

明 細 書

発明の名称： 識別器学習装置及び識別器学習方法

技術分野

[0001] 本発明は、最近傍識別器の学習技術に関する。

背景技術

[0002] 代表的なパターン識別器の一つとして最近傍識別器（以降、NNC（Nearest Neighbor Classifier）とも表記する）が知られている。NNCは、カテゴリに分類された参照ベクトル（テンプレート又はプロトタイプとも呼ばれる）を持ち、入力ベクトルとの距離が最も小さい参照ベクトルが属するカテゴリ（クラス）をその入力ベクトルの認識（識別）結果として出力する。NNCでは、参照ベクトル及び参照ベクトルが属するカテゴリを変更することで、2クラスの識別器や多クラスの識別器が構成され得る。

[0003] NNCの識別境界面は、参照ベクトルによってボロノイ分割される特徴空間の境界面となる。この識別境界面を決める参照ベクトルを予め用意した学習サンプルを用いて学習することで、NNCの認識精度を向上させることができる。NNCの参照ベクトルの学習方法としては、学習ベクトル量子化（LVQ（Learning Vector Quantization））と呼ばれる方法（下記非特許文献1参照）やこの改良方法であるGLVQ（Generalized Learning Vector Quantization）と呼ばれる方法（下記非特許文献2参照）が知られている。これらの学習方法では、参照ベクトルがそれぞれ独自の基準に従って更新される。

[0004] また、他のパターン識別器として、サポートベクトルマシン（SVM（Support Vector Machine））が知られている（下記非特許文献3参照）。SVMは、識別境界面と学習サンプルとの間の距離（マージン）を最大化するように学習することで、過学習を抑制する。例えば、線形SVMは、識別境界が平面となるような2クラスの識別問題に対して適用され得る（下記非特許文献4参照）。この適用により、識別境界面と学習サンプルとの間のマージン

を最大化するように学習が行われるため、高い識別性能を持つ識別器を得ることができる。下記特許文献1では、SVMの学習機能を利用した判別関数を学習用特徴情報と学習用判別結果情報とに用いて導出し、判別結果が誤っている誤判別特徴情報が当該判別関数に対して与える影響度合を示す影響係数を調整することで、当該判別関数を修正する手法が提案されている。

- [0005] また、マージン最大化を基準とするパターン識別器の学習方法として、カーネル技法を用いたSVMもよく知られている（下記非特許文献5参照）。また、下記特許文献2では、学習時には連続HMM（Hidden Markov Model）を用い、認識時には離散型HMMを用いる音声認識手法が提案されている。

先行技術文献

特許文献

- [0006] 特許文献1：特開2009-186243号公報

特許文献2：特開平8-115099号公報

非特許文献

- [0007] 非特許文献1：T. Kohonen、"The Neural Phonetic Typewriter"、IEEE Computer、Vol. 21、No.3、pp.11-22、1988
- 非特許文献2：A. Sato and K. Yamada、"Generalized Learning Vector Quantization"、Advances in Neural Information Processing Systems 8、423-429、1996
- 非特許文献3：R. O. Duda and P. E. Hart and D. G. Stork、"パターン識別"、新技術コミュニケーションズ、pp.256-257、2001
- 非特許文献4：R.-E. Fan, K.-W. Chang, X.-R. Wang, C.-J. Hsieh and C.-J. Lin、"LIBLINEAR: a library for linear classification"、Journal of Machine Learning Research、Vol.9、pp.1871-1874、2008
- 非特許文献5：Chi-Chung Chang and Chih-Jen Lin、"LIBSVM: a library for support vector machines"、ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology、Vol. 2, No. 3, Article 27、2011

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0008] しかしながら、上述のL V QやG L V Qのような学習方法では、過学習と呼ばれる現象が発生し、N N Cの識別精度が劣化する可能性がある。これは、N N Cの識別境界面と学習サンプルとの間のマージンを最大化することが保証されないからである。また、上述のS V Mは、識別境界となる平面を学習する方法であるため、N N Cの参照ベクトルの学習に適用することはできない。同様に、上述のカーネル技法を用いたS V MもN N Cの参照ベクトルの学習に適用することはできない。

[0009] このように、上述のような方法では、N N Cに対してマージンを最大化することを基準とする学習を行うことができないため、過学習を抑制することが難しく、結果、N N Cの識別精度を向上させることが困難である。

[0010] 本発明は、このような事情に鑑みてなされたものであり、識別精度を向上させ得るN N Cの参照ベクトルの学習技術を提供することにある。

課題を解決するための手段

[0011] 本発明の各側面では、上述した課題を解決するために、それぞれ以下の構成を採用する。

[0012] 第1の側面は、識別器学習装置に関する。第1の側面に係る識別器学習装置は、参照ベクトルセット及び各参照ベクトルの所属カテゴリ情報を処理対象として取得する対象取得部と、サンプルベクトルと同じカテゴリに属する当該処理対象の参照ベクトルの中から、サンプルベクトルに最も近い内部最近傍参照ベクトルを特定し、かつ、サンプルベクトルとは異なるカテゴリに属する当該処理対象の参照ベクトルの中から、サンプルベクトルに最も近い外部最近傍参照ベクトルを特定する特定部と、内部最近傍参照ベクトルと外部最近傍参照ベクトルとにより形成される識別境界とサンプルベクトルとの間の距離を用いて、当該処理対象の評価値を算出する算出部と、算出部により算出される当該処理対象の評価値に基づいて、元の参照ベクトルセット及び元の所属カテゴリ情報を当該処理対象で更新する更新部と、を有する。

[0013] 第2の側面は、識別器学習方法に関する。第2の側面に係る識別器学習方法は、少なくとも1つのコンピュータにより実行され、参照ベクトルセット及び各参照ベクトルの所属カテゴリ情報を処理対象として取得し、サンプルベクトルと同じカテゴリに属する当該処理対象の参照ベクトルの中から、サンプルベクトルに最も近い内部最近傍参照ベクトルを特定し、サンプルベクトルとは異なるカテゴリに属する当該処理対象の参照ベクトルの中から、サンプルベクトルに最も近い外部最近傍参照ベクトルを特定し、内部最近傍参照ベクトルと外部最近傍参照ベクトルとにより形成される識別境界とサンプルベクトルとの間の距離を用いて、当該処理対象の評価値を算出し、算出された当該処理対象の評価値に基づいて、元の参照ベクトルセット及び元の所属カテゴリ情報を当該処理対象で更新する、ことを含む。

[0014] なお、本発明の他の側面としては、上記第2の側面の方法を少なくとも1つのコンピュータに実行させるプログラムであってもよいし、このようなプログラムを記録したコンピュータが読み取り可能な記録媒体であってもよい。この記録媒体は、非一時的な有形の媒体を含む。

発明の効果

[0015] 上記各側面によれば、識別精度を向上させ得るNNCの参照ベクトルの学習技術を提供することができる。

図面の簡単な説明

[0016] 上述した目的、およびその他の目的、特徴および利点は、以下に述べる好適な実施の形態、およびそれに付随する以下の図面によってさらに明らかになる。

[0017] [図1]本発明の実施の形態に係る識別器学習装置の構成例を概念的に示す図である。

[図2]第1実施形態における最近傍識別器学習装置（NNC学習装置）のハードウェア構成例を概念的に示す図である。

[図3]第1実施形態における最近傍識別器学習装置（NNC学習装置）の処理構成例を概念的に示す図である。

[図4] N N C の識別境界を概念的に示す図である。

[図5] N N C のマージンを概念的に示す図である。

[図6] 第 1 実施形態における最近傍識別器学習装置（N N C 学習装置）の動作例を示すフローチャートである。

[図7] 第 3 実施形態における最近傍識別器学習装置（N N C 学習装置）の処理構成例を概念的に示す図である。

[図8] 第 3 実施形態における最近傍識別器学習装置（N N C 学習装置）の動作例を示すフローチャートである。

発明を実施するための形態

[0018] 以下、本発明の実施の形態について説明する。なお、以下に挙げる実施形態は例示であり、本発明は以下の実施形態の構成に限定されない。

[0019] 図 1 は、本発明の実施の形態に係る識別器学習装置 1 0 0 の構成例を概念的に示す図である。図 1 に示されるように、識別器学習装置 1 0 0 は、参照ベクトルセット及び各参照ベクトルの所属カテゴリ情報を処理対象として取得する対象取得部 1 0 1 と、サンプルベクトルと同じカテゴリに属する当該処理対象の参照ベクトルの中から、サンプルベクトルに最も近い内部最近傍参照ベクトルを特定し、かつ、サンプルベクトルとは異なるカテゴリに属する当該処理対象の参照ベクトルの中から、サンプルベクトルに最も近い外部最近傍参照ベクトルを特定する特定部 1 0 2 と、内部最近傍参照ベクトルと外部最近傍参照ベクトルとにより形成される識別境界とサンプルベクトルとの間の距離を用いて、当該処理対象の評価値を算出する算出部 1 0 3 と、算出部 1 0 3 により算出される当該処理対象の評価値に基づいて、元の参照ベクトルセット及び元の所属カテゴリ情報を当該処理対象で更新する更新部 1 0 4 と、を有する。

[0020] 識別器学習装置 1 0 0 は、例えば、後述する詳細実施形態における最近傍識別器学習装置 1 と同様のハードウェア構成を有し、その最近傍識別器学習装置 1 と同様にプログラムが処理されることで、上述の各処理部が実現される。

[0021] また、本発明の実施の形態に係る識別器学習方法は、上述の識別器学習装置 100 のような少なくとも 1 つのコンピュータにより実行され、参照ベクトルセット及び各参照ベクトルの所属カテゴリ情報を処理対象として取得し、サンプルベクトルと同じカテゴリに属する当該処理対象の参照ベクトルの中から、サンプルベクトルに最も近い内部最近傍参照ベクトルを特定し、サンプルベクトルとは異なるカテゴリに属する当該処理対象の参照ベクトルの中から、サンプルベクトルに最も近い外部最近傍参照ベクトルを特定し、内部最近傍参照ベクトルと外部最近傍参照ベクトルとにより形成される識別境界とサンプルベクトルとの間の距離を用いて、当該処理対象の評価値を算出し、算出された当該処理対象の評価値に基づいて、元の参照ベクトルセット及び元の所属カテゴリ情報を当該処理対象で更新する、ことを含む。但し、本識別器学習方法に含まれる各工程は、順不同に逐次的に実行されてもよいし、同時に実行されてもよい。

[0022] このように、本実施形態では、サンプルベクトルと、処理対象として取得される参照ベクトルセットとの関係から、その処理対象の評価値が算出され、この評価値に基づいて、NNC の参照ベクトルセット及びそれらの所属カテゴリ情報が学習される。ここで、「ベクトル」という用語は、大きさ及び向きを持つデータのみではなく、複数の要素から構成されるあらゆるデータを意味する。参照ベクトルセットの各参照ベクトルは、カテゴリにそれぞれ属しており、所属カテゴリ情報は、各参照ベクトルが属するカテゴリを示す。「サンプルベクトル」とは、処理対象の各参照ベクトルと同じ要素数を持つ学習用のデータであり、或るカテゴリに属する。処理対象及びサンプルベクトルは、識別器学習装置 100 で生成されてもよいし、他の装置や可搬型記録媒体から取得されてもよい。

[0023] 具体的には、処理対象の参照ベクトルの中から、サンプルベクトルと同じカテゴリに属し、かつ、サンプルベクトルに最も近い内部最近傍参照ベクトル（以降、 $1N-NN$ 参照ベクトルと表記する）と、サンプルベクトルと異なるカテゴリに属し、かつ、サンプルベクトルに最も近い外部最近傍参照ベ

クトル（以降、E X－N N参照ベクトルと表記する）とが特定される。そして、I N－N N参照ベクトルとE X－N N参照ベクトルとにより形成される識別境界とサンプルベクトルとの間の距離を用いて、当該処理対象の評価値が算出される。

[0024] 従って、本実施形態によれば、学習用のサンプルベクトルと、参照ベクトルセットにおける識別境界との間の距離、即ち、マージンを最大化するように、N N Cの参照ベクトルを学習することができる。結果、本実施形態によれば、N N Cの識別精度を向上させることができる。

