

發明專利說明書

(本說明書格式、順序及粗體字，請勿任意更動，※記號部分請勿填寫)

※ 申請案號： 95136346

※ 申請日期： 95. 9. 29

※IPC 分類： G06K 9/00, A61B 3/00
(2006.01) (2006.01)

一、發明名稱：(中文/英文)

虹膜辨識方法

二、申請人：(共 1 人)

姓名或名稱：(中文/英文) 國立交通大學

代表人：(中文/英文) 吳重雨

住居所或營業所地址：(中文/英文)

新竹市大學路 1001 號

國 籍：(中文/英文) 中華民國 TW

三、發明人：(共 4 人)

姓 名：(中文/英文)

- 1、 車維綱
- 2、 林建良
- 3、 黃文良
- 4、 黃仲陵

國 籍：(中文/英文)

(均同) 中華民國 TW

四、聲明事項：

主張專利法第二十二條第二項 第一款或 第二款規定之事實，其事實發生日期為：95年8月13日。

申請前已向下列國家（地區）申請專利：

【格式請依：受理國家（地區）、申請日、申請案號 順序註記】

有主張專利法第二十七條第一項國際優先權：

無主張專利法第二十七條第一項國際優先權：

主張專利法第二十九條第一項國內優先權：

【格式請依：申請日、申請案號 順序註記】

主張專利法第三十條生物材料：

須寄存生物材料者：

國內生物材料 【格式請依：寄存機構、日期、號碼 順序註記】

國外生物材料 【格式請依：寄存國家、機構、日期、號碼 順序註記】

不須寄存生物材料者：

所屬技術領域中具有通常知識者易於獲得時，不須寄存。

五、中文發明摘要：

一種虹膜辨識方法，藉由匹配搜尋演算法來簡化虹膜特徵的擷取與重組，以縮減每筆虹膜特徵向量在資料庫裡所佔之空間並同時維持虹膜辨識的準確度。該虹膜辨識方法同時包含了一個虹膜地方化元件與一個特徵比對元件。地方化元件藉由眼睛不同部位的色澤來定義出虹膜範圍。然後使用匹配搜尋演算法來提取虹膜的主要特徵並化為一系列的特徵向量。在匹配搜尋法後，虹膜影像可以由一系列的原子組合來表示。每一個原子包含了方位，基部與振幅等資訊。最後藉由比對兩個虹膜的特徵向量來決定他們是否屬匹配。

六、英文發明摘要：

七、指定代表圖：

(一)、本案代表圖為：第1圖

無

八、本案若有化學式時，請揭示最能顯示發明特徵的化學式：

九、發明說明：

【發明所屬之技術領域】

本發明之主要目的係在提供一種虹膜辨識方法，特別是一種透過匹配搜尋演算法來簡化虹膜特徵的擷取與重組，以縮減每筆虹膜特徵向量在資料庫裡所需之空間並同時維持虹膜辨識的準確度。

【先前技術】

傳統上，人們使用代用幣型(Token-Based)和知識型(Knowledge-Based)等二種形式的機制來進行身份認證。代用幣型機制是以使用者所擁有的實體證件來證明身份，例如印章、身份證、護照、信用卡和鑰匙等；而知識型機制是以使用者所知道的知識來驗明正身，比如說密碼、身份證號碼、電話號碼和出生年月日等。由於這二種機制並不是以使用者本身所具有的內在特徵來進行身份認證，所以容易遭遇一些不甚便利的使用情況，例如證件遭遺失、偷竊或偽造，和密碼被遺忘、錯記，甚至遭人以猜測方式來破解。因此當這些事情發生時，傳統的身份認證機制並無法區分真正使用者的身份資料並失去保障的功能。因此，生物認證(Biometric)成為未來最可靠的辨識技術。所謂的生物認證，就是運用使用者身上與生俱有的特徵如眼球、臉形、指紋或聲音等，來辨識使用者的身份。

