

(19) 日本国特許庁(JP)

再公表特許(A1)

(11) 国際公開番号

WO2017/141997

発行日 平成30年12月27日 (2018.12.27)

(43) 国際公開日 平成29年8月24日 (2017.8.24)

(51) Int.Cl.			F I			テーマコード (参考)		
G06T	7/00	(2017.01)	G06T	7/00	300M	2K008		
G06G	7/60	(2006.01)	G06T	7/00	350C	5L096		
G03H	1/22	(2006.01)	G06G	7/60				
G03H	1/04	(2006.01)	G03H	1/22				
			G03H	1/04				

審査請求 未請求 予備審査請求 未請求 (全 37 頁)

出願番号 特願2018-500181 (P2018-500181)
 (21) 国際出願番号 PCT/JP2017/005600
 (22) 国際出願日 平成29年2月15日 (2017.2.15)
 (31) 優先権主張番号 特願2016-25892 (P2016-25892)
 (32) 優先日 平成28年2月15日 (2016.2.15)
 (33) 優先権主張国 日本国 (JP)

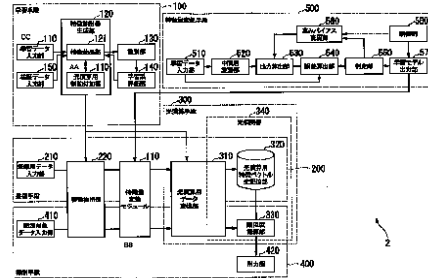
(71) 出願人 504133110
 国立大学法人電気通信大学
 東京都調布市調布ヶ丘一丁目5番地1
 (74) 代理人 100106909
 弁理士 棚井 澄雄
 (74) 代理人 100175824
 弁理士 小林 淳一
 (74) 代理人 100169764
 弁理士 清水 雄一郎
 (72) 発明者 渡邊 恵理子
 東京都調布市調布ヶ丘一丁目5番地1 国立大学法人電気通信大学内
 (72) 発明者 藤吉 弘巨
 愛知県春日井市松本町1200 学校法人中部大学内

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 特徴量変換モジュール、パターン識別装置、パターン識別方法、およびプログラム

(57) 【要約】

本発明を適用した特徴量変換モジュール(特徴量変換手段)(500)は、学習データ入力部(510)と、光演算制約条件を満たす第二の次元数を有する重みとバイアスとを因子にもつ式からなる関数より構成された学習モデルに、前記学習データ入力部に入力された学習データを入力し、前記第二の次元数を有する中間層を設定する中間層設定部(520)と、出力算出部(530)と、誤差算出部(540)と、判定部(550)と、重みバイアス変更部(560)と、学習モデル出力部(570)と、制御部(580)と、を備えている。



- 100 Learning means
- 120 Characteristic extraction device generation unit
- 121, 220 Characteristic extraction unit
- 130 Identification unit
- 140 Learning model division unit
- 160 Verification data input unit
- 200 Registration means
- 210 Registration data input means
- 300 Optical calculation means
- 310 Data conversion unit for optical calculation
- 320 Characteristic vector optical memory unit for optical calculation
- 330 Degree-of-similarity calculation unit
- 340 Optical controller
- 420 Identification means
- 410 Identification subject data input unit
- 430 Output unit
- 500 Characteristic amount conversion means
- 510, CC Learning data input unit
- 520 Intermediate layer setting unit
- 530 Output calculation unit
- 540 Error calculation unit
- 550 Determination unit
- 560 Weight/bias changing unit
- 570 Learning model output unit
- 580 Control unit
- A4 Constant action unit for optical calculation
- 86 Characteristic amount conversion module

【特許請求の範囲】

【請求項 1】

ニューラルネットワークにおける学習によって学習データの特徴量を変換する特徴量変換モジュールであって、

任意の第一の次元数および任意の特徴量を有する学習データが入力される学習データ入力部と、

所定の光演算制約条件を満たす第二の次元数を有する重みとバイアスとを因子にもつ式からなる関数より構成された学習モデルに、前記学習データ入力部に入力された前記学習データを入力し、前記第二の次元数を有する中間層を設定する中間層設定部と、

前記中間層設定部で設定された前記中間層から前記第一の次元数を有する出力層を計算し、前記ニューラルネットワークの出力を算出する出力算出部と、

前記出力算出部によって算出された前記ニューラルネットワークの出力と前記学習データとの誤差を算出する誤差算出部と、

前記誤差算出部によって算出された前記誤差が所定の条件を満たすか否かを判定する判定部と、

前記誤差に基づいて前記重みと前記バイアスとをそれぞれ変更し、変更後の前記重みと前記バイアスとを得る重みバイアス変更部と、

前記変更後の前記重みと前記バイアスとを因子にもつ式からなる関数によって構成された学習モデルを出力する学習モデル出力部と、

前記判定部において前記誤差が所定の条件を満たすと判定された場合には、前記出力部から前記変更後の前記重みと前記バイアスとを因子にもつ式からなる関数によって構成された学習モデルを出力させ、前記判定部において前記誤差が所定の条件を満たさないと判定された場合には、前記出力算出部において前記学習モデルの前記式に含まれる前記重みと前記バイアスを前記重みバイアス変更部で得られた前記変更後の前記重みと前記バイアスにそれぞれ変更し、前記ニューラルネットワークの出力を算出させる制御部と、

を備え、

前記光演算制約条件は、前記ニューラルネットワークの出力を用いて行う光演算における所定の量子化数、前記光演算に用いられる光相関器の光学パラメータ、および所定のエネルギー数によって決まることを特徴とする特徴量変換モジュール。

【請求項 2】

前記光相関器は、前記ニューラルネットワークの出力に基づく光演算用データを表示する表示素子と、前記演算用データが反映された光を集光するレンズと、を備え、

前記光学パラメータには、前記表示素子のピクセルピッチおよび前記レンズの半径が含まれることを特徴とする請求項 1 に記載の特徴量変換モジュール。

【請求項 3】

前記光相関器は、前記表示素子に表示された前記光演算用データが反映された光のビーム径を縮小し、該ビーム径が縮小された光を前記レンズに向けて出射する縮小光学系をさらに備え、

前記光学パラメータには、前記縮小光学系の縮小倍率が含まれることを特徴とする請求項 2 に記載の特徴量変換モジュール。

【請求項 4】

前記第二の次元数は、以下の(1)式を満たすことを特徴とする前記請求項 3 に記載の特徴量変換モジュール。

【数 1】

$$\frac{\pi r^2}{2a^2} \cdot \frac{1}{b^2} < z < \frac{\pi r^2}{a^2} \cdot \frac{1}{b^2} \quad \dots (1)$$

なお、上述の(1)式において、zは前記第二の次元数、aは前記表示素子のピクセルピ

10

20

30

40

50

ッチ [mm]、 r は前記レンズの半径 [mm]、 b は前記縮小光学系の縮小倍率を示す。

【請求項 5】

請求項 1 から請求項 4 のいずれかに記載の特徴量変換モジュールと、
クラスラベルの付加された学習用データを入力とし、光演算用制約条件を備えた前記学習用データの識別精度を最大化するような特徴抽出器を学習する学習手段と、

前記特徴抽出器より抽出された特徴量を特徴抽出器に変換する光演算用データ変換部と

、
光演算用データを記憶する光記憶部と、複数の光演算用データ間における類似度を算出することによって光相関機能を提供する類似度計算部による光演算手段と、

識別対象データの辞書となる登録用データを入力とし、前記学習手段により得られた特徴抽出器を用いて抽出した特徴量を、前記光演算用データ変換部において光演算用に光演算用特徴量として変換し、前記光演算手段における光記憶部に登録する登録手段と、

識別対象データを入力とし、前記学習手段で生成された特徴抽出器より抽出した特徴量と前記登録手段において光記憶部に登録した特徴量間の類似度を前記光演算手段における類似度計算部において算出し、出力部より識別結果を出力する識別手段と、

を備えることを特徴とするパターン識別装置。

【請求項 6】

クラスラベルの付加された学習用データを入力とし、光演算用制約条件を備えた前記学習用データの識別精度を最大化するような特徴抽出器を学習する学習手段と、

前記特徴抽出器より抽出された特徴量を特徴抽出器に変換する光演算用データ変換部と
光演算用データを記憶する光記憶部と、複数の光演算用データ間における類似度を算出することによって光相関機能を提供する類似度計算部による光演算手段と、

識別対象データの辞書となる登録用データを入力とし、前記学習手段により得られた特徴抽出器を用いて抽出した特徴量を、前記光演算用データ変換部において光演算用に光演算用特徴量として変換し、前記光演算手段における光記憶部に登録する登録手段と、

識別対象データを入力とし、前記学習手段で生成された特徴抽出器より抽出した特徴量と前記登録手段において光記憶部に登録した特徴量間の類似度を前記光演算手段における類似度計算部において算出し、出力部より識別結果を出力する識別手段と、

を備えることを特徴とするパターン識別装置。

【請求項 7】

前記学習手段において、特徴抽出器の生成における学習の過程において、学習後に生成される特徴抽出器による出力がバイナリ近似された特徴量となるように、前記特徴抽出器生成部における活性化関数にステップ関数、もしくはシグモイド関数で近似したステップ関数のような特徴量の各次元の値を 0 から 1 の値の範囲に分布させる関数を適用することを特徴とする請求項 5 または請求項 6 に記載のパターン識別装置。

【請求項 8】

前記学習手段において、特徴抽出器の生成における学習の過程において、学習後に生成される特徴抽出器による出力がバイナリ近似された特徴量となりかつ、特徴量のもつ表現力がフロート値のような多値である場合と比較しても劣らない特徴量となるように、前記特徴抽出器生成部の学習により更新が行われるパラメータ部分の数を、多値の特徴量を抽出する特徴抽出器を生成する場合と比較し、大きな数とすることを特徴とする請求項 5 から請求項 7 のいずれか 1 項に記載のパターン識別装置。

【請求項 9】

前記学習手段における特徴抽出器生成部の学習の結果得られた特徴抽出器から得られる 0 から 1 の範囲に各次元の特徴量が分布するバイナリ近似された特徴量を、前記光演算用データ変換部において特定の閾値でバイナリ化することを特徴とする請求項 5 から請求項 8 のいずれか 1 項に記載のパターン識別装置。

【請求項 10】

前記学習手段における特徴抽出器生成部の光演算制約付加部において、前記学習手段より得られた特徴量抽出器に対して、入力データを与え抽出した特徴量を線形識別器による

10

20

30

40

50

最適化をおこなった重みベクトルをバイナリ化する手法を備えたことを特徴とする請求項 5 または請求項 6 に記載のパターン識別装置。

【請求項 1 1】

前記学習手段における特徴抽出器生成部の光演算制約付加部において、前記学習手段より得られた特徴量抽出器に対して、入力データを与え抽出した特徴量を、複数閾値において、それぞれの閾値と各次元の特徴量値の大小関係を利用してバイナリ化する手法を備えることを特徴とする請求項 1 0 に記載のパターン識別装置。

【請求項 1 2】

前記光記憶部はホログラフィック記録媒体であることを特徴とする請求項 5 から請求項 1 1 のいずれか 1 項に記載のパターン識別装置。

10

【請求項 1 3】

前記光記憶部におけるホログラフィック記録媒体は円盤状に形成され、前記ホログラフィック記録媒体を回転させつつ、前記識別対象データ照射することを特徴とする請求項 5 から請求項 1 2 のいずれか 1 項に記載のパターン識別装置。

【請求項 1 4】

前記光演算手段において、光演算用データ変換部の特徴抽出を、光演算で行うことを特徴とする請求項 5 から請求項 1 3 のいずれか 1 項に記載のパターン識別装置。

【請求項 1 5】

入力されたデータを何らかのクラスに識別するパターン識別装置のパターン識別方法において、前記パターン識別装置によるクラスラベルの付加された学習用データを入力とし、光演算用制約条件を備えた前記学習用データの識別精度を最大化するような特徴抽出器を学習する学習ステップと、

20

前記特徴抽出器より抽出された特徴量を特徴抽出器に変換する光演算用データ変換部と光演算用データを記憶する光記憶部と、複数の光演算用データ間における類似度を算出することによって光相関機能を提供する類似度計算部による光演算ステップと、識別対象データの辞書となる登録用データを入力とし、前記学習ステップにより得られた特徴抽出器を用いて抽出した特徴量を、前記光演算用データ変換部において光演算用に光演算用特徴量として変換し、前記光演算ステップにおける光記憶部に登録する登録ステップと、識別対象データを入力とし、前記学習ステップで生成された特徴抽出器より抽出した特徴量と前記登録ステップにおいて光記憶部に登録した特徴量間の類似度を前記光演算ステップにおける類似度計算部において算出し、出力部より認識結果を出力する識別ステップと、
を含むパターン識別方法。

30

【請求項 1 6】

コンピュータを、クラスラベルの付加された学習用データを入力とし、光演算用制約条件を備えた前記学習用データの識別精度を最大化するような特徴抽出器を学習する学習ステップと、

前記特徴抽出器より抽出された特徴量を特徴抽出器に変換する光演算用データ変換部と光演算用データを記憶する光記憶部と、複数の光演算用データ間における類似度を算出することによって光相関機能を提供する類似度計算部による光演算ステップと、

40

識別対象データの辞書となる登録用データを入力とし、前記学習ステップにより得られた特徴抽出器を用いて抽出した特徴量を、前記光演算用データ変換部において光演算用に光演算用特徴量として変換し、前記光演算ステップにおける光記憶部に登録する登録ステップと、
識別対象データを入力とし、前記学習ステップで生成された特徴抽出器より抽出した特徴量と前記登録ステップにおいて光記憶部に登録した特徴量間の類似度を前記光演算ステップにおける類似度計算部において算出し、出力部より識別結果を出力する識別ステップとして機能させるプログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

