

(19)日本国特許庁(JP)

(12)公開特許公報(A)

(11)公開番号

特開2023-16415
(P2023-16415A)

(43)公開日 令和5年2月2日(2023.2.2)

(51)国際特許分類	F I	テーマコード(参考)
G 0 6 T 7/00 (2017.01)	G 0 6 T 7/00 3 5 0 C	5 L 0 9 6
G 0 6 N 3/08 (2023.01)	G 0 6 T 7/00 6 6 0 A	
	G 0 6 N 3/08	

審査請求 未請求 請求項の数 12 O L (全20頁)

(21)出願番号 特願2021-120704(P2021-120704)	(71)出願人 000001007 キヤノン株式会社 東京都大田区下丸子3丁目30番2号
(22)出願日 令和3年7月21日(2021.7.21)	(74)代理人 100109380 弁理士 小西 恵
(特許庁注:以下のものは登録商標) 1. TENSORFLOW	(74)代理人 100109036 弁理士 永岡 重幸
	(72)発明者 野呂 英生 東京都大田区下丸子3丁目30番2号 キヤノン株式会社内
	(72)発明者 矢野 光太郎 東京都大田区下丸子3丁目30番2号 キヤノン株式会社内
	(72)発明者 佐藤 博 東京都大田区下丸子3丁目30番2号 最終頁に続く

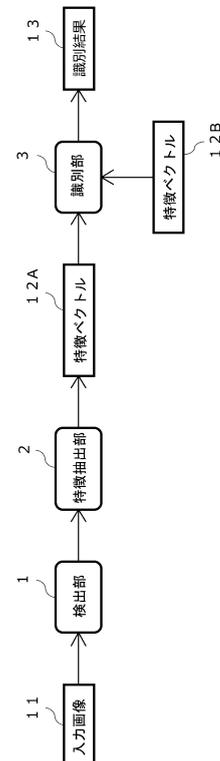
(54)【発明の名称】 識別装置、識別方法、学習方法、プログラム、モデルおよびデータ構造

(57)【要約】

【課題】識別精度の低下を抑制しつつ、識別にかかる演算量を減少させる。

【解決手段】1つの態様による識別装置は、M(Mは2以上の整数)次元の第1形式の特徴ベクトルを含むN次元(NはMより大きな整数)の第2形式の特徴ベクトルを入力データから抽出する抽出手段と、前記第1形式の特徴ベクトルおよび前記第2形式の特徴ベクトルに基づいて、前記入力データの識別対象を識別する識別手段とを備える。

【選択図】 図1



【特許請求の範囲】**【請求項 1】**

M (M は 2 以上の整数) 次元の第 1 形式の特徴ベクトルを含む N 次元 (N は M より大きな整数) の第 2 形式の特徴ベクトルを入力データから抽出する抽出手段と、

前記第 1 形式の特徴ベクトルおよび前記第 2 形式の特徴ベクトルに基づいて、前記入力データの識別対象を識別する識別手段と、

を備えることを特徴とする識別装置。

【請求項 2】

前記入力データは画像データ、前記識別対象は物体であることを特徴とする請求項 1 に記載の識別装置。

【請求項 3】

前記識別手段は、

前記第 1 形式の特徴ベクトル同士の第 1 類似度を算出する第 1 算出手段と、

前記第 1 類似度の算出結果に基づいて、前記第 2 形式の特徴ベクトル同士の第 2 類似度を算出する第 2 算出手段と、

を備えることを特徴とする請求項 1 または 2 に記載の識別装置。

【請求項 4】

前記第 2 算出手段は、前記第 1 類似度が所定値より大きい場合に前記第 2 類似度を算出することを特徴とする請求項 1 から 3 のいずれか 1 項に記載の識別装置。

【請求項 5】

前記第 1 類似度は前記第 2 類似度比べて再現率が高く、前記第 2 類似度は前記第 1 類似度比べて適合度が高いことを特徴とする請求項 3 または 4 に記載の識別装置。

【請求項 6】

前記第 2 算出手段は、前記第 1 算出手段が前記第 1 類似度を算出する際の間接結果に基づいて、前記第 2 類似度を算出することを特徴とする請求項 3 から 5 のいずれか 1 項に記載の識別装置。

【請求項 7】

前記抽出手段は、前記第 1 形式の特徴ベクトルによる再現率を上げるように設計された第 1 損失関数と、前記第 2 形式の特徴ベクトルによる識別性能を上げるように設計された第 2 損失関数を用いて学習されたディープニューラルネットワークであることを特徴とする請求項 1 から 6 のいずれか 1 項に記載の識別装置。

【請求項 8】

M (M は 2 以上の整数) 次元の第 1 形式の特徴ベクトルを含む N 次元 (N は M より大きな整数) の第 2 形式の特徴ベクトルを入力データから抽出するステップと、

前記第 1 形式の特徴ベクトルおよび前記第 2 形式の特徴ベクトルに基づいて、前記入力データの識別対象を識別するステップと、

を備えることを特徴とする識別方法。

【請求項 9】

同一の識別対象であるか否かを示すラベルとともに前記識別対象のデータの組を教師データとして取得するステップと、

前記教師データと、前記識別対象についての M (M は 2 以上の整数) 次元の第 1 形式の特徴ベクトルによる再現率を上げるように設計された第 1 損失関数と、前記教師データに基づいて前記識別対象についての前記第 1 形式の特徴ベクトルを含む N 次元 (N は M より大きな整数) の第 2 形式の特徴ベクトルによる識別性能を上げるように設計された第 2 損失関数に基づいて、ディープニューラルネットワークを学習させるステップとをコンピュータに実行させることを特徴とする学習方法。

【請求項 10】

コンピュータを請求項 1 から 7 のいずれか 1 項に記載の識別装置として動作させるためのプログラム。

【請求項 11】

10

20

30

40

50

識別対象を含む入力データが入力される入力層と、

前記識別対象についての M (M は2以上の整数)次元の第1形式の特徴ベクトルを含む N 次元 (N は M より大きな整数)の第2形式の特徴ベクトルを出力する出力層と、

前記入力層の出力を入力とし、前記識別対象についての M (M は2以上の整数)次元の第1形式の特徴ベクトルを含む N 次元 (N は M より大きな整数)の第2形式の特徴ベクトルが前記出力層を介して出力されるように学習された中間層とを備え、

前記識別対象を含む入力データが前記入力層に入力されると、前記入力層の出力に対し前記中間層で演算し、前記識別対象についての M (M は2以上の整数)次元の第1形式の特徴ベクトルを含む N 次元 (N は M より大きな整数)の第2形式の特徴ベクトルを前記出力層から出力するようにコンピュータを機能させることを特徴とするモデル。

10

【請求項12】

識別対象についての M (M は2以上の整数)次元の第1形式の特徴ベクトルを含む N 次元 (N は M より大きな整数)の第2形式の特徴ベクトルを備え、

前記第1形式の特徴ベクトルは、前記第1形式の特徴ベクトルによる前記識別対象についての再現率が前記第2形式の特徴ベクトルによる前記識別対象についての再現率より高くなるように設定され、

前記第2形式の特徴ベクトルは、前記第2形式の特徴ベクトルによる前記識別対象についての適合度が前記第1形式の特徴ベクトルによる前記識別対象についての適合度より高くなるように設定されていることを特徴とするデータ構造。