[0025] 以下、上述の実施形態について更に詳細を説明する。以下には、詳細実施形態として第1実施形態から第3実施形態を例示する。以下の各実施形態は、上述の識別器学習装置100及び識別器学習方法を最近傍識別器（N N C）学習装置に適用した場合の例である。なお、上述の識別器学習装置100及び識別器学習方法並びに下記の詳細実施形態で学習される識別器の用途は制限されない。当該識別器は、文字認識、顔認識、車両検出、音声識別など様々なパターン認識で用いられることができる。

[0026] [第1実施形態]

[装置構成]

図2は、第1実施形態における最近傍識別器学習装置（以降、N N C学習装置と表記する）1のハードウェア構成例を概念的に示す図である。第1実施形態におけるN N C学習装置1は、いわゆるコンピュータであり、例えば、バス6で相互に接続される、CPU（Central Processing Unit）2、メモリ3、入出力インタフェース（I/F）4、通信装置5等を有する。メモリ3は、RAM（Random Access Memory）、ROM（Read Only Memory）、ハードディスク、可搬型記憶媒体等である。入出力I/F4は、表示装置（図示せず）や入力装置（図示せず）等のようなユーザインタフェース装置と接続され得る。通信装置5は、ネットワーク（図示せず）を介して他の装置と通信を行う。本実施形態は、N N C学習装置1のハードウェア構成を制限しない。

[0027] 図3は、第1実施形態におけるNNC学習装置1の処理構成例を概念的に示す図である。第1実施形態におけるNNC学習装置1は、パラメータ設定部11、学習サンプル保持部12、特定部13、算出部14、更新部15、最適パラメータ保持部16等を有する。これら各処理部は、例えば、CPU2によりメモリ3に格納されるプログラムが実行されることにより実現される。また、当該プログラムは、例えば、CD (Compact Disc)、メモリカード等のような可搬型記録媒体やネットワーク上の他のコンピュータから入出力I/F4を介してインストールされ、メモリ3に格納されてもよい。

[0028] パラメータ設定部11は、処理対象のNNCにおける参照ベクトルセット及びそれらの所属カテゴリ情報を設定する。パラメータ設定部11により設定される処理対象は、N個（Nは2以上の整数）の参照ベクトル r_i （ i は1以上N以下の整数）と、各参照ベクトルに対応するカテゴリ c_i とにより表わすことができる。上述の対象取得部101は、例えば、このようなパラメータ設定部11により設定された処理対象を取得する。

[0029] 例えば、パラメータ設定部11は、下記参考文献に記載される、MDS (Multi-Directional Search)、シンプレックス法、Alternating Directions Search等の方法に用いる手法で、NNCのパラメータである参照ベクトルを設定する。

参考文献1 : V. J. Torczon, "On the convergence of the multidirectional search algorithm", SIAM Journal on Optimization, Vol. 1, pp.123-145 (1991).

参考文献2 : N. J. Higham, "Optimization by direct search in matrix computations", SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications, Vol. 14, No. 2, pp. 317-333 (1993).

パラメータ設定部11は、学習用のサンプルベクトルをK平均 (K-means) 法によりクラスタリングすることで得られるクラスタの平均ベクトルを当該参照ベクトルに用いるようにしてもよい（下記参考文献3参照）。

参考文献3 : R. O. Duda and P. E. Hart and D. G. Stork, "パターン識

別”，新技術コミュニケーションズ，pp. 528-529（2001）。

[0030] 学習サンプル保持部 12 は、学習用の複数のサンプルベクトルと、各サンプルベクトルの所属カテゴリ情報とを保持する。学習サンプル保持部 12 により保持される情報は、M 個（M は 2 以上の整数）のサンプルベクトル s_j （ j は 1 以上 M 以下の整数）と、各サンプルベクトルに対応するカテゴリ c_j とにより表わすことができる。ここで、サンプルベクトル s_j と参照ベクトル r_i とは同じ要素数を持つ。

[0031] 最適パラメータ保持部 16 は、NNC 学習装置 1 による学習の結果得られる、NNC の最適なパラメータとなる、参照ベクトルセットとそれらの所属カテゴリ情報とを保持する。

[0032] 特定部 13 は、学習サンプル保持部 12 に保持される複数のサンプルベクトルの各々に関し、上述の特定部 102 と同様に、IN-NN 参照ベクトル及び EX-NN 参照ベクトルをそれぞれ特定する。例えば、特定部 13 は、参照ベクトル r_i とサンプルベクトル s_j との間の各距離をそれぞれ算出し、算出された各距離に基づいて、IN-NN 参照ベクトル及び EX-NN 参照ベクトルを特定する。本実施形態では、同じ要素数を持つサンプルベクトル s_j と参照ベクトル r_i との間の距離は、以下の（式 1）に示されるように二乗距離を用いて算出される。

[数 1]

$$d(\vec{s}_j, \vec{r}_i) = |\vec{s}_j - \vec{r}_i|^2 \quad (\text{式 1})$$

[0033] 算出部 14 は、サンプルベクトルが IN-NN 参照ベクトルより EX-NN 参照ベクトルに近い場合に、当該識別境界とサンプルベクトルとの間の距離が長い程、低い評価を示し、サンプルベクトルが EX-NN 参照ベクトルより IN-NN 参照ベクトルに近い場合に、当該距離が長い程、高い評価を示すように、処理対象の評価値を算出する。全ての参照ベクトルの中でサンプルベクトルに対して最近傍となる参照ベクトルのカテゴリが、サンプルベ

クトルのカテゴリと同じであれば、そのサンプルベクトルは正しく識別されるため、このときの距離（マージン）は最大化されることが望ましい。よって、この場合、上述のように、算出部 14 は、当該距離が長い程、高い評価を示すように、処理対象の評価値を算出する。一方、全ての参照ベクトルの中でサンプルベクトルに対して最近傍となる参照ベクトルのカテゴリが、サンプルベクトルのカテゴリと異なれば、そのサンプルベクトルは誤って識別されるため、このときの距離（マージン）は最小化されることが望ましい。よって、この場合、上述のように、算出部 14 は、当該距離が長い程、低い評価を示すように、処理対象の評価値を算出する。本実施形態は、このような技術的思想を具現化する算出手法であれば、算出部 14 による、当該識別境界とサンプルベクトルとの間の距離から処理対象の評価値を算出する算出手法を制限しない。

[0034] 例えば、算出部 14 は、上述のような技術的思想を具現化する次のような算出手法を用いることができる。算出部 14 は、サンプルベクトルが $I-N-N$ 参照ベクトルより $E-X-N-N$ 参照ベクトルに近い場合に、当該距離を負の値として算出し、サンプルベクトルが $E-X-N-N$ 参照ベクトルより $I-N-N$ 参照ベクトルに近い場合に、当該距離を正の値として算出し、算出された距離を入力とするシグモイド関数の出力値に基づいて処理対象の評価値を算出する。以下の（式 2）は、当該距離の算出手法の一例を示し、以下の（式 3）は、シグモイド関数を示す。以下の式において、 r_w は $I-N-N$ 参照ベクトルを示し、 r_b は $E-X-N-N$ 参照ベクトルを示す。（式 3）における係数 σ は、予め実験的に設定される正の定数である。

[数2]

$$m(\vec{s}_j) = \frac{(\vec{r}_w - \vec{r}_b)^T}{|\vec{r}_w - \vec{r}_b|} \left(\vec{s}_j - \frac{\vec{r}_w + \vec{r}_b}{2} \right) \quad (\text{式2})$$

$$g(m) = \frac{1}{1 + \exp\left(\frac{-m}{\sigma}\right)} \quad (\text{式3})$$

[0035] 算出部14は、学習サンプル保持部12に保持される複数のサンプルベクトルの各々に関しそれぞれ算出される評価値の合計値を算出し、この合計値を当該処理対象の最終評価値とする。上述の（式2）及び（式3）の例によれば、算出部14は、次の（式4）を用いて最終評価値Jを算出する。

[数3]

$$J(\{\vec{r}_i\}) = \sum_{j=1}^M g(m(\vec{s}_j)) \quad (\text{式4})$$

[0036] ここで、NNCの識別境界について図4を用いて説明する。図4は、NNCの識別境界を概念的に示す図である。図4の例では、参照ベクトル r_1 、 r_2 及び r_3 がカテゴリ C_A に属し、参照ベクトル r_4 及び r_5 がカテゴリ C_B に属する。NNCにおける特徴空間は、図4に示されるように、参照ベクトルによってボロノイ領域に分割される。図4では、参照ベクトル r_i によって分割された領域の境界（ボロノイ境界）が、実線 B_{15} 、 B_{14} 、 B_{24} 及び B_{34} 、並びに、破線 B_{12} 、 B_{23} 及び B_{45} で示されている。各境界は、各参照ベクトルが占める領域の境界であり、領域内に位置するベクトルは、その領域の参照ベクトルとの距離が最も小さい。即ち、領域内に位置するベクトルの最近傍参照ベクトルは、その領域の参照ベクトルとなる。例えば、破線 B_{23} 、実線 B_{24} 及び破線 B_{12} で囲まれた領域内に位置する任意のベクトルの最近傍参照

ベクトルは、参照ベクトル r_2 となる。

[0037] ボロノイ境界は、ベクトル間距離に二乗距離が用いられる場合、隣接する参照ベクトル間の midpoint に垂直な平面によって構成される。例えば、破線 B_{12} のボロノイ境界は、参照ベクトル r_1 と参照ベクトル r_2 との midpoint に垂直な平面となる。但し、図4は2次元で表わされているため、破線 B_{12} のボロノイ境界は、参照ベクトル r_1 と参照ベクトル r_2 とを結ぶ線分の垂直二等分線となる。識別境界は、参照ベクトルが作るボロノイ境界の中の、所属カテゴリが異なる参照ベクトル間のボロノイ境界で形成される。図4の例では、識別境界は、実線 B_{15} 、 B_{14} 、 B_{24} 及び B_{34} で示される。

[0038] 次に、マージンについて図5を用いて説明する。図5は、NNCのマージンを概念的に示す図である。マージンは、サンプルベクトル s_j に最も近い識別境界との距離である。サンプルベクトル s_j に最も近い識別境界は、サンプルベクトル s_j と同じカテゴリに属する参照ベクトルの中の、サンプルベクトル s_j と最も近い参照ベクトル (INN参照ベクトル) r_w と、サンプルベクトル s_j と異なるカテゴリに属する参照ベクトルの中の、サンプルベクトル s_j と最も近い参照ベクトル (EXN参照ベクトル) r_b とが構成するボロノイ境界 B_{wb} である。マージン $m(s_j)$ は、このボロノイ境界 B_{wb} からサンプルベクトル s_j への距離である。即ち、マージン $m(s_j)$ は、サンプルベクトル s_j から、INN参照ベクトルとEXN参照ベクトルとの間の midpoint と垂直な平面 (識別境界面 B_{wb}) への距離であり、上述の (式2) 等により算出可能である。

[0039] 更新部15は、最適パラメータ保持部16に保持される参照ベクトルセット及びそれらの所属カテゴリ情報に関する最終評価値と、パラメータ設定部11で設定された処理対象に関し算出部14で算出された最終評価値とを比較し、高い評価値を持つ参照ベクトルセット及びそれらの所属カテゴリ情報で最適パラメータ保持部16に保持されるものを更新する。これにより、処理対象の最終評価値が最適パラメータ保持部16で保持されるものの最終評価値よりも小さい場合には、最適パラメータ保持部16の更新は行われない

。

[0040] NNC学習装置1は、パラメータ設定部11に所定回数分新たな処理対象を設定させ、各処理対象に対して特定部13、算出部14及び更新部15をそれぞれ動作させることで、最適パラメータ保持部16に保持される参照ベクトルセット及びそれらの所属カテゴリ情報を逐次更新する。また、NNC学習装置1は、更新部15により所定回数以上最適パラメータ保持部16の情報が更新されない場合に、学習処理を終了するようにしてもよい。

[0041] [動作例]

以下、第1実施形態における識別器学習方法について図6を用いて説明する。図6は、第1実施形態におけるNNC学習装置1の動作例を示すフローチャートである。以下の説明では、NNC学習装置1が各工程の実行主体となるが、NNC学習装置1に含まれる上述の各処理部が実行主体となってもよい。

