

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特 許 公 報(B2)

(11) 特許番号

特許第3703858号

(P3703858)

(45) 発行日 平成17年10月5日(2005.10.5)

(24) 登録日 平成17年7月29日(2005.7.29)

(51) Int.Cl.⁷

G06N 3/00

G01N 33/50

F I

G06N 3/00

560Z

G01N 33/50

T

請求項の数 5 (全 13 頁)

(21) 出願番号 特願平5-245618
 (22) 出願日 平成5年9月30日(1993.9.30)
 (65) 公開番号 特開平7-105166
 (43) 公開日 平成7年4月21日(1995.4.21)
 審査請求日 平成12年9月4日(2000.9.4)
 審査番号 不服2004-2857(P2004-2857/J1)
 審査請求日 平成16年2月12日(2004.2.12)

(73) 特許権者 390014960
 シスメックス株式会社
 神戸市中央区脇浜海岸通1丁目5番1号
 (74) 代理人 100065248
 弁理士 野河 信太郎
 (72) 発明者 金井 一之
 神戸市中央区港島中町7丁目2番1号 東
 亜医用電子株式会社内

合議体

審判長 吉岡 浩

審判官 堀江 義隆

審判官 松浦 功

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 帰属度判別装置

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項1】

疾患の判別に用いられる帰属度判別装置であって、

多数の疾患群について各群の疾患データをあらかじめ記憶した記憶手段と、

記憶手段に記憶された多数の疾患群の中から任意の2群を、全ての組み合わせについて
 選択し、選択した各2群を最適に2分する線形判別関数を、各2群毎にそれぞれ設定する
 判別関数設定手段と、

判別関数設定手段によって設定された各2群毎の線形判別関数を用いて、各2群毎に被
 検データがどちらの群に属するのかの2群判別結果を算出する2群判別結果算出手段と、

2群判別結果算出手段による2群判別結果の支持度合を各2群毎に決定する支持度合決
 定手段と、

各2群毎の2群判別結果と支持度合とに基づき、各群に対する被検データの帰属度を算
 出する帰属度算出手段を有し、

帰属度算出手段が算出した各群に対する被検データの帰属度を出力装置に出力させる、
 帰属度判別装置。

【請求項2】

支持度合決定手段による支持度合が、僅差で判別されたのか大差で判別されたのかの度
 合を数量化した2群判別度合と、線形判別関数の確からしさの度合を数量化した判別関数
 の確信度と、判別しようとする2群の重要性の度合を数量化した重要度との、3つの要素
 の少なくとも1つを考慮することによって決定されることを特徴とする請求項1記載の帰

10

20

属度判別装置。

【請求項 3】

支持度合決定手段の支持度合における 2 群判別度合が、被検データの各 2 群に対するマハラノビスの距離の 2 乗を求め、それらの数値の距離比を求め、この距離比を正規化したものを 2 群判別度合とすることによって求められることを特徴とする請求項 2 記載の帰属度判別装置。

【請求項 4】

支持度合決定手段の支持度合における判別関数の確信度が、判別関数設定手段によって各 2 群毎にそれぞれ線形判別関数が設定されるときに判別性能の評価指標の 1 つである相関比によって決定されることを特徴とする請求項 2 記載の帰属度判別装置。

10

【請求項 5】

前記被検データが、血液分析装置から得られる血液データである請求項 1 記載の帰属度判別装置。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【産業上の利用分野】

この発明は、2 群線形判別の分析結果を統合して多群判別を行うことにより、被検データがどの群に帰属するのかの判別を行う帰属度判別装置に関する。この装置は、例えば疾患の診断（患者がどの疾患群に属するのかの診断）に有効に用いられる。

【0002】

20

【従来の技術】

2 群線形判別分析は、着目する対象が 2 群の内のいずれの群に帰属するのかを統計的に判別する手法として、たいへんポピュラーな方法である。また、この 2 群線形判別分析は、知識獲得の観点からも最終的には 2 群線形判別関数の判別値の正負で 2 群の内のいずれの群に帰属するのかを判別するため、たいへん情報圧縮率が高い。

【0003】

一方、ある疾患データに対して、考えられる多群の中から 1 群を決定する方法（診断システム）としては、エキスパートシステムを代表とする記号化した知識と推論エンジンで演繹的に実現する方法、ニューラルネットワークの学習を利用する方法、多変量解析の応用としての多群判別のように帰納的に実現する方法などがある。

30

【0004】

人間たとえば熟練した専門医がどのような思考過程で多群の中から 1 群を決定するかを考えて見ると、決して多群から一気に 1 群を決定することはせず、考え得る群を数群に絞り、それらを相互に比較することにより、最も「らしい」群を決定しているのではないかとと思われる。このようなプロセスは、一般に「選好プロセス」と呼ばれており、人間が比較的得意とするものである。

【0005】

このような多群パターンの認識については、電子情報通信学会論文誌 A Vol. J72-A No. 1 pp. 41-48 (1989 年 1 月) に、対判別による多群パターン認識に関する記載がある。

