

適用於行動運算環境之 語句式指紋分類模型的研究

A Study on Syntactic Model of Interpreting Fingerprint Topology for Mobile Computing Environment

張正弘 Jeng-Horng Chang

德明財經科技大學資訊科技系 副教授

Associate Professor, Dept. of Information Technology

Takming University of Science and Technology

摘要

在這篇論文中，我們擬針對無線通訊技術頻寬限制情況下發展合適指紋分析及其分類與辨識相關的技術。因為頻寬受限制，因此接受比對之指紋影像所需傳送之資料量必須做相對應之縮減。同時希望在資料量縮減下，還能保持指紋特徵的不失真。除此之外，行動環境之計算能力相對薄弱，也有必要研發另一套有別於現存之幾何形式指紋特徵比對法，以加快行動身份認證的速度。觀察各類型的指紋，我們發現組成所有指紋的紋路只有十種基本的樣式(fundamental ridges)，而不同類型的指紋，在不考慮紋路的分支(bifurcation)與斷線(fragment)的情形下，都只是由這十種不同的指紋紋路樣式依照特定的順序所組合而成的。基於這個原理，我們提出一種語句式(syntactic)表達法的新模型，以不同的句子來代表個別指紋，句子中的字母(alphabet)就是那十種指紋紋路的基本形式。並且以此方法為基礎，發展出一個指紋分類系統的新模型。另外，我們也嘗試利用紋路分佈所具備的特質來定義出一個清楚的拒絕分類標準。這個分類法除了能完成 Henry 分類的那七種有效分類以外，也可以使資料庫中的子集合數目大量增加。對於類似全民指紋建檔等的超大型指紋資料庫，或許才可能真正落實。

關鍵字：網路身分認證，指紋分類，紋路分佈，語句式模型，拒絕標準

Abstract

In this paper, a syntactic model for interpreting fingerprint structure which can be use in a mobile computation environment is proposed. Because bandwidth is limited, therefore the amount of fingerprint image data transfer must be reduced. From our observation, there exist only ten basic ridge patterns which constructing fingerprints. Fingerprint classes can be interpreted as a combination of these ten ridge patterns with different ridge distribution sequence. The classification task is performed depending on the global distribution of the ten basic ridge patterns by analyzing the ridge shapes and the sequence of ridges distribution. This classification scheme can accomplish the seven-classes discrimination of the Henry's classification. Moreover, the number of the subsets in database can be increased largely by combining the concept of structural classification and the number of ridges. For this reason, we will design the ridge number calculation and the singular point detection method in gray-scale domain. We also will define a rejection standard by the appearance of the type line.

Keywords: network person identification, fingerprint classification, ridge distribution, syntactic model, rejection standard



壹、研究動機與簡介

人類的指紋具有唯一及不變的特性，也因此指紋一直被當作身分辨識的重要依據。自動指紋辨識系統研究至今已經具有相當的穩定性；對單一指紋比對而言，辨識的正確性也已經可以達到 99%以上。但指紋自動辨識系統的效能會隨著待比對指紋資料的多寡而有所不同，指紋資料庫的日益擴大會使得辨識的正確性下降，辨識所需的處理時間也會增加。因此，較大的指紋資料庫多半會採取預先分類的措施，以減少指紋辨識所需的比對次數。

在這個論文中，我們擬針對無線通訊技術頻寬限制情況下發展合適指紋分析及其分類與辨識相關的技術。因為無線的行動環境資料傳輸速度較慢，因此接受比對之指紋影像所需傳送之資料量必須做相對應之縮減。同時希望在資料量縮減下，還能保持指紋特徵的不失真。除此之外，行動環境之計算能力與伺服器比較相對薄弱，也有必要研發另一套有別於現存之幾何形式指紋特徵比對法，以加快行動身份認證的速度。

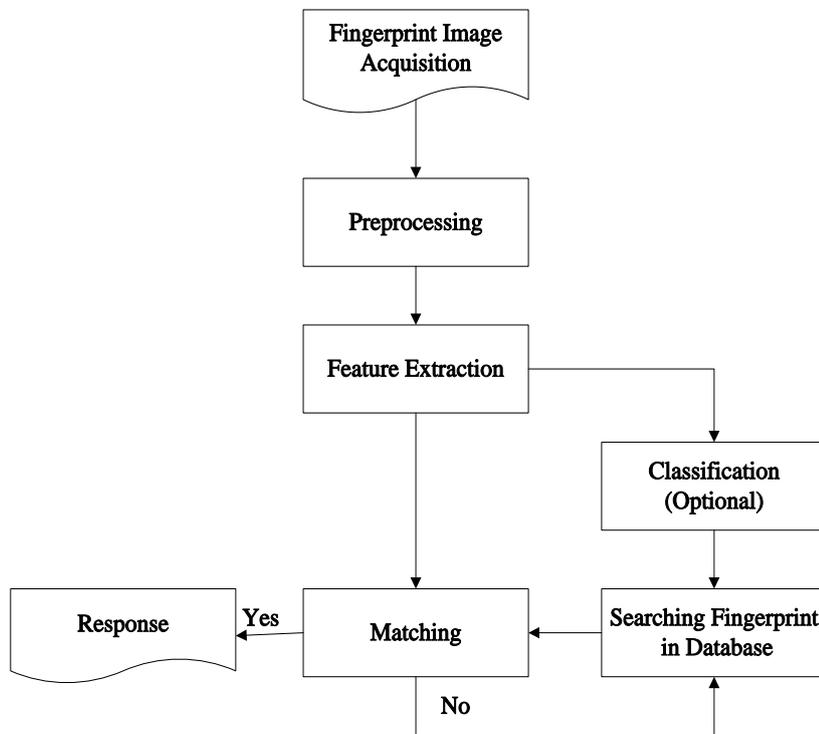


圖 1 具有指紋分類的指紋辨識系統方塊圖

圖 1 中所表示的是一個具有指紋分類的指紋辨識系統方塊圖(Chang, 2001)。然而，現存指紋自動分類系統的分類正確性過低（小於 90%），及自動分類的處理所需時間過長，使得自動指紋分類系統至今仍甚少實際應用於大型資料庫的指紋辨認系統上(A.K. Jain, 1997)。以前面所列的指紋前處理步驟來說，由於過程繁複，因此幾乎有 95%的指紋比對與分類的時間是花費在前處理上(k. Cao, 2013)。也因此有必要發展一套能符合實際需求的指紋自動分類系統。



現存的指紋自動分類系統皆是依據 Henry 分類法(Chong,1997)將所有的指紋分成八大類 (如圖 2 所示), 分別是: arch, tented arch, left loop, right loop, plain whorl, central-pocket whorl, double-loop whorl 和 accidental whorl 等; 國內外作指紋辨識器的廠商所設計的方法幾乎都無法使用在超過千人以上的場合。這項研究是要設計一個大型的指紋資料庫, 所設計的指紋資料庫必須包含萬人以上的指紋資料, 分類的正確性必需大於 98%, 指紋比對的正確性必需大於 99%, 這些規格是目前的技術無法達成的。

