

第四章 特徵選取

在物體追蹤的時候，有各種不同的特徵可以使用，然而選取適合的特徵可以有事半功倍的效果，如：在光線變化劇烈的環境下，採用顏色作為追蹤特徵，或是在物體會產生扭曲的鏡頭下，採用物體比例作為追蹤特徵都不很恰當。又若把所有可能的特徵都作為追蹤使用，則將導致計算花費過多的時間。在決定追蹤特徵的時候，一般常採用經驗法則。然而若是有一套方法可以供選取出適合且精簡的特徵集合時，對於擷取特徵以及計算特徵時，可以節省不少時間，同時對於無經驗者也可以經由該方法迅速取得適當的特徵集合。本文提出利用粗糙集合理論來進行特徵的選取。

4.1 粗糙集合理論簡介

我們以一個簡單的例子來說明粗糙集合理論，在圖 4.1 中有八個不同的玩具分別編號為 x_1, x_2, \dots, x_8 ；這些玩具總共有三種不同的顏色：分別為紅、綠、藍，以及三種不同的形狀：長方形、橢圓形、三角形，以及兩種不同尺寸大小。

上面的例子可以表示為一知識庫(knowledge base) $K = (U, R)$ ，其中 $U = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8\}$ ，每一個 x_i 代表一種玩具， $R = \{R_1, R_2, R_3\}$ 為特徵集合，其中 $R_1 = \{\text{紅, 綠, 藍}\}$ 為顏色特徵， $R_2 = \{\text{長方形, 橢}$

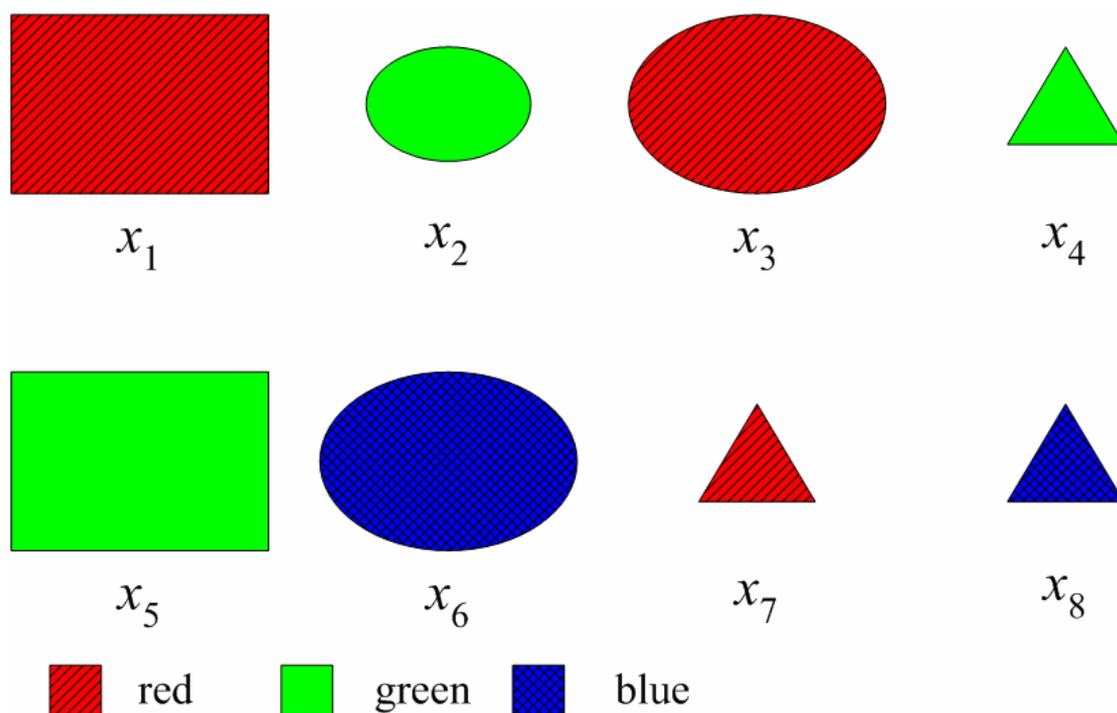


圖 4.1 各種不同的玩具

圓形, 三角形}為形狀特徵, $R_3 = \{大, 小\}$ 為尺寸特徵。當以某一種特徵 R_i 將 U 分割時, 在粗糙集合理論中以 U/R_i 來表示。所以上例:

$$U/R_1 = \{\{x_1, x_3, x_7\}, \{x_2, x_4, x_5\}, \{x_6, x_8\}\},$$

$$U/R_2 = \{\{x_1, x_5\}, \{x_2, x_3, x_6\}, \{x_4, x_7, x_8\}\},$$

$$U/R_3 = \{\{x_1, x_3, x_5, x_6\}, \{x_2, x_4, x_7, x_8\}\}。$$

考慮 U/R_1 為例, 亦即將八個玩具根據它們的顏色來區分時, $\{x_1, x_3, x_7\}$ 這三個玩具同為紅色, $\{x_2, x_4, x_5\}$ 這三個玩具同為綠色, 而 $\{x_6, x_8\}$ 這兩個玩具同為藍色。

假如 $P \subseteq R$, $\cap P$ 表示所有屬於 P 中所有特徵的交集, 其本身亦為一特徵, 我們稱 $\cap P$ 為 indiscernibility relation, 以 $IND(P)$ 表示, 亦即

$IND(P)=\cap P$ 以前例來看，假設 $P = \{R_1, R_3\}$ ，則

$$IND(P) = \cap P = R_1 \cap R_3,$$

$IND(P)$ 在此表一結合顏色及大小的複合特徵。

接下來我們介紹符號 $[x]_{R_i}$ ，其在粗糙集合理論中所代表的意義為：宇集合 U 以特徵 R_i 從事分類所得到的類別，以前例來看則為：

$$[x_1]_{R_1} = \{x_1, x_3, x_7\}, [x_2]_{R_1} = \{x_2, x_4, x_5\}, [x_6]_{R_1} = \{x_6, x_8\}。$$

$$[x_1]_{R_2} = \{x_1, x_5\}, [x_2]_{R_2} = \{x_2, x_3, x_6\}, [x_4]_{R_2} = \{x_4, x_7, x_8\}。$$

$$[x_1]_{R_3} = \{x_1, x_3, x_5, x_6\}, [x_2]_{R_3} = \{x_2, x_4, x_7, x_8\}。$$

考慮 $[x_2]_{R_2}$ ：意即我們利用形狀 R_2 來分類時，在 U 中與 x_2 相同都為橢圓形的玩具有 $\{x_2, x_3, x_6\}$ 這三個玩具。其結果會與 $[x_3]_{R_2}$ 以及 $[x_6]_{R_2}$ 相同。