50

【 0 0 0 1 】

本発明は、任意の多次元ベクトルの特徴量変換モジュール、前述の多次元ベクトルに関するパターン識別学習装置、パターン識別装置、光演算用データ生成装置、光記憶装置、パターン識別学習処理方法とパターン識別処理方法、光演算用データ生成方法およびパターン識別学習プログラム、並びにそれらを記録した記憶装置に関するものである。本願は、2016年2月15日に、日本に出願された特願2016-025892号に基づき優先権を主張し、その内容をここに援用する。

【 背景技術 】

【 0 0 0 2 】

近年、大規模データ群から新たな知見・知識を得ることを目的とした研究開発が注目されている。コンピュータービジョンにおける機械学習では、学習器の構築によって二次元画像からの物体認識・照合・検出を実現する。物体認識・照合・検出における精度を高めるためには、学習用の良質かつ膨大なデータ群および学習のための高速演算処理技術が必要とされ、汎用プロセッサの動作周波数の向上が求められる。しかしながら、半導体製造プロセスの微細化に伴う回路の発熱などの問題があるため、汎用プロセッサの動作周波数のさらなる向上は困難になっている。そこで、プロセッサコアや演算器を並列化して学習器の性能向上を図る技術や、得意な部分を専用プロセッサで担わせるなど、既存の技術と新たなコンピューティング技術とを効率的に組み合わせた融合システムに関する研究開発が行われている。

10

【 0 0 0 3 】

例えば、多次元ベクトルの内積演算を高速に実現する処理として、光演算処理が挙げられる(非特許文献1参照)。光演算処理は汎用性に乏しいが、特定のアルゴリズムにおいては、アナログ特性による並列高速演算と、情報の大容量記憶に秀でている。例えば特許文献1や非特許文献1には、前述のように並列高速演算と情報の大容量記憶との両立を実現可能なホログラフィック光ディスクを用いた光相関システムが開示されている。

20

【 先行技術文献 】

【 特許文献 】

【 0 0 0 4 】

【 特許文献 1 】 日本国特開 2 0 0 8 - 2 8 2 3 7 4 号 公 報

【 非特許文献 】

30

【 0 0 0 5 】

【 非特許文献 1 】 K. Ikeda and E. Watanabe, "High-speed optical correlator with coaxial holographic system" Jpn. J. Appl. Phys. 54, 09ME02 (2015).

【 発明の概要 】

【 発明が解決しようとする課題 】

【 0 0 0 6 】

上述したように、大量の映像や画像などの多次元ベクトルのパターン識別を高速かつ高精度かつ省エネルギーで実現するためには、多次元ベクトル同士の内積演算の高速化、および多次元ベクトル同士の内積演算結果を保存しておく記憶装置の効率化が求められる。特許文献1や非特許文献1に開示されている光演算処理に基づくパターン識別では、多次元ベクトル同士の内積演算が高速に行われるが、これらの光演算処理に基づくパターン識別の適用範囲は特定の画像照合に限られており、汎用的な物体認識・照合・検出への適用が難しいという問題があった。また、汎用的な物体認識・照合・検出への適用を可能にすると共に、任意の学習データから光演算処理に適した学習モデルを円滑に作成可能なモジュールが望まれていた。

40

【 0 0 0 7 】

上記事情に鑑み、本発明では、任意の学習データから光演算処理に適した学習モデルを円滑に作成し、光演算処理を用いて、超大規模データからの特定の画像照合に限定されず、任意の多次元パターンに関する識別を超高速に実現することを目的とする。

【 課題を解決するための手段 】

50

【 0 0 0 8 】

本発明は、上記課題を解決するため、以下の手段を採用する。

【 0 0 0 9 】

本発明に係る特徴量変換モジュールは、ニューラルネットワークにおける学習によって学習データの特徴量を変換する特徴量変換モジュールであって、任意の第一の次元数および任意の特徴量を有する学習データが入力される学習データ入力部と、所定の光演算制約条件を満たす第二の次元数を有する重みとバイアスとを因子にもつ式からなる関数より構成された学習モデルに、前記学習データ入力部に入力された前記学習データを入力し、前記第二の次元数を有する中間層を設定する中間層設定部と、前記中間層設定部で設定された前記中間層から前記第一の次元数を有する出力層を計算し、前記ニューラルネットワークの出力を算出する出力算出部と、前記出力算出部によって算出された前記ニューラルネットワークの出力と前記学習データとの誤差を算出する誤差算出部と、前記誤差算出部によって算出された前記誤差が所定の条件を満たすか否かを判定する判定部と、前記誤差に基づいて前記重みと前記バイアスとをそれぞれ変更し、変更後の前記重みと前記バイアスとを得る重みバイアス変更部と、前記変更後の前記重みと前記バイアスとを因子にもつ式からなる関数によって構成された学習モデルを出力する学習モデル出力部と、前記判定部において前記誤差が所定の条件を満たすと判定された場合には、前記出力部から前記変更後の前記重みと前記バイアスとを因子にもつ式からなる関数によって構成された学習モデルを出力させ、前記判定部において前記誤差が所定の条件を満たさないとは判定された場合には、前記出力算出部において前記学習モデルの前記式に含まれる前記重みと前記バイアスを前記重みバイアス変更部で得られた前記変更後の前記重みと前記バイアスにそれぞれ変更し、前記ニューラルネットワークの出力を算出させる制御部と、を備え、前記光演算制約条件は、前記ニューラルネットワークの出力を用いて行う光演算における所定の量子化数、前記光演算に用いられる光相関器の光学パラメータ、および所定のエネルギー数によって決まることを特徴とする。

10

20

本明細書では、出力算出部により得られたニューラルネットワークの出力に対して学習データとの誤差を算出し、誤差が所定の条件を満たすようになるまで重み・バイアス変更部によって学習モデルを更新する行程を学習と呼ぶ。

【 0 0 1 0 】

本発明に係るパターン識別装置は、上述の特徴量変換モジュールと、クラスラベルの付加された学習用データを入力とし、光演算用制約条件を備えた前記学習用データの識別精度を最大化するような特徴抽出器を学習する学習手段と、前記特徴抽出器より抽出された特徴量を特徴抽出器に変換する光演算用データ変換部と、光演算用データを記憶する光記憶部と、複数の光演算用データ間における類似度を算出することによって光相関機能を提供する類似度計算部による光演算手段と、識別対象データの辞書となる登録用データを入力とし、前記学習手段により得られた特徴抽出器を用いて抽出した特徴量を、前記光演算用データ変換部において光演算用に光演算用特徴量として変換し、前記光演算手段における光記憶部に登録する登録手段と、識別対象データを入力とし、前記学習手段で生成された特徴抽出器より抽出した特徴量と前記登録手段において光記憶部に登録した特徴量間の類似度を前記光演算手段における類似度計算部において算出し、出力部より識別結果を出力する識別手段と、を備えることを特徴とする。

30

40

【 0 0 1 1 】

本発明に係るパターン識別装置は、クラスラベルの付加された学習用データを入力とし、光演算用制約条件を備えた前記学習用データの識別精度を最大化するような特徴抽出器を学習する学習手段と、前記特徴抽出器より抽出された特徴量を特徴抽出器に変換する光演算用データ変換部と、光演算用データを記憶する光記憶部と、複数の光演算用データ間における類似度を算出することによって光相関機能を提供する類似度計算部による光演算手段と、識別対象データの辞書となる登録用データを入力とし、前記学習手段により得られた特徴抽出器を用いて抽出した特徴量を、前記光演算用データ変換部において光演算用に光演算用特徴量として変換し、前記光演算手段における光記憶部に登録する登録手段と

50

、識別対象データを入力とし、前記学習手段で生成された特徴抽出器より抽出した特徴量と前記登録手段において光記憶部に登録した特徴量間の類似度を前記光演算手段における類似度計算部において算出し、出力部より識別結果を出力する識別手段と、を備えることを特徴とする。

【発明の効果】

【0012】

本発明によれば、超大規模データを学習データとして該学習データから光演算処理に適した学習モデルを円滑に作成し、超大規模データからの任意の多次元パターンに関する識別を超高速に実現することができる。また、識別の高速性および省エネルギー化により、光演算の効率を高めることができる。

10

【図面の簡単な説明】

【0013】

【図1】本発明に係るパターン識別装置の構成例を示すブロック図である。

【図2】本発明に係るパターン識別方法の学習処理、登録処理、識別処理のそれぞれの処理のフローチャートである。

【図3】本発明の実施例1に係る学習手段100の実装例である。

【図4】図3に示す学習済み学習手段のフィードフォワード処理により得られた特徴量の値分布である。

【図5】図3に示す学習済み学習手段のフィードフォワード処理により得られた特徴量を用いた識別精度を示す図である。

20

【図6】図1の光演算処理によるk近傍識別器をスケッチベース3次元照合に適用した場合の、本発明の実施例1における光演算による類似度計算結果を示す図である。

【図7】図1の光演算処理によるk近傍識別器をスケッチベース3次元照合に適用した場合の、本発明の実施例1における光演算による多クラス識別結果を示す図である。

【図8】図1の光演算処理によるk近傍識別器をスケッチベース3次元照合に適用した場合の、本発明の実施例1における光相関演算によるk近傍法による識別結果を示す図である。

【図9】図1に示す光演算手段300におけるフローチャートである。

【図10】図1に示す光演算用データ変換部310における変換の一例を示す模式図である。

30

【図11】図1に示す光演算用特徴ベクトル光記録部320と類似度計算330に用いる光学手段の一例を示す概略図である。

【図12】本発明の実施例2に係る光演算処理による線形識別器のフローチャートである。

【図13】本発明の実施例2に係る特徴抽出学習部121の実装例を示す図である。

【図14】本発明の実施例2に係る光演算用データ変換部122の実装例を示す図である。

【図15】本発明の実施例2に係る光演算用データ変換部310の実装例を示す図である。

【図16】本発明の実施例2に係る線形識別器においてB-HOG特徴量を使ったときの識別関数の出力結果である。

40

【図17】本発明に係る特徴量変換モジュールおよび該特徴量変換モジュールを備えたパターン識別装置の構成例を示すブロック図である。

【図18】本発明に係るパターン識別方法の学習処理、特徴量変換処理、登録処理、識別処理のそれぞれの処理のフローチャートである。

【図19】本発明の実施例3におけるネットワーク構造の一例を示す図である。

【図20】本発明の実施例3における光演算用特徴変換部から出力される光演算用データの値分布を示す図である。

【図21】本発明の実施例3における識別精度を示す図である。

【図22】本発明の実施例3に係る内積演算結果例を示すグラフである。

50

【図 2 3】本発明の実施例 3 に係る光相関器の構成の一例を示すグラフである。

【発明を実施するための形態】

【0014】

以下本発明の実施形態および実施例を、図面を参照して説明するが、本発明は下記の例に限定されるものではない。

【0015】

図 1 は、本発明のパターン識別装置を示すブロック図である。

図 2 は、パターン認識の流れを概略的に示すフローチャートである。

【0016】

本発明に係るパターン識別装置 1 は、学習処理を行う学習手段 100、光記憶部に特徴抽出部、光演算用データ生成部を介してデータ登録処理を行う登録手段 200、光演算用データ変換部 310、光演算用特徴ベクトル光記憶部 320 を保持し、類似度計算 330 を行う光演算手段 300、および識別対象データから特徴量を抽出する特徴抽出部 220、光演算用データ変換部 310 を介して類似度計算 330 を行う識別処理を行う識別手段 400 から構成されている。

10

【0017】

学習手段 100 では、予め用意されたクラスラベルの付加された学習データが学習データ入力部 110 から入力され、特徴抽出器生成部 120 に伝送され、特徴抽出部 121 と光演算用制約付加部 122 を介し、学習用データの識別精度を最大化するように学習される。特徴抽出器生成部 120 により生成された特徴抽出部 121 は、登録手段 200、識別手段 400、光演算手段 300 に組み込まれる。

20

【0018】

登録手段 200 では、識別対象データの辞書となる登録用データが入力部 210 から入力される。また、登録手段 200 では、学習手段 100 により得られた特徴抽出器を用いて抽出した特徴量は光演算用に光演算用特徴量として変換され、光演算手段 300 において光演算用特徴ベクトル光記憶部 320 に登録される。

【0019】

光演算手段 300 は、光演算用データ変換部 310 と光演算用データを記憶する光記憶部 320 と、複数の光演算対応データ間における類似度を算出する類似度計算部 330 により構成され、光相関演算による類似度計算結果を出力する機能を有する。

30

【0020】

光演算用データ変換部 310 では、電子データを光データに変換する処理が行われる。光演算用データに変換する際、データは空間光変調デバイスに表示され、レーザ光などを照射することによりデータの電子・光変換が行われる。そのため空間光変調器のデバイス仕様に依存するデータ変換が行われる。空間光変調器としては、液晶空間光変調器やデジタルマイクロミラーデバイスなどが用いられる。高速応答に対応する空間光変調器は 2 値であることが多いため、バイナリ変換が行われる。

【0021】

識別手段 400 では、識別対象データ入力部 410 において、識別対象データが入力され、学習手段 100 で生成した特徴抽出部 220 により特徴量が抽出され、抽出された特徴量が光演算用データ変換部 310 に伝送される。登録手段 200 において、光記憶部 320 に登録した特徴量間の類似度は光演算手段 300 における類似度計算部 330 において算出される。その後、出力部 420 により識別結果が出力される。

40

【実施例 1】

【0022】

光演算処理による k 近傍識別法の一実施例に図 1 のブロック図をもとに説明する。

【0023】

実施例における光演算処理による k 近傍識別法は、学習手段 100、登録手段 200、光演算手段 300、識別手段 400 により構成されている。

【0024】

50

学習手段 100 は、登録手段 200 及び識別手段 400 において用いる特徴抽出部を生成するための手段である。

【0025】

具体的には、学習手段 100 は、学習データ入力部 110、学習データ入力部 110 より取得したデータから特徴量を抽出する特徴抽出器生成部 120、特徴抽出器生成部 120 より得られた特徴量をもとに識別判定を行う識別部 130、識別部 130 による識別結果を評価する学習系評価部 140、特徴抽出器生成部 120 において光相関用に適用可能な特徴量にデータを変換する光演算制約付加部 122 と学習の進行状態を評価するための検証用データを入力するための検証データ入力部（図示略）から構成されている。

