

國立交通大學

資訊科學系

碩士論文

指紋影像清晰化的研究



A Study on Fingerprint Image Enhancement

研究生：張業承

指導教授：陳玲慧 教授

中華民國九十三年六月

指紋影像清晰化的研究

A Study on Fingerprint Image Enhancement

研究生：張業承

Student : Ip-Seng Cheong

指導教授：陳玲慧 博士

Advisor : Dr. Ling-Hwei Chen

國立交通大學



A Thesis

Submitted to Department of Computer and Information Science
College of Electrical Engineering and Computer Science
National Chiao Tung University
in partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of
Master
in
Computer and Information Science

June 2004

Hsinchu, Taiwan, Republic of China

中華民國九十三年六月

指紋影像清晰化的研究

學生：張業承

指導教授：陳玲慧 博士

國立交通大學

資訊科學系

摘要

本篇論文提出了一種有效的指紋影像增效演算法，它是結合了 A. J. Willis 等人和 Lin Hong 等人所提出方法之優點，並改善其缺點，使用頻率域增強法及 Gabor filter 對影像作清晰化。實驗結果顯示，愈是模糊不清、線段斷斷續續的指紋影像，其清晰化的效果愈是明顯；為了顯示本方法的有效性，我們亦將經過不同清晰化方法及本方法所作出的指紋影像作指紋辨識，實驗結果顯示，經過本方法作清晰化之指紋影像將提供較高的辨識率。

A Study on Fingerprint Image Enhancement

Student: Ip-Seng Cheong

Advisor: Dr. Ling-Hwei Chen

Institute of Computer and Information Science
Nation Chiao Tung University

ABSTRACT

This thesis proposes an effective algorithm for fingerprint image enhancement. It keeps the advantages of methods proposed by Willis and Lin and improves their disadvantages. Frequency domain enhancement and Gabor filter are used to make fingerprint image clearer. Experimental results show that an image is more blurry, the method is more effective. To show the effectiveness of the proposed method, we compare our method with two existing ones and also design a recognition system to show the validity of our method. According to the experimental results, the recognition rate is higher if fingerprint images are enhanced by the proposed algorithm before feature extraction is applied.

誌 謝

本論文在 陳玲慧博士的悉心指導下，歷經兩年的時間完成。在此期間，每當遇到難解的問題，教授皆以其豐富的學識、經驗以及智慧，給予學生正常的解題方向。另外，還要感謝博士班學長在理論上的指引，讓學生得到更多正確的觀念。最後，感謝身邊的所有同學、朋友以及海外的親友們給予的支持與鼓勵。



目 錄

書名(中)	1
書名(英)	2
中文摘要	指紋影像清晰化的研究	3
英文摘要	A Study on Fingerprint Image Enhancement	4
誌謝	5
目錄	6
圖目錄	7
表目錄	9
一、	簡介	10
1.1	動機	10
1.2	前言	10
1.3	指紋影像相關研究	12
1.4	論文篇幅安排	13
二、	指紋影像清晰化	15
2.1	頻率域增強	16
2.2	利用 Gabor filter 清晰化影像.....	21
2.2.1	Gabor filter 參數(一) 方向	22
2.2.2	Gabor filter 參數(二) 頻率	24
2.2.3	套用 Gabor filter	28
2.3	二值化	29
2.4	雜訊去除(一)	30
2.5	細線化	31
2.6	雜訊去除(二)	32
三、	實驗與結果	34
3.1	指紋影像清晰化實驗結果	34
3.2.1	指紋辨識實驗	38
3.2.2	特徵擷取	38
3.2.3	辨識實驗過程與結果	40
四、	結論	45
參考文獻	46

圖 目 錄

圖 2.1	影像清晰化演算法的系統流程圖	15
圖 2.2	分成小區塊後作頻率域轉換的情形	17
	(a) 原圖	
	(b) 分成小區塊分別做傅立葉轉換	
	(c) 圖(b)的局部放大	
圖 2.3	頻率域增強法的結果(無重疊分割)	18
	(a) 原圖	
	(b) 增強後的指紋影像	
圖 2.4	影像重疊分割示意圖	18
圖 2.5	不同重疊分割距離的比較	19
	(a) 原圖	
	(b) 每個區間分別做增強步驟($s = w$)	
	(c) 利用交疊分割再增強($s = w/2$)	
	(d) 利用交疊分割再增強($s = w/4$)	
圖 2.6	只作頻率域增強法作清晰化經細線化後得到的特徵點	21
	(a) 頻率域增強後的指紋影像	
	(b) 細線化後的情形，可見在某些該連續的線段上(圖圈處)並沒有連續	
圖 2.7	角度計算及修正示意圖	23
	(a) 利用頻率域增強後的指紋影像做方向計算	
	(b) 圖(a)的局部放大圖特徵擷取	
	(c) 計算方向步驟(6)的範圍示意圖	
	(d) 經過修正後的方向分佈示意圖	
	(e) 圖(d)的局部放大，與圖(b)位置相同	
圖 2.8	座標轉換示意圖	23
圖 2.9	計算 $X[j']$ 的示意圖[2]	23
圖 2.10	套用 Gabor filter 後的指紋影像	29
	(a) Gabor filter 使用前	
	(b) 套用 Gabor filter 後	
圖 2.11	二值化後帶來的雜訊及去除後的情形	31
	(a) 二值化後，在紋路間出現小洞及背景有少許黑點	
	(b) 這些具有雜訊的影像若直接做細線化將會做成錯誤的特徵值	
	(c) 經過雜訊去除後，紋路間的小洞及背景有少許黑點已被消去	
	(d) 細線化後再沒有產生錯誤的特徵值	

圖 2.12	細線化所帶來的雜訊及去除後的情形	32
	(a) 二值化後	
	(b) 細線化後，帶來大量的小分支	
	(c) 去雜訊後，小分支已被刪除	
圖 3.1	實驗結果 (一)	35
圖 3.2	實驗結果 (二)	36
圖 3.3	實驗結果 (三)	37
圖 3.4	利用像飛標靶的區塊劃分統計各區域內的特徵點數	39
圖 3.5	特徵點示意圖	40
圖 3.6	辨識實驗的流程圖	41



表 目 錄

表 3.1	辨識實驗結果	44
-------	--------------	----



第一章

簡介

1.1 動機

在現今社會，有各式各樣不同型式的密碼，讓我們在存取資料、網路交易時能保護本身的資料不被其他人更改及盜取，而指紋是其中一項極為普遍的密碼方式。指紋辨識具有安全性、行動性、方便性，而準確性則有待研究及發展。

本論文將提出一種指紋影像清晰化的演算法，讓輸入的指紋影像能夠得到良好的增強效果，增加其在往後的分類或辨識時的準確性。



1.2 前言

指紋影像的品質好壞取決於取得指紋的機器，以及擷取時手指壓在指紋機器的接觸面所使用的力量，也跟手指本身的紋理清晰度有關。年紀越大，指紋的紋理越模糊。所以增強指紋的清晰度對往後的分類建檔及比對辨識尤為重要。指紋清晰度增強的作業愈有效、去除雜訊的能力愈好，愈能顯示出個人最特有的指紋特徵。本篇論文的主

要目的，在於如何改善指紋影像的清晰度，去掉雜訊，以及對指紋線條作補償，使其紋理更明顯，擷取特徵時更能清楚正確。

1.2.1 指紋之應用

指紋的唯一性，讓每個人，甚或是親生父母及兄弟姐妹間均各有不同，截至目前為止，還找不到兩個人的指紋特徵是完全相同的。其次是指紋的不變性，人類從胎兒時期一直到老年階段，其指紋的大小、紋理線段的粗細，雖然會隨年齡的增長而有所變化，但整體而言，其紋理佈局皆沒有明顯的變化。所以指紋確能成為值得信賴的身份辨識工具，如上下班打卡機、門禁系統等。以其攜帶的方便性，不需每天牢記密碼，也不容易遭他人複製、盜用、以及偽造和假冒等。

1.2.2 指紋辨識技術簡介

指紋識別技術主要具備以下四種功能：讀取指紋影像、擷取特徵、保存資料和辨識比對。首先，利用指紋讀取設備取得人類手指上

指紋的影像，然後，要對原始影像進行初步的處理，使之更清晰。接下來的辨識部分，須先從處理後的影像中擷取特徵資料，兩枚不同的指紋將各自擁有其獨有的特徵資料。從指紋影像中找到被稱為「節點」的紋路特徵，也就是那些指紋紋路的分叉、終止處。有些演算法把節點和方向資訊結合產生了更多的特徵資料，這些方向資訊表明了各個節點之間的關係。

最後，把兩個處理過的指紋影像進行比較，計算出它們的相異程度，最終得到兩個指紋的相似度結果。



1.3 指紋影像處理相關研究

關於指紋影像清晰化的處理，已經有很多的研究闡述各種的方法及其有效性[1-6]，也各有其可取之處。一般的指紋影像，或許是因為指紋擷取機器本身解析度的不良，也或許是使用者本身手指按在指紋機表面力量大小的問題，又或是年長者的指紋線段一般會比年青者較模糊，使得一些指紋紋理斷斷續續、模糊不清。而這些品質較差的影像，用於辨識時，常常會被拒絕(reject)或導致機器出現其他錯誤的判斷，對於這類型的指紋影像，A. J. Willis [1] 等人所提出的頻

