

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特 許 公 報(B2)

(11) 特許番号

特許第4723724号
(P4723724)

(45) 発行日 平成23年7月13日(2011.7.13)

(24) 登録日 平成23年4月15日(2011.4.15)

(51) Int.Cl. F I
G O 7 D 7/00 (2006.01) G O 7 D 7/00 J

請求項の数 17 (全 15 頁)

(21) 出願番号	特願2000-585834 (P2000-585834)	(73) 特許権者	506258187 エムイーアイ インコーポレーテッド アメリカ合衆国、19380 ペンシルベ ニア、ウェスト チェスター、 ウィルソ ン ドライブ 1301
(86) (22) 出願日	平成11年12月1日(1999.12.1)	(74) 代理人	100094112 弁理士 岡部 譲
(65) 公表番号	特表2002-531906 (P2002-531906A)	(74) 代理人	100064447 弁理士 岡部 正夫
(43) 公表日	平成14年9月24日(2002.9.24)	(74) 代理人	100085176 弁理士 加藤 伸晃
(86) 国際出願番号	PCT/IB1999/002012	(74) 代理人	100096943 弁理士 臼井 伸一
(87) 国際公開番号	W02000/033262	(74) 代理人	100101498 弁理士 越智 隆夫
(87) 国際公開日	平成12年6月8日(2000.6.8)		
審査請求日	平成18年12月1日(2006.12.1)		
(31) 優先権主張番号	9826494.8		
(32) 優先日	平成10年12月2日(1998.12.2)		
(33) 優先権主張国	英国 (GB)		

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 分類方法と装置

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項1】

通貨の複数の種類(3)を2つ又はそれ以上の種類に分類するための分類関数を得るための方法であって、

各種類の周知のサンプルを測定し、該測定されたサンプルから複数の特徴ベクトルを得るステップと、

該特徴ベクトル空間の第2の空間への非線形マッピングに対応するマッピング関数を選択するステップと、

複数の特徴ベクトルを複数の画像ベクトルにマッピングするステップとを含み、該マッピング関数が、該特徴ベクトル空間の2つの要素に関する関数により該第2の空間内のドット積を表わし、

Nが該第2の空間内の種類の数を表わすものとする、N-1個の軸を表わす係数を得るステップを含み、該係数が、該軸に関する各種類に対する画像ベクトルのグループの射影の分離を最適化することにより入手され、

該軸上への該測定されたサンプルの該画像ベクトルの射影を表わす数値を入手するステップと、

これらの数値を使用して、N-1次元の空間内の分離関数に等しい種類を分離するための分離関数を得るステップとを含む方法。

【請求項2】

請求項1に記載の方法において、該第2の空間が、該第1の空間よりもっと高い次元の

空間である方法。

【請求項 3】

請求項 1 又は 2 の何れか 1 項記載の方法において、 V が該第 2 の空間内の共分散行列である場合のマトリックス V 、 B が、該第 2 の空間内の種類の中心の共分散行列である場合のマトリックス B を入手するステップと、式 $Vv = Bv$ の解を入手するステップと、該解 v から該係数を入手するステップとを含む方法。

【請求項 4】

請求項 1 乃至 3 の何れか 1 項に記載の方法において、該マッピング関数が、 $k(x, y)$ (但し、 $k(x, y) = (x, y)^d$) である方法。

【請求項 5】

請求項 1 乃至 4 の何れか 1 項に記載の方法において、該マッピング関数が、 $k(x, y)$ (但し、

【数 1】

$$k(x, y) = \exp\left(\frac{\|x - y\|^2}{\sigma^2}\right);$$

.) である方法。

【請求項 6】

請求項 1 乃至 5 の何れか 1 項に記載の方法において、該マッピング関数が、 $k(x, y)$ (但し、 $k(x, y) = \tanh((x, y) + \quad)$) である方法。

【請求項 7】

請求項 1 乃至 6 の何れか 1 項に記載の方法において、該マッピング関数が、 $k(x, y)$ (但し、

【数 2】

$$k(x, y) = \left(\frac{1}{1 + e^{-(x, y) + \theta}}\right)$$

.) である方法。

【請求項 8】

通貨の 1 つの種類 (3) を分類するための方法であって、該種類の特徴を測定するステップと、該測定値から特徴ベクトルを発生するステップと、請求項 1 乃至 7 の何れか 1 項に記載の方法により、入手した分類関数を使用して該種類 (3) を分類するステップとを含む方法。

【請求項 9】

複数の種類の通貨を分類するための装置であって、
通貨のある種類 (3) の特徴を測定するための測定手段 (1) と、
該測定値から特徴ベクトルを発生するための特徴ベクトル発生手段 (4) と、
第 2 の空間への該特徴ベクトルのマッピングに対応する非線形マッピング関数をあらわすデータを使用して該種類を分類し、特徴ベクトルを画像ベクトルにマッピングする分類手段 (6) と、該マッピング関数が、該特徴ベクトル空間の 2 つの要素に関する関数により該第 2 の空間内のドット積を表わし、該分類手段 (6) は、 N が該装置が分類することができる種類の数であるとする、 $N - 1$ 軸を表わす係数と、 $N - 1$ 次元の空間内で該画像ベクトルの射影を分離する $N - 1$ 次元内の分離関数に等しい関数とを使用する装置。