【0026】

学習手段 100 における学習用データ入力部 110 では、学習用データと識別において教師となる情報がセットとして入力される。

【0027】

学習手段 100 における特徴量抽出部 120 は、複数の特徴量抽出層からなる。各々の特徴量抽出層では、それぞれ学習用データに対する畳み込み、次元削減、全結合の処理が行われる。

【0028】

学習手段 100 における識別部 130 では、得られる特徴量次元が識別対象クラス分の次元となる全結合層となることが好ましい。

【0029】

学習手段 100 における学習系評価部 140 では、識別部 130 において得られた識別結果の出力と教師となる情報との正誤の判定が行われる。もし、識別結果が誤っていた場合は、正解との誤差を求める。

【0030】

学習手段 100 における特徴抽出部 121 では、学習系評価部 140 において求めた誤差を最小化するように特徴抽出部における重みの更新を行う。

【0031】

ここで、光演算手段 300 における光演算で扱うデータは、バイナリデータとする。多値データから抽出した特徴量は多値であり、この特徴量をバイナリ化する変換においては、一般に、情報量が損なわれることが知られている。この情報量の欠損は、光演算による識別性能に影響を及ぼす可能性が高い。したがって、学習手段 100 における特徴抽出部 121 および光演算用制約付加部 122 では、あらかじめ最終的に特徴抽出部 121 から出力できる特徴量がバイナリデータ変換処理を施されても、限りなく情報量を維持できるような学習を行うように設計する。

【0032】

具体的には、特徴抽出部 121 で得られる各特徴量抽出層の少なくとも最終層の 1 つ入力側に近い層、もしくはそれより入力側に近い複数の層における活性化関数をシグモイド関数で近似したステップ関数とすることで、最終的に特徴量抽出器生成部 120 から出力される特徴量の各次元の値は限りなく 0 もしくは 1 に近い値、つまりバイナリ近似特徴量となるように学習をすすめることができる。

【0033】

ここで、バイナリ近似特徴量となるように学習をすすめる手法について詳細に説明する。

【0034】

図 3 は、図 1 の光演算処理における学習手段 100 の実装例である。

【0035】

学習手段 100 における特徴抽出部 121 及び光演算用制約付加部 122 の実装は、畳込み層を、max プーリングをはさんで 3 層重ねた後、全結合層を 4 層重ねて最終出力層をクラス数と同じ 10 ユニットとした。

【0036】

10

20

30

40

50

実装の特徴的な点は、最終出力層 $f_c(n)$ の1つ手前の層 $f_c(n-1)$ で活性化関数に $step$ 関数を用いて、さらにそのユニット数を $20,000$ とし、 $f_c(n-2)$ 層よりも圧倒的に多くしている点である。

【0037】

前記学習器実装における特徴は、光相関用のバイナリデータに落としこむことを目的として、活性化関数をステップ関数とした。活性化関数としてデータを限りなくバイナリ化するステップ関数では、多値データを'恒等的に反映する $ReLU$ (Rectified linear unit) 関数に比べて表現力が落ちることを懸念し、前記懸念事項を補う目的で $f_c(n-1)$ 層におけるユニット数を $f_c(n-2)$ よりも増やした。

【0038】

前述の実装における活性化関数にステップ関数を適用した点の詳細について説明する。前記ステップ関数は、シグモイド関数におけるネイピア数の指数 k を実数倍することで近似的にステップ関数に近づけることで代替した。本実験では、学習の収束具合の観測より $k=100$ とした(次に示す式(2)参照)。

【0039】

【数1】

$$y = \frac{1}{1 + e^{-100x}} \quad \dots (2)$$

【0040】

一方で、以上のフィードフォワードにおける活性化関数で用いた近似ステップ関数の微分は式(3)で表せる。

【0041】

【数2】

$$y' = 100(1-y)y \quad \dots (3)$$

【0042】

つまり、誤差逆伝播における重みの更新式は、式(4)となり、実数倍部分が更新重みに直接関与するため、学習による重みベクトルの移動が極端に大きくなってしまい、学習が進まないことを確認した。

【0043】

【数3】

$$gx = gy \cdot 100 \cdot y(1-y) \quad \dots (4)$$

【0044】

したがって、実際の誤差逆伝播では、この実数倍部分を取り除いて重み更新を行った。また、上述したように前述の実装における最終出力層 $f_c(n)$ の1つ手前の層 $f_c(n-1)$ において、そのユニット数を $20,000$ とした。

【0045】

ユニット数の実装は、活性化関数としてシグモイド関数で近似したステップ関数を適用するだけでは、情報量として十分なバイナリ近似特徴量を抽出することはできないためである。

【0046】

具体的には、多値データでは、特徴量の各次元における表現数は無限であるのに対して、バイナリ特徴量の各次元における表現数は0と1のみであることによる。

【0047】

そこで、各特徴量抽出層の少なくとも最終層もしくは、シグモイド関数で近似したステ

10

20

30

40

50

ップ関数を適用しているその他の複数層におけるユニット数を激的に増やすこととした。

【0048】

前記ユニット数の増加の実装は、バイナリ特徴量の次元を増やすことになり、結果として次元数の増加は、バイナリ特徴量のもつ表現量を増加させることになる。

【0049】

一般にデジタル処理においては、特徴量の次元数を増やすことは計算量の増加につながるため避けられるが、光演算においては、各次元データを直接光として取り出し並列的に処理できるため特徴量の次元数の増加は問題にならない。

【0050】

登録手段200は、登録用データを光演算用データへと変換し、光演算用特徴ベクトル光記憶部320に記憶するための手段である。登録手段200及び識別手段400における特徴抽出部220では、学習手段100で学習した特徴量を取り出し特徴量抽出器として転移利用する。前述の特徴量抽出器を備えた特徴抽出部220に登録用入力データ部210に入力されたデータを入力し、フィードフォワード処理により学習手段の最終出力層の1層手間の層から得られた出力を特徴量として抽出する。

10

【0051】

図3の学習済み学習手段を特徴抽出器として利用し、特定のスケッチ入力に対するフィードフォワード処理により得られた特徴量の値分布について図4に示す。

【0052】

図4は、横軸で特徴量の各次元、縦軸で各次元の特徴量の大きさを示している。図4から分かる通り、特徴量の大きさは0から1の範囲に分布し、全次元の90%近くは、限りなく0もしくは1に近似していることを確認した。本実装では、図4に示す特徴量を中間点0.5で閾値処理を施し、バイナリ化した。

20

【0053】

次に、光演算手段300における光演算用データ変換部310では、特徴抽出部220で得られたバイナリ特徴量に対し、0は黒、1は白として色変換を行なった上でデータの画像化を行った。

【0054】

図10(a)は要素数が12のときの色変換を行った後の座標変換例であり、図10(b)は登録用データを図10(c)は識別対象データをそれぞれ実際に変換した例である。中心から外側に向かってスパイラル状に配置することで光演算用データを生成する。

30

【0055】

光演算手段300における光演算用特徴ベクトル光記憶部320では、光演算用データ変換部310で生成した光演算用データをホログラムとして記憶する。

【0056】

図11は、図1に示す光演算用特徴ベクトル光記録部320と類似度計算部330に用いる概略光学手段の一例を示す図である。

【0057】

ホログラム記録用光源341から出射された光は、ビーム形成光学手段342によって十分に広がった平行光に形成される。例えばビームエキスパンダーなどが含まれる。平行光は波長板343によって位相差を与えられ、ミラー344によって折り返され、波長板346によって位相差を与えられ、偏光ビームスプリッタ347で折り返されたのちに空間光変調素子348に入射する。この時、光演算用データ変換部310で生成した記録するデータにホログラム作成のための参照光となる画像をデータに付加したデータを空間光変調素子に入力する。

40

【0058】

入射した光は空間光変調素子によって白ピクセルのみ位相差を与えられ、白ピクセルの光のみが偏光ビームスプリッタ347を通過し、レンズ349とレンズ353によって像はリレーされ、アクチュエータ355に搭載された対物レンズによってフーリエ変換され、ホログラム記録媒体356にデータが記録される。ここで、用いる空間光変調素子によ

50

っては、不図示の1/4波長板を組み合わせることで白ピクセルのみを通過させてもよい。

【0059】

ここで、ディスクを回転する機構とした場合、記録時や照合時とは異なる波長を持つサーボ用の光源364を保持し、ミラー366で折り返し、波長板367で位相差を与え、ダイクロイックビームスプリッタ354によって折り返され、アクチュエータ355によってホログラム記録媒体に照射された光が記録媒体の反射面から戻り、偏光ビームスプリッタ365によって折り返され、光受光素子368によって検出され、その強度によってアクチュエータ上の対物レンズの位置を動かす、フォーカスやトラッキングのサーボ機能を付加する。

10

【0060】

ここで、光演算用データをホログラムとして記憶する媒体は、ホログラフィック光ディスクに限定されない。例えば、前述の媒体には多角形のものも含まれ、媒質の材質にはフォトリマー、結晶、液晶なども含まれる。

【0061】

次に、識別手段400では、識別対象データ入力部410より入力されたデータと、登録手段200において光演算用特徴ベクトル光記憶部320に記憶されたデータとの相関照合により識別を行う。

【0062】

識別手段400における特徴抽出においても、登録手段200で用いたものと同じ特徴抽出部220を用いて、識別対象データ入力部410より入力されたデータの特徴量を抽出する。

20

【0063】

識別手段400における光演算用データ変換部310においても、登録手段200で用いたものと同じ光演算用データ変換部310を用いて、特徴抽出部220より抽出した特徴量を光演算用データへと変換する。

【0064】

識別手段400における類似度計算部330では、識別対象データ入力部410で入力したデータから特徴抽出部220で得た特徴量を光演算用データ変換部310で光演算用データ化したデータと、登録手段200において登録用データを記憶した前記光演算用特徴ベクトル光記憶部320に記憶されたデータとの間で類似度を算出する。

30

【0065】

図11に示した光学手段例においては、照合用光源357から出射された光はビーム形成光学手段358によって十分に広がった平行光に形成される。平行光は波長板359によって位相差を与えられ、偏光ビームスプリッタ345によって折り返され、波長板346によって位相差を与えられ、偏光ビームスプリッタ347で折り返されたのちに空間光変調素子348に入射する。

【0066】

この時、識別対象データ入力部410から入力されたデータから光演算用データ変換部310で生成したデータを空間光変調素子に入力する。白ピクセルの光のみが偏光ビームスプリッタ347を通過し、レンズ349とレンズ353によって像はリレーされ、アクチュエータ355に搭載された対物レンズによってフーリエ変換され、データが記録されたホログラム記録媒体356に照射される。ディスクの鏡面で反射された光は、偏光ビームスプリッタ350によって折り返され、レンズ360とミラー361、レンズ362を通過し、光受光素子363によって光強度が検出される。

40

【0067】

類似度計算部330で求めた類似度は、類似性が高いものほど大きな光強度、類似性が低いものほど小さな光強度として、識別手段400における出力部420より出力される。

【0068】

50

識別手段400における出力部420より出力された光強度の大きい方からk個の記憶データに属するクラスの多数決投票により得られる結果を識別結果として用いると、本手法は、デジタルにおいてk近傍法を実装したことと同義である。

【0069】

図1の光演算処理によるk近傍識別器をスケッチベース3次元照合に適用して実験を行った。

【0070】

具体的な実験手法は、学習データを3次元モデルの概形データとスケッチデータの一定の割合での混合データとし、クラス数10クラスの識別用学習器を学習手段100に基づいて生成し、スケッチデータを検証データとして学習を進め、得られた学習済み学習手段の特徴抽出部を特徴抽出器として用いた。前述の特徴抽出器に3次元モデルの概形データを入力し、抽出した光演算用特徴ベクトルを光演算手段300の光演算用特徴ベクトル光記憶部320に記憶した。

10

【0071】

ここで、識別対象データとなるスケッチデータを識別手段400の識別対象データ入力部410より入力し、得られた光記憶用特徴ベクトルを、光演算用特徴ベクトル光記憶部320に記憶された特徴ベクトルとの間で類似度計算を行う、その出力結果を前記出力部420から得た。得られた出力は、前述したとおり類似性が高いものほど大きな光強度、類似性が低いものほど小さな光強度の出力となる。

【0072】

したがって、出力された光強度の大きい方からk個記憶データの属するクラスの多数決投票により得られる結果を識別し、さらにk個の3次元モデルデータを、入力したスケッチデータに対して類似形状をもつ3次元モデル照合結果とした。

20

【0073】

図5では、得られた特徴量の識別精度を示している。図5より、学習手段における識別精度は、テストデータで約86%となった。その学習手段の学習済み特徴抽出部を特徴抽出器として利用して得た特徴量をバイナリ化した特徴量によるk近傍法の識別精度はテストデータで約87%となっており、本学習手段で得られた特徴量はバイナリ化してもその表現力を維持できる特徴量となっていることを確認した。

【0074】

また、実際のデジタルk近傍におけるスケッチベース3次元モデルデータの照合では、treeクラスのスケッチ2種類(スケッチデータA、スケッチデータB)を入力したとき、スケッチデータAに対して類似形状をもつ3次元モデルの照合結果は、スケッチデータAに類似した形状をもつ3次元モデルとなっていた。

30

【0075】

一方で、スケッチデータBに対して類似形状をもつ3次元モデルの照合結果は、スケッチデータBには、あまり類似していないがtreeクラスに属する3次元モデルとなっていた。このとき、スケッチデータAとk近傍の距離とスケッチデータBとk近傍の距離は、前者の方が小さく後者の方が大きかった。つまり、本学習手段で得られた特徴量は、類似形状の表現量をもつバイナリ化特徴量となっていることを確認した。