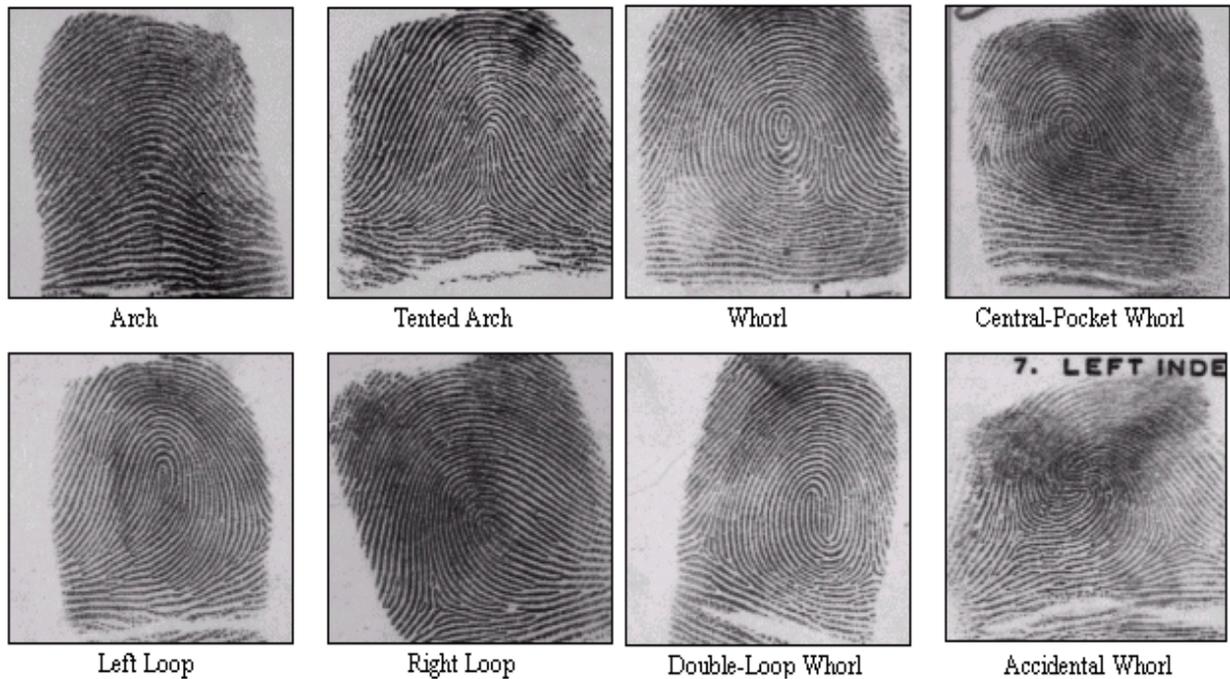


圖 2 Henry 分類法所定義的指紋類型

本論文提出了一個能夠分出七個完整類別的自動指紋分類系統的原創方法。指紋影像是經由各式各樣的管道取得的, 這些指紋影像的品質通常並不是相當好。因此若一個指紋分類系統在規劃時沒有將一些意外情況考慮進去, 則分類的結果一定不能達到可以實用的標準(Luping, 2007)。基於指紋的變形、不完整及污損的性質, 使得指紋分類系統的分類正確性一直無法有效的提昇。一般來說, 傳統的指紋分類法都只能分出 Henry's classification 中的三到五類, 並且正確率大都低於 90%。本論文所提出的以指紋紋路的分佈順序為前提的自動指紋分類系統, 是以紋路的全域的空間特徵為依據, 因此能夠避免部分區域由各種原因所造成的雜訊, 進而達成了較高的分類準確率。在拒絕率為 5.1%的情況下, 能夠分出完整的七類指紋, 並且平均正確率達到 94.8%以上。對於指紋自動分類系統來說, 本論文所提出的方法是能夠分出 Henry's classification 所有類型的唯一方法, 以研究的觀點考量, 本論文所提出的分類法是一項新的突破。未來若是能夠與指紋辨識的業界結合, 將此方法應用於大型的指紋資料庫上 (例如全民的身份證指紋資料庫系統), 本論文設計的分類法必定能成功的提高該系統的辨識準確度及辨識速度。

貳、指紋自動分類之新模型

這個部份嘗試設計一個新的指紋自動分類系統。本論文中所提出的方法是以指紋紋路的幾何形狀特徵為基礎，以不同的紋路分佈順序來代表不同類別的指紋。觀察各類型的指紋，我們發現組成所有指紋的紋路只有十種基本的樣式，而不同類型的指紋，在不考慮紋路的分支與斷線的情形下，都只是由這十種不同的指紋紋路樣式依照特定的順序所組合而成的(如圖3所示)。對於紋路的分支與斷線的情況我們在接下來的處理過程中會有討論。圖4中顯示這些基本紋路在指紋影像中的出現位置。