一種好的生物認證特徵應具有下列條件：(1)普遍性，即每個人皆具有的特徵，(2)唯一性，即沒有任何二人具有完全相同的特徵，(3)恆久性，即此特徵必須持久且不能被改變，和(4)可量測性，即這種特徵必須能被量測成可定量描述的數據指標。然而，並沒有任何的生物特徵能夠同時滿足上述所有的條件。因此，這些條件僅做為設計時的比較及參考。另外，在

設計實用的生物認證系統時，還需要考量到，(1)效能，即認證的速度以及結果的可靠度，(2)接受度，即使用者是否願意接受並使用此系統，和(3)閃避容易度，即是否容易用任何手段來愚弄或欺騙系統。綜合以上諸多考量的因素，目前有幾種生物認證技術已被廣泛的使用或進行實驗評估，主要的則有臉形、人臉熱感應、指紋、掌形、視網膜、眼球虹膜和語者辨識等。

到目前為止，虹膜識別的辨識率是所有生物辨識技術中最高且虹膜的複雜度和變異程度，讓虹膜辨識比其他的生物辨識技術更難加以偽造。虹膜是眼睛中由瞳孔和鞏膜所構成的環狀區域，其紋理結構複雜，且具有極佳的區分能力。通常一般人自從二歲後，虹膜就已發展完全，形成了穩定的圖形樣式。而虹膜識別技術過程則是將掃描的虹膜影像轉換為數位代碼，並以演算法去擷取具有鑑別性特徵向量，儲存到電腦資料庫，需要進行身份識別時，只須比對待檢測者的虹膜特徵資料，即可辨識個人身份。

不過為了增加虹膜辨識的準確度，往往需要龐大的資料庫來處存使用者虹膜特徵的檔案。這對處存虹膜資料的系統造成了很大的負擔。因此本發明係提供一種虹膜辨識方法，特別是一種可以藉由匹配搜尋演算法來簡化虹膜特徵的擷取與重組過程，以縮減每筆虹膜特徵在資料庫裡所佔空間並同時維持虹膜辨識的準確度。

【發明內容】

本發明之主要目的係在提供一種虹膜辨識方法，其係透過匹配搜尋演算法來簡化虹膜特徵的擷取與重組，以縮減每筆虹膜在資料庫裡所佔容量

並同時維持虹膜辨識的準確度。

本發明之虹膜辨識方法包含了兩個主要元件。第一個是虹膜地方化(Iris Localization)元件，第二個則是特徵比對(Pattern Matching)元件。針對第一個虹膜地方化元件，我們使用霍夫變換法(Hough Transform)來定位虹膜區域。由於正常虹膜的顏色比瞳孔淺以及比眼白深，所以藉由此特點我們可以利用顏色辨識方法來查出瞳孔的範圍。之後再透過軟體使虹膜影像 2D 化成為一張普通的 2D 影像圖片。然後套用匹配搜尋演算法(Matching Pursuit)來提取虹膜影像的主要特徵並化為一系列的特徵向量(Feature Vector)。該特徵向量則由一系列的原子組合來表示。每一個原子均包含了方位(Location)，基部(Base)與振幅(Aplitude)等資訊。如此一來可以單純的只保留虹膜的主要特徵並消除不重要的資訊以減少每筆虹膜影像在資料庫裡所佔之空間。最後，藉由比對兩個虹膜的特徵向量來決定他們是否匹配。兩個虹膜的相似度可由他們特徵向量的內積函數來計算出。