40

【0076】

図6は、図1の光演算処理によるk近傍識別器をスケッチベース3次元照合に適用したとき、イスクラスの記憶部にポジティブデータであるイスのスケッチを識別対象データとして入力した場合と、ネガティブデータであるイス以外のスケッチを識別対象データとして入力した場合の光演算による類似度計算結果を縦軸の光強度で示した図である。

【0077】

図6から、わかるようにポジティブクラスの識別対象データを入力とした場合光強度が大きくなる一方で、ネガティブクラスの識別対象データを入力とした場合、光強度が小さくなることが確認でき、光演算による類似度計算が可能であることを示している。

【0078】

50

図7は、図1の光演算処理によるk近傍識別器をスケッチベース3次元照合に適用した場合の、光演算による多クラス識別結果を示した図である。

【0079】

図7(a), (b)において左側はタイヤクラスの3次元モデル概形データより抽出した光演算用特徴ベクトルを記憶した部分、右側はギタークラスの3次元モデル概形データより抽出した光演算用特徴ベクトルを記憶した部分である。

【0080】

図7(a), (b)からわかるように、ギターのスケッチデータを識別対象データとして入力した場合、記憶部の右側と類似度が高いが、左側とは類似度が小さいことがわかる。また、タイヤのスケッチデータを識別対象データとして入力した場合、記憶部の左側と類似度が高いが、右側とは類似度が小さいことがわかる。このことから、多識別にも光演算による類似度計算が適用可能であることを確認した。

【0081】

図8は、図1の光演算処理によるk近傍識別器をスケッチベース3次元照合に適用した場合の、光相関演算によるk近傍法による3次元モデル照合結果を示した図である。

【0082】

前述したように、光相関演算では、類似性が高いものほど大きな光強度、類似性が低いものほど小さな光強度として、識別手段400における出力部420より出力される。識別手段400における出力部420より出力された光強度の大きい方からk個記憶データの属するクラスの多数決投票により得られる結果を識別結果として用いると、本手法は、デジタルにおいてk近傍法を実装したことと同義である。つまり、本光演算によるk近傍法によるスケッチベースで類似形状をもつ3次元モデルデータ照合の結果を示した図が図8である。

【0083】

図8はk=5として、5近傍識別を行った結果を示す。

図8より、スケッチベース3次元モデルデータの照合部分に光演算を適用した場合でも、入力したスケッチデータに対して、精度よく類似形状をもつ3次元モデル照合が可能であることを確認した。

【0084】

次に、図2をもとに本実施例に関わる光演算処理によるk近傍識別器のフローチャートを説明する。説明及び各ステップを「S」と略記する。

【0085】

前述の光演算処理によるk近傍識別器のフローチャートは、学習処理、登録処理、識別処理からなる。

【0086】

学習処理においては、はじめにS101において教師ラベルと学習データとをセットにして入力する。次に、S102において、S101で入力されたデータに対して前処理を施す。具体的には、学習データ全ての配列値を学習データの各配列値のなかでの最大値で割ることで値を正規化する。

【0087】

S102の前処理により正規化されたデータを用いて、S103において特徴量抽出を行う。S103で得られた特徴量を、S104において識別関数にかけることで識別結果を取得し、識別結果をもとに重みベクトルの最適化を行う。学習が終了したと判断されるまで、S101, S102, S103およびS104を一定回数繰り返す。

【0088】

登録処理においては、まず、S201において教師ラベルとセットとして登録用データを入力する。そして、S202においてS102と同様の前処理を施す。

【0089】

S203では、学習処理において重みベクトルを最適化した学習済みの特徴抽出部を取り出し特徴抽出器として利用することで、S202の前処理で得られたデータより特徴量

10

20

30

40

50

を抽出する。抽出した特徴量に対して、S 2 0 4において閾値処理を施し、特徴量をバイナリ化することでバイナリ特徴量を得る。得られたバイナリ特徴量を、0を黒、1を白のピクセル値として光演算用データ化し、S 2 0 5においてホログラムに記憶する。

【0090】

識別処理においては、まず、S 3 0 1においてラベルのない識別したい対象となるデータを入力する。次に、S 3 0 2においてS 1 0 2と同様の前処理を施す。S 3 0 3においても、S 2 0 3と同様に、学習処理により重みベクトルを最適化した学習済みの特徴抽出部を取り出し特徴抽出器として利用することで、S 3 0 2の前処理で得られたデータより特徴量を抽出する。

【0091】

抽出した特徴量に対して、S 3 0 4において閾値処理を施し特徴量を光演算用データ変換することでバイナリ特徴量を得る。得られたバイナリ特徴量を用いてS 3 0 5において、登録手段200におけるS 2 0 5においてホログラムに記憶したバイナリ特徴量との類似度を光演算により算出する。光演算により得られた類似度をもとにS 3 0 6において識別判定を行う。

【0092】

次に、図9をもとに光演算手段300におけるフローチャートを説明する。

【0093】

図9(a)は登録手段200における光演算手段300のフローチャートである。S 4 0 1において特徴抽出部によって得られた特徴量を入力し、S 4 0 2においてバイナリ変換を施す。S 4 0 3においては、得られた特徴量を空間光変調器や光学系に合わせてアドレス再配置を行う。

【0094】

S 4 0 3で得られたパターンに対して、S 4 0 4において参照光を付加し、S 4 0 5において空間光変調素子へ表示し、S 4 0 6において光照射する。このS 4 0 1からS 4 0 6までのステップが登録手段200および光演算用データ変換処理310である。

【0095】

S 4 0 6ののちは、光演算用特徴量記憶処理320であり、S 4 0 6で照射した光が記録媒体に到達し、登録用データから生成された特徴量が登録される。登録用のデータすべてに対して記憶処理が終了したと判断されるまで、S 4 0 1, S 4 0 2, S 4 0 3, S 4 0 4, S 4 0 5およびS 4 0 6を繰り返す。

【0096】

図9(b)は識別手段400における光演算手段300のフローチャートである。S 5 0 1において特徴抽出部によって得られた特徴量を入力し、S 5 0 2においてバイナリ変換を施す。S 5 0 3においては、得られた特徴量を空間光変調器や光学系に合わせてアドレス再配置を行う。

【0097】

S 5 0 3で得られたパターンをS 5 0 4において空間光変調素子へ表示し、S 5 0 5において光照射する。このS 5 0 1からS 5 0 5までのステップが識別手段400における光演算用データ変換部310の処理である。

【0098】

S 5 0 5の後は、類似度計算部330で処理を行い、S 5 0 5で照射した光がS 4 0 7で登録用データの特徴量が記憶されている記録媒体に到達し、照合が実施され、S 5 0 6において照合結果として光強度が受光され、S 5 0 7において類似度が判定される。

【実施例2】

【0099】

光演算処理による線形識別器による識別法の実施例2について図1の構成図をもとに説明する。

【0100】

実施例1における光演算処理による線形識別器は、学習手段100、登録手段200、

10

20

30

40

50

光演算手段 300、識別手段 400 により構成され、図 12 は各手段のフローチャートである。

【0101】

学習手段 100 は、登録手段 200 及び識別手段 400 において用いる特徴抽出部 121 及び光演算用制約付加部 122 を構築するための手段である。

【0102】

具体的には、学習手段 100 は、学習データ入力部 110、前記学習データ入力部 110 より取得したデータから特徴量を抽出する抽出器を生成する特徴抽出器生成部 120、特徴抽出器生成部 120 より得られた特徴抽出器から抽出される特徴量をもとに識別判定を行う識別部 130、識別部 130 による識別結果を評価する学習系評価部 140、学習系評価部 140 による評価をもとに特徴抽出部の重みの更新を行う特徴抽出部 121、特徴抽出部 120 において光演算に適用可能な特徴量にデータを変換する光演算用制約付加部 122 と学習の進行状態を評価するための検証用データを入力するための検証データ入力部 150 からなる手段である。

10

【0103】

学習手段 100 における学習用データ入力部 110 では、学習用データと識別において正解となる情報をセットして入力する。また、特徴抽出器生成部 120 は、複数の特徴量抽出層からなる。各特徴量抽出層は、それぞれ学習用データに対する畳み込み、次元削減、全結合の処理を行う。

【0104】

学習手段 100 における識別部 130 では、得られる特徴量次元が識別対象クラス数分の次元となる全結合層となることが好ましい。また、学習系評価部 140 では、識別部 130 において得られた識別結果の正誤の判定を行う。もし、識別が誤っていた場合は、正解との誤差を求める。さらに、学習手段 100 における特徴抽出部 121 では、学習系評価部 140 において求めた誤差を最小化するように特徴抽出部における重みの更新を行う。

20

【0105】

学習手段 100 における光演算用制約付加部 122 では、学習データ入力部 110 から入力した学習用データに特徴抽出部 121 を適用したデータと識別において正解となる情報をセットして入力し、入力されたデータを適切なクラスに分類する最適な重みベクトルを求める。また求めた前述の重みベクトルを複数のバイナリベクトルと実数係数に分解する。

30

【0106】

ここで、光演算手段 300 における光演算で扱うデータは実施例 2 では、バイナリデータである。多値データから抽出した特徴量は多値であり、これをバイナリ化する変換においては、データ表現力が落ちるので情報量を損なってしまうことが知られている。この情報量の欠損は、光演算による識別性能に影響をおよぼす可能性が高い。したがって、学習手段 100 における前記特徴抽出部 121 において情報量を保持する特徴量を設計する、または複数の閾値を設定しバイナリ化を行うことでデータ次元数を多値のものより増やし、データの表現力を向上させバイナリデータ変換処理を施されても、情報量を維持できるようにした。

40

【0107】

具体的には、特徴量抽出部 121 では多値データによる特徴量を得られるように学習を進め、特徴量抽出学習部で得られた多値データによる特徴量を閾値によってバイナリ化し、それを閾値数分繰り返すことで表現力の高いバイナリ特徴量を得る。

【0108】

ここで、多値データの特徴量を得る手法、得られた特徴量を 2 値化する手法について説明する。

【0109】

図 13 および図 14 は、図 1 の学習手段 100 の特徴量抽出部 121 の実装例を示す図

50

である。

【 0 1 1 0 】

学習手段 1 0 0 における特徴量抽出部 1 2 1 の実装は、畳込み層を、マックスプーリング処理を挟んで 1 層、全結合層を 2 層重ねて最終出力層をクラス数と同じ 2 ユニットとした。

【 0 1 1 1 】

前述の実装における活性化関数には R e L U (Rectified Linear Unit) 関数を用いた。

【 0 1 1 2 】

前述の実装の各層の重みを最適化し、畳込み層の出力によって多値による特徴量を算出することができる。ただし、特徴抽出する際には光学演算による畳み込みを行った。これは畳み込み処理は光学計算によって置き換え可能であるからである。

10

【 0 1 1 3 】

前述のように算出した特徴量を図 1 4 に示すバイナリ処理によって光演算用にデータ変換する。多値データの中で閾値より大きいものを 1、そうでないものを 0 とすることでバイナリ化し、前記のバイナリ化を複数の閾値により行う。

【 0 1 1 4 】

前述のように算出されるバイナリ化特徴量から識別関数の最適な重みベクトルを算出する学習手段 1 0 0 における光演算制約付加部 1 2 2 では、最適化アルゴリズムとして線形 S V M (Support Vector Machine) を用いた。

【 0 1 1 5 】

重みベクトルを算出することで得られる識別関数は式 (5) となる。ここで w が重みベクトル、 x が識別対象データである。

20

【 0 1 1 6 】

【数 4】

$$f(x) = \omega^T x \quad \dots (5)$$

【 0 1 1 7 】

次に、光演算手段 3 0 0 における光演算用データ変換部 3 2 0 では、前記光演算制約付加部 1 2 2 で生成した重みベクトルを図 1 5 に示した分解アルゴリズムによってバイナリベクトルと実数係数に分解し、バイナリベクトルを前記光演算用データ変換部に入力し。0 は黒、1 は白として色変換を行い中心から外側に向かってスパイラル状に配置することで光演算用データをホログラム光メモリ上に記憶する。

30

【 0 1 1 8 】

図 1 5 に示した分解アルゴリズムでは、多値の重みベクトルの内正の数を 1、負の数を 0 に対応させてバイナリ化し、元の多値の重みベクトルとバイナリ化したベクトルが同じ大きさになるように実数係数を求め、求めた実数係数とバイナリベクトルの積を再び正負によってバイナリ化する。以上を繰り返すことにより多値の重みベクトルをバイナリベクトルと実数係数に分解する。

【 0 1 1 9 】

バイナリベクトルと実数係数に分解すると、識別関数は式 (6) のように変形される。

40

【 0 1 2 0 】

【数 5】

$$f(x) \cong \sum_{i=1}^N \beta_i \left\{ 2b_j^+ \cdot x - |x|^2 \right\} \quad \dots (6)$$

【 0 1 2 1 】

光演算手段 3 0 0 における光演算用特徴ベクトル光記憶部 3 2 0 では、光演算用データ

50

変換部 3 1 0 で生成した光演算用データをホログラム光メモリ上に記憶する。

【 0 1 2 2 】

次に、識別手段 4 0 0 では、識別対象データ入力部 4 1 0 より入力されたデータと、登録手段 2 0 0 において光演算用特徴ベクトル光記憶部 3 2 0 に記憶されたデータとの類似度照合により識別を行う。

【 0 1 2 3 】

識別手段 4 0 0 における特徴抽出においては、特徴抽出部 2 2 0 を用いて、識別対象データ入力部 4 1 0 より入力されたデータの特徴量を抽出する。

【 0 1 2 4 】

実施例 2 における前記特徴抽出部 2 2 0 は前記学習手段 1 0 0 の特徴抽出器生成部 1 2 0 の特徴抽出部 1 2 1 を用いる。

10

【 0 1 2 5 】

識別手段 4 0 0 における光演算用データ変換部 3 1 0 においては、特徴抽出部 2 2 0 によって得られたバイナリベクトルを 0 は黒、1 は白として色変換を行い、中心から外側に向かってスパイラル状に配置することで光演算用データへ変換する。