率域增強方法，可以有效地解決這個問題。它是將影像分割成各個小區塊，每一小區塊分別作傅立葉轉換到頻率域，依其大小乘上其本身大小的 k 次方(k 為實驗值)，以增強其對比度。而因為分割區塊而造成之不連續情形，在此方法中也提出了改善的方法。然而，對於那些很模糊的影像，還需要一些後續處理步驟，讓指紋影像更清晰。另外，Lin Hong [2] 等人所提出的 Gabor filter 方法，也可以改善紋理不清楚的問題，它也是先將影像等分成許多小區塊，根據每個區塊的灰階平均值及方差做正規化處理，以增加其解析度，然後分別計算每個區域的線段走向、頻率等，再將這些參數放入 Gabor filter 作增強處理。然而，在計算 Gabor filter 的參數前，先用正規化來增強影像對比度。這樣的方法對於那些線段極為模糊的影像，其清晰度改善的程度有限，使得在之後的線段方向以及頻率的計算，出現誤差的機會較大，若在此加入[1]的頻率域增效法，便能有效地增加對比，紋理的走向變得更明顯，之後方向計算的準確度便能有所改善。

1.4 論文篇幅安排

在本篇論文中，將提出一種指紋影像清晰化演算法，所有被測試

的指紋，經過所提出的方法處理過後，均得到清晰較容易取得正確特徵的指紋影像。清晰化演算法主要是先將指紋影像做頻率域訊號增強，增強指紋影像的清晰度。接著使用 Gabor filter，增加紋理線段的連貫性。本篇論文的篇幅安排如下：首先在第二章，先針對所提出方法的各項細節作詳細描述。實驗結果將列舉於第三章。除了比較在增效前及清晰化後指紋影像的差異外，還作出一些辨識實驗用以比較清晰化前後的辨識率差異，以證明清晰化演算法的實用性。最後第四章將會作出一個總結。



第二章

指紋影像清晰化

圖 2.1 為本論文所提出的方法的系統流程圖。首先是在頻率域做增強的動作，增加其紋理及背景之間的對比。接著利用 Gabor filter，將一些有一定規律性及週期性的圖案紋理增強，使得一些斷斷續續的地方得以補強。最後，於二值化後，及細線化後對圖像做一些雜訊去除，增加擷取指紋特徵的正確性。本論文所提出方法的細節，將於下面章節作詳細敘述。

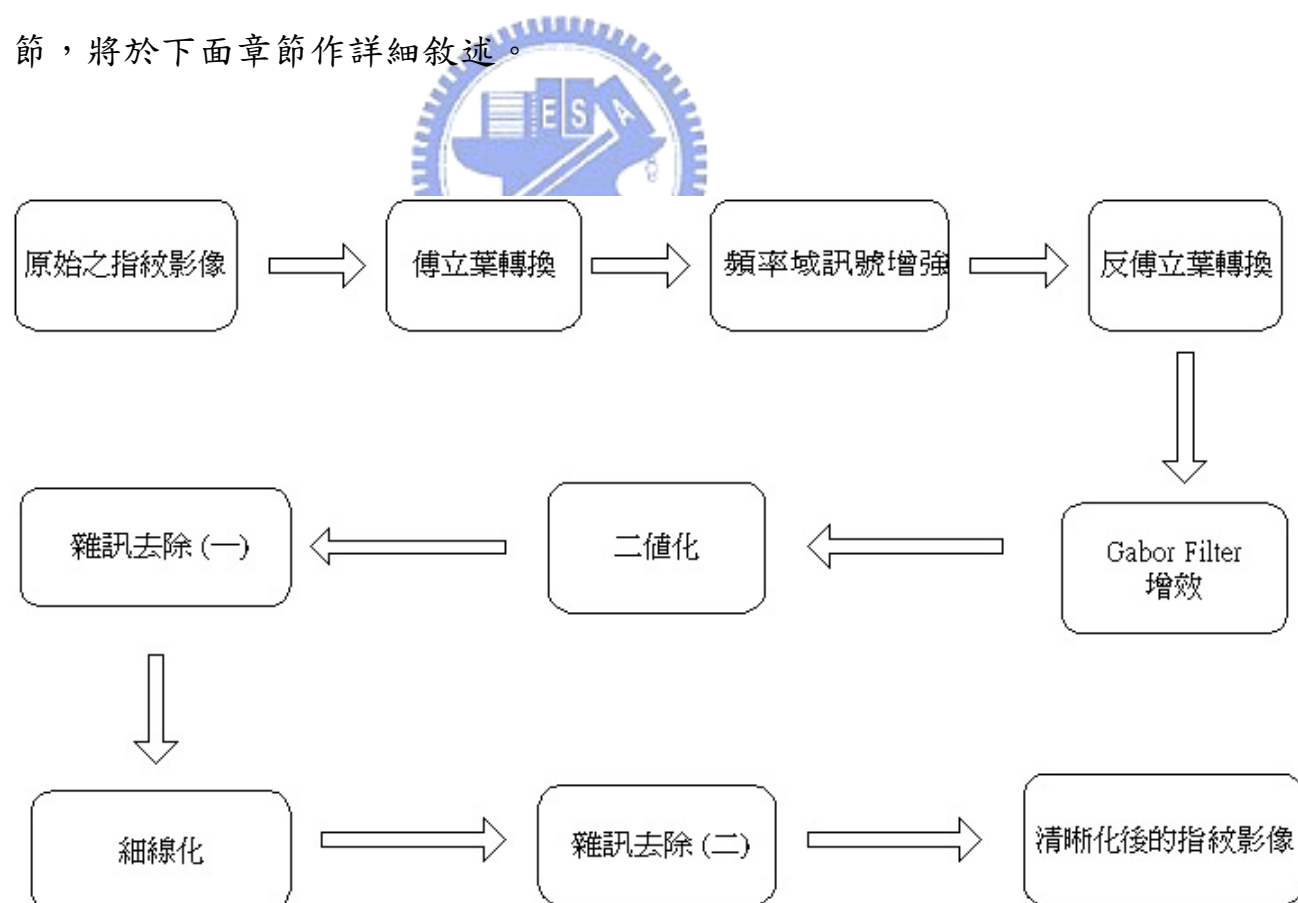


圖 2.1 影像清晰化演算法的系統流程圖。

2.1 頻率域增強

首先是將空間域的圖像轉換到頻率域，我們對圖像分別按順序切成一塊塊的小區域，然後再對每個小區域作傅立葉轉換。傅立葉轉換的公式如下：

$$F(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \exp\left\{-j2\pi\left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N}\right)\right\}, \quad \dots\dots\dots (式 2.1)$$

$$f(x, y) = \frac{1}{MN} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u, v) \exp\left\{j2\pi\left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N}\right)\right\}, \quad \dots\dots\dots (式 2.2)$$

其中， $u = 0, 1, 2, \dots, M - 1$ ， $v = 0, 1, 2, \dots, N - 1$ ， M 及 N 分別為區塊的長度及寬度，其中本論文將原圖等分成 $M = N = w = 16$ 的正方形區塊。

由於每個區塊所擁有的紋理走向特徵、形狀、強度不盡相同；轉到頻率域後，可發現每個區塊的頻率域表示皆不盡相同，如圖 2.2 所示。接著，我們將對這些小區域作增強的動作。從傅立葉轉換後得到的值分別有實數值及虛數值，計算其大小，並進行頻率域訊號增強處理，接著將之轉回空間域，如式 2.3。

$$g(x, y) = F^{-1}\{ F(u, v) \times |F(u, v)|^k \}, \quad \dots\dots\dots (式 2.3)$$

其中 k 為一個實驗值。 k 的範圍選擇在 $1.0 \sim 2.0$ 的區間所得到的結果，經正規化後皆非常接近。最後本論文選用 $k = 1.4$ ，處理後紋理與背景較原圖分明可見。如圖 2.3 所示。

