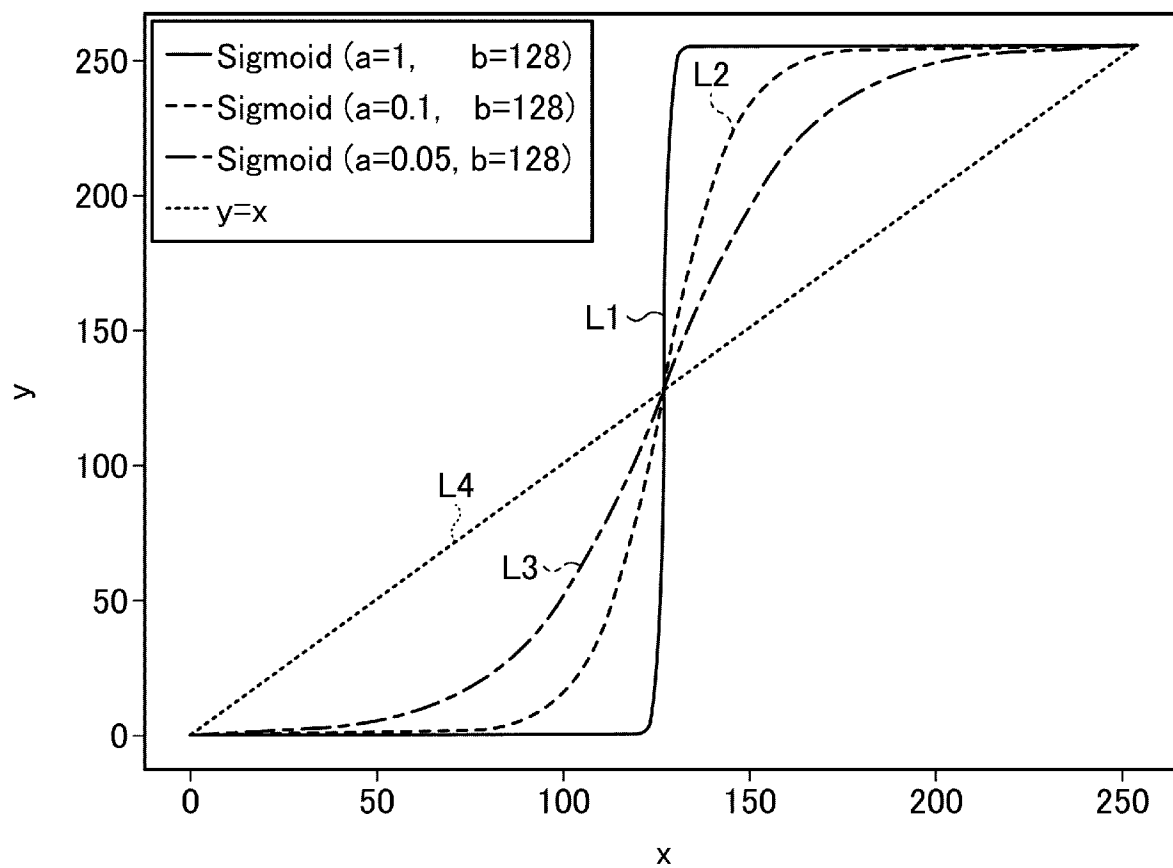
[図2]



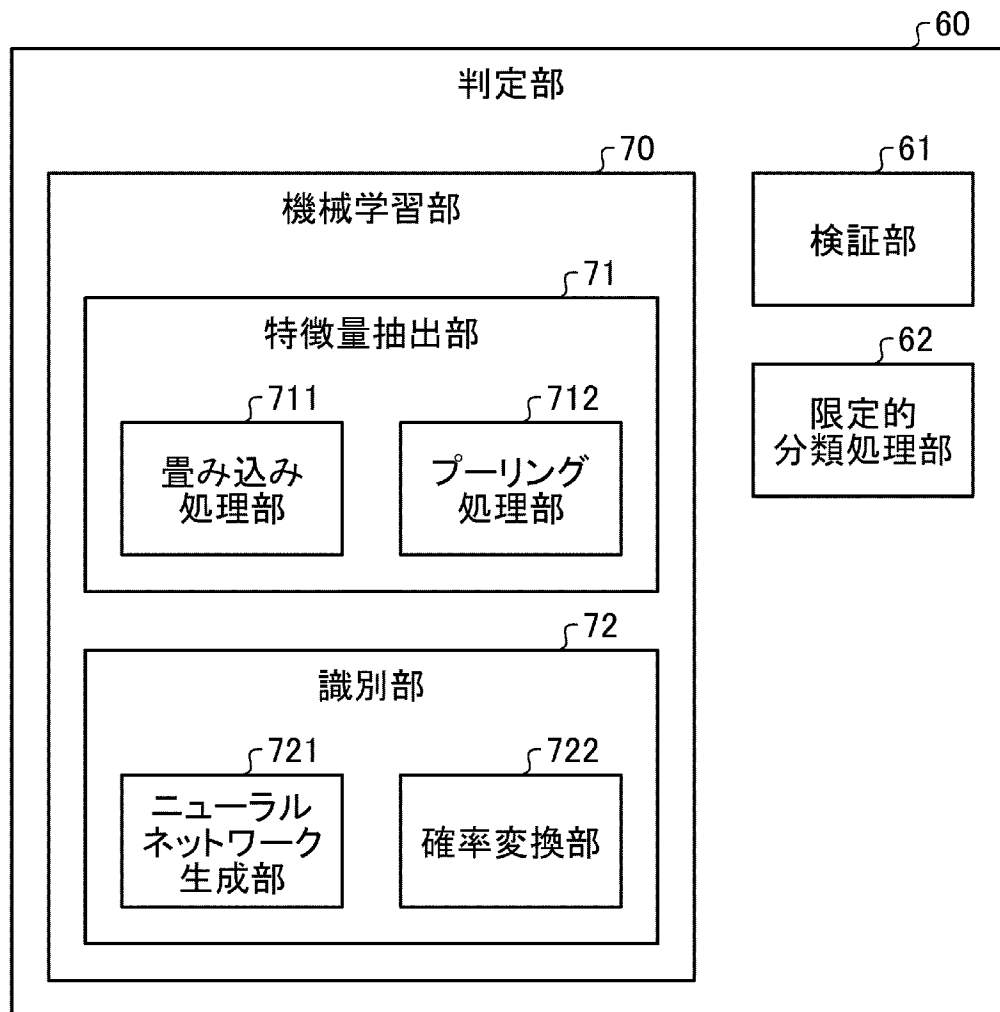
[図3]

判定結果	模式例	判定結果	模式例
良品 (Good)		斜めムラ	
回路不良 (Circuit defect)		縦縞	
信号線不良 (Data line defect)		クラスター (集合ムラ)	
走査線不良 (Scan line defect)		白ムラ	

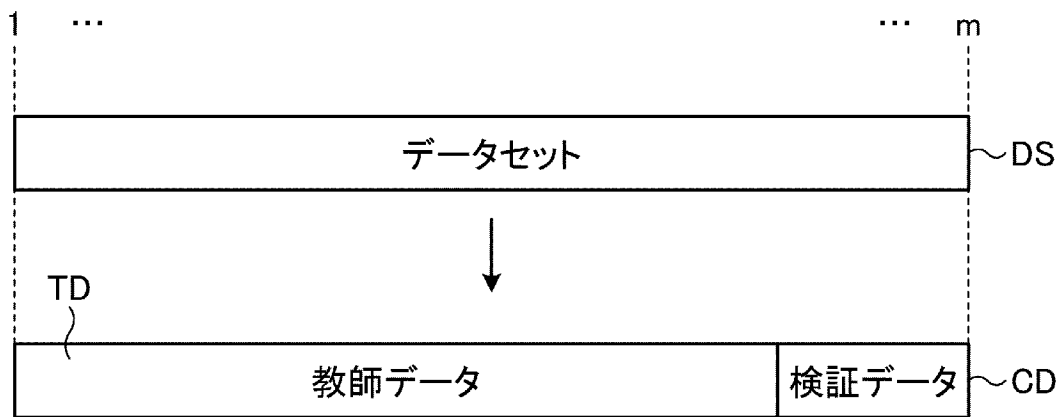
[図4]



