



# 第五章

## 門檻值決定與區域的分割

# 內容

- 5.1 前言
- 5.2 統計式門檻值決定法
- 5.3 消息理論為基礎的門檻值決定法
- 5.4 動差守恆式的門檻值決定法
- 5.5 植基於最近配對門檻值決定法
- 5.6 分離與合併式的區域分割法
- 5.7 分水嶺式的區域分割法

# 5.1 前言

- 針對門檻值的決定，介紹下列的四種方法：
  - 統計式
  - 消息理論式
  - 動差守恆式
  - 最佳配對式
- 針對區域分割，介紹下列的二種方法：
  - 分離與合併式
  - 分水嶺式

## 5.2 統計式門檻值決定法

- 視覺選取法(Visual Selection)
  - 如圖5.2.1所示，柱狀圖有時也稱作直方圖。
  - 在圖5.2.1中，波谷處(Vally) 很適合選為門檻值。

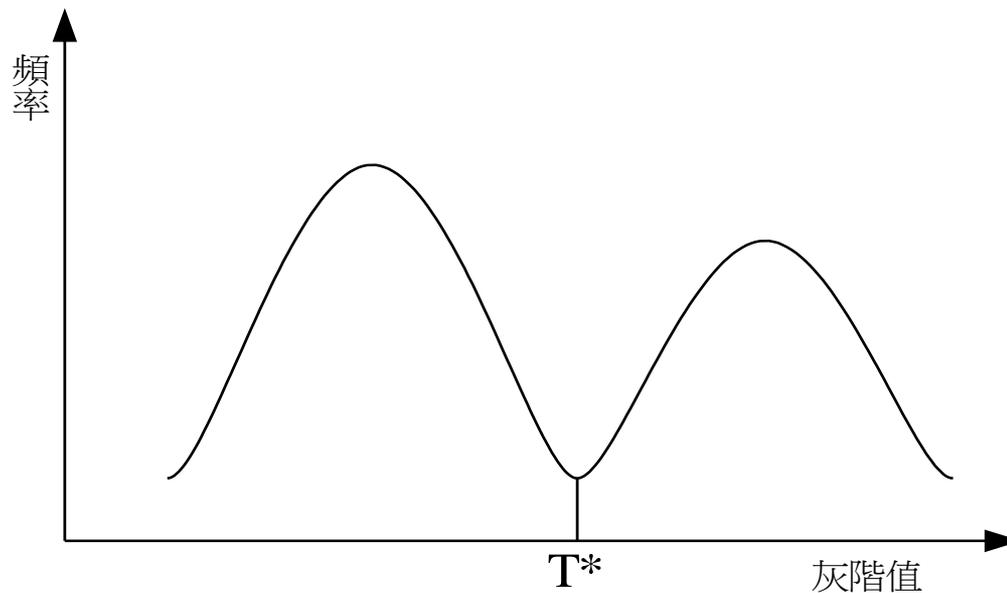
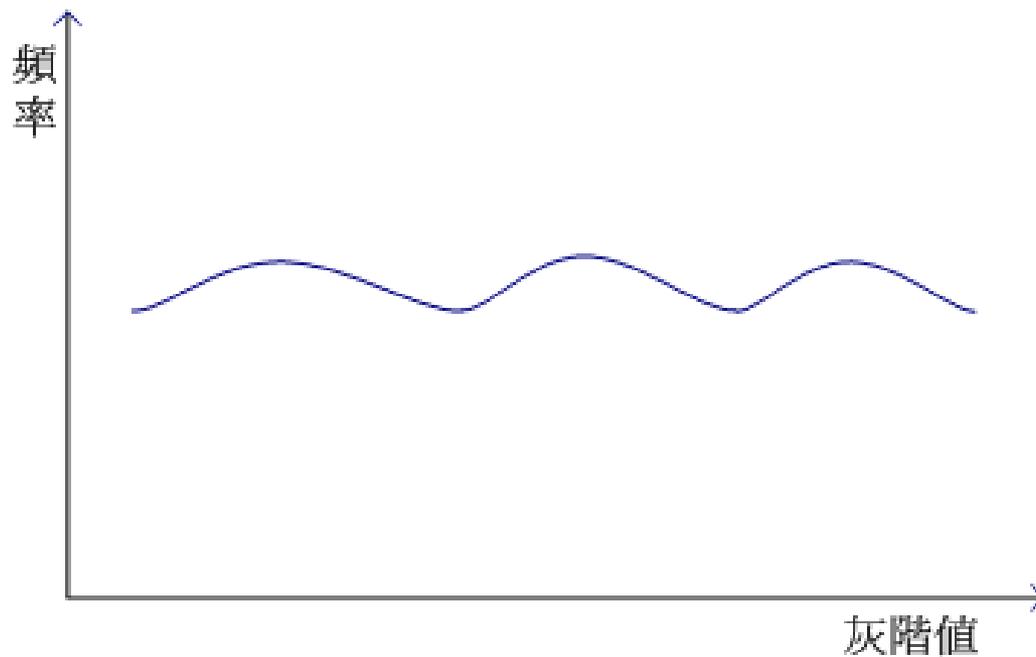


圖5.2.1 灰階分佈柱狀圖

範例1：舉一個視覺選取法不適合的灰階分佈柱狀圖。  
解答：



範例2：給如下兩張6x6之影像灰階值：

25	5	35	15	10	40
10	40	20	30	40	15
45	15	5	25	10	35
50	30	45	20	50	30
30	45	15	25	5	20
10	25	40	35	50	45

(a)

20	15	40	55	50	10
45	10	5	45	35	40
25	45	20	10	15	20
35	55	50	55	45	25
50	15	40	30	5	40
15	20	10	45	15	50

(b)

若我們想把影像分成兩群，請說明那張影像不適合使用視覺選取法決定門檻值，並分析原因，另外，請指出那張影像適合使用視覺選取法決定門檻值，並且找出其門檻值  $T^*$ 。