【発明の詳細な説明】

20

【技術分野】

【0001】

本発明は、識別装置、識別方法、学習方法、プログラム、モデルおよびデータ構造に関する。

【背景技術】

【0002】

特許文献1には、画像データの検出領域において第1の顔検出アルゴリズムを用いて算出した顔尤度がしきい値以上顔尤度を有する検出領域において、第2の顔検出アルゴリズムを用いて顔周辺尤度を算出する顔検出装置が開示されている。第1の顔検出アルゴリズムは、第2の顔検出アルゴリズムに比較して高速な顔検出アルゴリズムであり、第2の顔検出アルゴリズムは、第1の顔検出アルゴリズムに比較して、顔画像領域の高い検出率及び低い誤検出率を有する。

30

【先行技術文献】

【特許文献】

【0003】

【特許文献1】特許第4903192号公報

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0004】

本発明が解決しようとする課題は、識別精度の低下を抑制しつつ、識別にかかる演算量を減少させることである。

40

【課題を解決するための手段】

【0005】

本発明の1つの態様による識別装置は、 M (M は2以上の整数)次元の第1形式の特徴ベクトルを含む N 次元 (N は M より大きな整数)の第2形式の特徴ベクトルを入力データから抽出する抽出手段と、前記第1形式の特徴ベクトルおよび前記第2形式の特徴ベクトルに基づいて、前記入力データの識別対象を識別する識別手段と、を備える。

【発明の効果】

【0006】

本発明の1つの態様によれば、識別精度の低下を抑制しつつ、識別にかかる演算量を減

50

小さらせることができる。

【図面の簡単な説明】

【0007】

【図1】第1実施形態に係る識別装置の構成例を示すブロック図。

【図2】第1実施形態に係る識別装置の詳細な構成例を示すブロック図。

【図3】図2の識別部の処理の概略的な流れを示す図。

【図4】第1実施形態に係る特徴ベクトルの構成例を示す図。

【図5】第1実施形態に係る識別処理を示すフローチャート。

【図6】第2実施形態に係る識別処理を示すフローチャート。

【図7】第3実施形態に係る学習装置の構成例を示すブロック図。

10

【図8】第4実施形態に係る識別装置の構成例を示すブロック図。

【図9】第5実施形態に係る特徴抽出に用いられるモデルの一例を示す図。

【図10】第6実施形態に係る識別装置のハードウェア構成例を示すブロック図。

【発明を実施するための形態】

【0008】

以下、添付図面を参照して本発明の実施形態を詳細に説明する。なお、以下の実施形態は本発明を限定するものではなく、また、実施形態で説明されている特徴の組み合わせの全てが本発明の解決手段に必須のものとは限らない。実施形態の構成は、本発明が適用される装置の仕様や各種条件（使用条件、使用環境等）によって適宜修正または変更される。本発明の技術的範囲は、特許請求の範囲によって確定され、以下の個別の実施形態によって限定されない。

20

【0009】

< 第1実施形態 >

以下の説明では、識別装置として、顔認証を用いた物体識別装置を例にとる。ただし、本実施形態は、顔認証を用いた物体識別装置に限定されるものではなく、犬や猫等のペット認識、自動車や自転車などの物体認識にも適用できる。また、本実施形態は、物体識別装置以外にも、画像認識装置、文字認識装置または音声認識装置などに適用してもよく、特徴ベクトルを用いて識別を行う識別装置なら、どのような識別装置にも適用してもよい。

【0010】

30

図1は、第1実施形態に係る識別装置の構成例を示すブロック図である。なお、図1の例では、識別装置として顔認証装置を示した。なお、顔認証装置は、監視カメラシステムで映っている人物が予め登録された人物の中の誰であるかを特定したり、入退出管理システムの入退出ゲートでの顔認証に適用したりすることができる。

【0011】

図1に示す各機能ブロックのうち、ソフトウェアにより実現される機能については、各機能ブロックの機能を提供するためのプログラムがROM(Read Only Memory)等のメモリに記憶される。そして、そのプログラムをRAM(Random Access Memory)に読み出してCPU(Central Processing Unit)が実行することにより実現される。ハードウェアにより実現される機能については、例えば、所定のコンパイラを用いることで、各機能ブロックの機能を実現するためのプログラムからFPGA上に自動的に専用回路を生成すればよい。FPGAとは、Field Programmable Gate Arrayの略である。また、FPGAと同様にしてゲートアレイ回路を形成し、ハードウェアとして実現するようにしてもよい。また、ASIC(Application Specific Integrated Circuit)により実現するようにしてもよい。なお、図1に示した機能ブロックの構成は一例であり、複数の機能ブロックが1つの機能ブロックを構成するようにしてもよいし、いずれかの機能ブロックが複数の機能を行うブロックに分かれてもよい。

40

【0012】

図1において、顔認証装置は、検出部1、特徴抽出部2および識別部3を備える。

50

検出部 1 は、入力画像 1 1 から認識対象、すなわち顔領域を検出する。検出部 1 は、例えば、MTCNN を用いて顔領域を検出することができる。MTCNN は、Multi-task Cascaded Convolutional Neural Networks for Face Detection, based on TensorFlow の略である。

【0013】

特徴抽出部 2 は、検出部 1 で検出された顔画像から、特徴量を抽出する。特徴量は、特徴ベクトル 1 2 A で表現することができる。顔認証処理では、特徴ベクトル 1 2 A は、同一人物か否かを精度よく判定できるように設計される。顔認証の場合、特徴ベクトル 1 2 A は、表情、撮影の向き、照明およびアクセサリの有無によらずに、同一人物であれば似通った値をとり、異なる人物であれば大きく異なる値をとる。

10

【0014】

識別部 3 は、特徴抽出部 2 で抽出された特徴ベクトル 1 2 A と、予め登録された特徴ベクトル 1 2 B とを照合する。そして、識別処理 S 1 3 は、特徴抽出部 2 で抽出された特徴ベクトル 1 2 A が、予め登録された特徴ベクトル 1 2 B のいずれの特徴ベクトルに最も近いかを識別する。このとき、識別部 3 では、多数の既知の人物の画像から抽出された特徴ベクトル 1 2 B を予め登録し、特徴抽出部 2 で抽出された特徴ベクトル 1 2 A を、予め登録された多数の特徴ベクトル 1 2 B のそれぞれと照合することができる。

【0015】

ここで、特徴ベクトル 1 2 A、1 2 B は、M (M は 2 以上の整数) 次元の第 1 形式の特徴ベクトルを含む N 次元 (N は M より大きな整数) の第 2 形式の特徴ベクトルである。そして、識別部 3 は、第 1 形式の特徴ベクトルおよび第 2 形式の特徴ベクトルに基づいて、顔を識別する。このとき、識別部 3 は、第 1 形式の特徴ベクトル同士の第 1 類似度を算出し、第 1 類似度が所定値より大きい場合に第 2 類似度を算出することができる。ここで、第 1 類似度は第 2 類似度と比べて再現率を高くし、第 2 類似度は第 1 類似度と比べて適合度を高くすることができる。再現率は、同一物体の入力画像に対する識別率であり、顔認証では、同一人物同士の場合のうち同一人物であると判定される割合である。適合度は、同一物体か否かを正しく識別できる割合であり、顔認証では、同一人物と判定された場合のうち本当に同一人物同士である割合である。

20

【0016】

一般に、多くの人物の特徴ベクトル同士の類似度を算出する場合、ほとんどの場合が別人の特徴ベクトルである。このとき、別人の特徴ベクトル同士では、似ている人物の特徴ベクトル同士と比べて、差異が大きく、別人か否かを判定する場合は、同一人物同士か否かを判定する場合に比べて、特徴ベクトルの次元数を小さくしても判定精度を確保できる。このため、識別部 3 は、第 1 類似度に基づいて、多くの人物の特徴ベクトルのうち別人の特徴ベクトルを排除し、似ている人物の特徴ベクトルを特定する。そして、識別部 3 は、第 2 類似度に基づいて、似ている人物の特徴ベクトルのうち本当に同一である人物の特徴ベクトルを特定する。これにより、識別部 3 は、別人を含む多くの人物の特徴ベクトル同士について、高次元の特徴ベクトル同士の類似度を演算する必要がなくなり、識別精度の低下を抑制しつつ、識別にかかる演算量を減少させることができる。