【0006】

40

この多群パターンの認識においては、すべての対について 2 群間の判別を行い、これらの結果を統合して多群への判定結果を出すようにしている。すなわち、全群に共通の分散共分散行列を仮定するのではなく、対ごとに分散共分散行列を仮定し、未知入力パターン x に対し各群 π_i 、 π_j からのマハラノビスの距離 D_{i^2} 、 D_{j^2} 、事後確立 $P(\pi_i | x)$ 、 $P(\pi_j | x)$ を計算し、マハラノビスの距離 D_{i^2} 、 D_{j^2} の大小、または事後確立 $P(\pi_i | x)$ 、 $P(\pi_j | x)$ の大小から判別結果を出し、これを基準化し（基準化対統計量）統合した上で、最終的に未知入力パターン x の分類結果を得るようにしている。ただし、事後確立 $P(\pi_i | x)$ 、 $P(\pi_j | x)$ に関しては、具体的な算出方法の記載はない。

【0007】

50

さらに、ここには、最終結果を得る方法として、多数決法、ミニマックス法、及び期待値による方法が示されている。この多数決法とは、2群判別結果を集計して多数決によって正解を得ようとするものである。ミニマックス法とは、群数が多い場合に有効であり、マハラノビスの距離のなかで最大値を求め、距離が大きくなったときその群に属することを否定するものである。期待値による方法とは、群 Π_i に関する基準化対統計量の期待値をとり、最良の結果を与える群を解とするものである。

【0008】

【発明が解決しようとする課題】

しかしながら、このような従来の多群判別においては、例えば、実際に各疾患を判別するシステムを構築する際には、知識獲得（線形判別関数の算出など）に用いるデータの質の

10

違いにより、得られた線形判別関数の信憑性が違うことが普通である。

【0009】

また、実際の疾患の判別においては、非常に重要な意味を持つ組み合わせの2群判別と、あまり意味を持たない組み合わせの2群判別とがあり、すべての組み合わせの2群判別を平等に考えることは好ましくない。専門医は経験をベースとして無意識の内にこのような処理を行っていると思われる。

以上のことから、現実の多群判別システム、特に疾患の判別を行うシステムにとっては、たいへん重要なポイントとなる。

【0010】

この発明は、このような事情を考慮してなされたもので、2群線形判別により、被検データが多群中のどの群に帰属するのかを算出すると同時に、各2群の組み合わせの判別毎にその支持度合を求め、その支持度合を参照して被検データの帰属度を判別することにより、従来よりも高い信頼性で帰属度の判別を行えるようにした帰属度判別装置に関する。

20

【0011】

【課題を解決するための手段】

図1はこの発明の構成を示すブロック図であり、図に示すように、この発明は、疾患の判別に用いられる帰属度判別装置であって、多数の疾患群について各群の疾患データをあらかじめ記憶した記憶手段101と、記憶手段101に記憶された多数の疾患群の中から任意の2群を、全ての組み合わせについて選択し、選択した各2群を最適に2分する線形判別関数を、各2群毎にそれぞれ設定する判別関数設定手段102と、判別関数設定手段102によって設定された各2群毎の線形判別関数を用いて、各2群毎に被検データがどちらの群に属するのかの2群判別結果を算出する2群判別結果算出手段103と、2群判別結果算出手段103による2群判別結果の支持度合を各2群毎に決定する支持度合決定手段104と、各2群毎の2群判別結果と支持度合とに基づき、各群に対する被検データの帰属度を算出する帰属度算出手段105を有し、帰属度算出手段105が算出した各群に対する被検データの帰属度を出力装置に出力させる、帰属度判別装置である。

30

【0012】

この発明における記憶手段101としては、フロッピーディスク装置や磁気ディスク装置などの各種の外部記憶装置を用いることができる。

判別関数設定手段102、2群判別結果算出手段103、支持度合決定手段104、及び帰属度算出手段105としては、CPU、ROM、RAM、I/Oポートからなるマイクロコンピュータを用いることができる。

40

【0013】

この発明においては、支持度合決定手段104による支持度合は、僅差で判別されたのか大差で判別されたのかの度合を数量化した2群判別度合と、線形判別関数の確からしさの度合を数量化した判別関数の確信度と、判別しようとする2群の重要性の度合を数量化した重要度との、3つの要素の少なくとも1つを考慮することによって決定されることが好ましい。

【0014】

また、支持度合決定手段104の支持度合における2群判別度合は、被検データの各2群

50

に対するマハラノビスの距離の2乗を求め、それらの数値の距離比を求め、この距離比を正規化したものを2群判別度合とすることによって求められることが好ましい。

【0015】

さらに、支持度合決定手段104の支持度合における判別関数の確信度は、判別関数設定手段によって各2群毎にそれぞれ線形判別関数が設定されときの判別性能の評価指標の1つである相関比によって決定されることが好ましい。

【0016】

【作用】

この発明によれば、判別関数設定手段により、記憶手段に記憶された多数の群の中から任意の2群を選択し、選択した2群を最適に2分する線形判別関数を設定する。次に、その線形判別関数を用いて、2群判別結果算出手段により、被検データが2群の内どちらの群に属するのかの2群判別結果を得るとともに、支持度合決定手段により、その2群判別結果の支持度合を得、これをすべての2群対の組み合わせについて行う。