當考慮 $[x]_{IND(P)}$ 時，其計算的方式為：

$$[x]_{IND(P)} = \bigcap_{R_i \in P} [x]_{R_i}, \quad (4.1)$$

以上一個例子來看，

$$\begin{aligned} [x]_{IND(\{R_1, R_3\})} &= [x]_{R_1} \cap [x]_{R_3} = \\ &= \{\{x_1, x_3, x_7\}, \{x_2, x_4, x_5\}, \{x_6, x_8\}\} \cap \{\{x_1, x_3, x_5, x_6\}, \{x_2, x_4, x_7, x_8\}\} = \\ &= \{\{x_1, x_3\}, \{x_2, x_4\}, \{x_5\}, \{x_6\}, \{x_7\}, \{x_8\}\}。 \end{aligned}$$

此例為利用顏色特徵以及尺寸特徵來將八個不同的玩具分類，其中 $\{x_1, x_3\}$ 以及 $\{x_2, x_4\}$ 是無法利用顏色特徵加上尺寸特徵將它們區分

開，因為 $\{x_1, x_3\}$ 都為紅色且為大型玩具， $\{x_2, x_4\}$ 都是綠色的小玩具。

$[x]_{\text{IND}(P)}$ 亦可表為 $U / \text{IND}(P)$ ，因為

$$U / \text{IND}(\{R_1, R_3\}) = \{\{x_1, x_3\}, \{x_2, x_4\}, \{x_5\}, \{x_6\}, \{x_7\}, \{x_8\}\}。$$

常常一知識庫 $K = (U, R)$ 的類別集合，無法恰巧涵蓋一個給予的集合 X ，此時可以利用已知知識庫的類別集合來近似該集合。令 $\underline{R}X$ 以及 $\bar{R}X$ 為知識庫的兩個由其部份類別所成的集合，其定義如下：

$$\underline{R}X = \cup \{Y \in U / R : Y \subseteq X\}， \quad (4.2)$$

$$\bar{R}X = \cup \{Y \in U / R : Y \cap X \neq \emptyset\}， \quad (4.3)$$

由上定義可知 $\underline{R}X \subseteq X \subseteq \bar{R}X$ ， $\underline{R}X$ 和 $\bar{R}X$ 分別稱為 X 的下、上限 (R -lower 和 R -upper)。承續上述的例子，假設有一個小孩手上拿著 $X = \{x_2, x_4, x_5, x_8\}$ 這四個玩具，利用已知的顏色特徵來近似這個小孩所選取的玩具，紅色為 $\{x_1, x_3, x_7\}$ ，綠色為 $\{x_2, x_4, x_5\}$ ，藍色為 $\{x_6, x_8\}$ 則：

$$\underline{R}X = \text{綠色} \{x_2, x_4, x_5\}，$$

$$\bar{R}X = \text{綠色} \{x_2, x_4, x_5\} \cup \text{藍色} \{x_6, x_8\} = \{x_2, x_4, x_5, x_6, x_8\}。$$

此處 $\underline{R}X$ 包含了所有的綠色玩具，而 $\bar{R}X$ 由綠色玩具以及藍色玩具所組成。

利用 R -lower 以及 R -upper 可以計算出所謂一給予集合 X ，在知識庫 $K = (U, R)$ 的正解區塊 (R -positive region of X) $\text{POS}_R(X)$ 、負解區塊 (R -negative region of X) $\text{NEG}_R(X)$ 以及邊界區塊 (R -borderline region of

$X) BN_R(X)$ ，

$$\text{正解區塊為 } POS_R(X) = \underline{R}X \text{ ,} \quad (4.4)$$

$$\text{負解區塊為 } NEG_R(X) = U - \bar{R}X \text{ ,} \quad (4.5)$$

$$\text{邊界區塊為 } BN_R(X) = \bar{R}X - \underline{R}X \text{ 。} \quad (4.6)$$

以前例來看：

$POS_R(X)$ = 綠色 $\{x_2, x_4, x_5\}$ 裡的玩具，都被該小孩全部拿走，

$NEG_R(X)$ = 紅色 $\{x_1, x_3, x_7\}$ 裡的玩具，都沒有被該小孩所拿走，

$BN_R(X)$ = 藍色 $\{x_6, x_8\}$ 裡的玩具，不清楚小孩拿走了多少個。

當 R -lower 以及 R -upper 相等時則給予的集合 X 可以完全以知識庫的類別來定義，稱為 R -definable，也就是 R -borderline region of X 為空集合的時候。反之則為粗略(rough)的集合。

給予一集合，其粗略程度定義為：

$$\alpha_R(X) = \frac{\text{card}\underline{R}}{\text{card}\bar{R}} \text{ ,} \quad (4.7)$$

以前述的例子來看， $\alpha_{R1}(X) = 3 / 5$ 。代表以顏色類別來近似給予集合的粗略程度。

在粗糙集合理論中，reduct 為精簡特徵以及簡化決策的主要工具，其定義如下，若

$$IND(R) = IND(R - \{r\}) \text{ ,} \quad (4.8)$$

$R - \{r\}$ 為一 reduct， $\{r\}$ 為可缺少(dispensable)的特徵。而將所有不可缺

少(indispensable)的特徵聯集則可以得到 core，是為整個特徵集合的核心，其計算方式為：

$$CORE(R) = \bigcap_{P \subseteq R} RED(P) \circ \quad (4.9)$$

考慮一個新的例子，假定一已知的知識庫 $K = (U, R)$ ，其字集 $U = \{y_1, y_2, y_3, y_4, y_5, y_6, y_7, y_8\}$ ，特徵集合為 $R = \{O, P, Q\}$ ，且

$$U/O = \{\{y_1, y_4, y_5\}, \{y_2, y_8\}, \{y_3, y_6, y_7\}\},$$

$$U/P = \{\{y_1, y_5\}, \{y_3, y_6\}, \{y_2, y_4, y_7, y_8\}\},$$

$$U/Q = \{\{y_1, y_5\}, \{y_6\}, \{y_2, y_7, y_8\}, \{y_3, y_4\}\} \circ$$

由以上可以推得：

$$U/IND(R) = \{\{y_1, y_5\}, \{y_2, y_8\}, \{y_3\}, \{y_4\}, \{y_6\}, \{y_7\}\},$$

$$U/IND(R-\{O\}) = \{\{y_1, y_5\}, \{y_2, y_7, y_8\}, \{y_3\}, \{y_4\}, \{y_6\}\},$$