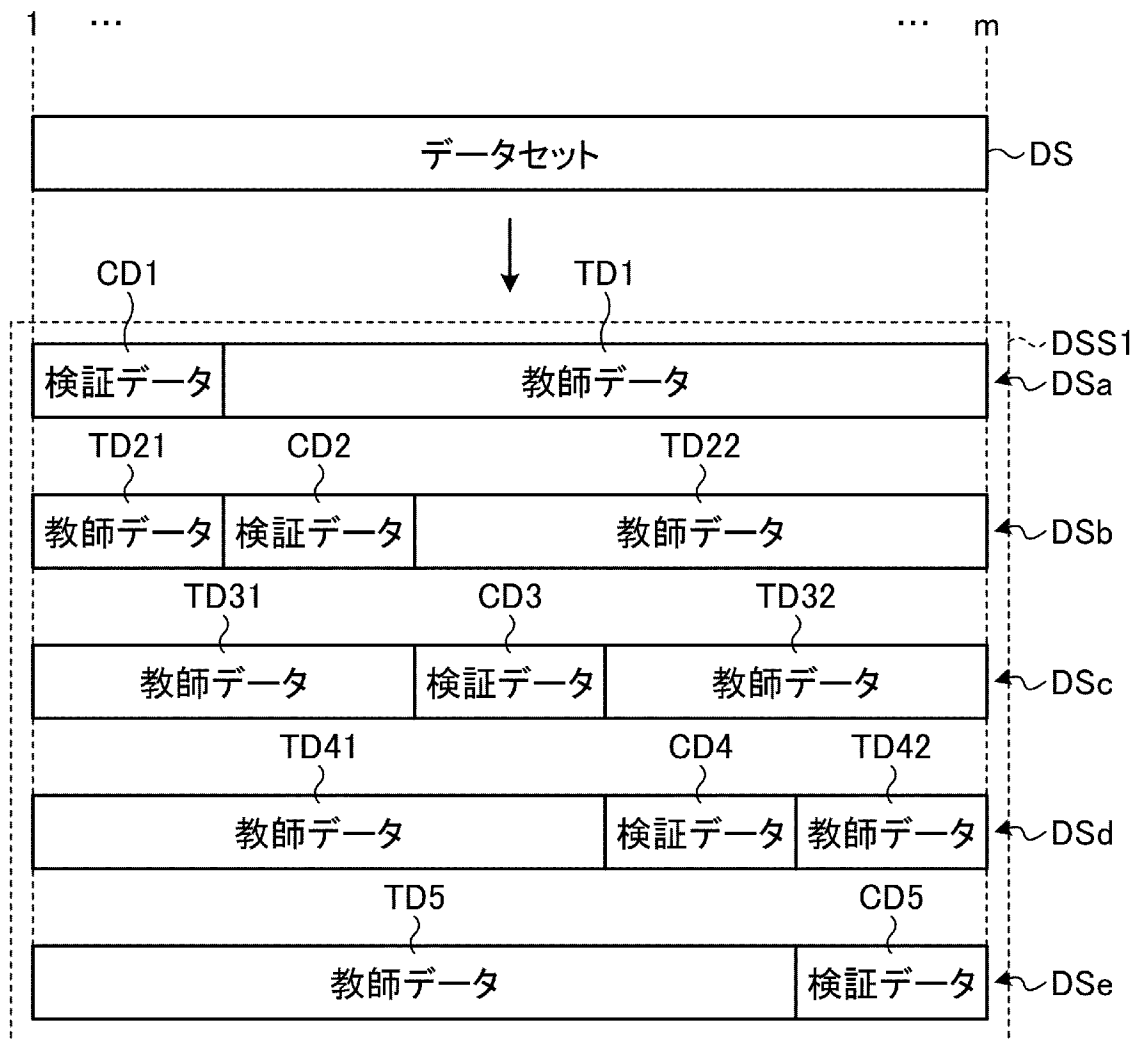
[図5]



[図6]



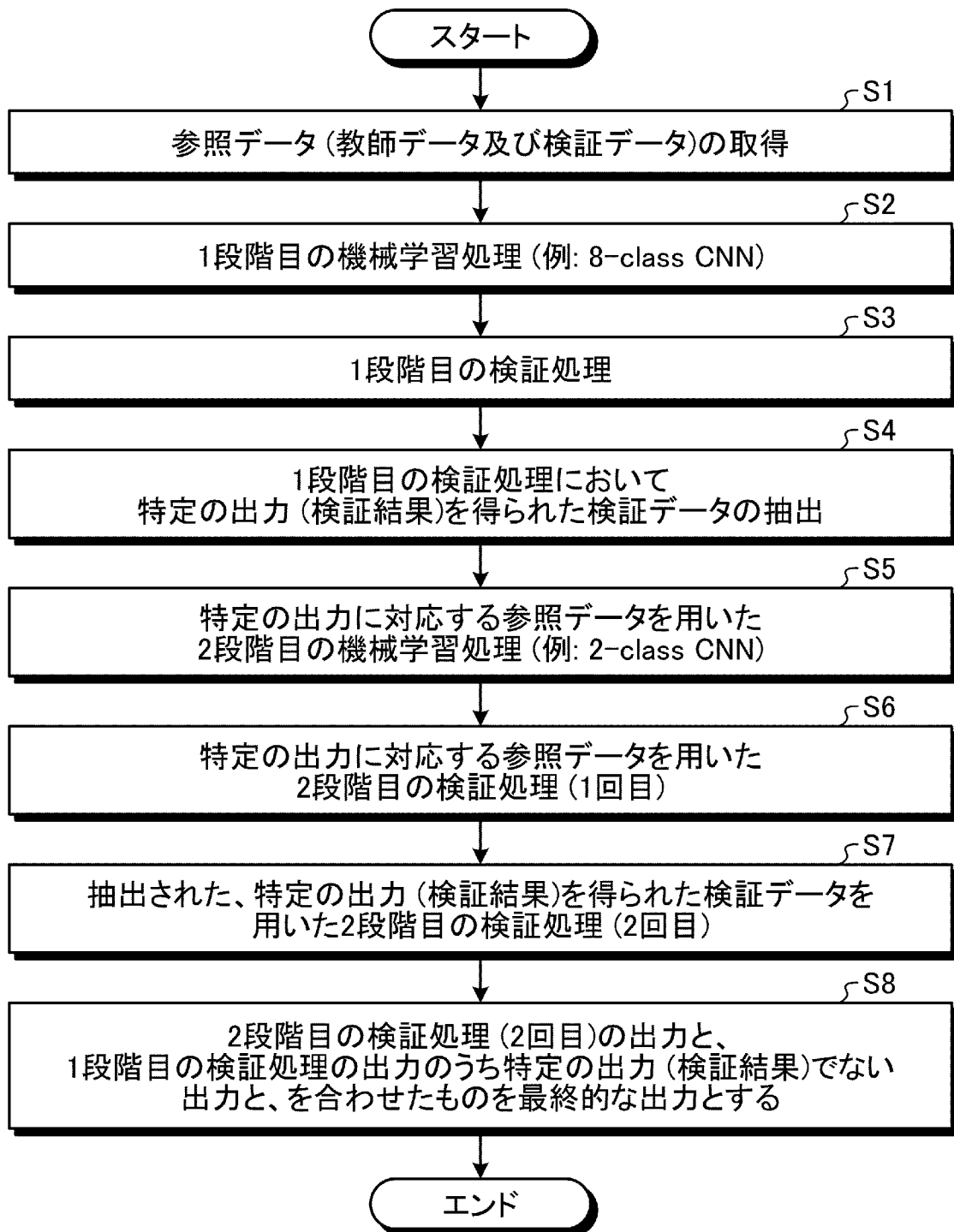
[図7]