【 0 1 2 6 】

識別手段 4 0 0 における類似度計算部 3 3 0 では、前述の識別対象データ入力部 4 1 0 で入力したデータから特徴抽出部 2 2 0 で得た特徴量を光演算用データ変換部 3 3 0 で光演算用データ化したデータと、登録手段 2 0 0 において登録用データを記憶した前記光演算用特徴ベクトル光記憶部 3 2 0 に記憶されたデータとの間で類似度を算出する。

20

【 0 1 2 7 】

前記類似度計算部 3 3 0 で求めた類似度は、類似度が高いものほど大きな光強度、類似度が低いものほど小さな光強度として、識別手段 4 0 0 における出力部 4 2 0 に出力される。

【 0 1 2 8 】

得られた出力に対して、前記光演算用データ変換部で得られる実数係数を付加し、式 (7) の計算をすることで、識別関数の出力を得る。ここで、 β_i は実数係数、 b は光演算用特徴ベクトル光記憶部 3 2 0 に記憶されたバイナリベクトル、 x は識別対象データ入力部 4 1 0 から入力された識別対象データに対して特徴抽出部 2 2 0 の処理を施したベクトルである。

30

【 0 1 2 9 】

【数 6】

$$f(x) \cong \sum_{i=1}^N \beta_i \left\{ 2(\text{出力部(420)の出力}) - |x|^2 \right\} \dots (7)$$

【 0 1 3 0 】

次に図 1 2 に示したフローチャートについて説明する。説明及び各ステップを「S」と略記する。

40

【 0 1 3 1 】

前述の光演算処理における線形識別器による識別法は学習処理、学習処理における光演算制約付加部、登録処理、識別処理からなる。

【 0 1 3 2 】

学習処理においては、はじめに S 1 0 1 において教師ラベルとセットとして学習データを入力する。次に、S 1 0 2 において、S 1 0 1 で入力されたデータに対して前処理を施す。具体的には、学習データ全ての配列値を学習データの各配列値のなかでの最大値で割ることによる値の正規化と、グレースケール化である。

【 0 1 3 3 】

S 1 0 2 の前処理により正規化されたデータを用いて、S 1 0 3 において特徴量抽出を

50

行う。S 1 0 3 で得られた特徴量を、S 1 0 4 において識別関数にかけることで識別結果を取得し、識別結果をもとに重みベクトルの最適化を行う。学習が終了したと判断されるまで、S 1 0 1 , 1 0 2 , S 1 0 3 および S 1 0 4 を一定回数繰り返す。

【 0 1 3 4 】

光演算制約付加部においては S 2 0 1 において教師ラベルとセットとして学習データを入力する。次に、S 2 0 2 において、S 2 0 1 で入力されたデータに対して前処理を施す。具体的には、学習データ全ての配列値を学習データの各配列値のなかでの最大値で割ることによる値の正規化と、グレースケール化である。

【 0 1 3 5 】

S 2 0 2 の前処理により正規化されたデータを用いて、S 2 0 4 においてバイナリ化を行い、S 2 0 5 において線形 SVM により識別関数の重みベクトルを、入力データをクラス毎に分類できるように最適化する。

10

【 0 1 3 6 】

S 2 0 5 の学習によって求めた重みベクトルを前記バイナリ分解手法によって複数のバイナリベクトルと複数の実数係数に分解する。

【 0 1 3 7 】

登録処理においては、まず、S 3 0 1 において光演算制約付加部の S 2 0 6 で得られたバイナリベクトルを登録用データとして入力する。

【 0 1 3 8 】

S 3 0 2 , S 3 0 3 , S 2 0 4 では、光演算制約付加部の S 2 0 6 で得られたバイナリベクトルベクトルを、0 を黒、1 を白のピクセル値として光演算用データ化し、S 2 0 5 においてホログラムに記憶する。

20

【 0 1 3 9 】

識別処理においては、まず、S 4 0 1 においてラベルのない識別したい対象となるデータを入力する。次に、S 4 0 2 において S 1 0 2 と同様の前処理を施す。S 4 0 3 においても、S 2 0 3 と同様に、学習処理により重みベクトルを最適化した学習済みの特徴抽出部を取り出し入力データに対して適用することで特徴量を抽出する。

【 0 1 4 0 】

S 4 0 4 では抽出した特徴量に対して、S 2 0 4 と同様の処理により特徴量をバイナリ化することでバイナリ特徴量を取得し、得られたバイナリ特徴量に対して S 3 0 4 と同様の処理により、光演算用データに変換する。得られたバイナリ特徴量を用いて S 4 0 5 において、登録処理における S 3 0 5 においてホログラムに記憶したバイナリ特徴量との類似度を光演算により算出する。光演算により得られた類似度をもとに S 4 0 6 において識別判定を行う。

30

【 0 1 4 1 】

学習手段 1 0 0 の前記特徴抽出部 1 2 1 において CNN (Convolutional Neural Network) の学習によって得られる特徴量をバイナリ化したものではなく、B - HOG 特徴量を使い人検出の実験を行った。B - HOG 特徴量は HOG 特徴量から得られる勾配ヒストグラムを閾値により正負で 2 値化し、さらに情報の欠損を防ぐために HOG 特徴量の各ブロック内で XOR の共起表現を付加したものである。

40

【 0 1 4 2 】

具体的な実験方法は、人画像とそれ以外の画像からなる学習データから学習手段に 1 0 0 に基づき、B - HOG 特徴量を算出し、その特徴量から識別関数を生成する。学習手段 1 0 0 の光演算制約付加部 1 2 2 で得られるバイナリベクトルを光演算手段 3 0 0 の光演算用データ変換部に入力し、光演算用特徴ベクトル光記憶部 3 2 0 に記憶した。ここで、識別対象データとなる画像を識別手段 4 0 0 の識別対象データ入力部 4 1 0 より入力し、得られた光記憶用特徴ベクトルを、光演算用特徴ベクトル光記憶部 3 2 0 に記憶されたバイナリベクトルとの間で類似度計算を行う。その出力結果を前記出力部 4 2 0 から得た。得られた出力は、前述した通り類似度が高いものほど大きな光強度、類似度が低いものほど小さな光強度の出力となる。得られた出力に対して光演算用制約付加部 1 2 2 の分解

50

手法により得られる実数係数を付加し、識別関数の出力を計算する。得られた出力を閾値判定することにより、識別結果が得られる。

【0143】

学習手段110においてB-HOG特徴量を使った識別関数の識別精度は約92%となった。

【0144】

識別手段400の出力部420の出力から計算した識別関数の出力は図16となった。図16から閾値判定することで、人とそれ以外の画像データを判別可能であることが確認できる。

【実施例3】

【0145】

本発明に係る実施例3（すなわち、光演算処理によるパターン認識手法の一実施例）について図17の構成図をもとに説明する。

【0146】

実施例3における光演算処理によるパターン認識装置2は、図17に示すように、学習手段100、特徴量変換手段（特徴量変換モジュール）500、登録手段200、光演算手段300、識別手段400により構成され、図18は前述の各手段のフローチャートである。

【0147】

学習手段100は、光相関用データ変換部の変換関数を決定することを目的とする手段である。具体的には、学習手段100は、学習データ入力部110、学習データ入力部110より取得したデータを変換する特徴抽出器生成部120、特徴抽出器生成部120より得られた変換後データをもとに判定を行う識別部130、識別部130による判定結果を評価する学習系評価部140と学習の進行状態を評価するための検証用データを入力するための検証データ入力部150からなる。また様々な学術機関が配布しているディープラーニングを電子計算機上で実行するためのソフトウェアには、学習済みの重みやバイアスを出力したり、読み込んで利用したりできるような機能が搭載されており、学習手段100を経ずに学習済み特徴量抽出器を用いることもできる。

【0148】

特徴量変換手段500は、ニューラルネットワーク（単に、「ネットワーク」という場合がある）における学習によって学習データの特徴量を変換する特徴量変換モジュールであって、任意の第一の次元数および任意の特徴量を有する学習データが入力される学習データ入力部510と、所定の光演算制約条件を満たす第二の次元数を有する重みとバイアスを因子にもつ多項式（式）からなる非線形関数（関数）より構成された学習モデルに、学習データ入力部510に入力された学習データを入力し、第二の次元数を有する中間層を設定する中間層設定部520と、中間層設定部520で設定された中間層から第一の次元数を有する出力層を計算し、ニューラルネットワークの出力を算出する出力算出部530と、出力算出部530によって算出されたニューラルネットワークの出力と学習データとの誤差を算出する誤差算出部540と、誤差算出部540によって算出された誤差が所定の条件を満たすか否かを判定する判定部550と、誤差に基づいて重みとバイアスとをそれぞれ変更し、変更後の重みとバイアスとを得る重みバイアス変更部560と、変更後の重みとバイアスとを因子にもつ多項式からなる非線形関数によって構成された学習モデルを出力する学習モデル出力部570と、を備えている。また、特徴量変換手段500は、判定部550において誤差が所定の条件を満たすと判定された場合には、学習モデル出力部570から変更後の重みとバイアスとを因子にもつ式からなる関数によって構成された学習モデルを出力させ、判定部550において誤差が所定の条件を満たさないと判定された場合には、出力算出部530において学習モデルの多項式に含まれる重みとバイアスを重みバイアス変更部560で得られた変更後の重みとバイアスにそれぞれ変更し、ニューラルネットワークの出力を算出させる制御部580を備えている。

【0149】

10

20

30

40

50

前述の光演算制約条件は、ニューラルネットワークの出力を用いて行う光演算における所定の量子化数、光演算に用いられる光相関器の光学パラメータ、および所定のエネルギー数によって決まる。

【0150】

具体的には、光演算制約条件としては、

- (1) 量子化数が制限されている
- (2) 次元数が光相関システム（光相関器）に最適な値を満たしている
- (3) エネルギー量が一定である
- (4) 特徴量の情報を失わない

が挙げられる。本実施例では、(1)についてはバイナリデータによって量子数が2に制限されている。また、(3)についてはホワイトレート一定と等価としている。

10

【0151】

上述の制約条件(2)については、図23に示すように、光源602、ビーム径拡大レンズ系604、ミラー606、空間光変調器（表示素子）608、偏光ビームスプリッタ612、縮小光学系614、対物レンズ（レンズ）616が配置された光相関器600では、式(1)を満たすことが好ましい。ただし、縮小光学系614は省略可能である。

【数7】

$$\frac{\pi r^2}{2a^2} \cdot \frac{1}{b^2} < z < \frac{\pi r^2}{a^2} \cdot \frac{1}{b^2} \quad \dots (1)$$

20

【0152】

なお、(1)式において、zは第二の次元数、aは空間光変調器608のピクセルピッチ[m m]、rはレンズ対物レンズ616の半径[m m]、bは縮小光学系614の縮小倍率を示す。

【0153】

学習データ入力部510においては、制御部が、特徴情報を持つ任意の次元数（第一の次元数）nを持つデータを、教師情報として入力する。ニューラルネットワークの層は1つでもよいし、複数層で構成してもよい。各層は、それぞれ学習データに対する畳み込み、次元削減、全結合の処理を行う。

30

【0154】

中間層設定部520は、教師情報を受け取り、初期ネットワーク格納部に格納されているニューラルネットワークに対し、以下の設定を行う。まず、教師情報と同じ次元数nを入力層と出力層に設定する。加えて、上述の制約条件(2)を満たすために中間層に対して光相関演算に適した次元数（第二の次元数、すなわち式(1)におけるz）mを設定する。本実施例では、図19に示すような入力層、中間層、出力層の三つの層からなるネットワークを用いた。

【0155】

ネットワーク初期設定部では前記初期ネットワーク格納部に格納されている重みw, w'とバイアスb, b'に対して任意の値を初期値として設定する。ここで、中間層の活性化関数として光相関システム用活性化関数yを設定し、教師情報の値域と同じ値域を出力として持つ活性化関数を出力層の活性化関数gとして設定する。

40

【0156】

光相関用活性化関数は制約条件1を満たすためにシグモイド関数のネイピア数の指数kを実数倍することで、近似的にステップ関数に近づけている（式(8)参照）。近似的にステップ関数に近づけることで入力データの近似バイナリ化を実現している。本研究では、学習の収束具合の観測よりk = 1000としている。

【0157】

50

【数 8】

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp[-k(x - c)]} \quad \dots (8)$$

【0158】

さらに、入力値オフセット c によって制約条件 (3) を適用する。シグモイド関数では入力値の 0 を基準として、出力値が 0 または 1 へと緩やかに変化して行くが、制約条件 (3) を満たすために、この活性化関数では入力値を減算するオフセット c を入力値に応じて動的に設定することで基準値を変動させ、ホワイトレートを 20% に設定した。

10

【0159】

ここで、使用する光相関器に合わせて設定するホワイトレートを変えてもよい。また、入力データ群を降順にソートしたあと入力に応じて動的に設定することによってホワイトレートを完全均一にすることも容易である。

【0160】

学習を行う際に用いられる誤差逆伝播法では活性化関数の微分を計算する。前述の活性化関数を微分すると式 (9) となり誤差逆伝播法における重みの更新式は式 (10) となる。式 (10) では、実数倍部分が更新重みに直接関与する。このことは学習による重みの更新が極端に大きくなることに繋がり、学習が進まない。そのため、この実数倍部分を取り除いた式 (11) を活性化関数 f における重みの更新式として用いた。

20

【0161】

【数 9】

$$y' = 1000(1 - y)y \quad \dots (9)$$

【0162】

【数 10】

$$gx = gy \cdot 1000 \cdot y(1 - y) \quad \dots (10)$$

【0163】

【数 11】

$$gx = gy \cdot y(1 - y) \quad \dots (11)$$

30

【0164】

ネットワーク初期化部で初期化されたネットワークを受け取ったネットワーク出力算出部では、教師情報を入力層に通し、中間層、出力層へと伝播させる。入力層のユニットの出力が中間層のユニットへ伝播する際には、ユニットの出力に対して第一の重み w がかけられ、第一のバイアス b が加算され、さらにこの結果を活性化関数 f に入力し、活性化関数 f の出力が中間層のユニットの出力とする。つまり、第一の重み $w = [w_{11}, w_{12}, \dots, w_{m, n-1}, w_{m, n}]$ 、第一のバイアス $b = [b_1, b_2, \dots, b_{m-1}, b_m]$ とすると、中間層の出力は式 (12) で表される。