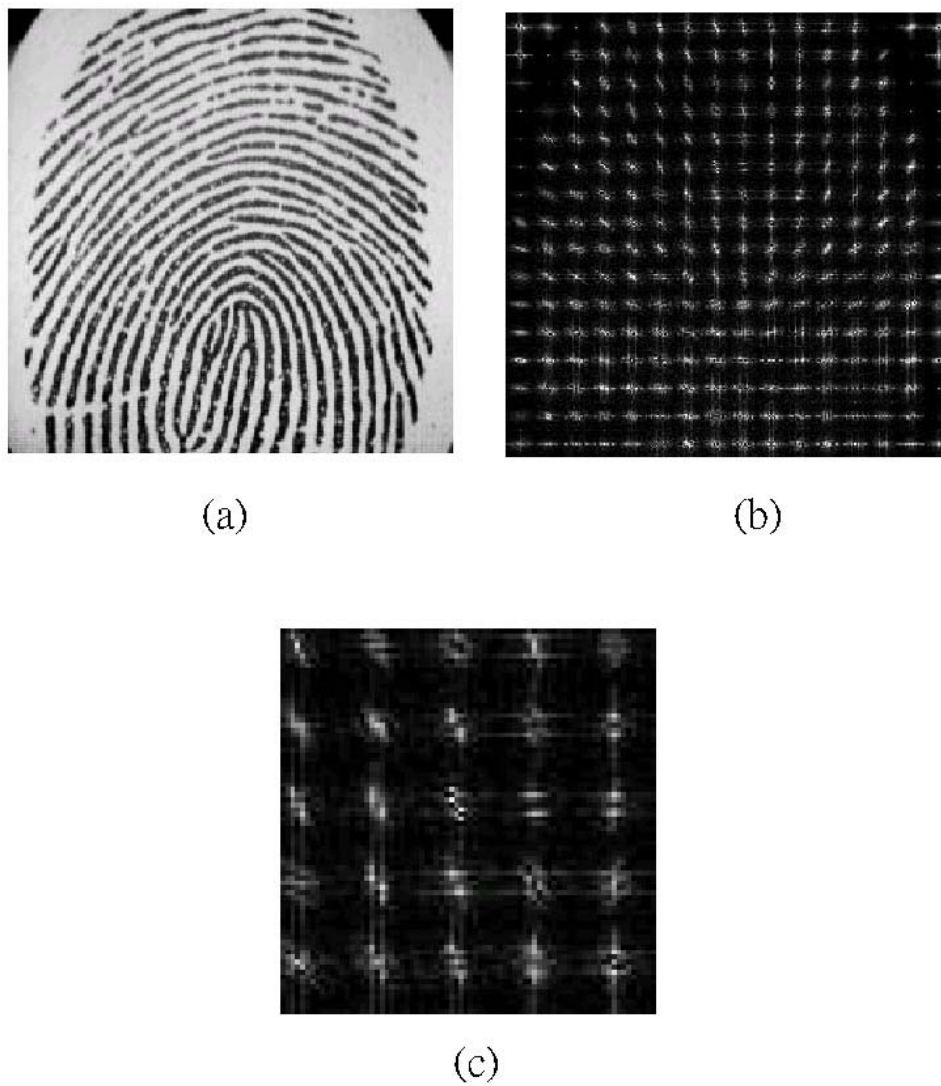


圖 2.2 (a)原圖，(b)分成小區塊分別做傅立葉轉換，(c)圖(b)的局部放大。

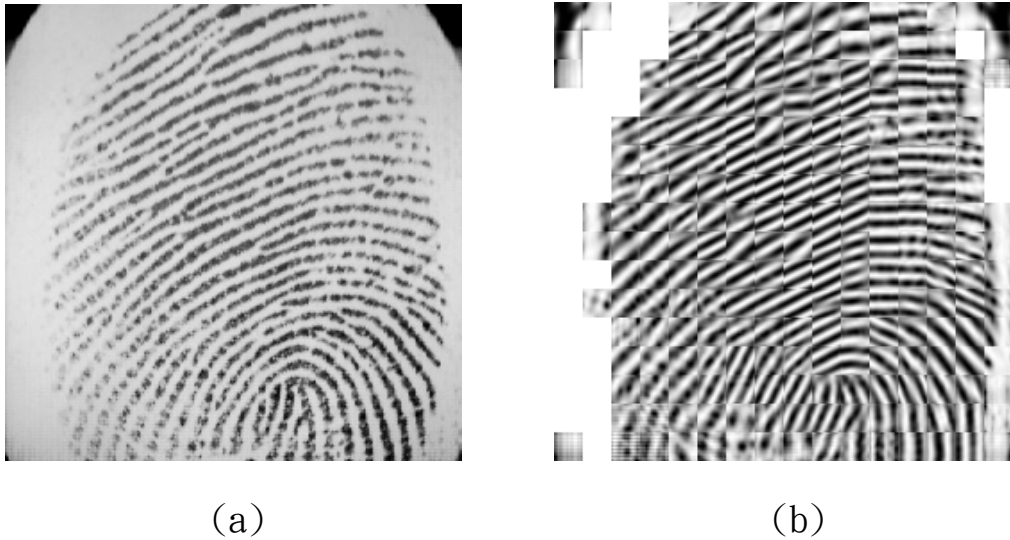


圖 2.3 (a)原圖，(b)增強後的指紋影像。

在這個處理步驟後，我們發現，鄰近區塊間存在著連接處的不連續效應，如圖 2.3(b)所示。這是不可避免的，因為每個區域都是個別地做處理，增強的效應取決於區塊範圍內本來的灰階值的大小及分佈，各自不同，所以形成此斷斷續續的情形。為了改善這種情況，我們採取交疊分割的方式將原圖分成小區塊，其中相鄰兩個交疊小區塊之分隔距離為 s ，如圖 2.4 所示。

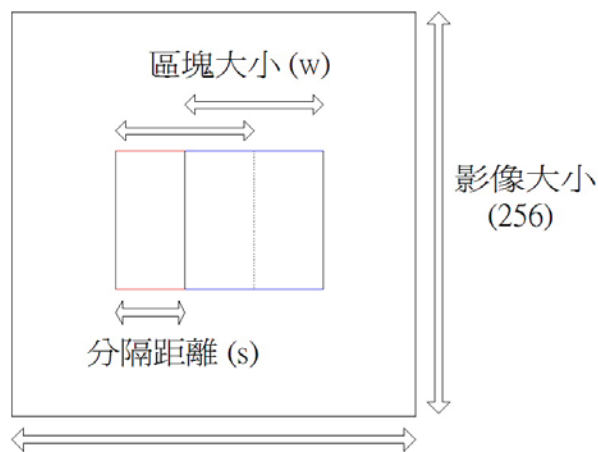


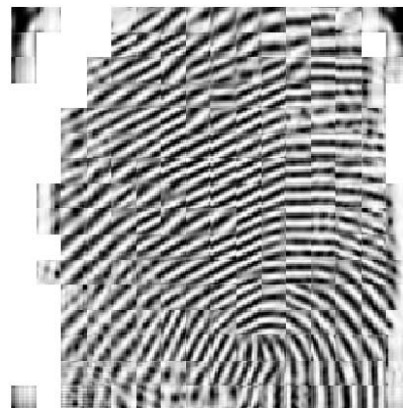
圖 2.4 影像重疊分割示意圖。

圖 2.5 所示為交疊效應所得到的增強效果，明顯地可看到分隔距離較小的處理結果其不連續的現象較小。經由實驗，本論文最後選用了

$$s = w/4 \quad (s=4)。$$



(a)



(b)



(c)



(d)

圖 2.5 (a)原圖，(b)每個區間分別做增強步驟，(c)利用交疊分割再增效($s = w/2$)，(d)利用交疊分割再增效($s = w/4$)。

對於在影像邊緣處的部分，本論文利用每個區塊灰階值的方差值 (variance) 來作判別，若方差值小於某一臨界值時，則判定該區塊為背景並將灰階值設定為 255。總括頻率域增強法的步驟如下：

- (1) 以 $s(=4)$ 為分隔距離將原圖分成 $w \times w$ (16×16) 大小的小區塊。
- (2) 求得每個區塊的方差值，若方差值小於一臨界值，則此區塊之灰階值改為 255，不再做處理。
- (3) 每一區塊分別做快速傅立葉轉換。
- (4) 決定 k 值，根據 2.3 式做影像增強處理。

轉回空間域後，為了將影像正常顯示，必須將影像的灰階值重新設定在 $0 \sim 255$ 之間；所以必須再經過正規化處理，先求出每個區塊經過增強理後各點灰階值的最大值(max)及最小值(min)。最後利用式 2.4 求出每點的新灰階值：

$$\tilde{g}(x, y) = 255 \times \frac{g(x, y) - \min}{\max - \min} \quad \text{.....(式 2.4)}$$

做完整個過程後，紋理與背景間的對比情況得到改善，也較原圖更分明清楚，但部分紋理還是有著斷斷續續的情形出現。接下來，為了改善這部分，我們將使用 Gabor Filter 進一步的清晰化指紋影像。

2.2 利用 Gabor filter 清晰化影像

根據前面的處理步驟後，得到一張有明顯改善的指紋影像，但若原圖原本是很模糊不清的指紋影像，此時還是可以看出斷斷續續的部分，甚至在一些紋理線條間還存在著一些小洞、斷掉等情形。若不加以處理此問題，經過二值化及細線化後，這些地方將會帶來一些錯誤的特徵點，如圖 2.6 所示。

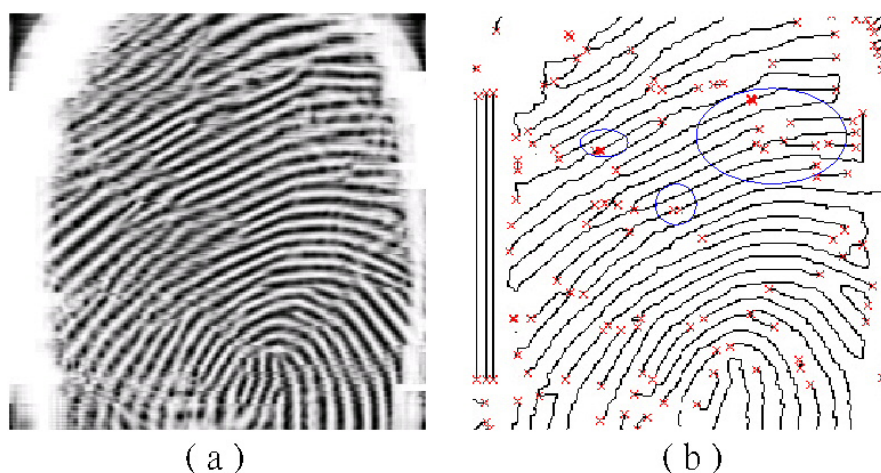


圖 2.6 (a)頻率域增強後的指紋影像，(b)細線化後的情形，可見在某些該連續的線段上(圖圈處)並沒有連續。

在這裡我們介紹一個相當有用的工具 - Gabor filter[7]，Gabor filter 對一些擁有規律性及週期性的線條能夠起補強的作用。使用 Gabor filter，我們先要得到兩個重要的參數 - 頻率及方向。頻率是該區塊範圍內線條平均寬度的倒數；而方向則是線段的走向，下面將會分別詳細介紹求得這兩個參數的方法。

2.2.1 Gabor filter 參數(一) - 方向

我們現在開始求本論文中利用 Gabor filter 所需要的第一個參數，其演算法如下：

(1) 將原圖分成 $w \times w$ (16×16) 大小的小區塊 (不需重疊)。

(2) 計算小區塊內每點的斜率 $\partial_x(i, j)$ 及 $\partial_y(i, j)$ 。

在計算點 (i, j) 的 $\partial_x(i, j)$ 及 $\partial_y(i, j)$ 時，可根據 Sobel operator [8] 方法求得。