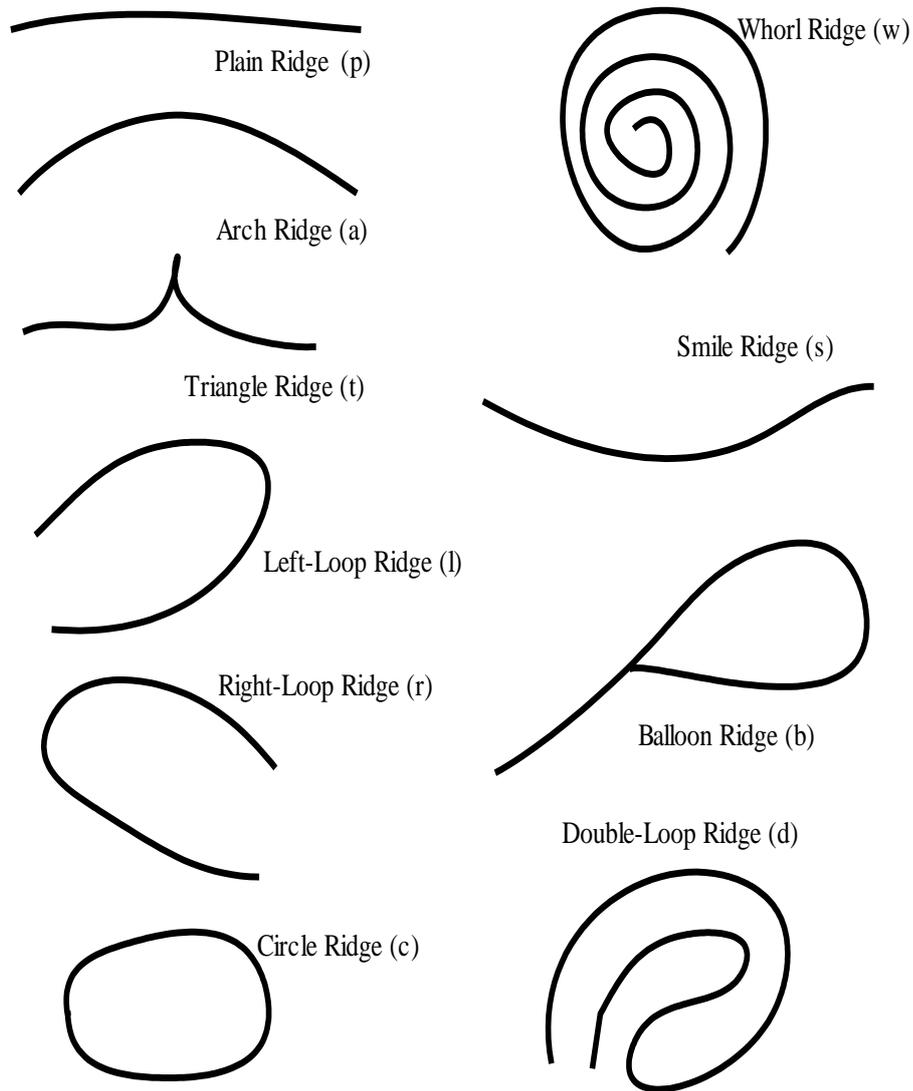


圖3 組成所有類型指紋的十種基本的紋路（括號內的是代表紋路的縮寫）



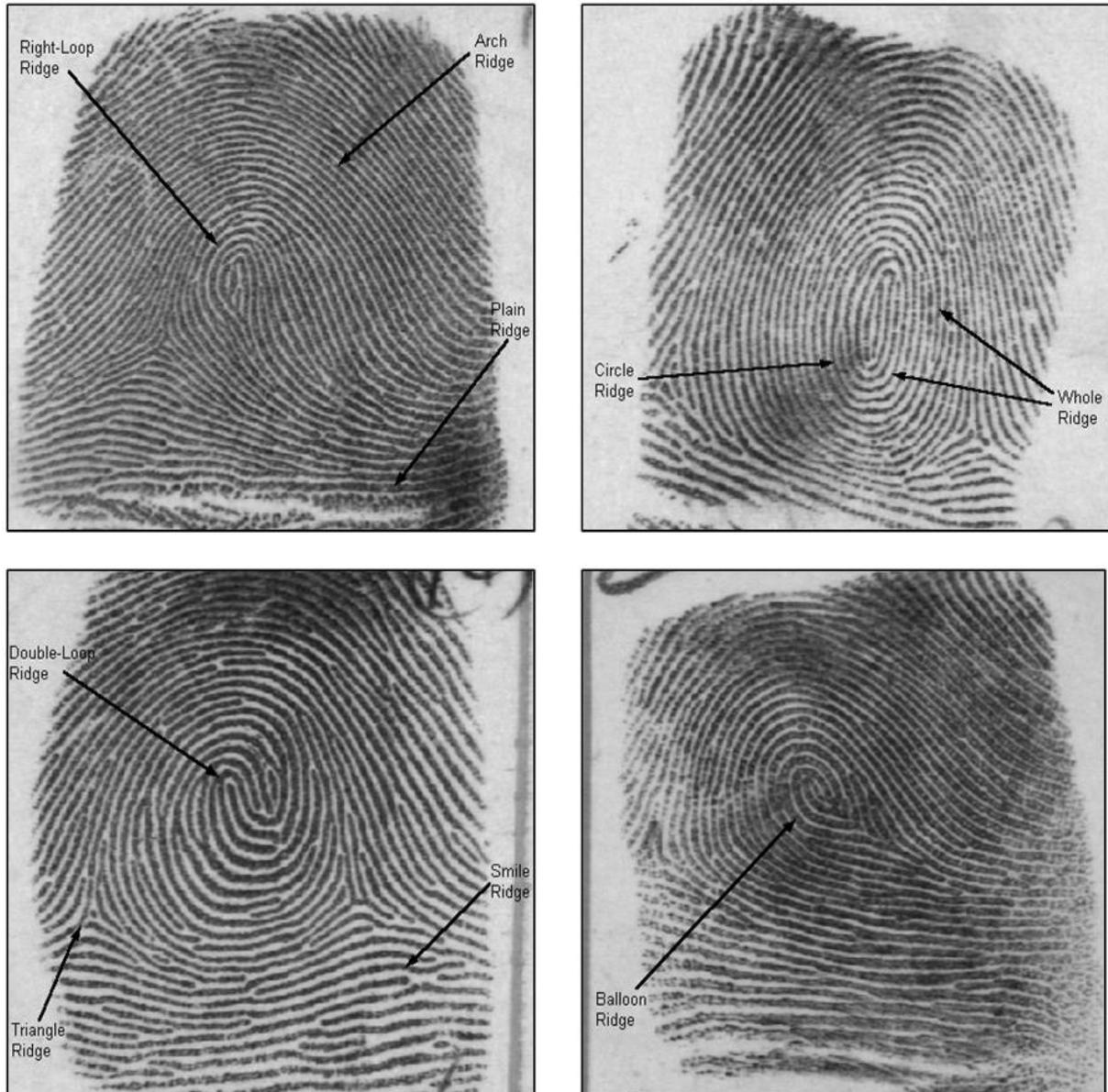


圖 4 實際指紋內的基本紋路

因此，若由指紋影像的下方開始，以中心線為虛擬的搜尋軸由下往上搜尋，則可以得到一個指紋紋路排列順序。若此順序能夠符合其中某一個已知類型的紋路排列順序，則接受這個指紋並指定其類型。不同類型指紋的紋路組合順序皆不相同。這種方法能夠分出七個種類。對於遭受污損的部分，因其賴以分類的紋路是一個序列，而非單一條特定的紋路，因此紋路所具有的訊息較不容易失去。另外對於不完整的指紋，只要大部分的紋路仍是完整的，變更紋路的搜尋方向，仍可以找出代表其類型的順序。對於指紋的變形、旋轉或位移，只要所設計出的指紋紋路抽取演算法能夠處理，就不構成問題。圖 5 中所示的是一個指紋的紋路分佈的順序的範例。



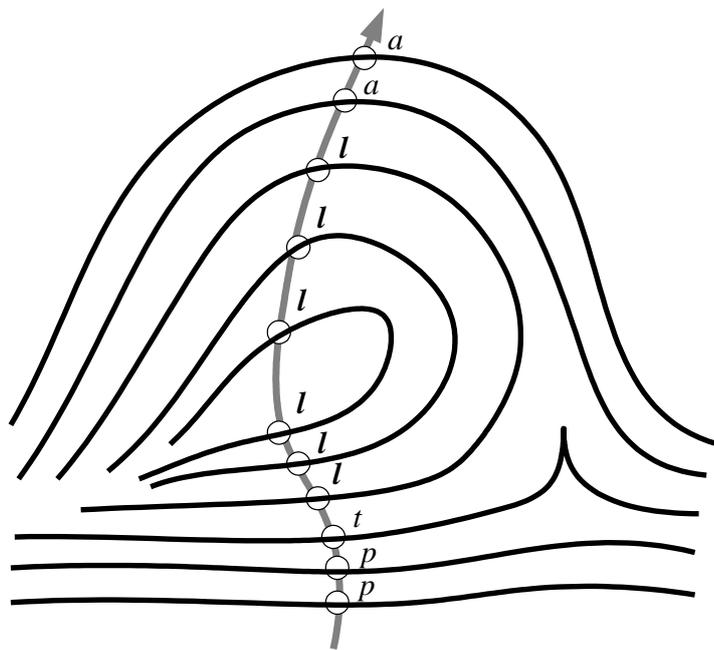


圖 5 一個 right-loop class 的指紋，紋路的分佈順序由下到上是 pptllllllaa

我們是利用 spherical algorithm，以一個任意的起始點開始向左及向右兩個方向來追蹤指紋的紋路(如圖 6)。追蹤指紋的同時記錄當時的圓圈中心(c_i)、半徑(r_i)及前進角度(θ_i)，並以此圓與紋路的交會處當作下一個圓圈的中心 (c_{i+1})。

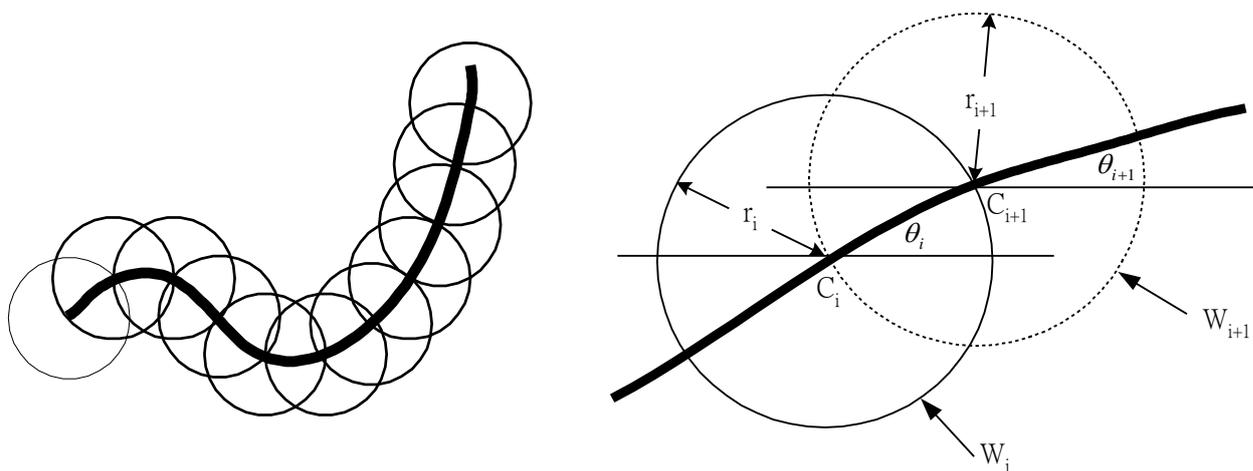


圖 6 指紋紋路的追蹤



參、紋路抽取的後處理及型式判別

指紋的紋路經常會有分支的情況，由於我們所預先分析出的紋路類型並不考慮分支（否則可能有數十種紋路類型），因此分支的紋路在我們的系統中會被分別的追蹤並且形式上分出兩條獨立的紋路出來（如圖 7 所示）。但是這種原先不被預期的分支卻是可以被當作指紋辨識的依據，圖四當中的一條具有分支的紋路可依被分成兩條，若抽取紋路的順序是由下往上搜尋，則事先遇到 plain ridge, p 再接著分出 bifurcate, b l(left-loop ridge, l)，這一條紋路被寫成 pbl。斷裂的紋路也可以用類似的表示法。一條斷裂(fragment, f)成三個部分的 arch ridge (a)，可以用 afafa 來表示。由於一枚指紋上就有三至四十條指紋紋路，加上分支與斷裂點等特徵，每一個代表該指紋的語句可說都是唯一的，因此無須考慮分支與斷裂點的位置，如此便可以解決指紋的變形(deformation)、移位(translation)及旋轉(rotation)等幾何模型中不易克服的問題。