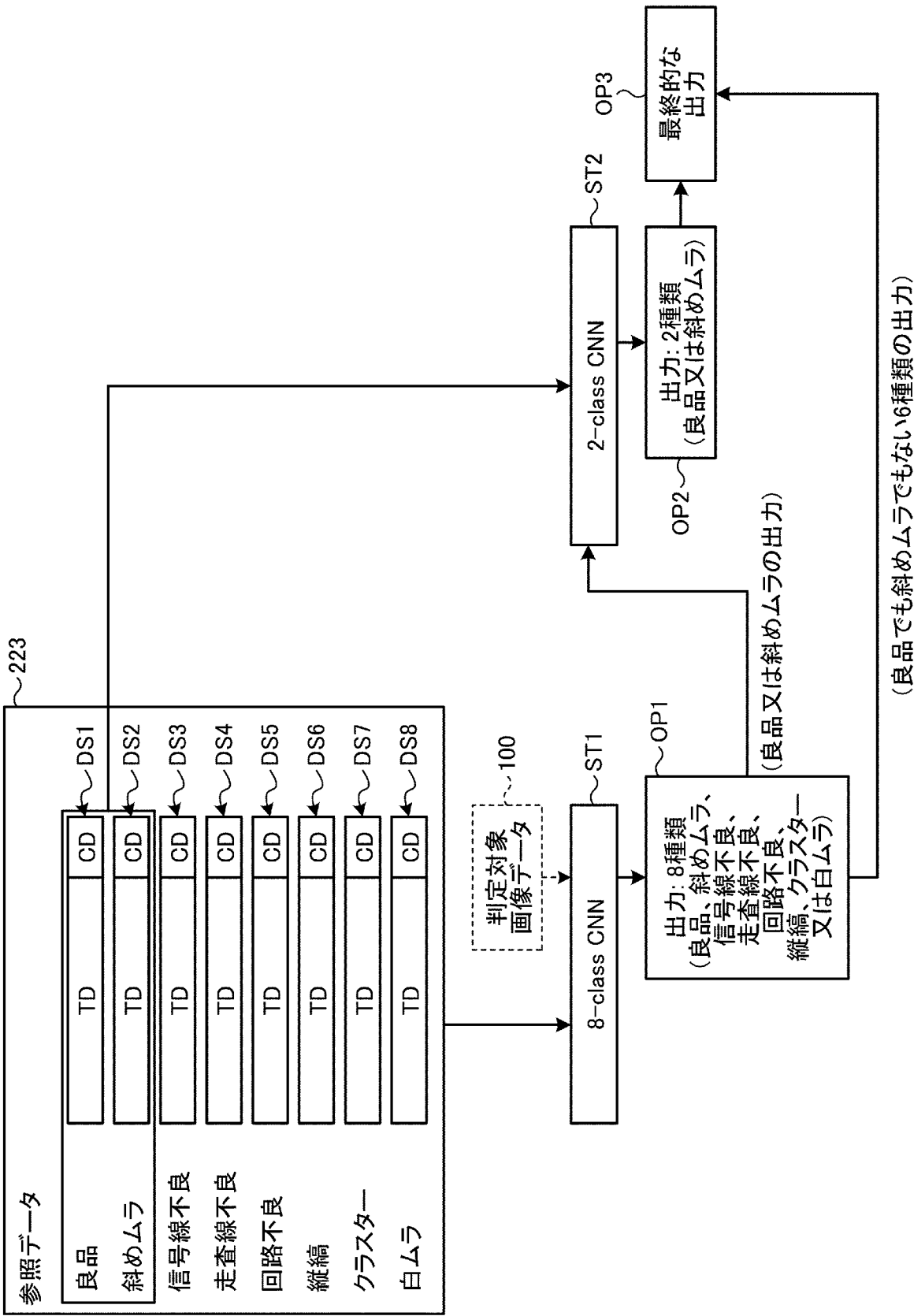
[図8]

		予測されたクラス	
		1 (Positive)	-1 (Negative)
実際の クラス	1 (Positive)	TP	FN
	-1 (Negative)	FP	TN

[図9]



[図10]



[図11]

		予測されたクラス								判定 対象数	正答数	予測精度 (%)
		良品	斜めムラ	信号線不良	走査線不良	回路不良	縦縞	クラスター	白ムラ			
実際の クラス	良品	156	21	2	6	1	2	12	0	200	156	78.0%
	斜めムラ	62	111	0	9	0	3	12	3	200	111	55.5%
	信号線不良	5	2	190	0	0	2	1	0	200	190	95.0%
	走査線不良	20	11	3	159	1	1	4	1	200	159	79.5%
	回路不良	6	3	1	1	185	1	2	1	200	185	92.5%
	縦縞	0	1	2	0	1	194	1	1	200	194	97.0%
	クラスター	16	6	0	3	0	2	173	0	200	173	86.5%
	白ムラ	0	0	1	0	0	4	1	194	200	194	97.0%
計		265	155	199	178	188	209	206	200	1600	1362	85.1%

[図12]

		予測されたクラス		判定 対象数	正答数	予測精度 (%)
		良品	斜めムラ			
実際の クラス	良品	180	20	200	180	90.0%
	斜めムラ	40	160	200	160	80.0%
計		220	180	400	340	85.0%

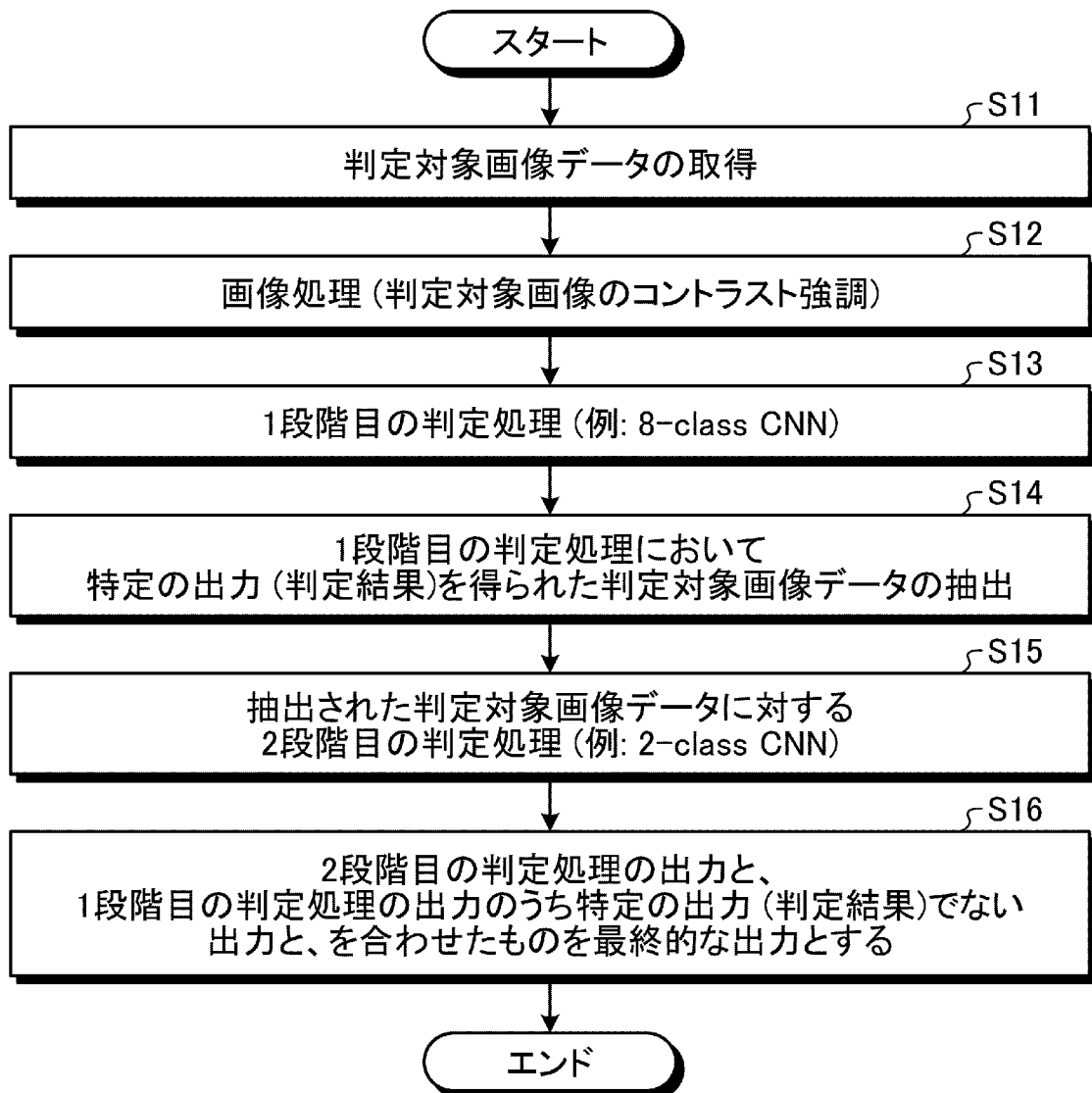
[図13]

