第十一章
圖形識別與匹配

11.1 前 言

- 11.2 統計圖形識別
- 11.3 模組式圖形識別
- 11.4 影像匹配
- 11.6 作 業

11.2 統計圖形識別

- 貝氏決策理論

  假設有二類木頭，***A*** 和 ***B***，***A*** 佔 $P(\boldsymbol{A})$ 的比例而 ***B*** 佔 $P(\boldsymbol{B})$ 的比例，$P(\boldsymbol{A})+P(\boldsymbol{B})=1$ 。已知 $P(\boldsymbol{A})>P(\boldsymbol{B})$ 利用木頭的紋理 X 來評估該木頭的種類。

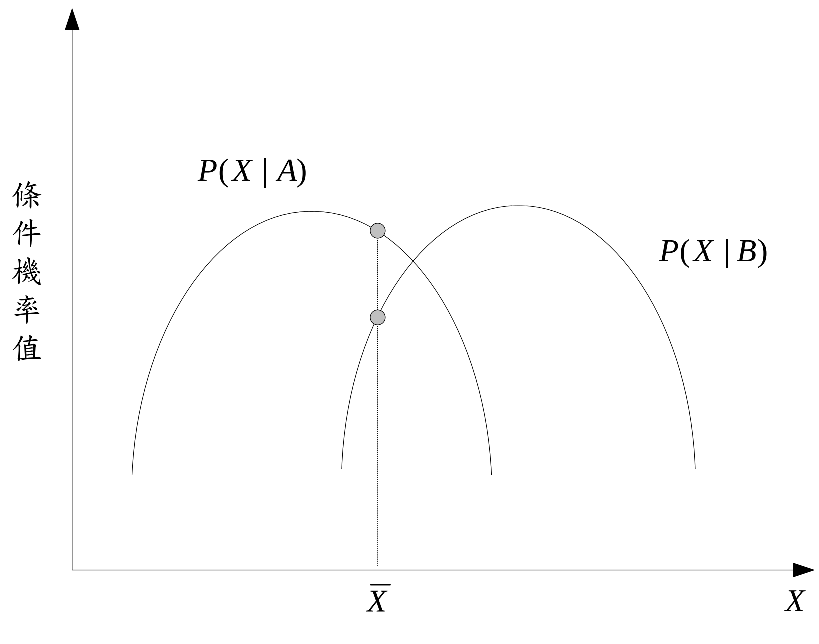


圖11.2.1　$P(X|A)$ 和 $P(X|B)$ 的分佈圖

我們有興趣的是給一個 X 值，該木頭屬於 A 或 B 的機率為何？依據貝氏法則，

$$P(A|X)=\frac{P(A\cap X)}{P(X)}=\frac{P(X|A)P(A)}{P(X)}$$

此處

$$P(X)=P(X|A)P(A)+P(X|B)P(B)$$

當 $X=\overline{X}$， $P(A|X)>P(B|X)$，這時可判斷該木頭為 A，畢竟冒的風險較低。去掉 $P(X)$ 項，當 $P(X|A)P(A)>P(X|B)P(B)$ 時，我們判斷該木頭為 A。