(3) 利用式 2.8 計算每點的方向。

$$\phi(i, j) = \tan^{-1} \frac{\partial_y(i, j)}{\partial_x(i, j)}, \quad \dots \dots \dots \text{(式 2.8)}$$

(4) 最後每個區塊的方向 $\phi_w(i_w, j_w)$ ，等於以坐標 i_w 及 j_w 為中心的區塊內，出現次數最多的角度。

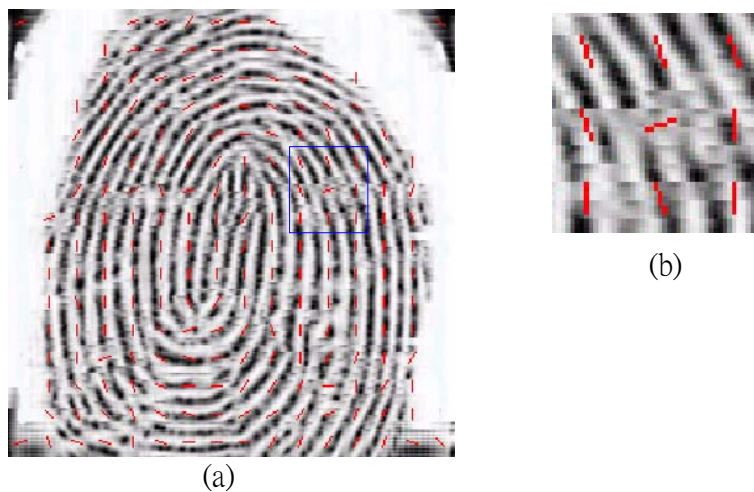
(5) 每個區塊做完上述步驟後，形成一個區塊紋理方向分佈矩陣

$O(i_w, j_w)$ ，其結果如圖 2.7(a) 所示。可發現部分計算出的角度與實際的有很大的差別(見 2.7(b))，原因可能是原圖的清晰度太低或雜訊而影響計算結果，這會影響往後計算頻率及 Gabor filter 時的正確性，我們必須作出一些修正。

(6) 統計每個區塊方向矩陣的 ± 1 範圍內每個出現角度的出現次數

(num_ϕ) ，如圖 2.7(c)所示，找出出現次數最多之角度(ϕ_{max_num})，

根據式 2.9 決定該區塊的角度。



$O(i_w - w, j_w - w)$	$O(i_w - w, j_w)$	$O(i_w - w, j_w + w)$
$O(i_w, j_w - w)$	$O(i_w, j_w)$	$O(i_w, j_w + w)$
$O(i_w + w, j_w - w)$	$O(i_w + w, j_w)$	$O(i_w + w, j_w + w)$

(c)

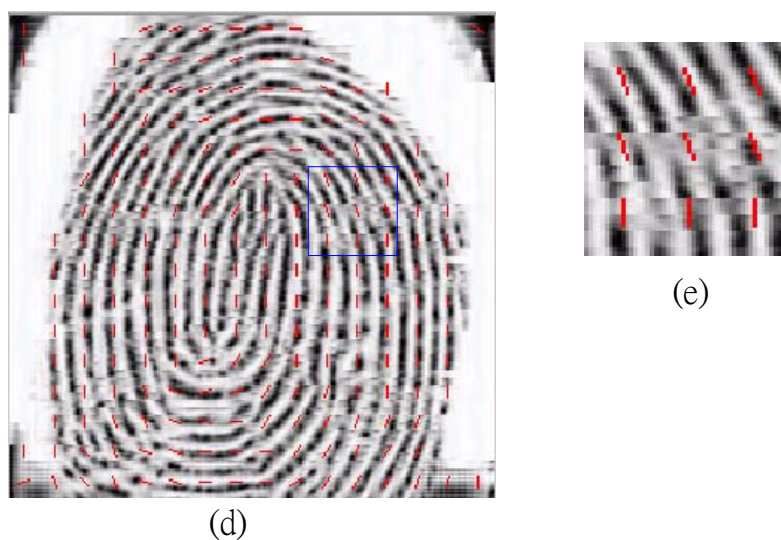


圖 2.7 (a) 利用頻率域增強後的指紋影像做方向計算，(b) 圖(a)的局部放大圖，(c) 計算方向步驟(6)的範圍示意圖，(d)經過修正後的方向分佈示意圖，(e) 圖(d)的局部放大，與圖(b)位置相同。

$$O'(i_w, j_w) = \begin{cases} O(i_w, j_w) & \text{if } num_\phi = 1, \forall \phi \\ \phi_{\max_num} & \text{otherwise} \end{cases} \quad \dots\dots\dots \text{(式 2.9)}$$

2.2.2 Gabor filter 參數(二) - 頻率

利用 2.2.1 所求得的區塊紋理走向，根據以下的演算法，求取每一區塊的紋理出現頻率：

- (1) 將原圖分成 $w \times w$ 大小的小區塊 (不需重疊)。
- (2) 找出該區塊的中心點及區塊方向 $(\phi_w(i_w, j_w))$ ，並以圖 2.8 的方式劃出一個延伸方格，其大小為 $1 \times w$ 。
- (3) 根據圖 2.8、圖 2.9 對延伸方格內的各點作座標轉換得 (i', j') 。
- (4) 根據式 2.10，計算 $X[j']$ 。

$$X[j'] = \frac{1}{w} \sum_{i'=-w/2}^{w/2-1} \tilde{g}(i', j'), \quad \dots\dots\dots \text{(式 2.10)}$$

其中 $j' = -16, -15, \dots, 0, 1, 2, \dots, 14, 15$ ； $\tilde{g}(i', j')$ 為經過頻率域增強及正規化後，點 (i', j') 的灰階值； w 為區塊的長度；延伸方格長度 $l = 2 \times w$ ； $X[j']$ 代表延伸方格的橫軸上某點 j' 沿著縱軸 (J' 軸，見圖 2.8) 的灰階值 $\tilde{g}(i', j')$ 累加起來。

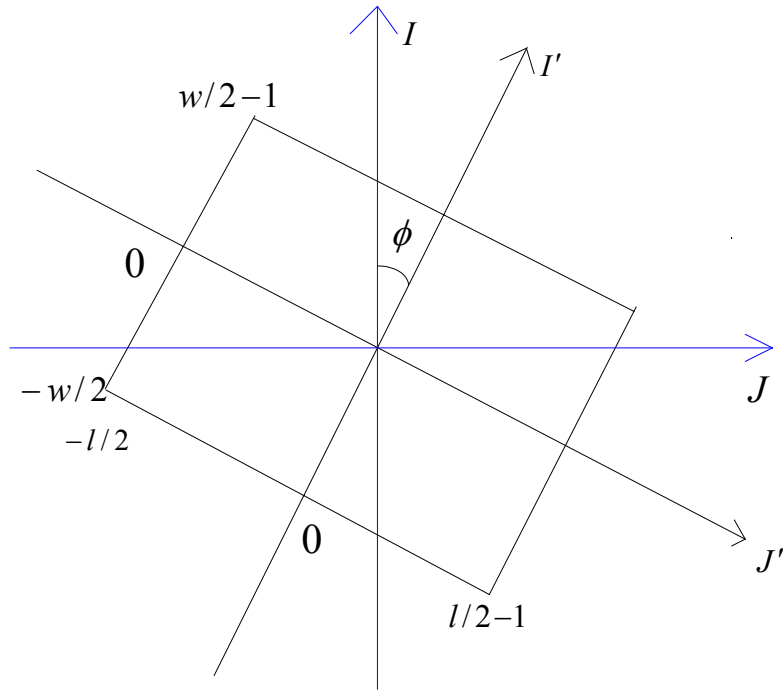


圖 2.8 座標轉換示意圖。

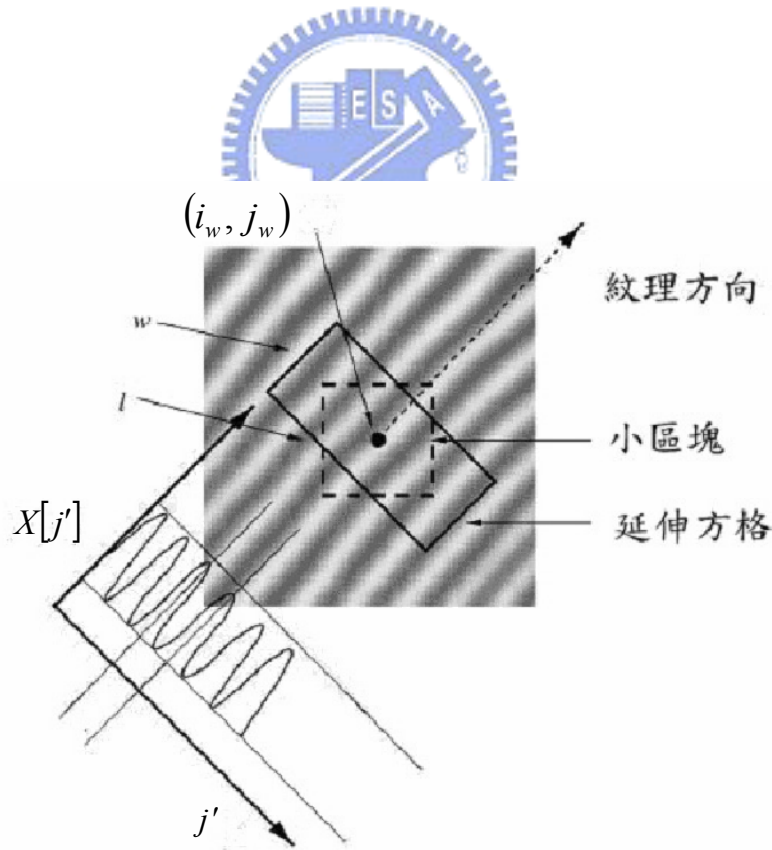


圖 2.9 計算 $X[j']$ 的示意圖 [2]。

(5) 根據圖 2.9 的 $X[j']$ 示意圖，可知沿著橫軸(J' 軸)增加， $X[j']$ 為一週期性函數，令 $X[j']$ 在 k_1, k_2, \dots, k_a 處出現峰值(共 a 個)，且 $k_1 < k_2 < \dots < k_a$ ；則峰值與峰值之間的平均距離(k)可由式 2.11 求得。

$$k = \frac{\sum_{m=2}^h (k_m - k_{m-1})}{a-1} \quad \text{。} \quad \dots \quad \text{式 2.11}$$