		予測されたクラス		判定 対象数	正答数	予測精度 (%)
		良品	斜めムラ			
実際の クラス	良品	159	18	177	159	89.8%
	斜めムラ	33	140	173	140	80.9%
計		192	158	350	299	85.4%

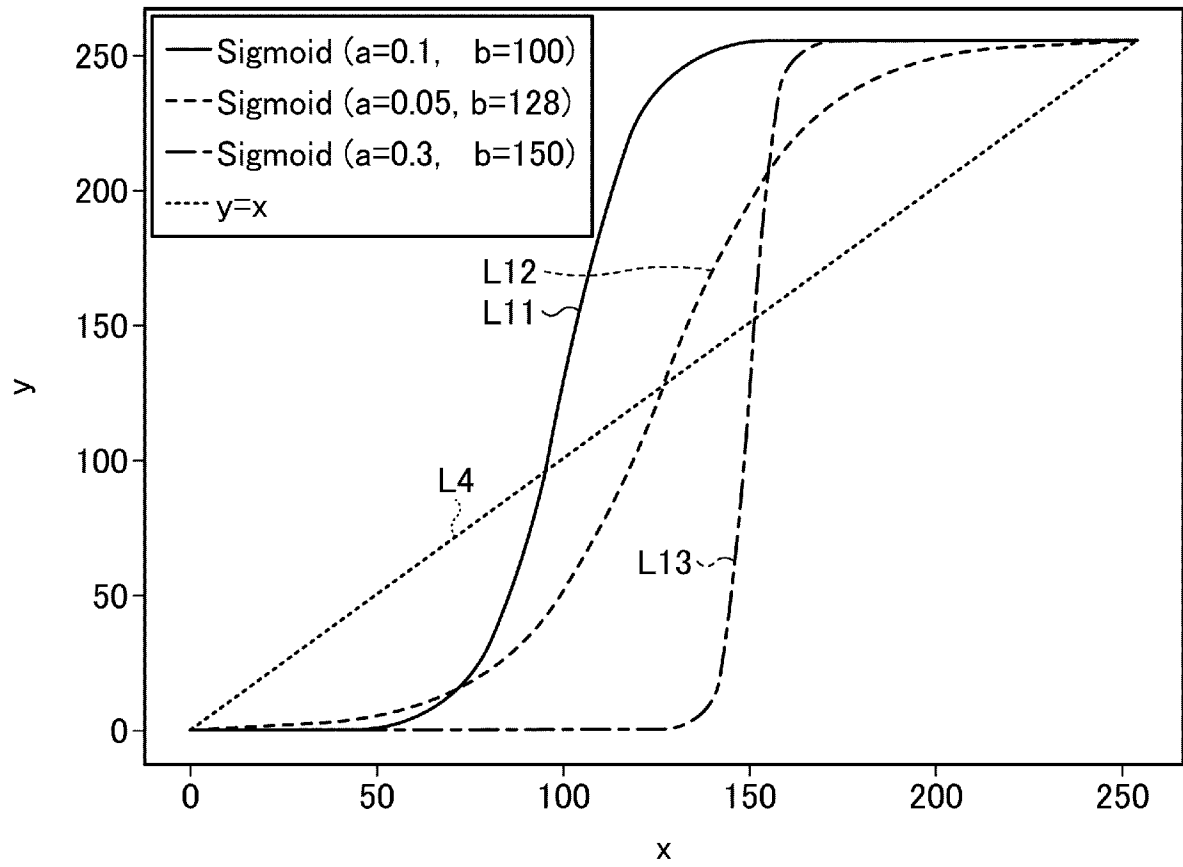
[図14]

		予測されたクラス								判定 対象数	正答数	予測精度 (%)
		良品	斜めムラ	信号線不良	走査線不良	回路不良	縦縞	クラスター	白ムラ			
実際の クラス	良品	159	18	2	6	1	2	12	0	200	159	79.5%
	斜めムラ	33	140	0	9	0	3	12	3	200	140	70.0%
	信号線不良	5	2	190	0	0	2	1	0	200	190	95.0%
	走査線不良	22	9	3	159	1	1	4	1	200	159	79.5%
	回路不良	8	1	1	1	185	1	2	1	200	185	92.5%
	縦縞	1	0	2	0	1	194	1	1	200	194	97.0%
	クラスター	18	4	0	3	0	2	173	0	200	173	86.5%
	白ムラ	0	0	1	0	0	4	1	194	200	194	97.0%
計		246	174	199	178	188	209	206	200	1600	1394	87.1%