$$\text{即 } U/IND(R-\{O\}) \neq U/IND(R) \circ$$

則 O 為不可缺少的特徵，而

$$U/IND(R-\{P\}) = \{\{y_1, y_5\}, \{y_2, y_8\}, \{y_3\}, \{y_4\}, \{y_6\}, \{y_7\}\},$$

$$\text{即 } U/IND(R-\{P\}) = U/IND(R) \circ$$

則 P 為可缺少的特徵，且 $R-\{P\} = \{O, Q\}$ 為 reduct，而

$$U/IND(R-\{Q\}) = \{\{y_1, y_5\}, \{y_2, y_8\}, \{y_3, y_6\}, \{y_4\}, \{y_7\}\},$$

$$\text{即 } U/IND(R-\{Q\}) \neq U/IND(R) \circ$$

則 Q 為不可缺少的特徵，最後此組特徵的 core 為 $\{O, Q\}$ 。

4.2 特徵精簡

由一已知的知識庫 $K = (U, R)$ ，若能得到特徵 R 詳細的相關資訊，就可得到一資訊系統(information system) $IS = (U, A, V, f)$ ，其中 U 為一個有限且非空的物件集合， $U = \{O_j\}$ ，其中 O_j 表物件。另外 A 為物件的特徵集合， $A = \{A_j\}$ ，其中 A_j 為集合對應 O_j ， $A_j = \{a_i\}$ ，其中 a_i 為特徵屬性，假定有 n 個屬性， $1 \leq i \leq n$ 。 V_a 是對應特徵 a 的值域， V 是 V_a 的集合，即 $V = \{V_{ai}\}$ 。定義一函數 $f_a : U \times A \rightarrow V_a$ ，即 $f = \{f_a\}$ 。換句話說 U 是物件 O 的集合，而 A 是描述物件 O 的特徵集合， V 是特徵 A 的值域， f 為計算物件 O 之特徵值的函數。

藉由一資訊系統就可以產生精簡特徵集合所需的決策表，而決策表所需要的資訊系統為 $IS = (U, C \cup D, V, f)$ ，其中 C 為條件特徵集合(condition attribute set)而 D 為決策特徵集合(decision attribute set)，其中 $C \cup D = A$ ， $C \cap D = \phi$ 。由已知的決策結果以及已知的條件下，就可以選取出適當的特徵集合，此特徵集合為精簡過後的條件特徵集合 C 。

在本論文應用的時候，所採用的資訊系統為 $IS = \langle U, C \cup D, V, f, f_c \rangle$ ，其中字集合 U 為在連續影像中移動的前景物， $U = \{O_j^t\}$ ，代表此前景物為在時間 t 的第 j 個前景物。每一個 O_j^t 對應著一個 A_j^t ，每個 A_j^t 包含了許多不同的特徵 a ，即 $A_j^t = \{a_n\}$ 。 C 為條件特徵集合，為在

兩張不同時間的連續影像中所有前景物的相對關係(圖 4.2)，由 A_j' 計算取得。 D 為決策集合，本文所採用的決策為存在不同影像中的前景物是否為相同的物體，若是相同則決策結果為真，若不同則決策結果為偽。條件特徵 C 是由物體 O 的特徵集合 A 所計算得出的。定義 $f_c: a \rightarrow c$ ，由一個特徵 a 可以計算出一個條件特徵 c ，其中 $C = \{c_i\}$ 。且 $C \neq \phi$ ， $D \neq \phi$ 以及 $C \cap D = \phi$ 。

在應用到影像追蹤時，從影像中所擷取出的前景物視為物件 O ，而兩張不同影像中物體的相對關係視為條件特徵 C ，因此先定義個別物體的特徵集合 A ，再由 A 去計算出相對的條件特徵 C 。

然而在影像上的追蹤特徵相當難以抉擇，透過粗糙集理論的特徵精簡，就可以得到最恰當的特徵，經過下列兩個步驟，即可進行特徵精簡：

1. 去除對整體無用的特徵：如將所有不同的類別，歸為同一類的特徵，將其加以去除。
2. 去除決策非必要的特徵(decision dispensable)：即滿足

$$POS_{IND(C)}(IND(D)) = POS_{IND(C-\{R\})}(IND(D)), \quad (4.10)$$

R 為決策非必要之特徵集合，且

$$POS_{IND(C)}(IND(D)) = \bigcup_{x \in U/IND(D)} \underline{IND(C)X}, \quad (4.11)$$

$$\text{其中 } \underline{IND(C)X} = \bigcup \{Y \in U/IND(C) : Y \subseteq X\}. \quad (4.12)$$

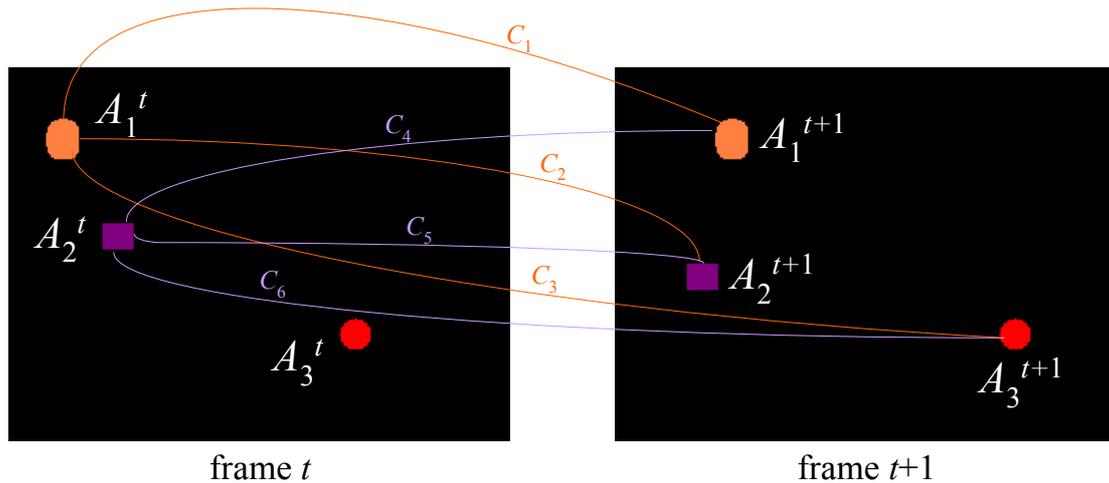


圖 4.2 不同的特徵選取

$IND(P)$ 為 P 不可分辨集合 (P -indispensable set), P 為一任意特徵集合, 即 $P = \{P_1, P_2, P_3, \dots, P_n\}$, 則 $IND(P) = \bigcap U/P_i$ 。透過這兩個步驟就可以得到精簡過後的條件特徵集合。