解答：

(a)這張影像不適合用視覺法選取門檻值，而(b)影像因為有單一明顯波谷，所以適合用視覺法選取門檻值，且門檻值  $T^*$  為30。

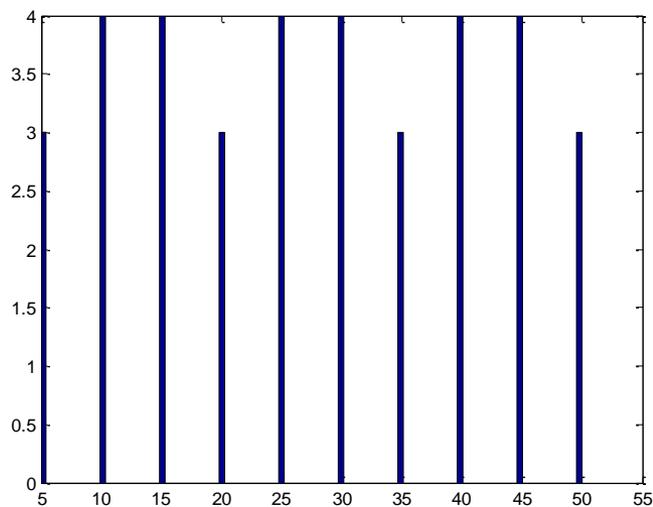


圖1

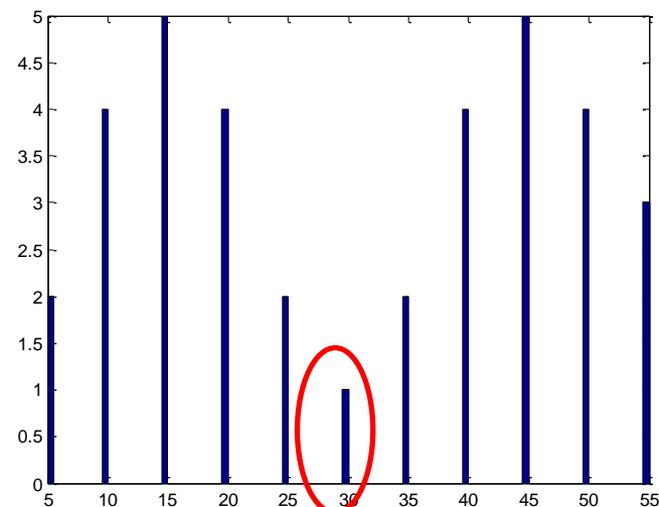


圖2

解答完畢

# Otsu法

條件一： $T^*$  的決定，使得  $C_1$  和  $C_2$  之間的變異數為最大。

條件二： $T^*$  的決定，使得  $C_1$  內的變異數加上  $C_2$  內的變異數之和為最小。

以上條件只要任一者成立即可。

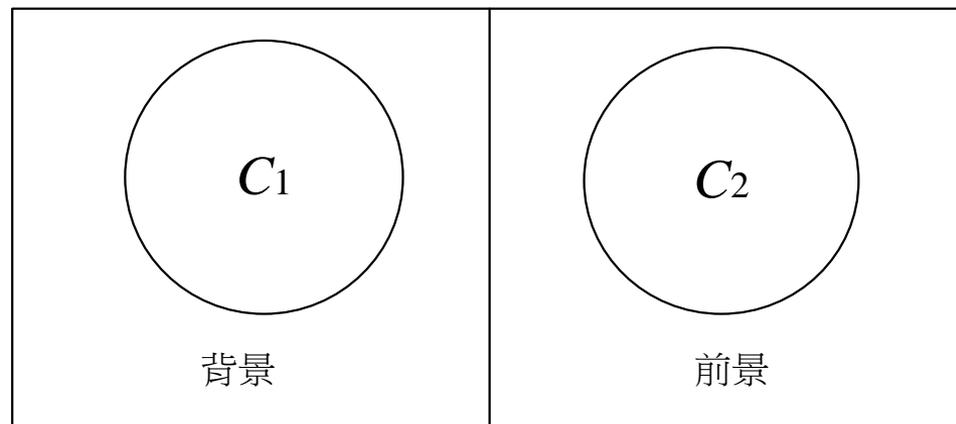


圖5.2.2 二區的例子

令影像的大小為  $N$ ，且灰階值個數為  $I=256$ 。則灰階值為  $i$  的機率可表示為

$$P(i) = \frac{n_i}{N}$$

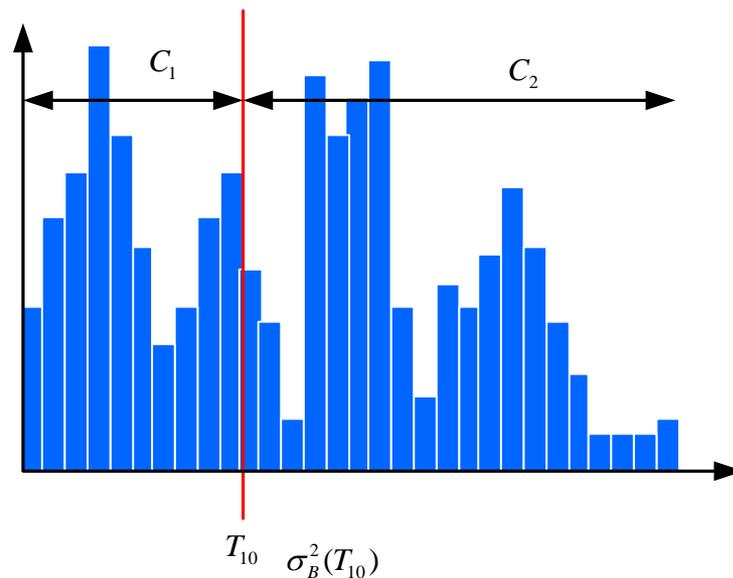
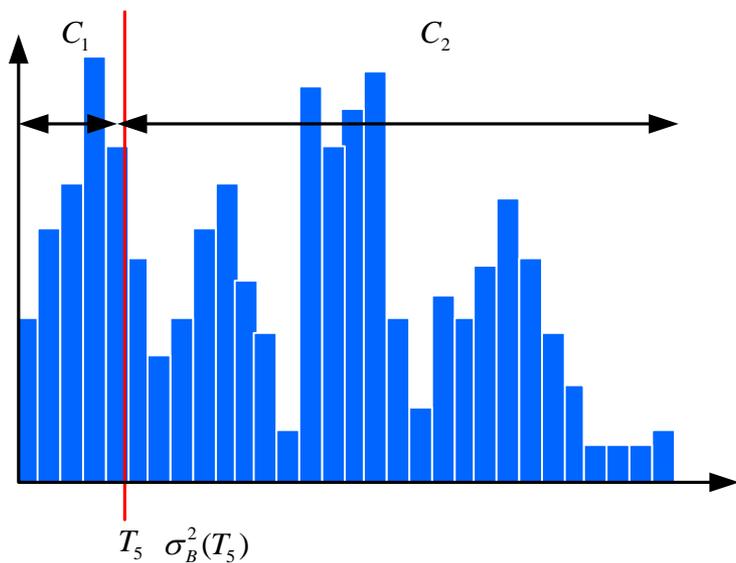
$$\rightarrow \begin{cases} C_1 \text{ 內的像素個數佔的比率為} & W_1 = P_r(C_1) = \sum_{i=0}^{T^*} P(i) \\ C_2 \text{ 內的像素個數佔的比率為} & W_2 = P_r(C_2) = \sum_{i=T^*+1}^{I-1} P(i) \end{cases}$$

$$\rightarrow \begin{cases} C_1 \text{ 的期望值為} & u_1 = \sum_{i=0}^{T^*} \frac{P(i)}{W_1} \times i \\ C_2 \text{ 的期望值為} & u_2 = \sum_{i=T^*+1}^{I-1} \frac{P(i)}{W_2} \times i \end{cases}$$

$$\rightarrow \begin{cases} C_1 \text{ 的變異數為} & \sigma_1^2 = \sum_{i=0}^{T^*} (i - u_1)^2 \frac{P(i)}{W_1} \\ C_2 \text{ 的變異數為} & \sigma_2^2 = \sum_{i=T^*+1}^{I-1} (i - u_2)^2 \frac{P(i)}{W_2} \end{cases}$$

$$\rightarrow \begin{cases} C_1 \text{ 和 } C_2 \text{ 內變異數和為} & \sigma_W^2 = W_1\sigma_1^2 + W_2\sigma_2^2 \\ C_1 \text{ 和 } C_2 \text{ 間的變異數為} & \sigma_B^2 = W_1(u_1 - u_{T^*})^2 + W_2(u_2 - u_{T^*})^2 \end{cases}$$