【0017】

そして、得られた2群判別結果と支持度合とに基づいて、被検データの各群に対する帰属度を算出する。このことにより、獲得知識の実状にあった的確な疾患群の判別ができる。

【0018】

【実施例】

以下、図面に示す実施例に基づいてこの発明を詳述する。なお、これによってこの発明が限定されるものではない。

【0019】

この実施例においては、血液分析装置から得られる、WBC（白血球数）、RBC（赤血球数）、HGB（ヘモグロビン量）、MCV（平均赤血球容積）、MCHC（平均赤血球ヘモグロビン濃度）、PLT（血小板数）、RDW（赤血球分布幅）の7種の測定データを用いて、7次元の被検データ $X (= X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7)$ が、 β -サラセミア、鉄欠乏性貧血、2次性貧血▲1▼、2次性貧血▲2▼、2次性貧血▲3▼、再生不良性貧血+MD S、溶血性貧血▲1▼、溶血性貧血▲2▼、巨赤芽球性貧血、鉄欠乏性貧血治療中、臍帯血、多血症、正常（成人）、正常（小児）の14群の、いずれの群（疾患）に属するのかの判別を行う場合について説明する。

【0020】

図2はこの発明による帰属度判別装置の一実施例の構成を示すブロック図である。この図において、10はフロッピーディスク装置や磁気ディスク装置などの各種の外部記憶装置から構成されるデータベース、12は2群判別分析装置、14は例えばRAMのような記憶装置、16は制御装置、18はCRTディスプレイ装置のような表示装置やドットプリンタのような印字装置からなる出力装置である。2群判別分析装置12及び制御装置16は、CPU、ROM、RAM、I/Oポートからなるマイクロコンピュータによって構成されている。

【0021】

図3はこの発明の帰属度判別装置の処理概要を示すブロック図であり、このブロック図に基づいて本装置の処理の概要を説明する。

まず、知識獲得プロセスについて説明する。

本装置による帰属度の判別においては、上記各群（疾患） $i : 1, 2, \dots, 14$ ごとに多数の良質の知識獲得データ $D_i : D_1, D_2, \dots, D_{14}$ を確保しておくことが必要である。

【0022】

この知識獲得データ群 D_i は、 β -サラセミア、鉄欠乏性貧血、2次性貧血▲1▼、2次性貧血▲2▼、2次性貧血▲3▼、再生不良性貧血+MD S、溶血性貧血▲1▼、溶血性貧血▲2▼、巨赤芽球性貧血、鉄欠乏性貧血治療中、臍帯血、多血症、正常（成人）、及び正常（小児）の14群に所属する人の血液を実際に分析し、各群に属する人のWBC、RBC、HGB、MCV、MCHC、PLT、RDWの7種の血液測定データをそれぞれ

10

20

30

40

50

記録したものである。この知識獲得データ群 D_i は、データベース 10 に格納されている。

【0023】

2 群判別分析装置 12 は、データベース 10 からこの知識獲得データ群 D_i を読み出し、この知識獲得データ群 D_i の全ての 2 群対の組み合わせについて 2 群判別分析を行い、線形判別関数 F_{ij} などの知識を獲得する。獲得された知識は記憶装置 14 に記憶される。

【0024】

次に、判別診断プロセスについて説明する。

制御装置 16 は、未知の被検データ X を取り込み、被検データ X と獲得された知識とから被検データ X が各疾患に属する可能性を、2 群判別結果 A_{ij} 及びその支持度合 S_{ij} の数値として算出する。この被検データ X とは、どの疾患に属するのかを調べようとする患者の実際の WBC 、 RBC 、 HGB 、 MCV 、 $MCHC$ 、 PLT 、 RDW の 7 種の血液データである。

【0025】

数値として算出された各疾患に属する可能性の結果は、各群ごとに集計され、帰属度 K_i として出力装置 18 に出力される。本装置においては、未知の被検データ X と上記獲得された知識とから疾患の判別を行う。

【0026】

図 4 は上記知識獲得プロセスと判別診断プロセスの詳細を示すブロック図である。図において、知識獲得プロセスはブロック 20 で示し、判別診断プロセスはブロック 22 で示す。以下、このブロック図を参照しながら本装置の処理について詳述する。

【0027】

2 群判別分析装置 12 では、具体的には 14 群、すなわち知識獲得データ $D_1, D_2, \dots, D_{14}$ のすべての 2 群対について、2 群線形判別分析を行う。2 群対の組み合わせ (i, j) は全部で ${}_{14}C_2 = (14 \times 13) / 2 = 91$ 通りある。その組み合わせに対応して 2 群を分画するための線形判別関数 $F_{ij}(X_1, X_2, \dots, X_7)$ も 91 通り必要となる。

【0028】

線形判別関数 $F_{ij}(X_1, X_2, \dots, X_7)$ は次式のようにになる。

$$F_{ij}(X_1, X_2, \dots, X_7) = a_{ij0} + a_{ij1}X_1 + a_{ij2}X_2 + \dots + a_{ij7}X_7 \quad \text{式 (1)}$$

ただし、 $a_{ij0}, a_{ij1}, a_{ij2}, \dots, a_{ij7}$ は係数、 $X_1, X_2, \dots, X_7$ は変数とする。

【0029】

知識獲得データの疾患群 D_i, D_j を最良に判断する線形判別関数 $F_{ij}(X_1, X_2, \dots, X_7)$ を求める方法、すなわち、上記係数 $a_{ij0}, a_{ij1}, a_{ij2}, \dots, a_{ij7}$ を求めるには、公知の方法を用いることができる。また、知識獲得データの疾患群 D_i, D_j の各平均値行列 Y_i, Y_j 、各分散共分散行列 S_i, S_j 、相関比を求める方法も公知である。これらの行列 Y_i, Y_j, S_i, S_j は、後述の被検データの群 i, j へのマハラノビス距離の 2 乗 M_i, M_j を算出する際に用いられる。