4.3 特徵集合的選取

物體的幾何特徵類集合 (geographical features)、時間相關特徵類集合 (temporal features)、顏色特徵類集合 (color information features) 以及紋理特徵類集合 (texture features) 都是再追蹤時常用的特徵類別, 不同場景、不同的條件以及狀況, 都會有最適合的特徵集合, 但是該如何選取所需要的特徵, 是個相當有趣的問題。從影像上擷取出的物體是由數個不同的點所組成, 針對顏色特徵來說的話, 每一小點都有個別的顏色, 應該要如何選取這些小點的顏色值才能代表這個物

體，是要將所有的值平均，還是應該選取這物體中占大多數的顏色代表這物體，也是我們有興趣的部分。接下來先列出物體的特徵集合，即為 A ，並且加以解釋為何這些特徵的優點。

令物體 O_j^t 由 k 個點所組成，且 $k \geq 1$ ，其中點 $p(x, y) = (R, G, B)$ ，也就是說 $p(x, y) \in O_j^t$ ， x, y 為影像中像素的位置， R, G, B 即為色彩值。藉由特徵集合 A ，可以去計算出不同影像中物體彼此的相對應特徵集合，也就是條件特徵集合 C ，如同圖 4.2 中，裡面有兩張不同時間的虛擬影像分別為時間 t 以及時間 $t+1$ ，兩張影像分別擁有三個前景物，每個物體都有個別的特徵 A ，與不同時間的物體有相互的條件特徵 C ，而利用他們的特徵所建立出的決策表為表 4.1，條件特徵 C 分別為寬度差異(width difference)、高度差異(height difference)、面積差異(area difference)、距離遠近(distance)以及顏色平均差異(average intensity difference)，計算的方式可以見表 4.8 中的 c_1-c_3 、表 4.9 中的 c_4 以及表 4.12 中的 c_{17} ，而決策特徵 D 為此兩物體是否為相同的物體，相同則給予 1(true)，相一則給予 0(false)。

為了讓所有的特徵權重都相等，必須將特徵單位化，由於單位化的關係， C 集合中所有的值皆在 $[0,1]$ 的範圍(表 4.1)，為了使粗糙集理論可以順利的使用，所以先將介於 0 到 1 的值轉變成整數值，成為階段性的整數值，而這個階段值我們定義為兩個物體相似的程度。接著

該如何切割特徵使得落在實數的值可以轉成整數值，一般的想法為：把所有特徵的實數範圍切割成平均多個等份，這麼一來卻可能會分割出不好或是不需要的分割。如將表 4.1 中的寬度差異條件特徵以間距每隔 0.2 即分割成一個階段，將 $[0,1]$ 分割成五個等份，此時以寬度差異來區分各前景物時，會認為每個前景物的寬度差異是非常類似的(圖 4.3)，這種的分割會使得特徵無法區分物體，為不好的分割。或是如圖 4.4 以平均等分來分割兩個特徵，會將白色點區分成六個區域，而黑色點聚集的區塊分割成五個區域，但實際上可以將白色點聚集區分成左以及右區塊，而把黑色點聚集的區塊分割在同一個區塊(圖 4.5)。

那麼應該要如何切割才能讓特徵發揮最好的區分能力，並且不會區分出多餘的切割，我們採用 Bazan[21]等人的方法，利用分類的觀念，先將所得的值分類，接著利用分類的資訊加以分割。以表 4.1 中的距離差異來做例子，圖 4.6 中的黑點代表此決策結果為 0 的類別，總共有六個點，而白點代表決策結果為 1 的類別，總共有三個點，但是其中有兩個的值相同，所以在數線上只有兩個點，我們發現只要在 0.072 到 0.119 中間任取一個值就可以把此特徵區分成兩個階段，此兩個階段分割出來的結果與決策結果相同(圖 4.7)，使用這方法來切割條件特徵可以讓條件特徵的區分能力產生最好的效果，且不會有多