此  $U_{T^*}$  表整個原始影像的平均值：
$$u_{T^*} = \sum_{i=0}^{l-1} \frac{n_i \times i}{N} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{l-1} n_i \times i$$



$$T^* = \arg \max_{T_i} (\sigma_B^2(T_i))$$

- Otsu法需花  $O(m^k)$  時間。



圖5.2.3 窗戶影像

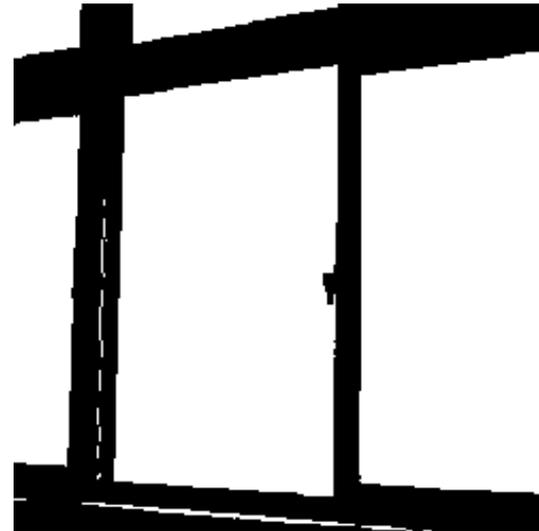


圖5.2.4 利用Otsu方法得到的黑白影像

範例3：已知  $T^*$  所對應的  $C_1$  之期望值為  $u_1^{old}$ ，試問如何快速求得  $T^* + 1$  所對應的期望值  $u_1^{new}$  ？

解答：

$T^* + 1$  所對應的期望值可計算如下：

$$u_1^{new} = \sum_{i=0}^{T^*+1} \frac{P(i)}{W_1^{new}} \times i$$

$$= \frac{1}{W_1^{old} + P(T^* + 1)} [(\sum_{i=0}^{T^*} P(i) \times i) + P(T^* + 1) \times (T^* + 1)]$$

事實上， $u_1^{new}$  的求得必須先求出  $W_1^{old}$  和  $\sum_{i=0}^{T^*} P(i) \times i$ 。我們

可順便記住  $W_1^{old}$  和  $\sum_{i=0}^{T^*} P(i) \times i$  這兩個值，因此  $u_1^{new}$  可在

$O(1)$  的時間內求得。

解答完畢

$T^* + 1$ 所對應的變異數可計算如下：

$$\begin{aligned}\sigma_1^{new} &= \sum_{i=0}^{T^*+1} (i - u_1^{new})^2 \frac{P(i)}{W_1^{new}} \\ &= \frac{1}{W_1^{old} + P(T^* + 1)} \left[ \left( \sum_{i=0}^{T^*+1} i^2 P(i) - 2u_1^{new} \sum_{i=0}^{T^*+1} iP(i) + (u_1^{new})^2 \sum_{i=0}^{T^*+1} P(i) \right) \right]\end{aligned}$$

上式中的  $W_1^{old}$  為已知，而  $\sum_{i=0}^{T^*} iP(i)$  亦為已知。

事實上， $\sum_{i=0}^{T^*} i^2 P(i)$  和  $\sum_{i=0}^{T^*} P(i)$  在求  $\sigma_1^{old}$  的過程中皆可先儲存起來。已知  $u_1^{new}$  可在  $O(1)$  時間內完成，故變異數可在  $O(1)$  的時間內完成。

## 範例5：利用Otsu法找出其門檻值 $T^*$ 。

解答：

$$P(20) = \frac{2}{9}, P(30) = \frac{2}{9}, P(40) = \frac{1}{9}, P(100) = \frac{2}{9}, P(120) = \frac{2}{9}$$

$$T^* = 20 \text{ 時}, W_1 = \frac{2}{9}, W_2 = \frac{7}{9}$$

$$u_1 = \left(\frac{2}{9}\right) / \left(\frac{2}{9}\right) \times 20 = 20$$

$$u_2 = \left(\frac{2}{9}\right) / \left(\frac{7}{9}\right) \times 30 + \left(\frac{1}{9}\right) / \left(\frac{7}{9}\right) \times 40 + \left(\frac{2}{9}\right) / \left(\frac{7}{9}\right) \times 100 + \left(\frac{2}{9}\right) / \left(\frac{7}{9}\right) \times 120 = 77.14$$

$$\sigma_B^2 = \left(\frac{2}{9}\right) \times (20 - 64.44)^2 + \left(\frac{7}{9}\right) \times (77.14 - 64.44)^2 = 564.32$$

$$T^* = 30 \text{ 時}, W_1 = \frac{4}{9}, W_2 = \frac{5}{9}$$

$$u_1 = \left(\frac{2}{9}\right) / \left(\frac{4}{9}\right) \times 20 + \left(\frac{2}{9}\right) / \left(\frac{4}{9}\right) \times 30 = 25$$

$$u_2 = \left(\frac{1}{9}\right) / \left(\frac{5}{9}\right) \times 40 + \left(\frac{2}{9}\right) / \left(\frac{5}{9}\right) \times 100 + \left(\frac{2}{9}\right) / \left(\frac{5}{9}\right) \times 120 = 96$$

$$\sigma_B^2 = \left(\frac{4}{9}\right) \times (25 - 64.44)^2 + \left(\frac{5}{9}\right) \times (96 - 64.44)^2 = 1244.69$$

20	120	120
20	100	100
30	30	40

$$T^* = 40 \text{時}, W_1 = \frac{4}{9}, W_2 = \frac{5}{9}$$

$$u_1 = \left(\frac{2}{9}\right) / \left(\frac{5}{9}\right) \times 20 + \left(\frac{2}{9}\right) / \left(\frac{5}{9}\right) \times 30 + \left(\frac{1}{9}\right) / \left(\frac{5}{9}\right) \times 40 = 20$$

$$u_2 = \left(\frac{2}{9}\right) / \left(\frac{4}{9}\right) \times 100 + \left(\frac{2}{9}\right) / \left(\frac{4}{9}\right) \times 120 = 110$$

$$\sigma_B^2 = \left(\frac{5}{9}\right) \times (28 - 64.44)^2 + \left(\frac{4}{9}\right) \times (110 - 64.44)^2 = 1660.25$$

$$T^* = 100 \text{時}, W_1 = \frac{7}{9}, W_2 = \frac{2}{9}$$

$$u_1 = \dots = 48.57$$

$$u_2 = \dots = 110$$

$$\sigma_B^2 = 881.87$$

$$T^* = 120 \text{時}, W_1 = 1, W_2 = 0$$

$$u_1 = \dots = 64.44$$

$$u_2 = \dots = 0$$

$$\sigma_B^2 = 0$$

由上述可知  $T^* = 40$  時， $\sigma_B^2$  群間變異數會達到最大，因此 40 最適合門檻值  
解答完畢

圖5.2.5(a)為台電公司的某一座鐵塔，影像中物件包含鐵塔和天空。利用Otsu方法，我們得到圖4.2.5(b)的二值化影像，二值化影像中黑色的部份代表鐵塔本身。