【請求項 10】

請求項 9 記載の装置において、該分類手段 (6) が、該軸又は各軸上への、該測定した種類の該特徴ベクトルの該画像の投影を表わす数値を入手するための手段を備える装置。

【請求項 11】

請求項 9 又は 10 の何れか 1 項記載の装置において、該分類手段がニューラル・ネットワークを備える装置。

【請求項 12】

10

20

30

40

50

請求項 9 乃至 11 の何れか 1 項記載の装置において、硬貨入口 (2) を備え、該測定手段が、硬貨を感知するためのセンサ手段を備える装置。

【請求項 13】

請求項 12 記載の装置において、該センサ手段が、硬貨の材料および/又は厚さおよび/又は直径を感知するためのものである装置。

【請求項 14】

請求項 9 乃至 11 の何れか 1 項記載の装置において、紙幣の入口 (2) を備え、該測定手段が、紙幣を感知するためのセンサ手段を備える装置。

【請求項 15】

請求項 14 記載の装置において、該センサ手段が、紙幣を通して反射及び/又は透過した光の輝度を感知するためのものである装置。

10

【請求項 16】

請求項 9 乃至 13 の何れか 1 項記載の装置を備える硬貨確認装置。

【請求項 17】

請求項 9 乃至 11、14、又は 15 の何れか 1 項に記載の装置を備える紙幣確認装置。

【発明の詳細な説明】

【0001】

本発明は、品目を分類するための方法および装置に関し、特に、硬貨または紙幣の分類に関する。

【0002】

20

自動販売機、両替機等のような機構に挿入される硬貨および紙幣は、一方では額面により、および/または他方では、本物とコピー、すなわち、偽物とにより分類される。このような分類を行うための種々の方法は周知である。引用によって本明細書の記載に援用する GB 2, 238, 152A が、その一例を開示している。例えば、挿入硬貨からは、例えば、材料および厚さのようなその硬貨のいくつかの特徴を表わす測定値が計測される。その後で、これらの測定値は記憶しているペアの数値と比較されるが、各組のペアの数値は、硬貨の受け入れることができる額面に対応する。各測定値が、所与の額面の各範囲内に収まる場合には、挿入硬貨はその額面に属するものとして分類される。

【0003】

上記タイプの分類の場合には、測定値は、ある特徴ベクトルの要素と見なすことができ、異なる額面に対する受け入れることができる測定値は、受理領域と呼ばれる特徴空間の領域に対応する。上記例の場合には、特徴空間は二次元であり、受理領域は長方形であるが、特徴空間は、受理領域の対応する複雑さを持つ任意の数の次元を持つことができる。例えば、引用によって本明細書の記載に援用する GB 2, 254, 949A は、三次元の特徴空間の楕円体の受理領域を開示している。

30

【0004】

EP 0, 067, 898A、EP 0, 472, 192A、EP 0, 165, 734A は、紙幣および硬貨を分類するための方法および装置を開示している。他の分類方法は、例えば、引用によって本明細書の記載に援用する EP 0, 553, 402A および EP 0, 671, 040A が開示しているニューラル・ネットワークを使用する。

40

【0005】

硬貨を分類する際の重要な問題は、異なる額面を分離するのが難しいことである。問題の異なる額面の母集団の分布は、それにより、額面を適当に分類する適当な受理境界を容易に定義することができない性質のものである。もう 1 つの問題は、正しい分類を行うためには、多数の要因を持つ特徴ベクトルを考慮しなければならない場合があり、それにより種々の分布を理解するのがさらに困難になり、そのため、適当な受理境界を入手するのがさらに困難になることである。これらの問題は、すでに研究済みであり、統計的方法を含む種々の異なる技術として結実しているデータ解析の一般的な分類問題と類似している。

【0006】

50

データ解析の統計的方法の一例としての主成分解析（「PCA」）は、ある空間内に表示したデータを一次変換により新しい空間に変換する方法である。この場合、上記データ内の大部分の変動は、第一の空間より少ない次元を使用して説明することができる。PCA法は、変数の分散行列の固有ベクトルおよび固有値の発見を含む。固有ベクトルは、新しい空間の軸であり、この場合、最も高い固有値を持つ固有ベクトルが、サイズが小さくなっていく場合の第一の「主成分」であり、以下も同様である。チャットフィールドおよびコリンズの「多変量解析」のような多変量解析に関する教科書にPCAの詳細について記載されている。上記参考書の第4章参照。