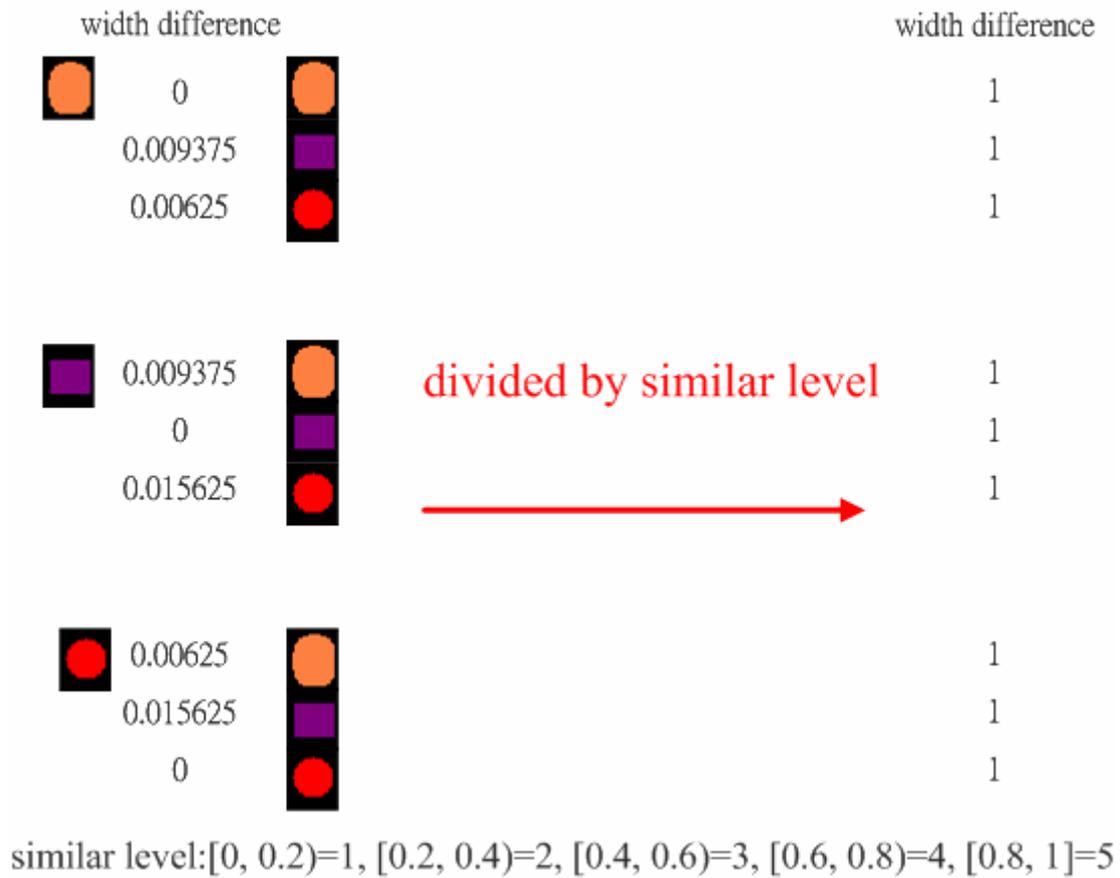


圖 4.3 平均等份分割的結果

餘的切割。

這麼一來就可以利用 4.3 節的兩個步驟來做粗糙集理論特徵精簡，也就可以評斷出恰當的特徵，所得的條件特徵集合，即可當影像追蹤的特徵集合。

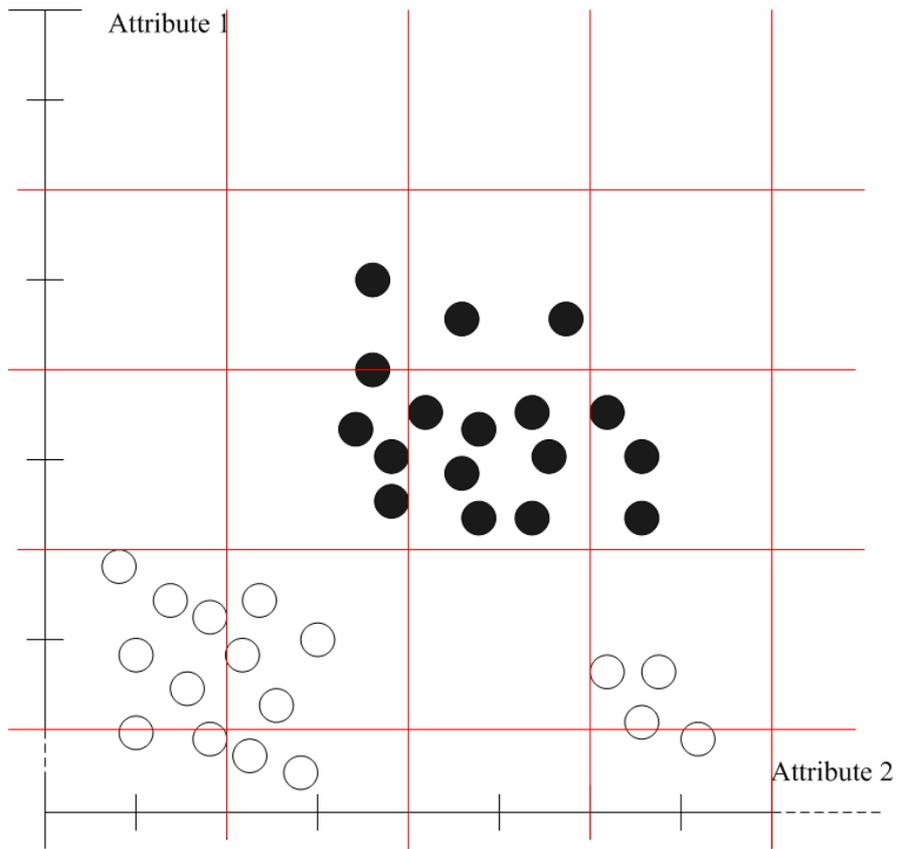


圖 4.4 將特徵切割成相同等分

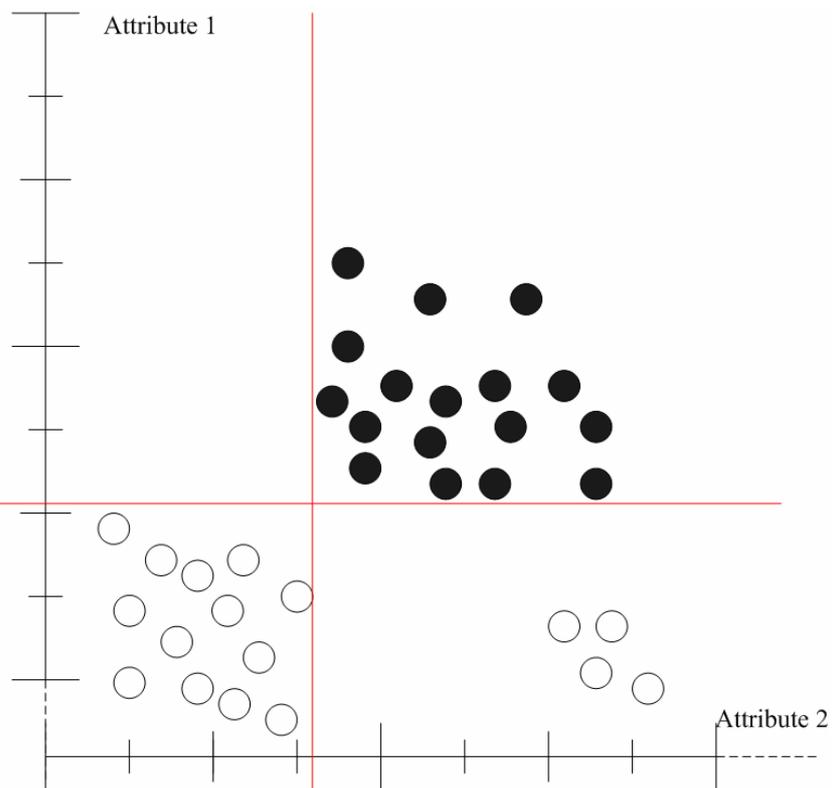


圖 4.5 依照分類的結果切割特徵

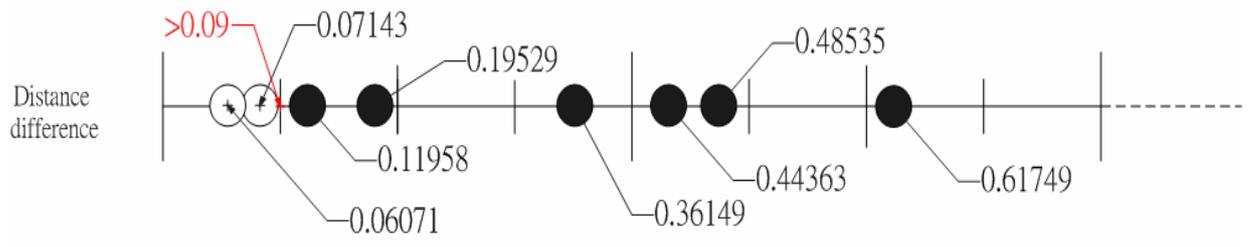


圖 4.6 以照決策結果來進行分割

intensity difference	intensity difference	decision
0	1	1
0.33333333	0	0
0.167320261	0	0
0.33333333	0	0
0	1	1
0.166013072	0	0
0.167320261	0	0
0.166013072	0	0
0	1	1