[0042] NNC学習装置1は、処理対象を設定する(S60)。処理対象は、NNCのパラメータである参照ベクトルセット及びそれらの所属カテゴリ情報である。NNC学習装置1は、パラメータ設定部11に関し説明された上述の方法により、当該処理対象を設定する。(S60)で設定される処理対象は、N個(Nは2以上の整数)の参照ベクトル r_i (i は1以上N以下の整数)と、各参照ベクトルに対応するカテゴリ c_i とにより表わすことができる。

[0043] 更に、NNC学習装置1は、サンプルベクトル s_1 を取得する(S61)。全てのサンプルベクトル s_j は、参照ベクトル r_i と同じ数の要素をそれぞれ持つ、M個(Mは2以上の整数)のサンプルベクトル s_j (j は1以上M以下の整数)と表すことができる。(S61)では全てのサンプルベクトル s_j の中の1つが取得される。

[0044] NNC学習装置1は、サンプルベクトル s_1 と各参照ベクトル r_i との距離 $d(s_1, r_i)$ をそれぞれ算出する(S62)。本実施形態では、上記(式1)で示される二乗距離を用いて距離 $d(s_1, r_i)$ が算出される。

[0045] NNC学習装置1は、(S62)で算出された距離 $d(s_1, r_i)$ に基づ

いて、サンプルベクトル s_1 に対する $IN-NN$ 参照ベクトル r_w 及び $EX-NN$ 参照ベクトル r_b を特定する (S63、S64)。 $IN-NN$ 参照ベクトル r_w は、サンプルベクトル s_1 と同じカテゴリに属する参照ベクトル r_i の中の1つであり、 $EX-NN$ 参照ベクトル r_b は、サンプルベクトル s_1 と異なるカテゴリに属する参照ベクトル r_i の中の1つである。

[0046] NNC 学習装置 1 は、 $IN-NN$ 参照ベクトル r_w と $EX-NN$ 参照ベクトル r_b とから形成される識別境界とサンプルベクトル s_1 との距離であるマージン $m(s_1)$ を算出する (S65)。

NNC 学習装置 1 は、算出されたマージン $m(s_1)$ をシグモイド関数のような利得関数 $g(m)$ に入力することにより、マージン $m(s_1)$ の評価値 $g(m(s_1))$ を算出する (S66)。

[0047] (S65) 及び (S66) により、 NNC 学習装置 1 は、サンプルベクトル s_1 が $IN-NN$ 参照ベクトル r_w より $EX-NN$ 参照ベクトル r_b に近い場合に、当該識別境界とサンプルベクトル s_1 との間の距離が長い程、低い評価を示し、サンプルベクトル s_1 が $EX-NN$ 参照ベクトル r_b より $IN-NN$ 参照ベクトル r_w に近い場合に、当該距離が長い程、高い評価を示すように、マージン $m(s_1)$ の評価値 $g(m(s_1))$ を算出する。例えば、 NNC 学習装置 1 は、(S65) において、サンプルベクトル s_1 が $IN-NN$ 参照ベクトル r_w より $EX-NN$ 参照ベクトル r_b に近い場合に、当該マージン $m(s_1)$ を負の値として算出し、サンプルベクトル s_1 が $EX-NN$ 参照ベクトル r_b より $IN-NN$ 参照ベクトル r_w に近い場合に、当該マージン $m(s_1)$ を正の値として算出し、(S66) において、算出されたマージン $m(s_1)$ をシグモイド関数 $g(m)$ に入力することにより、マージン $m(s_1)$ の評価値 $g(m(s_1))$ を算出するようにしてもよい。

[0048] NNC 学習装置 1 は、算出された評価値 $g(m(s_1))$ を最終評価値 J に加算する (S66)。

[0049] NNC 学習装置 1 は、未処理のサンプルベクトル s_j が未だ存在するか否かを判定する (S67)。 NNC 学習装置 1 は、 j が M 以下の場合、即ち、未

処理のサンプルベクトル s_j が未だ存在する場合には (S 6 7 ; Y E S)、未処理のサンプルベクトル s_j ($j = j + 1$) を取得する (S 6 8)。ここでは、未処理のサンプルベクトル s_2 が取得される。以降、サンプルベクトル s_2 に関し、サンプルベクトル s_1 のときと同様に、(S 6 2) から (S 6 6) が実行される。これにより、(S 6 6) において、サンプルベクトル s_2 に関する評価値 $g(m(s_2))$ が最終評価値 J に更に加算される。このような処理が全てのサンプルベクトル s_j に対してそれぞれ実行される。

[0050] NNC 学習装置 1 は、全てのサンプルベクトル s_j に関する評価値 $g(m(s_j))$ の合計が最終評価値 J として算出されると (S 6 7 ; N O)、その最終評価値 J が、元の参照ベクトルセット及びそれらの所属カテゴリ情報に関し算出された最終評価値よりも高いか否かを判断する (S 6 9)。NNC 学習装置 1 は、最終評価値 J が向上している場合 (S 6 9 ; Y E S)、(S 6 0) で設定された処理対象で最適パラメータを更新する (S 7 0)。即ち、最終評価値 J が向上している場合 (S 6 9 ; Y E S)、(S 6 0) で設定された参照ベクトルセット及びそれらの所属カテゴリ情報が最適パラメータとされる。一方、NNC 学習装置 1 は、最終評価値 J が向上していない場合 (S 6 9 ; N O)、(S 6 0) で設定された処理対象が現状の最適パラメータよりも劣っているため、最適パラメータを更新しない。

[0051] NNC 学習装置 1 は、学習終了か否かを判断する (S 7 1)。学習終了は、例えば、上述のような処理の反復回数が所定回数に達したこと、上述のような処理が所定回数以上繰り返されても最終評価値 J が向上しないこと (S 6 9 ; N O) などを基準に判断される。NNC 学習装置 1 は、学習終了でない場合 (S 7 1 ; N O)、(S 6 0) で新たな処理対象を設定し、この新たな処理対象に対して (S 6 0) 以降を実行する。

[0052] [第 1 実施形態の作用及び効果]

上述したように第 1 実施形態では、処理対象に対して、複数のサンプルベクトルの各々のマージンの評価値の合計が最終評価値として算出され、最終評価値が向上する場合に、その処理対象で NNC の最適パラメータが更新さ

れる。また、各マージンの評価値は、サンプルベクトルの最近傍参照ベクトルがサンプルベクトルと同じカテゴリに属する場合に、識別境界とサンプルベクトルとの間の距離が長い程、高い値に設定され、サンプルベクトルの最近傍参照ベクトルがサンプルベクトルと異なるカテゴリに属する場合に、当該距離が長い程、低い値に設定される。

[0053] 従って、第1実施形態によれば、NNCの参照ベクトルをマージンを最大化するという基準で学習することができ、ひいては、NNCの識別精度を向上させることができる。

[0054] [第2実施形態]

上述の第1実施形態では、同じ要素数を持つサンプルベクトル s_j と参照ベクトル r_i との間の距離が二乗距離を用いて算出された。第2実施形態では、二乗距離に対し重み付けすることで、当該距離を算出する。以下、第2実施形態におけるNNC学習装置1について、第1実施形態と異なる内容を中心に説明する。以下の説明では、第1実施形態と同様の内容については適宜省略する。

[0055] まず、NNCにおけるパターンの分布と識別境界との関係について説明する。中心位置のみが異なりそれ以外が等しい分布関数で等方的に分布するパターンの場合、その識別境界は平面となる。例えば、カテゴリ C_A とカテゴリ C_B との m 次元のベクトル x がそれぞれ、次の2つの正規分布 p_A 及び p_B に基づいて、分布する場合を考える。以下の式において、 Σ は分散共分散行列を示し、 μ は平均ベクトルを示す。

[数4]

$$p_A = p(\vec{x}; \Sigma_A, \vec{\mu}_A) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{m}{2}} |\Sigma_A|} \exp\left(-\frac{1}{2} (\vec{x} - \vec{\mu}_A)^T \Sigma_A^{-1} (\vec{x} - \vec{\mu}_A)\right)$$

$$p_B = p(\vec{x}; \Sigma_B, \vec{\mu}_B) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{m}{2}} |\Sigma_B|} \exp\left(-\frac{1}{2} (\vec{x} - \vec{\mu}_B)^T \Sigma_B^{-1} (\vec{x} - \vec{\mu}_B)\right)$$

[0056] ここで、 Σ_A が Σ_B と同一であり、 Σ_A 及び Σ_B が単位行列 I であれば、カテ

ゴリ C_A とカテゴリ C_B とは、等方的な正規分布となる。この分布に対する識別を行うとき、最も識別誤りが少なくなる識別境界は、 p_A と p_B とが等しくなる境界であり、平均ベクトル μ_A と平均ベクトル μ_B との中心点を通り、平均ベクトル μ_A と平均ベクトル μ_B とを結ぶ直線と直交する平面である。つまり、当該分布 p_A と p_B とからなるパターンを識別する理想的な NNC は、カテゴリ C_A の参照ベクトルが μ_A であり、カテゴリ C_B の参照ベクトルが μ_B のときである。

[0057] しかしながら、 Σ_A が Σ_B と異なる場合、最も識別誤りが小さくなる識別境界は、必ずしも、上記のような平均ベクトル間の中点を通り、平均ベクトル間を結ぶ線分と直交する平面とはならない。これは、例えば、カテゴリ C_A 及びカテゴリ C_B の各分散が $\Sigma_A = s_A I$ となり、かつ、 $\Sigma_B = s_B I$ となる分布の場合である。

[数5]

$$\begin{aligned} p_A &= p(\vec{x}; \Sigma_A, \vec{\mu}_A, k_A) = k_A \exp\left(-\frac{1}{2}(\vec{x} - \vec{\mu}_A)^T \Sigma_A^{-1}(\vec{x} - \vec{\mu}_A)\right) \\ &= k_A \exp\left(-\frac{s_A}{2}|\vec{x} - \vec{\mu}_A|^2\right) \\ p_B &= p(\vec{x}; \Sigma_B, \vec{\mu}_B, k_B) = k_B \exp\left(-\frac{1}{2}(\vec{x} - \vec{\mu}_B)^T \Sigma_B^{-1}(\vec{x} - \vec{\mu}_B)\right) \\ &= k_B \exp\left(-\frac{s_B}{2}|\vec{x} - \vec{\mu}_B|^2\right) \end{aligned}$$

[0058] このときの最も誤りが小さくなる識別境界面は、当該分布 p_A と p_B とが等しくなる面である。当該分布 p_A と p_B の対数尤度は以下の式で示される。

[数6]

$$\begin{aligned} d_A &= -2 \log p_A = s_A |\vec{x} - \vec{\mu}_A|^2 - 2 \log k_A \\ d_B &= -2 \log p_B = s_B |\vec{x} - \vec{\mu}_B|^2 - 2 \log k_B \end{aligned}$$

[0059] p_A と p_B とが等しくなる識別面は、 d_A と d_B とが等しくなる識別面であるので、この識別面は、超二次曲面であることがわかる。上述の第1実施形態は、二乗距離を用いており、識別面は平面（参照ベクトルと参照ベクトルとの中点を通り、参照ベクトル間を結ぶ直線と直交する平面）となるため、超二次曲面を直接表現できない。このため、二乗距離を用いる場合、より多くの参照ベクトルを用いて、複数の識別面を設定し、超二次曲面を近似表現することが望まれる。しかしながら、これでは、NNCの識別精度の劣化や、NNCに必要な参照ベクトル数の増大や、処理速度の低下をもたらすこととなる。

[0060] このような問題に対しては、距離関数を変更することで、より少ない参照ベクトルでNNCを構成することが可能となる。このような問題は、例えば、距離関数として以下の（式5）を用いることで、解決可能である。以降、下記（式5）は、複合的重み付け二乗距離（CWP（Compoundly Weighted Power）距離）と表記される。このCWP距離では、重み係数 α_i 及び β_i により二乗距離が重み付けされる。

