

第三章 相關方法

在這一章中，我們將詳細介紹關於紋路分析的三種方法。分別是：

(1) 灰階明亮度相互關係矩陣

Gray-level Co-occurrence Matrix (GLCM) [7]

(2) 紋路頻譜

Texture Spectrum (TS) [8-9]

(3) 交叉 - 對角線紋路矩陣

Cross-Diagonal Texture Matrix (CDTM) [13]

其中，我們也會針對各別的方法舉出相關例子來輔以說明。

第 3.1 節 灰階明亮度相互關係矩陣

相互關係矩陣或共生矩陣 (Co-occurrence Matrix) 通常指的就是灰階明亮度相互關係矩陣 (Gray-Level Co-occurrence Matrix , GLCM)。

壹、方法說明

這個方法是基於觀察紋路影像中所有成對的像素點 (pixels)，它們明亮度值 (gray-level) 共同發生的次數。在這個計算過程中還須考慮到兩個重要的條件，一為兩個像素點之間的距離 d ，另一則為兩個像素點之間的角度 q 。更精確地來說，假設有一紋路影像 I ，其大小為 $N \times N$ ，影像中明亮度值的級數為 N_g ($N_g = (\text{最大明亮度值} - \text{最小明亮度值}) + 1$)。影像中有兩個像素點其座標值為 $I(k,l)$ 和 $I(m,n)$ ，它們的明亮度值分別為 i 及 j ，兩

個像素點之間的距離為 d ，而這兩個像素點的角度我們考慮了四種情況：水平角度 $q = 0^\circ$ 、右對角度 $q = 45^\circ$ 、垂直角度 $q = 90^\circ$ 、左對角度 $q = 135^\circ$ 。

所以在未正規化之前的灰階明亮度相互關係矩陣定義如圖 3.1。

$$P(i, j | d, 0^\circ) = \#\{k-m=0, |l-n|=d, I(k,l)=i, I(m,n)=j\}$$

$$P(i, j | d, 45^\circ) = \#\{(k-m=d, l-n=-d) \text{ or } (k-m=-d, l-n=d), \\ I(k,l)=i, I(m,n)=j\}$$

$$P(i, j | d, 90^\circ) = \#\{|k-m|=d, l-n=0, I(k,l)=i, I(m,n)=j\}$$

$$P(i, j | d, 135^\circ) = \#\{(k-m=d, l-n=d) \text{ or } (k-m=-d, l-n=-d), \\ I(k,l)=i, I(m,n)=j\}$$

圖 3.1 灰階明亮度相互關係矩陣定義

根據圖3.1,我們知道 $P(i, j | d, q)$ 代表了影像中的一對像素點 $I(k,l)$ 和 $I(m,n)$ 在距離值為 d 、角度為 q ，發生各別明亮度值為 i 與 j 的次數。

讓我們詳細說明 $P(i, j | d, q)$ 的計算方式。假設有一大小為 4×4 的紋路影像 I ，如下圖3.2 的 (a) 在這個矩陣中的 x 及 y 代表像素點的座標位置，而 $I(x, y)$ 則代表像素點在座標位置為 (x, y) 的明亮度值。若我們想要在這張紋路影像的所有像素點中，找出滿足距離 $d=1$ ，角度 $q=0^\circ$ ，發生兩像素點的明亮度值分別為 i 和 j 的所有次數，就應該根據這些條件去掃描紋路影像中所有的

像素點。如圖3.2之 (b) 列出了所有應該被掃描到的像素點座標值。舉例來說，圖3.2之 (b) 所列的一對像素點 $((1,1),(1,2))$ 表示了若我們在掃描像素點的時候發現 $I(1,1)=i$ ，且 $I(1,2)=j$ ，則將 $P(i,j|d,q)$ 的次數加 1。重複此步驟，即可獲得所有 $P(i,j|d,q)$ 的最終值。

		X 座標			
		1	2	3	4
Y 座標	1	(1,1)	(1,2)	(1,3)	(1,4)
	2	(2,1)	(2,2)	(2,3)	(2,4)
	3	(3,1)	(3,2)	(3,3)	(3,4)
	4	(4,1)	(4,2)	(4,3)	(4,4)

(a) 一個 (4×4) 的紋路矩陣 I

$$\left[\begin{array}{cccc} ((1,1),(1,2)) & ((1,2),(1,1)) & ((1,2),(1,3)) & ((1,3),(1,2)) \\ ((1,3),(1,4)) & ((1,4),(1,3)) & ((2,1),(2,2)) & ((2,2),(2,1)) \\ ((2,2),(2,3)) & ((2,3),(2,2)) & ((2,3),(2,4)) & ((2,4),(2,3)) \\ ((3,1),(3,2)) & ((3,2),(3,1)) & ((3,2),(3,3)) & ((3,3),(3,2)) \\ ((3,3),(3,4)) & ((3,4),(3,3)) & ((4,1),(4,2)) & ((4,2),(4,1)) \\ ((4,2),(4,3)) & ((4,3),(4,2)) & ((4,3),(4,4)) & ((4,4),(4,3)) \end{array} \right]$$

(b) 所有在 $d = 1$ ， $q = 0^\circ$ 下要掃描的點

圖3.2 相互關係矩陣的元素計算

接下來，我們根據上述的方法將這張影像的所有明亮度值所共同發生的次數計算出來，便可得到此影像的灰階明亮度相互關係矩陣，如圖3.3 所示。

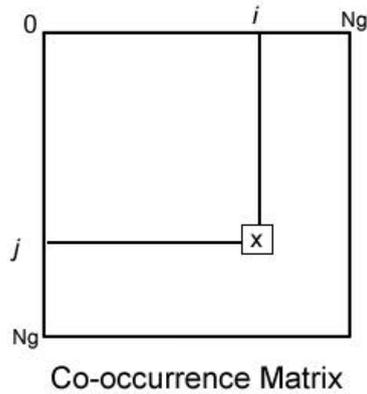


圖3.3 灰階明亮度相互關係矩陣

在圖3.3中，橫座標及縱座標為這張影像的明亮度值級數， x 則代表了整張影像中，在距離值為 d 與 角度方位為 q 的條件下，兩個像素點其明亮度值分別為 i 與 j 所共同發生的次數。

