

(12) 特許協力条約に基づいて公開された国際出願

(19) 世界知的所有権機関
国際事務局



(43) 国際公開日
2011 年 8 月 11 日(11.08.2011)

PCT

(10) 国際公開番号
WO 2011/096010 A1

- (51) 国際特許分類:
G06N 3/00 (2006.01) G06T 7/00 (2006.01)
- (21) 国際出願番号: PCT/JP2010/000603
- (22) 国際出願日: 2010 年 2 月 2 日(02.02.2010)
- (25) 国際出願の言語: 日本語
- (26) 国際公開の言語: 日本語
- (71) 出願人 (米国を除く全ての指定国について): 株式会社 東芝 (KABUSHIKI KAISHA TOSHIBA) [JP/JP]; 〒1058001 東京都港区芝浦一丁目 1 番 1 号 Tokyo (JP).
- (72) 発明者; および
- (75) 発明者/出願人 (米国についてのみ): 伊藤聡 (ITO, Satoshi) [JP/JP]; 〒1058001 東京都港区芝浦一丁目 1 番 1 号 株式会社 東芝 知的財産部内 Tokyo (JP).
- (74) 代理人: 薦田璋子, 外 (TSUTADA, Akiko et al.); 〒5410051 大阪府大阪市中央区備後町 1 丁目 7 番 10 号 ニッセイ備後町ビル 9 階 Osaka (JP).

- (81) 指定国 (表示のない限り、全ての種類の国内保護が可能): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IS, JP, KE, KG, KM, KN, KP, KR, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LT, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PE, PG, PH, PL, PT, RO, RS, RU, SC, SD, SE, SG, SK, SL, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW.
- (84) 指定国 (表示のない限り、全ての種類の広域保護が可能): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LS, MW, MZ, NA, SD, SL, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), ユーラシア (AM, AZ, BY, KG, KZ, MD, RU, TJ, TM), ヨーロッパ (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, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, ML, MR, NE, SN, TD, TG).

[続葉有]

(54) Title: PATTERN RECOGNITION DEVICE

(54) 発明の名称: パターン認識装置

[図3]

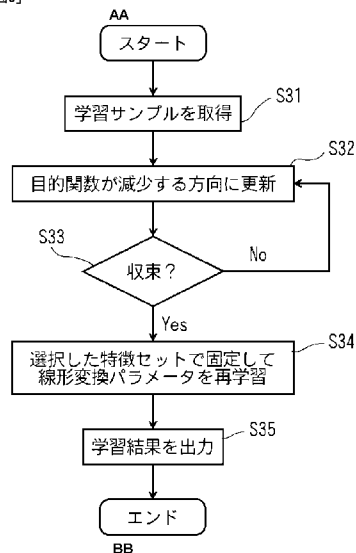


FIG. 3:
AA START
S31 ACQUIRE TRAINING SAMPLE
S32 UPDATE TO DIRECTION IN WHICH OBJECTIVE
FUNCTION DECREASES
S33 CONVERGES?
S34 FIX AT SELECTED FEATURE SET AND RE-LEARN
LINEAR TRANSFORMATION PARAMETERS
S35 OUTPUT TRAINING RESULT
BB END

(57) Abstract: The disclosed pattern recognition device, using a training sample, learns a flag value representing whether or not to select K training feature sets from M training feature sets (where $M > K$) and linear transformation parameters for linear transformation of training feature vectors comprising the selected K training feature sets, and learns the linear transformation parameters and the flag value for which an objective function used in the training reaches a minimum value.

(57) 要約: パターン認識装置は、学習サンプルを用いて、M個の学習特徴セットからK個 ($M > K$) の学習特徴セットを選択するか否かを表すフラグ値と、選択されたK個の前記学習特徴セットからなる学習特徴ベクトルを線形変換するための線形変換パラメータを学習し、この学習に用いる目的関数が極小値となる前記線形変換パラメータと前記フラグ値を学習する。

WO 2011/096010 A1



添付公開書類:

— 国際調査報告 (条約第 21 条(3))

明 細 書

発明の名称： パターン認識装置

技術分野

[0001] 本発明は、学習動作と認識動作を行うパターン認識装置に関する。

背景技術

[0002] 非特許文献 1 には、入力パターンの属性が複数存在して、属性毎に線形変換で認識する場合に、各属性に対する線形変換パラメータの L_2 ノルムに関する全ての特微量における和による正則化を行うことで、全ての属性の認識に同じ特微量を選択して用いることができる技術が記載されている。

[0003] また、非特許文献 2 には、1 つ以上の特微量からなる特徴セットがあり、特徴セットが複数ある場合に、同一特徴セット内の特微量に対する線形変換パラメータの L_∞ ノルムに関する全ての特徴セットにおける和による正則化を行うことで、認識に有効な少数の特徴セットを選択することができる技術が記載されている。

先行技術文献

非特許文献

[0004] 非特許文献 1：A. Argyriou, T. Evgeniou, and M. Pontil, Multi-Task Feature Learning, Advances in Neural Information Processing Systems, Canada, 2006

非特許文献 2：H. Zou and M. Yuan, The ∞ -norm Support Vector Machine, Statistica Sinica, Vol. 18, pages 379-398, 2008.

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0005] しかしながら、非特許文献 1 及び非特許文献 2 の従来技術では、学習時に解くべき最適化問題が大規模なものとなり、学習サンプル数や特徴数が多い場合に解くのが困難であるという問題点があった。

[0006] そこで本発明は、上記問題点を解決するためになされたものであって、学

習サンプル数や特徴量の数が多い場合においても高速に学習できるパターン認識装置を提供することを目的とする。

課題を解決するための手段

[0007] 本発明の一態様に係るパターン認識装置は、学習パターンと前記学習パターンの属性とを含む複数の学習サンプルを取得し、前記学習パターンから学習特徴ベクトルを抽出し、前記学習特徴ベクトルを M 個（ M は2以上の自然数である）の学習特徴セットに分割するサンプル取得部と、前記学習サンプルを用いて、前記 M 個の学習特徴セットから K 個（ $M > K$ ）の学習特徴セットを選択するか否かを表すフラグ値と、選択された K 個の前記学習特徴セットを有する学習特徴ベクトルを前記属性の確からしさを示す属性値に線形変換するための線形変換パラメータを学習する学習部と、属性を認識しようとする入力パターンを取得し、前記 M 個の学習特徴セットと同様に設定される M 個の入力特徴セットのうち K 個の入力特徴セットを前記フラグ値に基づいて選択し、前記選択した K 個の入力特徴セットを有する入力特徴ベクトルを前記入力パターンから抽出するパターン取得部と、前記選択した K 個の入力特徴セットを有する前記入力特徴ベクトルを、前記線形変換パラメータを用いて線形変換して前記属性値を求め、前記属性値から前記入力パターンの属性を認識する認識部と、を有し、前記学習部は、前記フラグ値により選択された前記学習特徴セットを有する前記学習特徴ベクトルを前記線形変換パラメータを用いて線形変換して算出された値と、前記学習サンプルの前記属性を表す属性値との差が大きいほど損失が大きくなる損失項と、前記線形変換パラメータの偏りが小さいほどに小さい値となる第1の正則化項と、前記フラグ値により選択された前記学習特徴セットの数が少ないほど小さくなる第2の正則化項との3つの項を有する目的関数に関して、前記目的関数が極小値となる前記線形変換パラメータと前記フラグ値を学習する。

発明の効果

[0008] 本発明によれば、学習サンプル数や特徴量の数が多い場合においても高速に学習できる。

発明を実施するための形態

- [0009] 以下、本発明の一実施例のパターン認識装置について図面に基づいて説明する。
- [0010] まず、本実施例における用語について図4を用いて説明する。
- [0011] 「特徴ベクトル」とは、複数の特徴量から構成され、かつ、 M 個（ M は2以上の自然数）の特徴セットを組み合わせたものである。
- [0012] 「特徴セット」とは、特徴ベクトルを分割したものであり、少なくとも1つ以上の特徴量をそれぞれ有している。
- [0013] 「パターン」とは、例えば、テキストデータ、画像データ、音声データ、統計データ、株価などの時系列データ、DNA配列データなどの数値として表現できるものであればよい。このパターンから特徴ベクトルが抽出される。
- [0014] 「学習パターン」とは、 M 個の特徴セットで構成する学習のために用いられるパターンである。
- [0015] 「学習サンプル」とは、学習パターンと、この学習パターンの属性とからなる。
- [0016] 「属性」とは、何らかの基準に従ってパターンに付与される値であり、様々なものが考えられる。例えば、パターンがテキストデータであれば、そのテキストがスパムであるか否かのフラグ、公的文書であるか否かのフラグ、又は、そのテキストの分類ラベルである。また、パターンが人物画像データであれば、年齢、身長、性別、顔向き、服装の種類、表情の種類、手荷物の有無、又は、特定の表情らしさの度合いである。属性が量的な値である場合には、線形変換後の値 y がそのまま入力パターンの属性の認識結果となる。これに対し、例えば、スパムであるか否かのように2クラスの識別問題である場合には、線形変換後の値 y の符号を入力パターンの属性の認識結果とすることができる。
- [0017] 「属性値」とは、属性の確からしさを示すものであって、属性をプログラム上で扱えるように変換した数値のことである。例えば、属性が人物の年齢