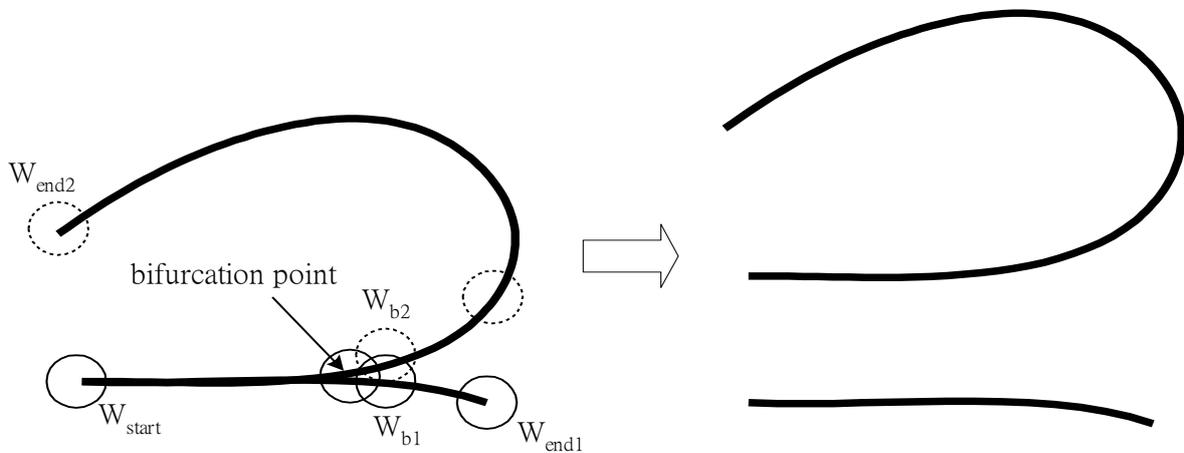


圖 7 具有分支的紋路，在追蹤過後分成兩條不同的紋路 l 及 p

另外，由於指紋在擷取時的不均勻的特性，指紋的紋路或多或少都具有某種程度的斷裂。為了區別出在追蹤時所遇到的是真正的端點或只是紋路的小斷裂，基於指紋紋路是連續的特性，在所追蹤的圓圈遇不到交點的情況，以前一個圓圈的前進角度再追蹤兩個步驟以確認真正的端點（如圖 8 所示）。

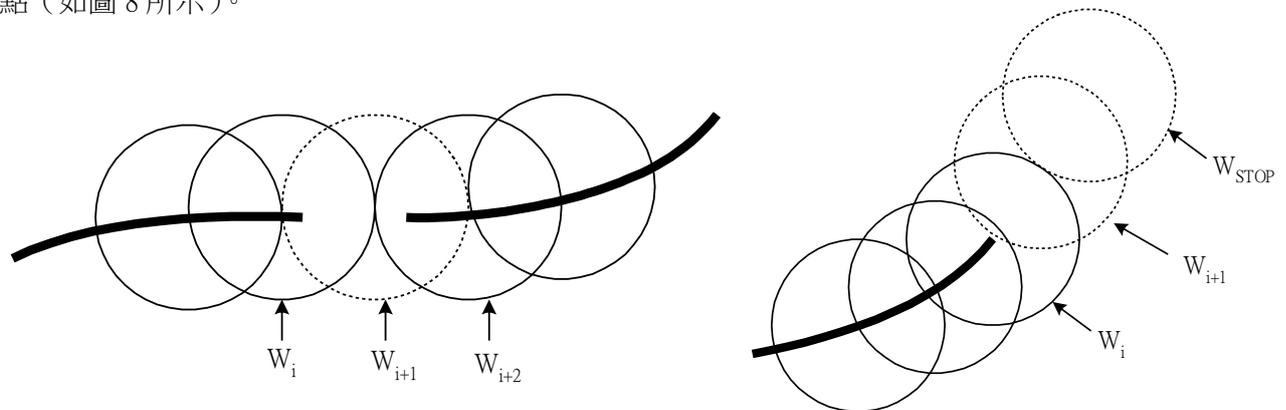


圖 8 紋路的斷裂點與紋路端點的處理

我們以一個 rule base 的方法來判斷這十種基本的紋路。在追蹤完一條指紋後得到兩個端點，以這兩個端點做出投影軸 (Projection Axis, PA)，在投影軸的中心點垂直向上延伸做出一個抽取軸 (EA)，抽取軸與紋路的交會點是這條紋路的主要點 (principal points)。利用端點所在的位置、主要點的數目、追蹤時的角度及紋路的高度等資訊便可以判斷出紋路的形式 (如圖 9 所示)。

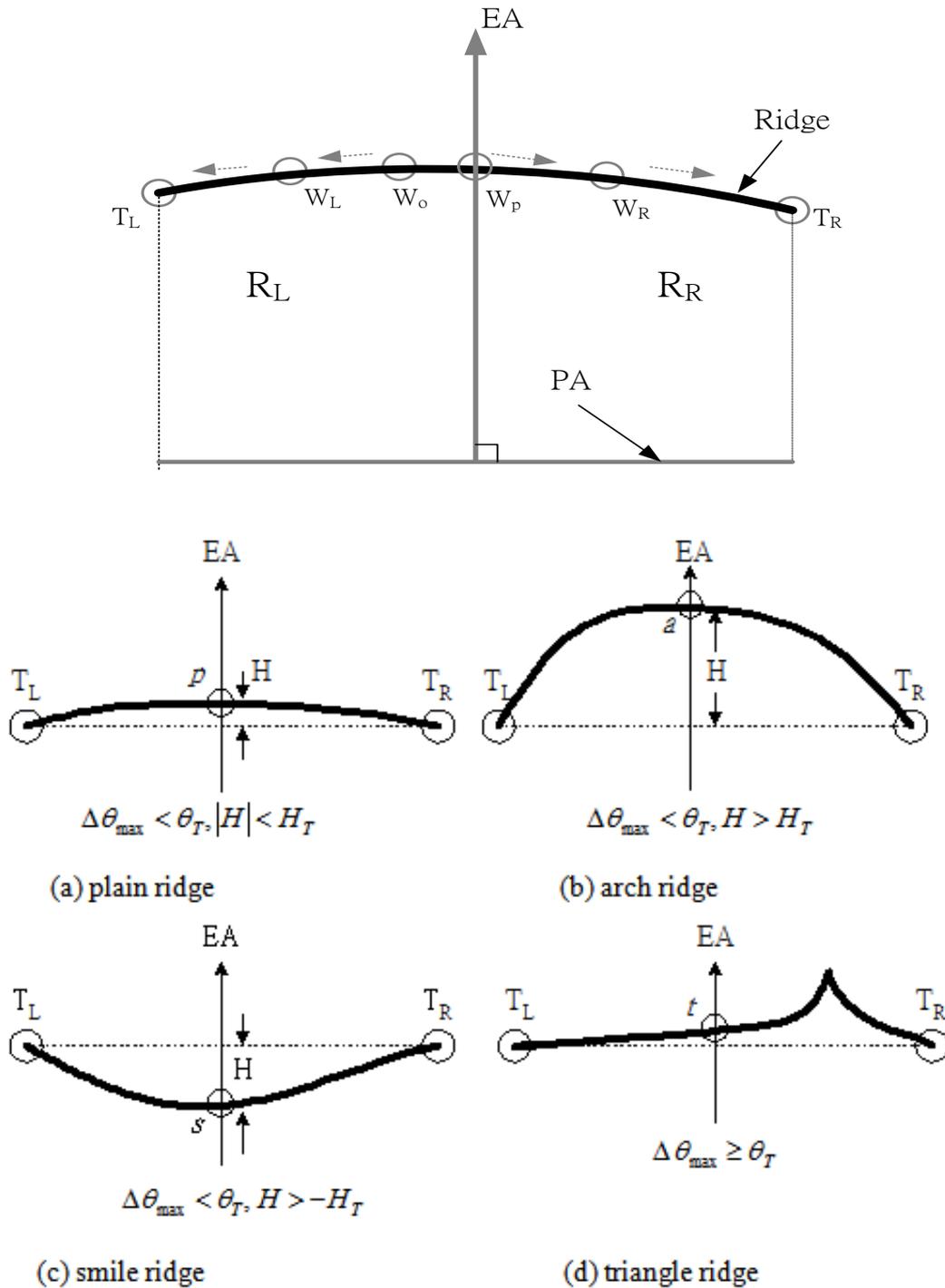


圖 9 判別與投影軸只有一個交點的紋路類型紋路時所需要的一些參數



若是指紋的紋路由抽取軸(Extraction Axis, EA)往上取出找到兩點以上的情形，兩個交點的紋路判別依據，包含 left-loop、right loop、circle ridge 及 balloon ridge，則由下圖 10 可見。多個交點的紋路，包含 whorl ridge 及 double-loop ridge 的判別參數則如圖 11 所示。最後的棕何時種基本紋路的判別樹則如圖 12 所示。