最後，我們可以將圖3.3的灰階明亮度相互關係矩陣予以正規化 (Normalizing)，即將矩陣中每一個元素值除上所有元素值的總和，便可得到如公式3.1所表示的明亮度值共同發生的機率密度函數。

$$p(i, j|d, \mathbf{q}) = \frac{P(i, j|d, \mathbf{q})}{N} \quad 3.1$$

其中 N 代表在灰階明亮度相互關係矩陣中所有元素值的總和。

在此，我們列出灰階明亮度相互關係矩陣的一個例子，如下：

		X 座標			
		1	2	3	4
Y 座標	1	0	0	1	1
	2	0	0	1	1
	3	0	2	2	2
	4	2	2	3	3

(a) 原始影像 I, 灰階度級數 Ng=4

		灰階度級數			
		0	1	2	3
灰階度級數	0	(0,0)	(0,1)	(0,2)	(0,3)
	1	(1,0)	(1,1)	(1,2)	(1,3)
	2	(2,0)	(2,1)	(2,2)	(2,3)
	3	(3,0)	(3,1)	(3,2)	(3,3)

(b)

(b) 續

$$\begin{array}{l}
 \text{(c)} \\
 P(i, j | 1, 0^\circ) = \begin{Bmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{Bmatrix}
 \end{array}
 \quad
 \begin{array}{l}
 \text{(d)} \\
 P(i, j | 1, 45^\circ) = \begin{Bmatrix} 4 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 2 & 0 \\ 0 & 2 & 4 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{Bmatrix}
 \end{array}$$

$$N = 24, d = 1, q = 0^\circ$$

$$N = 18, d = 1, q = 45^\circ$$

$$\begin{array}{l}
 \text{(e)} \\
 P(i, j | 1, 90^\circ) = \begin{Bmatrix} 6 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 4 & 2 & 0 \\ 2 & 2 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{Bmatrix}
 \end{array}
 \quad
 \begin{array}{l}
 \text{(f)} \\
 P(i, j | 1, 135^\circ) = \begin{Bmatrix} 2 & 1 & 3 & 0 \\ 1 & 2 & 1 & 0 \\ 3 & 1 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{Bmatrix}
 \end{array}$$

$$N = 24, d = 1, q = 90^\circ$$

$$N = 18, d = 1, q = 135^\circ$$

圖 3.4 相互關係矩陣的例子

$$\begin{array}{cc}
\text{(a)} & \text{(b)} \\
p(i, j | 1, 0^\circ) = \begin{Bmatrix} 0.17 & 0.08 & 0.04 & 0.00 \\ 0.08 & 0.17 & 0.00 & 0.00 \\ 0.04 & 0.00 & 0.25 & 0.04 \\ 0.00 & 0.00 & 0.04 & 0.08 \end{Bmatrix} & p(i, j | 1, 45^\circ) = \begin{Bmatrix} 0.22 & 0.06 & 0.00 & 0.00 \\ 0.06 & 0.11 & 0.11 & 0.00 \\ 0.00 & 0.11 & 0.22 & 0.06 \\ 0.00 & 0.00 & 0.06 & 0.00 \end{Bmatrix} \\
\text{(c)} & \text{(d)} \\
p(i, j | 1, 90^\circ) = \begin{Bmatrix} 0.25 & 0.00 & 0.08 & 0.00 \\ 0.00 & 0.17 & 0.08 & 0.00 \\ 0.08 & 0.08 & 0.08 & 0.08 \\ 0.00 & 0.00 & 0.08 & 0.00 \end{Bmatrix} & p(i, j | 1, 135^\circ) = \begin{Bmatrix} 0.11 & 0.06 & 0.17 & 0.00 \\ 0.06 & 0.11 & 0.06 & 0.00 \\ 0.17 & 0.06 & 0.00 & 0.11 \\ 0.00 & 0.00 & 0.11 & 0.00 \end{Bmatrix}
\end{array}$$

圖 3.5 關係矩陣的元素值

圖 3.4 的 (a) 為原始影像 I ，大小為 4×4 ，觀察其所有的明亮度值，最大值為 3，最小值為 0，所以得知影像 I 的灰階度級數 $N_g = (3 - 0) + 1 = 4$ 。設 i 及 j 為兩像素點的明亮度值， d 為兩像素點之間的距離， q 為兩個像素點之間的角度， N 分別代表在四種不同角度下，明亮度值共同發生的總次數。圖 3.4 的 (b) 為正規化前相互關係矩陣的一般定義，如 (b) 中的 (0,0) 代表了在距離為 d ，角度為 q 的情況下，明亮度值 $i=0$ 及 $j=0$ 的兩像素點其共同發生的次數。所以圖 (c) (d) (e) (f) 分別為 0° 、 45° 、 90° 、 135° 之正規化前的灰階明亮度相互關係矩陣。

又以圖 3.4 的 (c) 為例，兩個像素點的距離 $d=1$ ，角度 $q=0^\circ$ ，我們找出在原始影像中兩像素點其明亮度值為 $i=0$ 與 $j=0$ 所共同發生的次數，找尋的方法就如圖 3.2 所示範的內容，可以發現 $P(0,0|1,0^\circ) = 4$ ；同理，我們也可以找出在其他角度下的所有

矩陣值。

在產生未正規化的灰階明亮度相互關係矩陣之後，我們便可以將各別矩陣內的元素值相加總起來，以得到記錄總次數的 N 。我們同樣以圖 3.4 的 (c) 為例， N 的值就等於矩陣內所有的元素值相加總，即 $N = 4 + 2 + 1 + \dots + 2 = 24$ 。又我們再將各別矩陣內的元素值，除上各自的 N ，即可得到正規化的灰階明亮度相互關係矩陣，且元素總和為 1。如圖 3.5 所示，其 (a) (b) (c) (d) 分別為 0° 、 45° 、 90° 、 135° 之正規化的灰階明亮度相互關係矩陣。

貳、紋路特徵計算

基於明亮度相互關係矩陣，Haralick [7] 提出了 14 個用於紋路分析的紋路特徵。

定義：

$p(i, j | d, \mathbf{q})$ ：為在正規化的灰階明亮度相互關係矩陣中，明亮度值級數分別為 i 與 j 所對應到的元素值。其值的計算是由 $p(i, j | d, \mathbf{q}) = P(i, j | d, \mathbf{q}) / N$ 得來，其中 $P(i, j | d, \mathbf{q})$ 為正規化前的灰階明亮度相互關係矩陣中的元素值， N 為兩明亮度值共同發生的總次數。

$p_x(i)$ ：為在正規化的灰階明亮度相互關係矩陣中的第 x 行的所有機率值總和，即 $p_x(i) = \sum_{j=1}^{Ng} p(i, j | d, \mathbf{q})$ ，其中 x 為矩陣中橫座標軸的值。