である場合は、属性の値（年齢）そのものが属性値であり、性別であれば、男性なら「1」、女性なら「-1」である。

実施例 1

- [0018] 本発明の実施例 1 に係わるパターン認識装置 10 について図 1～図 5 に基づいて説明する。
- [0019] パターン認識装置 10 の構成について図 1 に基づいて説明する。図 1 は、パターン認識装置 10 のブロック図である。
- [0020] 図 1 に示すように、パターン認識装置 10 は、パターン取得部 11、認識部 12、サンプル取得部 13、学習部 14 を有する。
- [0021] パターン取得部 11 は、入力パターンを取得し、この入力パターンから入力特徴ベクトルを抽出する。次に、この入力特徴ベクトルを M 個（ M は 2 以上の自然数）の入力特徴セットに分割する。
- [0022] 認識部 12 は、 M 個の入力特徴セットから K 個（ $M > K$ 、 K は自然数）の入力特徴セット（以下、「選択入力特徴セット」と呼ぶ）を選択すると共に、選択入力特徴セットを有する入力特徴ベクトルを線形変換して、入力パターンの属性を認識する。
- [0023] サンプル取得部 13 は、学習サンプルを外部から取得し、この学習サンプルにおける学習パターンから学習特徴ベクトルを抽出する。次に、この学習特徴ベクトルを M 個の学習特徴セットに分割する。
- [0024] 学習部 14 は、 M 個の学習特徴セットから K 個の学習特徴セット（以下、「選択学習特徴セット」と呼ぶ）を選択するためのフラグ値と、選択学習特徴セットを有する学習特徴ベクトルの線形変換パラメータとを学習する。
- [0025] パターン認識装置 10 の動作について図 2～図 3 に基づいて説明する。パターン認識装置 10 の動作は、認識動作と学習動作との 2 つの動作があるので、これら 2 つの動作に分けて説明する。
- [0026] まず、パターン認識装置 10 の認識動作について図 2 を用いて説明する。
- [0027] ステップ S 21 では、パターン取得部 11 が、入力パターン（認識したいパターン）を取得する。

[0028] 次に、パターン取得部 11 は、この入力パターンから入力特徴ベクトル x を抽出する。入力特徴ベクトル x は、パターンから一般に知られた様々な特徴抽出手法によって抽出できる。

[0029] 次に、パターン取得部 11 は、入力パターンにおける入力特徴ベクトル x を M 個の入力特徴セットに分割する。入力特徴ベクトルを M 個の入力特徴セットに分割する方法は、以下で説明する学習動作と同様に行う。

[0030] 次に、パターン取得部 11 は、 M 個の入力特徴セットから K 個の選択入力特徴セットを選択する。 M 個の入力特徴セットの中から、どの K 個の選択入力特徴セットを用いるかは、同じく学習動作で学習したフラグ値 s を用いる。

[0031] 選択入力特徴セットは、式 (1) のように表される。

[数1]

$$x = \begin{bmatrix} x_{\sigma(1)}^T & \cdots & x_{\sigma(K)}^T \end{bmatrix}^T \quad \cdots (1)$$

[0032] 但し、右上の T はベクトルの転置、 x_j は第 j 入力特徴セット ($j = 1, 2, \dots, M$) を表し、 $\sigma(k)$ ($k = 1, \dots, K$) は互いに異なる 1 から M までの整数である。

[0033] また、ステップ S 21 において、入力パターンから M 個の入力特徴セットを有する入力特徴ベクトルを抽出せずに、入力パターンから直接、選択した K 個の選択特徴セットを抽出してもよい。

[0034] ステップ S 22 では、認識部 12 が、 K 個の入力選択特徴セットを有する入力特徴ベクトル x に対して、線形変換パラメータ w 、 b を用いて式 (2) のように線形変換を行い、属性を表す属性値 y を求める。線形変換パラメータ w 、 b は、以下で説明する学習動作で学習した線形変換パラメータ w 、 b を用いる。

[数2]

$$y = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b = \left[\mathbf{w}_{\sigma(1)}^T \quad \cdots \quad \mathbf{w}_{\sigma(K)}^T \right] \mathbf{x}_{\sigma(1)}^T \quad \cdots \quad \mathbf{x}_{\sigma(K)}^T + b$$

... (2)

[0035] 但し、 $\mathbf{w}$ に含まれる w_j は第 j 入力特徴セット ($j = 1, 2, \dots, M$) に対する線形変換パラメータを表わす。

[0036] ステップS23では、認識部12が、線形変換後の属性値 y を用いて、入力パターンの属性を認識する。

[0037] ステップS24では、認識部12が、認識結果を出力する。

[0038] 次に、パターン認識装置10の学習動作について図3を用いて説明する。

[0039] ステップS31では、サンプル取得部13が、 N 個 (N は自然数) の学習サンプルを取得する。

[0040] 次に、サンプル取得部13は、この学習サンプルにおける学習パターンから学習特徴ベクトルを抽出する。学習特徴ベクトル $\mathbf{x}$ は、一般に知られた様々な特徴抽出手法によって学習パターンから抽出できる。

[0041] 次に、サンプル取得部13は、学習パターンにおける学習特徴ベクトル $\mathbf{x}$ を M 個の学習特徴セットに分割する。学習パターンの学習特徴ベクトル $\mathbf{x}$ を M 個の学習特徴セットに分割する方法は、予め決められた方法で行う。

[0042] ここで、第 i 番目 ($i = 1, 2, \dots, N$) の学習サンプルの学習特徴ベクトル、属性値をそれぞれ $\mathbf{x}(i)$ 、 $y(i)$ で表すこととする。学習特徴ベクトル $\mathbf{x}(i)$ は M 個の学習特徴セットを有するので、式(3)のように表される。

[数3]

$$\mathbf{x}(i) = \left[\mathbf{x}_1^T(i) \quad \cdots \quad \mathbf{x}_M^T(i) \right]^T \quad \cdots (3)$$

[0043] ここで、 $\mathbf{x}_j(i)$ ($j = 1, 2, \dots, M$) は、第 i 番目の学習サンプルの第 j 番目の学習特徴セットを表す。

- [0044] ステップS 3 2は、学習部 1 4が、学習サンプルの学習特徴ベクトル $x(i)$ とその属性値 $y(i)$ を用いて、目的関数 J が減少する方向に線形変換パラメータ w (但し、式 (2) の b も含む、以下も同様である) とフラグ値 s を更新する。
- [0045] 目的関数 J は、学習パターンにおける選択学習特徴セットを有する学習特徴ベクトルを前記線形変換パラメータを用いて線形変換して算出された属性値 y と、学習パターンの属性値 $y(i)$ との差が大きいほど損失が大きくなる損失項と、線形変換パラメータ w の偏りが小さいほど小さい値となる第 1 の正則化項と、選択学習特徴セットの数が少ないほど小さくなる第 2 の正則化項とを有する。これら 3 つの項について順番に説明する。
- [0046] まず、損失項について説明する。
- [0047] 損失項が表す損失の大きさは、学習サンプルに対して 100% 認識できれば 0 となり、認識精度が悪くなるに従って大きな値をとるものである。従って、損失項の値が小さいほど学習サンプルに対する認識精度は良いことになる。損失には一般によく知られた様々な損失関数 L の損失を用いることができる。損失関数 L としては、例えば、次の例がある。
- [0048] 損失関数 L の第 1 の例は、 $y(i)$ と認識結果 y との差の絶対値 ($L 1$ 損失) を求める関数である。
- [0049] 損失関数 L の第 2 の例は、前記差の 2 乗値 ($L 2$ 損失) を求める関数である。
- [0050] 損失関数 L の第 3 の例は、既知の学習機械である AdaBoost アルゴリズムで標準的に用いられている `exponential loss` を求める関数である。
- [0051] 損失関数 L の第 4 の例は、既知の学習機械である Support Vector Machines で標準的に用いられている `hinge loss` を求める関数である。
- [0052] 損失関数 L の第 5 の例は、第 1 の例～第 4 の例を組み合わせた値を求める関数である。

[0053] 次に、第1の正則化項について説明する。

[0054] 第1の正則化項は、線形変換パラメータの偏りが小さいほど小さい値となる項である。すなわち、第1の正則化項は、図5に示すような過学習（オーバーフィッティングともいう）を避けるための項である。「過学習」とは、学習サンプルに特化し過ぎた学習を行うために、学習サンプルに対する認識精度は高いが、未学習サンプルに対する認識精度が悪くなることを言う。