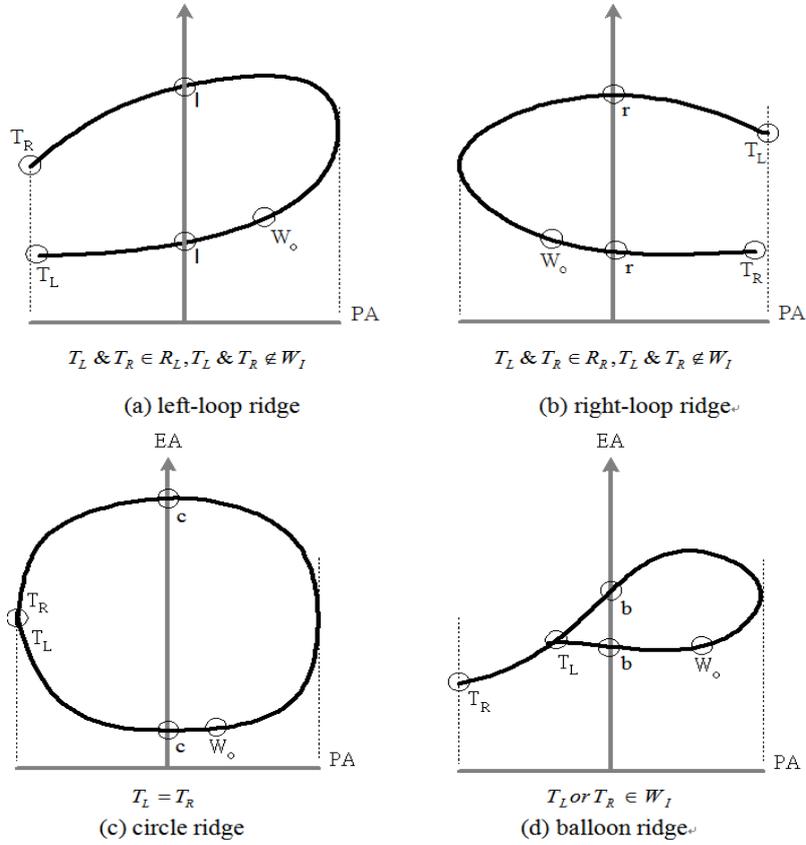


圖 10 兩個交點的紋路判別參數，包含 left-loop、right loop、circle ridge 及 balloon ridge

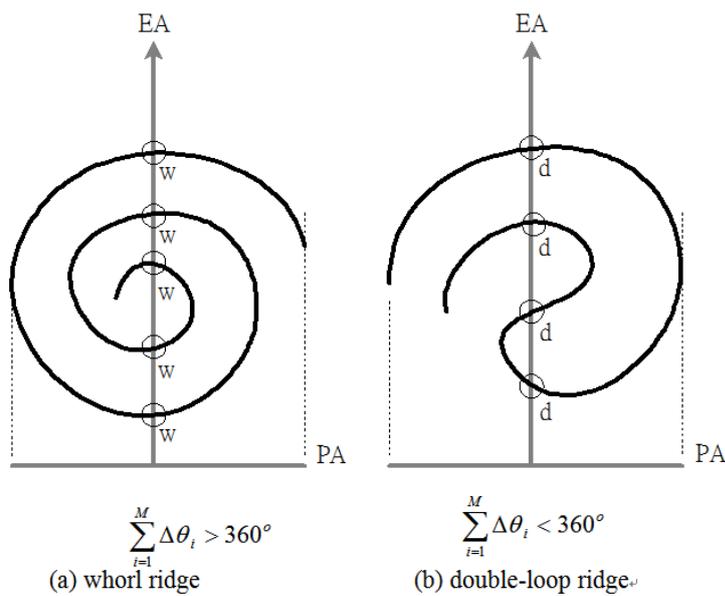


圖 11 多個交點的紋路，包含 whorl ridge 及 double-loop ridge 的判別參數



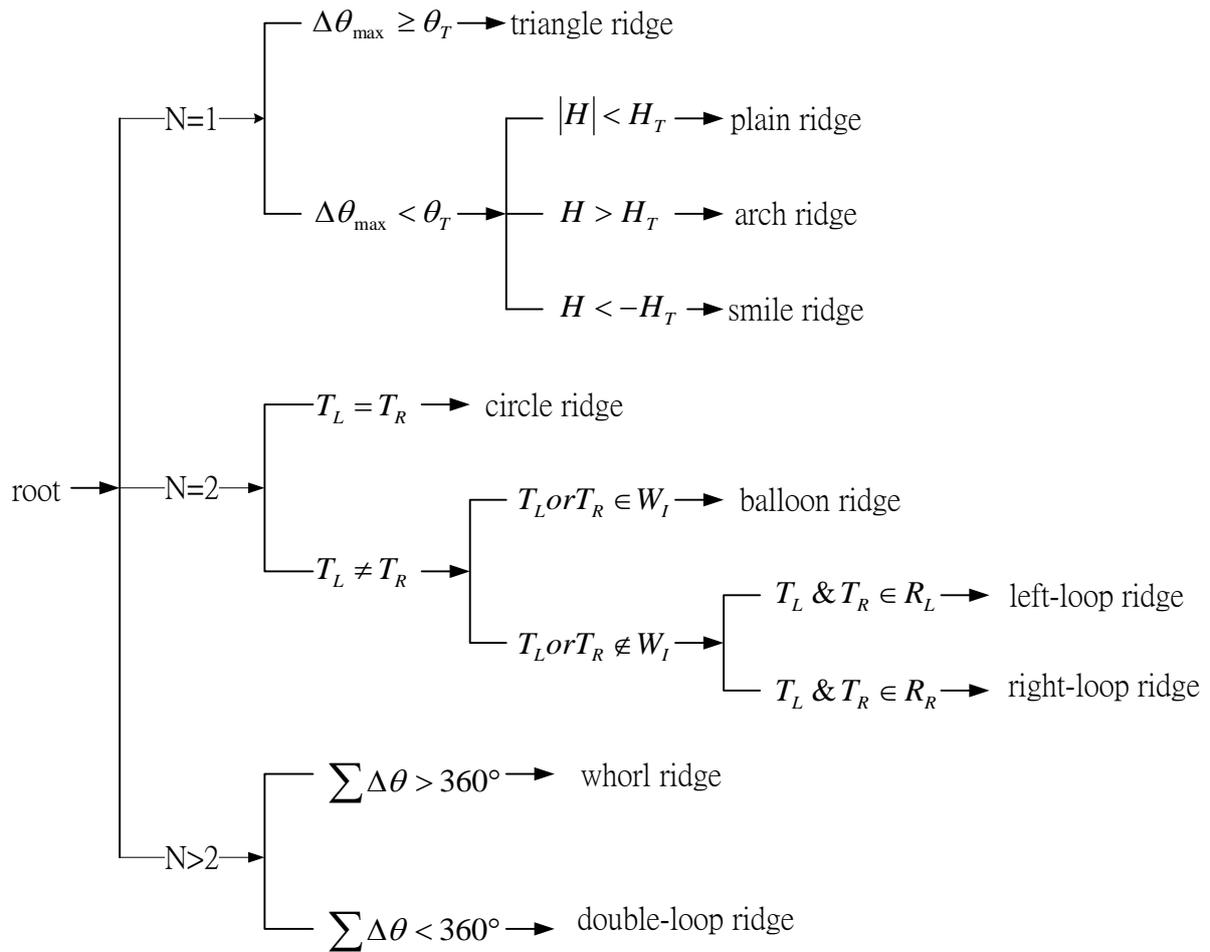


圖 12 十種基本指紋紋路的判別樹(discrimination tree)。

肆、指紋紋路的分類模型設計

觀察各類型的指紋，我們發現組成所有指紋的紋路只有十種基本的樣式，而不同類型的指紋，都只是由這十種不同的指紋紋路樣式依照特定的順序所組合而成的。如表 1 所示，我們以一組 regular expression 來表示此分類的紋路分佈順序。由於指紋在擷取時容易因為影像部分內容受到汙損，無法得到完整的紋路分布，在考量若是依照完整指紋的分布，拒絕率會提高相當多。基於這個理由，我們也分析出另一組簡化過後的正規表示法(regular expression)，如表 2 所示。使用簡化過後的正規表示法來設計模型的優點除了可以簡化系統的設計之外，對於區別紋路時錯誤的指紋，我們設計的系統可以具備容錯的能力，我們將依此簡化的正規表示法來進行分類模型的设计。