【0007】

分類を目的とするデータ解析のもう1つの方法は、線形判別解析（「LDA」）である。LDAは、データが、個々のグループに分類されることが分かっている場合に役に立つ。LDAの目的は、新しい空間内の軸上に投影した場合に、各データ・グループの中心の間の距離を最大にし、軸に沿った各グループの変動を最小になるように新しい空間にデータを変換することである。このような方法については、例えば、福永（「福永」）の「統計的パターン認識への手引」が記載している。ある例の場合には、最大化は、 $C^{-1}V$ のトレースの数値を最大にする一次変換を発見することにより行われる。この場合、 V は級内分散行列であり、 C はすべてのサンプルの分散行列である。福永の論文に記載されているように、このことは、実質上、 $C^{-1}V$ の固有ベクトルおよび固有値を発見することと同じことである。固有ベクトルは、新しい空間の軸である。上記論文に記載されているように分類が N 個ある場合には、新しい空間は $N - 1$ 個の次元を持つ。

【0008】

多くの状況の場合、PCAもLDAも、複数のグループのデータを正しく分類しない。データ解析のもう1つの方法は、PCAに基づく非線形形成分解析（NCA）である。NCAの場合には、データは、非線形マッピングにより新しい空間内に投影され、その後で、PCAが新しい空間内で実行される。NCAの詳細については、ニューラル・コンピューション10、1299～1319ページ（1998）（「ショルコフ」）掲載の、バンハード・ショルコフ、アレキサンダ・スモラおよびクラウス・ロバート・ミュラーの論文、「核固有値問題としての非線形形成分解析」が記述している。

【0009】

NCAに関する問題は、非線形空間の次元が非常に大きい場合があり、そのため、主成分の数も非常に多いことである。所与の問題の場合には、より分類をするためには、どのくらいの主成分が必要なのかが分かっていない。

【0010】

一般的に、本発明は、各分類の周知のサンプルを測定するステップと、測定サンプルから特徴ベクトルを入手するステップと、特徴ベクトルを、異なる分類の分離がよりハッキリ行われる第二の空間にマッピングし、上記第二の空間内の分離を使用して分離関数を入手するステップとを含む通貨の種類を分類するための分類を入手するための方法に関する。

【0011】

より詳細に説明すると、本発明は、各種の既知のサンプルを測定し、測定サンプルから特徴ベクトルを入手するステップと、特徴ベクトル空間のマッピングに対応する関数を選択するステップと、特徴ベクトルを画像ベクトルにマッピングするステップと、 N が、第二の空間内の種類の数を表わす場合に、 $N - 1$ 個の軸を表わす係数を入手するステップと、 $N - 1$ 軸上への測定サンプルの画像ベクトルの投影を表わす数値を入手するステップと、第二の空間内の分離関数に等しい種類を分離するための分離関数を入手するために、これらの数値を使用するステップとを含む、通貨の複数の種類を二つまたはそれ以上の種類に分類するための分類装置を入手するための方法を提供する。

【0012】

本発明は、また、その種類の特徴を測定するステップと、測定値から特徴ベクトルを発生するステップと、請求項1 - 請求項6の何れか1項記載の方法により入手した分類によ

10

20

30

40

50

り、その種類を分類するステップとを含む、通貨のある種類を分類するための方法を提供する。

【0013】

本発明は、また、通貨のある種類の特徴を測定するための測定手段と、測定値から特徴ベクトルを発生するための特徴ベクトル発生手段と、請求項1 - 請求項6の何れか1項記載の方法により入手した分類装置により上記種類を分類するための分類手段とを備える、通貨の種類を分類するための装置を提供する。

【0014】

本発明は、また、通貨のある種類の特徴を測定するための測定手段と、測定値から特徴ベクトルを発生するための特徴ベクトル発生手段と、第二のもっと高い次元の空間への特徴ベクトル空間の非線形マッピングに対応する関数によりその種類を分類し、特徴ベクトルを、画像ベクトル、 N が、第二の空間内で、本発明の装置が分類することができる種類の数である場合に、 $N - 1$ 軸を表わす係数、および第二の空間内の分離関数に等しい関数にマッピングする分類手段とを備える通貨の複数の種類を分類するための装置を提供する。

10

【0015】

添付の図面を参照しながら本発明の一実施形態について説明する。

硬貨確認装置を参照しながら本発明について説明する。

図1において、ボックス1は、入口2、硬貨入口、およびサンプル3を投入するための硬貨移送経路（図示せず）の形をしている移送システム、上記サンプルの物理的量を測定するためのセンサ・システム（図示せず）を含む測定システムである。測定システム1は、データ・バス5により処理システム4に接続している。処理システム4は、データ・バス7により分類装置6に接続している。分類装置6の出力は、データ出力バス9により利用システム8に送られる。利用システム8は、この例の場合、自動販売機であるが、例えば、両替機であってもよい。