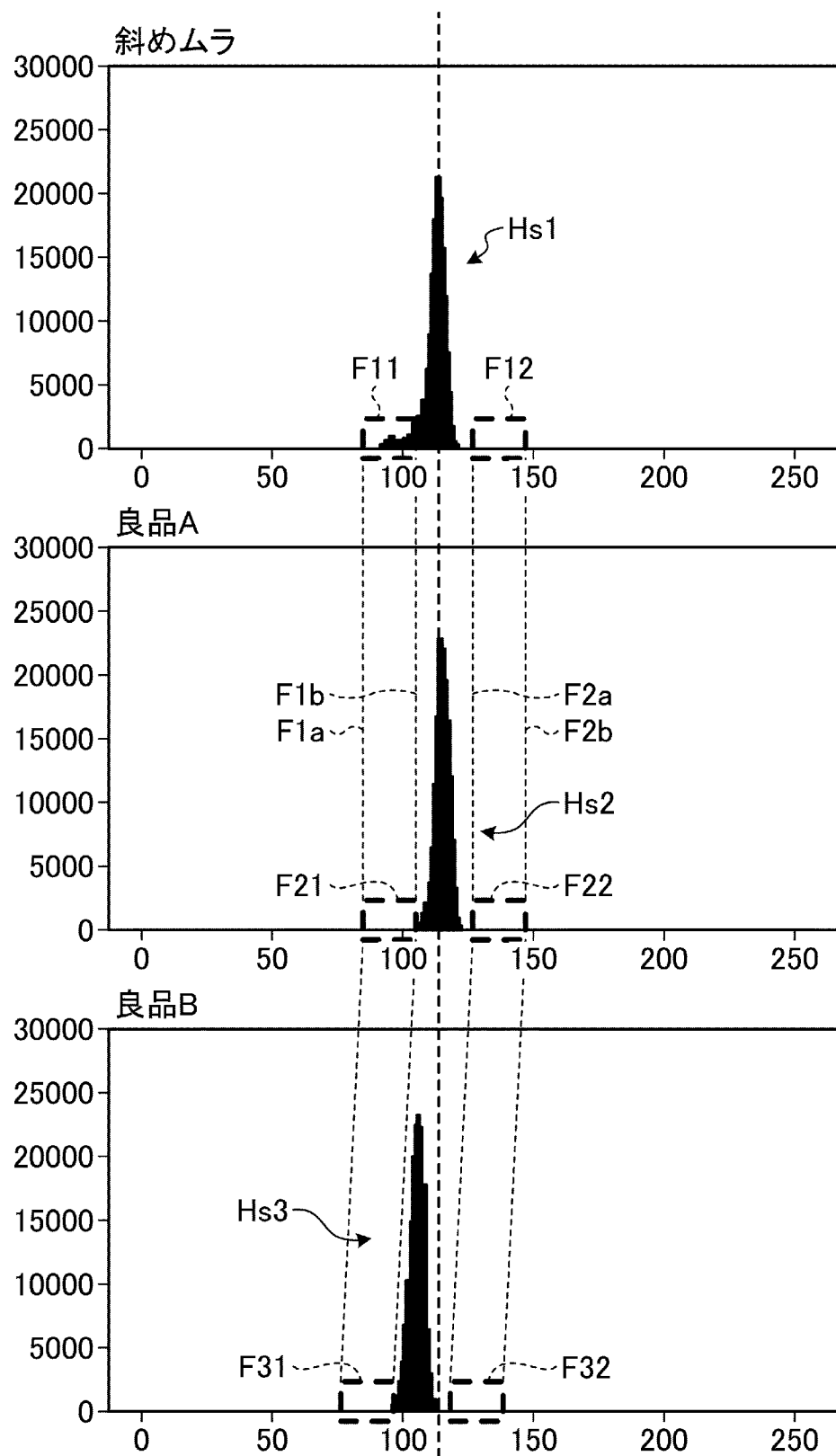
[図15]



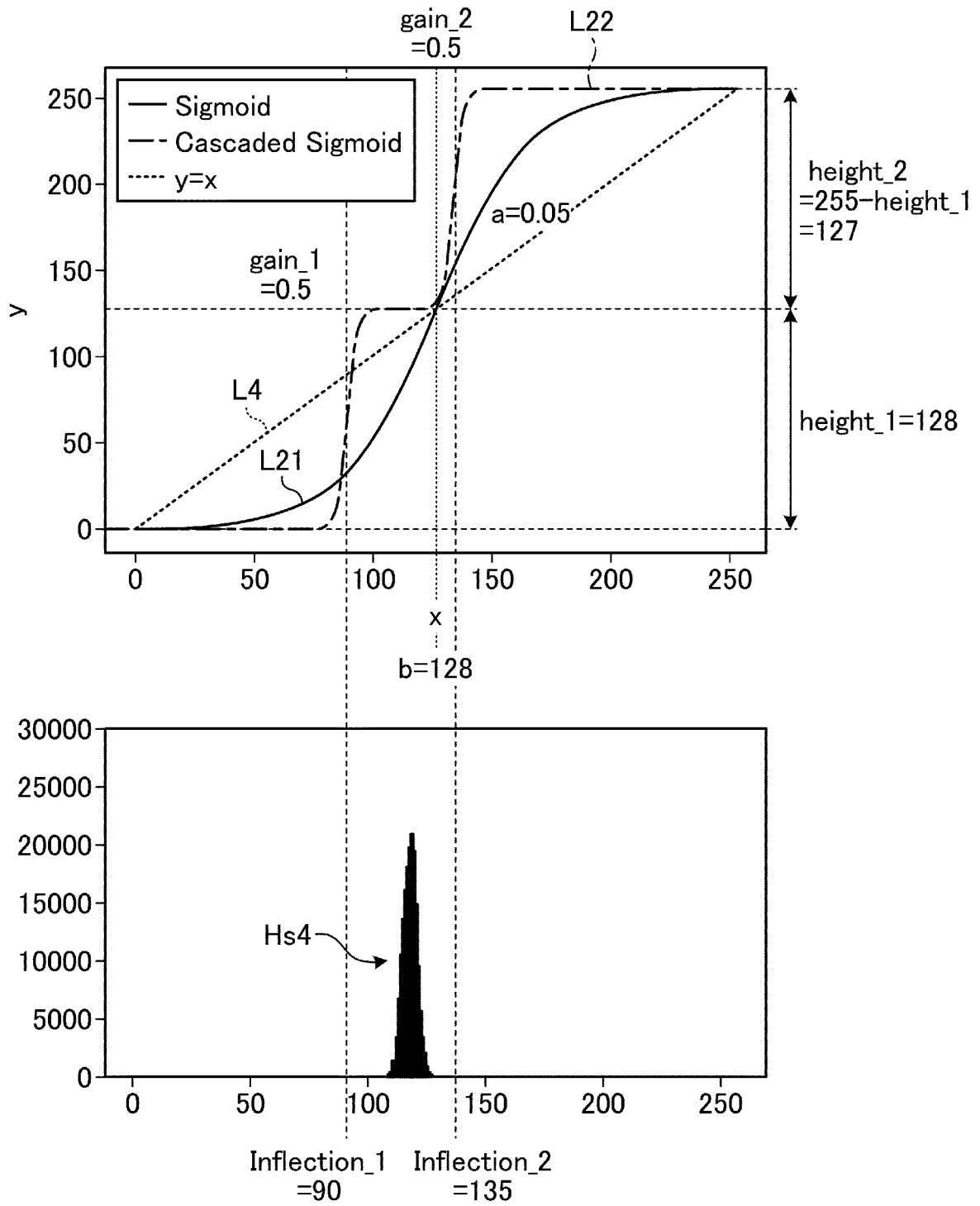
[図16]