$p_y(j)$ ：為在正規化的灰階明亮度相互關係矩陣中的第 y 列

的所有機率值總和，即 $p_y(j) = \sum_{i=1}^{N_g} p(i, j | d, \mathbf{q})$ ，其中 y

為矩陣中縱座標軸的值。

N_g ：為此影像的明亮度值級數；

$N_g = (\text{最大明亮度值} - \text{最小明亮度值}) + 1$ 。

$$p_{x+y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{\substack{j=1 \\ i+j=k}}^{N_g} p(i, j | d, \mathbf{q}) \quad , \quad \text{其中 } k = 2, 3, \dots, 2N_g$$

$$p_{x-y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{\substack{j=1 \\ |i-j|=k}}^{N_g} p(i, j | d, \mathbf{q}) \quad , \quad \text{其中 } k = 0, 1, \dots, (N_g - 1)$$

紋路特徵：

(1) *Angular Second Moment* (二階度動量)

$$F_1 = \sum_i \sum_j \{p(i, j | d, \mathbf{q})\}^2$$

(2) *Contrast* (對比度)

$$F_2 = \sum_{n=0}^{N_g-1} n^2 \times \left\{ \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{\substack{j=1 \\ |i+j|=k}}^{N_g} p(i, j | d, \mathbf{q}) \right\}$$

(3) *Correlation* (相關性)

$$F_3 = \frac{\sum_i \sum_j (i \times j) \times [p(i, j | d, \mathbf{q}) - m_x m_y]}{s_x s_y}$$

其中， m_x 及 m_y 為 $p_x(i)$ 及 $p_y(j)$ 的平均數，而 s_x 及 s_y 為 $p_x(i)$ 及 $p_y(j)$ 的標準差。

(4) *Sum of Squares* (平方和)

$$F_4 = \sum_i \sum_j (i - m)^2 \times p(i, j | d, \mathbf{q})$$

(5) *Inverse Difference Moment* (逆差異動量)

$$F_5 = \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} \times p(i, j | d, \mathbf{q})$$

(6) *Sum Average* (總和平均)

$$F_6 = \sum_{i=2}^{2Ng} i \times p_{x+y}(i)$$

(7) *Sum Variance* (總和變異)

$$F_7 = \sum_{i=2}^{2Ng} (i - F_8)^2 \times p_{x+y}(i)$$

(8) *Sum Entropy* (和熵)

$$F_8 = - \sum_{i=2}^{2Ng} p_{x+y}(i) \times \log\{p_{x+y}(i)\}$$

(9) *Entropy* (熵值)

$$F_9 = - \sum_i \sum_j p(i, j | d, \mathbf{q}) \times \log\{p(i, j | d, \mathbf{q})\}$$

(10) *Difference Variance* (差變異)

$$F_{10} = \text{variance of } p_{x-y}$$

(11) *Difference Entropy* (差熵值)

$$F_{11} = - \sum_{i=0}^{Ng-1} p_{x-y}(i) \times \log\{p_{x-y}(i)\}$$

(12)、(13) *Information Measures of Correlation* (相關性的資訊量測)

$$F_{12} = \frac{HXY - HXY1}{\max\{HX, HY\}}$$

$$F_{13} = (1 - \exp[-2.0 \times (HXY2 - HXY)])^{1/2}$$

又 , HX 和 HY 分別是 p_x 與 p_y 的熵值。

$$HXY = - \sum_i \sum_j p(i, j | d, \mathbf{q}) \times \log(p(i, j | d, \mathbf{q}))$$

$$HXY1 = - \sum_i \sum_j p(i, j | d, \mathbf{q}) \times \log\{p_x(i) \times p_y(j)\}$$

$$HXY2 = -\sum_i \sum_j p_x(i) \times p_y(j) \times \log\{p_x(i) \times p_y(j)\}$$

(14) *Maximal Correlation Coefficient* (最大相關係數)

$F_{14} = (\text{Second largest eigenvalue of } Q)^{1/2}$, 其中

$$Q(i, j) = \sum_k \frac{p(i, k) \times p(j, k)}{p_x(i) \times p_y(k)}$$

第3.2節 紋路頻譜

紋路頻譜 (Texture Spectrum, TS) 這個方法是由 He 和 Wang 首先提出來的 [8-9]。其想法是用微觀的角度來觀察紋路影像，將 3×3 紋路單元 (Texture Unit, TU) 其中央像素點與鄰近像素點之間的明亮度變化情形加以編碼之後，經由計算產生代表此紋路單元的紋路單元數。最後我們就可以統計所有的紋路單元數的出現頻率來獲得整張紋路影像的紋路頻譜。

壹、方法說明

紋路頻譜這個方法認為紋路影像是由 3×3 的區塊所組成，這些 3×3 區塊稱為紋路單元 (Texture Unit, TU)，如圖 3.6 所示。紋路單元描述影像中某一像素點與其鄰近八個像素點之間的局部紋路資訊，且藉由統計所有紋路單元所提供的資訊，我們就可以得到整張影像的紋路資訊。

V_2	V_3	V_4
V_1	V_0	V_5
V_8	V_7	V_6

V_0 and its neighborhood $V_1 \sim V_8$

圖 3.6 紋路單元

更詳細的說，對於圖 3.6 的中央像素點 V_0 而言，其八個鄰近的像素點，依次為 $V_i = \{V_1, V_2, \dots, V_8\}$ ，其中 V_0 及 V_i 皆代表像素點的明亮度值。而這八個相鄰像素點的明亮度值與中央像素點明亮度值的差異會有三種情形，分別為 $V_i < V_0$ 、 $V_i = V_0$ 、 $V_i > V_0$ 。所以，我們可以針對這三種情形進行編碼，規則如下：

$$E_i = \begin{cases} 0 & \text{if } V_i < V_0 \\ 1 & \text{if } V_i = V_0 \\ 2 & \text{if } V_i > V_0 \end{cases} \quad 3.2$$

紋路單元即為這些編碼過後的八個元素 E_i 所構成，即 $TU = \{E_1, E_2, \dots, E_8\}$ 。我們根據公式 3.2 可知在紋路單元中的每一個元素都有三種可能的值 $\{0, 1, 2\}$ 。

接下來，我們將這紋路單元中的八個元素 $\{E_1 \sim E_8\}$ 根據公式 3.3 的計算方式，即可獲得用來標示這個紋路單元的紋路單元數

(Texture Unit Number , N_{TU})。

$$N_{TU} = \sum_{i=1}^8 E_i \times 3^{i-1} \quad 3.3$$

其中 , N_{TU} 為紋路單元數 , E_i 為紋路單元中的第 i 個元素 , 且 $E_1 \sim E_8$ 彼此之間的位置關係就如原本像素點 $V_1 \sim V_8$ 的位置關係。又由公式可知紋路單元數的範圍為 $N_{TU} = \{0 \sim 6560\}$ 。

除此之外 , 紋路單元中的八個元素其排列的方式也可以不同。假設這八個元素的排列方式為順時針方向 , 如圖 3.7 所示 , 紋路單元第一個元素的位置可能為左上角的 a , 到左邊中間的 h , 一共有八種可能的位置 , 其餘的元素則依序排列下去。雖然元素的排列方式可以不同 , 但我們仍然可以根據上述公式 3.3 來獲得標示此紋路單元的紋路單元數。