【0030】

以上の 2 群対 (i, j) ごとに得られた線形判別関数式の係数 $a_{ij0}, a_{ij1}, a_{ij2}, \dots, a_{ij7}$ 、平均値行列 Y_i, Y_j 、分散共分散行列 S_i, S_j 、及び相関比が、本装置で用いる獲得された知識となる。

【0031】

制御装置 16 では、被検データ X と獲得された知識とから被検データ X が各疾患に属する可能性を数値として算出する。

すなわち、疾患の 2 群対 (i, j) を選び、被検データ X とその 2 群対に対応する線形判別関数 $F_{ij}(X_1, X_2, \dots, X_7)$ から、被検データ X が疾患 i に属するの、疾患 j に属するのを求める。この場合、疾患 i に属すると判別されたときは $A_{ij} = 1$ とし、疾患 j と判別されたときは $A_{ij} = 0$ とする。この 2 群判別結果 A_{ij} は、被検データ $X: (X_1, X_2, \dots, X_7)$ を上記式 (1) に代入して得られる判別関数値の正負によ

10

20

30

40

50

り決定できる。

【0032】

疾患 i に属する可能性の度合 K_i を算出するのに、上記 2 群判別結果 A_{ij} の情報だけを用いて可能性度合 K_i を求めることが可能である。しかし、一般に精度はあまり良くない。なぜなら、大差で判別される場合と僅差で判別される場合があるが、その点が考慮されないからである。

【0033】

そこで、本発明では、群 i と群 j の 2 群判別結果に対する支持度合 S_{ij} の概念を導入し、同じ 2 群判別結果でも、どの程度の判別度合かを考慮できるようにした。2 群判別結果の支持度合は、2 群判別結果の程度を表すものであり、0 ~ 1 の値をとる。この支持度合が 1 に近いほど 2 群判別結果に対する支持度合が高い、つまり大差で判別されたことを示し、支持度合が 0 に近いほど 2 群判別結果に対する支持度合が低い、つまり僅差で判別されたことを示す。

10

【0034】

以下、具体的な 2 群判別結果の支持度合 S_{ij} の算出例を説明する、なお、この説明においては、判別関数の確信度 C_{ij} 、重要度 W_{ij} 、2 群判別度合 R_{ij} に分けて、それぞれ説明する。

【0035】

(1) 判別関数の確信度 C_{ij} の算出方法

判別関数の獲得は、当然ながら現実のデータから行われるため、各群の知識獲得データの質が知識である判別関数に大きく影響する。2 群判別分析では、得られた 2 群線形判別関数 $F_{ij}(X_1, X_2, \dots, X_7)$ の判別性能を表すのに相関比を使用することがある。

20

【0036】

この相関比は、群 i と群 j の 2 群を判別する線形判別式に、被検データ X を代入して得られる判別関数値 Z の両群の度数分布を求め、各群ごとの判別関数値の平均値 Y_i, Y_j 、分散 σ_i^2, σ_j^2 (サンプル数: n_i, n_j) と、両群全体の平均値 Y_T 、分散 σ_T^2 (サンプル数: $n_T (= n_i + n_j)$) を算出する。

【0037】

ここで、級内分散を σ_w^2 とすると、級内分散 σ_w^2 は

$$\sigma_w^2 = (n_i \sigma_i^2 + n_j \sigma_j^2) / n_T$$

30

級間分散を σ_b^2 とすると、級間分散 σ_b^2 は

$$\sigma_b^2 = (n_i (Y_i - Y_T)^2 + n_j (Y_j - Y_T)^2) / n_T$$

となる。

【0038】

また、 $\sigma_T^2 = \sigma_w^2 + \sigma_b^2$ となるので、相関比は、次のように算出される。

$$\text{相関比 } C_{ij} = \sigma_b^2 / \sigma_T^2 \quad (0 < \text{相関比} < 1)$$

この相関比は、判別能力が高ければ級間分散が大きく、級内分散が小さくなるため、1 に近い値となる。この相関比を判別関数の確信度 C_{ij} とする。

【0039】

(2) 重要度 W_{ij} の設定

40

被検データ X に対する i 群への帰属度は、全 14 群の内、群 i と群 i を除く 13 群との 2 群対の線形判別の結果として求められる。群 i への帰属度を算出する際、一般的には 13 組 (この実施例においては、1 つの群に関して 13 組の 2 群対が存在する) の 2 群対に対して重要度に差がある場合が普通である。たとえば、鉄欠乏性貧血群への帰属度を算出する際に、 β -サラセミア群、正常群などの類似群との判別は、臨床的に重要であるが、多血症群などとの判別は情報的にもあまり価値がないし、臨床的重要度も低い。このような関係を 13 点満点 (この実施例においては、1 つの群に関して 13 組の 2 群対が存在するため) で各 2 群対に重要度 W_{ij} として割り当てる。

【0040】

(3) 2 群判別度合 R_{ij} の算出方法

50

被検データXの疾患群i, jへのマハラノビス距離の2乗 M_i , M_j を算出する。

【0041】

疾患iへのマハラノビス距離の2乗 M_i は、よく知られているように、被検データX、知識獲得で得られた疾患i群の平均値行列 Y_i 、分散共分散行列 S_i とから次式で求められる。

$$M_i = (X - Y_i) S_i^{-1} (X - Y_i)$$

ただし、 t は転置行列、 $^{-1}$ は逆行列を表す。

疾患jへのマハラノビス距離の2乗 M_j も同様にして求められる。

【0042】

2つのマハラノビス距離の2乗から M_i の M_j に対する相対的なマハラノビス距離の2乗比 MR_{ij} を設定し、その値 MR_{ij} を関数fにより0~1の値に変換し、2群判別度合 R_{ij} とする。