20

【0016】

測定システム1は、挿入された硬貨3の特徴を測定する。測定された特徴は、 N 個の要素を持つ特徴ベクトルに組み込まれる。この場合、各要素は、処理システム4により測定した特徴に対応する。この例の場合には、センサ・システムは、周知の技術（例えば、GB2,254,949A参照）により挿入された硬貨の材料、厚さおよび直径を表わす数値を測定するが、これらの数値は対応する特徴ベクトルの三つの要素である。要するに、各センサは、自己振動回路内に1つまたはそれ以上のコイルを備える。直径センサおよび厚さセンサの場合には、挿入された硬貨が接近した場合、各コイルのインダクタンスの変化によりオシレータの周波数が変化し、それにより、その硬貨の各特性のデジタル表示を入手することができる。導電率センサの場合には、挿入された硬貨が接近した場合、コイルの Q の変化によりコイルの両端の間の電圧が変化し、それにより、硬貨の導電率を表わすデジタル出力を入手することができる。各コイルの構造、位置および向き、およびコイルに加えられる電圧の周波数は、コイルが、導電率、直径および厚さという特性の中の特定の1つによる優勢な出力を供給するように配置されているが、各測定値が、硬貨の他の特性によりある程度影響を受けることを理解することができるだろう。

30

40

【0017】

もちろん、通貨の複数の種類を表わす多くの異なる特徴も、特徴ベクトルの要素として測定し使用することができる。例えば、紙幣の場合には、測定した特徴は、例えば、紙幣の幅、紙幣の長さ、および紙幣の全部または一部の反射光、または透過光の強度を含むことができる。一例を挙げると、測定システムは、光学的センサを使用して、 N 本のラインに沿って紙幣を走査するように配置することができる。各走査ラインは、順次走査される L 本の個々の領域を含む。各領域は、 M 個の異なる特徴の測定値を含む。より詳細に説明すると、各領域においては、赤、緑および赤外線放射の反射率の強度が測定される。それ故、測定の数値は、 $L \times M \times N$ になる。これらの測定値は、各サンプルに対する特徴ベクトルの構成要素となる。そのため、特徴ベクトルは、 $L \times M \times N$ 個の構成要素を含む

50

。代わりに、測定したサンプルを表わす特徴ベクトルを入手するために、別な方法で測定値を処理することができる。例えば、その領域に対するM個の測定値からなる各測定領域の局部特徴ベクトルを形成することができる。その後で、全サンプルを表わすM個の次元特徴を入手するために、紙幣のその領域上で、局部特徴ベクトルを合計することができる。

【0018】

その後で、特徴ベクトルは、分類装置6に入力される。分類装置6は、特徴ベクトルと、分離機能を含む所定の分類規準を使用して、サンプルが、所定の種類の中のどれに入るかを判断する。サンプルが、紙幣の受け入れ可能な額面に属するものであることが分かった場合には、その紙幣は受け入れられ、対応する額面の紙幣であると認められる。サンプルが、既知の偽造グループに属するものであると識別された場合には、そのサンプルは拒否される。

10

【0019】

この例の場合には、システムは、硬貨と1つの既知の偽造硬貨の二つの額面を分類するためのものである。図2は、測定空間内の分布の二次元表現である。十字は、第一の額面のサンプルを示し、点は、第一の額面の偽造硬貨を示し、丸は第二の額面のサンプルを示す。

【0020】

以下に、一般的な表現で、分離機能の偏差について説明する。その後で、同様に、一般的な表現で分類方法について説明し、その後で、特定の例に対する一般的な方法の適用について説明する。

20

【0021】

要するに、本発明の一実施形態による分離機能を手入するための方法は、非線形マップを使用して、測定した特徴ベクトルの空間である入力空間を、一次特性を持つより高い次元の空間にマッピングする。分離超平面は、マッピングした空間内でLDA解析に等しい解析を使用し、トレーニング・データを使用して、マッピングした空間内に形成される。

【0022】

額面の母集団分布は、下記のように解析される。

最初に、対象となる各額面のサンプル、および既知の各偽造硬貨のサンプルの測定が行われ、対応する特徴ベクトルが形成される。例えば、N次元の散乱グラフ上に描いた場合（この場合、Nは測定した特徴の数）、上記サンプルからの特徴ベクトルは、クラスタと呼ばれるいくつかのグループにほぼ分類される。その後で、これらの測定したサンプルは、以下に説明するように、分離関数を手入するために使用される。この例の場合には、各額面に対して50のサンプル、偽造硬貨に対して50のサンプルを使用する。

30

【0023】

説明を続ける前に、使用する表記法の一般的な説明を行う。

入力空間、すなわち、特徴ベクトルの空間をXとして定義する。

【数1】

$$X = \sum_{i=1}^N X_i$$

40

ここで、Nはクラスタの数である。部分空間 X_i の濃度は、 N_i により示され、X内の要素の数はMで示される。それ故、

【数2】

$$\sum_{i=1}^N n_i = M$$

となる。 x^t はベクトルxの転置行列である。

【0024】

入力空間においては、Cは共分散行列であり、下記式により表わされる。

50

【数 3】

$$C = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M x_j x_j' \quad (1)$$

【0025】

本発明の方法は、マッピングされた空間内のドット積を定義する核関数 k を使用する。
 を、 X をヒルベルト空間 F 内にマッピングする非線形関数であると仮定すると、下記式
 のようになる。

$$\begin{array}{l} : X \quad F \\ x \quad (x) \end{array} \quad (2) \quad 10$$

【0026】

および、 $k(x, y) = (x) \cdot (y) = \phi(x) \cdot \phi(y)$
 以下の説明から分かるように、任意の k が、正である正の整数オペレータの連続している
 核である場合に、例えば、マーセル定理により表わすことができても、所与の k に対して
 をハッキリと形成する必要はなく、その場合、 ϕ は存在する。(シヨルコフの3節およ
 び付録C参照)。また、無限次元空間である場合がある、 F 内にドット積をハッキリと行
 う必要もない。