(a) 原鐵塔影像



(b) 二值化後的鐵塔

圖5.2.5 將灰階影像轉化為二值化影像的鐵塔實例

# 5.3 消息理論為基礎的門檻值決定法

## ■ 消息理論

令事件A的機率為 $P$ ，而事件A帶來的消息量為 $I(P)$ ，具兩性質：

$$(1) I(P) \geq 0, (2) I(P_1 P_2) = I(P_1) + I(P_2)。$$

$$\rightarrow I(P) = \log \frac{1}{P}$$

例如： $P(A)=1/4$ 、 $P(B)=1/8$ 、 $P(C)=1/8$ 和 $P(D)=1/2$ ，則事件A的消息量為 $I(1/4)=2$ 、B的消息量為 $I(1/8)=3$ 、C的消息量為 $I(1/8)=3$ 和D的消息量為 $I(1/2)=1$ 。

## ■ 平均消息量-熵(Entropy)

$$\begin{aligned} &P(A) \times I(1/4) + P(B) \times I(1/8) + P(C) \times I(1/8) + P(D) \times I(1/2) \\ &= (1/4) \times 2 + (1/8) \times 3 + (1/8) \times 3 + (1/2) \times 1 = 1 \frac{3}{4} \text{ (bits)} \end{aligned}$$

## ■ Kapur法

令  $C_1$  區的百分比為  $W_1$  而  $C_2$  區的百分比為  $W_2$

$$\rightarrow \begin{cases} E(C_1) = -\sum_{i=0}^T \frac{P(i)}{W_1} \times \log \frac{P(i)}{W_1} \\ E(C_2) = -\sum_{i=T+1}^{L-1} \frac{P(i)}{W_2} \times \log \frac{P(i)}{W_2} \end{cases}$$

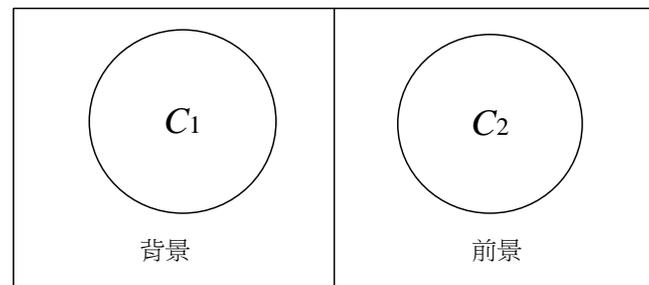


圖4.2.2 二區的例子

最佳門檻值  $T^*$  的決定需滿足

$$T^* = \operatorname{argmax}_T (E(C_1) + E(C_2)) \quad (5.3.1)$$

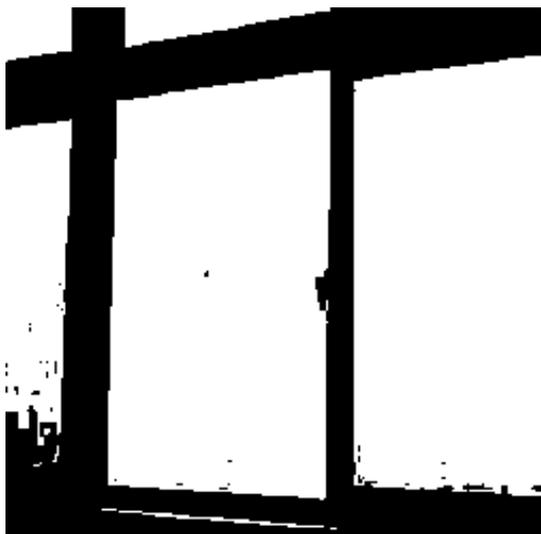


圖5.3.1 利用Kapur法測得的黑白影像

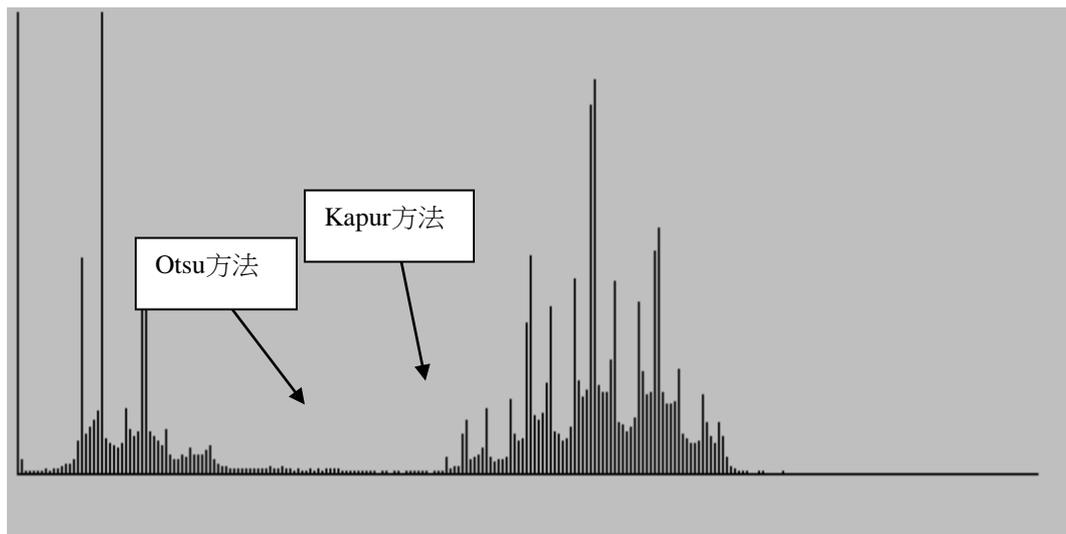


圖5.3.2 Otsu和Kapur法找到的門檻值

範例1：在Kapur法中，為何要取兩個熵和之最大值？

解答：

如果選定的門檻值很不錯的話，那麼 $C_1$ 區的分佈和 $C_2$ 區的分佈將呈現比較平滑的情形。機率分佈愈平滑的事件集所表現出來的熵會愈大。

解答完畢

範例2：利用Kapur法找出其門檻值  $T^*$  把影像分成兩群。

解答：

先對影像灰階值做統計且其機率分佈如下

$$P(30) = \frac{2}{9}, P(80) = \frac{2}{9}, P(120) = \frac{1}{9}, P(150) = \frac{2}{9}, P(200) = \frac{2}{9}$$

當  $T^* = 30$

$$E(C_1) = -\left(\frac{2}{2} \times \log\left(\frac{2}{2}\right)\right) = 0$$

$$E(C_2) = -\left(\frac{2}{7} \times \log\left(\frac{2}{7}\right) + \frac{1}{7} \times \log\left(\frac{1}{7}\right) + \frac{2}{7} \times \log\left(\frac{2}{7}\right) + \frac{2}{7} \times \log\left(\frac{2}{7}\right)\right) = 0.587$$

$$E(C_1) + E(C_2) = 0.587$$

當  $T^* = 80$

$$E(C_1) = -\left(\frac{2}{4} \times \log\left(\frac{2}{4}\right) + \frac{2}{4} \times \log\left(\frac{2}{4}\right)\right) = 0.301$$

$$E(C_2) = -\left(\frac{1}{5} \times \log\left(\frac{1}{5}\right) + \frac{2}{5} \times \log\left(\frac{2}{5}\right) + \frac{2}{5} \times \log\left(\frac{2}{5}\right)\right) = 0.458$$

$$E(C_1) + E(C_2) = 0.759$$

200	120	80
150	150	80
30	30	200

當 $T^* = 120$

$$E(C_1) = 0.458$$

$$E(C_2) = 0.301$$

$$E(C_1) + E(C_2) = 0.759$$

當 $T^* = 150$

$$E(C_1) = 0.587$$

$$E(C_2) = 0$$

$$E(C_1) + E(C_2) = 0.587$$

$$\text{Max}(E(C_1) + E(C_2)) = 0.759$$

$$\therefore T^* = 80 \sim 149$$

解答完畢

# 5.4 動差守恆式的門檻值決定法

本節介紹的方法是在  $C_1$  區找一個代表性的灰階值而在  $C_2$  區找另一個代表性的灰階值，以滿足某些動差的守恆性。

令  $n_j$  代表在影像中灰階值為  $Z_j$  的個數  
 $m_i = \frac{1}{n} \sum_x \sum_y f^i(x, y) = \frac{1}{n} \sum_j n_j (Z_j)^i$  代表影像的階動差  
 $n = N^2$  代表影像的大小