底下藉由具體實施例配合所附的圖式詳加說明，當更容易瞭解本發明之目的、技術內容、特點及其所達成之功效。

【實施方式】

本發明之主要目的係在提供一種虹膜辨識方法，特別是一種透過匹配搜尋演算法來簡化虹膜特徵的擷取與重組，以縮減每筆虹膜在資料庫裡所佔容量並同時維持虹膜辨識的準確度。

第 1 圖為本發明之流程方塊圖。首先步驟 S100 我們必須先取得一個虹

膜影像。然後透過步驟 S105 來對此影像做虹膜定位，並將擷取的虹膜影像展開使他成為一個 2D 平面長方圖。如第 2 圖所示，我們使用霍夫變換法 (Hough Transform) 來定位虹膜區域。如步驟 S200 所示，由於正常虹膜的顏色比瞳孔淺以及比眼白深，所以藉由此特點我們可以利用顏色辨識方法來查出瞳孔、虹膜與眼白間的分界線 S205。查出分界線就可以定位出瞳孔和虹膜的中心點與半徑並規劃出虹膜的範圍。之後經由步驟 S215 給予該虹膜的範圍極坐標系統(Polar Coordinate)並透過步驟 S210 使用軟體使虹膜影像成為一張(64*512)的長方 2D 圖。由於虹膜影像擷取時有可能會被眼皮或睫毛遮蔽，所以本發明只取用比較接近瞳孔一半的區域，將圖片縮為(35*512)。之後再經由步驟 110 的灰階值分佈圖(histogram equalization)來加強影像以及步驟 S115 的高通濾波器(high pass filter)來使結構特徵更明顯。

接下來就是特徵的取出。從一張虹膜影像裡，由於水平比垂直含更多的資訊密度，而單是水平的資訊已足夠讓我們取出有高獨特性的特徵，所以為了節省系統資源比減少演算，垂直的資訊並不需要很詳細。接下來由步驟 S120 的匹配搜尋演算法來描繪虹膜影像訊號的主要結構特徵。

匹配搜尋(Matching Pursuit)是由 Mallat 和 Zhang 在 1993 年所提出的一種演算法。主要是一種利用反覆非線性程序用來分解訊號並讓他變成一個波形的線性膨脹(Linear Expansion)。配對搜尋演算法對於所偵測之目標而言，為一具彈性之演算法，此演算法是以疊代方式自資料庫中找出與所偵測目標最相似的基本小波(Wavelet basis)之線性組合。如前面所提

過的，虹膜的特徵可以被視為一種結構訊號。所以我們可以用匹配搜尋來描繪出結構訊號最重要的特徵。並透過步驟 S125 來建立一系列可以保留原始虹膜影像裡面主要特徵的向量。

第一個步驟是藉由把 f 投射在一個向量 $g_{\gamma_0} \in D$ 來大致估計 f 值。

$$f = \langle f, g_{\gamma_0} \rangle g_{\gamma_0} + Rf. \quad (1)$$

g_{γ_0} 與內積函數 $\langle f, g_{\gamma_0} \rangle$ 就叫做一個原子。既然殘餘 Rf 與 g_{γ_0} 是呈現直角的，所以

$$\|f\|^2 = \left| \langle f, g_{\gamma_0} \rangle \right|^2 + \|Rf\|^2. \quad (2)$$

我們選擇 g_{γ_0} 來最小化 $\|Rf\|$ 並且同時最大化 $\left| \langle f, g_{\gamma_0} \rangle \right|$ 。我們選擇 g_{γ_0} 如此一來

$$\left| \langle f, g_{\gamma_0} \rangle \right| = \sup_{\gamma \in \Gamma} \left| \langle f, g_{\gamma} \rangle \right|. \quad (3)$$

該匹配搜尋藉由子分解(sub-decomposing) 殘餘來重複這個步驟。讓

$R^0 f = f$ 。假設我們已經完成計算殘餘 $R^k f$ 。我們選擇 $g_{\gamma_k} \in D$ 如此一來：

$$\left| \langle R^k f, g_{\gamma_k} \rangle \right| = \sup_{\gamma \in \Gamma} \left| \langle R^k f, g_{\gamma} \rangle \right|, \quad (4)$$