【0027】

F においては、 V は共分散行列であり、下記式により表わされる。

【数 4】

$$V = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \phi(x_j) \phi'(x_j) \quad (3) \quad 20$$

この観察は F 内に中心を持つものと仮定する、すなわち、

【数 5】

$$\sum_{j=1}^M \phi(x_j) = 0$$

であると仮定する。データの中心を求める方法については、以下に説明する。

【0028】

B は、クラスタの共分散行列であり、下記式により表わされる。

【数 6】

$$B = \frac{1}{M} \sum_{l=1}^N n_l \phi_l \overline{\phi_l} \quad (4)$$

ここで、 $\overline{\phi_l}$ はクラスタ l の平均値である。すなわち、下記式により表わされる。

【数 7】

$$\overline{\phi_l} = \frac{1}{n_l} \sum_{k=1}^{n_l} \phi(x_{lk}) \quad (5) \quad 40$$

ここで、 x_{lj} は、クラスタ l の要素 j である。

【0029】

B は、 F でのクラスタ間の慣性を表わす。

V も、クラスタを使用して、下記式により表わすことができる。

【数 8】

$$V = \frac{1}{M} \sum_{l=1}^N \sum_{k=1}^{n_l} \phi(x_{lk}) \phi'(x_{lk}) \quad (6)$$

【0030】

V は、F での全慣性を表わす。

$$K_{ij} = k(x_i, x_j)$$

$$\text{および } (k_{ij})_{pq} = ({}^t(x_{pi}) \quad (x_{qj}))$$

であると仮定する。

K は、クラスタ要素上に

【数 9】

$$(K_{pq})_{\substack{p=1..N \\ q=1..N}}$$

により定義される ($M \times M$) マトリックスであると仮定する。

10

【0031】

ここで、 (K_{pq}) は、クラスタ p とクラスタ q との間の 共分散行列 である。

【数 10】

$$K = (K_{pq})_{\substack{p=1..N \\ q=1..N}} \text{ where } K_{pq} = (k_{ij})_{\substack{i=1..n_p \\ j=1..n_q}} \quad (8)$$

K_{pq} は、 $(N_p \times N_q)$ マトリックスである。

また、K は、対称であるので、 $K^t_{pq} = K_{pq}$ となる。

【0032】

W はマトリックスの中心であり、下記式により表わされる。

20

$$W = (W_l)_{l=1..N} \quad (9)$$

ここで、 W_l は、すべての項が $1/N_l$ に等しい $(N_l \times N_l)$ マトリックスである。

W は、 $M \times M$ ブロック対角線マトリックスである。

【0033】

この方法は、本質的には、クラスタ内の慣性を最大にし、クラスタ内の慣性を最小にするために、マッピングした空間 F 内で線形判別解析を行う方法である。この方法は、福永の論文に記載されているように、固有値の解像度に等しい。その後で、適当な分離関数を入力することができる。

【0034】

より詳細に説明すると、この方法は、下記式を満足する、固有値 および固有ベクトル V の発見を含む。

30

$$V V = B V \quad (10)$$

【0035】

固有ベクトルは、F の要素の直線的結合である。それ故、下記式で表わされる係数 α_{pq} ($p = 1 \dots N, q = 1 \dots N_p$) が存在する。

【数 11】

$$v = \sum_{p=1}^N \sum_{q=1}^{n_p} \alpha_{pq} \phi(x_{pq}) \quad (11)$$

【0036】

40

式 (10) の固有ベクトルは、下記式の固有ベクトルと同じものである。

【数 12】

$$\lambda \phi'(x_{ij}) V = \phi'(x_{ij}) B v \quad (12)$$

(シェールコッフ参照)

【0037】

K および W の定義、および式 (6) および (11) を使用して、式 (12) の左辺を下記式のように表わすことができる。

【数 13】

$$(\phi'(x_{11}), \dots, \phi'(x_{1n_1}), \dots, \phi'(x_{ij}), \dots, \phi'(x_{N1}), \dots, \phi'(x_{Nn_N}))Bv = \frac{1}{M}KWK\alpha \quad (14)$$