[0055] 例えば、図5（a）の2クラス識別問題を、損失の大きさのみを目的関数として学習する。この場合、損失の大きさが0である図5（b）の学習結果が得られる。しかし、未学習サンプルに対する認識精度という点では図5（c）の結果の方が良い。なお、図5中の円形、ひし形の点がそれぞれのクラスの学習サンプルの学習特徴ベクトルを表す。

[0056] 損失項に加えて第1の正則化項を考えることで、損失項とのバランスをとりながら、線形変換パラメータ w の各成分の大きさが全体に分散する（識別面が特徴量の軸と平行になるのを避ける）ようになり、図5（c）の学習結果を得ることができる。

[0057] 第1の正則化項には、過学習を避ける効果を持ち、かつ、一般によく知られた様々な正則化項を用いることができる。例えば、線形変換パラメータ w の L_p ノルム（ p は1より大きい実数）を用いることができる。 n 次元ベクトルを $a = (a_1 \ a_2 \ \dots \ a_n)^T$ とすると、 a の L_p ノルムは式（4）で表される。

[数4]

$$\left\{ \sum_{i=1}^n (a_i)^p \right\}^{\frac{1}{p}} \quad \dots (4)$$

[0058] 特に、 $p=2$ とした L_2 ノルムは、様々な機械学習で用いられる正則化項として知られている。また、線形変換パラメータ w の各成分に重みをかけた L_p ノルムを用いてもよい。

[0059] 次に、第2の正則化項について説明する。

[0060] 第2の正則化項は、選択学習特徴セットの数Kが少ないほど小さくなる項であればよい。例えば、Kそのものが考えられる。これは、M個の学習特徴セットに対して、第j番目（ $j = 1, \dots, M$ ）の学習特徴セットを選択する場合に1、選択しない場合に0となるフラグ値 s_j を用いて式（5）のように表される。

[数5]

$$\sum_{j=1}^M s_j \quad \dots (5)$$

[0061] 式（5）を目的関数に採用した場合、目的関数の最適化問題は、混合整数計画問題という複雑な最適化問題となり、問題が大規模な場合には解くのが困難である。

[0062] そこで、変数であるフラグ値 s_j の条件を緩和して、学習特徴セットが選択された場合には正の値、選択されない場合に0とすることで、最適化問題を簡単にする。この場合、式（5）はフラグ値 s のL1ノルムに相当する。実際には、式（5）はフラグ値 s のLqノルム（qは1以下の非負実数）であれば、学習特徴セットの選択数が小さいほど小さくなる。一般に良く用いられるのは、L1ノルムである。

[0063] また、 s_j に非負の重み γ_j をかけたLqノルムを用いてもよい。非負の重み γ_j は第j番目の学習特徴セットの重要度を表し、 γ_j が0のときが最も重要で、大きくなるに従って重要度が小さくなる。 γ_j の値は、例えば、第j番目の学習特徴セットを抽出するのにかかる計算量などを考慮して決めることができる。

[0064] 以上から、本実施例の目的関数Jを示すと、式（6）のようになる。

[数6]

$$J(\mathbf{w}, \mathbf{s}) = \sum_{i=1}^N C_i L(y(i), \sum_{j=1}^M s_j \mathbf{w}_j^T \mathbf{x}_j(i)) + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M \|s_j \mathbf{w}_j\|_2^2 + \gamma^T \mathbf{s} \quad \dots (6)$$

[0065] 但し、 $x(i)$ は第 i 番目の学習サンプルの学習特徴ベクトル、 $y(i)$ はその属性、 C_i は第 i 番目の学習サンプルの損失に対するコストパラメータ、 $L()$ は各学習サンプルの損失の大きさを算出する損失関数であり、前述した様々な損失関数を用いることができる。 γ は非負の重みである。

[0066] 損失関数 $L()$ が凸である場合、式 (6) は w (上記したように式 (2) の b も含む) と s 両方については凸ではないが、 w , s それぞれについては凸となる。そのため、 w , s を交互に最適化することで式 (6) の目的関数 J の極小値を求めることができる。

[0067] w , s それぞれについての最適化は一般に知られた最適化手法を用いて行うことができる。最も単純な方法は、式 (6) の目的関数 J の値が減少する方向に w , s を逐次更新していく。式 (6) の w , s についての微分はそれぞれ式 (7)、式 (8) の通りである。

[数7]

$$\frac{\partial}{\partial w} J(w, s) = \sum_{i=1}^N C_i \frac{\partial}{\partial w} L(y(i), \sum_{j=1}^M s_j w_j^T x_j(i)) + \sum_{j=1}^M s_j^2 w_j \dots (7)$$

[数8]

$$\frac{\partial}{\partial s} J(w, s) = \sum_{i=1}^N C_i \frac{\partial}{\partial s} L(y(i), \sum_{j=1}^M s_j w_j^T x_j(i)) + \begin{bmatrix} \|w_1\|_2^2 & \dots & \|w_M\|_2^2 \end{bmatrix}^T s + \gamma \dots (8)$$

[0068] 従って、線形変換パラメータ w , フラグ値 s はそれぞれ式 (9)、式 (10) のように更新すればよい。

[数9]

$$w \leftarrow w - \alpha \frac{\partial}{\partial w} J(w, s) \dots (9)$$

[数10]

$$s \leftarrow s - \beta \frac{\partial}{\partial s} J(w, s) \quad \dots (10)$$

[0069] ここで、 α 、 β は更新ステップ幅である。但し、 s は非負であるので、負になった場合に0にするなど適宜修正する必要がある。

[0070] なお、式（6）を上記のように解く必要はなく、ニュートン法、内点法などを用いてもよいし、又は、Support Vector Machine s のよく知られた解法と同じように、式（6）の主問題ではなく双対問題を解いてもよい。

[0071] ステップS33は、学習部14が、目的関数Jの収束判定を行う。

[0072] 収束判定は、解くのに用いた最適化手法にもよるが、一般には、式（9）の w 、式（10）の s の変動幅が予め定められた閾値以下になったときに収束したと判定する。

[0073] 収束した後、学習部14が、直ちに学習結果を出力してもよいが、ステップS34に進む。

[0074] ステップS34における学習部14の動作について説明する。

[0075] 式（6）のように、得られた解が局所最適解である場合には、更に認識性能を高められる可能性がある。また、式（6）の場合、フラグ値 s は0以上の値をとることになっているため、得られる解は、フラグ値 s が0か1の値のみをとる場合の解の近似である。従って、学習部14が、フラグ値 s を式（11）のように変換して固定した後に式（6）を線形変換パラメータ w について解くことで、認識性能が改善できる。

[数11]

$$s_j \leftarrow \begin{cases} 1 & \text{if } s_j > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad \dots (11)$$

[0076] ステップS34では、学習部14が、以上で得られた学習結果を出力する

。この出力値は、例えば認識動作に用いる辞書に記憶させる。出力する値としては、線形変換パラメータ w （上記したように式（２）の b も含む）とフラグ値 s である。ここでフラグ値 s は、式（５）に示すように、特徴セットを選択するか否かを示すフラグである。例えば、 M が 5 のときに、5 個の入力特徴セットの中の 3 番目の $s_3 = 0$ 、5 番目の $s_5 = 0$ のときは、線形変換パラメータ w_3 、 w_5 を選択しない。したがって、5 個の入力特徴セットの中の 3 個が選択入力特徴セットとして選択される。

[0077] ここで、入力特徴セット及び学習特徴セット（以下、まとめて「特徴セット」と呼ぶ）の設定方法を、人物画像データを例に挙げて説明する。なお、この人物画像データを用いた具体的なパターン認識装置については、実施例 3 で説明する。

[0078] 特徴セットの第 1 の設定方法は、人物画像データに対して一般的に用いられる特徴の一つである” IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Histograms of Oriented Gradients for Detection, 2005 ”において Dalal らによって提案された Histograms of Oriented Gradients（以下、「HOG」と呼ぶ）を用いる。この場合、画像データ内の一つの矩形領域（以下、「ブロック」と呼ぶ）から複数個の特徴量が抽出される。

[0079] 例えば、特徴量が輝度勾配方向のヒストグラムであり、輝度勾配方向の量子化数を 9 とし、ブロックを縦横 2 分割の合計 4 つの小領域に分割する場合、 $9 \times 4 = 36$ 個の特徴量が一つのブロックから抽出される。そして、ブロックの大きさ及びブロックの画像データ内での位置を変更することで、新たに 36 個の特徴量を抽出できる。したがって、各ブロックから抽出される 36 個の特徴量をそれぞれ特徴セットとし、これらの特徴セットの中から認識に有効な選択特徴セットを選択することで、特徴量の選択がブロック単位で行われることになり、効率的な特徴量の抽出が実現できる。この場合、選択特徴セットの選択は、ブロックの大きさ及びブロックの画像データ内での位置というパラメータについて、認識に有効なパラメータを選択しているといえる。

