

## 第五章 實驗結果

為了評估紋路特徵編碼法在紋路分辨方面的效能表現，我們從 Brodatz's Album 影像簿 [17] 中擷取了 13 種紋路影像作為紋路分辨時的訓練及測試樣本影，如圖 5.1 所示。這些紋路影像分別是：D9(Grass)草皮、D12(Bark)樹皮、D15(Straw)稻梗、D16(Herringbone weave)紡織圖案、D19(Woolen cloth)羊毛布料、D24(Pressed calf leather)小牛皮革、D29(Beach sand)海灘砂質、D38(Water)水紋、D68(Wood grain)木材紋理、D84(Raffia)草蓆、D92(Pigskin)豬皮革、D94(Brick wall)磚牆、D112(Plastic bubbles)塑膠氣泡等不同材質。

在這 13 種紋路影像中，每一種紋路都有六張不同旋轉角度的紋路影像，其旋轉角度分別是  $0^\circ$ 、 $30^\circ$ 、 $60^\circ$ 、 $90^\circ$ 、 $120^\circ$  及  $150^\circ$ 。每一張影像的解析度大小皆為  $256 \times 256$ ，256 個灰階明亮度。我們將每一張紋路影像分成 16 張大小為  $64 \times 64$  的子紋路影像，使得每一種紋路都會有 96 張子紋路影像。接下來我們把每一種紋路其 16 張旋轉角度為  $0^\circ$  的子紋路影像當作訓練的樣本影像，而其餘的 80 張子紋路影像則是測試的樣本影像。在實驗中，明亮度差異容忍值為 3 ( $\Delta = 3$ )。

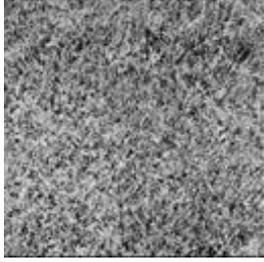
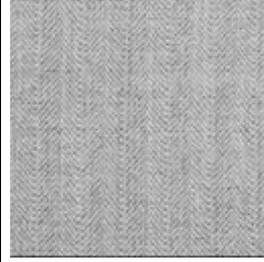
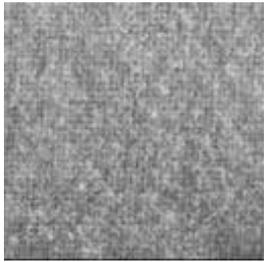
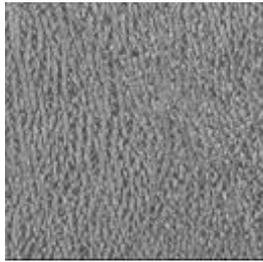
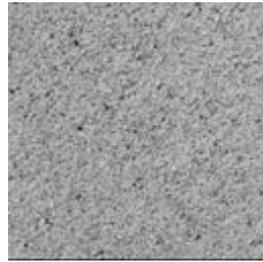
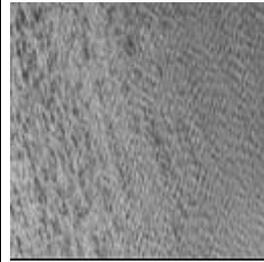
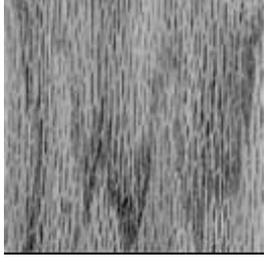
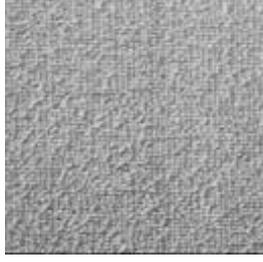
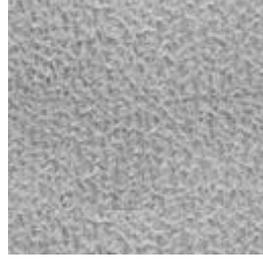
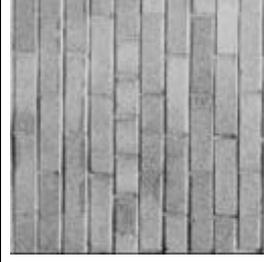
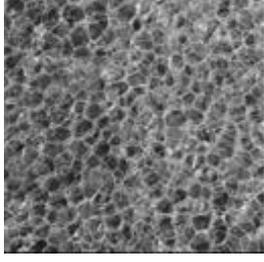
			