【0043】

たとえば、 $MR_{ij} (= M_j / M_i)$ をxとして、

【数1】

$$R_{ij} = f(x) = \frac{1 - \exp(-0.366 \times (x - 1))}{1 + \exp(-0.366 \times (x - 1))}$$

ただし、 $x = 1$ のときは、 $R_{ij} = 0$ とする。

で算出する。

【0044】

図5は上記関数f(x)のグラフである。この関数f(x)は正規化のための関数の一例で、1~∞の値をとる MR_{ij} を、0~1に連続的に変換することができる。

【0045】

定数-0.366の根拠は、被検データXのi, j群へのマハラノビス距離の比が2のとき(i群への距離に対して、j群への距離が2倍のとき： MR_{ij} は2乗であるので4とする)に、2群判別度合 R_{ij} が0.5となるように設定されている。この定数-0.366に関しては、判別する群の相対的な近さにより変更する必要がある。

なお、他に、知識獲得データに2群線形判別式を適用したときの判別の中率を用いる方法もある。

【0046】

以上の結果より、判別結果に対する支持度合 S_{ij} を

$$S_{ij} = R_{ij} \times C_{ij} \times W_{ij}$$

で求め、次式でi群に対する帰属度 K_i を算出する。

【数2】

$$K_i = \sum_{j=1}^n A_{ij} \times S_{ij} \times 1 / (n - 1)$$

ただし、 $n = 14$, $j \neq i$ とする。また、 $A_{ij} = 1$ の場合は疾患i側に判別されたとき、 $A_{ij} = 0$ の場合は疾患j側に判別されたときである。

上記の帰属度 K_i は、 $0 \leq K_i \leq 1$ となる。

【0047】

支持度合 S_{ij} は、2群判別度合 R_{ij} だけでも従来よりも判別精度を良くすることができるが、判別関数の確信度 C_{ij} も考慮すると($S_{ij} = R_{ij} \times C_{ij}$)、知識獲得データの実状にあったものとなる。

そして、さらに重要度 W_{ij} まで考慮すると($S_{ij} = R_{ij} \times C_{ij} \times W_{ij}$)、より一層人間の判断に近づけることが可能である。

【0048】

10

20

30

40

50

次に、このような処理動作の内容を図 6 及び図 7 に示すフローチャートに基づいて説明する。

図 6 は知識獲得プロセスと判別診断プロセスの全体の処理内容を示すフローチャートである。

【 0 0 4 9 】

この図に示すように、本装置の処理では、まず、知識獲得プロセスにおいて、知識獲得データ群 D_i から、各 2 群対ごとに、線形判別関数 F_{ij} , 平均値行列 Y_i , 分散共分散行列 S_i , 相関比 C_{ij} を獲得する (ステップ 31)。

【 0 0 5 0 】

次に、各 2 群対ごとの重要度 W_{ij} を設定する (ステップ 32)。なお、この重要度 W_{ij} は、知識獲得データ群 D_i と共に、あらかじめ設定しておいてもよい。 10

【 0 0 5 1 】

そして、判別診断プロセスにおいて、これらの線形判別関数 F_{ij} , 平均値行列 Y_i , 分散共分散行列 S_i , 相関比 C_{ij} , 重要度 W_{ij} を用いて、被検データ X に対して多群判別を行う (ステップ 33)。

【 0 0 5 2 】

図 7 は判別診断プロセスの詳細内容を示すフローチャートである。

判別診断プロセスの処理においては、まず、被検データ X が入力されると (ステップ 41)、任意の群 i を指定し (ステップ 42)、被検データ X を線形判別関数式 F_{ij} に代入し、2 群判別結果 A_{ij} を決定する (ステップ 43)。 20

【 0 0 5 3 】

続いて、被検データ X と、平均値行列 Y_i 及び分散共分散行列 S_i とから、マハラノビスの距離 M_i , M_j を算出し (ステップ 44)、マハラノビスの距離 M_i , M_j の 2 乗比 M_{Rij} に基づいて、2 群判別度合 R_{ij} を算出する (ステップ 45)。

次に、相関比 C_{ij} , 重要度 W_{ij} , 2 群判別度合 R_{ij} により、2 群判別結果 A_{ij} の支持度合 S_{ij} を算出する (ステップ 46)。

【 0 0 5 4 】

ここで、指定群 i についての全組み合わせ ij (ただし、 $j \neq i$) が終了したか否かを調べ (ステップ 47)、終了すれば、2 群判別結果 A_{ij} とその 2 群判別結果の支持度合 S_{ij} とから、指定群 i の帰属度 K_i を算出する (ステップ 48)。 30

【 0 0 5 5 】

そして、すべての群 i について終了したのか否かを調べ (ステップ 49)、すべての群 i について終了すれば、帰属度 K_i を値の高い順に並び換え (ステップ 50)、最も可能性の高い群 i を決定する (ステップ 51)。

【 0 0 5 6 】

以上の処理を実際に行った場合の出力帳票の例を図 8 ~ 図 10 に示す。これらの図に示したものは、2 次性貧血 ▲ 3 ▼ の疾患を有する検体を被検データとし、上記のプロセスを経て各群の帰属度 K_i を求めたものである。