[数7]

$$\alpha_i \left| \vec{s}_j - \vec{r}_i \right|^2 + \beta_i \quad (\text{式5})$$

[0061] CWP距離を用いた場合の理想的なNNCは、カテゴリ C_A 及び C_B に対する参照ベクトルはそれぞれ1つであり、カテゴリ C_A の参照ベクトルが $r_A = \mu_A$ であり、参照ベクトル r_A との距離を、 $\alpha_A = s_A$ 、 $\beta_A = -2 \log k_A$ を用いて計算し、カテゴリ C_B の参照ベクトルが $r_B = \mu_B$ であり、参照ベクトル r_B との距離を $\alpha_B = s_B$ 、 $\beta_B = -2 \log k_B$ を用いて計算する場合である。つまり、距離関数として二乗距離ではなく、CWP距離を用いることで、2つの参照ベクトルで理想的なNNCを構成することができる。

[0062] また、距離関数として下記（式6）を用いることで、分散が等しく、事前確率が異なる分布をするパターンの識別に適したNNCを構成することも

きる。以降、下記（式 6）は、加算的重み付け二乗距離（AWP（Additively Weighted Power）距離）と表記される。この AWP 距離では、重み係数 β_i により二乗距離が重み付けされる。

[数 8]

$$\left| \vec{s}_j - \vec{r}_i \right|^2 + \beta_i \quad (\text{式 6})$$

[0063] 第 2 実施形態における NNC 学習装置 1 は、同じ要素数を持つサンプルベクトル s_j と参照ベクトル r_i との間の距離を CWP 距離又は AWP 距離を用いて算出する。

[0064] [装置構成]

第 2 実施形態における NNC 学習装置 1 の装置構成は、図 2 及び図 3 に示される第 1 実施形態と同様である。第 2 実施形態では、以下に示す処理部の処理内容が第 1 実施形態と異なる。

[0065] パラメータ設定部 11 は、参照ベクトルセット及びそれらの所属カテゴリ情報に加えて、ベクトル間距離の算出に用いられる重み係数を当該処理対象として更に設定する。距離関数として CWP 距離（上記（式 5））が用いられる場合、パラメータ設定部 11 は、重み係数 α_i 及び β_i を処理対象として更に設定し、距離関数として AWP 距離（上記（式 6））が用いられる場合、重み係数 β_i を処理対象として更に設定する。パラメータ設定部 11 は、重み係数 α_i 及び β_i を参照ベクトル毎にそれぞれ設定する。

[0066] 特定部 13 は、パラメータ設定部 11 で設定された重み係数を含む CWP 距離又は AWP 距離を用いて、サンプルベクトル s_j と参照ベクトル r_i との間の距離を算出する。また、CWP 距離では識別境界が超二次曲面となるため、例えば、特定部 13 は、サンプルベクトル s_j と識別境界との距離 $m(s_j)$ を次の式により算出する。以下の式において、 $d(s_j, r_w) < d(s_j, r_b)$ の場合とは、サンプルベクトルが EX-NN 参照ベクトルより IN-NN 参照ベクトルに近い場合を示し、それ以外とは、サンプルベクトルが I

N-N参照ベクトルよりE X-N参照ベクトルに近い場合を示す。

[数9]

$$m(\vec{s}_j) = \begin{cases} \min |t(2\vec{s}_j + \vec{b})| & (d(\vec{s}_j, \vec{r}_w) < d(\vec{s}_j, \vec{r}_b) \text{ の場合}) \\ -\min |t(2\vec{s}_j + \vec{b})| & (\text{それ以外}) \end{cases}$$

$$\vec{b} = -\frac{2(\alpha_w \vec{r}_w - \alpha_b \vec{r}_b)}{\alpha_w - \alpha_b}$$

$$t = -\frac{1}{2} \pm \frac{1}{2} \sqrt{\frac{|\vec{b}|^2 + 4|\vec{s}_j|^2 + 4\vec{s}_j^T \vec{b}}{|\vec{b}|^2 - 4c}}$$

$$c = \frac{(\alpha_w |\vec{r}_w|^2 + \beta_w) - (\alpha_b |\vec{r}_b|^2 + \beta_b)}{\beta_w - \beta_b}$$

[0067] また、AWP距離を用いる場合には、例えば、特定部13は、サンプルベクトル $\vec{s}_j$ と識別境界との距離 $m(\vec{s}_j)$ を次の式により算出する。

[数10]

$$m(\vec{s}_j) = \frac{(\vec{r}_w - \vec{r}_b)^T}{|\vec{r}_w - \vec{r}_b|} \left(\vec{s}_j - \frac{\vec{r}_w + \vec{r}_b}{2} \right) - \frac{\beta_w - \beta_b}{2|\vec{r}_w - \vec{r}_b|}$$

[0068] 最適パラメータ保持部16は、NNCの最適パラメータとして参照ベクトルセット及びそれらの所属カテゴリ情報と共に、上記重み係数を保持する。

[0069] 更新部15は、最適パラメータ保持部16を更新する際に、処理対象として設定されている重み係数を更に最適パラメータ保持部16に反映させる。

[0070] [動作例]

以下、第2実施形態における識別器学習方法について図6を用いて説明する。

(S60)において、NNC学習装置1は、処理対象として距離関数に用いる重み係数を更に設定する。(S62)において、NNC学習装置1は、

CWP距離又はAWP距離を用いて、サンプルベクトル s_i と各参照ベクトル r_i との距離 $d(s_i, r_i)$ をそれぞれ算出する。(S70)において、NNC学習装置1は、(S60)で設定された処理対象としての、参照ベクトルセット及びそれらの所属カテゴリ情報に加えて重み係数で、当該最適パラメータを更新する。

[0071] [第2実施形態における作用及び効果]

このように、第2実施形態では、サンプルベクトル s_i と各参照ベクトル r_i との距離を算出するために、二乗距離を重み係数で重み付けするAWP距離又はCWP距離が用いられる。そして、第2実施形態では、NNCのパラメータである参照ベクトルセット及びそれらの所属カテゴリ情報に加えて、距離関数に用いられる重み係数も学習され最適化される。

[0072] これにより、第2実施形態によれば、様々なパターン分布を有するNNCの参照ベクトルの学習が可能となる。即ち、第2実施形態によれば、様々なパターン分布を有するNNCの認識精度を向上させることができる。更に、第2実施形態によれば、CWP距離やAWP距離を用いてベクトル間距離を算出することにより、より少ない参照ベクトルでNNCを構成することができる。

[0073] [第3実施形態]

例えば、顔などの物体の検出を行うパターン識別問題を例示する。この問題をパターン識別器で判定する場合、パターン識別は、検出対象の物体（例えば、顔）と、検出対象でない非物体（例えば、背景など）との2クラスの識別問題として処理される。つまり、パターン識別器は入力データに対して、物体クラスか、非物体クラスかの判定を行う。物体検出における代表的な識別精度の尺度としては、検出漏れ率と過剰検出率とが存在する。検出漏れ率とは、物体を検出できない誤り率であり、過剰検出率とは、非物体を検出してしまう誤り率である。一般的には、検出漏れ率と過剰検出率とは、トレードオフの関係にある。検出漏れ率が小さくなるように調整すると、過剰検出率が大きくなり、逆に、過剰検出率が小さくなるように調整すると、検出

漏れ率が大きくなる。物体検出では、過剰検出率を或る値に設定した上で検出漏れを最小にしたい場合、検出漏れ率を或る値に設定した上で過剰検出を最小にしたい場合、又は、過剰検出率と検出漏れ率を同じにしたい場合などがある。

[0074] そこで、第3実施形態では、検出漏れ率、過剰検出率等のような識別精度を指定された値に近づけるように、NNCの参照ベクトルを学習する。以下、第3実施形態におけるNNC学習装置1について、第1実施形態及び第2実施形態と異なる内容を中心に説明する。以下の説明では、第1実施形態及び第2実施形態と同様の内容については適宜省略する。

[0075] [装置構成]

図7は、第3実施形態におけるNNC学習装置1の処理構成例を概念的に示す図である。第3実施形態におけるNNC学習装置1では、算出部14が補正部21を有する。補正部21も他の処理部と同様に、例えば、CPU2によりメモリ3に格納されるプログラムが実行されることにより実現される。なお、図7の例では、補正部21は、算出部14の内部に存在する例が示されるが、算出部14とは異なる処理部として実現されてもよい。

[0076] 補正部21は、サンプルベクトル s_j の各々に対する最近傍参照ベクトルの所属カテゴリ情報、及び、各サンプルベクトル s_j の所属カテゴリ情報に基づいて、学習サンプル保持部12に保持されるサンプルベクトル s_j に対する、パラメータ設定部11で設定された処理対象の識別精度を算出し、この算出された識別精度と、指定される識別精度情報とに対応する補正值で当該サンプルベクトル s_j に対応する処理対象の最終評価値を補正する。指定される識別精度情報は、入力画面等に基づいて入力部等をユーザが操作することにより入力されてもよいし、可搬型記録媒体、他のコンピュータ等から入出力I/F4を経由して取得されてもよい。指定される識別精度情報は、所望の識別精度を示し、例えば、所望の検出漏れ率、所望の過剰検出率、又は、検出漏れ率と過剰検出率とを同じにすることの要求を示す。

[0077] 以下、補正部21の具体例について説明する。但し、補正部21は以下の

ような具体例のみに制限されない。以下では、NNC学習装置1の学習対象となるNNCが物体検出のパターン認識に用いられる形態が例示される。

[0078] 物体検出のためのNNCの学習では、物体クラス及び非物体クラスのいずれか一方に属する複数のサンプルベクトルが用いられる。このときの識別誤りには、検出漏れ及び過剰検出の2つのタイプがあり得る。検出漏れは、物体クラスのサンプルベクトルが非物体クラスに識別される識別誤りを意味する。よって、物体クラスのサンプルベクトルの最近傍参照ベクトルが非物体クラスに属する場合に、そのサンプルベクトルは当該検出漏れに該当する。一方、過剰検出は、非物体クラスのサンプルベクトルが物体クラスに識別される識別誤りを意味する。よって、非物体クラスのサンプルベクトルの最近傍参照ベクトルが物体クラスに属する場合に、そのサンプルベクトルは当該過剰検出に該当する。

[0079] 補正部21は、所望の検出漏れ率が識別精度情報として指定される場合、学習サンプル保持部12に保持されるサンプルベクトルの数に対する、当該検出漏れに該当するサンプルベクトルの数を検出漏れ率 $E_{b,j}$ として算出する。また、補正部21は、所望の過剰検出率が識別精度情報として指定される場合、学習サンプル保持部12に保持されるサンプルベクトルの数に対する、当該過剰検出に該当するサンプルベクトルの数を過剰検出率 $E_{o,j}$ として算出する。補正部21は、算出部14が上記(式2)を用いてマージン $m(s_j)$ を算出する場合、マージン $m(s_j)$ の値が正か負かによって、サンプルベクトル s_j が検出漏れ又は過剰検出に該当するか、若しくは、識別成功に該当するかを判断することができる。

[0080] 補正部21は、算出部14により上述の各実施形態のように最終評価値 J が算出されると、上述のように算出された識別精度と指定される識別精度情報とに対応する補正值で最終評価値 J を補正する。この補正は、指定される識別精度情報に対応する、次のような式で表すことができる。下記(式7)は、指定される識別精度情報が所望の検出漏れ率 e を示す場合に用いられ、下記(式8)は、指定される識別精度情報が所望の過剰検出率 e を示す場合

に用いられ、下記（式 9）は、指定される識別精度情報が検出漏れ率と過剰検出率とを同じにすることの要求を示す場合に用いられる。以下の各式における λ は、負の値であって、その絶対値が J の値に比べて十分大きい値に予め設定される。

$$J' = J + \lambda (E_{o_{bj}} - e)^2 \quad (\text{式 7})$$

$$J' = J + \lambda (E_{b_g} - e)^2 \quad (\text{式 8})$$

$$J' = J + \lambda (E_{o_{bj}} - E_{b_g})^2 \quad (\text{式 9})$$

[0081] 〔動作例〕

以下、第 3 実施形態における識別器学習方法について図 8 を用いて説明する。図 8 は、第 3 実施形態における NNC 学習装置 1 の動作例を示すフローチャートである。図 8 では、図 6 と同様の工程については図 6 と同様の符号が付されている。