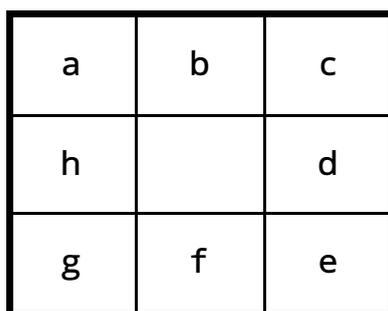


圖 3.7 TU 第一個元素的八種可能位置

在計算完影像中所有的紋路單元數之後 , 我們可以統計出每一種紋路單元數其發生的頻率 , 進而得到所有紋路單元數的分布情形 , 即為紋路頻譜 (Texture Spectrum)。

接下來，我們在圖 3.8 中舉一個計算紋路單元數的例子。

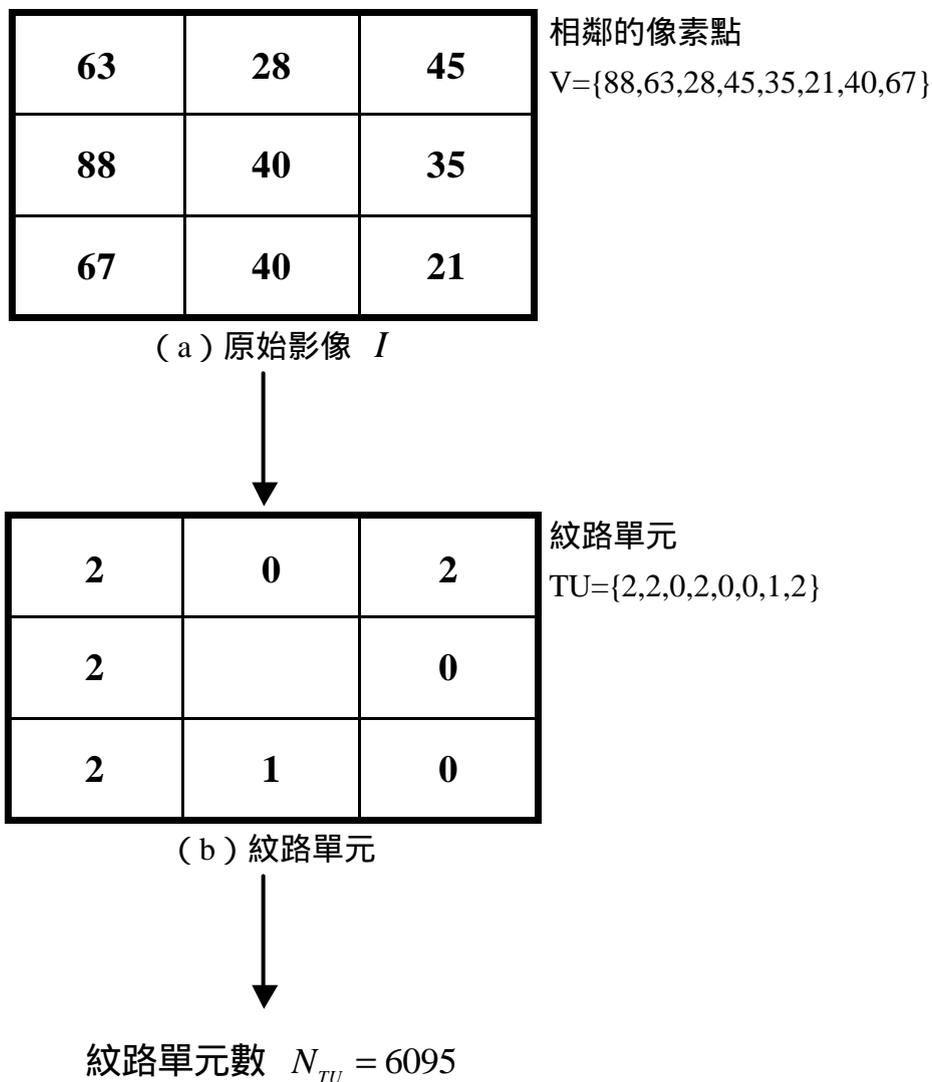


圖 3.8 紋路單元數的產生

在圖 3.8 的 (a) 為原始影像 I ，大小為 4×4 ，矩陣內的元素為其明亮度值。令中央像素點 $V_o = 40$ ， $V_1 \sim V_8$ 依次為 88,63,...,67。我們參考公式 3.2 將八個相鄰像素點與中央像素點的明亮度值差異情形加以編碼，編碼後的結果可得紋路單元 $TU = \{E_1, E_2, E_3, E_4, E_5, E_6, E_7, E_8\} = \{2, 2, 0, 2, 0, 0, 1, 2\}$ ，即如圖 3.8 的 (b) 所示。

最後，根據公式 3.3 的定義計算出此紋路單元的紋路單元數 N_{TU} 為 5165 。

$$\begin{aligned} N_{TU} &= \sum_{i=1}^8 E_i \times 3^{i-1} \\ &= 2 \times 3^0 + 2 \times 3^1 + 0 \times 3^2 + 2 \times 3^3 + 0 \times 3^4 + 0 \times 3^5 + 1 \times 3^6 + 2 \times 3^7 \\ &= 5165 \end{aligned}$$

貳、紋路特徵

如同紋路單元代表了某一像素點與其鄰近像素點的局部紋路特徵，影像中所有紋路單元的統計圖可代表整張紋路影像的紋路特徵。這些紋路特徵如下：

(1) *Black-white symmetry* (黑白對稱性)

$$BWS = \left[1 - \frac{\sum_{i=0}^{3279} |S(i) - S(3281+i)|}{\sum_{i=0}^{6560} S(i)} \right] \times 100$$

其中， $S(i)$ 表示在紋路頻譜中，紋路單元數 i ($i=0,1,2,\dots,6560$) 所發生的頻率值。公式中 $\times 100$ 的目的是要將 BWS 予以正規化，使其值能夠落在 $0\sim 100$ 之間。

又 BWS 愈高，代表了如果我們將原始影像的明亮度值顛倒過來，即明亮度值大的變小、小的變大，(也就等於把紋路單元裡的 E_i 值為 0 的變成 2，2 的變成 0) 則新影像的紋路頻譜將會與原始影像的紋路頻譜非常類似。

(2) *Geometric symmetry* (幾何對稱性)

$$GS = \left[1 - \frac{1}{4} \sum_{j=1}^4 \frac{\sum_{i=0}^{6560} |S_j(i) - S_{j+4}(i)|}{2 \times \sum_{i=0}^{6560} S_j(i)} \right] \times 100$$