- [0080] 特徴セットの第2の設定方法は、HOGの拡張の一つである” Proceedings of the 3rd Pacific Rim Symposium on Advances in Image and Video Technology, Co-occurrence Histograms of Oriented Gradients for Pedestrian Detection, 2009 ” において渡辺らによって提案されたCo-occurrence Histograms of Oriented Gradients (以下、「C o H O G」と呼ぶ)を用いる。この場合、画像データ内の一つの矩形領域(以下、「ブロック」と呼ぶ)及び一つの共起位置関係(輝度勾配方向の共起を調べる画素の位置関係)に対して複数の特徴量(例えば、輝度勾配方向の量子化数が8ならば64個の特徴量)が抽出される。
- [0081] すなわち、C o H O Gを用いる場合、特徴セットは、ブロックの大きさ及びブロックの画像データ内での位置に加えて、共起位置関係のパラメータ毎に設定できる。なお、C o H O Gの場合においても、HOGと同様のパラメータ毎に特徴セットを設定しても構わない。
- [0082] このように、特徴セットの設定方法は、用いる特徴量の種類に応じて、適宜変更可能である。
- [0083] 従来のように特徴量毎に選択するのではなく、本実施例のように特徴セット毎に選択を行う効果について説明する。
- [0084] プログラム等を用いることで自動的にパターンから特徴ベクトルを抽出する場合、個々の特徴量を順に算出するよりも、幾つかの特徴量を同時に算出する方が速いことがあるからである。
- [0085] 第1の例としては、投票に基づく特徴量を算出する場合が挙げられる。これは、投票の場合、投票先の種類の数だけ同時に結果が得られるからである。
- [0086] 第2の例としては、各特徴量の背後に因子があり、共通の因子をもつ特徴量毎にまとめて特徴セットにしておく。これにより、認識に有効な因子に対応する特徴セットが選択され、認識に有効な因子が何であることを推定することができる。
- [0087] 第3の例としては、画像データを領域分割して各領域から特徴抽出を行う

場合、異なる領域に属する特徴量を選択すると特徴抽出処理の計算量が増大する。そのため、計算量の観点からみれば、できるだけ同じ領域に属する特徴量を選択することが望ましく、これは同じ領域に属する特徴量をまとめて特徴セットにすることで実現できる。

[0088] 上記により、本実施例に係わるパターン認識装置 10 によれば、従来 1 つであった正則化項を、線形変換パラメータの大きさが全体に分散することで特定少数の特徴量のみを重要視することを避ける項と、選択特徴セットの数が少ないほど小さい値になる特徴選択機能を有する項との 2 つに分けることによって、最適化問題が大規模なものになるのを回避し、学習サンプル数や特徴量の数が多い場合においても高速に学習できる。

[0089] そのため、学習サンプルに応じた適応的な入力特徴セットの選択と線形変換パラメータの学習を高速に行うことができ、状況に応じた精度の高い認識を行うことが可能となる。

実施例 2

[0090] 以下、本発明の実施例 2 に係わるパターン認識装置 20 について図 6 ～ 図 7 に基づいて説明する。

[0091] パターン認識装置 20 の構成について図 6 に基づいて説明する。図 6 は、パターン認識装置 20 のブロック図である。

[0092] 図 6 に示すように、パターン認識装置 20 は、パターン取得部 11、認識部 12、サンプル取得部 13、学習部 14、制御部 15 を有する。

[0093] パターン取得部 11、認識部 12、サンプル取得部 13、学習部 14 は、実施例 1 と同様の機能を有する。

[0094] 制御部 15 は、動作モードが認識モード、又は、学習モードであるかを制御する。

[0095] ここで簡単のために、M 個の特徴セットの中から用いる K 個の選択特徴セットのフラグ値 s や線形変換パラメータ w など、認識動作で必要とする情報をまとめて「辞書」と呼ぶことにする。従って、認識動作は、辞書を用いた入力パターンの属性の認識であり、学習動作は、学習サンプルを用いた辞書

の学習であると言える。

[0096] 認識動作に用いる辞書は、パターン認識装置 20 とは別の装置で学習した辞書をネットワークや記憶媒体を介してコピーしたものでもよいし、パターン認識装置 20 で学習した辞書でもよい。そして、パターン認識装置 20 は辞書を保持している。

[0097] 次に、本実施例に係わるパターン認識装置 20 の動作について説明する。なお、この説明において、実施例 1 に係わるパターン認識装置 10 の認識動作と学習動作を用いつつ、図 7 を用いて説明する。

[0098] ステップ S 7 1 では、制御部 15 が、パターン認識装置 20 の動作モードが、認識モード、又は、学習モードであるかの判定処理を行う。動作モードは、例えば、ユーザがボタンなどの入力インタフェースを用いて切り替えることができる。判定処理において、認識モードであると判定された場合には、ステップ S 7 2 に進み、学習モードであると判定された場合にはステップ S 7 5 に進む。

[0099] ステップ S 7 2 では、認識モードと判定されたので、パターン取得部 11 が、入力パターンを取得する。

[0100] 入力パターンの取得方法は、パターンの種類に依るので、幾つかの例を示す。

[0101] パターンがテキストデータであるならば、光学文字認識機能を有するスキャナーを用いて読み込むか、又は、デジタル化されたテキストファイルをネットワーク、又は、汎用の記憶媒体から取得する。

[0102] パターンが画像データであるならば、カメラから取得するか、又は、予め保存されている画像データをネットワーク等から取得する。

[0103] パターンが音声データであるならば、マイクから取得するか、又は、予め保存されている音声データをネットワーク等から取得する。

[0104] ステップ S 7 3 では、認識部 12 が、保存している辞書を用いて、実施例 1 の認識動作で述べたように取得した入力パターンの属性の認識を行う。

[0105] ステップ S 7 4 では、認識部 12 が、認識結果を出力する。

- [0106] ステップS 7 5では、学習モードと判定されたので、サンプル取得部 1 3 が学習サンプルを取得する。このときにパターン認識装置 2 0に対して学習サンプルを与える必要がある。学習サンプルの具体的な与え方については、幾つかの例を示す。
- [0107] 第 1 の例として本実施例のパターン認識装置 2 0が、カメラ画像による顔認識を行う装置であると想定する。この場合、学習サンプルとしては、認証したい人物の顔画像データと前記人物の I D（例えば、人物の姓名）の組が必要となる。ここで I Dは、前述の属性に相当する。顔画像データは、例えば、その場でカメラ等の撮像装置を用いて人物を撮影することにより取得し、前記 I Dはキーボードやタッチパネルなどの入力インタフェースを用いて取得してもよい。又は、事前に取得して保存してある前記顔画像データと I Dの組を取得してもよい。
- [0108] 第 2 の例として本実施例のパターン認識装置 2 0が、カメラ等で撮像された画像データに写った物体が何であることを認識する装置であると想定する。この場合、学習サンプルとしては、認識したい物体の画像データと前記物体の I D（例えば、物体の名称）が必要となる。これらも、顔画像データと I Dの組の取得と同様な方法で取得できる。
- [0109] なお、学習サンプルは全て一度に与える必要はなく、例えば、過去の学習で用いた学習サンプルを保持しておき、適宜加えてもよい。
- [0110] ステップS 7 6では、学習部 1 4は、実施例 1 の学習動作で述べたように、取得した学習サンプルを用いて辞書の学習を行う。この学習によって、新しく入力された学習サンプルに対して認識性能が高くなるようなK個の選択特徴セットがM個の特徴セットの中から選択され、辞書が作成される。
- [0111] ステップS 7 7では、学習部 1 4が、作成された辞書で、現在保持している辞書を置き換える。これにより、例えば、新しく認証又は認識したい人物又は物体を、即座に認証又は認識できる。
- [0112] 本実施例に係わるパターン認識装置 2 0によれば、学習動作と認識動作とを切り替えながら、学習サンプルに応じた辞書の学習を高速に行ったり、入

カパターンの属性の認識を高い精度で行うことができる。

実施例 3

- [0113] 以下、本発明の実施例 3 に係わるパターン認識装置 30 について図 8 ～ 図 9 に基づいて説明する。
- [0114] パターン認識装置 30 の構成について図 8 に基づいて説明する。図 8 は、パターン認識装置 30 のブロック図である。
- [0115] 図 8 に示すように、パターン認識装置 30 は、入力部 302、制御部 304、認識部 306、辞書保持部 308、学習部 310、サンプル記憶部 312、出力部 314 を有する。
- [0116] 入力部 302 は、入力パターン、入力パターンの属性、及び、本装置 30 の動作モードを取得する。実施例 1 で述べたように入力パターンには様々なものがある。しかし、以下の本実施例では、入力パターンが人物画像データである場合を例に説明する。人物画像データは、カメラなどの撮像装置を用いて撮像したもの、HDD などの記憶媒体に保存されている画像データ、又は、LAN などのネットワークを介して送られてくる画像データでも構わない。
- [0117] 認識部 306 は、 D 個 (D は 3 以上の自然数) の特徴量がそれぞれ M 個 (M は 2 以上の自然数) の入力特徴セットの何れかに属する場合において、入力部 302 で取得した入力パターンから K 個 (K は M よりも小さい自然数) の選択入力特徴セットの何れかに属する特徴量を全て抽出する。次に、認識部 306 は、抽出した特徴量を成分とする入力特徴ベクトルを線形変換した値を入力パターンの属性値とする。
- [0118] 出力部 314 は、認識部 306 で算出した属性値に対応する属性を、入力パターンの属性として出力する。
- [0119] 辞書保持部 308 は、認識部 306 で用いる K 個の選択特徴セットのフラグ値 s 及び線形変換パラメータ w を保持する。
- [0120] サンプル記憶部 312 は、入力部 302 で取得した入力パターンと入力パターンの属性との組を記憶する。