【 0 0 5 7 】

これらの図の内、図 8 は 2 群判別結果だけを用いて 2 群判別結果の支持度合 S_{ij} を考慮しない場合 (支持モード：なし) の例を示し、図 9 は 2 群判別結果の支持度合 S_{ij} の内、2 群判別度合 R_{ij} だけを考慮した場合 (支持モード：距離比) を示し、図 10 は 2 群判別結果の支持度合 S_{ij} の内、2 群判別度合 R_{ij} と判別関数の確信度 C_{ij} を考慮した場合 (支持モード：距離比，相関比) を示している。 40

【 0 0 5 8 】

各モードにおける帰属度 K_i の算出式は次のようになる。

支持モード：なしの場合

【 数 3 】

$$K_i = \sum_{j=1}^n A_{ij} \times 1 / (n-1) \\ (\text{ただし } j \neq i)$$

支持モード：距離比の場合

【数 4】

$$K_i = \sum_{j=1}^n A_{ij} \times R_{ij} \times 1 / (n-1) \\ (\text{ただし } j \neq i)$$

10

支持モード：距離比，相関比の場合

【数 5】

$$K_i = \sum_{j=1}^n A_{ij} \times R_{ij} \times C_{ij} \times 1 / (n-1) \\ (\text{ただし } j \neq i)$$

【0059】

判別結果の支持度合 S_{ij} を考慮しない場合には、図 8 に示すように、2 次性貧血 ▲ 3 ▼ 群と溶血性貧血 ▲ 1 ▼ の帰属度 K_i が同じであったが、判別結果の支持度合 S_{ij} を考慮した場合には、図 9 の 2 群判別度合 R_{ij} だけを考慮した場合、及び図 10 の 2 群判別度合 R_{ij} と判別関数の確信度 C_{ij} との双方を考慮した場合ともに、2 次性貧血 ▲ 3 ▼ の帰属度 K_i が第 1 位となっている。

20

【0060】

さらに、支持度合 S_{ij} について、判別関数の確信度 C_{ij} を考慮しない場合（図 9）と考慮した場合（図 10）とを比べると、考慮した場合（図 10）の方が 1 位、2 位の差が相対的に大きくなっている。

【0061】

このようにして、知識獲得データ群 $D_1, \dots, D_n$ から、すべての 2 群対の組み合わせに対して 2 群判別分析を行い、知識となる判別関数 F_{ij} を得る。そして、この判別関数 F_{ij} を用いて未知の被検データ X について全組み合わせの 2 群判別分析を行い、2 群判別結果 A_{ij} 、支持度合 S_{ij} を得、この 2 群判別結果 A_{ij} と支持度合 S_{ij} とから被検データ X の各群に対する帰属度 K_i を算出することにより、獲得知識の実状にあった適確な疾患群の判別を行うことができる。

30

【0062】

【発明の効果】

この発明によれば、多数の疾患群の中から任意の 2 群を選択し、選択した 2 群を最適に 2 分する線形判別関数を設定し、その線形判別関数を用いて被検データが 2 群の内どちらの群に属するのかの 2 群判別結果を得るとともに、その 2 群判別結果の支持度合を得、得られた 2 群判別結果と支持度合とに基づいて、被検データの各群に対する帰属度を算出するようにしたので、獲得知識の実状にあった的確な疾患群の判別が可能となる。

40

【図面の簡単な説明】

【図 1】この発明の構成を示すブロック図である。

【図 2】この発明による帰属度判別装置の一実施例の構成を示すブロック図である。

【図 3】この発明の帰属度判別装置の処理概要を示すブロック図である。

【図 4】知識獲得プロセスと判別診断プロセスの詳細を示すブロック図である。

【図 5】2 群判別度合 R_{ij} の関数 $f(x)$ を示すグラフである。

【図 6】知識獲得プロセスと判別診断プロセスの全体の処理内容を示すフローチャートである。

【図 7】判別診断プロセスの詳細内容を示すフローチャートである。

【図 8】実際に帰属度の判別を行った場合の出力帳票（支持モード：なし）の例を示す説

50

明図である。

【図 9】実際に帰属度の判別を行った場合の出力帳票（支持モード：距離比）の例を示す説明図である。

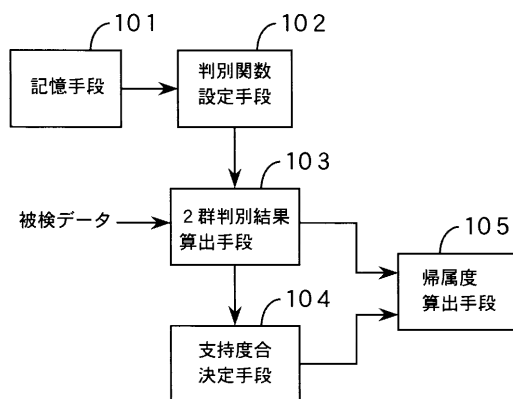
【図 10】実際に帰属度の判別を行った場合の出力帳票（支持モード：距離比，相関比）の例を示す説明図である。