D9 (Grass)	D12 (Bark)	D15 (Straw)	D16 (Herringbone weave)
			
D19 (Woolen cloth)	D24 (Leather)	D29 (Beach Sand)	D38 (Water)
			
D68 (Wood grain)	D84 (Raffia)	D92 (Pigskin)	D94 (Brink wall)
			
D112 (Plastic bubbles)			

圖 5.1 從 Brodatz 影像簿中擷取的 13 種紋路影像

## 第 5.1 節 紋路特徵數統計圖的分辨效能

為了評估紋路特徵編碼法的紋路特徵數統計圖在紋路分辨方面的效能表現，我們使用屬於監督式影像分辨方法的最小距離法則（minimum distance rule）來分辨紋路影像。由於是 13 張紋路影像，故一共會有 13 類的紋路特徵數統計圖。對於第  $k$  類的紋路特徵數統計圖，我們記為  $S_k(j), j = 0, 1, \dots, 54$ ，其中  $k$  代表第  $k$  個類別， $S_k(j)$  代表了在第  $k$  類紋路特徵數統計圖中的第  $j$  個值。實驗的步驟描述如下：

- 步驟1 選擇 64 張樣本影像來訓練紋路特徵數統計圖。
- 步驟2 計算出每一種紋路類別其訓練樣本影像的紋路特徵數統計圖，並將這些紋路特徵數統計圖記錄在  $S_k(j)$  中。其中， $k = 0, 1, \dots, 12$  且  $j = 0, 1, \dots, 54$ 。
- 步驟3 計算每一張測試子影像的紋路特徵數統計圖，並將它記錄在  $T$  中。 $T = T(j), j = 0, 1, \dots, 54$ 。
- 步驟4 計算  $T$  與  $S_k$  之間的距離，公式如下：

$$D(T, S_k) = \sum_{j=0}^{54} |T(j) - S_k(j)| \quad 5.1$$

其中， $D(T, S_k)$  為  $T$  與  $S_k$  之間的差距。

- 步驟5 重複步驟 4，在計算完所有的  $D(T, S_k)$  之後，最小  $D(T, S_k)$  所在的類別即是這張影像所屬的類別。

實驗結果如表 5.1 所列。紋路特徵編碼法在分辨這 13 種紋路影像的平均正確率高達 98.94 %。相似的實驗方式我們也用在紋路頻譜的方法上，結果如表 5.2 所列，紋路頻譜的分辨正確率只達到

62.40%。所以由實驗的結果可知，紋路特徵編碼法較紋路頻譜更不會受旋轉紋路影像所影響。又在圖 5.2 中，我們分別畫出了這 13 種旋轉角度為  $0^\circ$  的紋路影像其紋路特徵數統計圖。