- [0121] 学習部 310 は、サンプル記憶部 312 に保持した入力パターンと属性との組を複数組用いて、辞書保持部 308 が保持する選択特徴セットのフラグ値 s 及び線形変換パラメータ w を学習する。
- [0122] 制御部 314 は、動作モードが、認識モード、学習モード、又は、学習サンプル取得モードであるかを制御する。
- [0123] ここで簡単のために、辞書保持部 308 で保持する K 個の選択特徴セットのフラグ値 s 及び線形変換パラメータ w など、認識動作で必要とする情報をまとめて「辞書」と呼ぶことにする。従って、認識動作は、辞書を用いた入力パターンの属性の認識であり、学習動作は、学習サンプルを用いた辞書の学習であると言える。
- [0124] 認識動作に用いる辞書は、パターン認識装置 30 とは別の装置で学習した辞書をネットワークや記憶媒体を介してコピーしたものでもよいし、パターン認識装置 30 で学習した辞書でもよい。そして、パターン認識装置 30 は、辞書を辞書保持部 308 で保持する。
- [0125] 本実施例に係わるパターン認識装置 30 の動作について説明する。なお、この説明において、実施例 1 に係わるパターン認識装置 10 の認識動作と学習動作を用いつつ、図 9 を用いて説明する。
- [0126] ステップ S91 では、入力部 302 が、人物画像データを取得する。
- [0127] ステップ S92、S93 では、制御部 304 が、認識モード、学習モード、又は、学習サンプル取得モードであるかの判定処理を行う。
- [0128] 動作モードは、ユーザが、キーボード、マウス、タッチパネル、ボタンスイッチなどの入力インタフェースを介して切り替えることができる。ユーザは、現在の動作モードを汎用ディスプレイなどの出力装置に表示することで確認できる。
- [0129] 前記判定処理において、認識モードであると判定された場合は、ステップ S94 では、認識部 306 が、保持している辞書を用いて、実施例 1 の認識動作で述べたように、認識したい画像データの属性値の認識を行う。ステップ S95 では、認識部 306 が、その属性値を属性に変換して認識結果とし

て出力する。

[0130] 前記判定処理において、学習モードであると判定された場合は、ステップ S 9 6 では、学習部 3 1 0 が、サンプル記憶部 3 1 2 に記憶されている人物画像データと人物画像データの属性を表す属性値との組を複数用いて、新しく辞書の学習を行う。但し、前記組が複数組存在しない場合には、辞書の学習は行わない。

[0131] 辞書の学習は、実施例 1 で述べた学習動作と同様に、例えば式 (6) が極少値となるような線形変換パラメータ w 及びフラグ値 s を求めることで行われる。これにより、現在保持している学習サンプルに対して認識性能が高くなるような K 個の選択特徴セットが選択され、かつ、線形変換パラメータ w が求められる。

[0132] ステップ S 9 7 では、学習部 3 1 0 が、 K 個の選択特徴セットのフラグ値 s 及び線形変換パラメータ w を HDD などの記憶媒体（辞書）に保存して更新し、この学習以降に行われる認識動作に使用される。これにより、例えば、新しく認識したい人物の属性を、認識することが可能となる。

[0133] 前記判定処理において、学習サンプル取得モードであると判定された場合には、サンプル記憶部 3 1 2 が、取得した画像データに対する属性を取得し、画像データと取得した属性を表す属性値との組を HDD などの記憶媒体に保存する。

[0134] 属性値の取得は、キーボード、マウス、タッチパネル、ボタンスイッチなどの入力インタフェースを介して取得する。取得した学習サンプルは、必要に応じて汎用ディスプレイなどの表示デバイスによってユーザが確認でき、削除もできる。

[0135] 本実施例に係わるパターン認識装置 3 0 によれば、学習動作と認識動作とを切り替えながら、学習サンプルに応じた辞書の学習を高速に行ったり、入力パターンの属性の認識を高い精度で行うことができる。

変更例

[0136] なお、本発明は、上記の実施例に限定されず、その要旨を逸脱しない範囲

で構成要素を変形して具体化することができる。また、上記の実施例に開示されている複数の構成要素の適当な組み合わせにより、種々の発明を形成できる。例えば、実施例に示される全構成要素から幾つかの構成要素を削除してもよい。さらに、異なる実施例にわたる構成要素を適宜組み合わせてもよい。

図面の簡単な説明

- [0137] [図1] 実施例 1 のパターン認識装置のブロック図。
- [図2] 認識動作を示すフローチャート。
- [図3] 学習動作を示すフローチャート。
- [図4] 特徴セット選択の模式図を示す図。
- [図5] 過学習の例を示す図。
- [図6] 実施例 2 のパターン認識装置のブロック図。
- [図7] 実施例 2 のパターン認識装置のフローチャート。
- [図8] 実施例 3 のパターン認識装置のブロック図。
- [図9] 実施例 3 のパターン認識装置のフローチャート。

符号の説明

- [0138] 1 0 パターン認識装置
- 1 1 パターン取得部
- 1 2 認識部
- 1 3 サンプル取得部
- 1 4 学習部

請求の範囲

[請求項1]

学習パターンと前記学習パターンの属性とを含む複数の学習サンプルを取得し、前記学習パターンから学習特徴ベクトルを抽出し、前記学習特徴ベクトルをM個（Mは2以上の自然数である）の学習特徴セットに分割するサンプル取得部と、

前記学習サンプルを用いて、前記M個の学習特徴セットからK個（ $M > K$ ）の学習特徴セットを選択するか否かを表すフラグ値と、選択されたK個の前記学習特徴セットを有する学習特徴ベクトルを前記属性の確からしさを示す属性値に線形変換するための線形変換パラメータを学習する学習部と、

属性を認識しようとする入力パターンを取得し、前記M個の学習特徴セットと同様に設定されるM個の入力特徴セットのうちK個の入力特徴セットを前記フラグ値に基づいて選択し、前記選択したK個の入力特徴セットを有する入力特徴ベクトルを前記入力パターンから抽出するパターン取得部と、

前記選択したK個の入力特徴セットを有する前記入力特徴ベクトルを、前記線形変換パラメータを用いて線形変換して前記属性値を求め、前記属性値から前記入力パターンの属性を認識する認識部と、

を有し、

前記学習部は、

前記フラグ値により選択された前記学習特徴セットを有する前記学習特徴ベクトルを前記線形変換パラメータを用いて線形変換して算出された値と、前記学習サンプルの前記属性を表す属性値との差が大きいほど損失が大きくなる損失項と、

前記線形変換パラメータの偏りが小さいほどに小さい値となる第1の正則化項と、

前記フラグ値により選択された前記学習特徴セットの数が少ないほど小さくなる第2の正則化項と、

の3つの項を有する目的関数に関して、前記目的関数が極小値となる前記線形変換パラメータと前記フラグ値を学習する、

ことを特徴とするパターン認識装置。

[請求項2] 前記第1の正則化項は、前記フラグ値に前記線形変換パラメータをかけた値の2乗値の重み付き和であり、

前記第2の正則化項は、前記フラグ値に非負パラメータをかけた重み付き和である、

ことを特徴とする請求項1に記載のパターン認識装置。

[請求項3] 前記第2の正則化項は、前記フラグ値の L_1 ノルム、又は、 L_q ノルム（ q は1以下の非負実数である）である、

ことを特徴とする請求項2に記載のパターン認識装置。

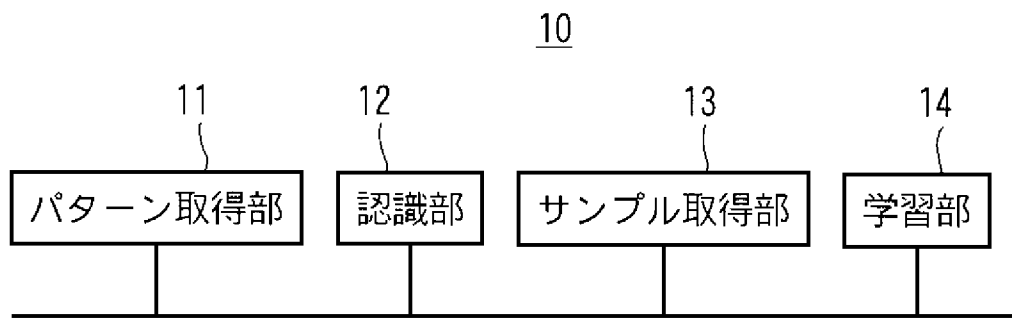
[請求項4] 前記損失項は、損失関数で表され、前記損失関数は、前記差の絶対値、前記差の2乗値、`exponential loss`、`hinge loss`、又は、これらを組み合わせた値を求める関数である、