投射 $R^k f$ 在 g_{γ_k}

$$R^{k+1} f = R^k f - \langle R^k f, g_{\gamma_k} \rangle g_{\gamma_k}, \quad (5)$$

定義了在 $k+1$ 階層的殘餘。 $R^{k+1} f$ 與 g_{γ_k} 的垂直意味著

$$\|R^{k+1}f\|^2 = \|R^k f\|^2 - \left| \langle R^k f, g_{\gamma_k} \rangle \right|^2. \quad (6)$$

讓 k 的值在 0 與 $n-1$ 之間，總和等式(5)我們可以得到

$$f = \sum_{k=0}^{n-1} \langle R^k f, g_{\gamma_k} \rangle g_{\gamma_k} + R^n f. \quad (7)$$

同樣的，讓 k 的值同樣介於 0 與 $n-1$ ，我們整合等式(6)可以得到

$$\|f\|^2 = \sum_{k=0}^{n-1} \left| \langle R^k f, g_{\gamma_k} \rangle \right|^2 + \|R^n f\|^2. \quad (8)$$

殘餘 $R^n f$ 是 f 在資料庫裡選擇 n 向量後的預估錯誤值。在一個無限因次的空間裡，錯誤值接近零的收斂顯示(4)

$$\lim_{m \rightarrow \infty} \|R^m f\| = 0. \quad (9)$$

所以

$$f = \sum_{n=0}^{+\infty} \langle R^n f, g_{\gamma_n} \rangle g_{\gamma_n}, \quad (10)$$

然後我們得到了一個能量守恒

$$\|f\|^2 = \sum_{n=0}^{+\infty} \left| \langle R^n f, g_{\gamma_n} \rangle \right|^2. \quad (11)$$

影像分解在 Gabor 功能的家族裡描繪了影像差異的比率導向(local scale orientation)與位相。既然垂直的資訊不重要，我們在影像的垂直就只用了低通過濾器資料庫，然後對於水平則採用 Gabor 過濾器。我們的

2-D 微波資料庫是由以上這兩種過濾器所組成的。

我們可以定義 1-D 分離的 Gabor 功能如一系列有比率與調制的 Gaussian 視窗。

$$g_{\bar{\alpha}}(i) = K_{\bar{\alpha}} \cdot g\left(\frac{i - \frac{N}{2} + 1}{s}\right) \cdot \cos\left(\frac{2\pi\xi\left(i - \frac{N}{2} + 1\right)}{16} + \phi\right). \quad (12)$$

$$i \in \{0, 1, \dots, N-1\}$$

其中 $g(t)$ 是一個原型 Gaussian 視窗

$$g(t) = \sqrt{2}e^{-\pi t^2}. \quad (13)$$

在等式(12)， $\bar{\alpha} = (s, \xi, \phi)$ 包含了一個正比率，一個調製頻率以及一個相移。

表一顯示了 1-D Gabor 基礎資料庫範圍。

表 1

k	s_k	ξ_k	ϕ_k
0	1.0	0.0	0
1	3.0	0.0	0
2	5.0	0.0	0
3	7.0	0.0	0
4	9.0	0.0	0
5	12.0	0.0	0

6	14.0	0.0	0
7	17.0	0.0	0
8	20.0	0.0	0
9	1.4	1.0	$\pi/2$
10	5.0	1.0	$\pi/2$
11	12.0	1.0	$\pi/2$
12	16.0	1.0	$\pi/2$
13	20.0	1.0	$\pi/2$
14	4.0	2.0	0
15	4.0	3.0	0
16	8.0	3.0	0
17	4.0	4.0	0
18	4.0	2.0	$\pi/4$
19	4.0	4.0	$\pi/4$