表 1 代表七個指紋分類的正規表示法

指紋類別	指紋分類的正規表示法
Arch	$p^+ a^+$
Tented Arch	$p^+ a^+ t^+ a^+$
Left Loop	$p^+ a^* t l^+ a^+$
Right Loop	$p^+ a^* t r^+ a^+$
Plain Whorl	$p^+ s^+ t (l^* + r^*) (b+t)^* (c+w)^+ (l^* + r^*) a^+$
Central-Pocket Whorl	$p^+ a^* t (l^+ + r^+) b^+ (l^+ + r^+) a^+$
Double-Loop Whorl	$p^+ s^+ t (l^* + r^*) (b+t)^* dd^+ (l^* + r^*) a^+$

表 2 經過簡化的指紋分類正規表示法

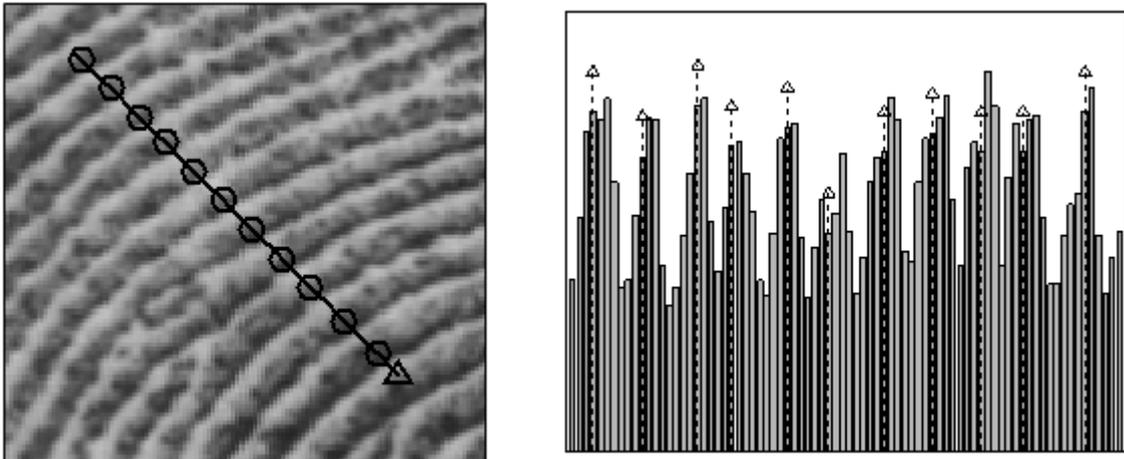
指紋類別	指紋分類的簡化正規表示法
Arch	$p^+ a^+$
Tented Arch	$\alpha^* t^+ a^+$
Left Loop	$p^+ \alpha^+ t l^+ a^+$
Right Loop	$p^+ \alpha^+ t r^+ a^+$
Plain Whorl	$\alpha^* s^+ \alpha^+ (c+w)^+ \alpha^+ a^+$
Central-Pocket Whorl	$p^+ \alpha^+ b^+ \alpha^+ a^+$
Double-Loop Whorl	$\alpha^* s^+ \alpha^+ dd^+ \alpha^+ a^+$

我們以一組預先分析出的NFA(Non-Deterministic Finite Automata)模型為依據(如圖13所示)，若此順序能夠符合其中某一個已知類型的紋路排列順序，則接受這個指紋並指定其類型；若依照此輸入順序卻依然無法使NFA停留在接受狀態，則將這個指紋歸類為拒絕分類，這種方法能夠分出完整的七個Henry的分類。

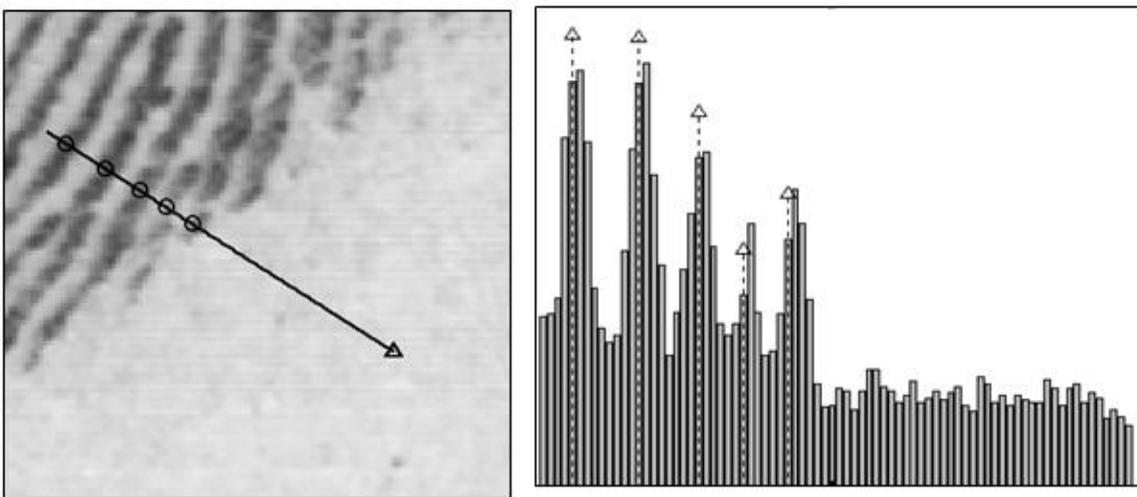


- (5) 依據影像灰階濃度連接指紋，成為待判別紋路
- (6) 依抽取軸逐條由上而下抽取紋路，並依所設計的判別樹判斷出所屬指紋形式
- (7) 由分類模型起點由下往上讀出紋路語句並在 NFA 中逐步進行狀態的轉移
- (8) 依 NFA 最終所停留的狀態判斷指紋所屬類型

藉由一個測試用的線段在指紋影像上取出一組由此線段上的灰階值所組成的資料，由於此線段具有任意的起始點與結束點，因此這個部分要分成四種情形分別討論。以灰階值的觀點來看，指紋紋路的顏色必定比溝的顏色深，現有的方法是藉由判斷顏色由深轉淡的轉折點來定出屬於紋路的點；但是，指紋的背景影像的灰階值依然會有些微濃淡的高低變化，若是只由顏色的變化的觀點來定紋路，將會在背景上定出非常多錯誤的紋路點(見圖 14)。一般來說，這種作法忽視了背景所帶來的影響，導致所做出的方法僅能適用於不包含背景的部分指紋影像，這是不切實際的作法。除此之外，存在於指紋紋路中的汗腺也同樣會造成灰階值的變化，這種情形會產生多餘的指紋點，也應該一併去除。