30

40

【0017】

図 2 は、第 1 実施形態に係る識別装置の詳細な構成例を示すブロック図である。

図 2 において、識別装置 3 0 は、画像入力部 3 1、検出部 3 2、特徴抽出部 3 3、識別部 3 4 および特徴保持部 3 5 を備える。識別部 3 4 は、照合部 3 4 0 を備える。照合部 3 4 0 は、第 1 類似度算出部 3 4 1 および第 2 類似度算出部 3 4 2 を備える。なお、検出部 3 2、特徴抽出部 3 3 および識別部 3 4 は、図 1 の検出部 1、特徴抽出部 2 および識別部 3 としてそれぞれ用いることができる。

【0018】

画像入力部 3 1 は、図 1 の入力画像 1 1 を検出部 3 2 に入力する。画像入力部 3 1 は、例えば、カメラ等の撮像装置または画像録画装置である。

50

検出部 3 2 は、入力画像 1 1 から識別対象（ここでは顔画像）を検出し、特徴抽出部 3 3 に出力する。特徴抽出部 3 3 は、検出部 3 2 で検出された顔画像から、特徴ベクトル 1 2 A を抽出する。特徴保持部 3 5 は、予め多数の既知の人物の画像からそれぞれ抽出された特徴ベクトル 1 2 B を保持する。

【 0 0 1 9 】

識別部 3 4 は、特徴抽出部 3 3 で抽出された特徴ベクトル 1 2 A が、特徴保持部 3 5 に保持された特徴ベクトル 1 2 B のいずれに最も近いかを識別する。照合部 3 4 0 は、特徴ベクトル 1 2 A、1 2 B 同士を照合し、特徴ベクトル 1 2 A、1 2 B 同士の類似度を算出する。第 1 類似度算出部 3 4 1 は、特徴ベクトル 1 2 A、1 2 B 同士のうち、第 1 形式の特徴ベクトル同士の第 1 類似度を算出する。第 2 類似度算出部 3 4 2 は、特徴ベクトル 1 2 A、1 2 B 同士のうち、第 2 形式の特徴ベクトル同士の第 2 類似度を算出する。このとき、第 2 類似度算出部 3 4 2 は、第 1 類似度が所定値より大きい場合に第 2 類似度を算出することができる。

10

【 0 0 2 0 】

図 3 は、図 2 の識別部の処理の概略的な流れを示す図である。なお、図 3 では、各特徴ベクトル 1 2 A、1 2 B を第 1 形式および第 2 形式に区別することなく、特徴ベクトル 1 2 A、1 2 B 同士を照合する例を示した。

【 0 0 2 1 】

図 3 のステップ S 2 1 において、図 2 の識別部 3 4 は、2 つの特徴ベクトル、すなわち入力画像 1 1 から抽出された特徴ベクトル 1 2 A と、予め登録された登録済の特徴ベクトル 1 2 B のうちのひとつを入力として、2 つの特徴ベクトルの類似度を求める。登録済の特徴ベクトル 1 2 B は、対応する人物情報 2 3 を含むことができる。

20

【 0 0 2 2 】

類似度は、特徴ベクトル 1 2 A、1 2 B が互いに近く、同一人物の特徴ベクトル 1 2 A、1 2 B 同士であれば大きい値となり、別人の特徴ベクトル 1 2 A、1 2 B 同士であれば小さい値となる。なお、類似度の代わりに、距離を用いることがあるが、意味的には同一である。距離は、特徴ベクトル 1 2 A、1 2 B 同士が近ければ、0 に近い値となり、特徴ベクトル 1 2 A、1 2 B 同士が遠ければ、（絶対値が）大きい値となる。本明細書では、類似度を用いて説明するが、距離を用いてもよい。

【 0 0 2 3 】

次に、ステップ S 2 2 において、識別部 3 4 は、登録済の特徴ベクトル 1 2 B のすべてについて、特徴ベクトル 1 2 A との類似度を算出したら、類似度の最大値である最大類似度 2 2 を算出する。

30

【 0 0 2 4 】

次に、ステップ S 2 3 において、識別部 3 4 は、最大類似度 2 2 を所定値と比較する。そして、識別部 3 4 は、最大類似度 2 2 が所定値よりも大きい場合、ステップ S 2 4 に進む。ステップ S 2 4 では、識別部 3 4 は、該当人物ありと判断し、最大類似度 2 2 に対応する人物を入力画像 1 1 に映っている人物として特定（識別）する。一方、識別部 3 4 は、最大類似度 2 2 が所定値以下の場合、ステップ S 2 5 に進む。ステップ S 2 5 では、識別部 3 4 は、特徴ベクトル 1 2 B が登録された人物のいずれとも異なると判断し、該当人物なしと判断する。

40

【 0 0 2 5 】

なお、図 3 の例では、識別部 3 4 は、登録済の特徴ベクトル 1 2 B のすべての類似度を求めた後に最大類似度を算出したが、類似度を求めるたびに類似度の最大値を逐一更新してもよい。また、ステップ S 2 1 の照合回数を減らすために、登録済の特徴ベクトル 1 2 B のクラスタリングを行うようにしてもよい。

【 0 0 2 6 】

ここで、ステップ S 2 1 の照合処理は、登録済の特徴ベクトル 1 2 B の登録数と同じ回数行われる。このため、ステップ S 2 1 の照合回数は、登録済の特徴ベクトル 1 2 B の登録数に対して正の相関がある。登録済の特徴ベクトル 1 2 B の登録数が増えると、ステッ

50

ブ S 2 1 の照合回数が増大し、S 2 1 の照合の平均処理時間が長くなる。また、登録済の特徴ベクトル 1 2 B の登録数が増えると、図 2 の特徴保持部 3 5 の記憶容量も増大する。

【 0 0 2 7 】

ここで、ステップ S 2 1 の照合の演算量を低減し、特徴保持部 3 5 の記憶容量の増大を抑制するために、特徴ベクトル 1 2 A、1 2 B を、M 次元の第 1 形式の特徴ベクトルを含む N 次元の第 2 形式の特徴ベクトルで表現する。そして、識別部 3 4 は、第 1 形式の特徴ベクトルおよび第 2 形式の特徴ベクトルに基づいて、顔を識別する。

【 0 0 2 8 】

図 4 は、第 1 実施形態に係る特徴ベクトルの構成例を示す図である。

図 4 において、各特徴ベクトル 1 2 A、1 2 B は、M 次元の第 1 形式の特徴ベクトル 4 1 が、N 次元の第 2 形式の特徴ベクトル 4 2 に含まれるデータ構造を持つ。 10

【 0 0 2 9 】

各特徴ベクトル 1 2 A、1 2 B は、N 次元の第 2 形式の特徴ベクトル 4 2 であるが、その一部である M 次元に注目すると、M 次元の第 1 形式の特徴ベクトル 4 1 として扱うこともできる。すなわち、2 つの特徴ベクトル 1 2 A、1 2 B が照合部 3 4 0 に与えられた場合、照合部 3 4 0 は、第 1 形式の特徴ベクトル 4 1 同士の前 1 類似度を算出することもできるし、第 2 形式の特徴ベクトル 4 2 同士の前 2 類似度を算出することもできる。