假使我們考慮讓 B 成為一系列的三方 $\vec{\alpha}$ ，我們就可以具體指定我們的

2-D 可分離的 Gabor 低通功能如下：

$$GL(i, j) = g_{\vec{\alpha}}(i) \cdot lp(j). \quad (14)$$

$$\vec{\alpha} \in B$$

其中 lp 是低通過濾器的功能，以及 $i \in \{0, 1, \dots, N-1\}$ ， $j \in \{0, 1, \dots, 3\}$ 。

資料庫必須要保持越小越好，因為龐大的資料庫會降低演算法的速度。在我們的試驗裡，我們藉由只用四個低通過濾器在垂直向來成功的縮減資料庫。第 3 圖為 Gabor 2-D 基礎的形象化。

垂直的低通過濾器可以藉由步驟 S135，由含有一維訊號的 haar 過濾器來實現。其中我們使用了 FFT 演算法來計算 DFT，因為這樣會比直接旋繞時域訊號還要快。兩個 N 點的直接旋繞總消耗為 $O(N^2)$ ，然後假使使用 FFT 演算法的旋繞總消耗則為 $O(N \log N)$ 。兩者有著明顯極大的差異。

我們的目標不是詳細的重組虹膜影像。我們只要分解出虹膜的主要特徵。一個虹膜影像經過 n 次重複的匹配搜尋演算法可以藉由等式(7)來表示。特徵 f_r 則藉由等式(15)來表示，該等式為等式(7)的主要部分。

$$f_r = \sum_{k=0}^{n-1} \langle R^k f, g_{r_k} \rangle g_{r_k}. \quad (15)$$

辨識比例可藉由改變參數 n 來調整。 n 越小特徵向量 f_r 就越小，也代表包含更少的特徵，因此這將降會低辨識準確度。反過來說，如第 4 圖所示，當 n 越大所取出的特徵也越多，相對也有更精準的辨識度，但同時將會需要更多時間運算。考慮到速度與準確性之間的平衡點，在我們的實驗中，我們選擇了 $n = 200$ 。

當我們要如步驟 S140 所示來比對兩個虹膜是否匹配時，我們只需要比對兩個虹膜特徵向量的相似度。兩個虹膜間的相似度則是使用內積運算來計算。我們分解了 200 個原子，每個原子都包含了方位，基部與振幅等資訊。假使兩張虹膜影像有一些原子重疊，那就代表這兩張虹膜有一些相關

性。兩個虹膜影像 f_1 與 f_2 的相似度則由以下等式所計算出：

$$(16)$$

f_{r_1} 與 f_{r_2} 都是包含了 200 個原子的特徵向量。我們分別用 α_k 與 α_l 來取代 $\langle R^k f_1, g_{r_k} \rangle$ 與 $\langle R^l f_2, g_{r_l} \rangle$ 。因為 k 和 l 是獨立的，所以我們得到：

$$\langle f_{r_1}, f_{r_2} \rangle = \sum_{k=0}^{n-1} \sum_{l=0}^{n-1} \alpha_k \alpha_l \langle g_{r_k}, g_{r_l} \rangle. \quad (17)$$

常態化等式(16)後

$$\text{相似點} = \frac{1}{\text{norm}_{f_{r_1}} \cdot \text{norm}_{f_{r_2}}} \sum_{k=0}^{n-1} \sum_{l=0}^{n-1} \alpha_k \alpha_l \langle g_{r_k}, g_{r_l} \rangle. \quad (18)$$

這裡 norm_{f_i} 被定義成

$$\text{norm}_{f_i} = \sqrt{\sum_{k=0}^{n-1} \left| \langle R^k f_i, g_{r_k} \rangle \right|^2}. \quad (19)$$

因為目標不是要重組影像，所以 f_{r_i} 並不需要等於 f_i ，也就是等於 1，因此需要常態化。在特徵擷取的過程中， α_k 和 α_l 的值就已經計算過了。因此我們只需要計算 norm_{f_i} 與 $\langle g_{r_k}, g_{r_l} \rangle$ 。既然 g_{r_k} 與 g_{r_l} 屬於一個固定的資料庫，我們可以計算所有可能的 $\langle g_{r_k}, g_{r_l} \rangle$ 值並且把他們存進一個表格。這樣一來我們就不用再一次的計算內積值並節省了很多的時間。