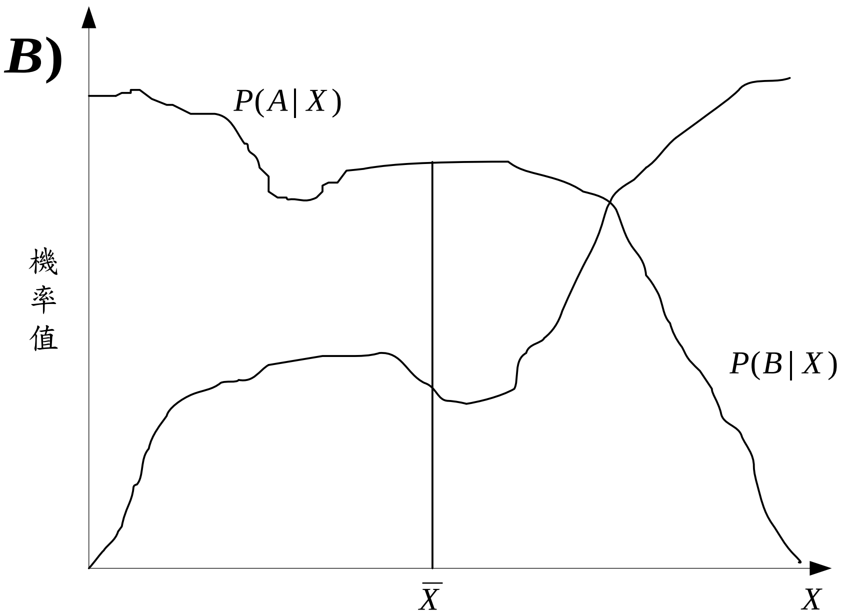


圖11.2.2 $P(A|X)$ 和 $P(B|X)$ 的分佈圖

- 圖形識別器

將紋理由一維擴充到 d 維而將樹木的種類由 2 種擴充到 c 種。
令第 I 類的識別器為 $\boldsymbol{g_i(X)=P(X\,|\,T_i)P(T_i)}$，此處 X 代表木頭紋理向量

$$\boldsymbol{X=(x_1,x_2,\cdots,x_d)}$$

而 $\boldsymbol{T_i}$代表第 i 類木頭，$1\le i\le c$ 。

$$\boldsymbol{\overline{g_i}(X)=\log P(X\,|\,T_i)+\log P(T_i)}$$

如果 $\boldsymbol{\overline{g_j}(X)}$ 為最大值，我們將該木頭分類為 $\boldsymbol{T_j}$ 。

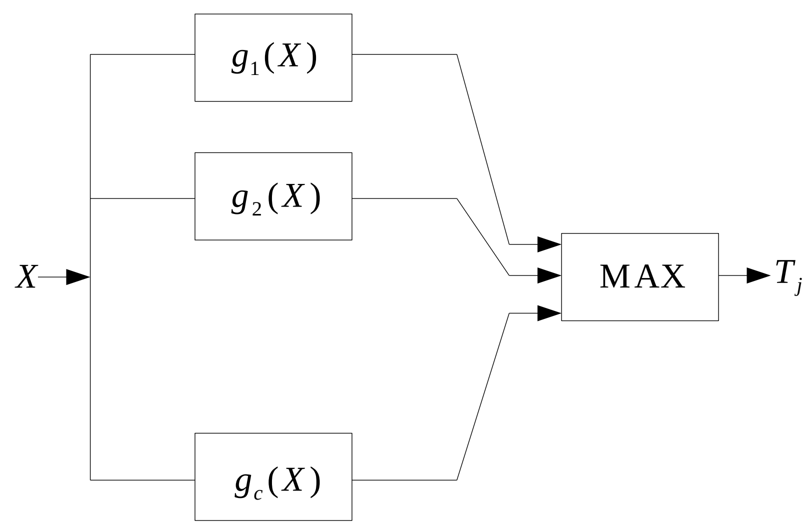


圖 11.2.3　識別器示意圖

11.3 模組式圖形識別

假設在模型上共可抽取出 m 個特徵向量 $F=(f_1, f_2,\cdots, f_m)$，而在影像 I 上抽取出 n 個特徵向量$\overline{F}=(\overline{f_1}, \overline{f_2}, \cdots, \overline{f_n})$，通常 $n>>m$。存在一平移函數 T 將 F 移到影像的某個地方。