【 0 0 3 0 】

このとき、第 1 形式の特徴ベクトル 4 1 は、第 1 形式の特徴ベクトル 4 1 による識別対象（ここでは、顔）についての再現率が第 2 形式の特徴ベクトル 4 2 による識別対象についての再現率より高くなるように設定される。また、第 2 形式の特徴ベクトル 4 2 は、第 2 形式の特徴ベクトル 4 2 による識別対象についての適合度が第 1 形式の特徴ベクトル 4 1 による識別対象についての適合度より高くなるように設定される。 20

【 0 0 3 1 】

これにより、識別部 3 4 は、第 1 形式の特徴ベクトル 4 1 同士の照合に基づいて、同一人物の前 1 形式の特徴ベクトル 4 1 を含む第 2 形式の特徴ベクトル 4 2 を残しつつ、別人の前 1 形式の特徴ベクトル 4 1 を含む第 2 形式の特徴ベクトル 4 2 を排除できる。そして、識別部 3 4 は、別人の前 1 形式の特徴ベクトル 4 1 を含む第 2 形式の特徴ベクトル 4 2 が排除された第 2 形式の特徴ベクトル 4 2 同士の照合に基づいて、同一人物を識別することができる。このとき、識別部 3 4 は、同一人物を識別するために、別人の前 1 形式の特徴ベクトル 4 1 を含む第 2 形式の特徴ベクトル 4 2 との照合を行う必要がなく、照合の演算量を低減することができる。 30

【 0 0 3 2 】

図 5 は、第 1 実施形態に係る識別処理を示すフローチャートである。

図 5 のステップ S 5 1 において、図 2 の前 1 類似度算出部 3 4 1 は、特徴ベクトル 1 2 A、1 2 B のうちの前 1 形式の特徴ベクトル 4 1 同士を照合し、前 1 類似度 5 1 を算出する。

【 0 0 3 3 】

次に、ステップ S 5 2 において、識別部 3 4 は、前 1 類似度 5 1 が所定値よりも大きいか否かを判断する。識別部 3 4 は、前 1 類似度 5 1 が所定値よりも大きい場合、ステップ S 5 3 に進む。ステップ S 5 3 では、前 2 類似度算出部 3 4 2 は、特徴ベクトル 1 2 A、1 2 B の第 2 形式の特徴ベクトル 4 2 同士を照合し、前 2 類似度 5 3 を算出し、図 3 のステップ S 2 1 の照合結果とする。ここで、前 2 類似度算出部 3 4 2 は、特徴保持部 3 5 に保持された特徴ベクトル 1 2 B のうち、前 1 類似度 5 1 が所定値よりも大きい前 1 形式の特徴ベクトル 4 1 を含む第 2 形式の特徴ベクトル 4 2 を特徴ベクトル 1 2 A の第 2 形式の特徴ベクトル 4 2 と照合する。 40

【 0 0 3 4 】

このとき、識別部 3 4 は、前 1 類似度 5 1 に基づいて同一人物ではないと判断できる場合は前 2 類似度 5 2 を算出しない。一般に、多くの人物の特徴ベクトルとの類似度を算出する場合、ほとんどの場合が別人であると判断される。このため、識別部 3 4 は、特徴保 50

持部 3 5 に保持された特徴ベクトル 1 2 B のうち、ほとんど全ての第 2 類似度 5 2 の算出を省くことができる。このため、識別部 3 4 は、特徴保持部 3 5 に保持された全ての特徴ベクトル 1 2 B の類似度を算出する場合に比べて、特徴ベクトル 1 2 A、1 2 B 同士の類似度算出にかかる平均時間を短くすることができる。

【 0 0 3 5 】

なお、ステップ S 5 2 は、ステップ S 5 3 の第 2 類似度 5 2 の算出の回数を抑えるための処理である。このとき、第 2 類似度 5 2 の算出の回数を抑えつつ、同一人物の類似度を正しく算出するために、同一人物である場合は第 2 類似度 5 3 の算出が確実に行われる必要がある。このため、第 2 類似度 5 3 が算出される特徴ベクトル 1 2 B には、少数の同一ではない人物の特徴ベクトル 1 2 B が含まれていても構わない。そのため、第 1 形式の特徴ベクトル 4 1 は、再現率を原則 1 0 0 % まで高くするように設計され、第 2 形式の特徴ベクトル 4 2 は、適合度を高くするように設計される。

10

【 0 0 3 6 】

識別部 3 4 は、第 1 類似度 5 1 が所定値以下の場合、ステップ S 5 4 に進む。ステップ S 5 4 では、識別部 3 4 は、第 1 類似度 5 1 を補正し、その補正結果を図 3 のステップ S 2 1 の照合結果とする。

なお、類似度補正は、第 1 類似度 5 1 の値を第 2 類似度 5 3 と同様に比較可能にする補正である。この補正として、第 2 類似度 5 3 において同一人物ではあり得ない小さい一定値にする方法や、第 2 類似度 5 3 において同一人物ではあり得ない小さい一定値を上限とするように第 1 類似度 5 1 に定数を乗じた値にする方法がある。類似度補正は、いずれの方法を用いても構わないが、図 3 で示したように、ステップ S 2 1 の照合結果として最大類似度 2 2 しか用いないのであれば、第 2 類似度 5 3 において同一人物ではあり得ない小さい一定値にする方法で十分である。

20

【 0 0 3 7 】

以上説明したように、上述した第 1 実施形態によれば、特徴ベクトル 1 2 A、1 2 B を、M 次元の第 1 形式の特徴ベクトルを含む N 次元の第 2 形式の特徴ベクトルで表現する。そして、識別部 3 4 は、第 1 形式の特徴ベクトルおよび第 2 形式の特徴ベクトルに基づいて、識別対象を識別することにより、特徴ベクトル同士の照合の演算量を低減し、特徴ベクトルの登録に必要な記憶容量の増大を抑制することができる。

【 0 0 3 8 】

< 第 2 実施形態 >

図 6 は、第 2 実施形態に係る識別処理を示すフローチャートである。第 1 実施形態では、ステップ S 5 3 で第 2 類似度 5 3 を算出する場合、ステップ S 5 1 で第 1 類似度 5 1 を算出する。ステップ S 5 3 での第 2 類似度 5 3 の算出に第 1 類似度 5 1 の算出結果を使用しない場合、第 1 類似度 5 1 の算出にかかる時間だけ処理時間が増加する。そこで、第 2 実施形態では、処理時間を低減するため、第 1 類似度 5 1 の算出の中間結果を第 2 類似度 5 3 の算出に用いる。

30

【 0 0 3 9 】

図 6 の処理において、図 5 の処理との違いは、ステップ S 5 1 の第 1 類似度 5 1 の算出の中間結果 6 1 を、ステップ S 5 3 の第 2 類似度 5 2 の算出で使用することである。このとき、特徴ベクトル同士の類似度は、例えば、コサイン類似度を用いることができる。

40

ここで、類似度を求める 2 つの特徴ベクトルを F_x および F_y とすると、各特徴ベクトル F_x 、 F_y は、以下の (1) 式および (2) 式に示すように、M 次元ベクトルを含む N 次元ベクトルとして表せる。

【 0 0 4 0 】

【 数 1 】

$$F_x = (x_1, x_2, \dots, x_M, x_{M+1}, \dots, x_N) \quad \dots (1)$$

50

【 0 0 4 1 】

【 数 2 】

$$F_y = (y_1, y_2, \dots, y_M, y_{M+1}, \dots, y_N) \quad \dots (2)$$

【 0 0 4 2 】

第 1 類似度 5 1 は、M 次元ベクトルのコサイン類似度 SA 1 で表現すると、以下の (3) 式で与えられ、第 2 類似度 5 2 は、N 次元ベクトルのコサイン類似度 SA 2 で表現すると、以下の (4) 式で与えられる。 10