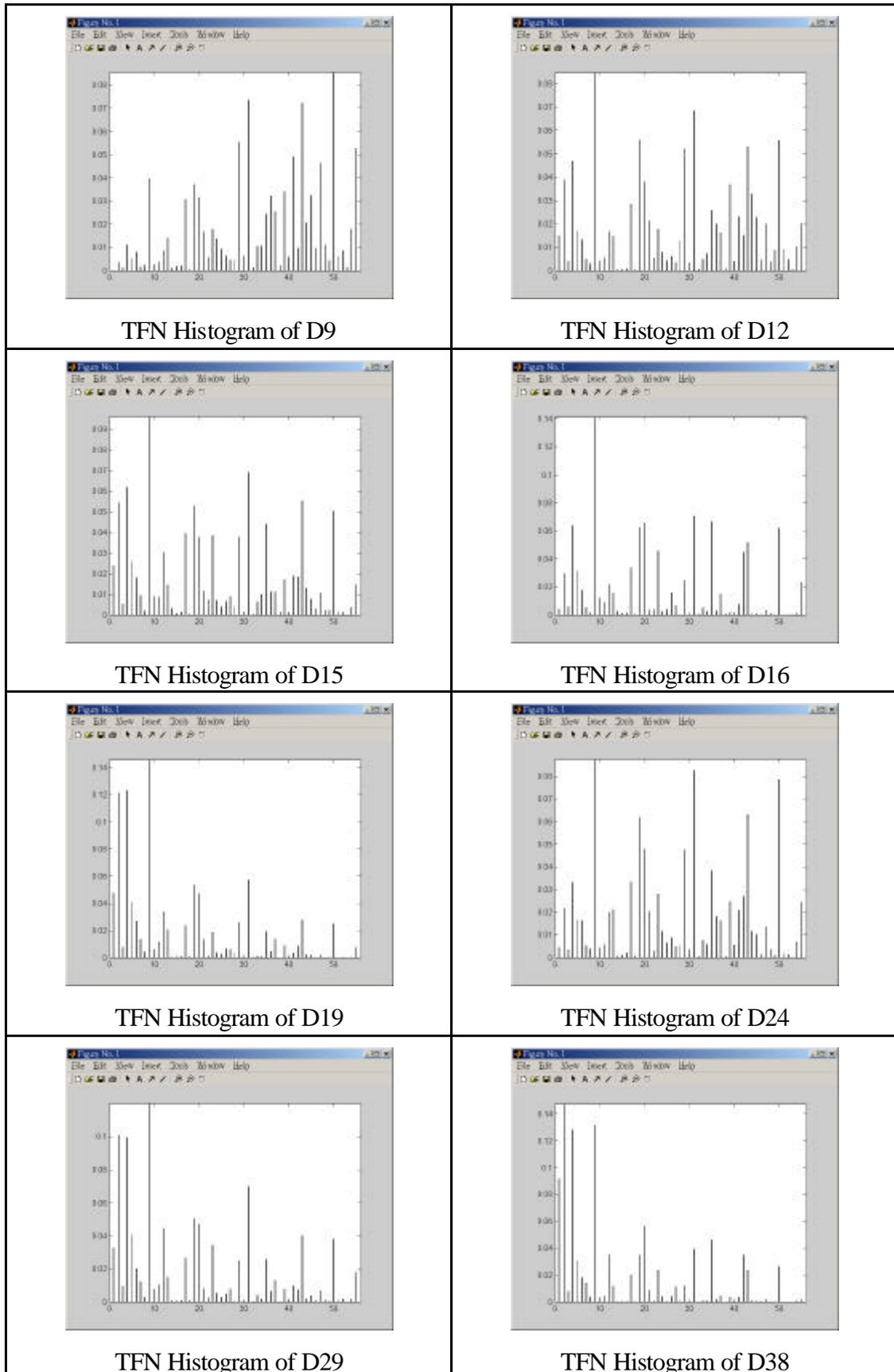
表5.1 使用紋路特徵數統計圖來分辨影像。在表中，橫行代表正確的紋路分群，直列代表從紋路特徵統計圖中所分辨的結果。正確分辨率達到 98.94%.

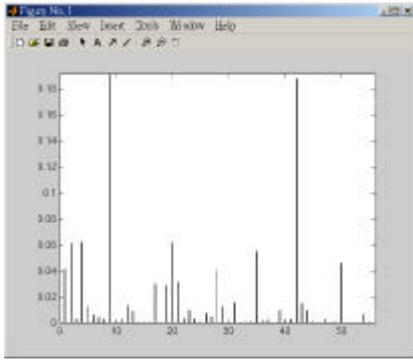
	D9	D12	D15	D16	D19	D24	D29	D38	D68	D84	D92	D94	D112
D9	80		5										
D12		80											
D15			75										
D16				80				1					
D19					80					2			
D24						80							
D29							80						
D38								79	3				
D68									77				
D84										78			
D92											80		
D94												80	
D112													80