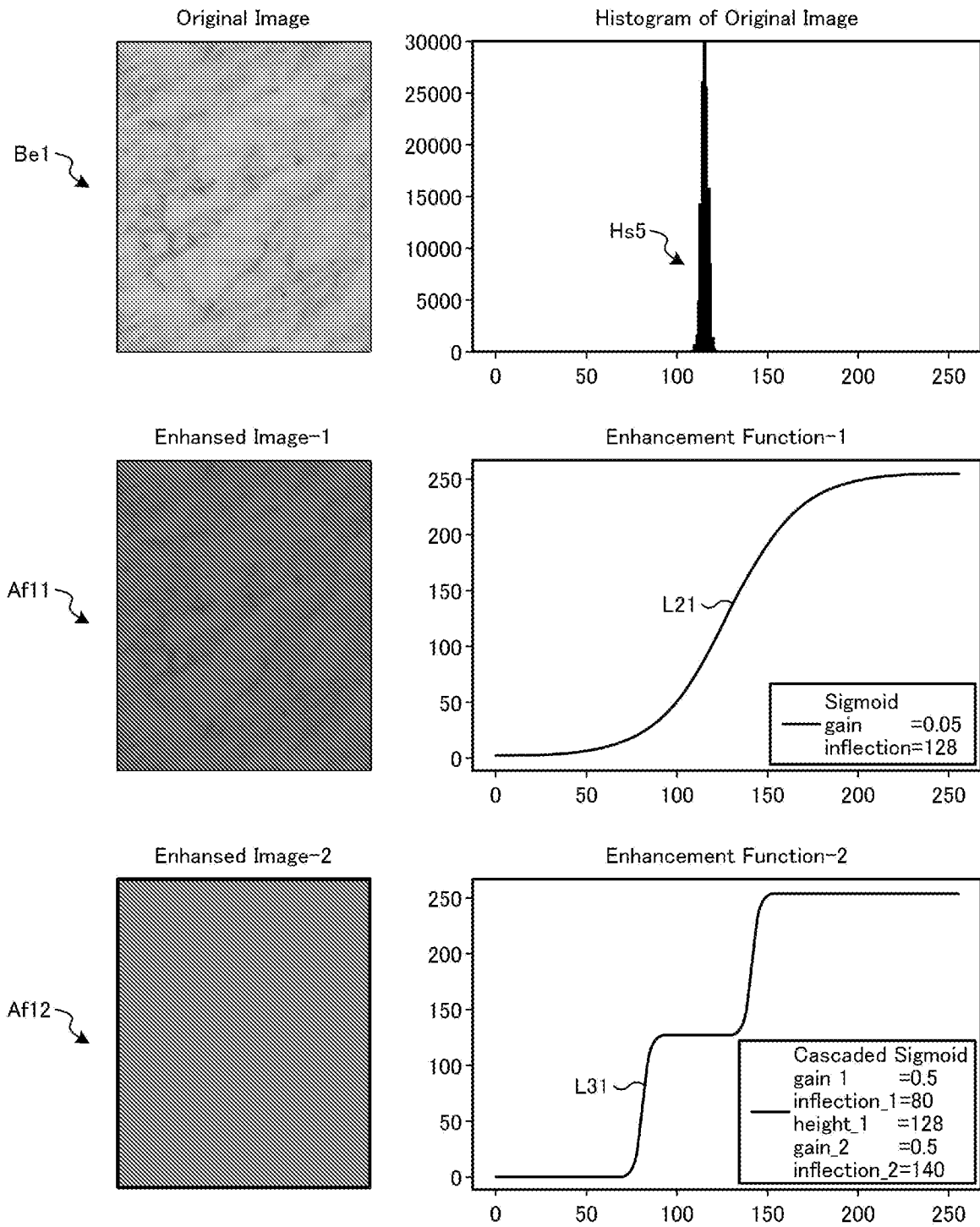
[図17]



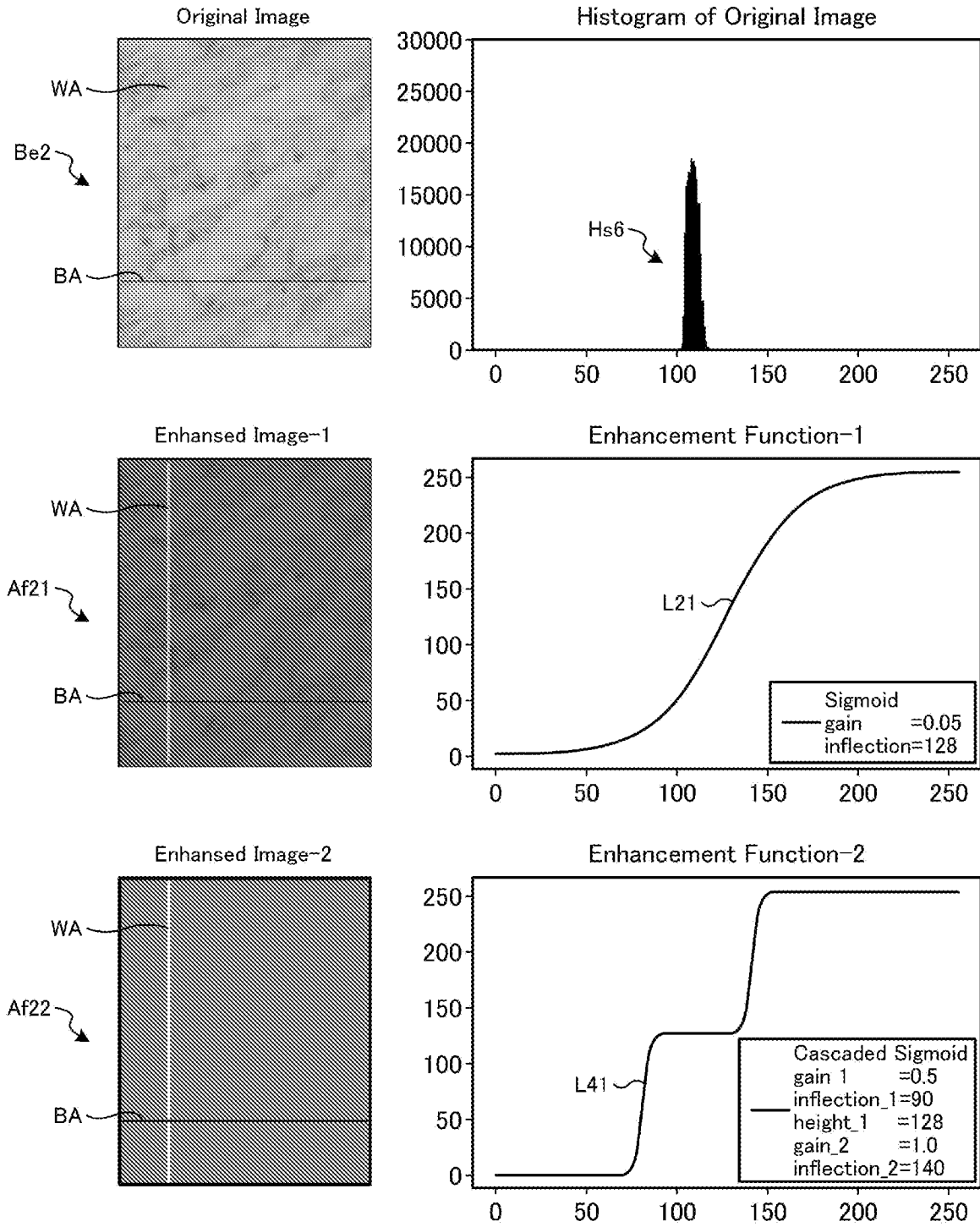
[図18]