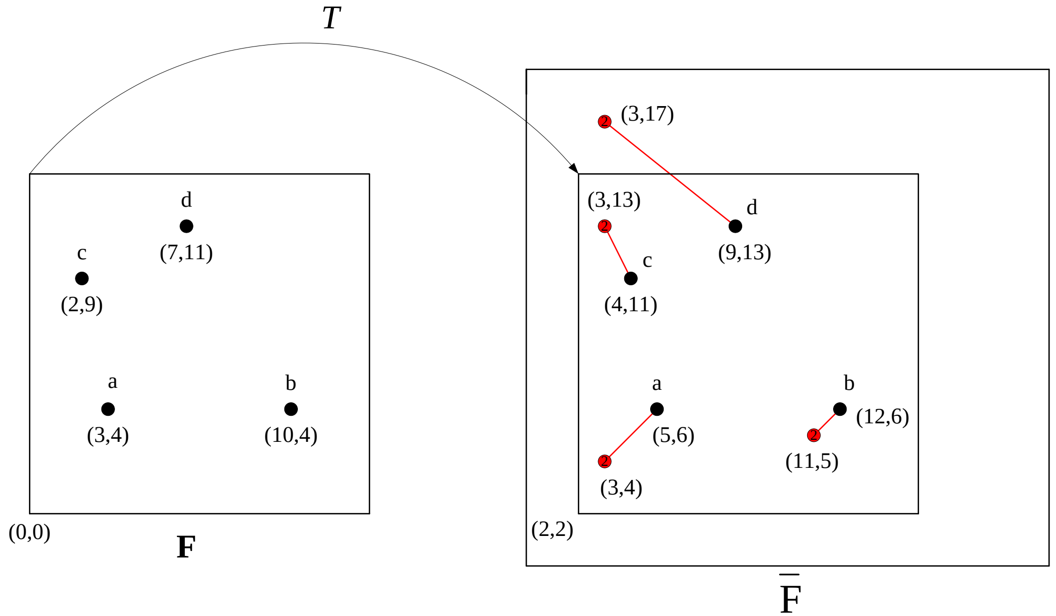


圖 11.3.1 平移 F 到 $\overline{F}$

- 在一個固定的 T 下，F 和 $\overline{F}$ 的特徵向量 $\overline{f_j}$、f_k 為一配對，將距離函數記為 $d_k(T)$，如此, 定義聯合機率密度函數為

$$p(d_1(T), d_2(T), \cdots, d_m(T) \mid T) = \prod_{i=1}^{m} p(d_i(T))$$

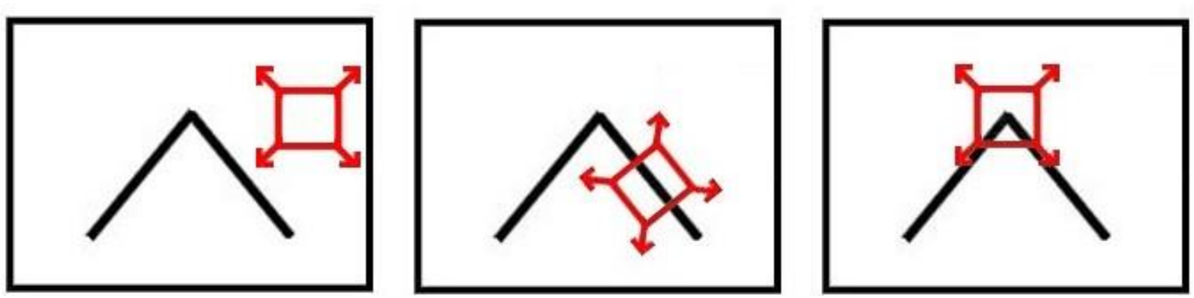
- 引入最大可能的觀念，我們得

$$d = \ln L(d_1(T), d_2(T), \cdots, d_m(T) \mid T) = \sum_{i=1}^{m} \ln p(d_i(T))$$

- 模組匹配的精神就是在找一個 T 使得上式有最大值。上式中的 p(d) 可定義為

$$p\,(\mathrm{d}) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{\frac{-d^2}{2\sigma^2}}$$

- Harris corner
  - 利用一個視窗在影像上的移動，可得到強度變化情形：
    - 平面：往任何方向移動僅造成小變化
    - 含一條邊：與邊平行的變化量小；反之則大
    - 含角點或獨立點：往任何方向變化皆大



- 爲了捕捉視窗內子影像的灰階梯度變化，令

$$\nabla_{\mathrm{x}} f = f * (-1,0,1) = \nabla_{\mathrm{x}}$$

$$\nabla_{\mathrm{y}} f = f * (-1,0,1)^t = \nabla_{\mathrm{y}}$$

$$A = \nabla_x^2 * G \qquad B = \nabla_y^2 * G \qquad C = \nabla_x \nabla_y * G$$

- 視窗作用到子影像的綜合灰階梯度變化之影響，可表示為

$$Ax^2 + By^2 + 2Cxy = (x \quad y)\begin{pmatrix} A & C \\ C & B \end{pmatrix}\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$$

$$= (x \quad y) M (x \quad y)^t = E$$

- 函數 E 是一種局部自我關聯的函數，矩陣 M 就是函數 E 的代表。矩陣 M 的兩個特徵值代表下列意義：
  - λ_1 和 λ_2 皆很小：代表視窗內為平滑區
  - λ_1 和 λ_2 中，一大一小：代表含一邊的區域
  - λ_1 和 λ_2 皆很大：代表含角點的區域