圖 4.7 由依照決策結果所使用的切割法

4.3.1 前景物特徵集合

表 4.2 是我們所使用的幾何特徵類集合列表，在幾何特徵類集合中有不少的追蹤特徵都由此集合中選取出。在幾何特徵類集合中我們選取了物體的重心、高度、寬度以及比例作為特徵，希望經由粗糙集合理論中的特徵精簡可以選取出符合我們追蹤場景的特徵，其中重心的特徵可以藉由不同影像中的物體來計算移動速度、距離以及移動的方向，而物體的寬度特徵以及高度特徵也可以作為代表某一物體的特徵，因身高重量不同的物體外觀，從影像上所擷取的高度及寬度也會不同。在影像會扭曲的環場影像上，藉由物體的長寬比例也是可以作為某一物體的特徵，雖然物體的長度以及寬度，在影像上的不同位置會有不同的長度，但是扭曲的程度依照一定的比例，所以以長度與寬度的比例來做為特徵，受到的影響將會比較少。

一個物體 O_j^t 是由 k 個點所組成，每一個點上都對應著一個色彩的值，該如何從 k 個值中選取需要的值才能代表物體 O_j^t ，所以針對這個部分，先建立出長條圖(histogram)來紀錄每一個點所擁有的色彩值，在利用此長條圖來擷取不同的值，來試著代表物體 O_j^t ，接著透過粗糙集合理論，來選取出符合目前場景中所需要的取值方法，表 4.3 為彩色特徵集合中的色調特徵，表 4.4 為飽和度特徵，表 4.5 為明亮度特徵，由四個不同方法來擷取所需要的值，其中包含了取平均

值、取最大值、取值的值域以及以高斯函數(Gauss)代表此長條圖。

這四個取值的方式各有各的好處以及缺點，取平均值是最常看到的取值方式，但是卻容易忽略大部分的資訊且容易受到雜訊(noise)或是擷取出不為前景的部分干擾。而取最大值是指取區塊內絕大部分的數值為代表數值，當前景物體為單一大量顏色時將會相當有用，但若前景物體為的顏色分布平均，此時若取最大值則有可能每次取出的值將不一樣。而取值在特徵中的值域則是為了抵抗光源變化，如：一物體所擁有的明亮度為 50 到 150 範圍為 100，但是當光源突然變亮，此物體所擁有的明亮度改變為 150 到 250 其範圍仍為 100。為了不損失太多的原有資訊，所以以高斯函數來近似原有的長條圖。而表 4.6 以及表 4.7 分別為色溫的特徵和紋理的特徵，一樣也先找尋出適合的取值方式，接著在針對所有的特徵選取出最適合該場景的追蹤特徵。

4.3.2 前景物條件特徵集合

接著利用個別的特徵來計算出粗糙集合理論中精簡特徵所需要的條件特徵，表 4.8 為幾何類的條件特徵，包含了物體的長度差、寬度差以及長寬比例差。表 4.9 為時間相關類的條件特徵，主要是利用物體的重心計算得出，其中包含了物體的移動距離、移動方向以及移動的速度。表 4.10、4.11 以及 4.12 分別為彩色模組中的 HSI 條件特

徵集合，裡面包含了平均值差異、最大值差異、值域差異以及高斯函數差異。表 4.13 此部分為色溫類的條件特徵集合，主要是用來與 HSI 來做比對，若能使用色溫來取代 HSI 色彩特徵，則會使得特徵數量大幅下降，如此一來則可以更精簡特徵集合。最後為表 4.14 這個部分為紋理條件特徵集合，裡面包含了物體外形差異、以及紋理特徵的差異。

表 4.1 由圖 4.2 中的前景物所建立的決策表

width difference	height difference	area difference	distance	intensity difference	decision
 0	0	0	0.071428571	0	1
0.009375	0.0375	0.290187891	0.119581345	0.333333333	0
0.00625	0.025	0.35908142	0.485348176	0.167320261	0
 0.009375	0.0375	0.290187891	0.195285938	0.333333333	0
0	0	0	0.071428571	0	1
0.015625	0.0125	0.097058824	0.36149081	0.166013072	0
 0.00625	0.025	0.35908142	0.617491033	0.167320261	0
0.015625	0.0125	0.097058824	0.443633667	0.166013072	0
0	0	0	0.060714286	0	1

表

4.2 幾何特徵類集合

geographical features		
a_1	The center of gravity of O_j^t	$(avgX_j^t, avgY_j^t) = (\frac{1}{k} \sum_{p(x,y) \in O_j^t} x, \frac{1}{k} \sum_{p(x,y) \in O_j^t} y)$
a_2	The height of O_j^t	$H_j^t = \forall_{p(x,y) \in O_j^t} \max(y) - \forall_{p(x,y) \in O_j^t} \min(y)$
a_3	The width of O_j^t	$W_j^t = \forall_{p(x,y) \in O_j^t} \max(x) - \forall_{p(x,y) \in O_j^t} \min(x)$
a_4	Height with width ratio	$R_j^t = H_j^t / W_j^t$ defined by a_2 and a_3

表 4.3 彩色特徵類集中的色調特徵

color information features-HSI module-Hue		
a_5	The hue histogram	$HH_j^t(x) = \sum_{x=\min(HRange)}^x \{x x \in P_H(x; \mu, \sigma)\}$
a_6	Average hue value of O_j^t	$avgH_j^t = \frac{1}{k} \sum_{p(x,y) \in O_j^t} Hue(p(x,y))$
a_7	Maximum hue value of O_j^t	$maxH_j^t = \{x \max(P_H(x; \mu, \sigma))\}$
a_8	Range of O_j^t of hue histogram	$minHR_j^t = \{\min(x) P_H(x; \mu, \sigma) \neq 0\}$ $maxHR_j^t = \{\max(x) P_H(x; \mu, \sigma) \neq 0\}$
a_9	Variance of hue histogram	$H\sigma_j^t = \left\{ \sigma P_H(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \right\}$
a_{10}	Mean of hue histogram	$H\mu_j^t = \left\{ \mu P_H(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \right\}$