每個區間之頻率值 $\Omega(i_w, j_w)$ 的計算如式 2.12 所示。

$$\Omega(i_w, j_w) = \frac{1}{k} \quad \text{。} \quad \dots \quad \text{式 2.12}$$



$X[j']$ 的意義代表著延伸方格內每一行的灰階總值，正常的情况下，隨著 j' 值增加，將會出現灰階值高低的週期性變化(圖 2.9)，其峰值與峰值之間的距離，取平均值，即為該區間的週期(指紋線段出現的週期)，其倒數即區間指紋線段出現的頻率。由實驗觀察發現，每個區塊的頻率大小約在 0.04 ~ 0.4 左右，所以在這裡加上一些判斷雜訊的標準，若大於此範圍，則判定找出之頻率為錯誤的，以 -1 代替，而將以其鄰近區間的頻率來作補償，並利用一個低通過濾器來作平滑化(smoothing)；如式 2.13-式 2.15 所示。

$$\Omega'(i_w, j_w) = \begin{cases} \Omega(i_w, j_w) & \text{if } \Omega(i_w, j_w) \neq -1 \\ \frac{\sum_{u=-w_\Omega/2}^{w_\Omega/2} \sum_{v=-w_\Omega/2}^{w_\Omega/2} W_g(u, v) \mu(\Omega(i_w + u, j_w + v))}{\sum_{u=-w_\Omega/2}^{w_\Omega/2} \sum_{v=-w_\Omega/2}^{w_\Omega/2} W_g(u, v) \delta(\Omega(i_w + u, j_w + v) + 1)} & \text{if } \Omega(i_w, j_w) = -1 \end{cases} \quad (\text{式 2.13})$$

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \leq 0 \\ x & \text{otherwise} \end{cases}, \quad \dots\dots\dots (\text{式 2.14})$$

$$\delta(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \leq 0 \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad \dots\dots\dots (\text{式 2.15})$$

其中低通過濾器(W_g)部分，本論文使用的形式為 $W_g(u, v) = 1$ ，filter 的大小為 $(w_\Omega + 1) \times (w_\Omega + 1)$ ，本論文使用 $w_\Omega = 6$ 。

在正常情況下，鄰近區塊間的頻率變化應該非常小，所以我們在最後對整個頻率分佈作一次平滑化，利用低通過濾器與整個頻率分佈作捲積(convolution)。如式 2.16 所示。於本論文中我們使用 3×3 的平均過濾器(average filter)，其型式如式 2.17 所示。

$$\Omega''(i_w, j_w) = \sum_{u=-w_l/2}^{w_l/2} \sum_{v=-w_l/2}^{w_l/2} W_l(u, v) \Omega'(i_w + u, j_w + v) \quad \dots\dots\dots (\text{式 2.16})$$

其中 W_l 為平均過濾器(average filter)； W_l 的大小為 $(w_l + 1) \times (w_l + 1)$ 。

本論文使用 $w_l = 2$ 。

$$W_l(u, v) = \frac{1}{(w_l + 1)^2} \quad \dots\dots\dots (\text{式 2.17})$$

2.2.3 套用 Gabor Filter

Gabor filter 於空間域下的一般式如式 2.18-式 2.20 所示。

$$h(x, y : \phi, f) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{x_\phi^2}{\delta_x^2} + \frac{y_\phi^2}{\delta_y^2}\right]\right\} \cos(2\pi fx_\phi), \quad \dots\dots\dots (\text{式 } 2.18)$$

$$x_\phi = x \cos \phi + y \sin \phi, \quad \dots\dots\dots (\text{式 } 2.19)$$

$$y_\phi = -x \sin \phi + y \cos \phi, \quad \dots\dots\dots (\text{式 } 2.20)$$

其中 ϕ 為線段的方向而 f 則為頻率， δ_x 和 δ_y 為紋理線段的參數，代表著線段本身的寬度及高度，經實驗觀察，本論文利用 $\delta_x = \delta_y = 4.0$ 為最佳的實驗值。而 Gabor filter 的大小，本論文使用 11×11 ，然後將各參數代入至式 2.18-式 2.20 中，與經過頻率域增強後的影像作捲積計算；其結果如圖 2.10 所示。以下為本論文使用 Gabor filter 的演算法：

- (1) 將原圖分成 $w \times w$ 大小的小區塊 (不需重疊)。
- (2) 每小塊分別求得該範圍內線段的主要方向。
- (3) 根據(2)求得的方向，計算每個區塊的頻率。
- (4) 將參數 $O'(i_w, j_w)$ 、 $\Omega''(i_w, j_w)$ 、 δ_x 及 δ_y 代入 Gabor filter 的一般式(式 2.18-2.20)，並與頻率域增強後的影像作捲積，如式 2.21 所示。

$$E(i, j) = \sum_{u=-w_{Ga}/2}^{w_{Ga}/2} \sum_{v=-w_{Ga}/2}^{w_{Ga}/2} h(u, v, O'(i_w, j_w), \Omega''(i_w, j_w)) \tilde{g}(i+u, j+v) \dots (\text{式 2.21})$$

其中 w_{Ga} 為 Gabor filter 的大小，本論文採用 $w_{Ga}=11$ 。



圖 2.10 (a)Gabor filter 使用前，(b)套用 Gabor filter 後。

2.3 二值化

經過前述的各步驟後，紋理與背景間的對比與連續性的增效已大致上完成，接著便是做二值化，影像只須留下黑白兩色 - 指紋及背景，以利影像的清晰及特徵的擷取。而做二值化最重要的部分，就是臨界值的選取，由於整張圖片的明暗分佈不是平滑的，所以亦需要

將全圖分成小區塊來處理，利用 Tsai[11]所提出的 Moment-Preserving Thresholding 方法，求得每個各別區塊的臨界值，大於臨界者賦予白色(背景)，其他的則賦予黑色(指紋)。

2.4 雜訊去除 (一)

二值化後，紋理的清晰度加強了，但對於紋理內的雜訊也就更明顯，如圖 2.11(a)、(b)，指紋線條間有一個洞，這是原圖所沒有的，這樣的圖經過下一步的細線化後，會形成兩個交點，這是錯誤、不該存在的特徵，又像是一些太短的線段，基本上也可以把它們當成雜訊處理，對照原圖這樣是合理的，所以本論文利用 Region Growing，找出那些小洞及短線條的位置，及後將它們去除。如圖 2.11 (c)、(d)所示：

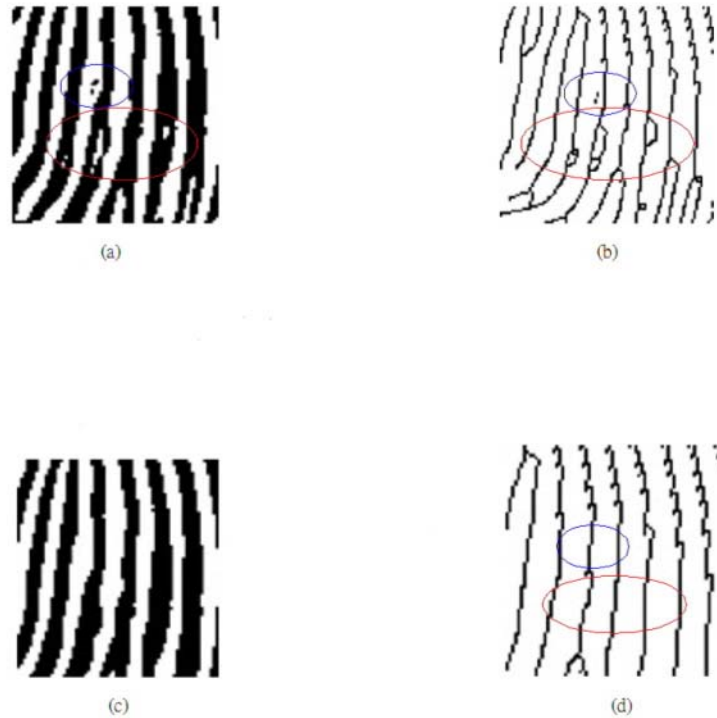


圖 2.11 (a)二值化後，在紋路間出現小洞及背景有少許黑點，(b)這些具有雜訊的影像若直接做細線化將會做成錯誤的特徵值，(c)經過雜訊去除後，紋路間的小洞及背景有少許黑點已被消去，(d)細線化後再沒有產生錯誤的特徵值。

2.5 細線化

細線化是指紋影像特徵擷取前的必要過程，有利於影像的儲存及特徵的擷取，細線化的演算法，我們採用 Zhang 和 Suen [10]所提出的方法，其結果如圖 2.12(a)、(b)所示。