其中， $S_j(i)$ 表示在紋路單元其元素的排列方式為 j ($j=1,2,\dots,8$) 的情況下，紋路頻譜中發生紋路單元數為 i ($i=0,1,2,\dots,6560$) 的頻率。又我們將 GS 正規化之後，使其值能夠落在 $0\sim 100$ 之間。愈高的 GS 值表示了若我們將原始的影像旋轉 180° 之後，新影像的紋路頻譜將會與原始影像的紋路頻譜非常類似。

(3) *Degree of direction* (方向性的程度)

$$DD = \left[1 - \frac{1}{6} \sum_{m=1}^3 \sum_{n=m+1}^4 \frac{\sum_{i=0}^{6560} |S_m(i) - S_n(i)|}{2 \times \sum_{i=0}^{6560} S_m(i)} \right] \times 100$$

其中， $S_m(i)$ 或 $S_n(i)$ 的意義，就如同上述的 $S_j(i)$ 。我們將 DD 正規化之後，使其值能夠落在 $0\sim 100$ 之間。愈高的 DD 值則指出這張影像的方向性愈佳，對於影像被旋轉的情形愈敏感。也就是說，這張影像的紋路型態 (pattern) 具備了某種線性 (linear) 結構的特性。

Orientational features 方向性的特徵

接下來的四個紋路特徵，都是與紋路影像其方向性 (orientation-variant) 息息相關的量測值。又這裡用到的紋路單元為 $TU = \{E_a, E_b, \dots, E_h\}$ 。

(4) *Micro-horizontal structure, MHS* (水平方向性)

$$MHS = \sum_{i=0}^{6560} S(i) \times HM(i)$$

其中 , $HM(i) = P(a,b,c) \times P(f,g,h)$ 。 $P(a,b,c)$ 表示在紋路單元數為 i 時 , 這個紋路單元裡 E_a, E_b, E_c 值相同的個數。 $P(f,g,h)$ 則表示了 E_f, E_g, E_h 值相同的個數。愈高的 MHS 值則代表原始影像具備明顯的水平線性結構。

(5) *Micro-vertical structure, MVS* (垂直方向性)

$$MVS = \sum_{i=0}^{6560} S(i) \times VM(i)$$

其中 , $VM(i) = P(a,d,f) \times P(c,e,h)$ 。 $P(a,d,f)$ 表示在紋路單元數為 i 時 , 這個紋路單元裡 E_a, E_d, E_f 值相同的個數。 $P(c,e,h)$ 則表示了 E_c, E_e, E_h 值相同的個數。愈高的 MVS 值則代表原始影像具備明顯的垂直線性結構。

(6) *Micro-diagonal 1 structure, MDS1* (對角線方向性 1)

$$MDS1 = \sum_{i=0}^{6560} S(i) \times DM1(i)$$

其中 , $DM1(i) = P(d,a,b) \times P(g,h,e)$ 。 $P(d,a,b)$ 表示在紋路單元數為 i 時 , 這個紋路單元裡 E_d, E_a, E_b 值相同的個數。 $P(g,h,e)$ 則表示了 E_g, E_h, E_e 值相同的個數。愈高的 $MDS1$ 值則代表原始影像具備明顯的對角線 1 方向的線性結構。

(7) *Micro-diagonal 2 structure, MDS2* (對角線方向性 2)

$$MDS2 = \sum_{i=0}^{6560} S(i) \times DM2(i)$$

其中， $DM2(i) = P(b,c,e) \times P(d,f,g)$ 。 $P(b,c,e)$ 表示在紋路單元數為 i 時，這個紋路單元裡 E_b, E_c, E_e 值相同的個數。 $P(d,f,g)$ 則表示了 E_d, E_f, E_g 值相同的個數。愈高的 $MDS2$ 值則代表原始影像具備明顯的對角線 2 方向的線性結構。

(8) *Central symmetry* (中央對稱性)

$$CS = \sum_{i=0}^{6560} S(i) \times [K(i)]^2$$

其中， $K(i)$ 表示在紋路單元數為 i 時，其紋路單元的四個配對 (E_a, E_h) 、 (E_b, E_g) 、 (E_c, E_f) 與 (E_e, E_d) 裡，值相同的配對個數。所以這個紋路特徵並不受紋路單元裡元素的排列方式所影響，故其為與方向性 (orientation-invariant) 無關的量測值。

第 3.3 節 交叉-對角線紋路矩陣

交叉 - 對角線紋路矩陣 (Cross-Diagonal Texture Matrix, CDTM) 是由 Abdulrahman Al-Janobi 於 2001 年所提出的[13]。它結合了灰階明亮度相互關係矩陣 (GLCM) 及紋路頻譜 (TS) 兩種紋路分析方法的優點。

壹、方法說明

一開始的步驟，與上一節紋路頻譜的方法類似。在圖 3.9 的 (a) 中，中央像素點為 V_0 ，其八個鄰近的像素點依次為 $V_i = \{V_1, V_2, \dots, V_8\}$ ，其中 V_0 及 V_i 皆代表像素點的明亮度值。又這八個相鄰像素點的明亮度值與中央像素點明亮度值的差異，一共會有三種情形，分別為 $V_i < V_0$ 、 $V_i = V_0$ 、 $V_i > V_0$ 。所以，我們針對這三

種差異情形來進行編碼，規則如下：

$$E_i = \begin{cases} 0 & \text{if } V_i < V_0 \\ 1 & \text{if } V_i = V_0 \\ 2 & \text{if } V_i > V_0 \end{cases} \quad 3.4$$

編碼之後的結果如圖3.9 的 (b) 所示，紋路單元即為這些編碼過後的八個元素 E_i 所構成，即 $TU = \{E_1, E_2, \dots, E_8\}$ 。

不同於紋路頻譜的作法，我們將原本的紋路單元分成兩組各自包含四個元素的紋路單元，如圖3.9 的 (c) 及 (d) 所示。在 (c) 中，元素之間的位置關係為對角線 (×) 方向，所以我們稱這新的紋路單元為對角線紋路單元 (Diagonal-Texture Unit, DTU)，且 $DTU = \{E_{D_1}, E_{D_2}, E_{D_3}, E_{D_4}\}$ 。另外在 (d) 裡，元素之間的位置關係為交叉 (+) 方向，所以我們稱這新的紋路單元為交叉紋路單元 (Cross-Texture Unit, CTU)，且 $CTU = \{E_{C_1}, E_{C_2}, E_{C_3}, E_{C_4}\}$ 。