(a) 測試線段有一個部分落在影像的背景中，在背景部分的灰階值會有漣波般的變化，我們設計的方法能夠將這些傳統方法中無法去除的多於指紋點拿掉。



(b) 測試線段有一個部分落在同一條紋路內，應該只有一點被取出，我們設計的方法能夠將這些顏色較深但同屬於一條紋路歸類於紋路中的汗腺並且只有取出一個點。

圖 14 指紋紋路點的定位

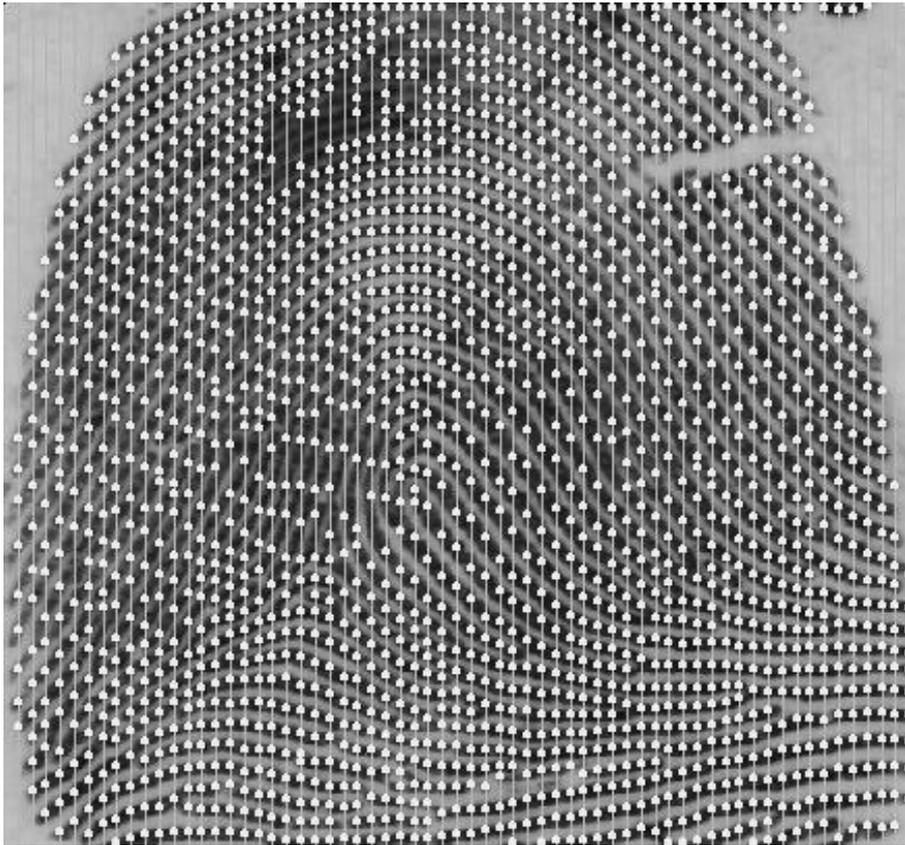


圖 15 紋路點的取出結果

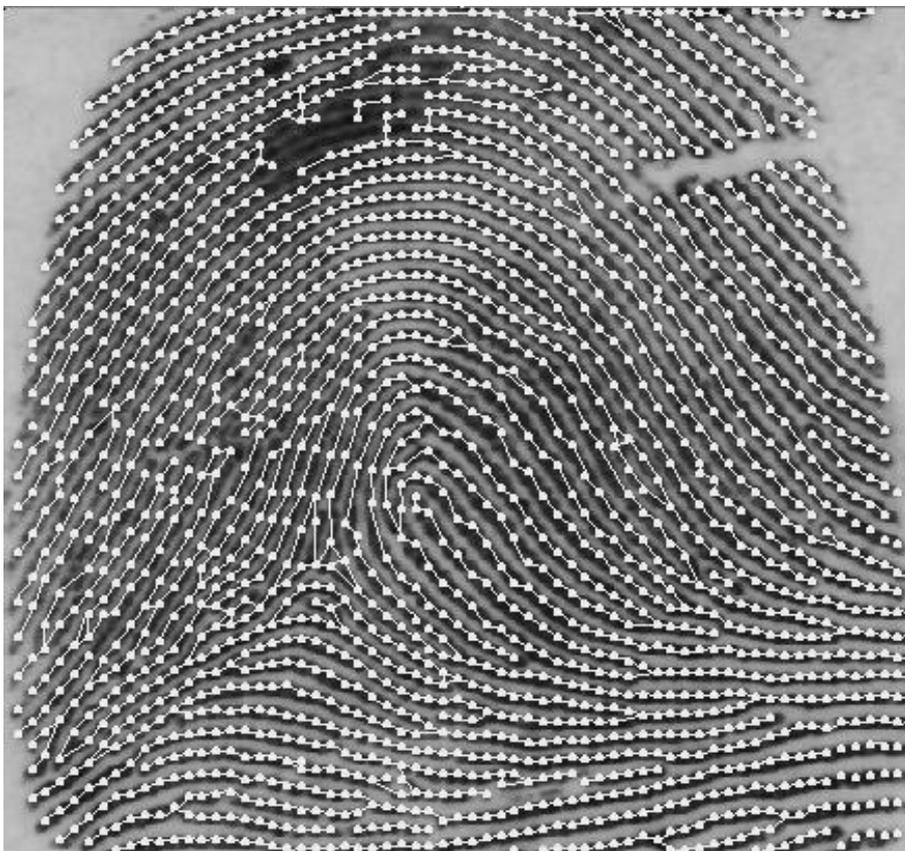


圖 16 紋路連接後的初始狀態



圖 15 為指紋紋路定位的實驗結果，在定位後連接顏色相近的紋路點形成代判別紋路(如圖 16)。

實驗的結果證實所提出的方法能有效的找出完整指紋影像中 96%以上的指紋點。利用橫向及縱向交錯的紋路抽取線定出所有的紋路點以後，以紋路點之間的平均灰階值決定紋路走向，最後便可以找出所有紋路的路線及其分支和端點等特徵點。表 3 中列出了以各種不同前處理方法來處理灰階指紋影像，並且應用於指紋紋路抽取時的效能的分析。我們所設計的直接在灰階影像下抽取指紋紋路點的新方法，由於並不需要經過任何前處理的步驟，因此在速度上較佔優勢；除此之外，直接在灰階影像下抽取指紋紋路點免去了經過二值化及細線化過程時會產生的紋路交互連結或是意外的斷線，因此我們的方法的正確性也是優於其他方法的。圖 17 則為紋路抽出的結果，圖 18 則為十種基本指紋紋路的抽取正確性統計。最後表 3 為指紋分類的實驗結果。

表 2：各種不同前處理方法應用於指紋紋路點抽取時的正確性分析

方法	紋路點	正確取出點	未取出點	多餘點	錯誤點	正確率
Direct Gray-Scale	1959	1897	61	1	54	96.8 %
Unsmoothed Binary	1959	1777	139	43	93	90.7 %
Smoothed Binary	1959	1828	115	16	86	93.3 %
Smoothed Skeleton	1959	1846	108	5	22	94.2 %