ことを特徴とする請求項3に記載のパターン認識装置。

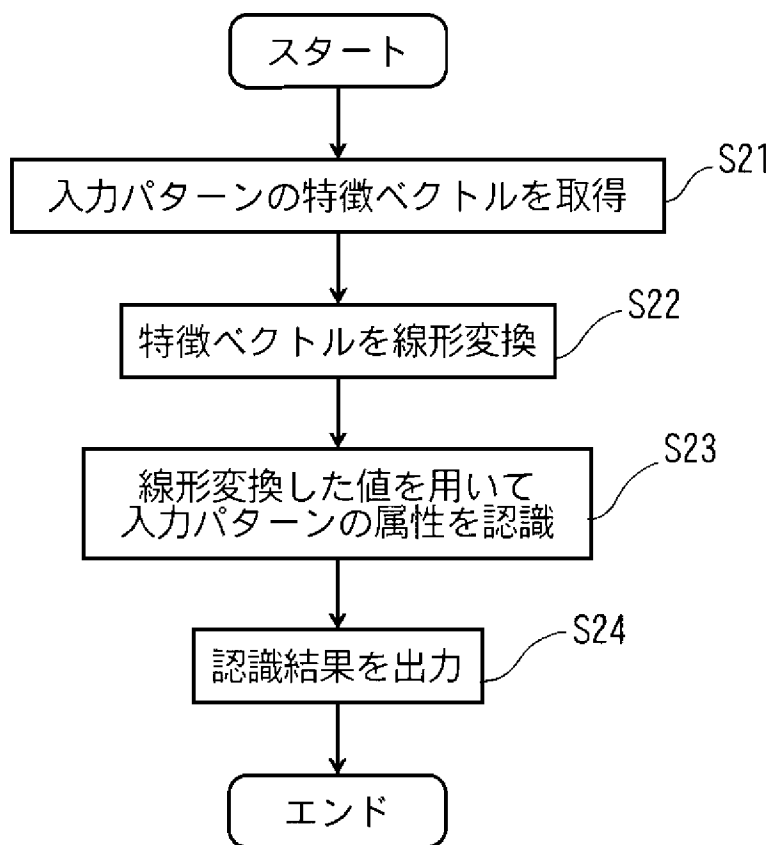
[請求項5] 前記学習部は、前記極小値を求めるために前記目的関数の収束判定を行い、前記収束判定は、前記フラグ値と前記線形変換パラメータの変動幅が予め定められた閾値以下になったときに収束したと判定する、

ことを特徴とする請求項4に記載のパターン認識装置。

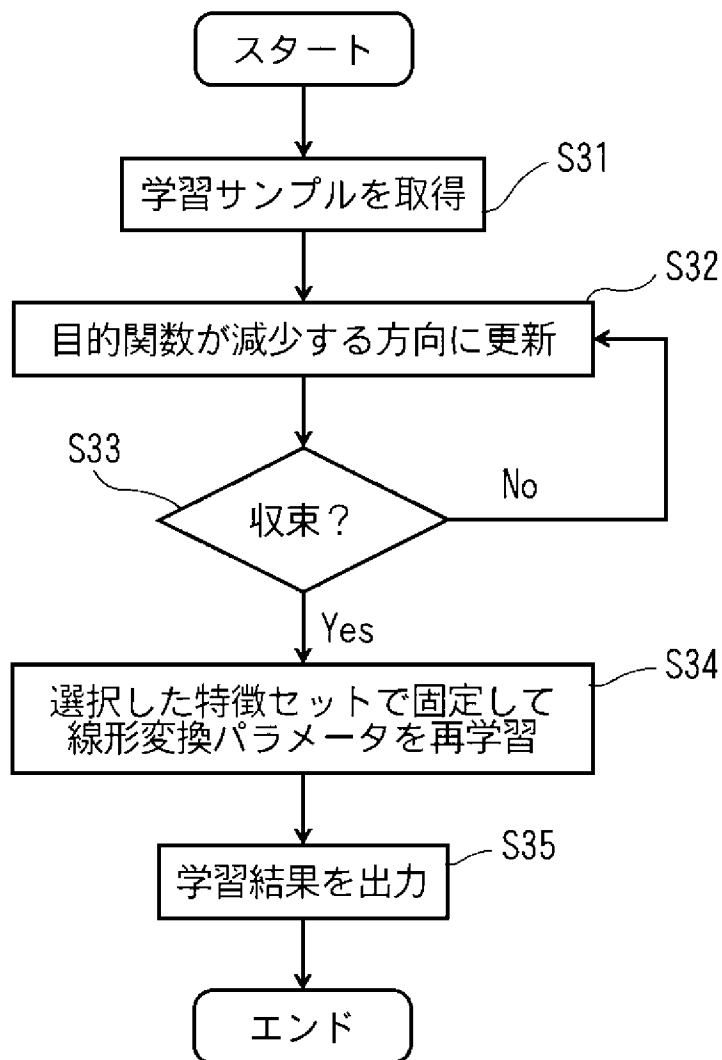
[図1]



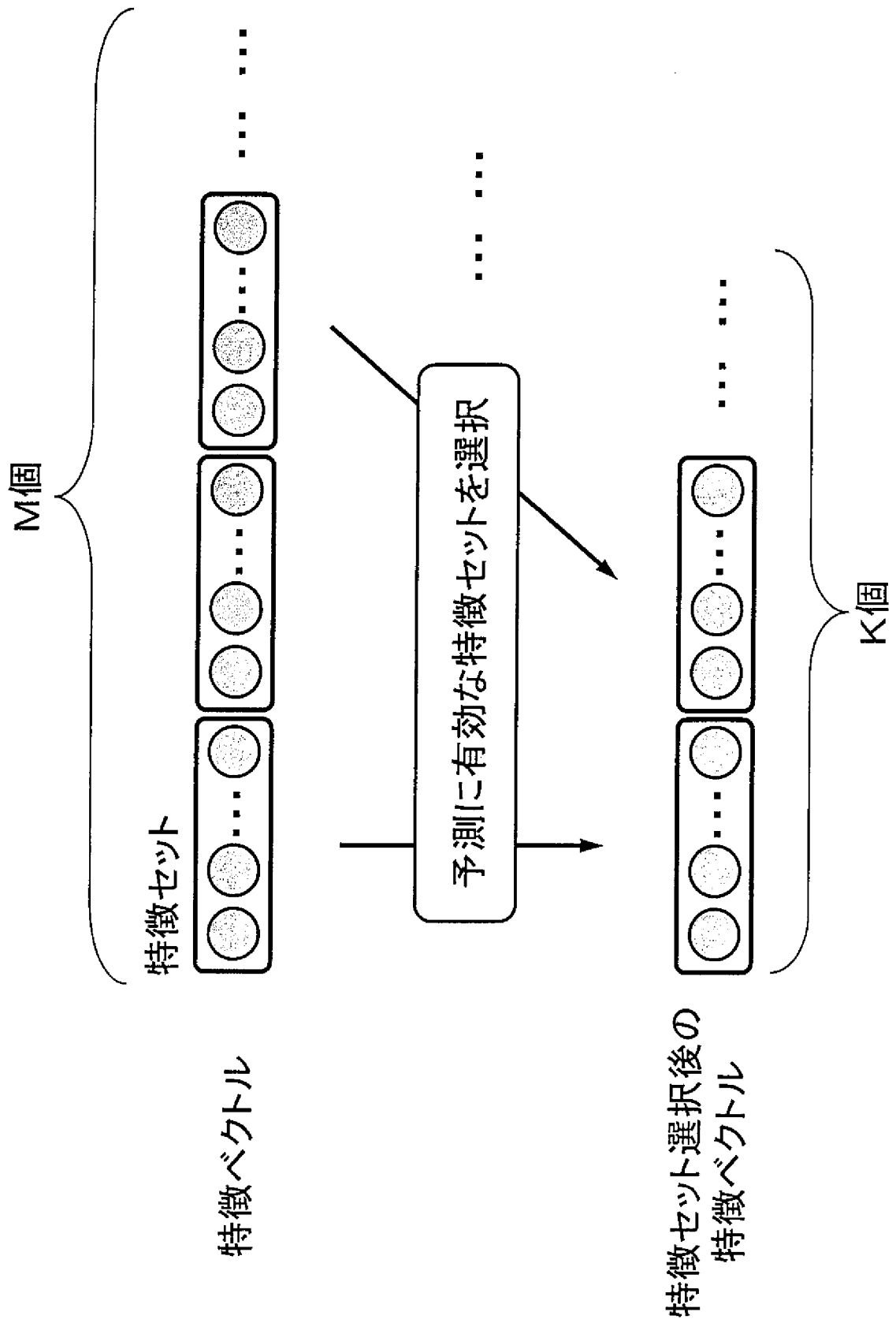
[図2]