[0082] NNC 学習装置 1 は、（S 6 3）、（S 6 4）及び（S 6 5）における処理により、識別誤りを検出する。識別誤りとして、上述のように検出漏れ及び過剰検出の少なくとも一方が検出されてもよいし、サンプルベクトル s_j の最近傍参照ベクトルが EX-NN 参照ベクトルであることが検出されてもよい。

[0083] NNC 学習装置 1 は、全てのサンプルベクトル s_j に関する評価値 $g(m(s_j))$ の合計が最終評価値 J として算出されると（S 6 7 ; NO）、指定される識別精度情報に基づいて、当該サンプルベクトル s_j に対する処理対象の識別精度を算出する（S 8 1）。例えば、NNC 学習装置 1 は、識別精度として、全サンプルベクトル s_j の数に対する、最近傍参照ベクトルが EX-NN 参照ベクトルであるサンプルベクトル s_j の数の割合を算出する。また、上述のように、NNC 学習装置 1 は、検出漏れ率及び過剰検出率を算出してもよい。

[0084] NNC 学習装置 1 は、（S 8 1）で算出された識別精度と、指定される識別精度情報とに対応する補正值で、最終評価値 J を補正する（S 8 2）。そして、NNC 学習装置 1 は、この補正された最終評価値 J' に基づいて、最終

評価値 J' が向上しているか否かを判定する（S 6 9）。

[0085] 〔第3実施形態における作用及び効果〕

このように、第3実施形態では、学習用のサンプルベクトルに対する処理対象の識別精度が算出され、この識別精度と指定された識別精度情報とに対応する補正值で、処理対象の最終評価値が補正される。即ち、第3実施形態では、NNCの識別精度が指定した値に近づくように、参照ベクトルセット及びそれらの所属カテゴリ情報が更新される。従って、第3実施形態によれば、検出誤り率や過剰検出率等のような識別精度を所望の値に制御することができる。

[0086] 〔変形例〕

上述の各実施形態では、距離関数として、二乗距離、CWP距離及びAWP距離を用いる例が示されたが、それ以外の距離関数が用いられてもよい。例えば、等方的でない分布を持つパターンの識別の場合には、以下の（式10）を距離関数として用いるようにしてもよい。以下の（式10）は、異方性重み付け距離と表記される。以下の式において Σ は、サンプルベクトル s_j と参照ベクトル r_i との分散共分散行列である。

[数11]

$$(\vec{s}_j - \vec{r}_i)^T \Sigma^{-1} (\vec{s}_j - \vec{r}_i) \quad (\text{式10})$$

[0087] 異方性重み付け距離を用いた場合も識別境界は超二次曲面となり、サンプルベクトル s_j と超二次曲面との距離は、以下の参考文献に記載された方法で算出することができる。

参考文献4 : David Eberly, "Distance from point to a general quadratic curve or a general quadric surface", <http://www.geometrictools.com/Documentation/DistancePointToQuadratic.pdf> (1999)

[0088] また、上述の各実施形態では、NNC学習装置1が、パラメータ設定部11、学習サンプル保持部12及び最適パラメータ保持部16を有していたが

、他の装置が、パラメータ設定部 1 1、学習サンプル保持部 1 2 及び最適パラメータ保持部 1 6 を持つようにしてもよい。この場合、NNC 学習装置 1 は、当該他の装置を介して、学習サンプル保持部 1 2 及び最適パラメータ保持部 1 6 にアクセスし、当該他の装置から処理対象を取得するようにしてもよい。

[0089] なお、上述の説明で用いた複数のフローチャートでは、複数の工程（処理）が順番に記載されているが、本実施形態で実行される工程の実行順序は、その記載の順番に制限されない。本実施形態では、図示される工程の順番を内容的に支障のない範囲で変更することができる。また、上述の各実施形態及び各変形例は、内容が相反しない範囲で組み合わせることができる。

[0090] 上記の各実施形態及び各変形例の一部又は全部は、以下の付記のようにも特定され得る。但し、各実施形態及び各変形例が以下の記載に限定されるものではない。

[0091] （付記 1）

参照ベクトルセット及び各参照ベクトルの所属カテゴリ情報を処理対象として取得する対象取得部と、

サンプルベクトルと同じカテゴリに属する前記処理対象の参照ベクトルの中から、該サンプルベクトルに最も近い内部最近傍参照ベクトルを特定し、かつ、該サンプルベクトルとは異なるカテゴリに属する前記処理対象の参照ベクトルの中から、該サンプルベクトルに最も近い外部最近傍参照ベクトルを特定する特定部と、

前記内部最近傍参照ベクトルと前記外部最近傍参照ベクトルとにより形成される識別境界と前記サンプルベクトルとの間の距離を用いて、前記処理対象の評価値を算出する算出部と、

前記算出部により算出される前記処理対象の評価値に基づいて、元の参照ベクトルセット及び元の所属カテゴリ情報を前記処理対象で更新する更新部と、

を備える識別器学習装置。

[0092] (付記 2)

前記算出部は、前記サンプルベクトルが前記内部最近傍参照ベクトルより前記外部最近傍参照ベクトルに近い場合に、前記距離が長い程、低い評価を示し、前記サンプルベクトルが前記外部最近傍参照ベクトルより前記内部最近傍参照ベクトルに近い場合に、前記距離が長い程、高い評価を示すように、前記処理対象の評価値を算出する、

付記 1 に記載の識別器学習装置。

[0093] (付記 3)

前記算出部は、前記サンプルベクトルが前記内部最近傍参照ベクトルより前記外部最近傍参照ベクトルに近い場合に、前記距離を負の値として算出し、前記サンプルベクトルが前記外部最近傍参照ベクトルより前記内部最近傍参照ベクトルに近い場合に、前記距離を正の値として算出し、算出された該距離を入力とするシグモイド関数の出力値に基づいて前記処理対象の評価値を算出する、

付記 2 に記載の識別器学習装置。

[0094] (付記 4)

前記特定部は、複数のサンプルベクトルの各々に関し、前記内部最近傍参照ベクトル及び前記外部最近傍参照ベクトルをそれぞれ特定し、

前記算出部は、前記複数のサンプルベクトルの各々に関しそれぞれ算出される評価値の合計値を算出し、

前記更新部は、前記元の参照ベクトルセット及び前記元の所属カテゴリ情報に関し前記算出部で算出される評価値の合計値と、前記処理対象に関し前記算出部で算出される評価値の合計値とを比較し、該比較結果に基づいて、前記処理対象の更新を決める、

付記 1 から 3 のいずれか 1 つに記載の識別器学習装置。

[0095] (付記 5)

前記算出部は、

前記複数のサンプルベクトルの各々に対する最近傍参照ベクトルの所属

カテゴリ情報、及び、該各サンプルベクトルの所属カテゴリ情報に基づいて、前記複数のサンプルベクトルに対する前記処理対象の識別精度を算出し、該算出された識別精度と、指定される識別精度情報とに対応する補正值で前記複数のサンプルベクトルに対応する前記処理対象の評価値の合計値を補正する補正部、

を含む付記 4 に記載の識別器学習装置。

[0096] (付記 6)

前記特定部は、上記（式 1）、上記（式 5）、上記（式 6）及び上記（式 10）のいずれか 1 つを用いて、前記サンプルベクトルと前記参照ベクトルとの間の距離を算出する、

付記 1 から 5 のいずれか 1 つに記載の識別器学習装置。

[0097] (付記 7)

前記対象取得部は、前記重み係数を前記処理対象として更に取得し、

前記特定部は、前記対象取得部により取得される前記重み係数を含む前記（式 5）又は前記（式 6）を用いて、前記サンプルベクトルと前記参照ベクトルとの間の距離を算出し、

前記更新部は、前記処理対象として取得される前記重み係数で元の重み係数を更に更新する、

付記 6 に記載の識別器学習装置。

[0098] (付記 8)

少なくとも 1 つのコンピュータにより実行される識別器学习方法において、

参照ベクトルセット及び各参照ベクトルの所属カテゴリ情報を処理対象として取得し、

サンプルベクトルと同じカテゴリに属する前記処理対象の参照ベクトルの中から、該サンプルベクトルに最も近い内部最近傍参照ベクトルを特定し、

前記サンプルベクトルとは異なるカテゴリに属する前記処理対象の参照ベクトルの中から、前記サンプルベクトルに最も近い外部最近傍参照ベクトル

を特定し、

前記内部最近傍参照ベクトルと前記外部最近傍参照ベクトルとにより形成される識別境界と前記サンプルベクトルとの間の距離を用いて、前記処理対象の評価値を算出し、

前記算出された処理対象の評価値に基づいて、元の参照ベクトルセット及び元の所属カテゴリ情報を前記処理対象で更新する、

ことを含む識別器学習方法。

[0099] (付記 9)

前記評価値の算出は、前記サンプルベクトルが前記内部最近傍参照ベクトルより前記外部最近傍参照ベクトルに近い場合に、前記距離が長い程、低い評価を示し、前記サンプルベクトルが前記外部最近傍参照ベクトルより前記内部最近傍参照ベクトルに近い場合に、前記距離が長い程、高い評価を示すように、前記処理対象の評価値を算出する、

付記 8 に記載の識別器学習方法。

[0100] (付記 10)

前記評価値の算出は、

前記サンプルベクトルが前記内部最近傍参照ベクトルより前記外部最近傍参照ベクトルに近い場合に、前記距離を負の値として算出し、前記サンプルベクトルが前記外部最近傍参照ベクトルより前記内部最近傍参照ベクトルに近い場合に、前記距離を正の値として算出し、

前記算出された距離を入力とするシグモイド関数の出力値に基づいて前記処理対象の評価値を算出する、

付記 9 に記載の識別器学習方法。

[0101] (付記 11)

前記内部最近傍参照ベクトルの特定は、複数のサンプルベクトルの各々に関し、前記内部最近傍参照ベクトルをそれぞれ特定し、

前記外部最近傍参照ベクトルの特定は、複数のサンプルベクトルの各々に関し、前記外部最近傍参照ベクトルをそれぞれ特定し、

前記評価値の算出は、前記複数のサンプルベクトルの各々に関しそれぞれ算出される評価値の合計値を算出し、

前記更新は、前記元の参照ベクトルセット及び前記元の所属カテゴリ情報に関し前記算出部で算出される評価値の合計値と、前記処理対象に関し前記算出部で算出される評価値の合計値とを比較し、該比較結果に基づいて、前記処理対象の更新を決める、

付記 8 から 10 のいずれか 1 つに記載の識別器学習方法。

[0102] (付記 12)

前記複数のサンプルベクトルの各々に対する最近傍参照ベクトルの所属カテゴリ情報、及び、該各サンプルベクトルの所属カテゴリ情報に基づいて、前記複数のサンプルベクトルに対する前記処理対象の識別精度を算出し、

前記算出された識別精度と、指定される識別精度情報とに対応する補正值で前記複数のサンプルベクトルに対応する前記処理対象の評価値の合計値を補正する、

ことを更に含む付記 11 に記載の識別器学習方法。

[0103] (付記 13)

前記サンプルベクトルと前記参照ベクトルとの間の距離を、上記(式1)、上記(式5)、上記(式6)及び上記(式10)のいずれか1つを用いてを算出する、

ことを更に含む付記 8 から 12 のいずれか 1 つに記載の識別器学習方法。

上記各式において、ベクトル s_j は、前記サンプルベクトルを示し、ベクトル r_i は前記参照ベクトルを示し、 α_i 及び β_i は、参照ベクトル r_i に対応する重み係数を示し、 Σ は分散共分散行列を示す。

[0104] (付記 14)

前記重み係数を前記処理対象として取得し、

前記算出された処理対象の評価値に基づいて、前記処理対象として取得される前記重み係数で元の重み係数を更新する、

ことを更に含み、

前記サンプルベクトルと前記参照ベクトルとの間の距離は、前記重み係数を含む前記（式 5）又は前記（式 6）を用いて算出される、

付記 13 に記載の識別器学習方法。

[0105] （付記 15）

付記 8 から 14 のいずれか 1 つに記載の識別器学習方法を少なくとも 1 つのコンピュータに実行させるプログラム。

[0106] （付記 16）

付記 15 に記載のプログラムをコンピュータにより読み取り可能に記録する記録媒体。

[0107] この出願は、2013 年 1 月 28 日に提出された日本出願特願 2013-013674 号を基礎とする優先権を主張し、その開示の全てをここに取り込む。