【 0 0 4 1 】

式 (1 3) と式機 (1 4) を結合することにより、下記式が得られる。

【 数 1 9 】

$$\text{Thus, } \lambda = \frac{\alpha'KWK\alpha}{\alpha'KK\alpha} \quad (15)$$

K は、 $K = QR$ (ウイルキンソン、 1 9 7 1) に分解することができるので、 $K = QR$ となる。

R は、上部三角であり、Q は正規直交である。すなわち、 $Q^tQ = I$ である。

【 0 0 4 2 】

Q は $M \times r$ マトリックスであり、R は $r \times M$ マトリックスである。この場合、r は K のランクである。QR 分解は、通常の長方形マトリックスに対して、行うことができることが分かっている。それ故、下記式のようになる。

$$R = \quad (16)$$

R の行は、所与の α に対して、直線的に独立しているので、少なくとも 1 つの λ の解が存在する。 $K = QR$ であり、 $K^tK = Q^tQ^tK^tK$ (K は対称) であるので、

【 0 0 4 3 】

式 (1 5) に代入すると、下記式が得られる。

【 数 2 0 】

$$\lambda = \frac{\alpha'KWK\alpha}{\alpha'KK\alpha} \quad (17)$$

【 0 0 4 4 】

Q は正規直交であるので、

$$= Q^tWQ \quad (18)$$

式 (1 8) は、標準固有ベクトル式の形をしている。K は特異であり、QR 分解は部分空間 Q に働きかけることができるので、分解が簡単になる。

その後で、係数 α を、式 (1 6) からの α から入手することができ、その後で、式 (1 1) から固有ベクトルを入手することができる。

【 0 0 4 5 】

これら係数 α は、F の対応するベクトル V を正規化しなければならないので、正規化される。すなわち、下記式のようになる。

【 数 2 1 】

$$v^t v = 1 \quad (19)$$

【 0 0 4 6 】

または、(式 1 1 から)、下記式が得られる。

【 数 2 2 】

$$V^t V = \sum_{p=1}^N \sum_{q=1}^{n_p} \sum_{l=1}^N \sum_{h=1}^{n_l} \alpha_{pq} \alpha_{lh} \phi'(x_{pq}) \phi(x_{lh}) = 1$$

$$= \sum_{p=1}^N \sum_{l=1}^N \alpha_p^t K_{pl} \alpha_l = 1$$

それ故、

10

20

30

40

50

【数 2 3】

$$(19) \Rightarrow \alpha' K \alpha = 1 \quad (20)$$

【0 0 4 7】

上記ステップは、式(10)の固有ベクトルVの発見方法を示す。

線形判別解析から分かるように(例えば、福永参照)、固有ベクトルの数は、N - 1に等しい。この場合、Nはクラスタの数である。固有ベクトルによりカバーされている部分空間内のクラスタの画像は、固有ベクトル上に投影することにより見ることができる。この投影は、下記式により行われる。

10

【0 0 4 8】

固有ベクトルV、および特徴ベクトルxに対しては、下記式のようになる。

【数 2 4】

$$(\phi'(x)v) = \sum_{p=1}^N \sum_{q=1}^{n_p} \alpha_{pq} \phi'(x_{pq}) \phi(x) \quad (21)$$

$$= \sum_{p=1}^N \sum_{q=1}^{n_p} \alpha_{pq} k(x_{pq}, x)$$

20

【0 0 4 9】

上記の説明から分かるように、計算する場合、に関する知識は必要ないし、F内のドット積を計算する必要もない。

【0 0 5 0】

実験により、適当な核関数を使用することにより、固有ベクトル空間内のクラスタの画像は十分に分離されることが分かっているし、より詳細に説明すると、直線的に分離することができる、すなわち、上記画像は、線、面または超平面により分離することができることが分かっている。

【0 0 5 1】

その後で、検査、平均化、マハラノビス距離、k個の最も近いものとの比較のような周知の方法により、測定した種類を分類するための適当な分離関数を容易に入手することができる。

30

【0 0 5 2】

すでに説明したように、観察の中心はF内にあると仮定した。中心の発見について、より詳細に説明する。最初に、所与の観察 x_{ij} の場合には、クラスタiの要素j、画像(x_{ij})の中心は、下記式により求められる。

【数 2 5】

$$\tilde{\phi}(x_{ij}) = \phi(x_{ij}) - \frac{1}{M} \sum_{l=1}^N \sum_{k=1}^{n_l} \phi(x_{lk}) \quad (22)$$