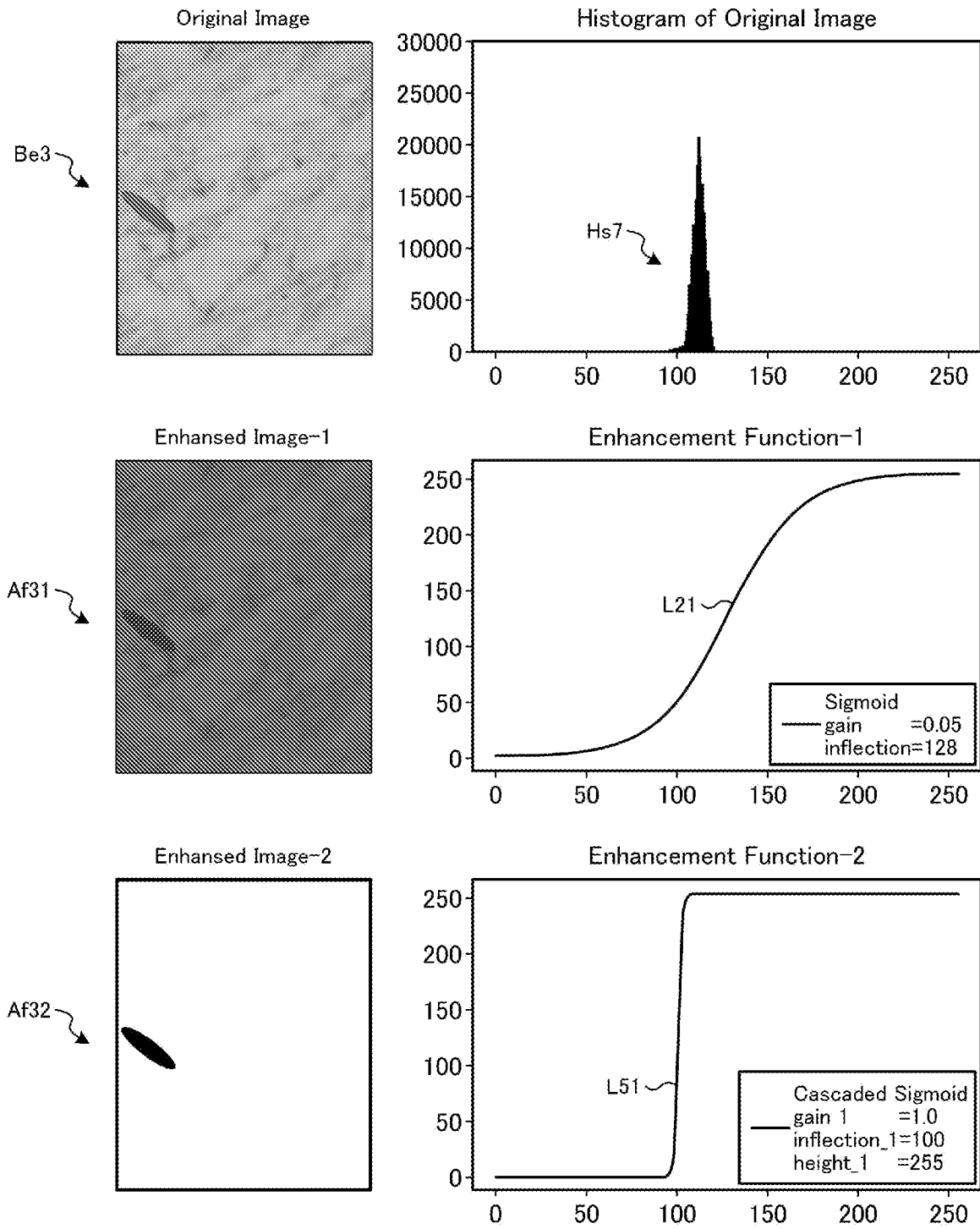
[図19]



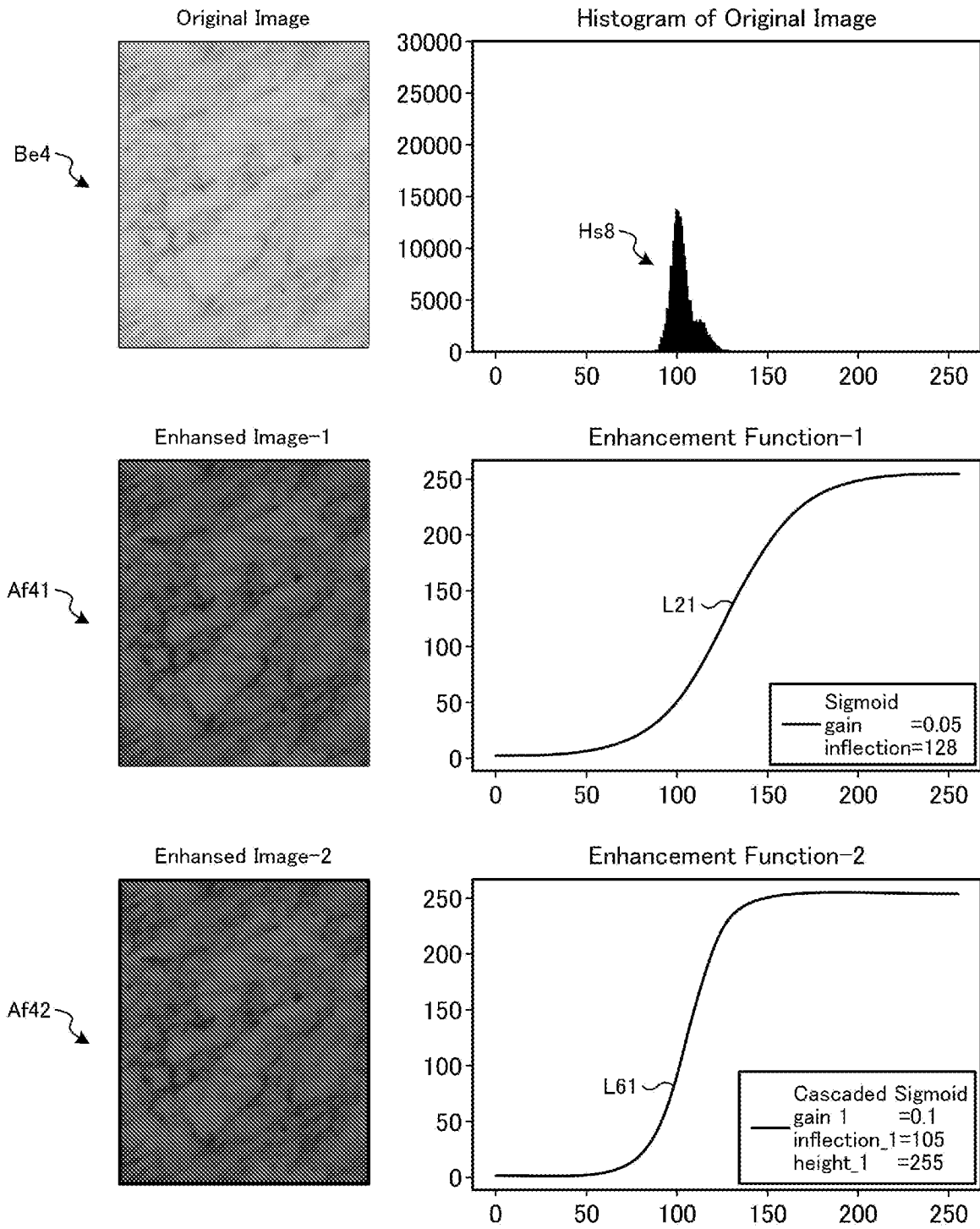
[図20]