【符号の説明】

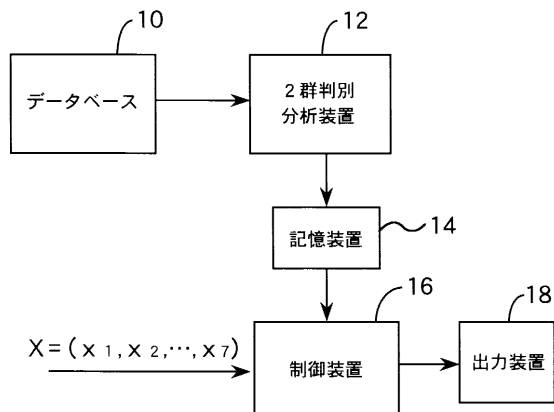
- 1 0 データベース
- 1 2 2 群判別分析装置
- 1 4 記憶装置
- 1 6 制御装置
- 1 8 出力装置

10

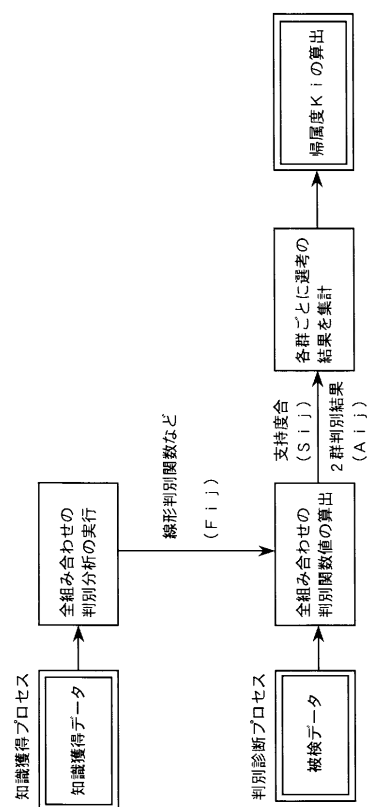
【図 1】



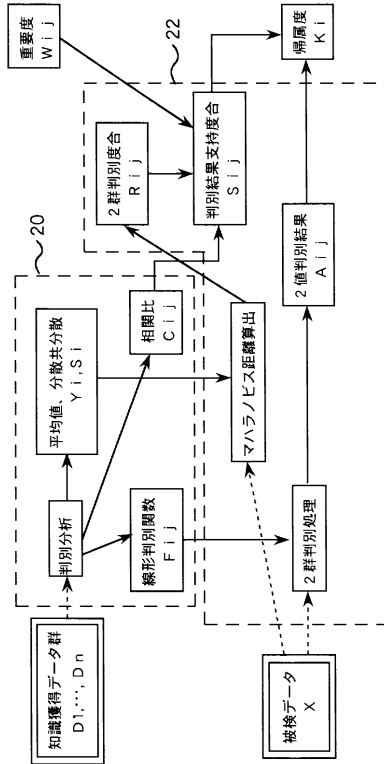
【図 2】



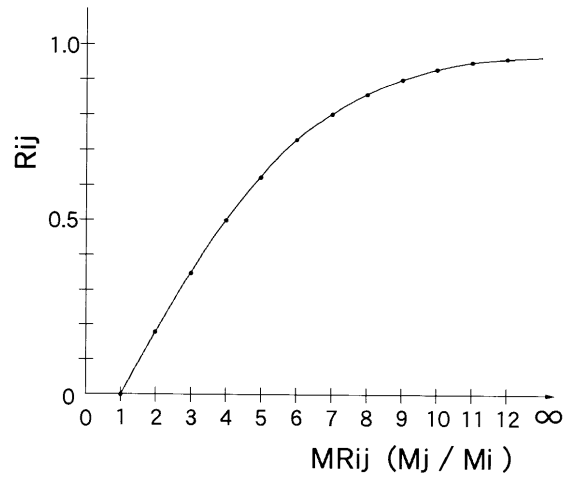
【図 3】



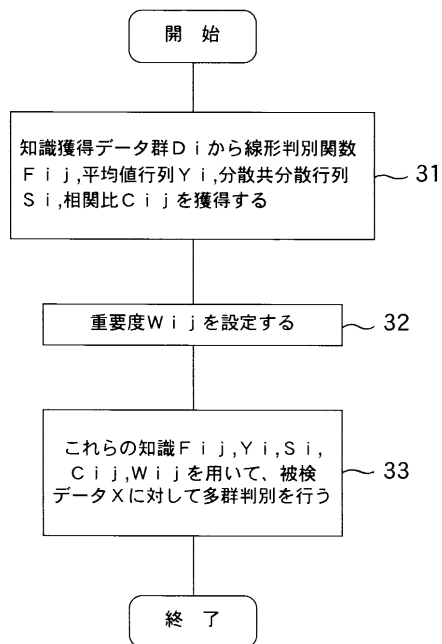
【図4】



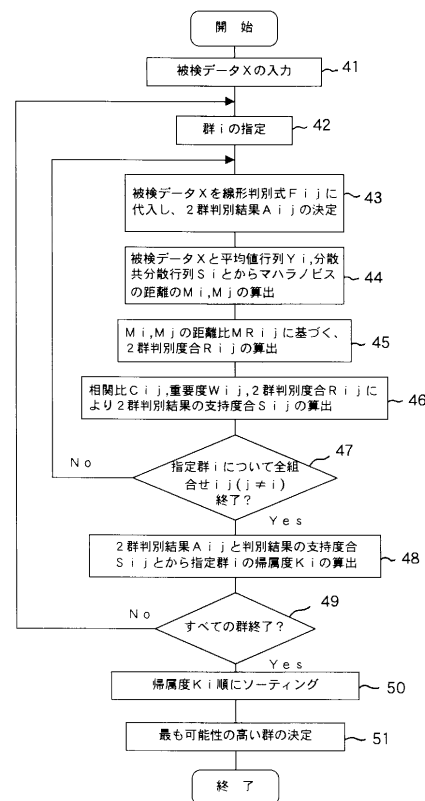
【図5】



【図6】



【図7】



【図 10】

< 2 群判別分析による診断 >

データファイル: mda3.dat
コード No.: 133 ID No.: 982
診断分類: 5 2 次性貧血③

WBC	: 4.70	[$\times 10^3/u$]	>	可能性の高い順
RBC	: 3.15	[$\times 10^6/u$]		1. 2 次性貧血③
HGB	: 10.60	[g/dl]		2. 溶血性貧血①
HCT	: 33.40	[%]		3. 再不貧血 + MDS
MCV	: 106.00	[fl]		
MCH	: 33.60	[pg]		
MCHC	: 31.70	[g/dl]		
PLT	: 241.00	[$\times 10^3/u$]		
RDW-SD	: 68.90	[fl]		

< 可能性の高い順 >

1. 2 次性貧血③
2. 溶血性貧血①
3. 再不貧血 + MDS

支持モード: Ri $\times$ Ci j

Ki	: 0.000
	: 0.098
	: 0.028
	: 0.253
	: 0.563
	: 0.351
	: 0.491
	: 0.000
	: 0.209
	: 0.195
	: 0.328
	: 0.000
	: 0.136
	: 0.052

サラセミア
鉄欠乏性貧血
2 次性貧血①
2 次性貧血②
2 次性貧血③
再不貧血 + MDS
溶血性貧血①
溶血性貧血②
巨赤芽球性貧血
鉄欠乏治療中
多血症
正常 (成人)
小児 (正常)

【図 8】

< 2 群判別分析による診断 >

データファイル: mda3.dat
コード No.: 133 ID No.: 982
診断分類: 5 2 次性貧血③

WBC	: 4.70	[$\times 10^3/u$]	>	可能性の高い順
RBC	: 3.15	[$\times 10^6/u$]		1. 2 次性貧血①
HGB	: 10.60	[g/dl]		2. 溶血性貧血③
HCT	: 33.40	[%]		3. 再不貧血 + MDS
MCV	: 106.00	[fl]		
MCH	: 33.60	[pg]		