請求の範囲

- [請求項1] 参照ベクトルセット及び各参照ベクトルの所属カテゴリ情報を処理対象として取得する対象取得部と、
- サンプルベクトルと同じカテゴリに属する前記処理対象の参照ベクトルの中から、該サンプルベクトルに最も近い内部最近傍参照ベクトルを特定し、かつ、該サンプルベクトルとは異なるカテゴリに属する前記処理対象の参照ベクトルの中から、該サンプルベクトルに最も近い外部最近傍参照ベクトルを特定する特定部と、
- 前記内部最近傍参照ベクトルと前記外部最近傍参照ベクトルとにより形成される識別境界と前記サンプルベクトルとの間の距離を用いて、前記処理対象の評価値を算出する算出部と、
- 前記算出部により算出される前記処理対象の評価値に基づいて、元の参照ベクトルセット及び元の所属カテゴリ情報を前記処理対象で更新する更新部と、
- を備える識別器学習装置。
- [請求項2] 前記算出部は、前記サンプルベクトルが前記内部最近傍参照ベクトルより前記外部最近傍参照ベクトルに近い場合に、前記距離が長い程、低い評価を示し、前記サンプルベクトルが前記外部最近傍参照ベクトルより前記内部最近傍参照ベクトルに近い場合に、前記距離が長い程、高い評価を示すように、前記処理対象の評価値を算出する、
- 請求項 1 に記載の識別器学習装置。
- [請求項3] 前記算出部は、前記サンプルベクトルが前記内部最近傍参照ベクトルより前記外部最近傍参照ベクトルに近い場合に、前記距離を負の値として算出し、前記サンプルベクトルが前記外部最近傍参照ベクトルより前記内部最近傍参照ベクトルに近い場合に、前記距離を正の値として算出し、算出された該距離を入力とするシグモイド関数の出力値に基づいて前記処理対象の評価値を算出する、
- 請求項 2 に記載の識別器学習装置。

[請求項4] 前記特定部は、複数のサンプルベクトルの各々に関し、前記内部最近傍参照ベクトル及び前記外部最近傍参照ベクトルをそれぞれ特定し、

前記算出部は、前記複数のサンプルベクトルの各々に関しそれぞれ算出される評価値の合計値を算出し、

前記更新部は、前記元の参照ベクトルセット及び前記元の所属カテゴリ情報に関し前記算出部で算出される評価値の合計値と、前記処理対象に関し前記算出部で算出される評価値の合計値とを比較し、該比較結果に基づいて、前記処理対象の更新を決める、

請求項 1 から 3 のいずれか 1 項に記載の識別器学習装置。

[請求項5] 前記算出部は、

前記複数のサンプルベクトルの各々に対する最近傍参照ベクトルの所属カテゴリ情報、及び、該各サンプルベクトルの所属カテゴリ情報に基づいて、前記複数のサンプルベクトルに対する前記処理対象の識別精度を算出し、該算出された識別精度と、指定される識別精度情報とに対応する補正值で前記複数のサンプルベクトルに対応する前記処理対象の評価値の合計値を補正する補正部、

を含む請求項 4 に記載の識別器学習装置。

[請求項6] 前記特定部は、以下の（式 1）、（式 2）、（式 3）及び（式 4）のいずれか 1 つを用いて、前記サンプルベクトルと前記参照ベクトルとの間の距離を算出する、

請求項 1 から 5 のいずれか 1 項に記載の識別器学習装置。

[数1]

$$(式1) \quad |\vec{s}_j - \vec{r}_i|^2$$

$$(式2) \quad \alpha_i |\vec{s}_j - \vec{r}_i|^2 + \beta_i$$

$$(式3) \quad |\vec{s}_j - \vec{r}_i|^2 + \beta_i$$

$$(式4) \quad (\vec{s}_j - \vec{r}_i)^T \Sigma^{-1} (\vec{s}_j - \vec{r}_i)$$

上記各式において、ベクトル $\vec{s}_j$ は、前記サンプルベクトルを示し、ベクトル $\vec{r}_i$ は前記参照ベクトルを示し、 α_i 及び β_i は、参照ベクトル $\vec{r}_i$ に対応する重み係数を示し、 Σ は、サンプルベクトル $\vec{s}_j$ と参照ベクトル $\vec{r}_i$ との分散共分散行列を示す。

[請求項7] 前記対象取得部は、前記重み係数を前記処理対象として更に取得し、

前記特定部は、前記対象取得部により取得される前記重み係数を含む前記（式2）又は前記（式3）を用いて、前記サンプルベクトルと前記参照ベクトルとの間の距離を算出し、

前記更新部は、前記処理対象として取得される前記重み係数で元の重み係数を更に更新する、

請求項6に記載の識別器学習装置。

[請求項8] 少なくとも1つのコンピュータにより実行される識別器学習方法において、

参照ベクトルセット及び各参照ベクトルの所属カテゴリ情報を処理対象として取得し、

サンプルベクトルと同じカテゴリに属する前記処理対象の参照ベクトルの中から、該サンプルベクトルに最も近い内部最近傍参照ベクトルを特定し、

前記サンプルベクトルとは異なるカテゴリに属する前記処理対象の参照ベクトルの中から、前記サンプルベクトルに最も近い外部最近傍参照ベクトルを特定し、

前記内部最近傍参照ベクトルと前記外部最近傍参照ベクトルとにより形成される識別境界と前記サンプルベクトルとの間の距離を用いて、前記処理対象の評価値を算出し、

前記算出された処理対象の評価値に基づいて、元の参照ベクトルセット及び元の所属カテゴリ情報を前記処理対象で更新する、

ことを含む識別器学習方法。

[請求項9]

少なくとも1つのコンピュータに識別器学習方法を実行させるプログラムにおいて、

前記識別器学習方法は、

参照ベクトルセット及び各参照ベクトルの所属カテゴリ情報を処理対象として取得し、

サンプルベクトルと同じカテゴリに属する前記処理対象の参照ベクトルの中から、該サンプルベクトルに最も近い内部最近傍参照ベクトルを特定し、

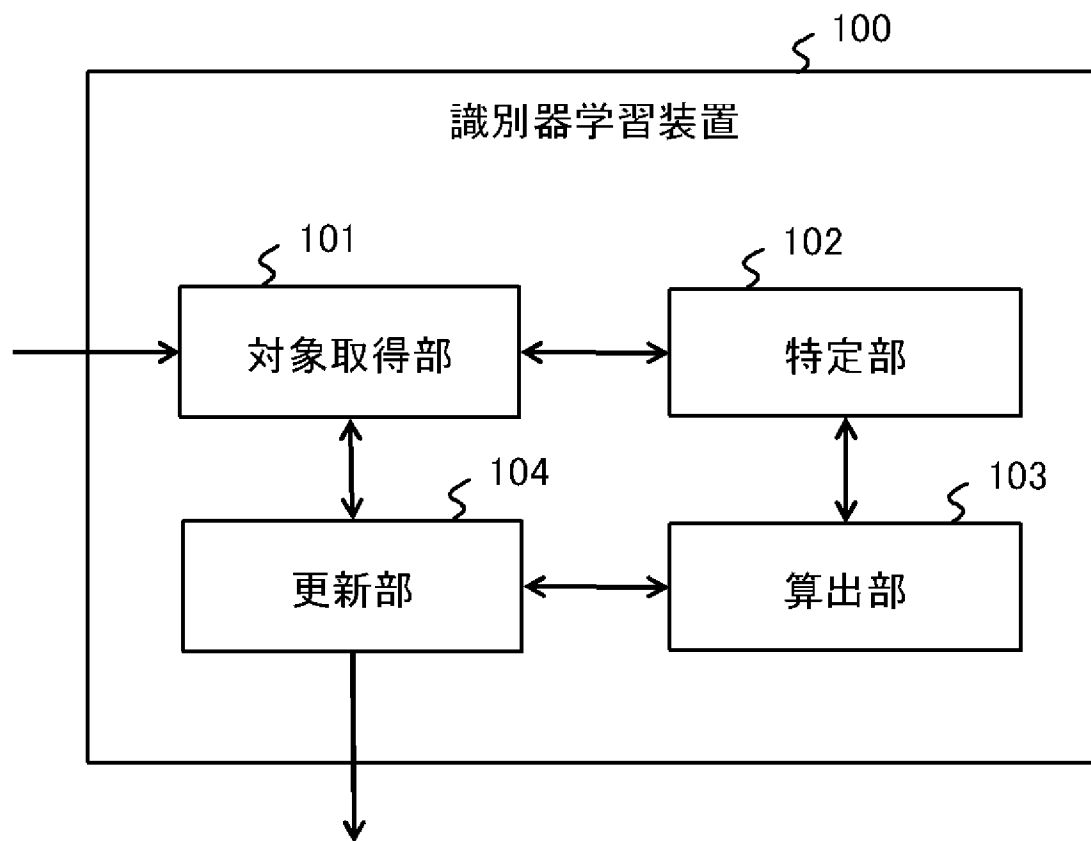
前記サンプルベクトルとは異なるカテゴリに属する前記処理対象の参照ベクトルの中から、前記サンプルベクトルに最も近い外部最近傍参照ベクトルを特定し、

前記内部最近傍参照ベクトルと前記外部最近傍参照ベクトルとにより形成される識別境界と前記サンプルベクトルとの間の距離を用いて、前記処理対象の評価値を算出し、

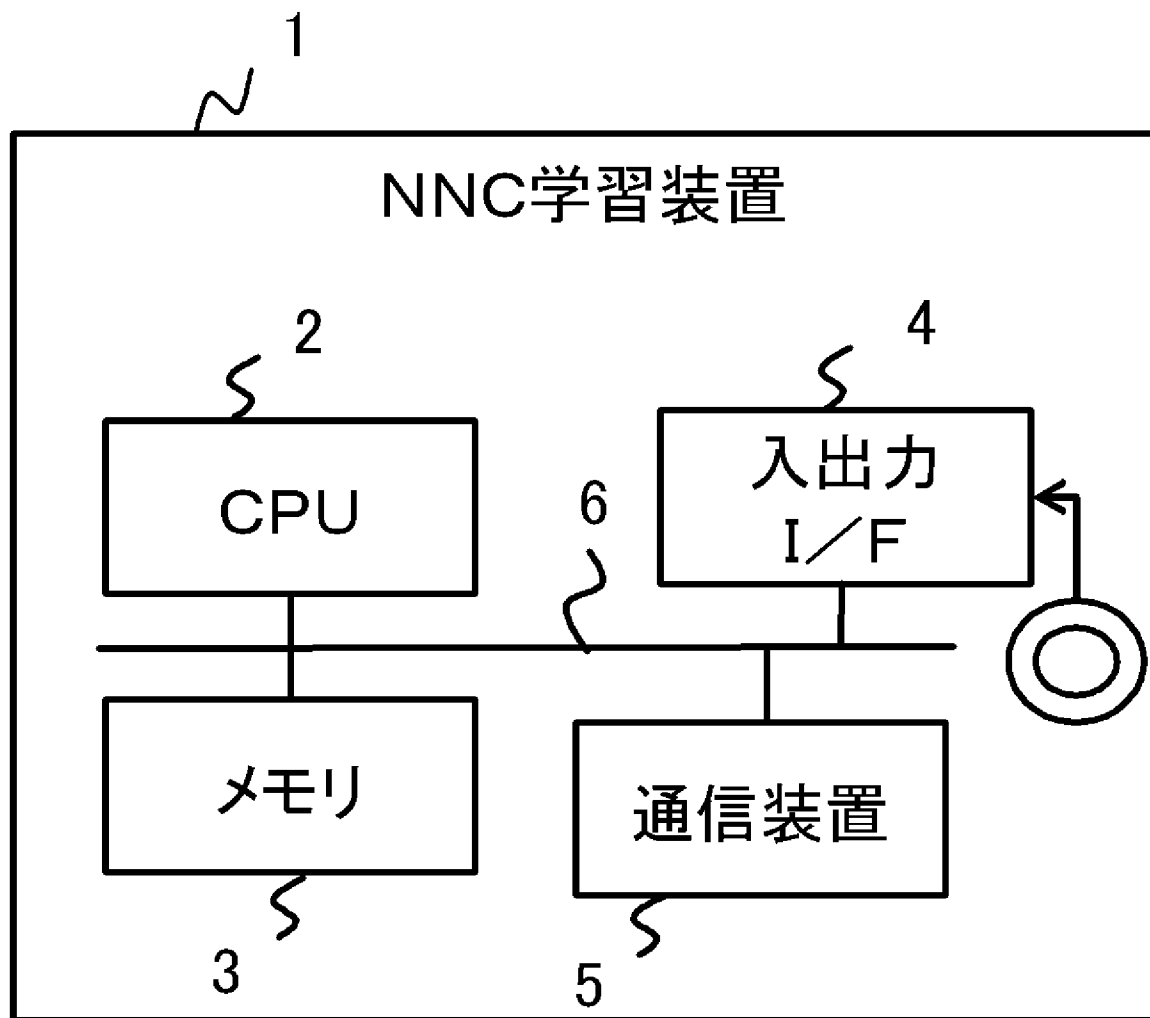
前記算出された処理対象の評価値に基づいて、元の参照ベクトルセット及び元の所属カテゴリ情報を前記処理対象で更新する、