細線化後，明顯地，帶來大量的交點及終點，這些將是我們不願意看到的嚴重雜訊，下一步將是處理這些像毛髮般的分支。

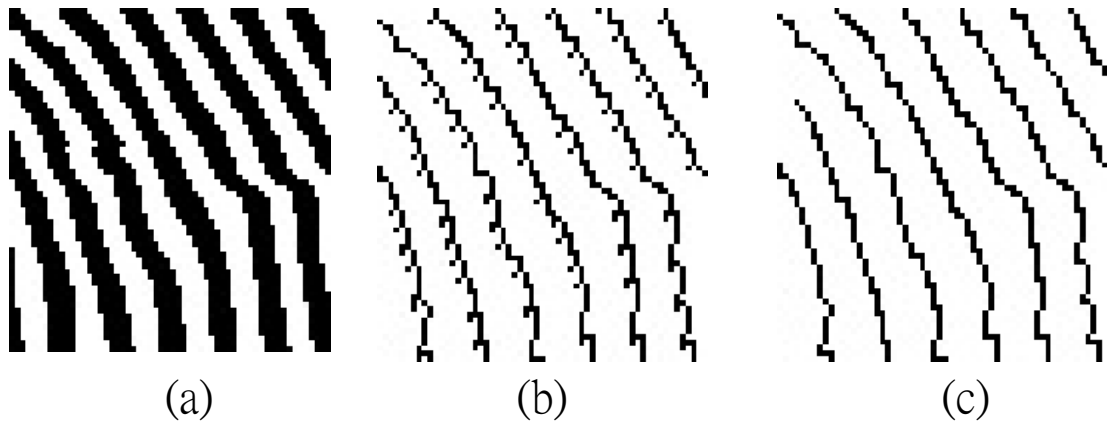


圖 2.12 (a)二值化後，(b)細線化後，帶來大量的小分支，(c)去雜訊後，小分支已被刪除。

2.6 雜訊去除 (二)



從圖 2.12(b)可見線段中有一排密密麻麻像毛髮般的短小分支，這些都不是我們想看到的、多餘的雜訊，而且數量非常的多，去除這些雜訊是必要的，這裡用到的演算法如下：

- (1) 找出線段的終點。
- (2) 從終點處往指紋線段(黑點)處追蹤，記錄所經過的黑點的位置及統計已走過黑點的數目。
- (3) 若在某一臨界值的範圍內(本論文所使用的值為 10)遇到交點，則所走過的線段為雜訊而將它們刪除(轉成背景)。

明顯地，經過去除雜訊的步驟後(圖 2.12(c))，分支已全部消失，減少了許多不必要的特徵點。

經過上述的各步驟處理後，一張原本模糊不清、斷斷續續的指紋影像，最後均得到適度的改善，而且品質越差的影像，改善的效果越明顯。



第三章

實驗與結果

本論文將於 3.1 節列舉數個不同測試者手上擷取下來的指紋影像清晰化過程。3.2 節說明特徵之擷取形式及方法。3.3 節為比較在不同的指紋增強方法下指紋辨識的結果。

3.1 指紋影像增效實驗結果



本節將分別列舉出三位測試者的指紋增強過程，從原圖至最後的輸出，在各主要的過程後，皆附上結果，讓處理前後作一比較。如圖 3.1 - 圖 3.3。從圖中得知，本論文所提出的方法能得到較好的結果。

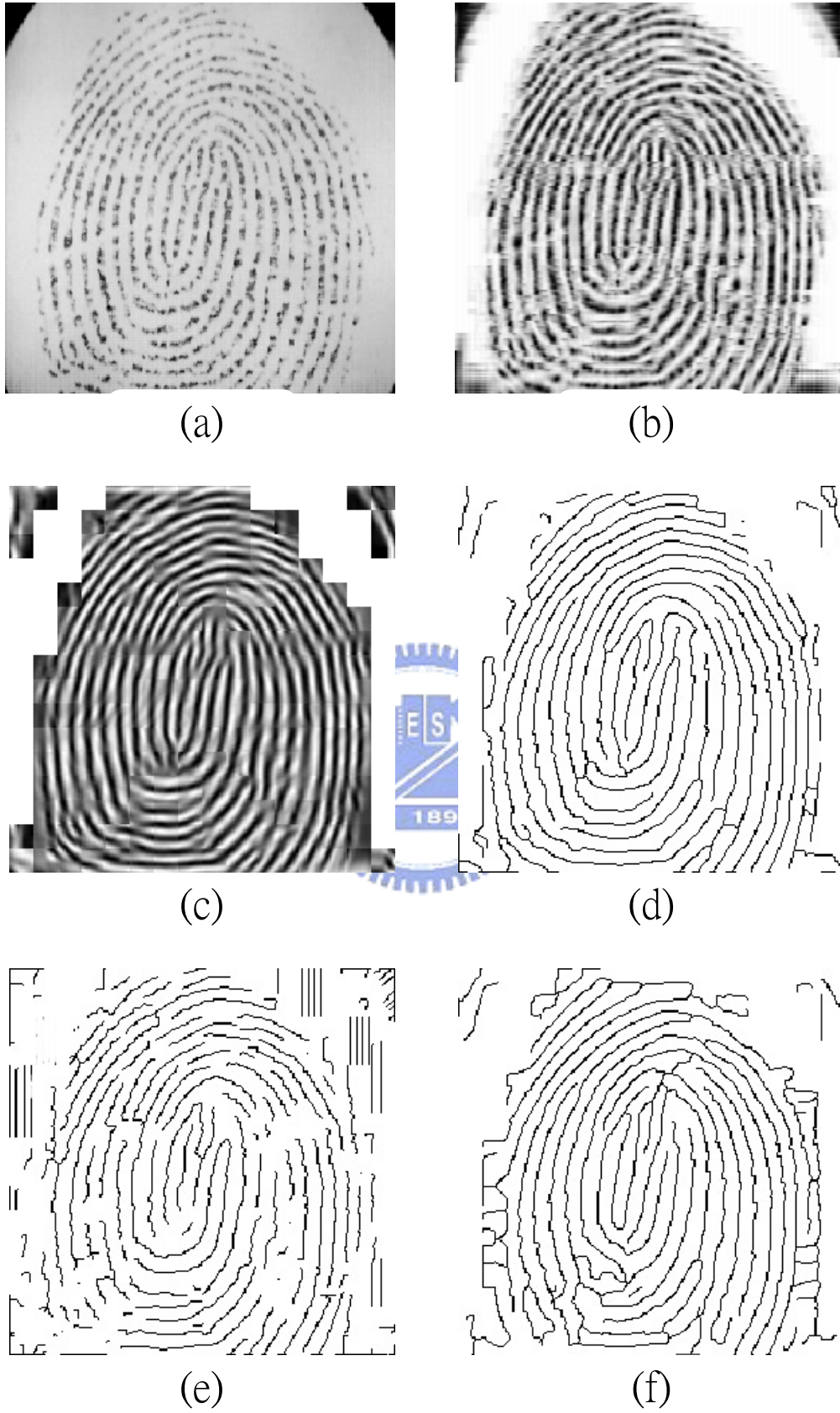


圖 3.1 實驗結果(一) (a)原圖，(b)頻率域增強後，(c)Gabor filter 後，(d)最後結果，(e)A. J. Willis 等之方法，(f)Lin Hong 等人之方法。