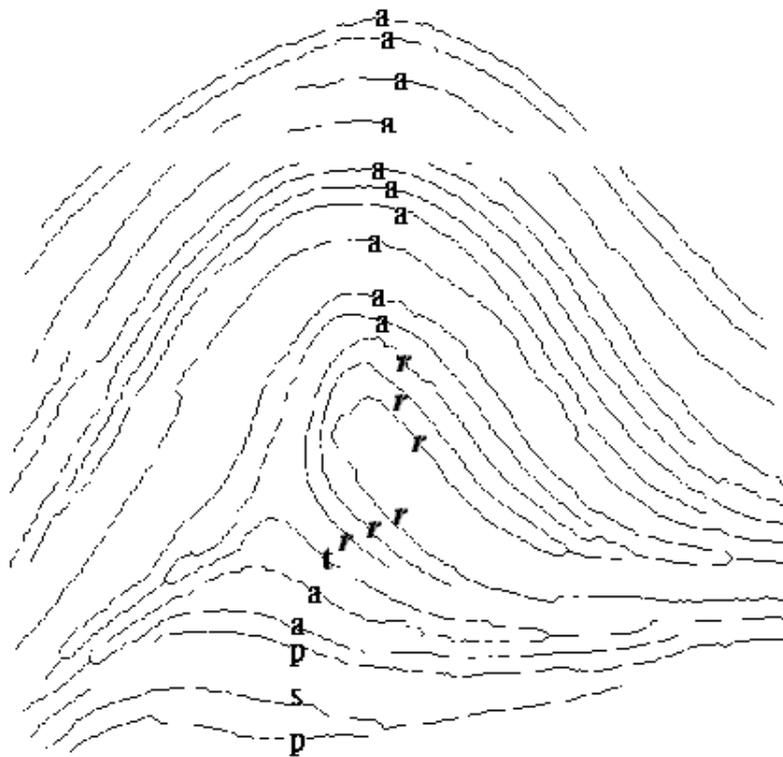


圖 17 指紋紋路的定位、指紋點的連接追蹤及指紋紋路的形式判別

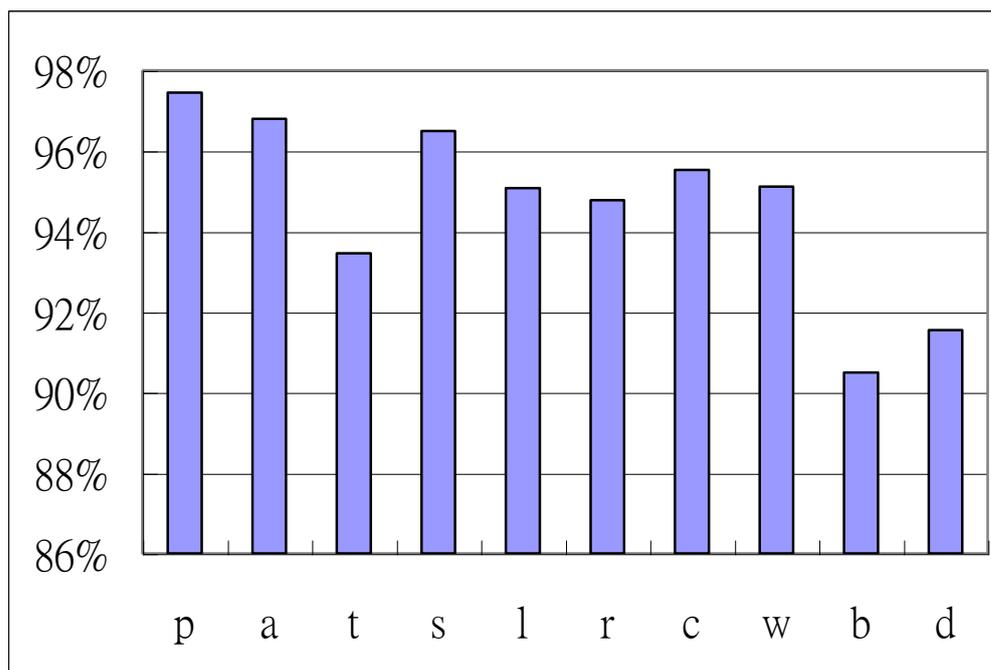


圖 18 十種基本指紋紋路的抽取正確性統計

表 3 指紋分類的實驗結果

已知的指紋		實驗後所指定的指紋類型								
類型	數量	PA	TA	LL	RL	PW	CW	DW	拒絕數	正確率
PA	400	376	3	5	4	0	0	0	12	96.9%
TA	400	5	361	10	9	0	0	0	15	93.8%
LL	400	0	0	364	0	5	6	4	21	96.0%
RL	400	0	1	0	358	4	5	6	26	95.7%
PW	312	0	0	3	2	279	3	3	22	96.2%
CW	25	0	0	1	1	0	21	0	2	91.3%
DW	63	0	0	2	1	1	0	56	3	93.3%

陸、結論與未來研究方向

本論文提出了一個以指紋紋路的分佈順序為前提的自動指紋分類系統。本方法不以區域性的特徵來決定分類，而是以指紋的全域特徵為考量的基礎，因此不受指紋的區域特徵限制，在部分指紋紋路喪失的情況下，仍然可以取出紋路分佈的順序來做分類。對於遭受污損的部分，



因其賴以分類的紋路是一個序列，而非單一條特定的紋路，因此紋路所具有的訊息較不容易失去。另外對於不完整的指紋，只要大部分的紋路仍是完整的，仍可以找出代表其類型的順序。對於指紋的變形、旋轉或位移，由於抽取紋路的方法並不依賴其空間的位置，因此並不構成問題。這個分類的方法能成功的分出完整的 Henry 七類指紋，且在拒絕率為 5.1% 的情況下，平均正確率達到 94.8% 以上，對於指紋自動分類系統來說，這是一項突破。

本論文所提出的各種新方法除了能夠使用在指紋系統以外，也能利用於各種不同的應用場合上。列舉如下：

- A. 我們所發展的全域式(global)多模灰階濃度分佈圖的分解技術，可以非常容易被改寫成區域式(local)的演算法。對於亮度不均勻的影像，或是影像中的目標物體並不位於最亮或最暗處時，使用我們所發展的方法可以有效的切割出有用（或是有興趣）的物體。應用的場合包含：不均勻亮度時的人臉定位、多媒體文件中不同顏色的文字與圖形的分離及 content-base image retrieval 等。
- B. 我們所發展出來的直接灰階影像的指紋定位法，若改變紋路點的連接及紋路追蹤的定義，從另一個角度來看可以直接轉換成從灰階影像做細線化(thinning)的影像前處理動作。根據論文中的分析，直接由灰階影像做細線化不須經過影像二值化的步驟，速度必然較快，也不會有不須要的交互連結或是突刺狀的線段產生。應用的場合包含：物體的外型辨識、曲線(curve)的抽取及辨識等。
- C. 我們所發展的指紋分類模型是基於灰階影像直接做處理的。對於實用上，有些指紋擷取器取進來的影像已經是二值化的影像時，只要改變紋路的定位法，在分類模型完全不須要改變的情況下依然可以完成指紋的自動分類。這代表著我們所設計的模型可以彈性的使用於灰階影像或是黑白影像。

未來主要的工作將著重於指紋影像的重建。現有的指紋重建方法都只是做影像的對比增強，或是做雜訊的濾除而已。對於採集自犯罪現場的指紋而言，指紋影像的背景皆不單純；這些背景可能是來自於一片斑駁的水泥牆，也有可能來自一塊腐朽的木頭，某些檔案指紋影像上甚至有印刷或是書寫的文字混雜在中間。無論這些指紋影像背景的來源為何，一旦背景的紋路與指紋的紋路結合後，就無從做指紋的自動分類或自動辨識了。因此，發展一套能去除不屬於指紋紋路的背景影像的方法也是不可或缺的工作。

柒、參考文獻

- Blue, J. L., et al., (1994). Evaluation of Pattern Classifiers For fingerprint and OCR Application. *Pattern Recognition*, 27(4), 485-501.
- Cao, Kai, Pang, Liaojun, Liang, Jimin & Tian, Jie. (2013, December). Fingerprint classification by a hierarchical classifier. *Pattern Classification*, 46, Issue 12, 3186-3197.
- Chang, Jeng-Horng & Fan, Kuo-Chin. (2001). Fingerprint Ridge Allocation in Direct Gray-Scale Domain. *Pattern Recognition*, 34(10), 1907-1925.
- Chang, Jeng-Horng & Fan, Kuo-Chin. (2002). A New Model for Fingerprint Classification by



- Ridge Distribution Sequences. *Pattern Recognition*, 35(6), 1209-1223.
- Chong, M. M. S., Ngee, T. H., Jun, L. & Gay, R. K. L. (1994). Geometric Framework for Fingerprint Image Classification. *Pattern Recognition*, 30(9), 1475-1488.
- Jain, A. K., Prabhaker, S. & Hong, L. (1999). A Multichannel Approach to Fingerprint Classification. *IEEE Trans. Pattern Analysis Mach Intell.*, 21(4), 348-359.
- Ferenc, Bodon. (2006). A Survey on Frequent Set Mining, *Department of Computer Science and Information Theory, Budapest University of Technology and Economics*, Budapest.
- Karu, K. & Jain, A. K.. (1996). Fingerprint Classification. *Pattern Recognition*, 29(3), 389-404.
- Kovacus-Vajna, Z. M. (2000). A Fingerprint Verification System Based on Triangular Matching and Dynamic Time Warping. *IEEE Trans. Pattern Analysis Mach Intell.*, 22(11), 1266-1276.
- Luping, Ji & Zhang, Yi (2007). SVM-based Fingerprint Classification Using Orientation Field. *3rd International conference on Natural Computation*, (2), 724- 727.
- Miao, D. & Maltoni, D.. (1997). Direct Gray-Scale Minutiae Detection In Fingerprints. *IEEE. Trans. Pattern Analysis Mach. Intell.*, 19(1), 27-39.
- Ratha, N. K., Karu, K., Chen, S. & Jain, A. K.. (1996). A Real-Time Matching System for Large Fingerprint Database. *IEEE Trans. Pattern Analysis Mach. Intell.*, 18(8), 799-813.
- Wei, L., Yonghui, C., & Fang, W.. (2008). Fingerprint Classification by Ridgeline and Singular Point Analysis. *Congress on Image and Signal Processing*.
- Yao Y., et. al., (2001). A new machine learning approach to fingerprint classification. *Congress of the Italian Association for Artificial Intelligence*(7th, pp.57- 63).
- Yazdi, M., & Gheysari, K.. (2008). A New Approach for the Fingerprint Classification Based on Gray-Level Co-Occurrence Matrix. *Proceedings Of World Academy Of Science, Engineering And Technology*, 30.