ことを含むプログラム。

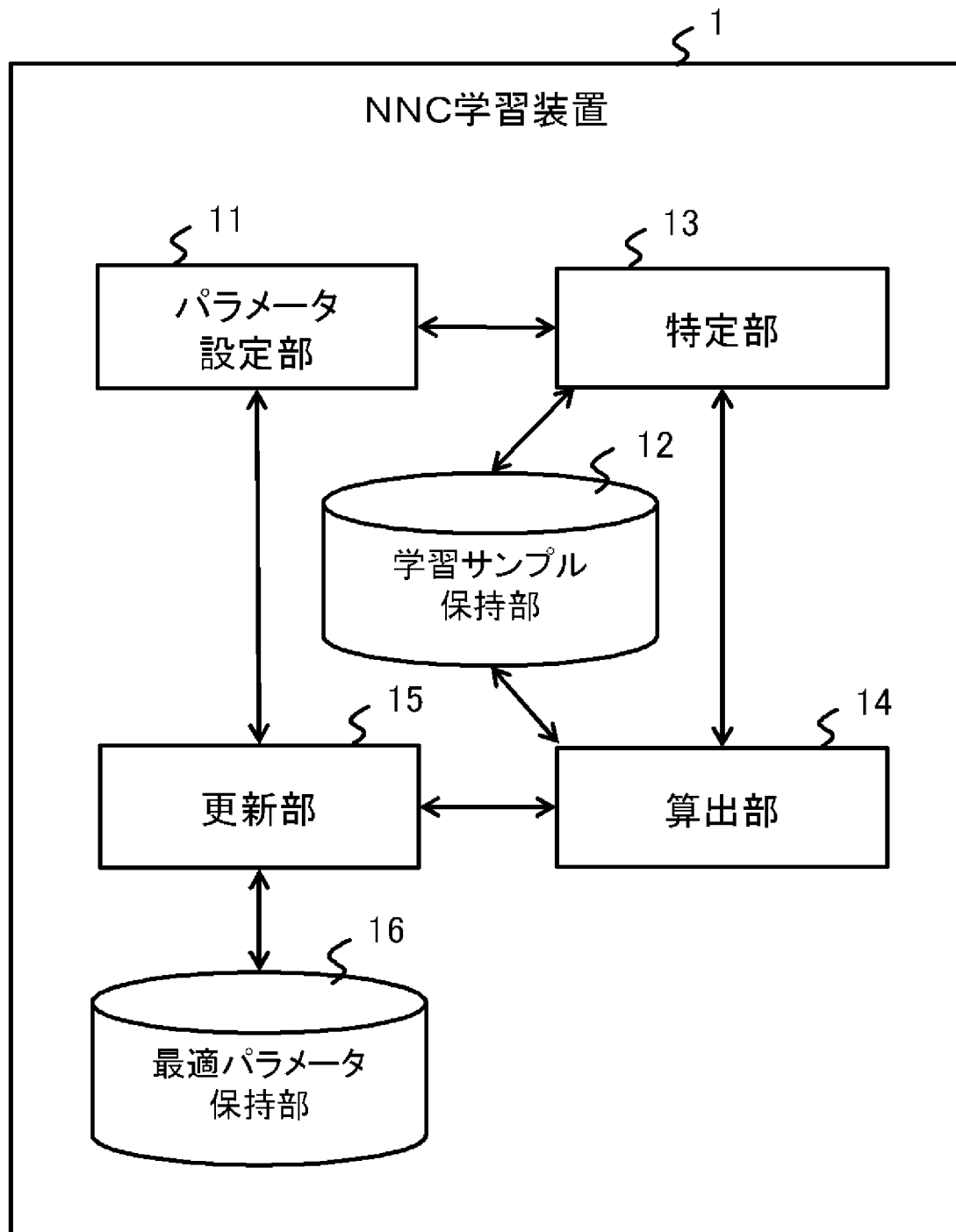
[図1]



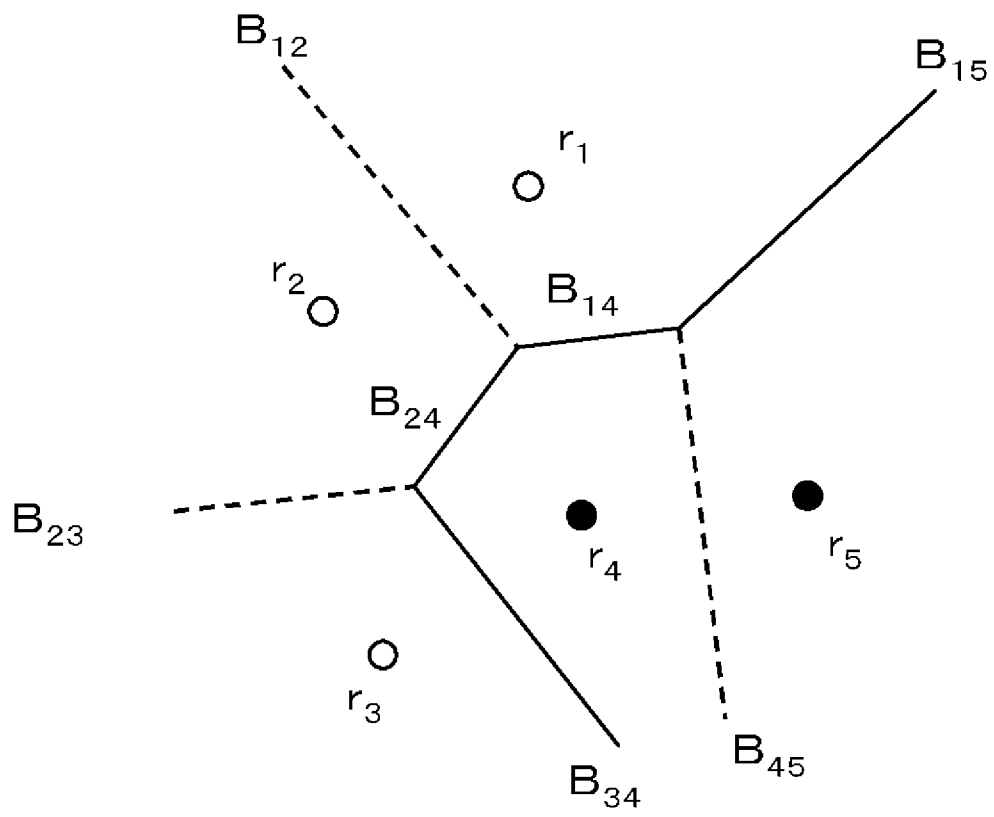
[図2]



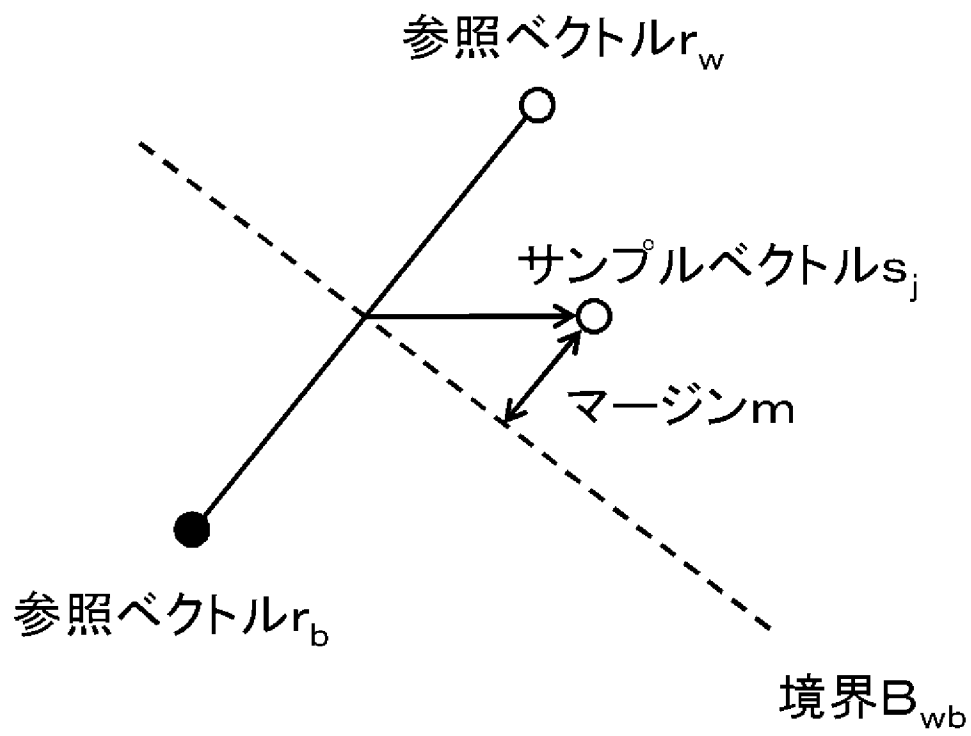
[図3]