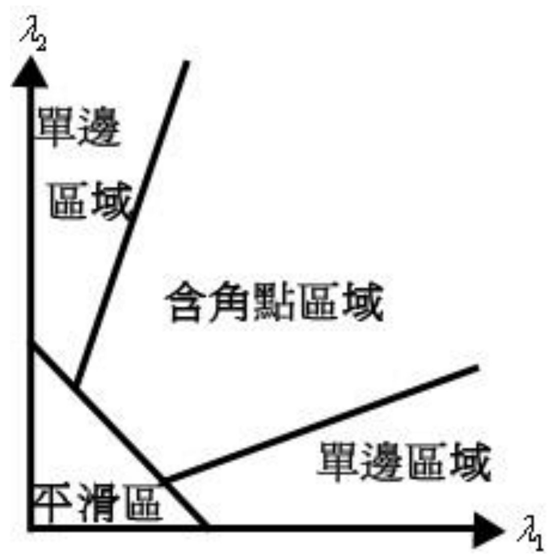


圖11.3.3 矩陣 M 的特徵值所代表的意義

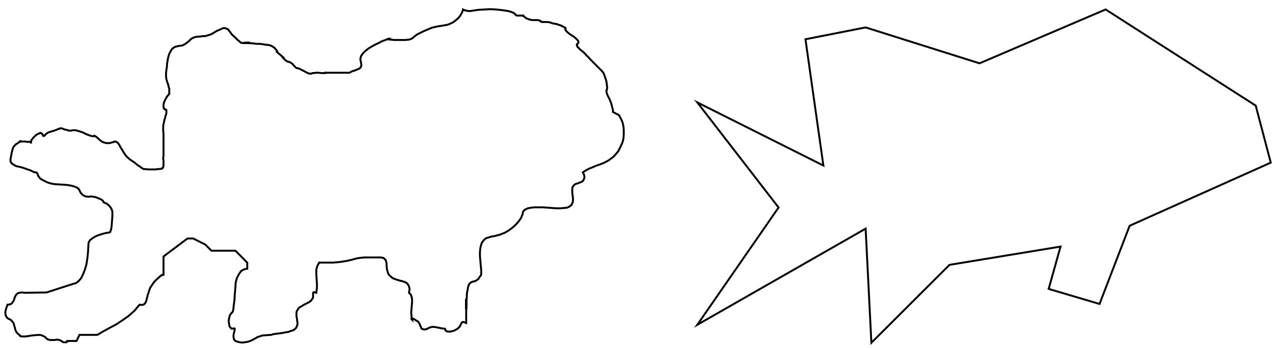
- 影響值 $R=\det(M)-k*(\mathrm{trace}(M))^2$
  - $R>0$ 且 $R\approx 0$：代表平滑區
  - $R<0$：代表含一邊的區域
  - $R>>0$：代表有角點的區域