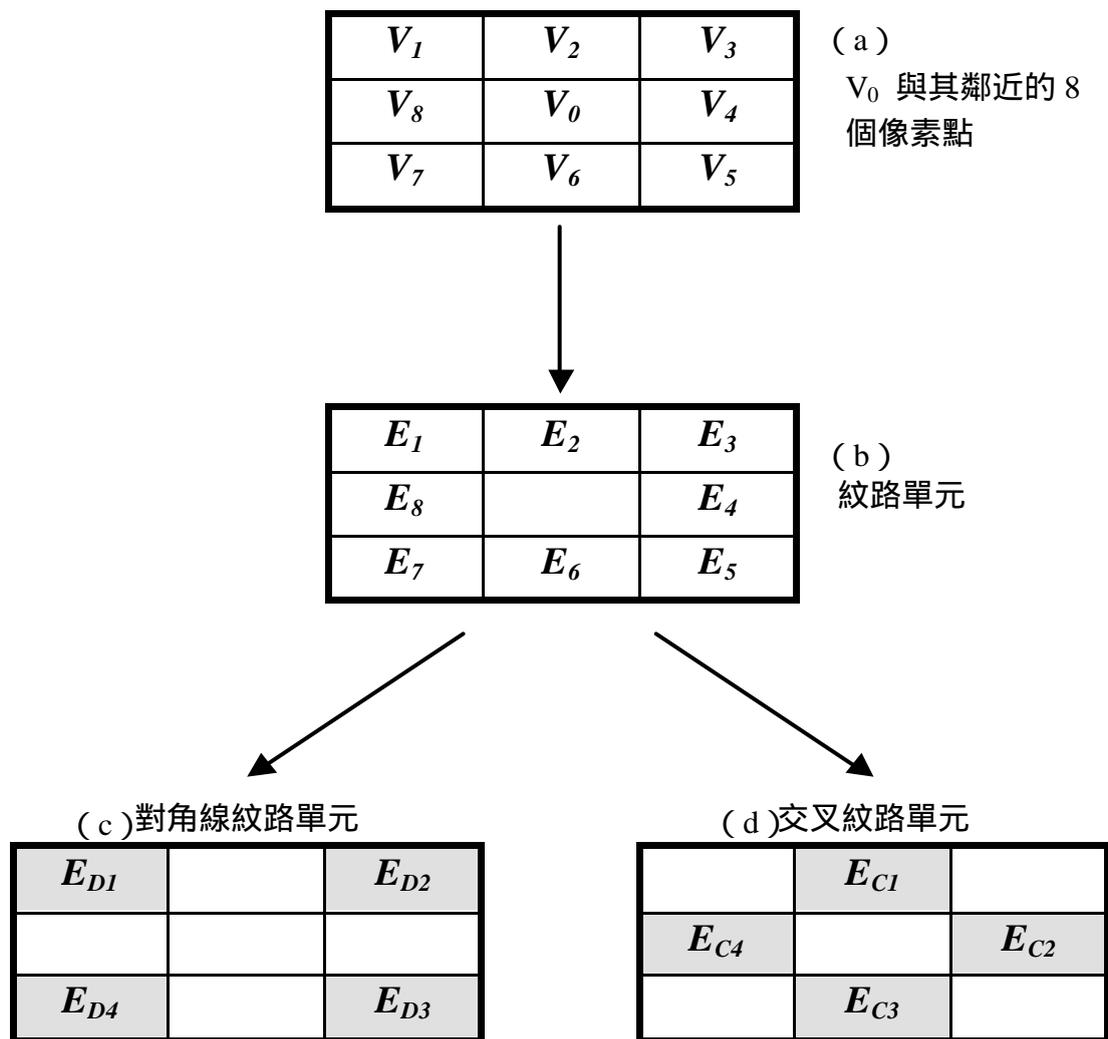


圖 3.9 對角線紋路單元 (DTU) 及交叉紋路單元 (CTU)

在這兩個紋路單元裡的任何元素其可能的值為 $\{0,1,2\}$ ，又這兩個紋路單元的組成都是結合了四個元素值的結果，故這兩個紋路單元各自都會有 $3^4 = 81$ 種可能的組合情形。

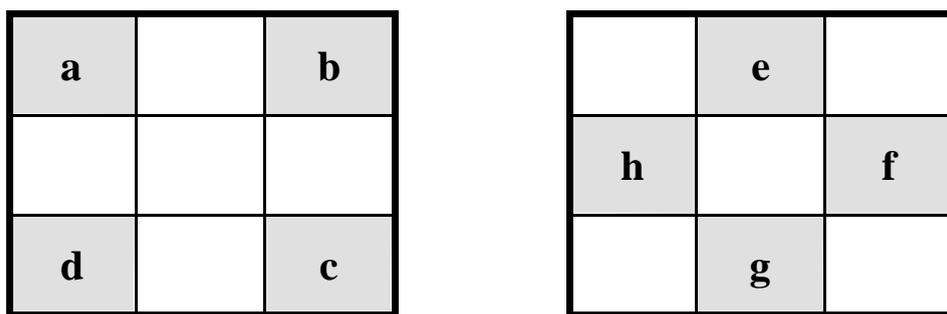
接下來，我們根據下列公式的計算方式，即可獲得用來標示各自紋路單元的紋路單元數。

$$N_{CTU} = \sum_{i=1}^4 E_{C_i} \times 3^{i-1} \quad 3.5$$

$$N_{DTU} = \sum_{i=1}^4 E_{D_i} \times 3^{i-1} \quad 3.6$$

其中， N_{CTU} 為交叉紋路單元數， E_{C_i} 為交叉紋路單元中的第 i 個元素， $E_{C_1}, E_{C_2}, E_{C_3}, E_{C_4}$ 的位置關係就如原本像素點 V_1, V_3, V_5, V_7 的位置關係。同樣地， N_{DTU} 為對角線紋路單元數， E_{D_i} 為對角線紋路單元中的第 i 個元素， $E_{D_1}, E_{D_2}, E_{D_3}, E_{D_4}$ 的位置關係就如原本像素點 V_2, V_4, V_6, V_8 的位置關係。且這兩種紋路單元數的範圍為 $N_{CTU} = \{0 \sim 80\}$ 和 $N_{DTU} = \{0 \sim 80\}$ 。

另外，在交叉紋路單元及對角線紋路單元中的元素，其排列的方式也可以不同。以對角線紋路單元為例，假設其四個元素的排列方式為順時針方向，如圖 3.10 的 (a)，第一個元素的位置可能為 a 、 b 、 c 、 d 中的任何一個位置，所以一共有四種可能的位置，其餘的元素則依序排列下去。同理，交叉紋路單元其四個元素排列的方式也會有四種可能的位置。兩者各自的紋路單元數仍可由公式 3.5 及公式 3.6 來獲得。所以由兩者所產生的交叉紋路單元數及對角線紋路單元數，一共就會有 $4 \times 4 = 16$ 種情況。