MCHC	: 31.70	[g/dl]		
PLT	: 241.00	[$\times 10^3/u$]		
RDW-SD	: 68.90	[fl]		

< 可能性の高い順 >

1. 2 次性貧血①
2. 溶血性貧血③
3. 再不貧血 + MDS

支持モード: なし

Ki	: 0.077
	: 0.154
	: 0.231
	: 0.769
	: 0.846
	: 0.769
	: 0.846
	: 0.000
	: 0.482
	: 0.385
	: 0.615
	: 0.000
	: 0.538
	: 0.308

サラセミア
鉄欠乏性貧血
2 次性貧血①
2 次性貧血②
2 次性貧血③
再不貧血 + MDS
溶血性貧血①
溶血性貧血②
巨赤芽球性貧血
鉄欠乏治療中
多血症
正常 (成人)
小児 (正常)

【図 9】

< 2 群判別分析による診断 >

データファイル: mda3.dat
コード No.: 133 ID No.: 982
診断分類: 5 2 次性貧血③

WBC	: 4.70	[$\times 10^3/u$]	>	可能性の高い順
RBC	: 3.15	[$\times 10^6/u$]		1. 2 次性貧血③
HGB	: 10.60	[g/dl]		2. 溶血性貧血①
HCT	: 33.40	[%]		3. 再不貧血 + MDS
MCV	: 106.00	[fl]		
MCH	: 33.60	[pg]		
MCHC	: 31.70	[g/dl]		
PLT	: 241.00	[$\times 10^3/u$]		
RDW-SD	: 68.90	[fl]		

< 可能性の高い順 >

1. 2 次性貧血③
2. 溶血性貧血①
3. 再不貧血 + MDS

支持モード: Ri j

Ki	: 0.000
	: 0.103
	: 0.036
	: 0.294
	: 0.623
	: 0.359
	: 0.563
	: 0.000
	: 0.210
	: 0.354
	: 0.000
	: 0.144
	: 0.062

サラセミア
鉄欠乏性貧血
2 次性貧血①
2 次性貧血②
2 次性貧血③
再不貧血 + MDS
溶血性貧血①
溶血性貧血②
巨赤芽球性貧血
鉄欠乏治療中
多血症
正常 (成人)
小児 (正常)

フロントページの続き

(56)参考文献 特開平5 - 7 3 6 6 3 (J P , A)

本多正幸・他,「判別分析における変数選択手法」,医療情報学,日本医療情報学会,1990年4月20日,第10巻,第1号,p.37-48

飯塚悦功,「判別関数とクラスター分析」,ぶんせき,社団法人日本分析化学会,1982年6月5日,第6号(通巻90),p.354-360

田口玄一,「品質工学(タグチメソッド)入門 連載24」,標準化と品質管理,財団法人日本規格協会,1993年5月15日,Vol.46, No.5, p.88-94

(58)調査した分野(Int.Cl.⁷, D B 名)

G06N3/00

G01N33/50

G06T7/00