40

【0165】

【数 12】

$$y(x) = \begin{bmatrix} y_1(x) \\ \vdots \\ y_m(x) \end{bmatrix} = f \left(\begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{m1} & w_{m2} & \dots & w_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} + [b_1, b_2, \dots, b_m] \right) \quad \dots (12)$$

【0166】

中間層のユニットの出力が出力層へ伝播する際には、中間層のユニットの出力に対して

50

第二の重み w' がかけられ、バイアス b' が加算され、さらにこの結果を入力値の値域と同じ値域を持つ活性化関数 g に入力し、この活性化関数 g の出力が出力層のユニットの出力、つまりネットワークの出力となる。

【0167】

誤差算出部 540 は、出力算出部 530 からネットワークの出力と学習データ入力部 510 から受け取った教師情報を用いて、ネットワークの出力と教師情報とが同じ値となるように 2 つの間の誤差を計算する。

【0168】

判定部 550 は、誤差算出部 540 から誤差を受け取り、誤差の変化がほぼなくなったか、または処理が指定回数だけ繰り返されたかを判定する。前述のいずれも満たさない場合にはネットワークと誤差を重みバイアス変更部 560 に渡す。いずれかを満たす場合には、ネットワークから出力層と第二の重み w' とバイアス b' を取り除き、入力層と第一の重み w とバイアス b と中間層のみを残し、光相関演算用データ変換器として出力する。

10

【0169】

重みバイアス変更部 560 は、判定部 550 からネットワークと誤差を受け取り、誤差を元に重み w , w' 、バイアス b , b' を変更し、変更したネットワークを再度、出力算出部 530 に渡す。

【0170】

実際には、判定部 550 における判定に基づき、制御部 580 によって、重みバイアス変更部 560 と出力算出部 530 とのやりとりがなされる。

20

【0171】

中間層の次元数や活性化関数に対して光演算制約条件を加えた上で教師情報とネットワークの出力が同じとなるように学習を行わせることで、上述の制約条件 (1) - (3) を満たしつつも、制約条件 4 の情報損失を防止する条件を満たしたデータを中間層から出力可能な変換器を特徴抽出部と光相関用データ変換部の間に組み込んだ。

【0172】

登録手段 200 は、まず特徴抽出部へ登録用データを入力することで特徴量抽出を行い、次にこの特徴量を特徴量変換手段へ入力し、その後光演算用データ変換部へ入力し光演算用データへと変換、そして光演算用データを光記憶部に記録するための手段である。

【0173】

識別手段 400 は、まず特徴抽出部へ識別対象データを入力することで特徴量抽出を行い、この特徴量を特徴量変換モジュールへ変換した後、光演算用データ変換部へ入力し光演算用データへと変換、そして前記登録手段において光演算用特徴ベクトル記憶部に記憶されたデータとの相関照合を類似度計算部により行い、識別を行うための手段である。

30

【0174】

識別手段 400 においては、登録手段 200 で用いたものと同じ特徴抽出部、特徴量変換モジュール及び、光演算用データ変換部を用いて、識別対象データ入力部より入力されたデータの特徴量を抽出し、光演算用データへと変換した。また類似度計算部で求めた類似度は、類似性が高いものほど大きな光強度を示し、逆に類似性が低いものほど小さい光強度として出力部へ出力される。

40

【0175】

次に図 18 に示したフローチャートについて説明する。説明及び書くステップを「S」と略記する。

【0176】

光演算処理によるパターン認識手法における識別は、よりよい特徴量抽出のための学習処理、特徴量に光相関制約条件を付加した上で変換する特徴量変換手段、登録処理、識別処理からなる。前述のように様々な学術機関が配布しているディープラーニングを電子計算機上で実行するためのソフトウェアには、学習済みの重みやバイアスを出力したり、読み込んで利用したりできるような機能が搭載されており、前述の学習手段を経ずに学習済み特徴量抽出器を用いることも可能である。このため、学習処理はあってもなくてもよい

50

。

【0177】

学習処理100においては、S102の前処理により正規化されたデータを用いて、S103において特徴量抽出を行なう。S103で得られた特徴量を、S104において識別関数にかけることで識別結果を取得し、識別結果をもとに特徴抽出器の最適化を行なう。学習が終了したと判断されるまで、S101, 102, S103およびS104を一定回数繰り返す。

【0178】

特徴量変換手段においては、光制約を付加するための学習をおこなう。S201において特徴量抽出器で特徴抽出済みのデータを入力する。次に、S202において、S201で入力されたデータに対してS202において符号化を施す。その後S203において複合し、S201で入力したデータとS203で複合したデータの差分を用いてS204にて特徴量変換器を最適化する。

10

【0179】

登録処理においては、まず、S301において登録データを入力し、S102と同様の前処理を施す。S303において学習処理1または予め用意してあった特徴抽出器を用いて特徴量抽出した後、S305にて特徴量変換手段で作成した特徴量変換器を用いて光演算制約付加しS304で得られたバイナリベクトルを登録用データとして変換する。得られた登録用データをS306においてホログラムに記憶する。

【0180】

識別処理においては、まず、S401において識別したい対象となるデータを入力する。次に、S402においてS102と同様の前処理を施す。S403においても、S203と同様に、学習処理1により最適化した学習済みの特徴量抽出器または予め用意した特徴量抽出器を取り出し入力データに対して適用することで特徴量を抽出する。

20

【0181】

S404では抽出した特徴量に対して、S305と同様の処理により特徴量をバイナリ化することでバイナリ特徴量を取得し、得られた特徴量に対してS304と同様に、光演算用データに変換する。得られたバイナリ特徴量を用いてS406において、登録処理におけるS306においてホログラムに記憶したバイナリ特徴量との類似度を光演算により算出する。光演算により得られた類似度をもとにS407において識別判定を行う。

30

【0182】

本実施例では、光演算処理によるパターン認識をスケッチベースの商品画像検索システムに適用して実験を行った。

【0183】

具体的な実験手法は、特徴抽出部にスケッチによる商品画像検索を行う学習済みCNNネットワークを用い、更に光演算用特徴変換部の符号化部における中間の全結合層のユニット数を、2560次元で表現可能な入力データに対して40000ユニットにすることで2560次元のままバイナリ化するよりも15倍以上の表現力を持たせた。

【0184】

データセットとして椅子の商品画像とスケッチ画像の97ペアを用いた。ここでペアと記したのは、スケッチ画像が商品画像を基に描かれたものであり、商品画像とスケッチの1対1の対応がついているためである。

40

【0185】

ここで、登録手段においては、椅子の商品画像を特徴抽出部に入力することで特徴量を抽出し、特徴量変換モジュールを通した後に、前述の特徴量を光演算用特徴変換部により光演算用データへ変換し、この光演算用データを光演算手段の光演算用特徴ベクトル記憶部に記憶した。

【0186】

実験における識別手段においては、椅子のスケッチを特徴抽出部に入力することで特徴量を抽出し、この特徴量を光演算用特徴変換部により光演算用データへ変換、この変換し

50

た椅子のスケッチの光演算用データと、前記光演算用特徴ベクトル記憶部に記憶した椅子の商品画像の光演算用データとの間で類似度計算を行い、その出力結果を出力部より得た。

【0187】

ここで特定の椅子のスケッチを入力した際に、特徴抽出部で抽出された多値特徴量の値分布及び、光演算用特徴変換部から出力される光演算用データの値分布を図20に示す。

【0188】

図20(a)は特徴抽出部より抽出された多値特徴量の値分布であり、図20(b)が光演算用特徴変換部から出力された光演算用データの値分布である。どちらも横軸が特徴量の大きさを、縦軸がその特徴量の大きさの出現回数を示している。特徴抽出部により抽出された-2.5から2までの広い値域を持つ特徴量は、光演算用特徴変換部により値域が0から1へ制限され、更に限りなく0または1に近似していることを確認した。

10

【0189】

ここで、データセットにおいて商品画像とスケッチの一对一の対応が存在することを利用して、スケッチ画像を入力した際の出力のうち上位K番以内に対応する商品画像がデータセット全体で何割存在するかを示すacc@Kを評価指標として導入した。この評価指標を基に、光演算用特徴変換の評価を行った。

【0190】

図21に識別精度を示す。図21に示す結果より、光演算処理によるパターン認識においては、表現力を維持可能な特徴量となっていることがわかる。

20

【0191】

図22に、横軸はデータベースのインデックス、縦軸は内積値の大きさである。図22に示す結果より、スケッチ画像に対応した商品画像の相関度が大きく表れ、それ以外は抑制されていることを確認した。

【0192】

以上、本発明の好ましい実施形態について詳述したが、本発明は係る特定の実施形態に限定されるものではなく、特許請求の範囲内に記載された本発明の要旨の範囲内において、種々の変形・変更が可能である。

【符号の説明】

【0193】

30

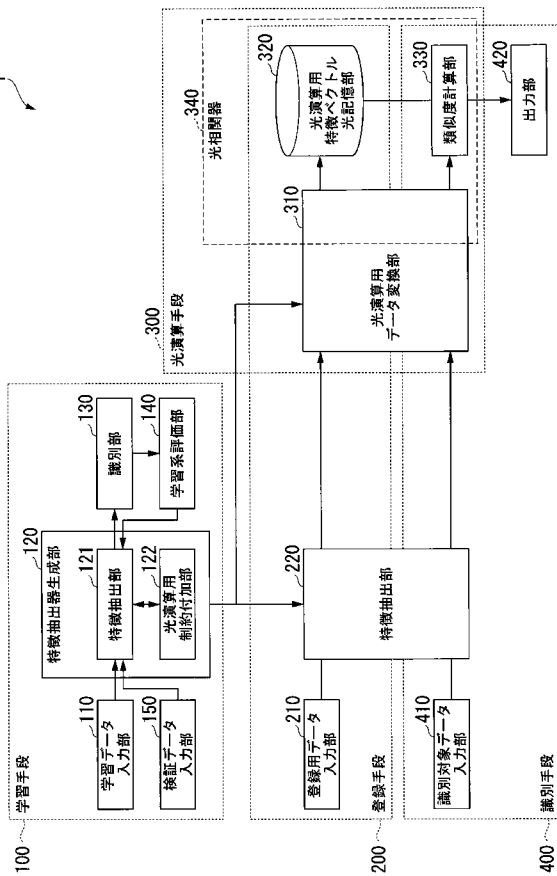
- 100 学習手段
- 110 学習データ入力部
- 120 特徴抽出器生成部
- 121 特徴抽出部
- 122 光演算用制約付加部
- 130 識別部
- 140 学習系評価部
- 150 検証データ入力部
- 200 登録手段
- 210 登録用データ入力部
- 300 光演算手段
- 310 光演算用データ変換部
- 320 光演算用特徴ベクトル記憶部
- 330 類似度計算部
- 500 特徴量変換手段(特徴量変換モジュール)
- 510 学習データ入力部
- 520 中間層設定部
- 530 出力算出部
- 540 誤差算出部
- 550 判定部