當一個虹膜影像被擷取時，我們先只用該擷取影像的 50 個最主要原子來與虹膜資料庫 S130 做比對與計算。然後從虹膜資料庫裡面選出 50 筆與該擷取影像最相似的虹膜資料。接下來再增加該擷取影像的原子至 200 個

並針對這 50 個被選出的虹膜資料做更詳細的計算與比對，這樣一來便可選出最匹配的虹膜影像。此舉可以在第一步驟就排除大部分不相似的虹膜並節省處理時間。

在虹膜辨識中，影像的旋轉，例如擷取虹膜影像時頭的偏移都可能造成擷取影像的差異性。為了克服這個缺點，我們使用類似 Daugman 的強制性搜尋系統的方法來解決。

惟以上所述者，僅為本發明之較佳實施例而已，並非用來限定本發明實施之範圍。故即凡依本發明申請範圍所述之形狀、構造、特徵及精神所為之均等變化或修飾，均應包括於本發明之申請專利範圍內。

【圖式簡單說明】

第 1 圖為本發明之流程方塊示意圖。

第 2 圖為霍夫變換之流程示意圖。

第 3 圖為 Gabor 2-D 基礎的形象化示意圖。

第 4 圖為虹膜影像經過 n 次重複的匹配搜尋所取出的特徵示意圖。

【主要元件符號說明】

無

十、申請專利範圍：

1. 一種虹膜辨識方法，包含：

一虹膜區域定位步驟，將虹膜區域從一張眼睛影像分化出並轉為一張 2D 長方圖；

一虹膜特徵擷取步驟，從該 2D 長方圖取出可以做為特徵的點並化為一系列的向量，其中該虹膜特徵擷取步驟使用匹配搜尋演算法來將虹膜影像的主要特徵化為一系列的特徵向量，其由一系列的原子所組合，且該原子均包含了方位、基部與振幅等資訊；以及