■ 一個例子

$$m_1 = (1+1+2+2+\dots+5+4+3) / 16 = 2.7$$

$$n_0 = 1, n_1 = 3, n_2 = 4, n_3 = 3, n_4 = 2, n_5 = 3$$

$$\bar{P}_0 = \frac{1}{16}, \bar{P}_1 = \frac{3}{16}, \bar{P}_2 = \frac{4}{16}, \bar{P}_3 = \frac{3}{16}, \bar{P}_4 = \frac{2}{16}, \bar{P}_5 = \frac{3}{16}$$

1	1	2	2
3	5	5	4
3	2	2	1
0	5	4	3

圖5.4.1 一個小例子

高灰階影像轉換為二階灰階影像，考慮機率和為1的動差守恆的要求得到四個式子

$$P_{C_1} + P_{C_2} = 1 = m_0$$

$Z_{C_1}$  代表  $C_1$  區的代表性灰階值

$$P_{C_1} \times Z_{C_1} + P_{C_2} \times Z_{C_2} = m_1$$

$Z_{C_2}$  代表  $C_2$  區的代表性灰階值

$$P_{C_1} \times Z_{C_1}^2 + P_{C_2} \times Z_{C_2}^2 = m_2$$

$P_{C_1}$  代表  $C_1$  區內總像素佔原影像的百分比

$$P_{C_1} \times Z_{C_1}^3 + P_{C_2} \times Z_{C_2}^3 = m_3$$

$P_{C_2}$  代表  $C_2$  區內總像素佔原影像的百分比

依下列三個步驟求解  $P_{C_1}$ 、 $P_{C_2}$ 、 $Z_{C_1}$ 、 $Z_{C_2}$ ：

→ 步驟一：解下列  $2 \times 2$  的線性系統

$$\begin{pmatrix} m_0 & m_1 \\ m_1 & m_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \bar{C}_0 \\ \bar{C}_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -m_2 \\ -m_3 \end{pmatrix}$$

我們得到  $\bar{C}_0$  和  $\bar{C}_1$  的解。

→ 步驟二：解出一元二次方程式  $Z^2 + \bar{C}_1 Z + \bar{C}_0 = 0$  的根，假設得出的解為  $Z_{C_1}$  和  $Z_{C_2}$ ，此兩解即為  $C_1$  區和  $C_2$  區的灰階代表值。

→ 步驟三：解下列的線性系統

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 \\ Z_{C_1} & Z_{C_2} \\ Z_{C_1}^2 & Z_{C_2}^2 \\ Z_{C_1}^3 & Z_{C_2}^3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} P_{C_1} \\ P_{C_2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} m_0 \\ m_1 \\ m_2 \\ m_3 \end{pmatrix}$$

我們進而得到  $P_{C_1}$  和  $P_{C_2}$  的解。

利用前述三步驟的數值解法，我們可解出  $Z_{C_1}$ 、 $Z_{C_2}$ 、 $P_{C_1}$  和  $P_{C_2}$ 。接著我們將原影像中的灰階值小於或等於  $g$  的灰階值指定為  $Z_{C_1}$ ，這

裡的  $g$  要滿足  $\sum_{i=0}^g \bar{p}_i \leq P_{C_1}$  但  $\sum_{i=0}^{g+1} \bar{p}_i \geq P_{C_1}$ 。原影像中的灰階值大於  $g$  的則

指定  $Z_{C_2}$ 。最後，我們得到只有  $Z_{C_1}$  和  $Z_{C_2}$  兩種灰階的影像。這時候，轉換後的二階影像和原影像有同樣的  $m_0$ 、 $m_1$ 、 $m_2$  和  $m_3$ 。

範例1：在動差守恆式的門檻值決定法中，考慮 $K$ 階時，請列出相關的 $2K$ 個等式。

$$\sum_{i=1}^K P_{C_i} = 1 = m_0$$

$$\sum_{i=1}^K P_{C_i} \times Z_{C_i} = m_1$$

•

•

•

$$\sum_{i=1}^K P_{C_i} \times Z_{C_i}^{2K-1} = m_{2K-1}$$

# 5.5 植基於最近配對門檻值決定法

## ■ PNN(Pairwise Nearest Neighbor)

令  $i$  代表灰階值

$n_i$  代表灰階值  $i$  出現的次數

$P(i) = n_i / N$  代表灰階值  $i$  的機率

$N$  為所有灰階的總數

$i$	0	...	9	10	11	...	24	25	26	...	29	30	31	...	34	35
$n_i$	0	...	0	10	0	...	0	20	0	...	0	25	0	...	0	15
$P(i)$	0	...	0	0.1	0	...	0	0.2	0	...	0	0.25	0	...	0	0.15

$i$	36	...	79	80	81	...	84	85	86	...	89	90	91	...	I-2	I-1
$n_i$	0	...	0	5	0	...	0	15	0	...	0	10	0	...	0	0
$P(i)$	0	...	0	0.05	0	...	0	0.15	0	...	0	0.1	0	...	0	0

圖5.5.1  $N=100$ 的例子

一開始每個節點(Node)內存( $i_j, n_{ij}$ ) 的值並自成一個群(Cluster)。例如，節點0內存(10,10)、節點1內存(25,20)而節點6內存(90,10)。

$j$	0	1	2	3	4	5	6
$i_j$	10	25	30	35	80	85	90
$P(i)$	0.1	0.2	0.25	0.15	0.05	0.15	0.1

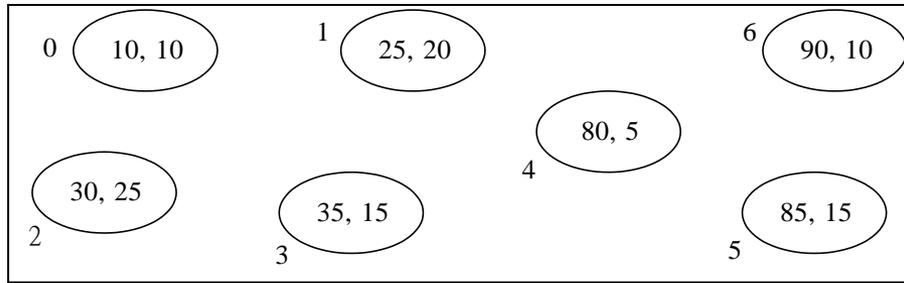
圖5.5.2 緊緻柱狀圖

### ■ PNN合併的量度與條件

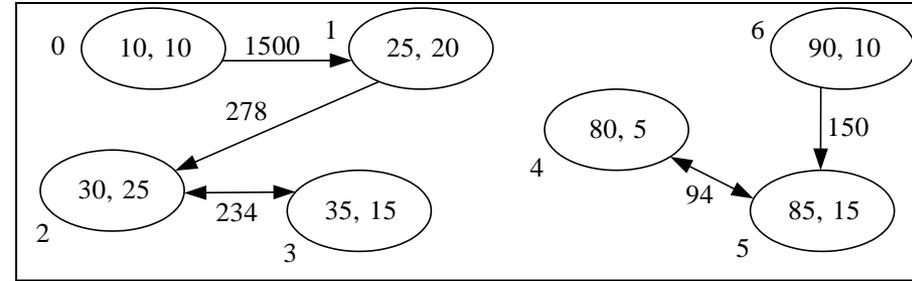
這裡採用的量度稱為平方誤差(Square Error)， $\bar{X}_j$ 和 $\bar{X}_k$ 代表 $C_j$ 和 $C_k$ 的平均值， $C_j$ 和 $C_k$ 合併後得到 $C_q$ 。