表5.2 使用紋路頻譜方法來分辨影像。表中的橫行代表正確的紋路分群，直列代表從紋路頻譜中所分類的結果。正確分辨率僅達到 62.40%。

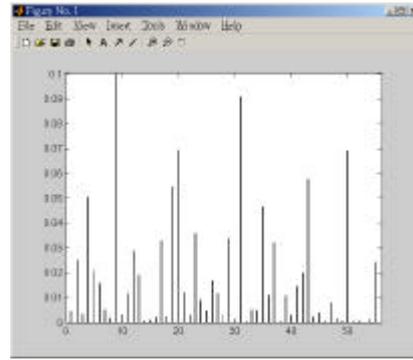
	D9	D12	D15	D16	D19	D24	D29	D38	D68	D84	D92	D94	D112
D9	54									15			12
D12		41										15	
D15			41						14		3		
D16				44			8	11				11	3
D19		12			39				10	9			
D24					14	62							
D29	12						60				14	2	9
D38		2		16				62					
D68			15						46				
D84		10	10	15	16	8			10	56		6	11
D92	14				11	10	12	7			53		
D94		11	14	5								46	
D112													45

圖 5.2 使用紋路特徵編碼法產生的紋路特徵數統計圖，其中橫座標為紋路特徵數的值，縱座標為紋路特徵數出現的機率值。

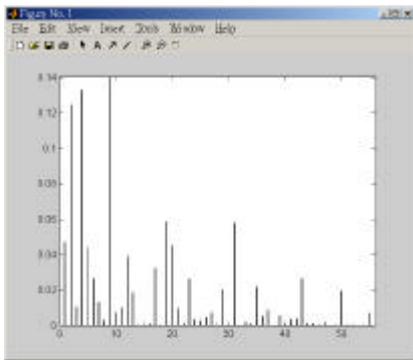




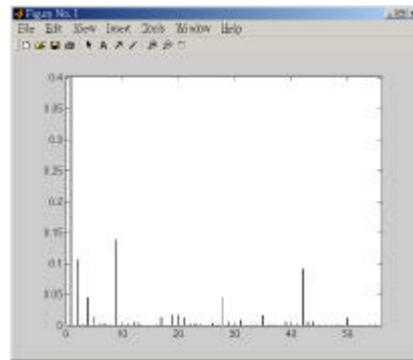
TFN Histogram of D68



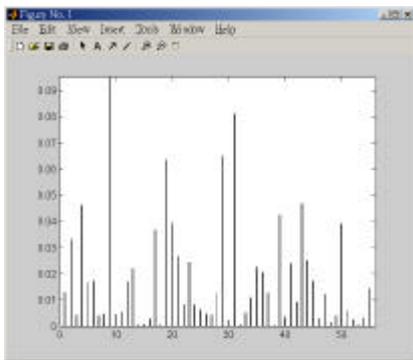
TFN Histogram of D84



TFN Histogram of D92



TFN Histogram of D94



TFN Histogram of D112

## 第 5.2 節 紋路特徵的分辨效能

我們分別使用紋路特徵編碼法、灰階明亮度相互關係矩陣、紋路頻譜及交叉 - 對角線紋路特徵矩陣等方法，來計算如圖 5.1 所示 13 種紋路影像其每張子紋路影像的紋路特徵。在這所有用於分辨 Brodatz's 紋路影像的 41 個紋路特徵中，有 7 個是紋路特徵編碼法的紋路特徵，8 個是紋路頻譜的紋路特徵，而灰階明亮度相互關係矩陣及交叉 - 對角線紋路特徵矩陣各都是 13 個紋路特徵。

實驗中我們採用了常見的統計分辨技術 (statistical classification technique)，即貝氏最小風險分辨器 (Bayesian minimum risk classifier) 這個方法[15]。

假定貝氏分辨器使用多變量高斯機率密度函數 (multivariate Gaussian probability density function)，且這個函數的每一個密度值是由紋路特徵產生的平均向量 (mean vector) 及互變異矩陣 (covariance matrix) 所給定。我們可以透過決策函數 (decision function) 的最大化來計算最小失真度 (minimum loss)，如下：

$$d_i(x) = \ln P(w_i) - \frac{1}{2}[(x - m_i)^T C_i^{-1}(x - m_i)] - \frac{1}{2} \ln |C_i|, \quad i = 1, 2, \dots, 13 \quad 5.2$$