一虹膜特徵比對步驟，比對兩個虹膜所含的向量是否有某程度的相似來取決兩者是否匹配。

2. 如申請專利範圍第 1 項所述之虹膜辨識方法，其中該虹膜區域定位步驟使用霍夫變換法來擷取虹膜區域。

3. 如申請專利範圍第 1 項所述之虹膜辨識方法，其中該虹膜區域定位步驟透過極座標系統將虹膜影像轉為長方形。

4. 如申請專利範圍第 1 項所述之虹膜辨識方法，其中該虹膜特徵比對步驟藉由比對兩個虹膜的特徵向量以取決被比對之虹膜是否匹配。

5. 如申請專利範圍第 1 項所述之虹膜辨識方法，其中該虹膜特徵比對步驟使用等式

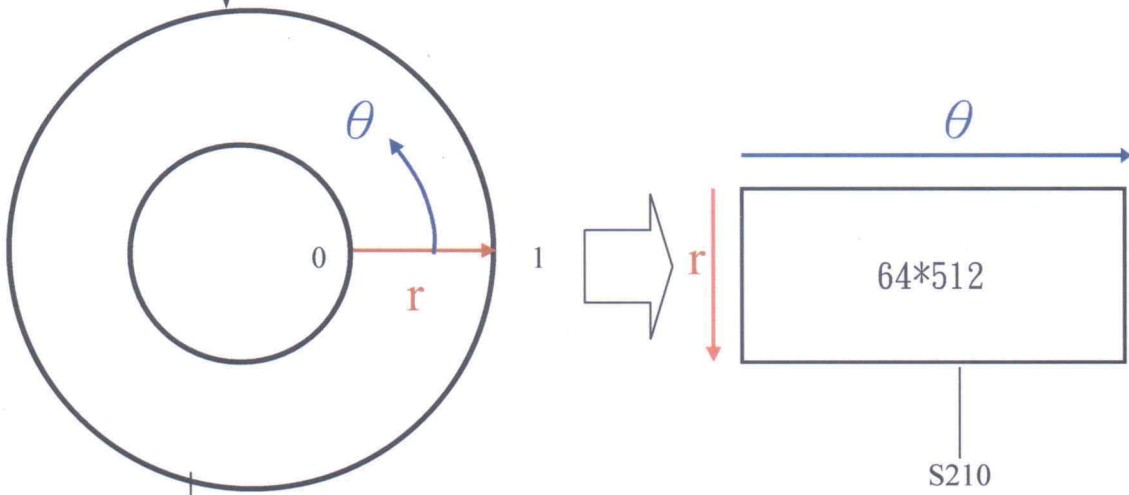
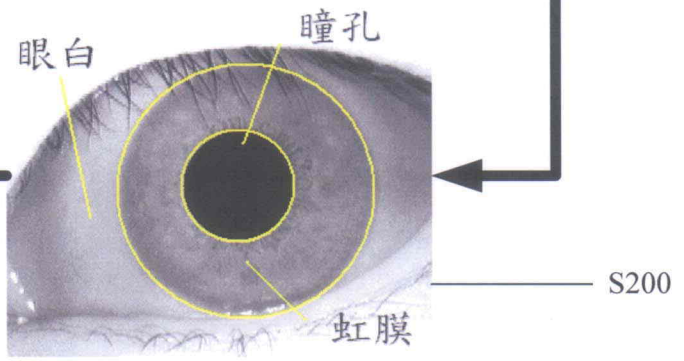
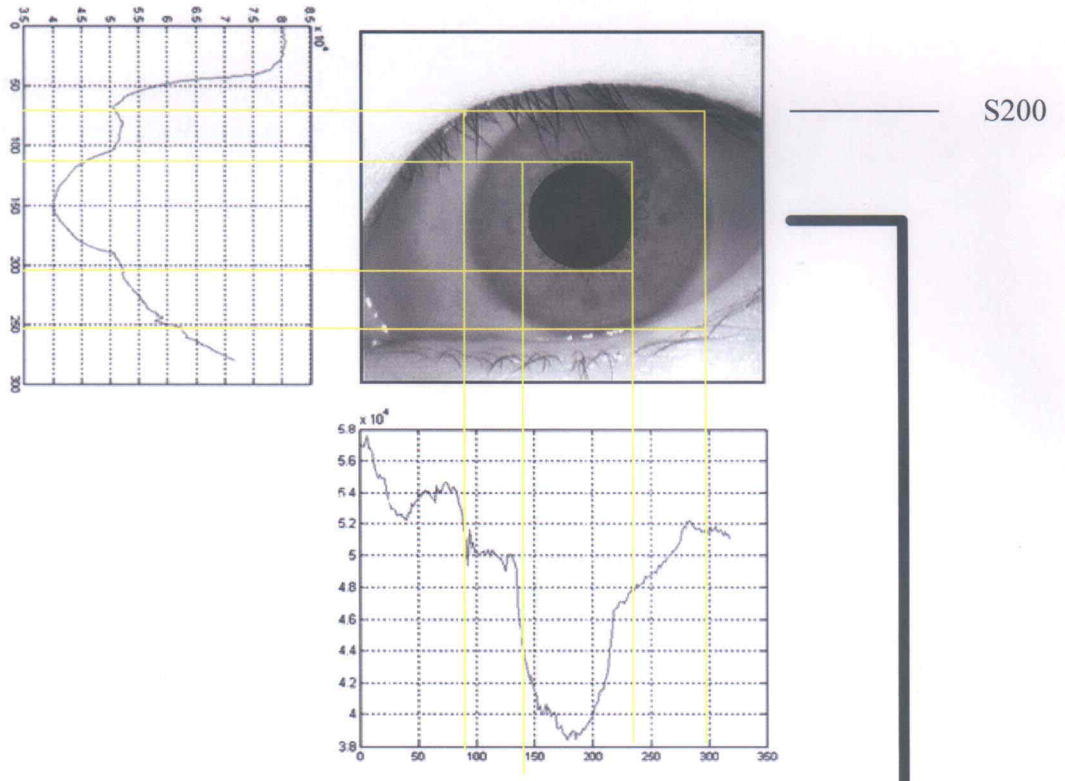
$$\langle f_{n_1}, f_{n_2} \rangle = \sum_{k=0}^{n-1} \sum_{l=0}^{n-1} \alpha_k \alpha_l \langle g_{\gamma_k}, g_{\gamma_l} \rangle$$