表 4.4 彩色特徵類集中的飽和度特徵

color information features-HSI module-Saturation		
a_{11}	The saturation histogram	$SH_j^t(x) = \sum_{x=\min(SRange)}^x \{x x \in P_s(x; \mu, \sigma)\}$
a_{12}	Average saturation value	$avgS_j^t = \frac{1}{k} \sum_{p(x,y) \in O_j^t} Saturation(p(x, y))$
a_{13}	Maximum saturation value of O_j^t	$maxS_j^t = \{x \max(P_s(x; \mu, \sigma))\}$
a_{14}	Range of O_j^t of saturation histogram	$minSR_j^t = \{\min(x) P_s(x; \mu, \sigma) \neq 0\}$ $maxSR_j^t = \{\max(x) P_s(x; \mu, \sigma) \neq 0\}$
a_{15}	Variance of saturation histogram	$S\sigma_j^t = \left\{ \sigma P_s(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \right\}$
a_{16}	Mean of saturation histogram	$S\mu_j^t = \left\{ \mu P_s(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \right\}$

表 4.5 彩色特徵類集中的明亮度特徵

color information features-HSI module-Intensity		
a_{17}	The intensity histogram	$IH_j^t(x) = \sum_{x=\min(IRange)}^x \{x x \in P_l(x; \mu, \sigma)\}$
a_{18}	Average intensity value	$avgI_j^t = \frac{1}{k} \sum_{p(x,y) \in O_j^t} \frac{(R + G + B)}{3}$
a_{19}	Maximum intensity value of O_j^t	$maxI_j^t = \{x \max(P_l(x; \mu, \sigma))\}$
a_{20}	Range of O_j^t of intensity histogram	$minIR_j^t = \{\min(x) P_l(x; \mu, \sigma) \neq 0\}$ $maxIR_j^t = \{\max(x) P_l(x; \mu, \sigma) \neq 0\}$
a_{21}	Variance of intensity histogram	$I\sigma_j^t = \left\{ \sigma P_l(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \right\}$
a_{22}	Mean of intensity histogram	$I\mu_j^t = \left\{ \mu P_l(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \right\}$

表 4.6 彩色特徵類集中的色溫特徵

color information features-Color temperature		
a_{23}	The color temperature histogram	$CTH_j^t(x) = \sum_{x=\min(CTR_{range})}^x count(\{x x \in P_{CT}(x; \mu, \sigma)\})$
a_{24}	Average color temperature value	$avgCT_j^t = \frac{1}{k} \sum_{p(x,y) \in O_j^t} ColorTemperature(p(x,y))$
a_{25}	Maximum color temperature value of O_j^t	$maxCT_j^t = \{x \max(P_{CT}(x; \mu, \sigma))\}$
a_{26}	Range of O_j^t of color temperature histogram	$minCTR_j^t = \{\min(x) P_{CT}(x; \mu, \sigma) \neq 0\}$ $maxCTR_j^t = \{\max(x) P_{CT}(x; \mu, \sigma) \neq 0\}$
a_{27}	Variance of color temperature histogram	$CT\sigma_j^t = \left\{ \sigma P_{CT}(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \right\}$
a_{28}	Mean of color temperature histogram	$CT\mu_j^t = \left\{ \mu P_{CT}(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \right\}$

表 4.7 紋理特徵類集合

texture features		
a_{29}	The boundary of O_j^t	$avgB_j^t = \frac{1}{k} \sum_{p(x,y) \in O_j^t} boundary(p(x,y))$ <p style="text-align: center;">1 if $p(x,y) \in boundary$</p> $boundary(p(x,y)) =$ <p style="text-align: center;">0 other cases</p>
a_{30}	The average edge magnitude	$avgE_j^t = \frac{Count(p(x,y) \in Edge)}{k}$
a_{31}	The texture histogram	$TH_j^t(x) = \sum_{x=\min(TRange)}^x count(\{x x \in P_T(x; \mu, \sigma)\})$
a_{32}	Average color temperature value	$avgT_j^t = \frac{1}{k} \sum_{p(x,y) \in O_j^t} Sobel(p(x,y))$
a_{33}	Maximum color temperature value of O_j^t	$maxT_j^t = \{x \max(P_T(x; \mu, \sigma))\}$
a_{34}	Range of O_j^t of color temperature histogram	$minTR_j^t = \{\min(x) P_T(x; \mu, \sigma) \neq 0\}$ $maxTR_j^t = \{\max(x) P_T(x; \mu, \sigma) \neq 0\}$
a_{35}	Variance of color temperature histogram	$T\sigma_j^t = \left\{ \sigma P_T(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \right\}$
a_{36}	Mean of color temperature histogram	$T\mu_j^t = \left\{ \mu P_T(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \right\}$

表 4.8 幾何類條件特徵集合

geographical features		
c_1	The height difference between O_j^t and O_i^{t-1}	$\frac{ H_j^t - H_i^{t-1} }{\max(H_j^t, H_i^{t-1})}$ defined by a_2
c_2	The width difference between O_j^t and O_i^{t-1}	$\frac{ W_j^t - W_i^{t-1} }{\max(W_j^t, W_i^{t-1})}$ defined by a_3
c_3	Height with width ratio difference between O_j^t and O_i^{t-1}	$\frac{ R_j^t - R_i^{t-1} }{\max(R_j^t, R_i^{t-1})}$ defined by a_4

表 4.9 時間相關類條件特徵集合

temporal features		
c_4	The distance between O_j^t and O_i^{t-1}	$D = \frac{ avgX_j^t - avgX_i^{t-1} + avgY_j^t - avgY_i^{t-1} }{ImgW + ImgH}$ defined by a_1
c_5	The direction between O_j^t and O_i^{t-1}	$\theta = \tan^{-1} \frac{ avgY_j^t - avgY_i^{t-1} }{ avgX_j^t - avgX_i^{t-1} }$ defined by a_1
c_6	The speed between O_j^t and O_i^{t-1}	$S = \frac{D}{\Delta t}$ defined by c_4