利用以上方法可以將 I 和 F 內的所有角點找出來。

圖 11.3.3　利用 Harris 方法找出角點集

11.4 影像匹配

- 形狀乃是該物體的多邊形外圍描述



(a) 魚外形　　(b) 魚外形之多邊形描述

圖 11.4.1　魚外形及其多邊形描述

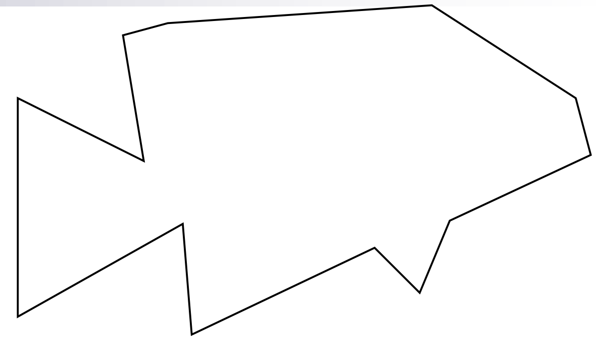
- 演化：兩段鄰近的邊合併成一段邊

$$r(S_1,S_2)=\frac{a(S_1,S_2)\ell(S_1)\ell(S_2)}{\ell(S_1)+\ell(S_2)}$$

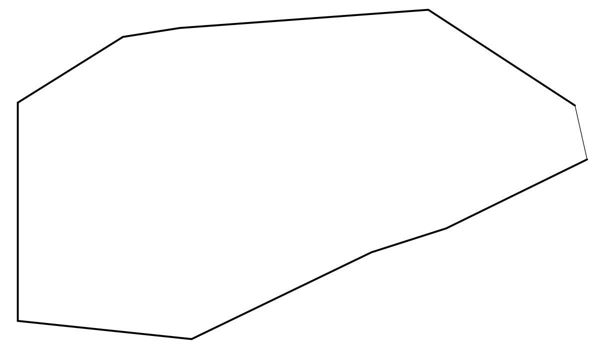
$a(S_1,S_2)$是二段邊S_1和S_2之間的夾角

$\ell(S_i)$為S_i的長度。

$r(S_1,S_2)$的值愈小，表示S_1和S_2愈適合合併。



(a) 第一次演化



(b) 第二次演化

圖 11.4.2　演化

- 匹配

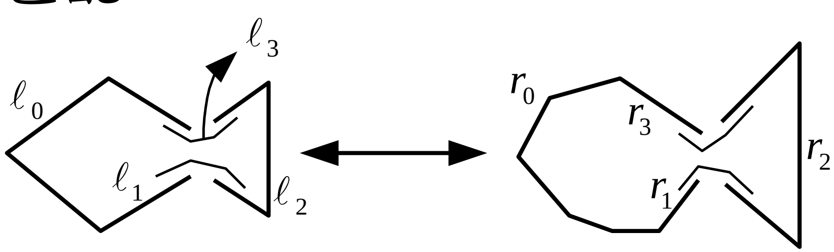
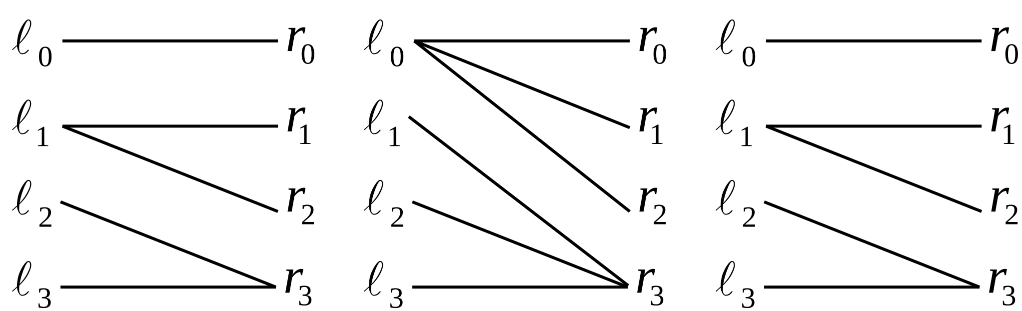


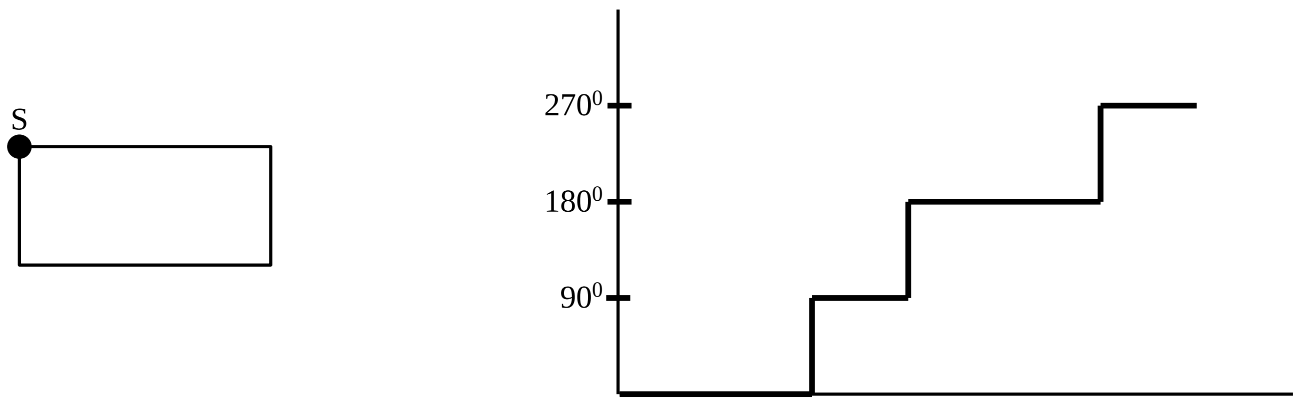
圖 11.4.3　待匹配的兩多邊形

可能的匹配組合



- 匹配花費(相似度的依據)

將各個段落集的斜率空間表示圖建起來，並予以正規化。如此一來就可透過動態規劃法完成二多邊形物件匹配的工作了。



(a) 長方形物件　　(b) 斜率空間表示圖

圖 11.4.4　多邊形轉成斜率空間表示圖

11.5 作　業

- 作業一：寫一 C 語言以完成統計圖形識別的實作。
- 作業二：寫一 C 語言以完成影像匹配的實作。