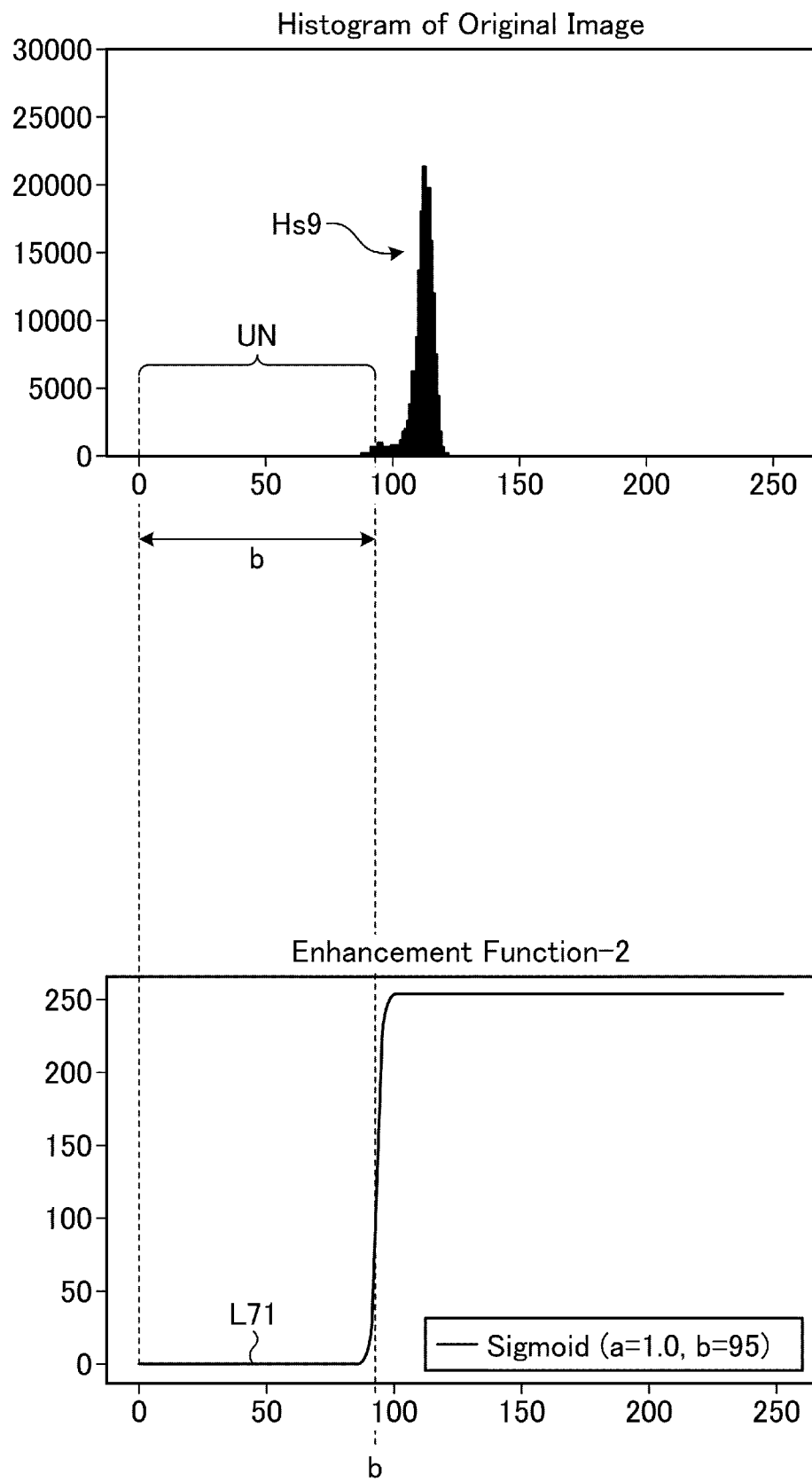
[図21]



[図22]



[図23]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2022/033761

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER*G09G 5/36*(2006.01)i; *G06T 5/00*(2006.01)i; *G09G 5/00*(2006.01)i

FI: G09G5/36 520A; G06T5/00 710; G09G5/00 X

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)

G09G5/36; G06T5/00; G09G5/00

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Published examined utility model applications of Japan 1922-1996

Published unexamined utility model applications of Japan 1971-2022

Registered utility model specifications of Japan 1996-2022

Published registered utility model applications of Japan 1994-2022

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

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	JP 2009-253636 A (SONY CORP) 29 October 2009 (2009-10-29) paragraphs [0001]-[0015]	1-4
Y	JP 2010-10754 A (SANYO ELECTRIC CO LTD) 14 January 2010 (2010-01-14) paragraphs [0021]-[0082], [0090], fig. 1-15	1-4
Y	JP 2006-238412 A (SHARP CORP) 07 September 2006 (2006-09-07) paragraphs [0162]-[0222], fig. 11-21	1-4
A	US 2019/0318460 A1 (HUAWEI TECHNOLOGIES CO., LTD.) 17 October 2019 (2019-10-17) entire text, all drawings	1-4
A	US 2005/0099546 A1 (HUAYA MICROELECTRONICS) 12 May 2005 (2005-05-12) entire text, all drawings	1-4

☐ Further documents are listed in the continuation of Box C.☒ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date

“L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

“&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

19 October 2022

Date of mailing of the international search report

01 November 2022

Name and mailing address of the ISA/JP

Japan Patent Office (ISA/JP)
3-4-3 Kasumigaseki, Chiyoda-ku, Tokyo 100-8915
Japan

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/JP2022/033761

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
JP	2009-253636	A	29 October 2009	US 2010/0073510 A1 paragraphs [0001]-[0024] EP 2107798 A1	
JP	2010-10754	A	14 January 2010	(Family: none)	
JP	2006-238412	A	07 September 2006	US 2006/0164524 A1 paragraphs [0153]-[0235], fig. 11-21 EP 1684505 A2 KR 10-2006-0086294 A	
US	2019/0318460	A1	17 October 2019	WO 2018/113975 A1 entire text, all drawings CN 109997351 A	
US	2005/0099546	A1	12 May 2005	CN 1545326 A entire text, all drawings	

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（IPC）） G09G 5/36(2006.01)i; G06T 5/00(2006.01)i; G09G 5/00(2006.01)i FI: G09G5/36 520A; G06T5/00 710; G09G5/00 X										
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）） G09G5/36; G06T5/00; G09G5/00										
最小限資料以外の資料で調査を行った分野に含まれるもの <table border="0"> <tr> <td>日本国実用新案公報</td> <td>1922 - 1996年</td> </tr> <tr> <td>日本国公開実用新案公報</td> <td>1971 - 2022年</td> </tr> <tr> <td>日本国実用新案登録公報</td> <td>1996 - 2022年</td> </tr> <tr> <td>日本国登録実用新案公報</td> <td>1994 - 2022年</td> </tr> </table>			日本国実用新案公報	1922 - 1996年	日本国公開実用新案公報	1971 - 2022年	日本国実用新案登録公報	1996 - 2022年	日本国登録実用新案公報	1994 - 2022年
日本国実用新案公報	1922 - 1996年									
日本国公開実用新案公報	1971 - 2022年									
日本国実用新案登録公報	1996 - 2022年									
日本国登録実用新案公報	1994 - 2022年									
国際調査で使用した電子データベース（データベースの名称、調査に使用した用語）										
C. 関連すると認められる文献										
引用文献の カテゴリー*	引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する 請求項の番号								
Y	JP 2009-253636 A（ソニー株式会社）29.10.2009（2009 - 10 - 29） [0001]-[0015]	1-4								
Y	JP 2010-10754 A（三洋電機株式会社）14.01.2010（2010 - 01 - 14） [0021]-[0082], [0090], 図1-15	1-4								
Y	JP 2006-238412 A（シャープ株式会社）07.09.2006（2006 - 09 - 07） [0162]-[0222], 図11-21	1-4								
A	US 2019/0318460 A1（HUAWEI TECHNOLOGIES CO., LTD.）17.10.2019（2019 - 10 - 17） 全文全図	1-4								
A	US 2005/0099546 A1（HUAYA MICROELECTRONICS）12.05.2005（2005 - 05 - 12） 全文全図	1-4								
☐ 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、一般的な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 19.10.2022	国際調査報告の発送日 01.11.2022									
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） 橋本 直明 21 9707 電話番号 03-3581-1101 内線 3273									

国際調査報告
 パテントファミリーに関する情報

国際出願番号

PCT/JP2022/033761

引用文献			公表日	パテントファミリー文献			公表日
JP	2009-253636	A	29.10.2009	US	2010/0073510	A1	
					[0001]-[0024]		
				EP	2107798	A1	
JP	2010-10754	A	14.01.2010	(ファミリーなし)			
JP	2006-238412	A	07.09.2006	US	2006/0164524	A1	
					[0153]-[0235], FIGS. 11-21		
				EP	1684505	A2	
				KR	10-2006-0086294	A	
US	2019/0318460	A1	17.10.2019	WO	2018/113975	A1	
					全文全図		
				CN	109997351	A	
US	2005/0099546	A1	12.05.2005	CN	1545326	A	
					全文全図		