【 0 0 4 3 】

【 数 3 】

$$SA1 = \frac{\sum_{i=1}^M x_i y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^M x_i^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^M y_i^2}} \quad \dots (3)$$

20

【 0 0 4 4 】

【 数 4 】

$$SA2 = \frac{\sum_{i=1}^M x_i y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^M x_i^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^M y_i^2}}$$

$$= \frac{\sum_{i=1}^M x_i y_i + \sum_{i=M+1}^N x_i y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^M x_i^2 + \sum_{i=M+1}^N x_i^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^M y_i^2 + \sum_{i=M+1}^N y_i^2}} \quad \dots (4)$$

30

【 0 0 4 5 】

ここで、以下の (5) 式および (6) 式に示すように、 α 、 β 、 γ 、 δ 、 ϵ を定義する。

【 0 0 4 6 】

【 数 5 】

$$\alpha = \sum_{i=1}^M x_i y_i, \quad \beta = \sum_{i=1}^M x_i^2, \quad \gamma = \sum_{i=1}^M y_i^2 \quad \dots (5)$$

40

【 0 0 4 7 】

【 数 6 】

50

$$\delta = \sum_{i=M+1}^N x_i y_i, \quad \varepsilon = \sum_{i=M+1}^N x_i^2, \quad \zeta = \sum_{i=M+1}^N y_i^2 \quad \dots (6)$$

【 0 0 4 8 】

このとき、M次元ベクトルのコサイン類似度SA1は、 α 、 β 、 γ を用いて以下の(7)式で与えられる。

10

【 0 0 4 9 】

【数7】

$$SA1 = \frac{\alpha}{\sqrt{\beta\gamma}} \quad \dots (7)$$

【 0 0 5 0 】

N次元ベクトルのコサイン類似度SA2は、 α 、 β 、 δ 、 ε 、 γ 、 ζ を用いて以下の(8)式で与えられる。

20

【 0 0 5 1 】

【数8】

$$SA2 = \frac{\alpha + \delta}{\sqrt{\beta + \varepsilon} \cdot \sqrt{\gamma + \zeta}} \quad \dots (8)$$

30

【 0 0 5 2 】

α 、 β 、 γ は、ステップS51の第1類似度51の算出でも、ステップS53の第2類似度52の算出でも用いられる。このため、第2類似度算出部342は、第1類似度算出部341で算出された値 α 、 β 、 γ を中間結果61として、第2類似度52の算出で用いる。これにより、図3のステップS21の照合は、第1類似度51の算出と第2類似度52の算出を行う場合に比べて、乗算、除算および平方根のそれぞれ1回の計算量の増加で済む。

【 0 0 5 3 】

また、識別装置30は、 $1/\sqrt{\beta}$ 、 $1/\sqrt{\gamma}$ 、 $1/(\beta + \gamma)$ 、 $1/(\beta + \gamma)$ を特徴抽出時に予め計算し、特徴ベクトルに追加することができる。このとき、M次元ベクトルのコサイン類似度SA1は、以下の(9)式で与えられ、N次元ベクトルのコサイン類似度SA2は、以下の(10)式で与えられる。この結果、ステップS21の照合での計算量は、2回の乗算の増加で済む。

40

【 0 0 5 4 】

【数9】

$$SA1 = \frac{1}{\sqrt{\beta}} \cdot \frac{1}{\sqrt{\gamma}} \cdot \alpha \quad \dots (9)$$

50

【 0 0 5 5 】

【 数 1 0 】

$$SA2 = \frac{1}{\sqrt{\beta + \varepsilon}} \cdot \frac{1}{\sqrt{\gamma + \zeta}} \cdot (\alpha + \delta) \quad \dots (10)$$

【 0 0 5 6 】

第 1 実施形態では、図 3 のステップ S 2 1 の照合のほとんどの場合、第 2 類似度 5 2 は算出されない。ただし、類似した特徴ベクトル 1 2 B が多数登録されている場合には、第 1 類似度 5 1 の算出による処理時間そのものが増える。第 2 実施形態では、類似した特徴ベクトル 1 2 B が多数登録されている場合においても、類似度算出にかかる時間の増大を抑制することができる。

【 0 0 5 7 】

以上の説明では、類似度にコサイン類似度を用いた例を示したが、他の指標、例えば、マンハッタン距離またはユークリッド距離を用いてもよい。

【 0 0 5 8 】

< 第 3 実施形態 >

各特徴ベクトル 1 2 A、1 2 B は、M 次元の第 1 形式で再現率が高く、N 次元の第 2 形式で高い識別性能がある。このように各特徴ベクトル 1 2 A、1 2 B を設計することにより、N 次元の第 2 形式の識別性能のみを高めるように特徴ベクトルを設計した場合に比べて、同一人物の識別にかかる演算量を減少させることができる。このとき、M 次元の第 1 形式で再現率が高く、N 次元の第 2 形式で高い識別性能を持つ特徴ベクトル 1 2 A を顔画像から抽出できれば、図 2 の特徴抽出部 3 3 として、どのような特徴抽出部を用いてもよい。

【 0 0 5 9 】

例えば、ディープニューラルネットワークを用いて特徴抽出部 3 3 を生成するようにしてもよい。物体識別のためのディープニューラルネットワークの学習方法には様々な方法があるが、第 3 実施形態では、Siamese Network [Bromley, 1993] の手法を例にとる。

【 0 0 6 0 】

図 7 は、第 3 実施形態に係る学習装置の構成例を示すブロック図である。

図 7 において、学習装置 7 は、DNN (Deep Neural Network) 部 7 2 および重み更新部 7 4 を備える。DNN 部 7 2 は、DNN 7 2 1、7 2 2 を備える。DNN 7 2 1、7 2 2 は、互いに同一の構成を持つ。重み更新部 7 4 は、第 1 損失関数 7 4 1 および第 2 損失関数 7 4 2 を備える。

【 0 0 6 1 】

DNN 部 7 2 には、画像 7 1 1、7 1 2 の組である画像ペア 7 1 が入力され、DNN 部 7 2 からは、N 次元の特徴ベクトル 7 3 1、7 3 2 の組である特徴ベクトルペア 7 3 が出力される。このとき、画像ペア 7 1 は、特徴ベクトルペア 7 3 に対応する。画像ペア 7 1 には、同一人物であるか否かの不図示のラベル T が別途付与され、例えば、同一人物である場合は 1、同一人物でない場合は 0 の値をとる。このラベル T が別途付与された画像ペア 7 1 は、各 DNN 7 2 1、7 2 2 を学習させる教師データとして用いることができる。

【 0 0 6 2 】

学習装置 7 は、各 DNN 7 2 1、7 2 2 を学習させるために、教師データを取得する、そして、DNN 7 2 1 には、画像 7 1 1 が入力され、DNN 7 2 2 には、画像 7 1 2 が入力される。そして、各 DNN 7 2 1、7 2 2 は、各画像 7 1 1、7 1 2 から N 次元の特徴ベクトル 7 3 1、7 3 2 を抽出する。このとき、N 次元の各特徴ベクトル 7 3 1、7 3 2 は、M 次元の特徴ベクトル 7 3 1 1、7 3 2 1 を含む。

【 0 0 6 3 】

ここで、DNN 7 2 1 は、M次元の特徴ベクトル 7 3 1 1 を第 1 形式の特徴ベクトル 4 1 として抽出し、N次元の特徴ベクトル 7 3 1 を第 2 形式の特徴ベクトル 4 2 として抽出するように学習される。DNN 7 2 2 は、M次元の特徴ベクトル 7 3 2 1 を第 1 形式の特徴ベクトル 4 1 として抽出し、N次元の特徴ベクトル 7 3 2 を第 2 形式の特徴ベクトル 4 2 として抽出するように学習される。