$$d(C_j, C_k) = \frac{n'_j n'_k}{n'_q} (\bar{X}_j - \bar{X}_k)^2$$

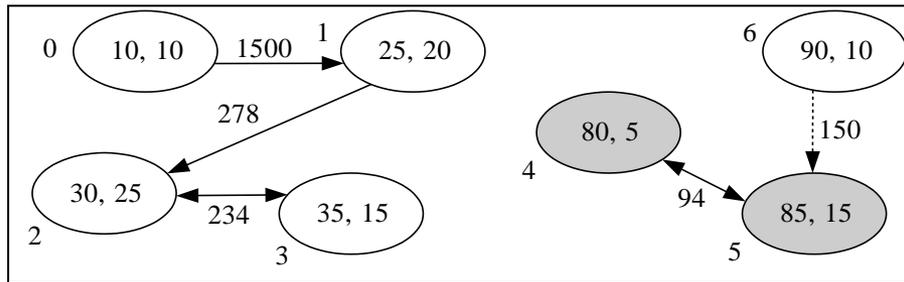
假如 $d(C_j, C_k)$ 愈小，則表示 $C_j$ 和 $C_k$ 的關聯度(Correlation)愈高。



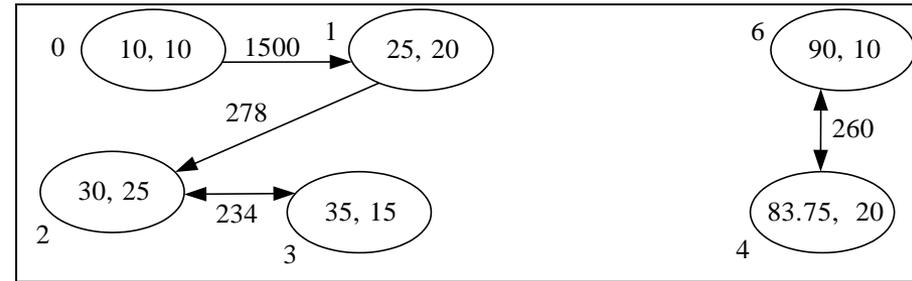
(a) 起始



(b) 算出的七個最短距離



(c) 找出最短距離



(d) 合併與修正

圖5.5.3 第一次合併的模擬

合併的三個步驟：

- (1) 找出目前剩餘群組中最短的  $d(C_i, C_j)$
- (2) 合併  $C_i$  和  $C_j$
- (3) 修正合併後的群內資訊及調整對外距離，直到剩下  $K+1$  個群。

$i$	最近鄰近群	平均灰階值	最大灰階值	最近距離	群內的圖元總數
0	1	10	10	1500	10
1	2	25	25	278	20
2	3	30	30	234	25
3	2	35	35	234	15
4	5	80	80	94	5
5	4	85	85	94	15
6	5	90	90	150	10

圖5.5.4 (a) 圖5.5.3(b) 的表格表示法

$i$	最近鄰近群	平均灰階值	最大灰階值	最近距離	群內的圖元總數
0	1	10	10	1500	10
1	2	25	25	278	20
2	3	30	30	234	25
3	2	35	35	234	15
4	6	83.75	85	260	20
6	4	90	90	260	10

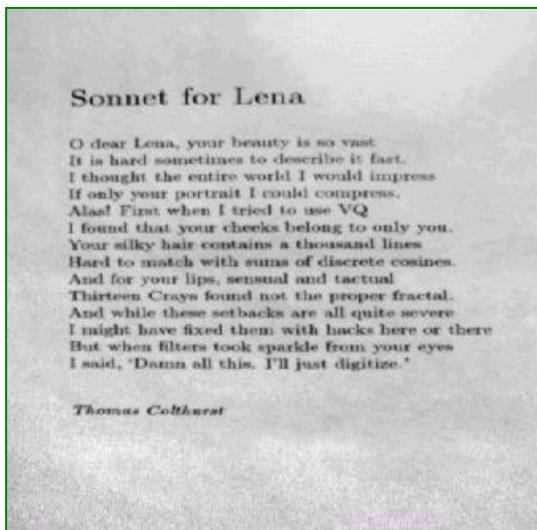
圖5.5.4 (b) 圖4.5.3(d) 的表格表示法

## ■ 時間複雜度

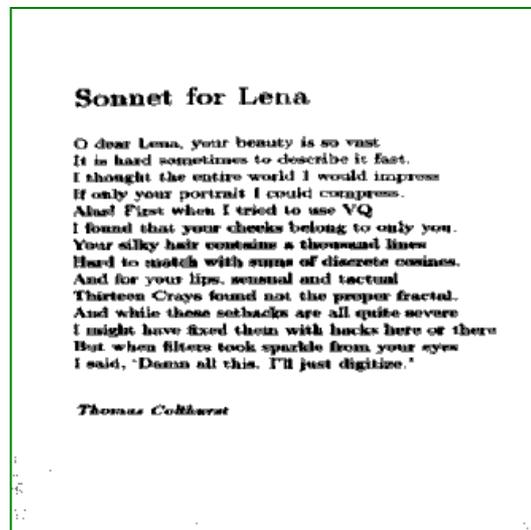
步驟(1)需花  $O(m)$  找到目前群組中最短的距離。步驟(2)需花  $O(1)$  的時間修正合併後的群內資訊。步驟(3)需花  $O(m\tau)$  的時間來修正每個群和別群的最短距離計算，這裡  $\tau - 1 \leq m$ 。

由於兩群之間的合併會使其中一群不見，所以每次的合併會使群的個數少一。我們從開始的  $m$  群出發，一直進行到只剩  $(k+1)$  群一共需完成  $(m-k-1)$  次的合併動作。一個合併步驟前後又共需三個步驟來完成，所以共需  $O((m-k)m\tau)$  的時間。

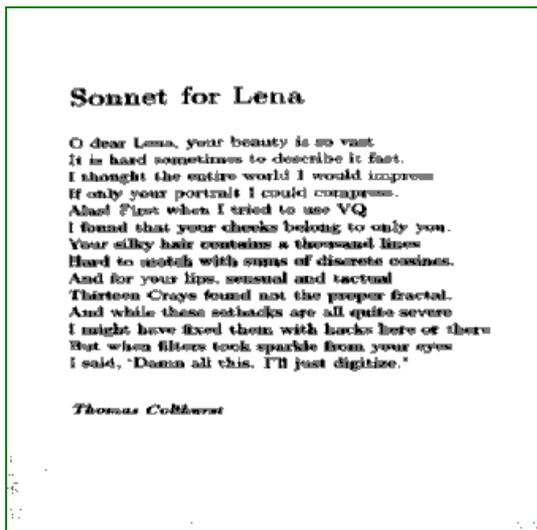
	Otsu方法	Kapur方法	PNN方法
$K=1$	$O(m)$	$O(m)$	$O(m^2)$
$K>1$	$O(m^k)$	$O(m^k)$	$O((m-k)m\tau)$