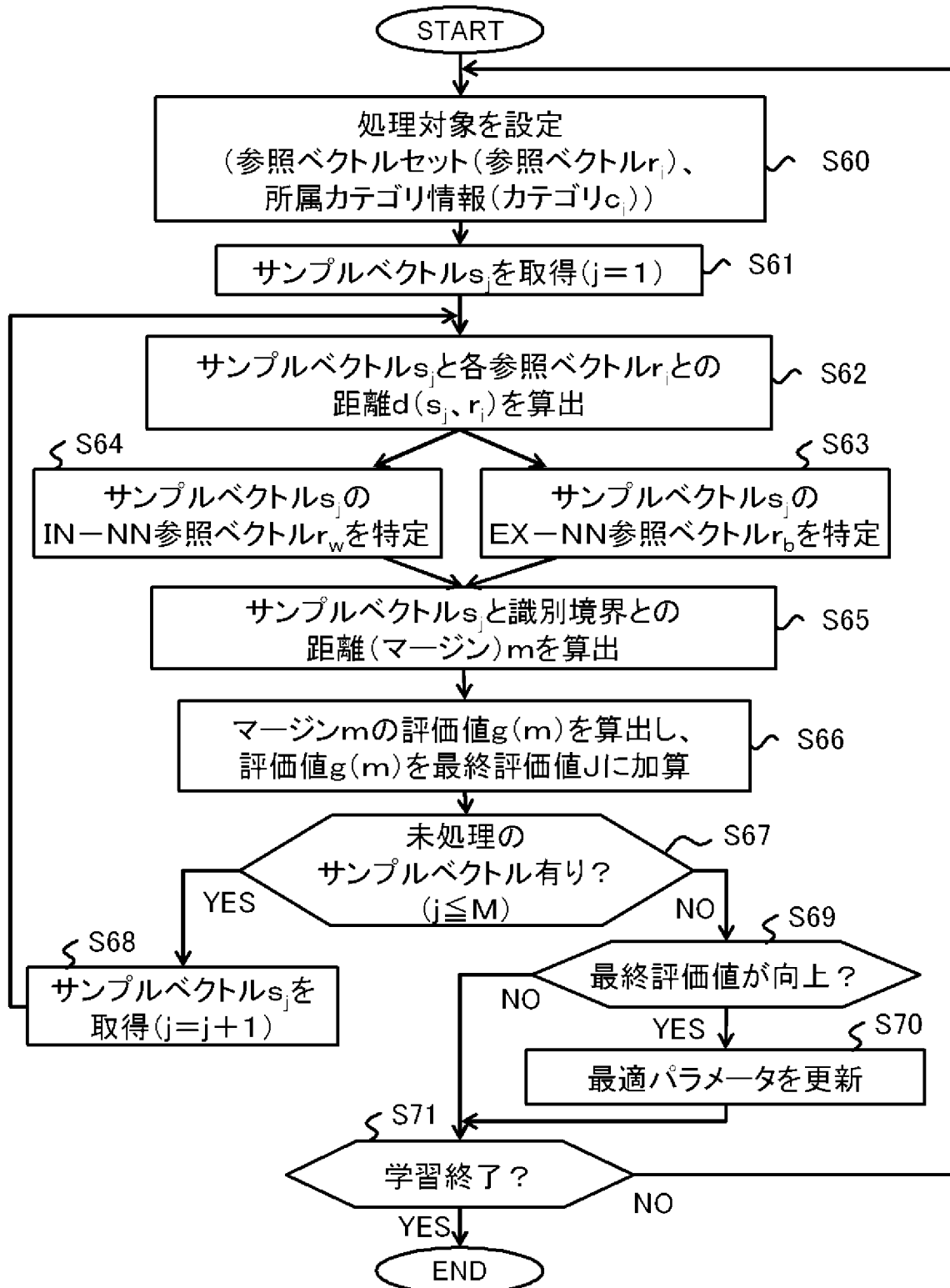
[図4]



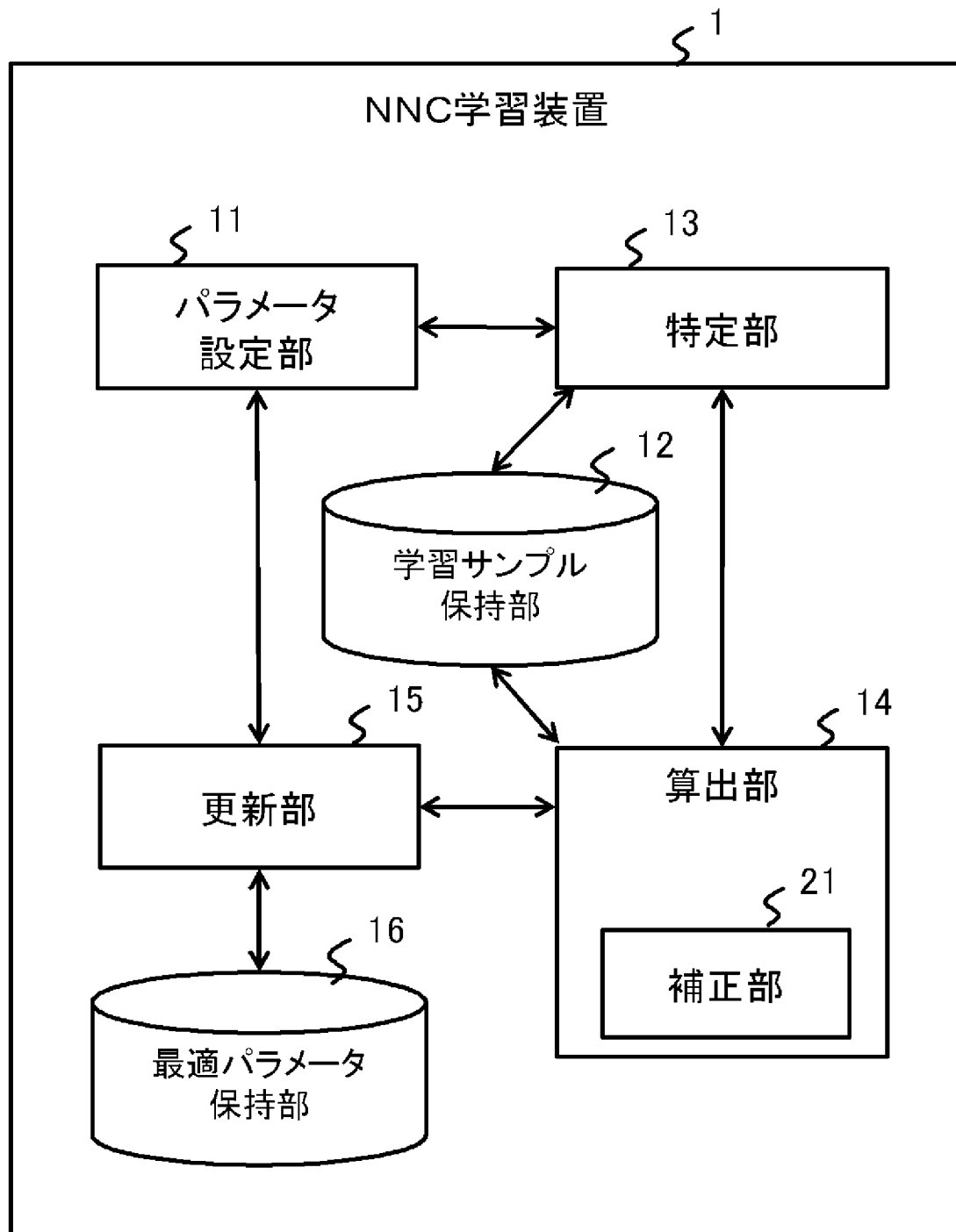
[図5]



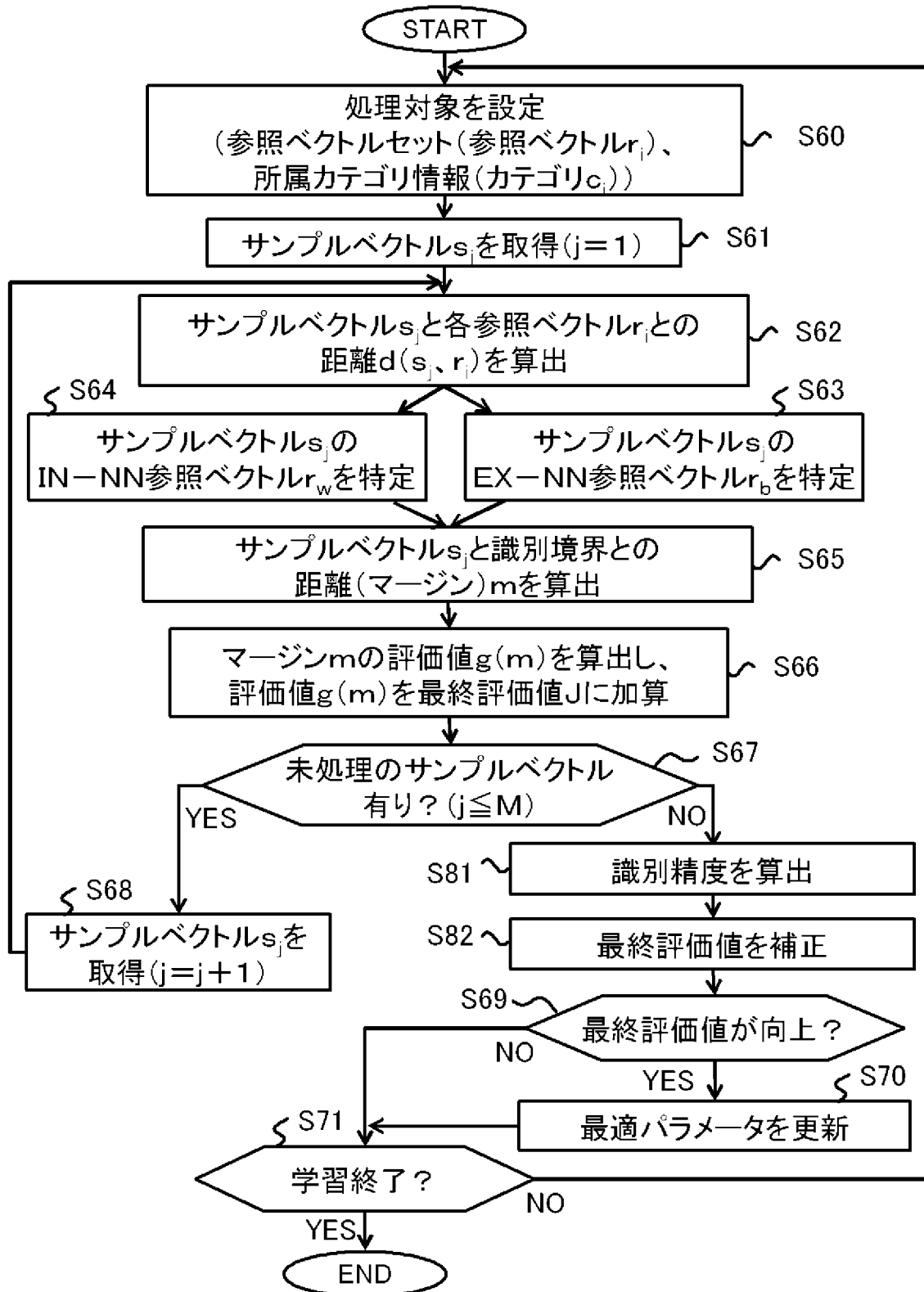
[図6]



[図7]



[図8]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2013/072665

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06N3/00(2006.01)i, G06F17/30(2006.01)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)

G06N3/00, G06N5/00, G06F17/30

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	1996-2013
Kokai Jitsuyo Shinan Koho	1971-2013	Toroku Jitsuyo Shinan Koho	1994-2013

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

JSTPlus (JDreamIII)

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	JP 10-301917 A (NEC Corp.), 13 November 1998 (13.11.1998), paragraphs [0086] to [0099] (Family: none)	1-9
A	Kota YAMADA et al., "Geometric Margin Control for Minimum Error Classification", IEICE Technical Report, 10 July 2009 (10.07.2009), vol.109, no.139, pages 13 to 18, particularly, passage 5, fig. 2	1-9
A	JP 2012-155394 A (KDDI Corp.), 16 August 2012 (16.08.2012), paragraphs [0018] to [0025] (Family: none)	1-9

☐ 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
18 September, 2013 (18.09.13)

Date of mailing of the international search report
01 October, 2013 (01.10.13)

Name and mailing address of the ISA/
Japanese Patent Office

Authorized officer

Facsimile No.

Telephone No.

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（I P C））

Int.Cl. G06N3/00(2006.01)i, G06F17/30(2006.01)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（I P C））

Int.Cl. G06N3/00, G06N5/00, G06F17/30

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	1 9 2 2 - 1 9 9 6 年
日本国公開実用新案公報	1 9 7 1 - 2 0 1 3 年
日本国実用新案登録公報	1 9 9 6 - 2 0 1 3 年
日本国登録実用新案公報	1 9 9 4 - 2 0 1 3 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）

JSTPlus(JDreamIII)

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 10-301917 A（日本電気株式会社）1998. 11. 13, 段落【0086】－【0099】（ファミリーなし）	1-9
A	山田 幸太 他6名, 最小分類誤り学習における幾何マージンの制御 法について, 電子情報通信学会技術研究報告, 2009. 07. 10, Vol. 109, No. 139, pp. 13-18, 特に、第5節及び図2の記載を参照。	1-9

☒ 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

1 8 . 0 9 . 2 0 1 3

国際調査報告の発送日

0 1 . 1 0 . 2 0 1 3

国際調査機関の名称及びあて先

日本国特許庁（I S A / 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）

稲垣 良一

5 B

4 0 5 5

電話番号 03-3581-1101 内線 3544

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 2012-155394 A (KDD I 株式会社) 2012. 08. 16, 段落【0018】－【0025】 (ファミリーなし)	1-9