【 0 0 6 4 】

第 1 損失関数 7 4 1 は、M次元の特徴ベクトル 7 3 1 1、7 3 2 1 を入力とし、第 1 形式の特徴ベクトル 4 1 の識別性能を上げるように設計される。第 2 損失関数 7 4 2 は、N次元の特徴ベクトル 7 3 1、7 3 2 を入力とし、第 2 形式の特徴ベクトル 4 2 の識別性能を上げるように設計される。重み更新部 7 4 は、第 1 損失関数 7 4 1 および第 2 損失関数 7 4 2 に基づいて、DNN部 7 2 のパラメータ(重み)を更新する。

10

【 0 0 6 5 】

例えば、第 1 損失関数 7 4 1 は、特徴ベクトル 7 3 1 1、7 3 2 1 の Contrastive Loss 関数である。Contrastive Loss 関数 L は、以下の (11) 式で与えることができる。

【 0 0 6 6 】

【 数 1 1 】

$$L = \frac{1}{2}(TD^2 + (1 - T)\max(\text{margin} - D, 0)^2) \quad \dots(11)$$

20

【 0 0 6 7 】

このとき、再現率を高めるには、margin を低く設定する。margin は、ハイパーパラメータと呼ばれ、経験に基づいて調整されたり、学習を進めながら調整される。D は、特徴ベクトル 7 3 1 1、7 3 2 1 間の距離で、例えば、ユークリッド距離を用いればよい。

【 0 0 6 8 】

第 2 損失関数 7 4 2 は、第 1 損失関数 7 4 1 と同様に Contrastive Loss 関数を用いてもよいし、他の関数を用いてもよい。第 2 損失関数 7 4 2 として Contrastive Loss 関数を用いる場合、margin は、第 1 損失関数 7 4 1 の値と異なってもよい。

30

【 0 0 6 9 】

D は、ユークリッド距離を用いてもよいが、マンハッタン距離等の他の距離指標を用いてもよく、類似度を距離に変換して用いてもよい。例えば、コサイン類似度 S_c を用いる場合、以下の (12) 式または (13) 式のように変換を行えばよい。

【 0 0 7 0 】

【 数 1 2 】

$$D = 1 - S_c \quad \dots(12)$$

40

【 0 0 7 1 】

【 数 1 3 】

$$D = 1 - \max(S_c, 0) \quad \dots(13)$$

50

トル 8 3 1、8 4 1 同士の第 1 類似度を算出する。第 2 類似度算出部 8 6 2 は、D N N 8 2 から出力された N 次元の特徴ベクトル 8 3 2 と、特徴量保存部 8 5 から読み出された N 次元の特徴ベクトル 8 4 2 とを照合し、特徴ベクトル 8 3 2、8 4 2 同士の第 2 類似度を算出する。

【 0 0 8 2 】

このとき、第 2 類似度算出部 8 6 2 は、特徴量保存部 8 5 から読み出された N 次元の特徴ベクトル 8 4 2 のうち、第 1 類似度が所定値よりも大きい M 次元の特徴ベクトル 8 4 1 を含む N 次元の特徴ベクトル 8 4 2 を N 次元の特徴ベクトル 8 3 2 と照合する。このため、第 2 類似度算出部 8 6 2 は、第 1 類似度が所定値以下の M 次元の特徴ベクトル 8 4 1 を含む N 次元の特徴ベクトル 8 4 2 については、N 次元の特徴ベクトル 8 3 2 との照合を省略することができる。このとき、一般には、特徴量保存部 8 5 に保存されている N 次元の特徴ベクトル 8 5 2 は、他人の画像の特徴ベクトルがほとんどなので、M 次元の特徴ベクトル 8 4 1 との間の第 1 類似度はほとんど所定値以下となる。このため、第 2 類似度算出部 8 6 2 は、多数の N 次元の特徴ベクトル 8 5 2 が特徴量保存部 8 5 に保存されている場合においても、N 次元の特徴ベクトル 8 3 2 との照合を短時間で済ませることができる。

10

【 0 0 8 3 】

< 第 5 実施形態 >

図 9 は、第 5 実施形態に係る特徴抽出に用いられるモデルの一例を示す図である。図 9 では、特徴抽出に用いられるモデルの例として、ニューラルネットワークを示した。図 9 のモデルは、図 8 の D N N 8 2 として用いることができる。

20

【 0 0 8 4 】

図 9 において、ニューラルネットワークは、入力層 L I、中間層 L H および出力層 L O を備える。入力層 L I はノード N I を備え、中間層 L H はノード N H を備え、出力層 L O はノード N O を備える。ノード N I は、エッジ E I を介してノード N H に結合され、ノード N H は、エッジ E H を介して互いに結合され、ノード N H は、エッジ E O を介してノード N O に結合される。

【 0 0 8 5 】

入力層 L I は、識別対象を含む入力データ D I が入力される。出力層 L O は、入力層 L I に入力される識別対象についての M 次元の第 1 形式の特徴ベクトル 4 1 を含む N 次元の第 2 形式の特徴ベクトル 4 2 を出力する。中間層 L H は、入力層 L I の出力を入力とし、入力層 L I に入力される識別対象についての M 次元の第 1 形式の特徴ベクトル 4 1 を含む N 次元の第 2 形式の特徴ベクトル 4 2 が出力層 L O を介して出力されるように学習される。このとき、ニューラルネットワークの学習段階では、図 7 の学習装置 7 を用いてニューラルネットワークを学習させることで学習済みモデルを生成することができる。

30

【 0 0 8 6 】

ニューラルネットワークの推論段階では、識別対象を含む入力データ D I が入力層 L I に入力される。そして、ニューラルネットワークは、入力層 L I の出力に対し、中間層 L H で演算し、その識別対象についての M 次元の第 1 形式の特徴ベクトル 4 1 を含む N 次元の第 2 形式の特徴ベクトル 4 2 を出力層 L O から出力する。

【 0 0 8 7 】

このとき、入力層 L I の各ノード N I に入力されたデータは、各エッジ E I の重みで重み付けされた後、中間層 L H の各ノード N H に入力され、各ノード N H への入力がノード N H ごとに加算されて各ノード N H の値となる。中間層 L H の各ノード N H の値は、活性化関数（例えば、シグモイド関数）で非線形変換される。そして、その変換値は、各エッジ E H、E O の重みで重み付けされた後、出力層 L O の各ノード N O に入力され、各ノード N O への入力がノード N O ごとに加算されて各ノード N O の値となる。

40

【 0 0 8 8 】

< 第 6 実施形態 >

図 10 は、第 6 実施形態に係る識別装置のハードウェア構成例を示すブロック図である。なお、この識別装置 100 は、図 1、図 2 および図 8 の各機能ブロックのうち、ソフト

50

ウェアにより実現される機能を提供することができる。

【0089】

図10において、識別装置100は、プロセッサ101、通信制御デバイス102、通信インタフェース103、主記憶デバイス104、補助記憶デバイス105および入出力インタフェース107を備える。プロセッサ101、通信制御デバイス102、通信インタフェース103、主記憶デバイス104、補助記憶デバイス105および入出力インタフェース107は、内部バス106を介して相互に接続されている。主記憶デバイス104および補助記憶デバイス105は、プロセッサ101からアクセス可能である。

【0090】

また、識別装置100の外部には、入力装置111、出力装置112、カメラ113およびゲート114が設けられている。入力装置111、出力装置112、カメラ113およびゲート114は、入出力インタフェース107を介して内部バス106に接続されている。入力装置111および出力装置112は、ヒューマンインターフェースとして用いることができる。

