



頭髮切割與髮型分類之研究



Oct. 4
嘉義大學

李建樹

Department of CSIE
National University of Tainan



MMIP Lab

頭髮切割



大綱

- 簡介
- 系統架構
 - 前處理
 - 臉部定位
 - 頭髮種子偵測
 - 以區域為基準的頭髮範圍標示
 - 後處理
- 實驗與結果
- 結論
- 參考文獻



簡介

- 頭髮是人類外觀中的重要特徵，許多研究皆是建立在頭髮特徵的基礎上
- 在許多研究中，標示頭髮區域是最重要的步驟
- 由於頭髮的立體結構及髮型影像中常見的打光、複雜背景、染髮所帶來的多變髮色等，皆造成色彩特徵難以掌握



作者	臉部偵測特徵及方法	頭髮偵測特徵及方法	優點	缺點
Jia X.[2]	無。	灰階共生矩陣、灰階差異向量、灰階運行長度矩陣和鄰近灰階依賴矩陣。	只針對紋理特徵進行處理，不受色彩特徵影響。	頭髮區域的紋理特徵並不明顯，效果不穩定。
Haiyuan Wu[3]	離線訓練之膚色模型。	離線訓練之髮色模型。	在髮色及膚色相似的影像中可獲得不錯效果。	在髮色及膚色多變的影像中容易發生錯誤。
Yaser Yacoob[1]	臉部偵測器、眼睛偵測器。	擷取頭頂及額頭兩側之頭髮部位。	透過擷取影像中的頭髮種子區域可以在不同髮色的影像中獲得不錯效果。	眼睛部位易受頭髮遮蔽，有其限制。
Uri Lipowezky[4]	膚色遮罩、膚色開放性中的眼睛位置。	藉由相對位置資訊找出頭髮種子區域。	能克服複雜背景的影響。	眼睛部位易受頭髮遮蔽，有其限制。
Dan Wang[5]	無。	基於影像粗糙度定出頭髮候選區域、再用離線訓練出的色彩模型排除錯誤區域。	透過紋理特徵，能在不同角度的髮型影像中成功標示頭髮區域。	頭髮區域的紋理特徵並不明顯，效果不穩定。





(a)



(b)



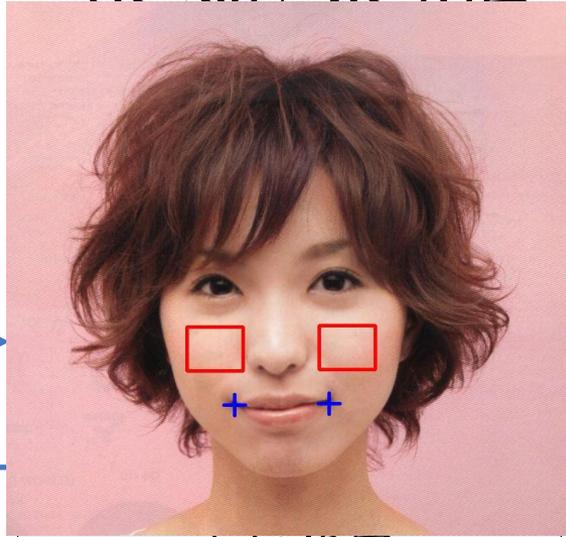
(c)

眼睛遭頭髮遮蔽之範例。

系統架構



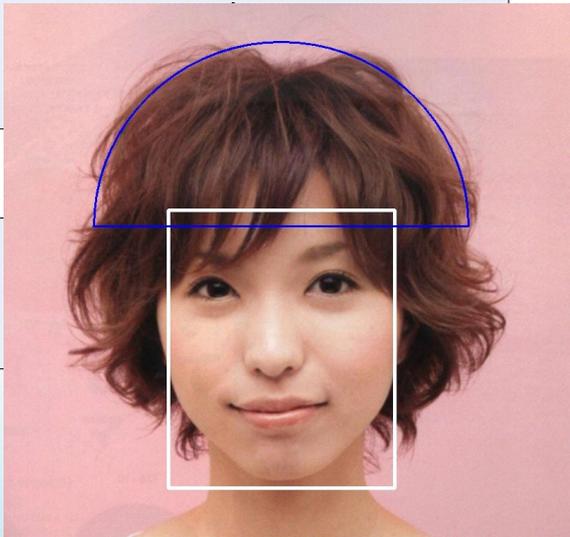
膚色參考區域擷取



臉部範圍



(c)



(d)



(e)



(f)