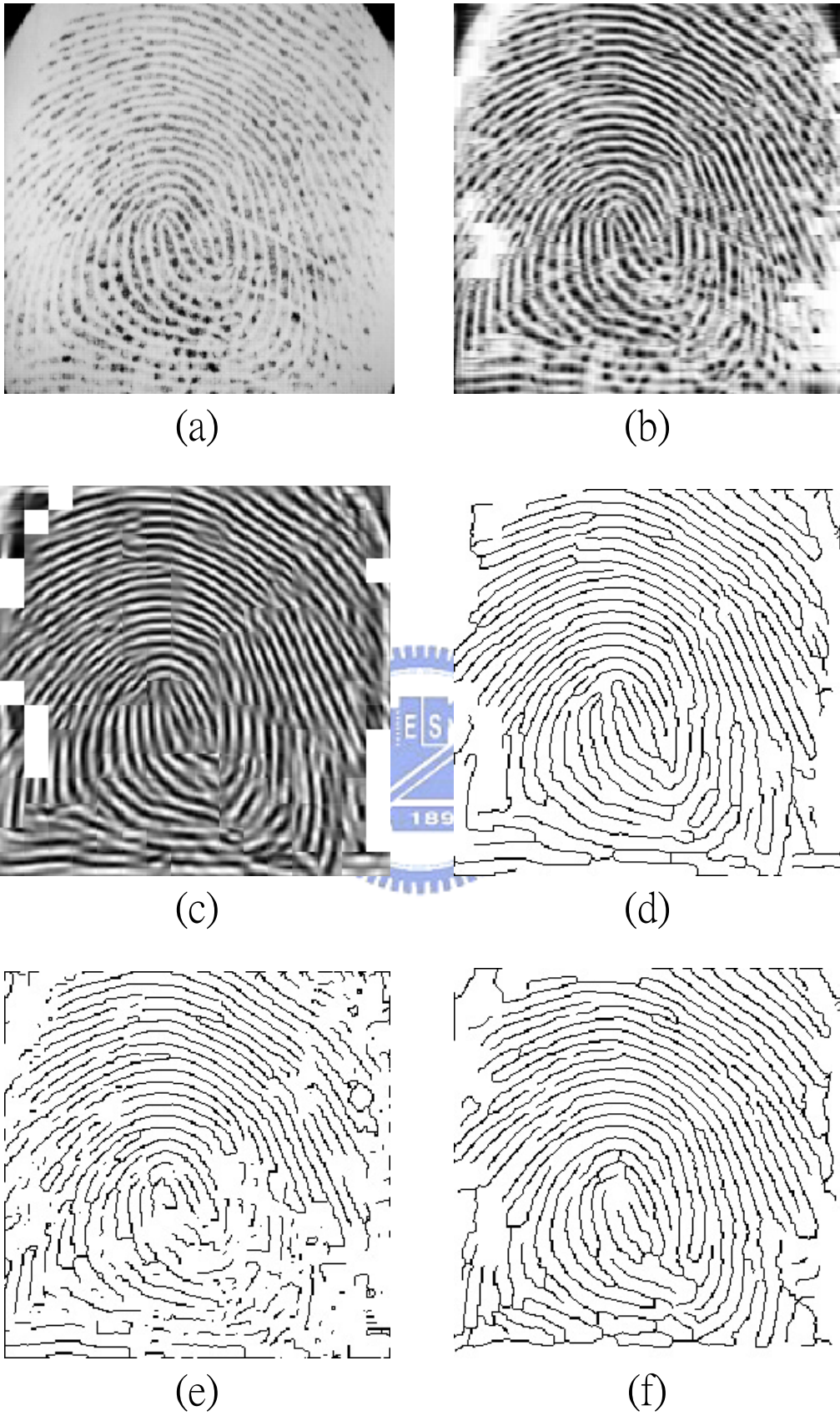


圖 3.2 實驗結果(二) (a)原圖，(b)頻率域增強後，(c)Gabor filter 後，(d)最後結果，(e)A. J. Willis 等之方法，(f)Lin Hong 等人之方法。



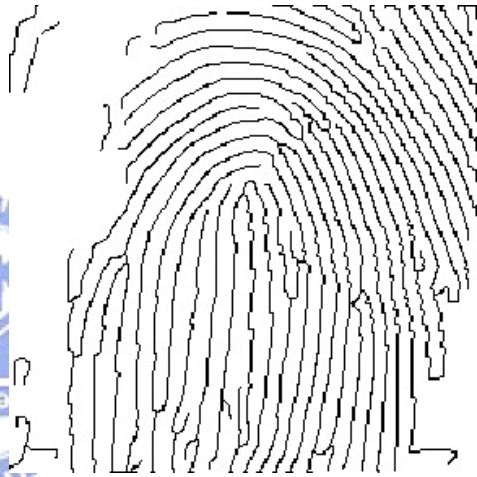
(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)

圖 3.3 實驗結果(三) (a)原圖，(b)頻率域增強後，(c)Gabor filter 後，(d)最後結果，(e)A. J. Willis 等之方法，(f)Lin Hong 等人之方法。

3.2.1 指紋辨識實驗

本實驗是假設某台電腦只允許三位固定使用者使用，三位使用者在使用前，必須先輸入使用者之身份代號，然後輸入指紋影像進行身份辨識，通過後始可開始使用。

辨識實驗先要分別儲存三位測試者 A、B、C 的指紋，每人十枚，視為該三位測試者的指紋資料庫。作辨識時，先掃描指紋影像，然後輸入使用者代號，系統便根據輸入的代號將輸入指紋與屬於該代號的資料庫中的指紋作比較。



3.2.2 特徵擷取

指紋辨識方法[1, 12-13]首先要擷取有效的指紋特徵，然後比較不同的指紋影像間各區域內特徵值的差異。在本論文中，我們擷取兩種不同型的特徵值：一是指紋影像經清晰化後，作傅立葉轉換，得 $F(u, v)$ 。然後對 $F(u, v)$ 作極座標轉換得 $F'(r, \theta)$ ，其中極座標轉換如式 3.1-式 3.2 所示。再將 $F'(r, \theta)$ 分別對 r 及 θ 做累加的動作得 $f(r)$ 及 $f(\theta)$ ，如式 3.3-式 3.4 所示。若是兩張圖像本身是相似的，則其 $f(r)$

及 $f(\theta)$ 應該非常接近；若 $f(r)$ 及 $f(\theta)$ 差距甚遠，代表兩張影像本身並不相似。

$$r = \sqrt{(i-i_0)^2 + (j-j_0)^2} \quad , \dots\dots\dots(\text{式 3.1})$$

$$\theta = \tan^{-1} \frac{(i-i_0)}{(j-j_0)} \quad , \dots\dots\dots(\text{式 3.2})$$

其中 i_0 、 j_0 為影像的中心點，本論文中採用 $i_0=j_0=127$ 。

$$f(r) = \sum_{\theta} F'(r, \theta) \quad , \dots\dots\dots(\text{式 3.3})$$

$$f(\theta) = \sum_r F'(r, \theta) \quad , \dots\dots\dots(\text{式 3.4})$$

二是將影像利用像飛標靶的方式(如圖 3.4 所示)劃分成若干區塊，其中 R_i 表示第 i 個同心圓，而 W_j 代表角度自 $45(j-1)^\circ$ 至 $(45j-1)^\circ$ 的扇形範圍(W_0 除外，見圖 3.4)，統計各區塊內指紋影像交點及終點的數目，每張指紋影像皆完成第二章所提出的清晰化演算法後，統計每個範圍內的交點數及終點數(圖 3.5)。

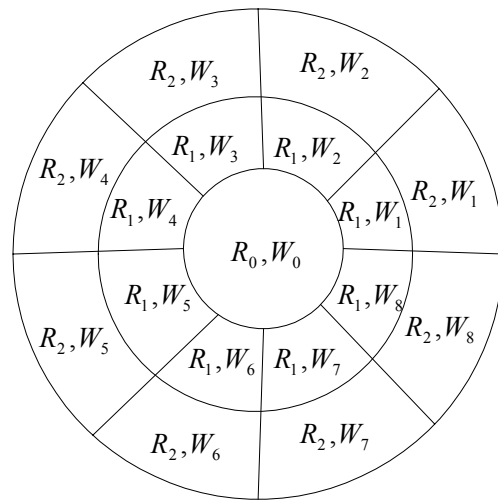


圖 3.4 利用像飛標靶的區塊劃分統計各區域內的特徵點數。

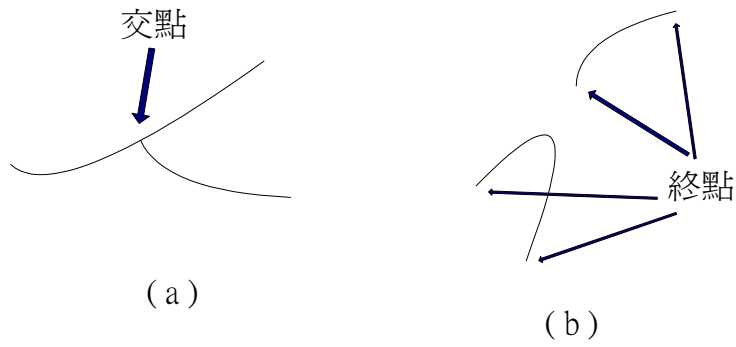


圖 3.5 特徵點示意圖。

3.2.3 辨識實驗過程與結果

辨識過程分兩部分，先計算輸入指紋頻率域訊號的特徵值 ($f_{input}(r)$ 及 $f_{input}(\theta)$)，依式 3.5-式 3.6 計算輸入指紋與指紋資料庫中各指紋的頻率域訊號的特徵值之差值，若輸入指紋的 $f(r)$ 及 $f(\theta)$ 與輸入代號的資料庫中十枚指紋的 $f_n(r)$ 及 $f_n(\theta)$ 相差超過一臨界值，則作出拒絕判斷。如式 3.7 所示。

$$dif_n(r) = |f_{input}(r) - f_n(r)|, \dots\dots\dots (式 3.5)$$

$$dif_n(\theta) = |f_{input}(\theta) - f_n(\theta)|, \dots\dots\dots (式 3.6)$$

$$Ident_1 = \begin{cases} candidate & \text{if } dif_n(r) < dif_{thres}(r) \text{ and } dif_n(\theta) < dif_{thres}(\theta) \\ reject & \text{otherwise} \end{cases}, \dots (式 3.7)$$

其中 $n=0, 1, \dots, 9$ 代表指紋資料庫的十枚指紋影像編號。 f_n 為指紋資料庫內第 n 個指紋的頻率域訊號特徵。 dif_{thres} 為輸入指紋與資料庫中指紋的 $f(r)$ 和 $f(\theta)$ 的差異的臨界值。

若 Ident_1 被判定為 candidate，則進入辨識的第二部分，利用圖 3.4 所示的飛標靶區塊劃分統計各區塊內的交點及終點總數。依式 3.8 計算各區塊中輸入指紋特徵點與資料庫內第 n 個指紋的特徵點總數的差值 (dif_feat_n)。並依式 3.9 計算 Ident_2。

$$dif_feat_n = \sum_a \sum_b |feat_{input}(R_a, W_b) - feat_n(R_a, W_b)|, \dots\dots\dots (式 3.8)$$

其中 $feat(R_a, W_b)$ 為指紋在區塊 (R_a, W_b) 的特徵點總數。



$$Ident_2 = \begin{cases} \text{accept} & , \text{if } dif_feat_n \leq dif_feat_{thres}, \text{ for some } n \\ \text{reject} & \text{otherwise} \end{cases}, \dots (式 3.9)$$