其中， $i$  為 13 張影像的類別號碼， $d_i(x)$  為類別  $i$  的決策函數， $x$  為樣本的特徵向量， $C_i$  為類別  $i$  的互變異矩陣， $m_i$  為類別  $i$  的平均特徵向量 (mean feature vector)，且  $P(w_i)$  為先前這類別出現的機率值。所有紋路分析方法產生的紋路特徵，都將使用這個分辨器來比較其分辨的效能。

對於每一種紋路影像而言，實驗步驟描述如下：

- 步驟1 利用其 16 張訓練樣本影像的特徵向量，來訓練這種紋路影像的互變異矩陣及平均特徵向量。
- 步驟2 將 80 張測試樣本影像的特徵向量提供給上述的貝氏分辨器來進行分辨。
- 步驟3 在計算完所有決策函數的值之後，這張紋路影像的類別就屬於最小決策函數值所在的類別。

分辨的結果如表 5.3。表 5.3 說明了每一種方法其產生的紋路特徵，在分辨這 13 種紋路影像時的分辨錯誤率。對於四種不同角度下的灰階明亮度相互關係矩陣來說，其各自分辨的平均錯誤率（average error rate）為 20.5% 到 24.8%。若我們將這四個相互關係矩陣相加起來重新計算它的紋路特徵，再用貝氏分辨器來進行紋路分辨，則分辨錯誤率僅為 19.2%，並沒有改善這個方法分辨的正確性。另外，紋路頻譜方法的平均錯誤率為 33.1%，交叉 - 對角線紋路特徵矩陣方法的平均錯誤率為 8.4%。

然而當我們使用紋路特徵編碼法所得到的紋路特徵去分辨這 13 種紋路影像時，則有良好的效能表現，而且擁有比其他三種方法更低的分辨錯誤率。如第四章第二節所描述的，紋路特徵編碼法可以產生紋路特徵數相互關係矩陣，而且這個矩陣也可以像灰階明亮度相互關係矩陣一樣，產生四種不同角度的紋路特徵數相互關係矩陣。我們就可以從這四個矩陣中導出四組紋路特徵以供貝氏分辨器來進行紋路分辨。其結果顯示這四組的平均錯誤率為 1.4% 到 2.7%。若將四種不同角度產生的紋路特徵數相互關係矩陣相加起來並重新計算其紋

路特徵之後，再用貝氏分辨器來進行紋路分辨，則其分辨錯誤率為 2.9%。

表 5.3 四種方法的分辨錯誤率。

Method	Features	Texture image class													Average Error (%)	
		D9	D12	D15	D16	D19	D24	D29	D38	D68	D84	D92	D94	D112		
GLCM																
	0°	1~13	21	26	13	33	22	26	30	18	38	25	19	32	26	23.8
	45°	1~13	24	24	16	22	22	23	34	11	22	10	27	34	29	22.9
	90°	1~13	36	30	20	19	24	19	36	10	11	22	21	42	33	24.8
	135°	1~13	23	22	14	29	18	22	32	9	22	23	17	33	22	20.5
	Total	1~13	26	19	17	19	25	21	12	11	17	19	23	22	19	19.2
TS																
		1~8	38	45	48	31	24	32	39	33	24	25	29	29	34	33.1
TFCM																
	0°	1-7	1	0	0	0	3	2	2	1	3	0	2	0	4	1.4
	45°	1-7	3	0	1	0	2	1	3	2	3	1	2	3	5	2.0
	90°	1-7	3	1	2	1	4	3	2	0	4	3	3	3	6	2.7
	135°	1-7	4	0	1	1	1	4	0	0	3	2	1	4	5	2.7
	Total	1-7	3	0	3	3	3	5	2	2	2	3	2	5	5	2.9
CDTM																
		1~13	6	7	10	4	9	11	13	7	9	6	13	6	9	8.5