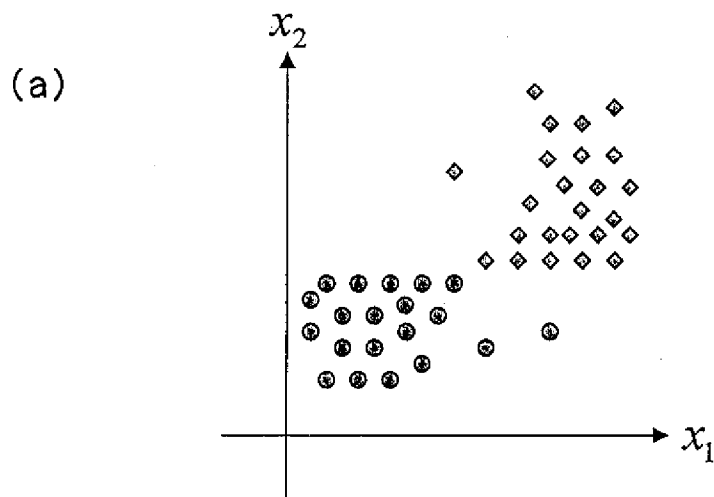
[図3]



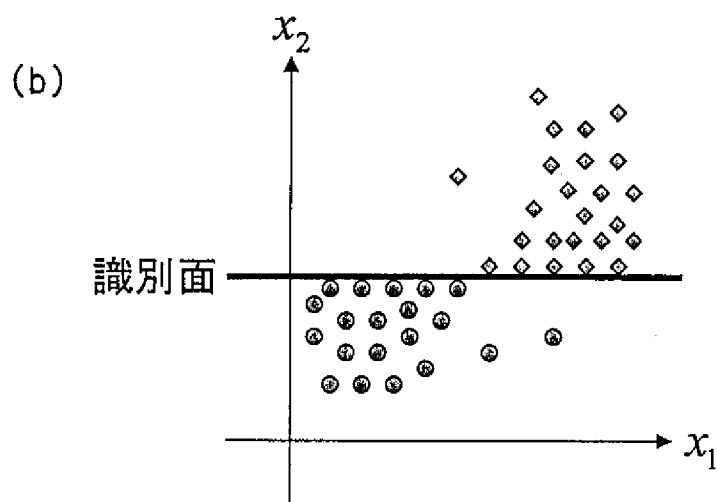
[図4]



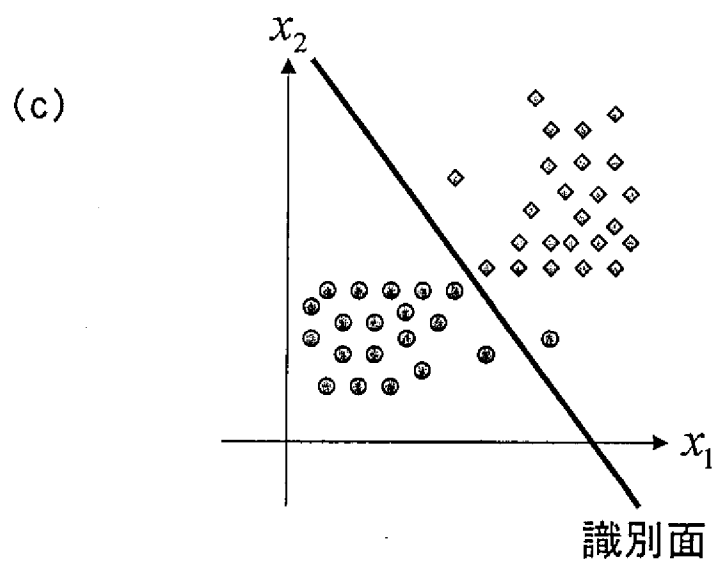
[図5]