40

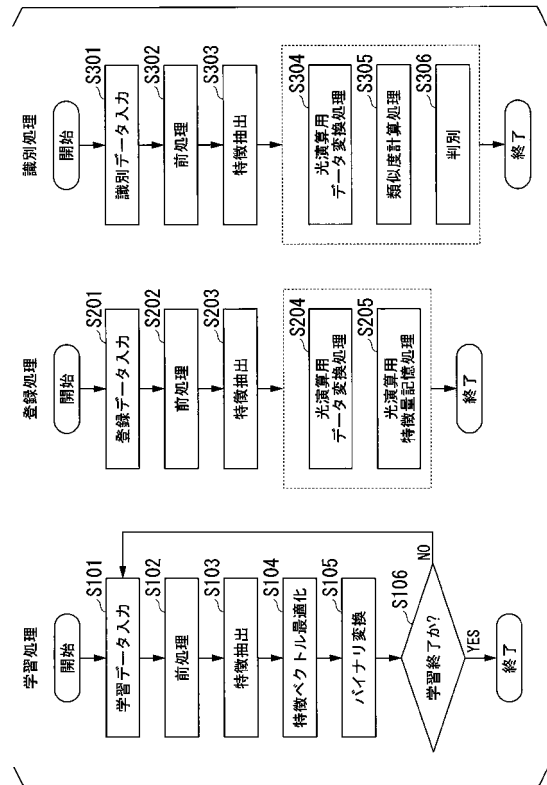
50

- 560 重みバイアス変更部
- 570 学習モデル出力部
- 580 制御部

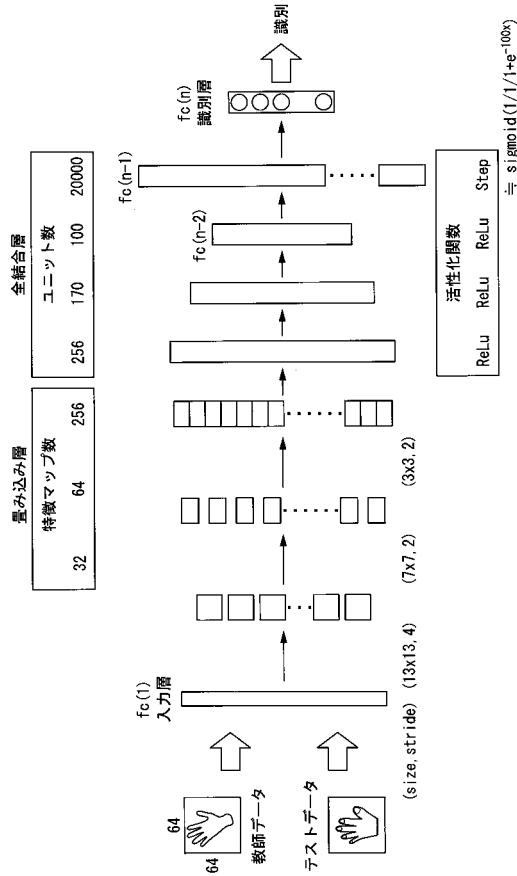
【図1】



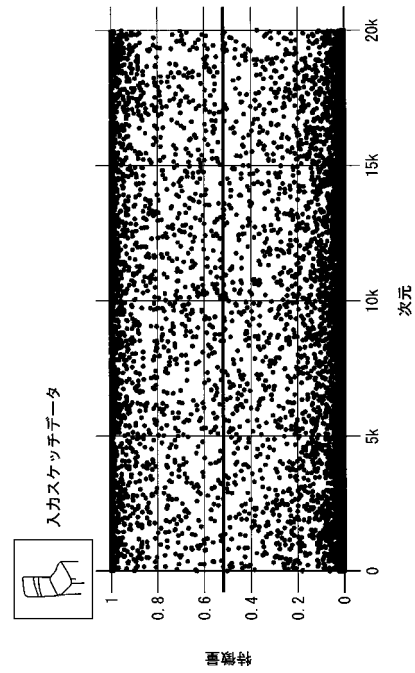
【図2】



【 図 3 】



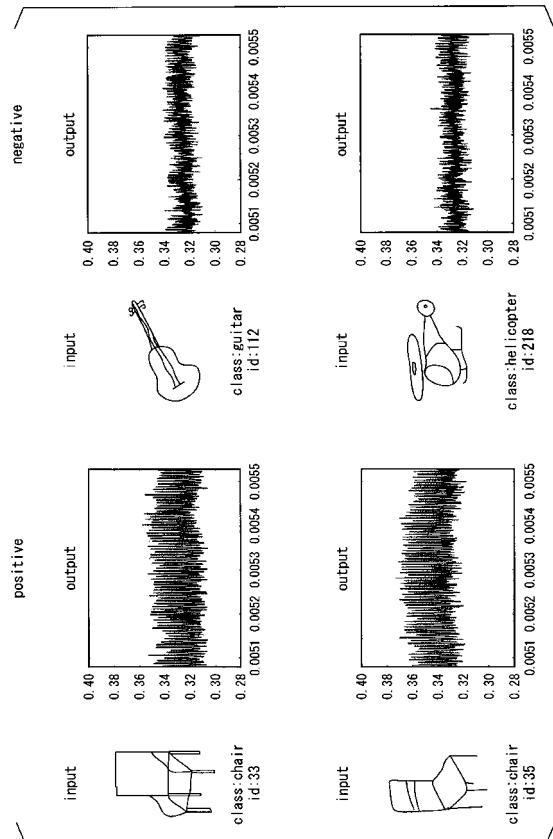
【 図 4 】



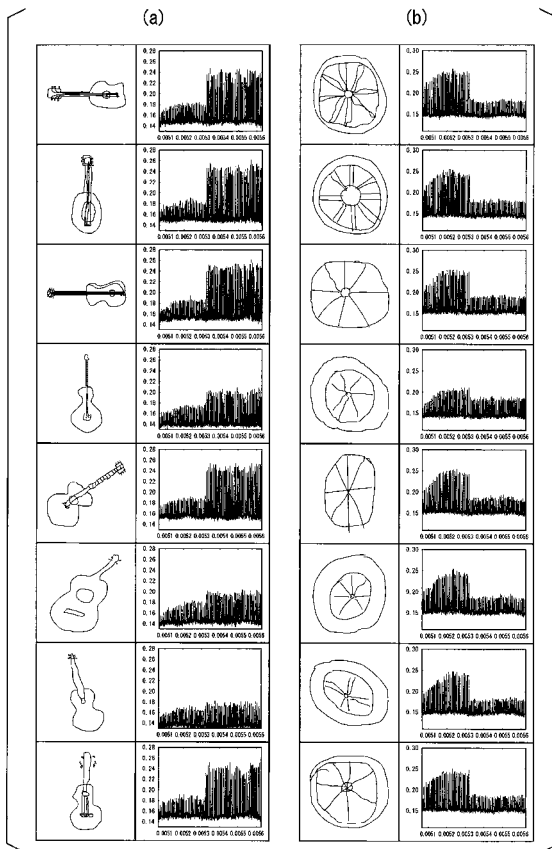
【 図 5 】

	トレーニングデータ accuracy	テストデータ accuracy
CNN学習段階	1.000	0.862
フィードフォワード 特徴量によるk近傍(k=5)	0.998	0.853
バイナリ化 特徴量によるk近傍(k=5)	1.000	0.873

【 図 6 】



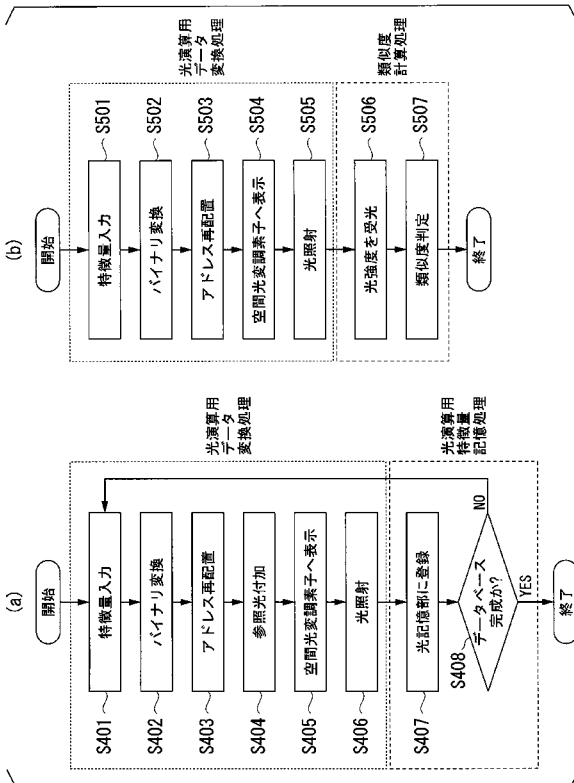
【 図 7 】



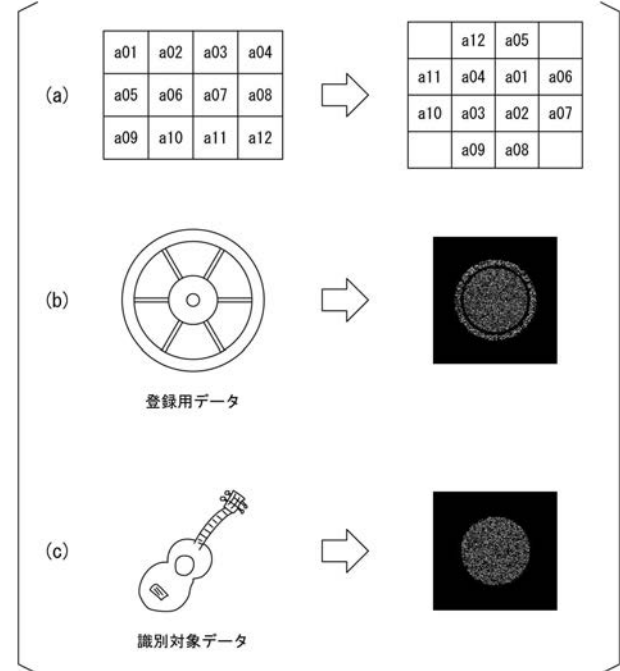
【 図 8 】

output	neighbor 5				
	neighbor 4				
	neighbor 3				
	neighbor 2				
	neighbor 1				
	input	sketch			

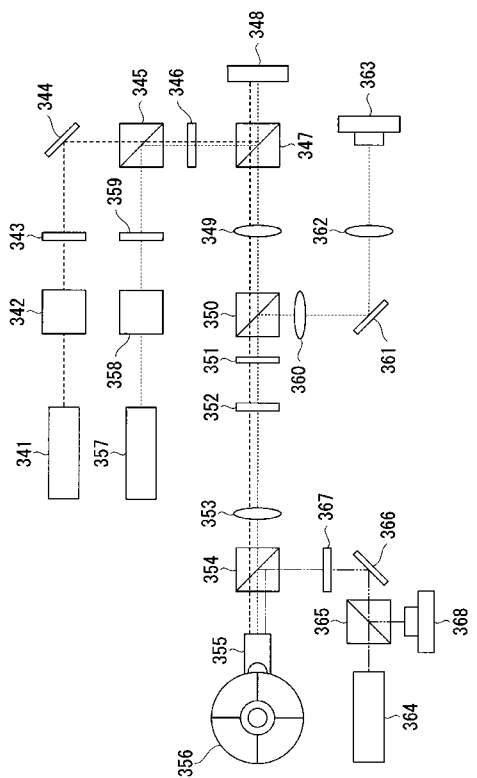
【 図 9 】



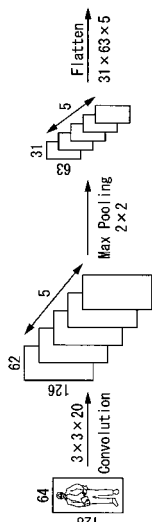
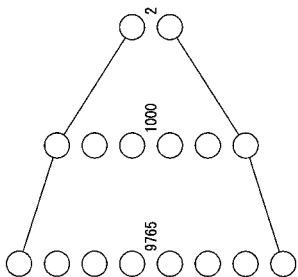
【 図 10 】