10

【0091】

入力装置111は、例えば、キーボード、マウス、タッチパネル、カードリーダー、音声入力装置等である。出力装置112は、例えば、画面表示装置（液晶モニタ、有機EL（Electro Luminescence）ディスプレイ、グラフィックカード等）、音声出力装置（スピーカ等）、印字装置等である。カメラ113は、例えば、人物の顔などを撮像する。ゲート114は、識別装置100による人物の識別結果に基づいて開閉する。ゲート114は、例えば、入退出管理システムの入退出ゲートである。

20

【0092】

プロセッサ101は、識別装置100全体の動作制御を司るハードウェアである。プロセッサ101は、CPU（Central Processing Unit）であってもよいし、GPU（Graphics Processing Unit）であってもよい。プロセッサ101は、シングルコアプロセッサであってもよいし、マルチコアプロセッサであってもよい。プロセッサ101は、処理の一部を行うアクセラレータなどのハードウェア回路（例えば、FPGAまたはASIC）を備えていてもよい。プロセッサ101は、ニューラルネットワークとして動作してもよい。

【0093】

主記憶デバイス104は、例えば、SRAM（Static Random Access Memory）またはDRAM（Dynamic Random Access Memory）などの半導体メモリから構成することができる。主記憶デバイス104には、プロセッサ101が実行中のプログラムを格納したり、プロセッサ101がプログラムを実行するためのワークエリアを設けたりすることができる。

30

【0094】

補助記憶デバイス105は、大容量の記憶容量を備える記憶デバイスであり、例えば、ハードディスク装置またはSSD（Solid State Drive）である。補助記憶デバイス105は、各種プログラムの実行ファイルおよびプログラムの実行に用いられるデータを保持することができる。補助記憶デバイス105には、識別プログラム105A、特徴ベクトル105B、学習プログラム105Cおよびモデル105Dを格納することができる。識別プログラム105A、学習プログラム105Cおよびモデル105Dは、識別装置100にインストール可能なソフトウェアであってもよいし、識別装置100にファームウェアとして組み込まれていてもよい。特徴ベクトル105Bは、多数の既知の人物の画像から抽出されたM次元の第1形式の特徴ベクトル41が含まれるN次元の第2形式の特徴ベクトル42である。

40

【0095】

通信制御デバイス102は、外部との通信を制御する機能を備えるハードウェアである。通信制御デバイス102は、通信インタフェース103を介してネットワーク109に接続される。ネットワーク109は、インターネットまたはWAN（Wide Area

50

Network)であってもよいし、WiFiまたはイーサネット(登録商標)などのLAN(Local Area Network)であってもよい。ネットワーク109は、インターネットとWANとLANが混在していてもよい。

【0096】

入出力インタフェース107は、入力装置111およびカメラ113から入力されるデータをプロセッサ101がそれぞれ処理可能なデータ形式に変換する。また、入出力インタフェース107は、プロセッサ101から出力されるデータを出力装置112およびゲート114がそれぞれ処理可能なデータ形式に変換する。

【0097】

プロセッサ101は、補助記憶デバイス105に記憶された識別プログラム105Aおよび特徴ベクトル105Bを主記憶デバイス104に読み出して実行することにより、図3、図5または図6の処理を実現することができる。このとき、識別プログラム105Aは、カメラ113で撮像された顔画像から特徴ベクトルを抽出する。そして、識別プログラム105Aは、カメラ113で撮像された顔画像から抽出された特徴ベクトルを、補助記憶デバイス105から読み出した特徴ベクトル105Bと照合することにより、顔認証を実現することができる。ここで、識別プログラム105Aは、カメラ113で撮像された顔画像から特徴ベクトルを抽出させるために、モデル105Dを呼び出し、カメラ113で撮像された顔画像から抽出された特徴ベクトルをモデル105Dから受け取ることができる。

10

【0098】

また、プロセッサ101は、カメラ113で撮像された顔画像から特徴ベクトルをモデル105Dに抽出させるために、補助記憶デバイス105に記憶された学習プログラム105Cを主記憶デバイス104に読み出して実行することができる。ここで、学習プログラム105Cは、カメラ113で撮像された顔画像から、図4のM次元の第1形式の特徴ベクトル41が含まれるN次元の第2形式の特徴ベクトル42が抽出されるようにモデル105Dを学習させる。このとき、学習プログラム105Cは、図7の学習装置7の機能を実現することができる。

20

【0099】

なお、図3、図5または図6の処理を実現するためのプログラムの実行は、複数のプロセッサやコンピュータに分担させてもよい。あるいは、プロセッサ101は、図3、図5または図6の処理を実現するためのプログラムの全部または一部の実行を、ネットワーク109を介してクラウドコンピュータなどに指示し、その実行結果を受け取るようにしてもよい。

30

【0100】

<その他の実施形態>

本発明は、上述の実施形態の1以上の機能を実現するプログラムを、ネットワークまたは記憶媒体を介してシステムまたは装置に供給してもよい。そして、上述の実施形態の1以上の機能は、そのシステムまたは装置のコンピュータにおける1つ以上のプロセッサがプログラムを読み出し実行する処理でも実現可能である。また、1以上の機能を実現する回路(例えば、FPGAまたはASIC)でも実現可能である。以上、本発明の好ましい実施形態について説明したが、本発明はこれらの実施形態に限定されることなく、その要旨の範囲内で種々の変形及び変更が可能である。

40

【符号の説明】

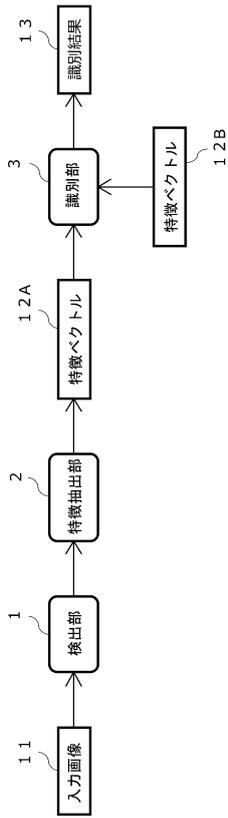
【0101】

30 識別装置、31 画像入力部、32 検出部、33 特徴抽出部、34 識別部、340 照合部、341 第1類似度算出部、342 第2類似度算出部、35 特徴保持部