(a) DTU 第一個元素的四種可能位置 (b) CTU 第一個元素的四種可能位置
圖 3.10 DTU 與 CTU 第一個元素可能的位置

最後，我們根據影像中每一個像素點所計算出來的交叉紋路單元數及對角線紋路單元數，產生一個 x 軸為交叉紋路單元數 (N_{CTU})， y 軸為對角線紋路單元數 (N_{DTU}) 的矩陣。如圖 3.11 所示，矩陣的大小 81×81 即為交叉紋路單元數和對角線紋路單元數值的範圍。在這矩陣中的元素，如圖中的 K ，則記錄在這張影像中，當某一像素點的交叉紋路單元數為 i 且對角線紋路單元數 j 時所共同發生的次數總和。

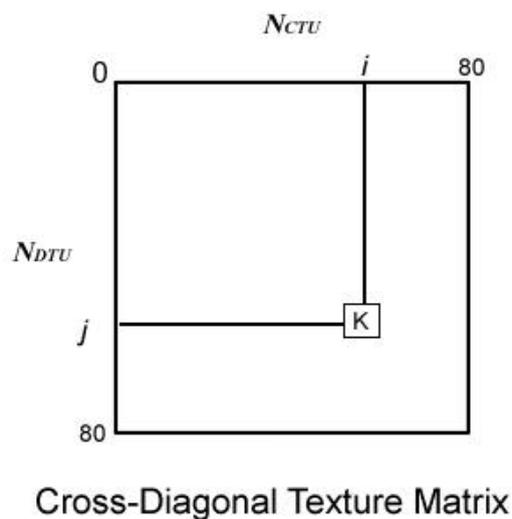


圖 3.11 交叉 對角線紋路矩陣

接下來，我們針對交叉 - 對角線紋路矩陣法列舉一個例子，如圖 3.12 及 3.13 所示。

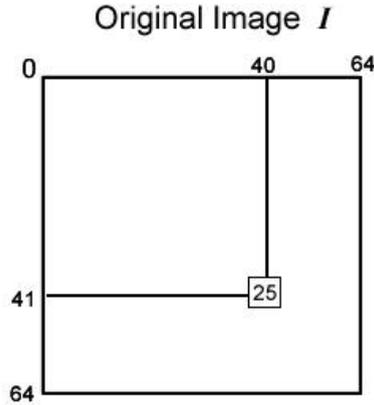


圖 3.12 原始影像

在圖 3.12 中，假設有一灰階紋路影像 I ，其大小為 (64×64) ，明亮度值的範圍為 $(0 \sim 255)$ ，我們以 I 的某一像素點 $I(40,41)$ 來說明。對這一像素點 $I(40,41)$ 而言，明亮度值的大小為 25，我們使用紋路單元來觀察其與相鄰的八個像素點明亮度值的變化形式，如圖 3.13 的 (a)。在 (a) 中， V_0 的明亮度值為 25，其餘相鄰像素點 $\{V_1, V_2, V_3, V_4, V_5, V_6, V_7, V_8\}$ 的明亮度值依次為 $\{55, 19, 40, 10, 22, 25, 62, 77\}$ 。參考公式 3.4 將八個相鄰像素點與中央像素點的明亮度值差異情形進行編碼，其編碼後的結果可得紋路單元 $TU = \{E_1, E_2, E_3, E_4, E_5, E_6, E_7, E_8\} = \{2, 0, 2, 0, 0, 1, 2, 2\}$ ，即如圖 3.13 的 (b) 所示。

接下來，將 TU 的值分成兩部分，一為對角線紋路單元 $DTU = \{2, 2, 0, 2\}$ ，另一則為交叉紋路單元 $CTU = \{0, 0, 1, 2\}$ ，並根據公式 3.5 算出對角線紋路單元數 $N_{DTU} = 2 \times 3^0 + 2 \times 3^1 + 0 \times 3^2 + 2 \times 3^3 = 62$ ，如圖 3.13 的 (c)。根據公式 3.6 算出交叉紋路單元數 $N_{CTU} = 0 \times 3^0 + 0 \times 3^1 + 1 \times 3^2 + 2 \times 3^3 = 63$ ，如圖 3.13 的 (d) 所示。

最後，因為在交叉 - 對角線紋路矩陣中， x 軸為交叉紋路單元數 (N_{CTU})， y 軸為對角線紋路單元數 (N_{DTU})，且一開始矩陣內所有的值皆為零。所以依產生的 $N_{CTU} = 63$ 、 $N_{DTU} = 62$ ，找到矩陣中 $(N_{CTU}, N_{DTU}) = (63, 62)$ 的位置，並將這位置的元素值加一即可，如圖 3.13 的 (e) 所示。

重複上述的所有步驟，我們就可以將這張影像的交叉 - 對角線紋路矩陣完成。

另外，我們將上述例子的對角線紋路單元及交叉紋路單元各自元素的排列方式列出，如圖 3.14 所示。這八個矩陣外的號碼 {1~4} 代表了矩陣內的元素其在本身所屬紋路單元中的排列順序。又根據不同的元素排列順序，我們可以得到不同的交叉紋路單元數 (N_{CTU}) 及對角線紋路單元數 (N_{DTU})。