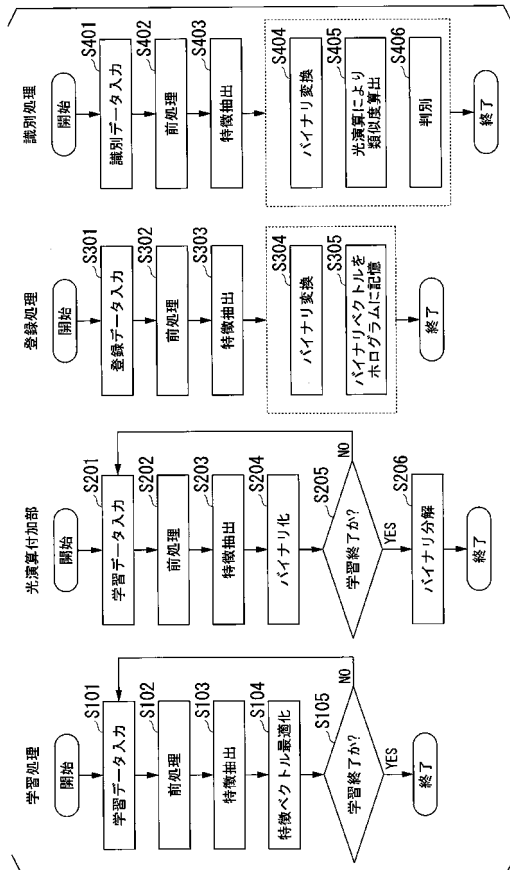
【図 1 1】



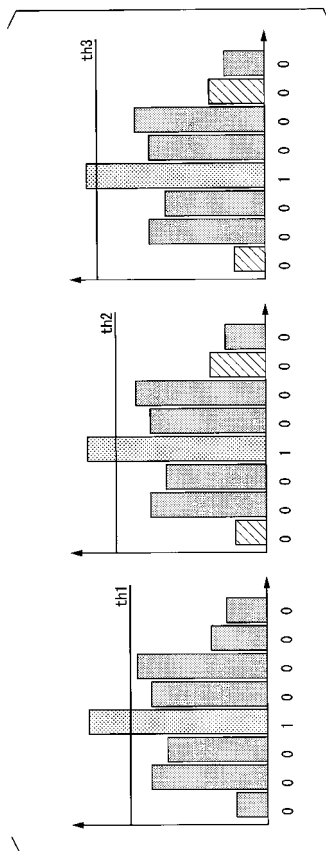
【図 1 3】



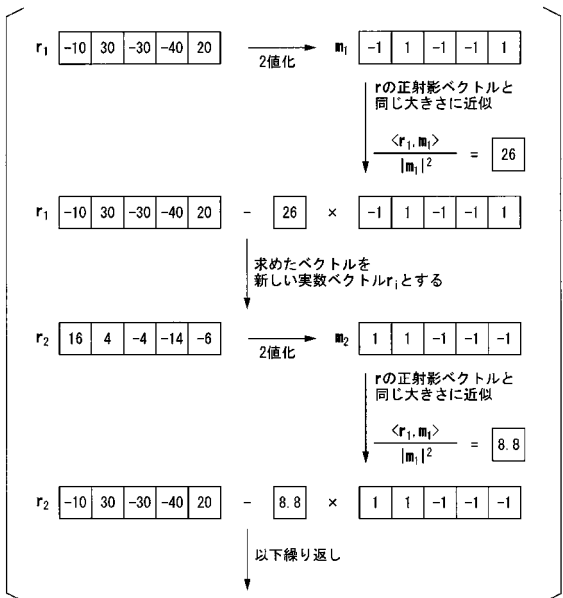
【図 1 2】



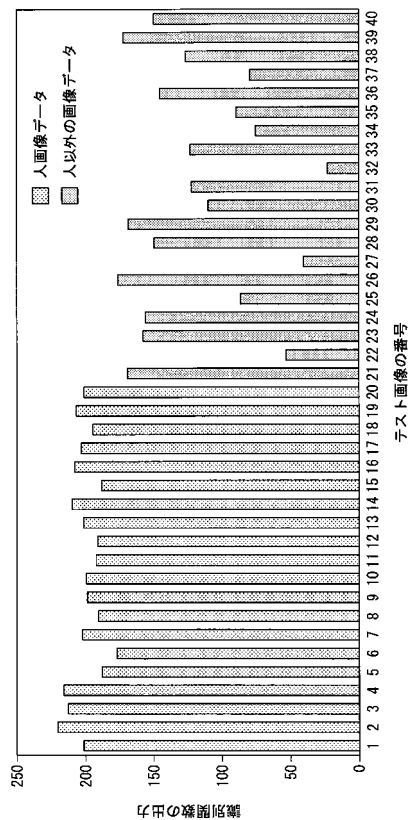
【図 1 4】



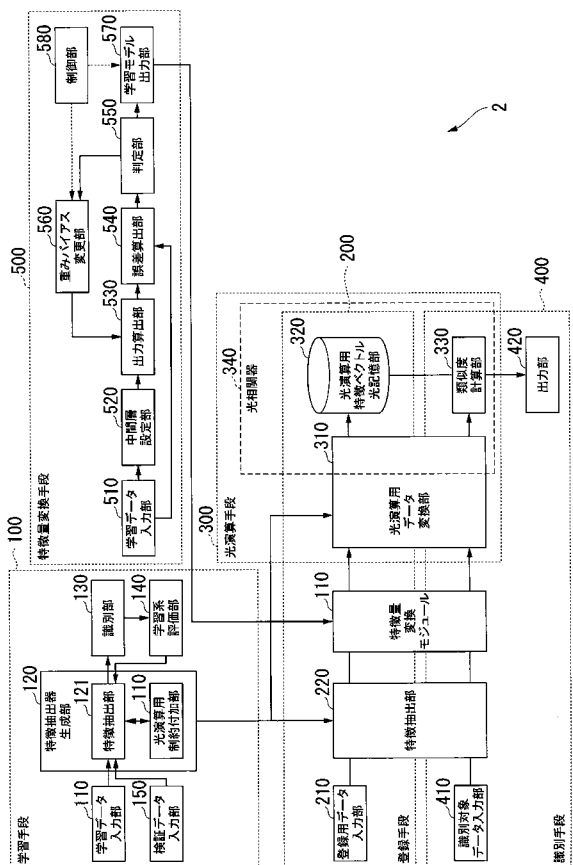
【図 15】



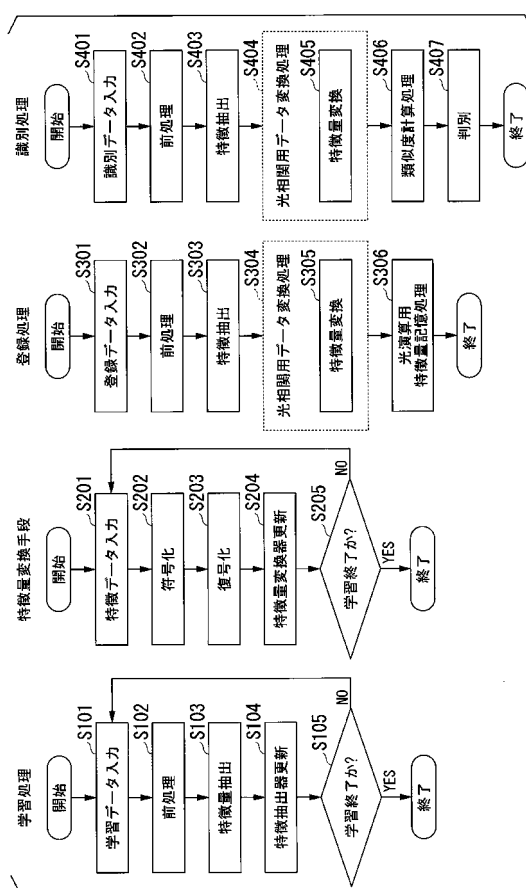
【図 16】



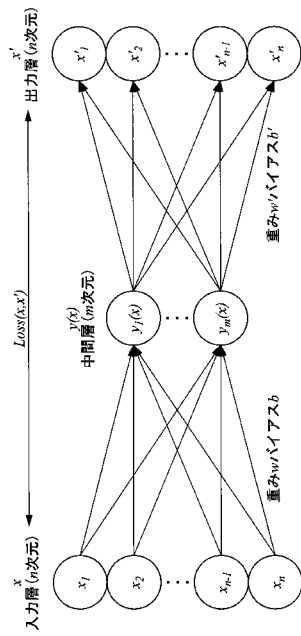
【図 17】



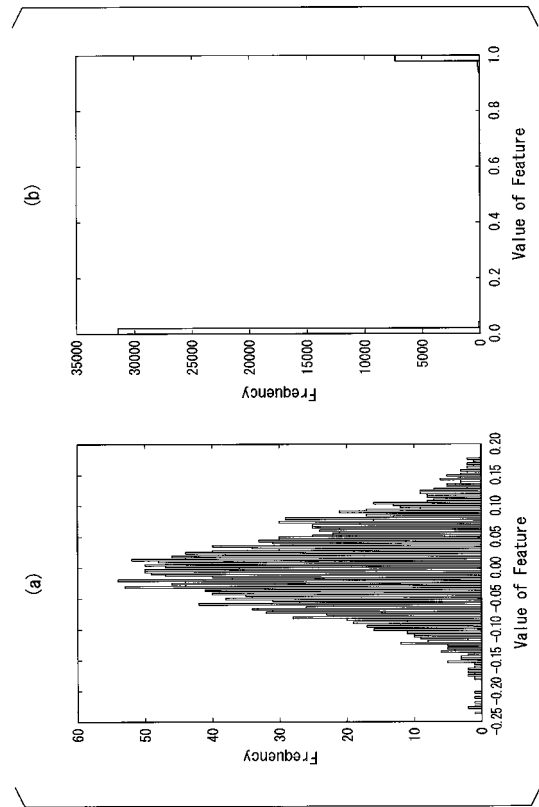
【図 18】



【 図 1 9 】



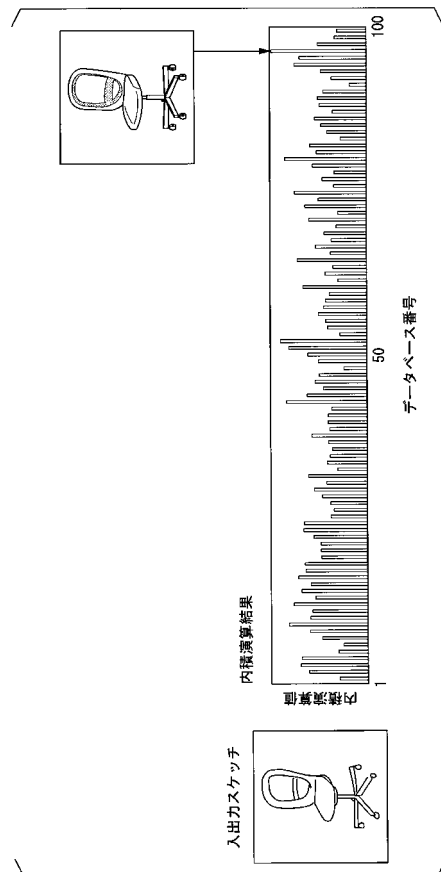
【 図 2 0 】



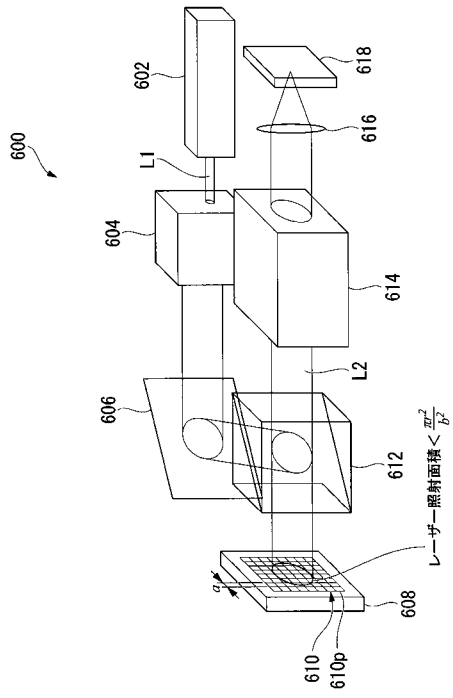
【 図 2 1 】

	精度	
	acc@1	acc@10
多値特徴量	78.35%	97.94%
光演算用データ	78.35%	97.94%

【 図 2 2 】



【 図 2 3 】



【 国際調査報告 】

INTERNATIONAL SEARCH REPORT		International application No. PCT/JP2017/005600
A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER G06T7/00(2017.01)i 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) G06T7/00 Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched Jitsuyo Shinan Koho 1922-1996 Jitsuyo Shinan Toroku Koho 1996-2017 Kokai Jitsuyo Shinan Koho 1971-2017 Toroku Jitsuyo Shinan Koho 1994-2017 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.
A	JP 5-101025 A (Hamamatsu Photonics Kabushiki Kaisha), 23 April 1993 (23.04.1993), entire text; all drawings (Family: none)	1-16
A	JP 8-43768 A (Olympus Optical Co., Ltd.), 16 February 1996 (16.02.1996), entire text; all drawings (Family: none)	1-16
A	JP 5-210141 A (Matsushita Electric Industrial Co., Ltd.), 20 August 1993 (20.08.1993), entire text; all drawings & US 005363455 A1 entire text; all drawings	3
<input checked="" type="checkbox"/> Further documents are listed in the continuation of Box C. <input type="checkbox"/> 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 03 April 2017 (03.04.17)		Date of mailing of the international search report 11 April 2017 (11.04.17)
Name and mailing address of the ISA/ Japan Patent Office 3-4-3, Kasumigaseki, Chiyoda-ku, Tokyo 100-8915, Japan		Authorized officer Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2017/005600

C (Continuation). DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	JP 2001-512264 A (Lockheed Martin Corp.), 21 August 2001 (21.08.2001), entire text; all drawings & US 006005985 A1 entire text; all drawings	7-10
A	US 2013/0019084 A1 (QINETIQ LTD.), 17 January 2013 (17.01.2013), entire text; all drawings (Family: none)	7-10
A	US 2013/0011051 A1 (Lockheed Martin Corp.), 10 January 2013 (10.01.2013), entire text; all drawings (Family: none)	7-10

国際調査報告		国際出願番号 PCT/J P 2017/005600	
A. 発明の属する分野の分類 (国際特許分類 (IPC)) Int.Cl. G06T7/00(2017.01)i			
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)) Int.Cl. G06T7/00			
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 日本国実用新案公報 1922-1996年 日本国公開実用新案公報 1971-2017年 日本国実用新案登録公報 1996-2017年 日本国登録実用新案公報 1994-2017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	
A	JP 5-101025 A (浜松ホトニクス株式会社) 1993.04.23, 全文, 全図 (ファミリーなし)	1-16	
A	JP 8-43768 A (オリンパス光学工業株式会社) 1996.02.16, 全文, 全図 (ファミリーなし)	1-16	
A	JP 5-210141 A (松下電器産業株式会社) 1993.08.20, 全文, 全図 & US 005363455 A1, 全文, 全図	3	
<input checked="" type="checkbox"/> C欄の続きにも文献が列挙されている。 <input type="checkbox"/> パテントファミリーに関する別紙を参照。			
* 引用文献のカテゴリー 「A」 特に関連のある文献ではなく、一般的技術水準を示すもの 「E」 国際出願日前の出願または特許であるが、国際出願日以後に公表されたもの 「L」 優先権主張に疑義を提起する文献又は他の文献の発行日若しくは他の特別な理由を確立するために引用する文献 (理由を付す) 「O」 口頭による開示、使用、展示等に言及する文献 「P」 国際出願日前で、かつ優先権の主張の基礎となる出願		の日の後に公表された文献 「T」 国際出願日又は優先日後に公表された文献であって出願と矛盾するものではなく、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 03.04.2017		国際調査報告の発送日 11.04.2017	
国際調査機関の名称及びあて先 日本国特許庁 (ISA/J P) 郵便番号100-8915 東京都千代田区霞が関三丁目4番3号		特許庁審査官 (権限のある職員) 新井 則和	5H 8383
		電話番号 03-3581-1101	内線 3531

国際調査報告		国際出願番号 PCT/JP2017/005600
C (続き) . 関連すると認められる文献		
引用文献の カテゴリー*	引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する 請求項の番号
A	JP 2001-512264 A (ロッキード・マーチン・コーポレーション) 2001.08.21, 全文, 全図 & US 006005985 A1, 全文, 全図	7-10
A	US 2013/0019084 A1 (QINETIQ LIMITED) 2013.01.17, 全文, 全図 (ファミリーなし)	7-10
A	US 2013/0011051 A1 (LOCKHEED MARTIN CORPORARION) 2013.01.10, 全文, 全図 (ファミリーなし)	7-10

フロントページの続き

(81) 指定国 AP(BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), EA(AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), EP(AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OA(BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG), AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ

(出願人による申告)平成27年度、総務省、戦略的情報通信研究開発推進事業(SCOPE)「光関連デバイスを活用した超高速データ検索システム」、産業技術力強化法第19条の適用を受ける特許出願

(72) 発明者 谷口 泰史

東京都調布市調布ヶ丘一丁目5番地1 国立大学法人電気通信大学内

(72) 発明者 池田 佳奈美

東京都調布市調布ヶ丘一丁目5番地1 国立大学法人電気通信大学内

(72) 発明者 脇田 英

東京都調布市調布ヶ丘一丁目5番地1 国立大学法人電気通信大学内

(72) 発明者 鈴木 秀典

東京都調布市調布ヶ丘一丁目5番地1 国立大学法人電気通信大学内

Fターム(参考) 2K008 AA02 BB00 CC00 HH01 HH06 HH13 HH14 HH17 HH18 HH26
HH28
5L096 EA39 FA34 GA51 HA11 JA03 JA11 KA04 KA15 MA07

(注)この公表は、国際事務局(WIPO)により国際公開された公報を基に作成したものである。なおこの公表に係る日本語特許出願(日本語実用新案登録出願)の国際公開の効果は、特許法第184条の10第1項(実用新案法第48条の13第2項)により生ずるものであり、本掲載とは関係ありません。