表 4.10 色調類條件特徵集合

color information features-HSI module-Hue		
c_7	Average hue value difference between O_j^t and O_i^{t-1}	$\frac{ avgH_j^t - avgH_i^{t-1} }{\max(avgH_j^t, avgH_i^{t-1})}$ defined by a_6
c_8	Maximum hue value difference between O_j^t and O_i^{t-1}	$\frac{ maxH_j^t - maxH_i^{t-1} }{\max(maxH_j^t, maxH_i^{t-1})}$ defined by a_7
c_9	Range difference of hue histogram between O_j^t and O_i^{t-1}	$HR_j^t = maxHR_j^t - minHR_j^t$ $\frac{ HR_j^t - HR_i^{t-1} }{\max(HR_j^t, HR_i^{t-1})}$ defined by a_8
c_{10}	Variance difference of hue histogram between O_j^t and O_i^{t-1}	$\frac{ H\sigma_j^t - H\sigma_i^{t-1} }{\max(H\sigma_j^t, H\sigma_i^{t-1})}$ defined by a_9
c_{11}	Mean difference of hue histogram between O_j^t and O_i^{t-1}	$\frac{ H\mu_j^t - H\mu_i^{t-1} }{\max(H\mu_j^t, H\mu_i^{t-1})}$ defined by a_{10}

表 4.11 飽和度類條件特徵集合

color information features-HSI module-Saturation		
c_{12}	Average saturation value difference between O_j^t and O_i^{t-1}	$\frac{ avgS_j^t - avgS_i^{t-1} }{\max(avgS_j^t, avgS_i^{t-1})}$ defined by a_{12}
c_{13}	Maximum saturation value difference between O_j^t and O_i^{t-1}	$\frac{ maxS_j^t - maxS_i^{t-1} }{\max(maxS_j^t, maxS_i^{t-1})}$ defined by a_{13}
c_{14}	Range difference between O_j^t and O_i^{t-1} of saturation histogram	$SR_j^t = maxSR_j^t - minSR_j^t$ $\frac{ SR_j^t - SR_i^{t-1} }{\max(SR_j^t, SR_i^{t-1})}$ defined by a_{14}
c_{15}	Variance difference between O_j^t and O_i^{t-1} of saturation histogram	$\frac{ S\sigma_j^t - S\sigma_i^{t-1} }{\max(S\sigma_j^t, S\sigma_i^{t-1})}$ defined by a_{15}
c_{16}	Mean difference between O_j^t and O_i^{t-1} of saturation histogram	$\frac{ S\mu_j^t - S\mu_i^{t-1} }{\max(S\mu_j^t, S\mu_i^{t-1})}$ defined by a_{16}

表 4.12 明亮度類條件特徵集合

color information features-HSI module-Intensity		
c_{17}	Average intensity value difference between O_j^t and O_i^{t-1}	$\frac{ avgI_j^t - avgI_i^{t-1} }{\max(avgI_j^t, avgI_i^{t-1})}$ defined by a_{18}
c_{18}	Maximum intensity value difference between O_j^t and O_i^{t-1}	$\frac{ maxI_j^t - maxI_i^{t-1} }{\max(maxI_j^t, maxI_i^{t-1})}$ defined by a_{19}
c_{19}	Range difference between O_j^t and O_i^{t-1} of intensity histogram	$IR_j^t = maxIR_j^t - minIR_j^t$ $\frac{ IR_j^t - IR_i^{t-1} }{\max(IR_j^t, IR_i^{t-1})}$ defined by a_{20}
c_{20}	Variance difference between O_j^t and O_i^{t-1} of intensity histogram	$\frac{ I\sigma_j^t - I\sigma_i^{t-1} }{\max(I\sigma_j^t, I\sigma_i^{t-1})}$ defined by a_{21}
c_{21}	Mean difference between O_j^t and O_i^{t-1} of intensity histogram	$\frac{ I\mu_j^t - I\mu_i^{t-1} }{\max(I\mu_j^t, I\mu_i^{t-1})}$ defined by a_{22}

表 4.13 色溫類條件特徵集合

color information features-color temperature		
c_{22}	Average color temperature value difference between O_j^t and O_i^{t-1}	$\frac{ avgCT_j^t - avgCT_i^{t-1} }{\max(avgCT_j^t, avgCT_i^{t-1})}$ defined by a_{24}
c_{23}	Maximum color temperature value difference between O_j^t and O_i^{t-1}	$\frac{ maxCT_j^t - maxCT_i^{t-1} }{\max(maxCT_j^t, maxCT_i^{t-1})}$ defined by a_{25}
c_{24}	Range difference between O_j^t and O_i^{t-1} of color temperature histogram	$CTR_j^t = maxCTR_j^t - minCTR_j^t$ $\frac{ CTR_j^t - CTR_i^{t-1} }{\max(CTR_j^t, CTR_i^{t-1})}$ defined by a_{26}
c_{25}	Variance difference between O_j^t and O_i^{t-1} of color temperature histogram	$\frac{ CT\sigma_j^t - CT\sigma_i^{t-1} }{\max(CT\sigma_j^t, CT\sigma_i^{t-1})}$ defined by a_{27}
c_{26}	Mean difference between O_j^t and O_i^{t-1} of color temperature histogram	$\frac{ CT\mu_j^t - CT\mu_i^{t-1} }{\max(CT\mu_j^t, CT\mu_i^{t-1})}$ defined by a_{28}

表 4.14 紋理類條件特徵集合

texture features		
c_{27}	The boundary difference between O_j^t and O_i^{t-1}	$\frac{ avgB_j^t - avgB_i^{t-1} }{\max(avgB_j^t, avgB_i^{t-1})}$ defined by a_{29}
c_{28}	The average edge magnitude difference between O_j^t and O_i^{t-1}	$\frac{ avgE_j^t - avgE_i^{t-1} }{\max(avgE_j^t, avgE_i^{t-1})}$ defined by a_{30}
c_{29}	Average texture value difference between O_j^t and O_i^{t-1}	$\frac{ avgT_j^t - avgT_i^{t-1} }{\max(avgT_j^t, avgT_i^{t-1})}$ defined by a_{32}
c_{30}	Maximum texture value difference between O_j^t and O_i^{t-1}	$\frac{ maxT_j^t - maxT_i^{t-1} }{\max(maxT_j^t, maxT_i^{t-1})}$ defined by a_{33}
c_{31}	Range difference between O_j^t and O_i^{t-1} of texture histogram	$TR_j^t = maxTR_j^t - minTR_j^t$ $\frac{ TR_j^t - TR_i^{t-1} }{\max(TR_j^t, TR_i^{t-1})}$ defined by a_{34}
c_{32}	Variance difference between O_j^t and O_i^{t-1} of texture histogram	$\frac{ T\sigma_j^t - T\sigma_i^{t-1} }{\max(T\sigma_j^t, T\sigma_i^{t-1})}$ defined by a_{35}
c_{33}	Mean difference between O_j^t and O_i^{t-1} of texture histogram	$\frac{ T\mu_j^t - T\mu_i^{t-1} }{\max(T\mu_j^t, T\mu_i^{t-1})}$ defined by a_{36}