40

その後で、中心を持つ共分散行列Kを定義しなければならない。

【0 0 5 3】

所与のクラスタpおよびqの場合には、

【数 2 6】

$$(\tilde{k}_{ij})_{pq} = (\tilde{\phi}(x_{pi}), \tilde{\phi}(x_{qj}))$$

のようになる。

【数 2 7】

$$\begin{aligned}
(\tilde{k}_{ij})_{pq} &= \left[\phi(x_{pi}) - \frac{1}{M} \sum_{l=1}^N \sum_{k=1}^{n_l} \phi(x_{lk}) \right] \left[\phi(x_{qj}) - \frac{1}{M} \sum_{h=1}^N \sum_{m=1}^{n_m} \phi(x_{hm}) \right] \\
(\tilde{k}_{ij})_{pq} &= (k_{ij})_{pq} - \frac{1}{M} \sum_{l=1}^N \sum_{k=1}^{n_l} (1_{ik})_{pl} (k_{kj})_{lq} - \frac{1}{M} \sum_{h=1}^N \sum_{m=1}^{n_m} (k_{im})_{ph} (1_{mj})_{hq} + \frac{1}{M^2} \sum_{l=1}^N \sum_{k=1}^{n_l} \sum_{h=1}^N \sum_{m=1}^{n_m} \\
&\quad (1_{ik})_{pl} (k_{im})_{lh} (1_{mj})_{hq} \\
\tilde{K}_{pq} &= K_{pq} - \frac{1}{M} \sum_{l=1}^N 1_{pl} K_{lq} - \sum_{h=1}^N K_{ph} 1_{hq} + \frac{1}{M^2} \sum_{l=1}^N \sum_{h=1}^N 1_{pl} K_{lh} 1_{hq} \\
\tilde{K} &= K - \frac{1}{M} 1_N K - \frac{1}{M} K 1_N + \frac{1}{M^2} 1_N K 1_N \tag{23}
\end{aligned}$$

【0054】

ここで、下記のマトリックスを導入する。

その要素がすべて1に等しい、 $1_{pl} = (1_{ik})_{i=1, \dots, N; k=1, \dots, N_l}$ 、 $(N_p \times N_l)$ マトリックス

その要素がブロック・マトリックスである、 $1_N = (1_{pl})_{p=1, \dots, N; l=1, \dots, N}$ 、 $(M \times M)$ マトリックス 20

【外1】

それ故、中心に集中しない点 $\phi(x_{ij})$ の場合には、 K から \tilde{K} を入手することができ、その後で、 \tilde{K} の固有ベクトルに対する解を求めることができる。その後で、特徴ベクトル x に対して、固有ベクトル \tilde{v} 上への x の中心に集中した ϕ 画像の投影が、下記式により得られる。

【数28】

$$(\tilde{\phi}(x)v) = \sum_{p=1}^N \sum_{q=1}^{n_p} \tilde{\alpha}_{pq} \tilde{\phi}(x_{pq}) \tilde{\phi}(x) \tag{24}$$

【0055】

いままで、一般的な表現で、一般的な判別解析の方法を説明してきた。硬貨確認装置の特定の例を参照しながら一般的な原理について説明する。

【0056】

本明細書の最初のところの硬貨確認装置の例に戻って説明すると、各特徴ベクトルは三つの要素を持ち、それぞれ、問題の二つの各額面および既知の偽造硬貨に対応する三つのクラスタがある。 40

【0057】

各額面の50のサンプル、および偽造硬貨の50のサンプルを測定システム1に投入する。すでに説明したように、それぞれの硬貨の厚さ、材料および直径を表わす数値を入手するために、センサ・システムは、サンプルを測定する。各サンプルの測定した特徴から対応する特徴ベクトルが形成される。

【0058】

50のサンプルから、各クラスタ37に対する特徴ベクトルが、分離関数を発生する際に使用するためにランダムに選択される。

【0059】

その後で、核関数が選択される。核関数は、どの関数により最高の分離結果が得られるかを発見するために、試行錯誤により選択される。適当と思われるマーセル定理を満足させる核関数は多数存在する。核関数の例としては下記のものがある。

【 0 0 6 0 】

多項核：

$$k(x, y) = (x, y)^d;$$

ガウスの核：

【 数 2 9 】

$$k(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{\sigma^2}\right);$$

10

双曲線タンジェント核：

$$k(x, y) = \tanh((x, y) + \theta);$$

S字核：

【 数 3 0 】

$$k(x, y) = \left(\frac{1}{1 + e^{-((x, y) + \theta)}}\right)$$

この例の場合には、ガウスの核を使用するが、この場合、 $\sigma^2 = 0.01$ である。

【 0 0 6 1 】

20

選択した例および核関数を使用して、マトリックスKおよびWを計算する(式(8)および(9))。

その後で、QR分解を使用して、Kを分解する。

その後で、固有ベクトルおよび対応する固有ベクトルを計算する(式(18))。

その後で、係数が計算され、正規化される(式(16)および(20))。

【 0 0 6 2 】

その後で、各クラスタの残りの13のサンプルの特徴ベクトルが、特徴ベクトルV上に投影され(式21)、容易にチェックできるように、結果がグラフ上に描かれる。この場合には、クラスタの数は三つであるので、特徴ベクトルは二つであり、分離は2-d空間内で行われる。図3はその様子を示す。図を見れば分かるように、クラスタはハッキリと分離されている。より詳細に説明すると、各クラスタは、重心である一点に投影される。その後で、上記の特徴ベクトルを持つクラスタの投影の分離が解析され、分離関数を入力するために使用される。この例の場合には、一次分離関数は、観察により容易に入手することができる。例えば、適当な分離関数は、下記のように求められる。