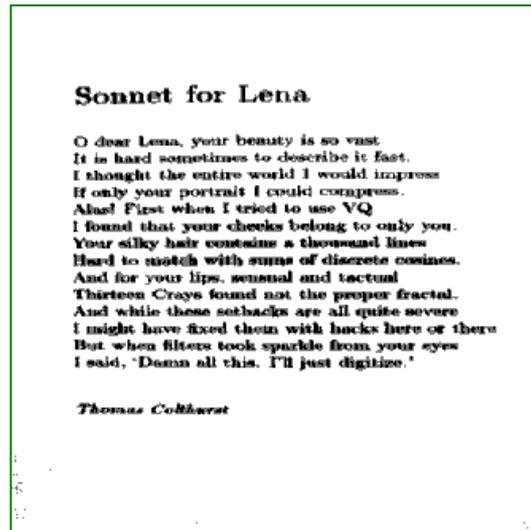
(a)輸入的文件影像



(b)Otsu法執行後的結果



(c)Kapur法執行後的結果

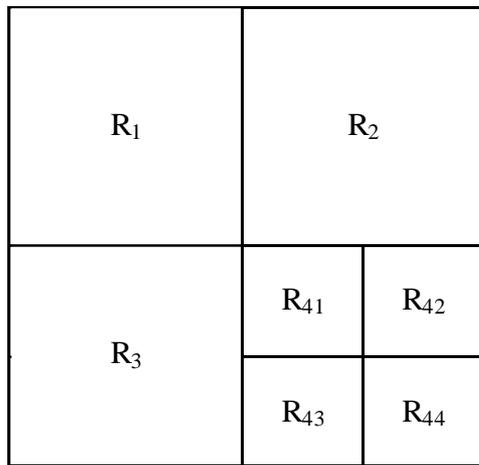


(d)PNN法執行後的結果

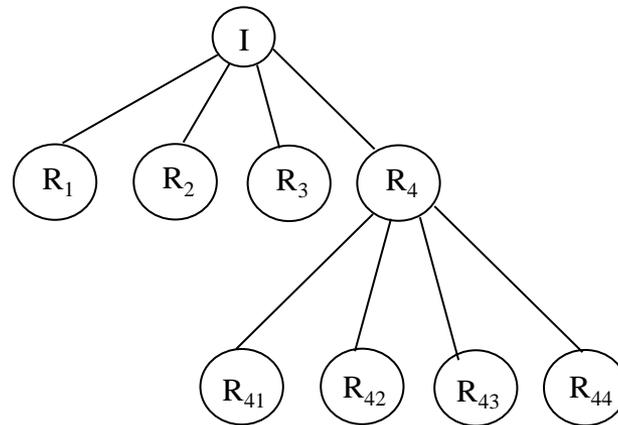
圖5.5.5  
三種方法的比較

# 5.6 分離與合併式的區域分割法

## ■ 四分樹分割



(a) 區塊圖



(b) 四分樹結構

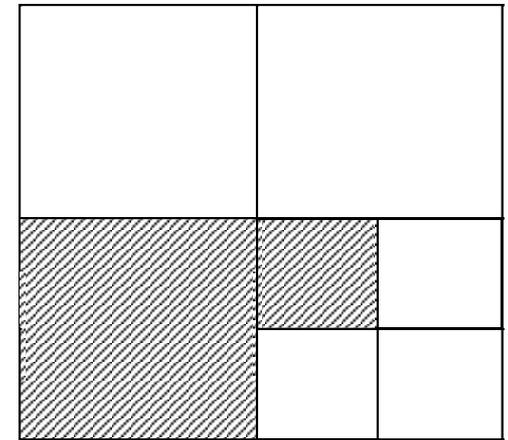


圖4.6.2 區域分割圖

圖5.6.1 初始的分離狀態

由下往上，從最底層的葉子進行鄰近區塊的查詢，一經找到鄰近的區塊就比較兩者的平均灰階值和變異數，若彼此的差異在誤差內，就進行合併的動作。

- 另一不同的合併次序

首先將 $N \times N$ 的影像看成已分離成 $N \times N$ 個小區塊：

- ➔ 第一行和第一列，將該區塊和右邊的鄰近區塊比較彼此的平均灰階值差異和變異數差異，若差異過小，則合併成一個區塊。
- ➔ 第二列以後，考慮中位於 $(i,j)$ 的像素和四個鄰近區塊的平均灰階值和變異數小於門檻值，則進行合併。

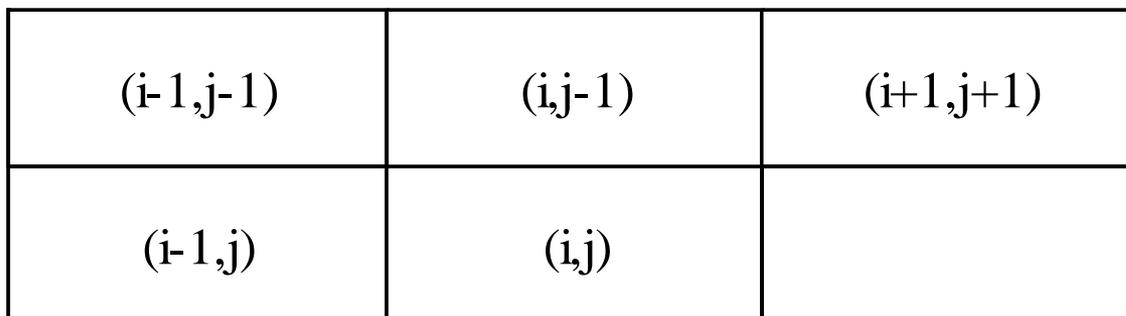


圖5.6.3 四個鄰近區塊

# 範例1:何謂二階段式的區域分割法

解答:

<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>
<i>d</i>	<i>e</i>	

第一階段的面罩

<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>
	<i>e</i>	<i>d</i>

第二階段的面罩

第一階段中的區域編號由下式得到

$$L(x, y) = \begin{cases} F_B & , \text{若 } b(x, y) = F_B \\ m, (m = m + 1) & , \text{若 } \forall \{i, j \in M_s\} L(x - i, y - j) = F_B \\ T_{\min}(x, y) & , \text{其他} \end{cases}$$

在上式中， $F_B$  代表背景像素，通常  $F_B = 255$ ； $b(x, y)$  代表位於  $(x, y)$  位置的像素值； $M_s$  代表第一階段中的面罩但不含像素  $e$ ； $m$  代表區域的編號； $T_{\min}(x, y)$  代表當目前的像素  $e$  的面罩內之參考像素非全部為背景像素時，就另外給像素  $e$  一個修正的區域編號

$$T_{\min}(x, y) = \min | \{T[l(x - i, y - j)] \mid i, j \in M_s\} |。$$

第二階段的區域編之修正工作如下

$$L(x, y) = \begin{cases} F_B, & \text{若 } L(x, y) = F_B \\ T_{\min}(x, y), & \text{其他} \end{cases}$$