2クラスの学習サンプル
の特徴ベクトルの分布

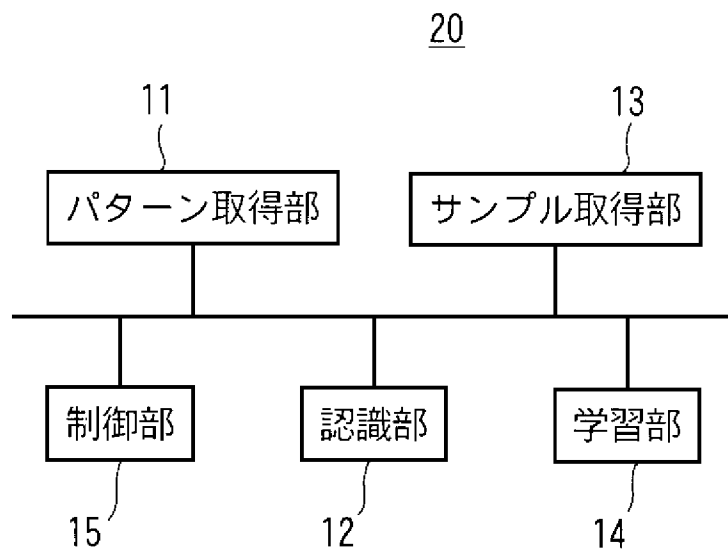


損失の大きさ = 0

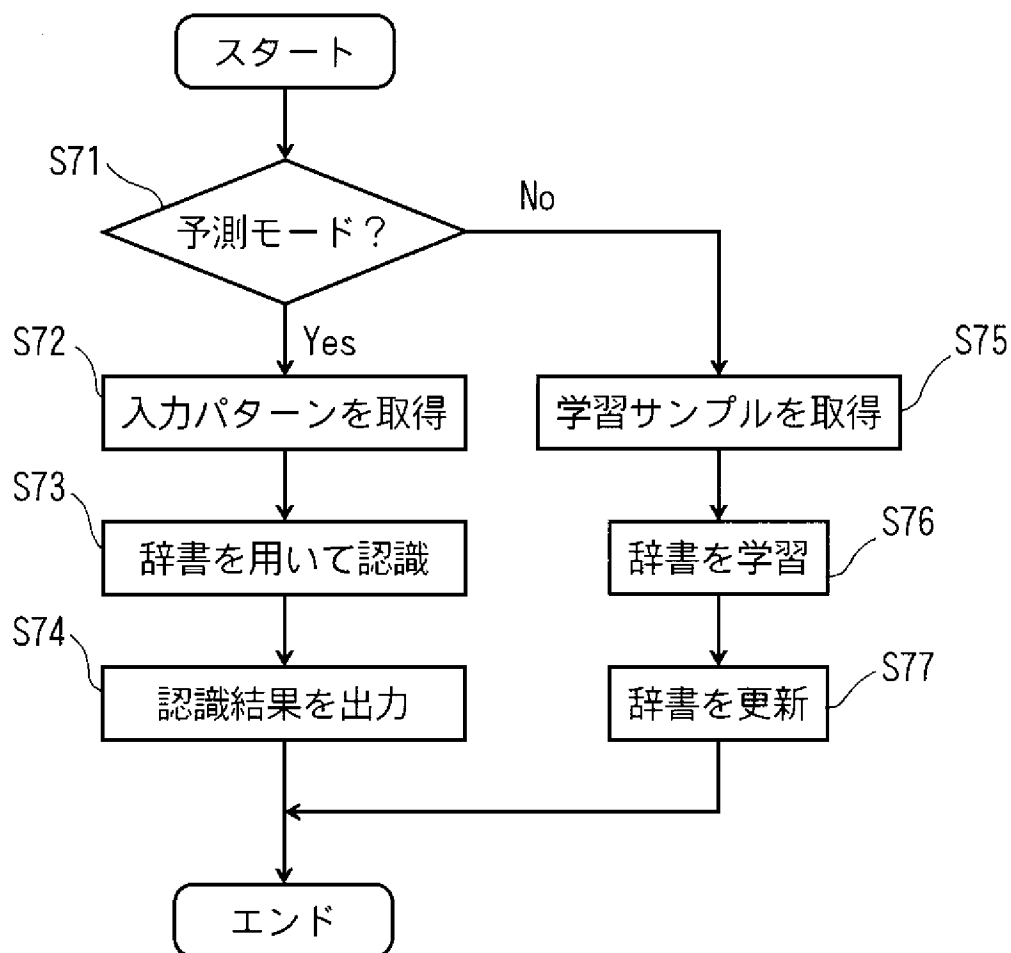


損失の大きさ > 0

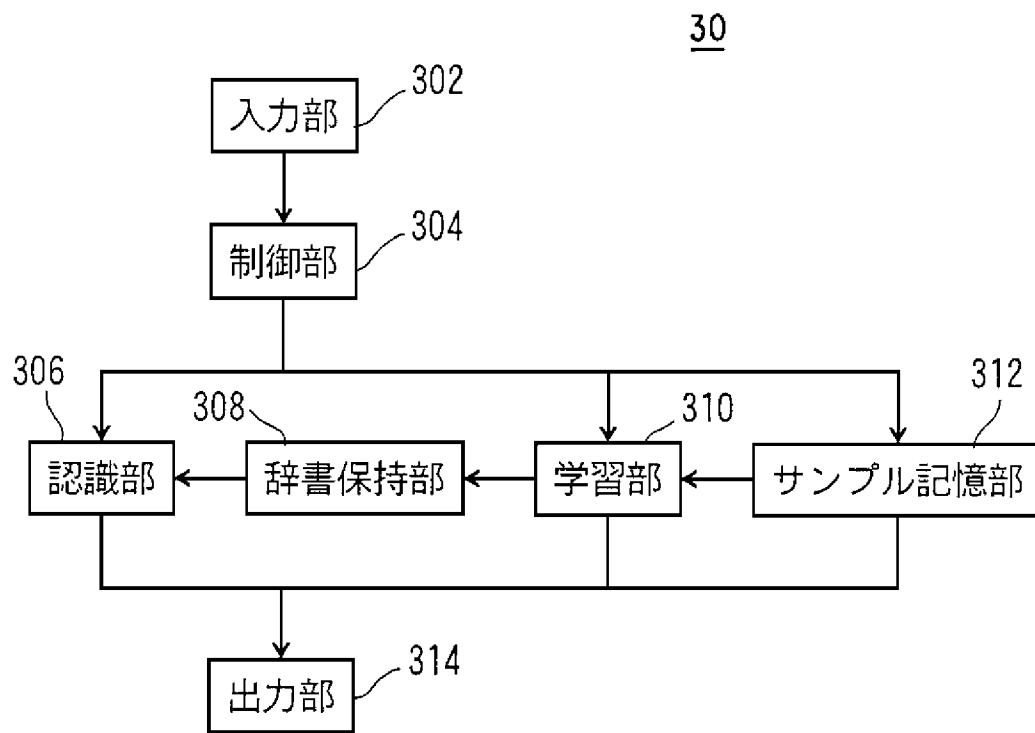
[図6]



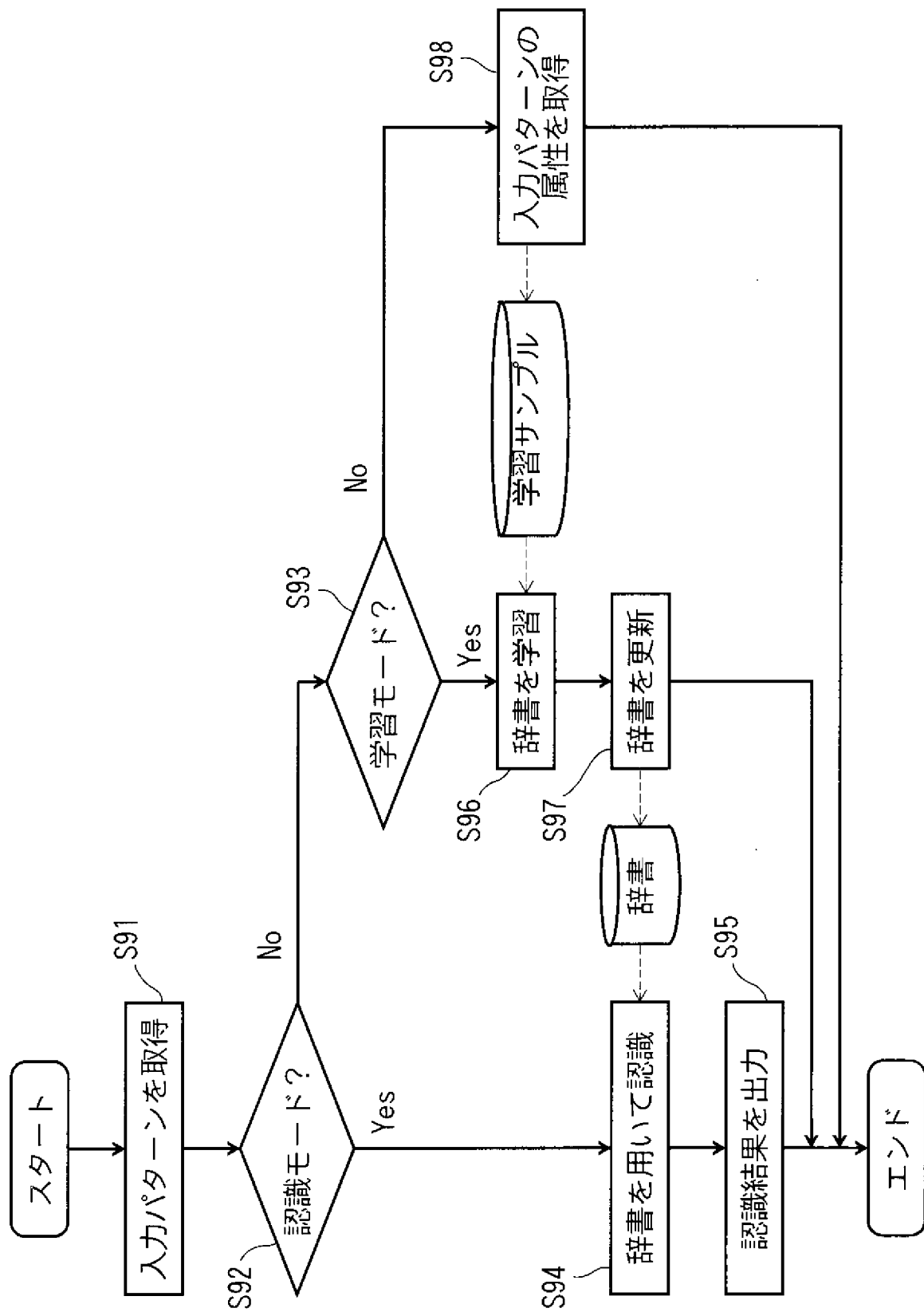
[図7]



[図8]



[図9]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2010/000603

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06N3/00(2006.01) i, G06T7/00(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, 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 1996-2010

Kokai Jitsuyo Shinan Koho 1971-2010 Toroku Jitsuyo Shinan Koho 1994-2010

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	Hui Zou and Ming Yuan, THE F-infinity-NORM SUPPORT VECTOR MACHINE, Statistica Sinica, 2008.01, Vol.18 No.1, Pages: 379-398	1-5
A	JP 2000-20504 A (Toshiba Corp.), 21 January 2000 (21.01.2000), entire text; all drawings (Family: none)	1-5
A	Andreas Argyriou et.al., Multi-Task Feature Learning, Advances in Neural Information Processing Systems 19, 2007, Pages: 41-48	1-5

☒ 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
26 April, 2010 (26.04.10)Date of mailing of the international search report
11 May, 2010 (11.05.10)Name and mailing address of the ISA/
Japanese Patent Office

Authorized officer

Facsimile No.

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2010/000603

C (Continuation). DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	Shigeo ABE, "Support Vector Machines for Pattern Classification-V : Feature Extraction and Feature Selection", Systems, Control and Information, 15 March 2009 (15.03.2009), vol.53, no.3, pages 30 to 35	1-5

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, G06T7/00(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, 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	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 0 年
日本国実用新案登録公報	1 9 9 6 - 2 0 1 0 年
日本国登録実用新案公報	1 9 9 4 - 2 0 1 0 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	Hui Zou and Ming Yuan, THE F-infinity-NORM SUPPORT VECTOR MACHINE, Statistica Sinica, 2008.01, Vol.18 No.1, Pages: 379-398	1-5
A	JP 2000-20504 A (株式会社東芝) 2000.01.21, 全文, 全図 (ファミリーなし)	1-5
A	Andreas Argyriou et.al., Multi-Task Feature Learning, Advances in Neural Information Processing Systems 19, 2007, Pages: 41-48	1-5

☒ 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

2 6 . 0 4 . 2 0 1 0

国際調査報告の発送日

1 1 . 0 5 . 2 0 1 0

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 1 0 0 - 8 9 1 5

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)

北川 純次

電話番号 0 3 - 3 5 8 1 - 1 1 0 1 内線 3 5 4 5

5 B

3 6 5 0

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	阿部重夫，パターン認識のためのサポートベクトルマシン入門－V 特徴抽出と特徴選択，システム／制御／情報， 2009.03.15，第53巻 第3号，第30～35頁	1-5