30

【 0 0 6 3 】

特徴ベクトル V_1 、 V_2 および入力ベクトル x の場合、

もし、 $[(x, V_1) > 0]$ および $[(x, V_2) > 0]$ であるならば、 x はグループ1に属する(すなわち、第一の額面である)。

もし、 $[(x, V_1) > 0]$ および $[(x, V_2) < 0]$ であるならば、 x はグループ2に属する(すなわち、第二の額面である)。

40

もし、 $[(x, V_1) < 0]$ および $[(x, V_2) > 0]$ であるならば、 x はグループ3に属する(すなわち、第一の額面の偽造硬貨である)。

【 0 0 6 4 】

その後で、額面の分からない硬貨の分類が下記のように行われる。挿入された硬貨が感知され、サンプルの材料、厚さおよび直径を表わす測定値が入手される。その後で、特徴ベクトルが測定値から入手される。その後で、特徴ベクトルが、(式(21)を使用して)計算した固有ベクトル上に投影され、硬貨は、すでに説明したように、投影値および分離関数により分類される。

【 0 0 6 5 】

例えば、マイクロプロセッサにより、最初のデータ解析用のサンプルの数値、および分

50

離関数からの偏差を解析することができる。同様に、分類装置6としてマイクロプロセッサを使用することができる。

【0066】

別の方法としては、分類装置6として、確率ニューラル・ネットワークまたはパーセプトロンのようなニューラル・ネットワークを使用することができる。例えば、ニューラル・ネットワークは、N - 1個の線形出力ニューロン、およびM個の隠れたニューロンを含むことができ、その場合、各核計算は隠れたニューロンである。この場合、入力加重は、数値、 X_{pq} であり、係数は隠れたニューロンと出力層との間の加重である。

【0067】

また、分類装置としては、線形分類装置、または支持ベクトル機械を使用することができる。

10

【0068】

上記実施形態の方法は、紙幣または実際に、他の種類の品目の分類にも同様に適用することができる。例えば、固有ベクトル分解を使用してKを分解する他の解法(10)も使用することができる。

【0069】

上記実施形態の場合には、もっと高い次元の空間への非線形マッピングも使用することができる。代わりに、線形マッピングも使用することができる。また、もっと次元の低い空間、特徴ベクトル空間のような同じ次元の空間にもマッピングを行うことができる。

20

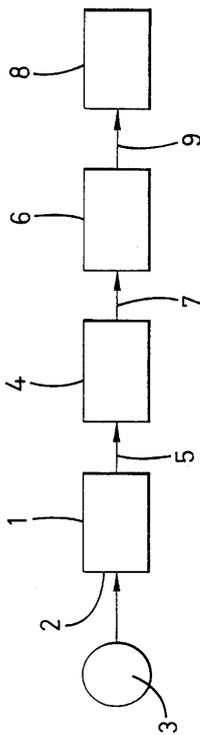
【図面の簡単な説明】

【図1】 分類システムのブロック図である。

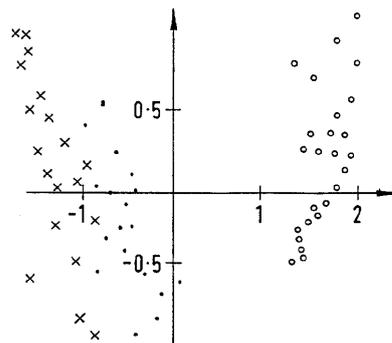
【図2】 硬貨データの分布を示すグラフである。

【図3】 図2のデータを新しい軸上に投影した場合のグラフである。

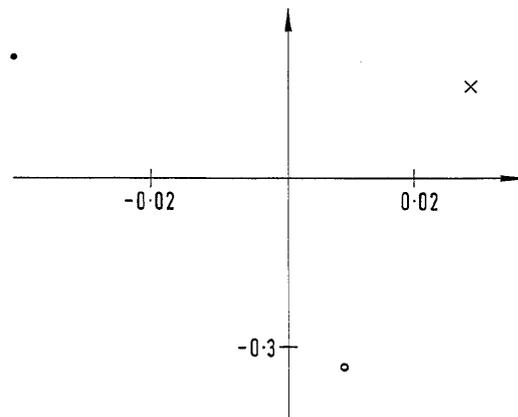
【図1】



【図2】



【図3】



フロントページの続き

(74)代理人 100096688

弁理士 本宮 照久

(74)代理人 100104352

弁理士 朝日 伸光

(74)代理人 100128657

弁理士 三山 勝巳

(72)発明者 バウダット, ガストン

スイス・シーエイチ - 1 2 0 2 ジュネーヴ, グランド - プレ, 7 4

審査官 鈴木 誠

(56)参考文献 Christopher M. Bishop, Neural Networks for Pattern Recognition, 英国, Oxford Un

iv Pr, 1996年 1月18日, 105-111

BURGES C J C, Simplified Support Vector Decision Rules, MACHINE LEARNING, PROCEEDINGS

OF THE INTERNATIONAL CONFERENCE, 1996年 7月 3日, P71-77

(58)調査した分野(Int.Cl., D B名)

G07D 7/00