這裏  $T_{\min}(x, y) = \min | \{T[L(x-i, y-j) \mid i, j \in M]\} |$

上式中的  $M = M_s \cup \{e\}$  。

# 5.7 分水嶺式的區域分割法

## ■ 改良式分水嶺區域分割法

圖5.7.1中共有六個局部最小值和五個虛線所示的分水嶺。

兩個分水嶺所夾的區域可視為分割的區域，局部最小值所在乃左右水流匯集之處。

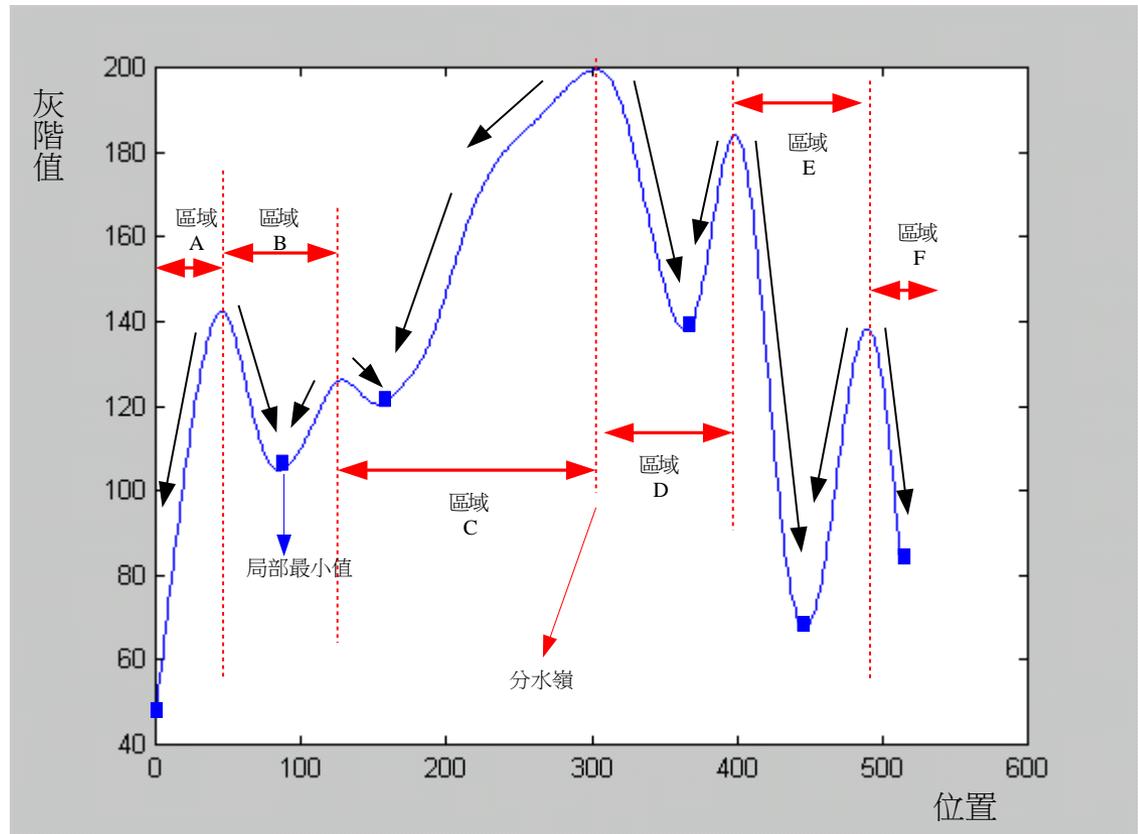


圖5.7.1 區域、局部最小值和分水嶺

50	49	41	45	51
60	45	50	40	60
55	53	42	55	42
45	32	41	50	55
65	46	35	45	60

圖 5.7.2 二維的例子

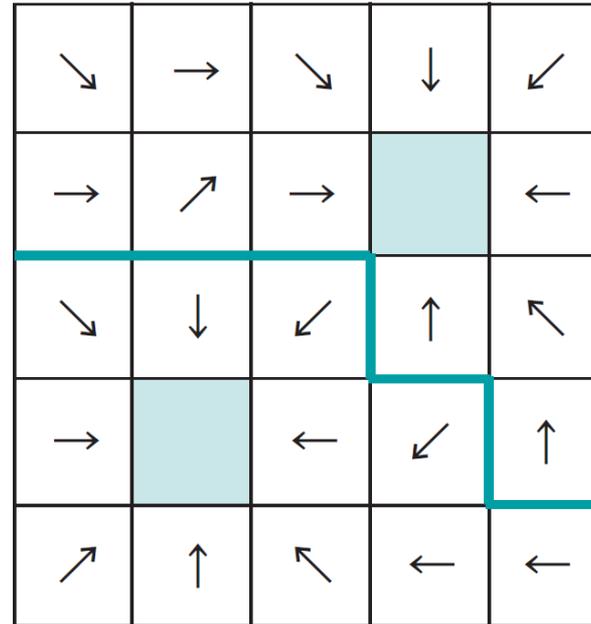


圖 5.7.3 水流和分水嶺

圖5.7.4為由小變大的四個例子演變圖。給一Lena灰階影像，利用本節介紹的分水嶺式區域分割法，我們實驗後得到圖5.7.5的結果。

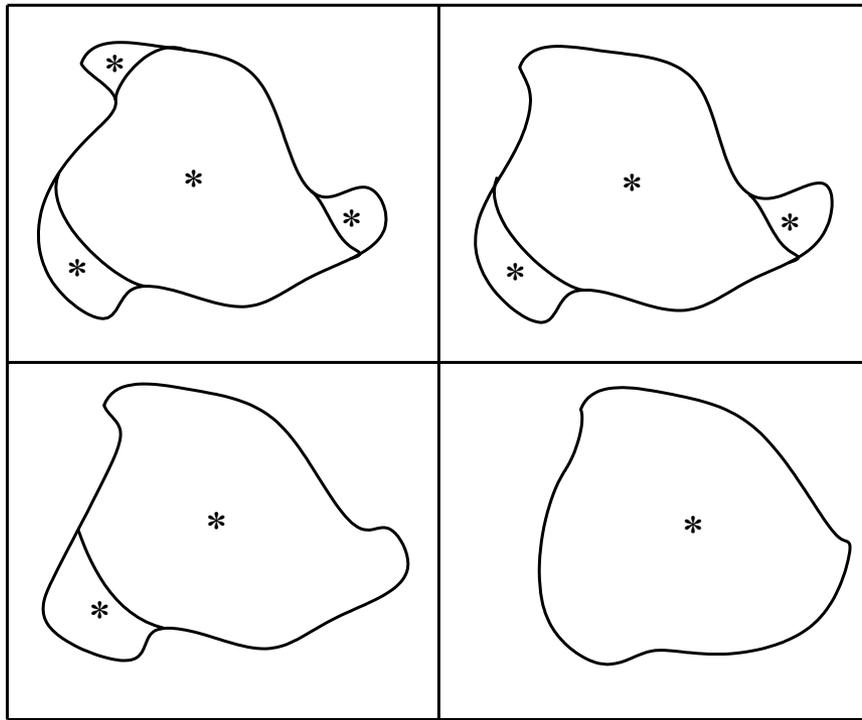


圖5.7.4 標準差逐漸變大的四個演變圖



圖5.7.5 Lena影像的區域分割效果圖