其中 dif_feat_{thres} 為輸入指紋與資料庫內指紋各區間特徵點總數的差異值的總和的臨界值。圖 3.6 為整個辨識過程的流程圖。

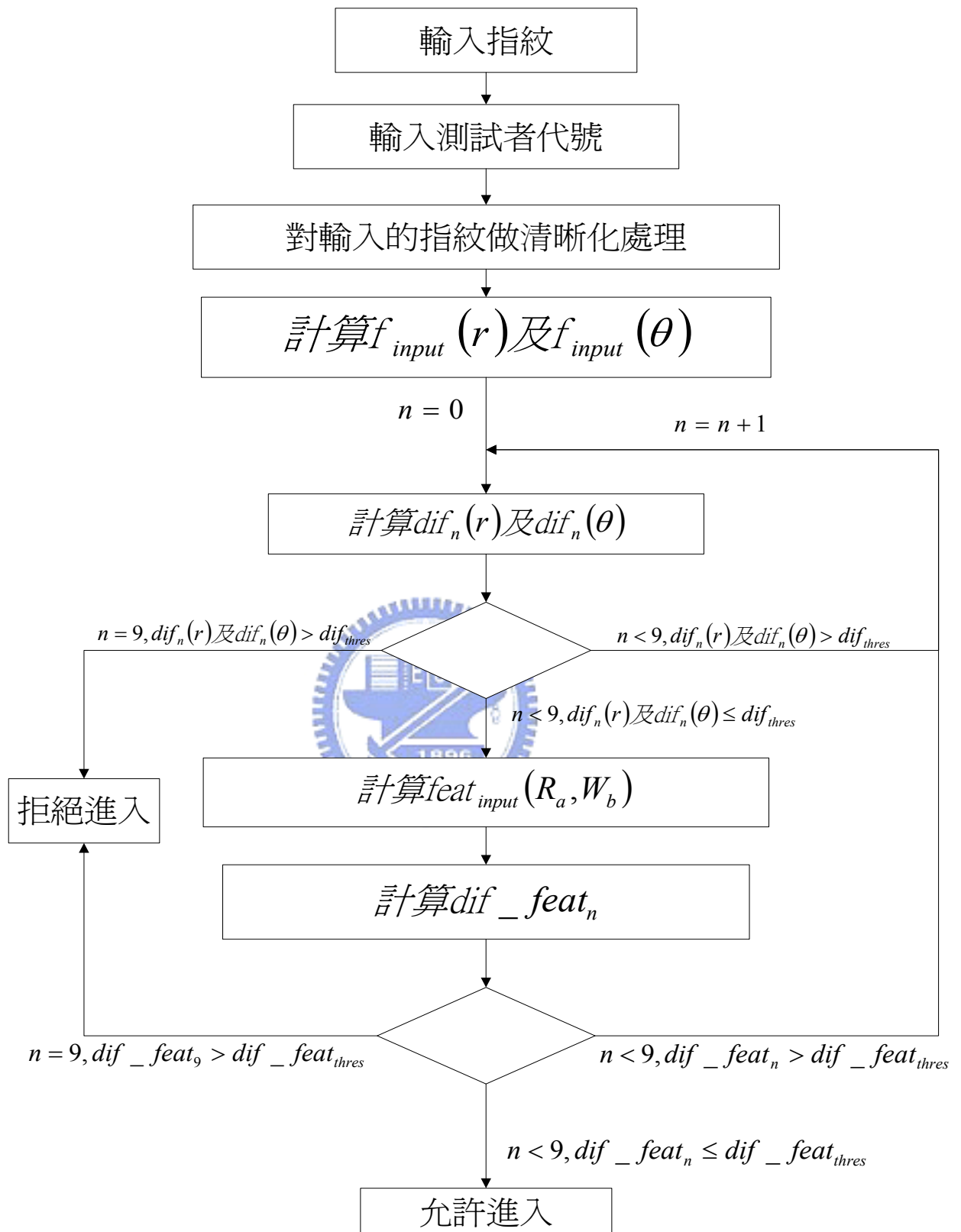


圖 3.6 辨識實驗的流程圖。

實驗過程如下：

- (1) 先存下三位使用者每人各十枚指紋放入資料庫中。
- (2) 測試指紋部分，三位使用者再分別存下每人各二十五枚指紋，共七十五枚，另外再尋找此三位使用者以外的測試者指紋二十五枚，所以測試的指紋共有一百枚。
- (3) 實驗是將每個測試指紋，分別以使用者 1、使用者 2、使用者 3 的身份進行測試登入，若指紋屬於使用者 1，亦以使用者 1 的身份登入，但卻被判別為拒絕進入，此情形稱為錯誤拒絕(False Reject)；相反地，若指紋屬於使用者 2 或使用者 3，但以使用者 1 的身份登入，系統卻被判別為允許進入，此情形稱為錯誤允許(False Acceptance)；本論文根據式 3.10 及式 3.11，計算錯誤拒絕率(FRR)及錯誤允許率(FAR)。表 3.1 為整個實驗的結果。

$$FRR = \frac{TFR}{TTA} , \dots\dots\dots(式 3.10)$$

其中，*TFR* 為錯誤拒絕總數，*TTA* 為該使用者的指紋總數。

$$FAR = \frac{TFA}{TFA} , \dots\dots\dots(式 3.11)$$

其中，*TFA* 為錯誤允許總數，*TFA* 為非該使用者的指紋總數。

	使用者 1		使用者 2		使用者 3	
	FRR	FAR	FRR	FAR	FRR	FAR
本論文之清晰化演算法	1/25	1/75	2/25	1/75	0/25	0/75
Lin Hong 等人之方法	2/25	1/75	4/25	1/75	0/25	0/75
A. J. Willis 等人的方法	10/25	3/75	11/25	3/75	7/25	1/75
沒有經過頻率域增強及 Gabor Filter	17/25	5/75	13/25	5/75	13/25	4/75

表 3.1 辨識實驗結果。



表 3.1 的辨識實驗結果得知，若原圖沒有先經過頻率域增強處理，在計算線段方向時容易出現誤差，使得經過 Gabor filter 後的結果差異較大。但由於多了一個步驟，故清晰化過程的總時間會增加。而沒有經過 Gabor filter 增強的影像，斷續紋理的改善程度不足，亦易造成比對時的誤差。而直接用原圖直接互相比對，由於紋理線段的斷斷續續情形嚴重，使得不管任何人的指紋影像均出現大量的特徵點(尤其是終點數)，造成每個人的特徵數都很接近，增加誤差的可能性。

第四章

結論

指紋影像的品質好壞取決於取得指紋的機器，以及擷取時手指壓在指紋機器的接觸面所使用的力量，也跟手指本身的紋理清晰度有關。年紀越大，指紋的紋理越複雜。所以，指紋增強的過程對往後的分類建檔及比對辨識尤為重要。指紋增強的作業愈有效，去除雜訊的能力愈好，愈能顯示出個人最特有的指紋特徵。

本篇論文提出了一種有效的指紋影像清晰化演算法，它是結合了 [1]和[2]所提出方法之優點，並改善其缺點，而且愈是模糊不清、線段斷斷續續的指紋影像，其增強的效果愈是明顯。讓輸入的指紋影像能夠得到良好的增強效果，增加其在往後的分類或辨識時的準確性。而從上一章的辨識實驗結果可看出，指紋影像在經過本論文所提出的方法作清晰化處理後，確能增加辨識時的正確率。

參考資料

1. A.J. Willis, L. Myers, "A Cost-Effective Fingerprint Recognition System for Use with Low-quality Prints and Damaged Fingertips," *Pattern Recognition*, Vol. 34, pp. 255-270, 2001.
2. L. Hong, Y. Wan, and A. Jain, "Fingerprint Image Enhancement: Algorithm and Performance Evaluation," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 20, No. 8, pp. 777-789, 1998.
3. I. Emiroglu, M. B. Akhan, "Pre-Processing of Fingerprint Images," *European Conference on Conference on Security and Detection*, pp. 28 – 30, Apr 1997.
4. A. Wahab, S. H. Chin, E. C. Tan, "A Novel Approach to Automated Fingerprint Recognition," *IEE Proc. – Vis Image Signal Process.*, Vol. 145, No. 3, pp. 160 – 166, 1998.
5. Ko, T., "Fingerprint Enhancement by Spectral Analysis Techniques," *Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, 2002. Proceedings. 31st*, 16-17, pp. 133 – 139, Oct. 2002.
6. Randolph, T.R.; Smith and M.J.T., "Fingerprint Image Enhancement Using a Binary Angular Representation," *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2001, Proceedings. (ICASSP '01), 2001 IEEE International Conference on*, Vol. 3 , pp. 1561 – 1564, May 2001.
7. A. K. Jain and F. Farrokhnia, "Unsupervised Texture Segmentation Using Gabor Filters," *Pattern Recognition*, Vol. 24, No. 12, pp. 1167 – 1186, 1991.
8. R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing. 2nd Edition*. Prentic Hall, pp. 577-579, 2001.
9. R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing. 2nd Edition*. Prentic Hall, pp. 541, 2001.
10. T. Y. Zhang and C. Y. Suen, "A Fast Parallel Algorithm for Thinning Digital Patterns," *Research Contributions*, Vol. 27, No. 3, pp. 236 – 239, 1984.

11. W. H. Tsai, "Moment-Preserving Thresholding," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol. 29, pp. 377-393, 1985.
12. A. Jain, L. Hong and R. Bolle, "On-Line Fingerprint Verification," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, No. 4, pp. 302 – 314, 1997.
13. Seow, B.C., Yeoh, S.K., Lai, S.L., Abu, N.A., "Image Based Fingerprint Verification," *Research and Development, 2002, SCOReD 2002, Student Conference on*, pp. 58 – 61, Jul 2002.