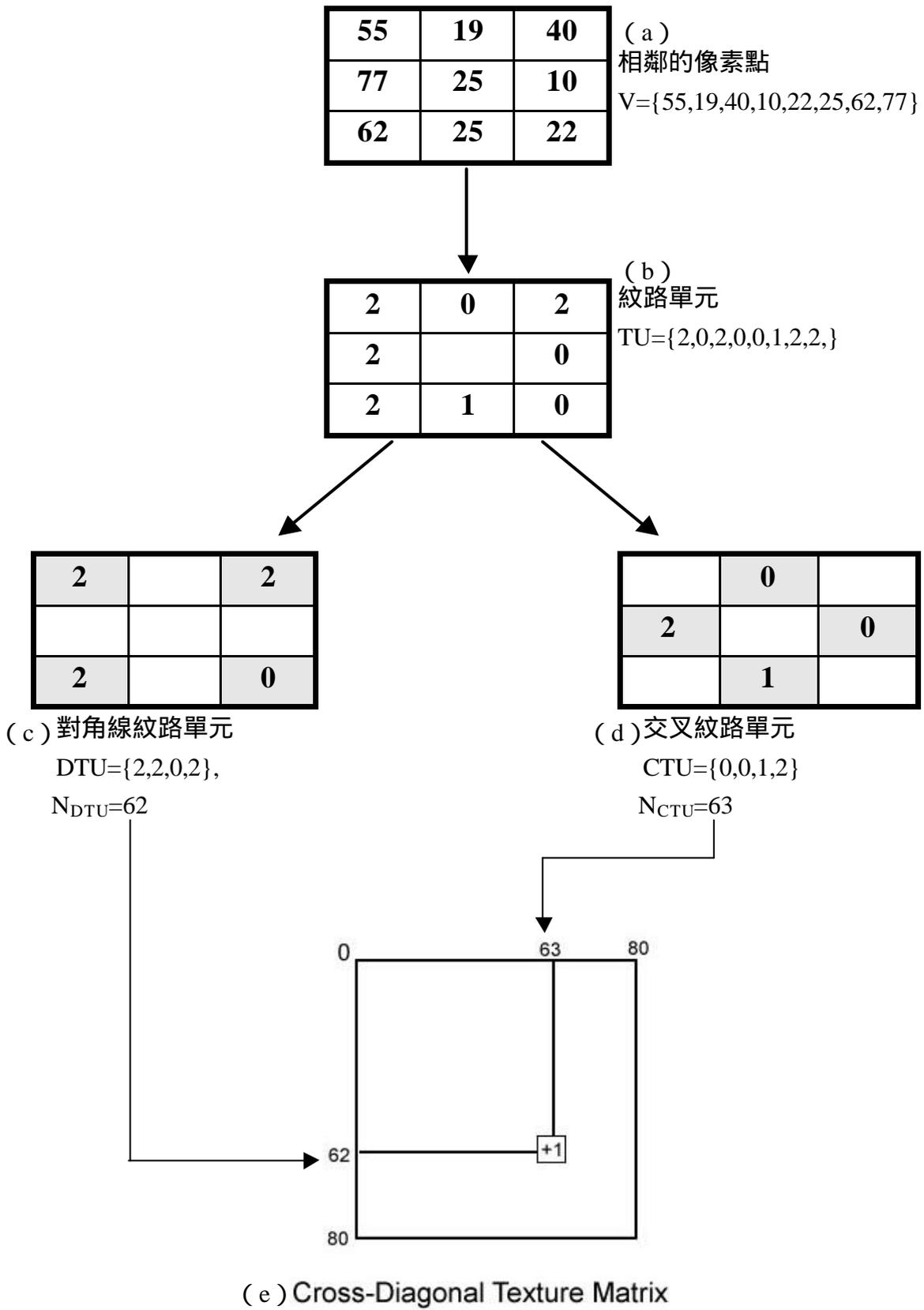


圖 3.13 CDTM 範例

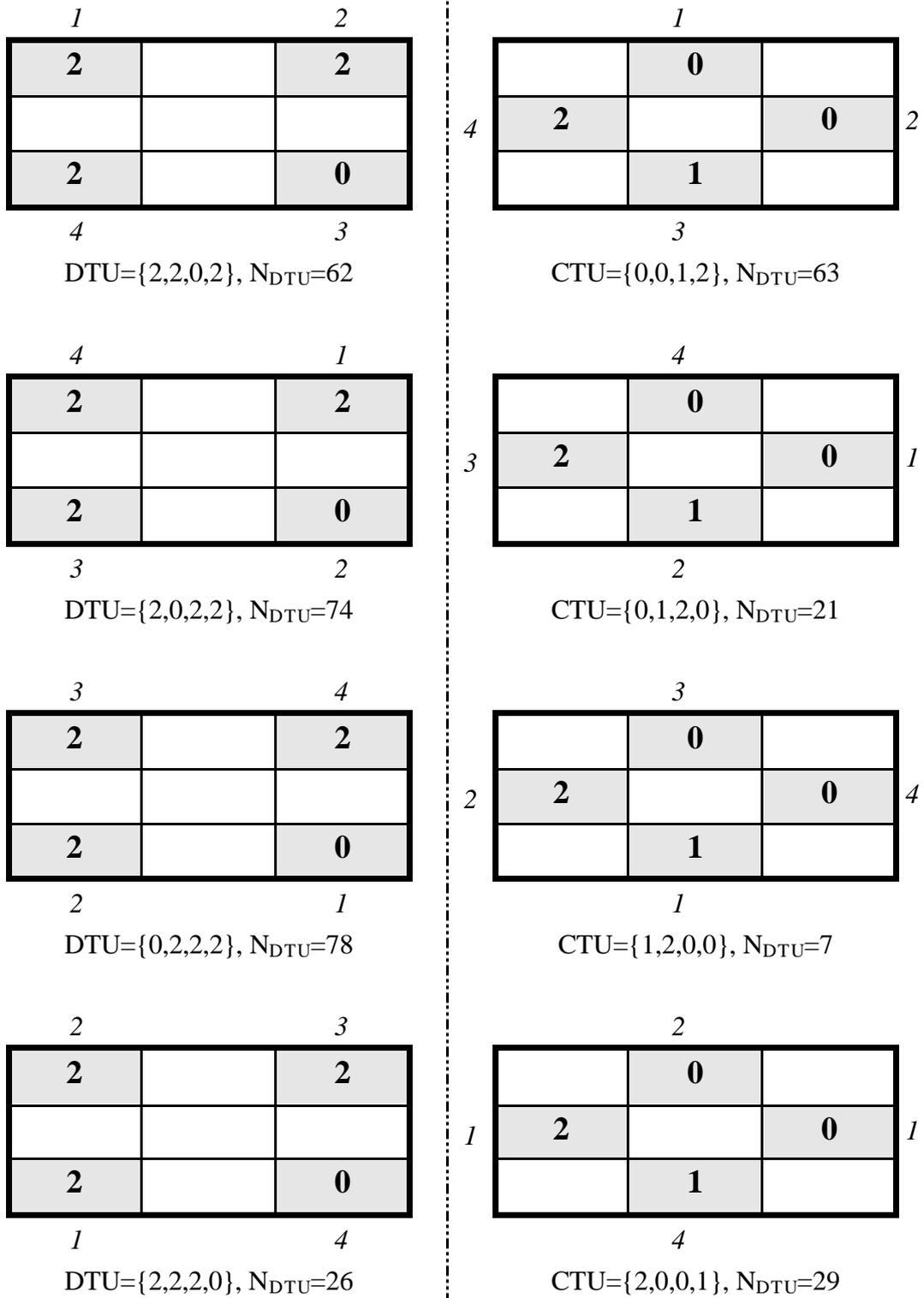


圖 3.14 不同排列順序所產生不同的 CTU 及 DTU。

貳、紋路特徵

由於這個方法所產生的對角線紋路矩陣，其矩陣內的元素值是記錄當某一交叉紋路單元數與另一對角線紋路單元數共同發生的次數。故其紋路特徵可以運用本章第一節灰階明亮度關係矩陣的計算方式來產生。