來計算虹膜特徵向量的內積函數並產出兩個虹膜的相似度值。

6. 如申請專利範圍第 1 項所述之虹膜辨識方法，其中該匹配搜尋演算法使

用四個低通過濾器在影像垂直向。

7. 如申請專利範圍第 1 項所述之虹膜辨識方法，其中該匹配搜尋演算法使用 Gabor 過濾器在影像水平向。
8. 如申請專利範圍第 5 項所述之虹膜辨識方法，其中該等式可藉由改變參數 n 來調整特徵準確度。



S215

第2圖

S210

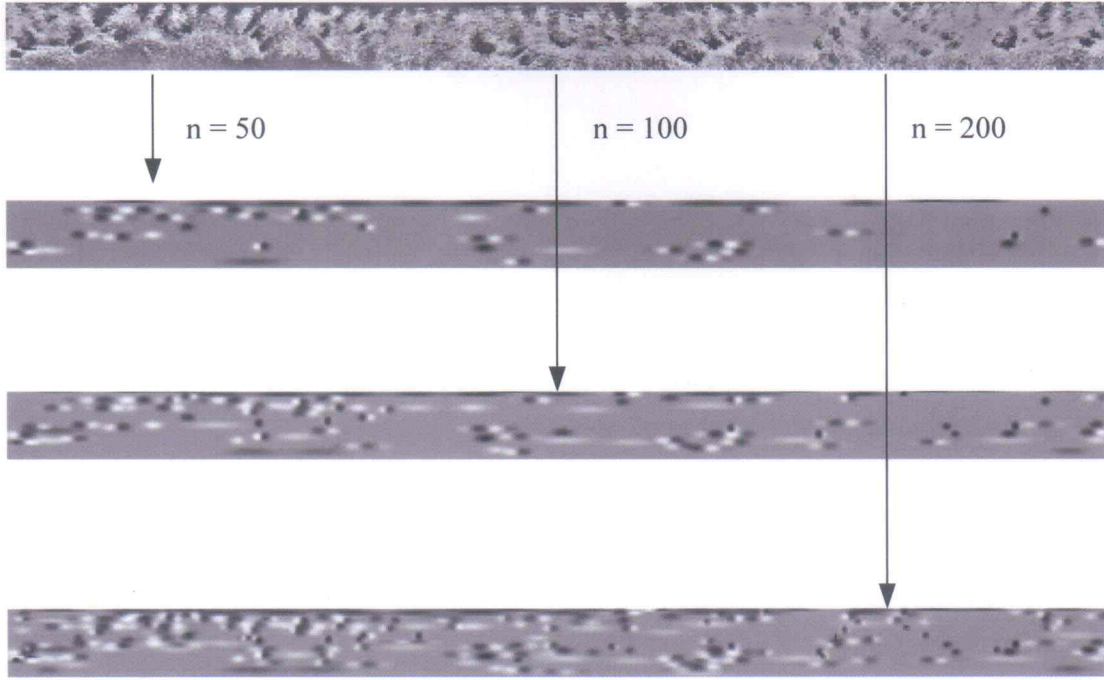
S200

S200



第3圖

加強後的虹膜影像



第4圖