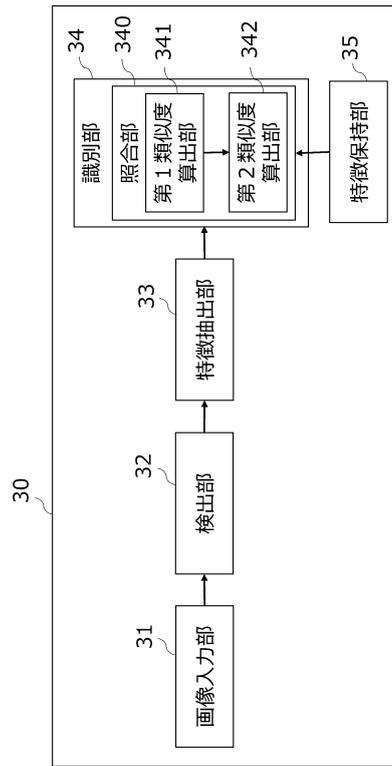
50

【 図 面 】

【 図 1 】



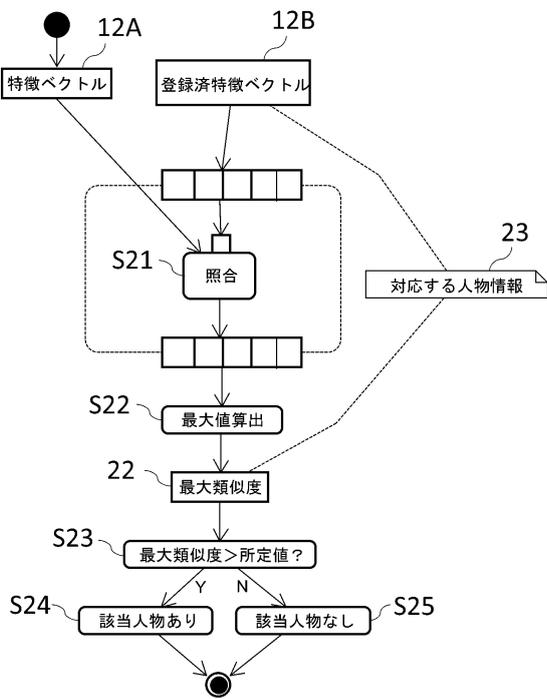
【 図 2 】



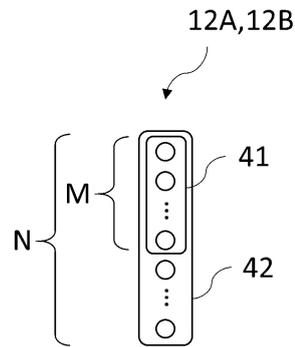
10

20

【 図 3 】



【 図 4 】

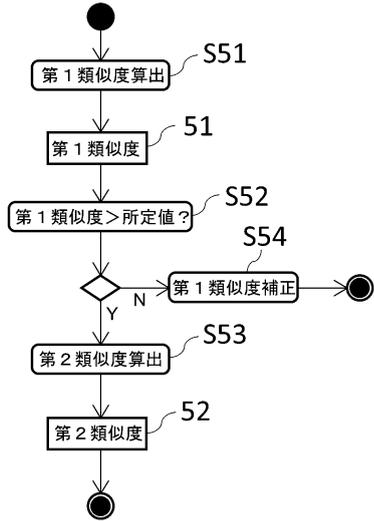


30

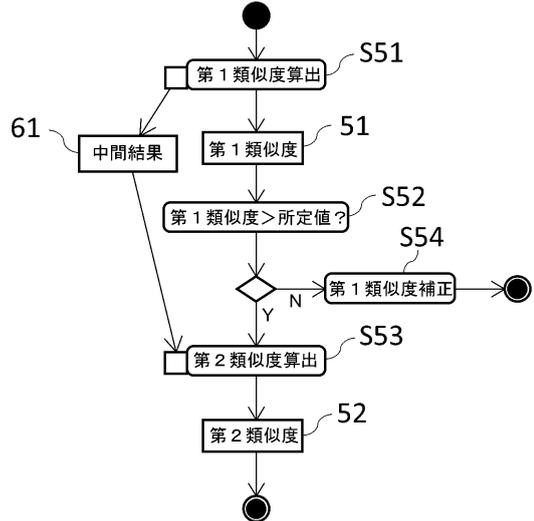
40

50

【 図 5 】

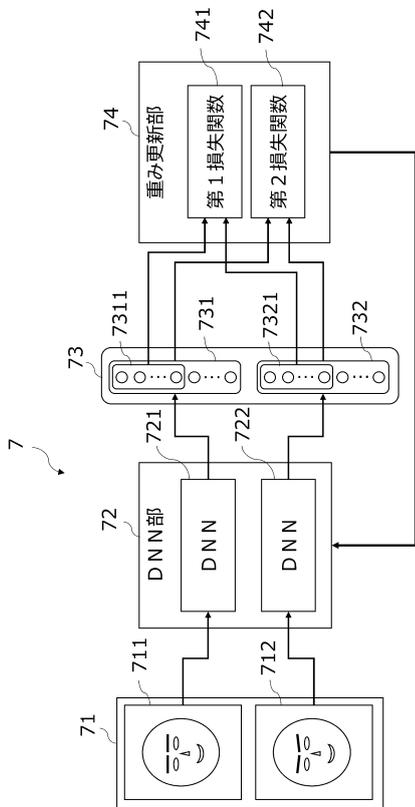


【 図 6 】

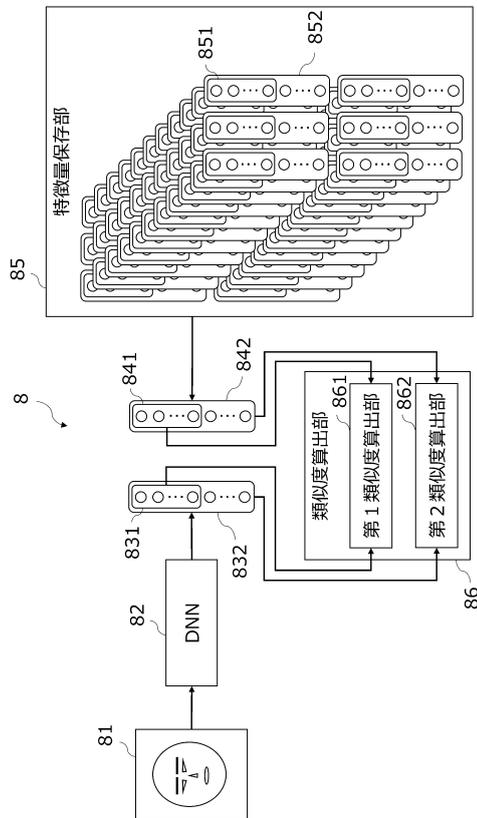


10

【 図 7 】



【 図 8 】



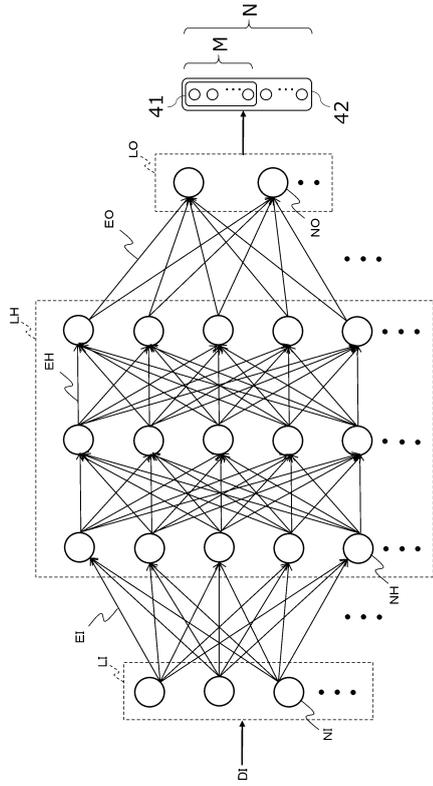
20

30

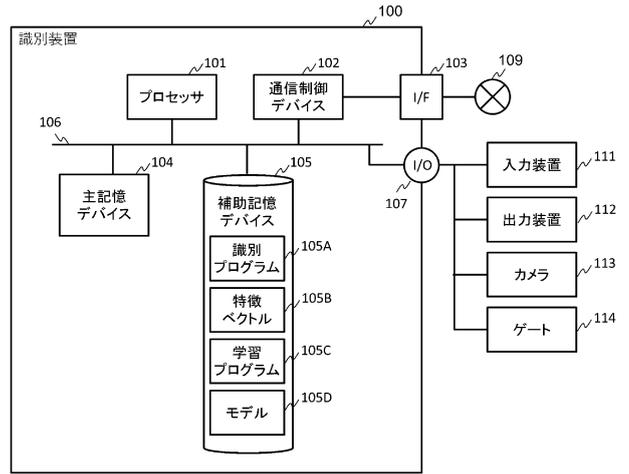
40

50

【図 9】



【図 10】



10

20

30

40

50

フロントページの続き

キヤノン株式会社内

Fターム(参考) 5L096 DA02 EA23 GA34 GA51 HA08 HA11 JA03 KA04 KA15