前處理

- 為避免影像過大成運算時間過長，長或寬大於800 pixel的影像在輸入系統時都會先等比例縮小
- 為了減少雜訊的干擾，所有影像在進行運算前皆經過高斯平滑處理



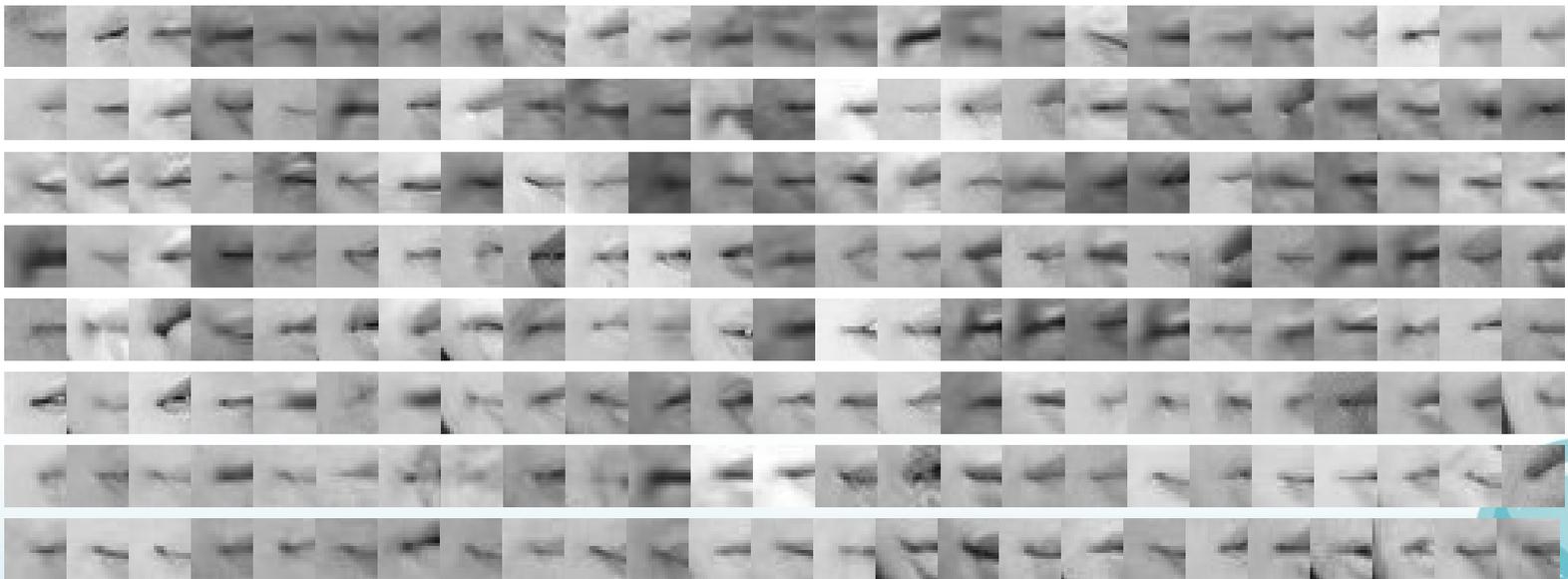
臉部定位

- 在找出確定有頭髮的頭髮種子區域之前，臉部位置是重要的資訊
- 嘴角是臉部定位中最重要特徵，不採用膚色或眼睛做為特徵是因為這兩者在髮型影像中有明顯的限制
- 臉部定位共分成：嘴角偵測、成對嘴角篩選、擷取參考膚色區域、偵測膚色區域、臉部定位五個步驟



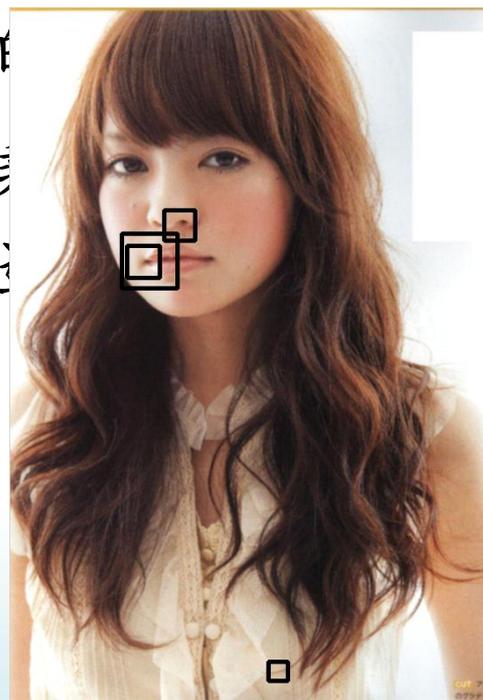
臉部定位-嘴角偵測

- 透過OpenCV的cascade of boosted機制訓練嘴角偵測器，並用二次訓練增進其效能

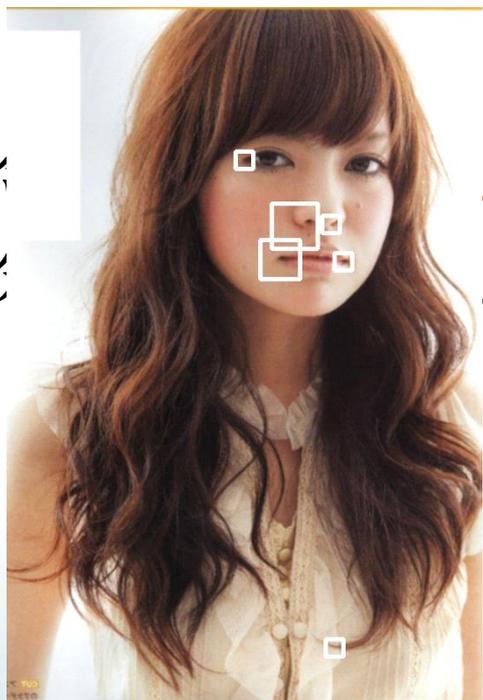


臉部定位-成對嘴角篩選

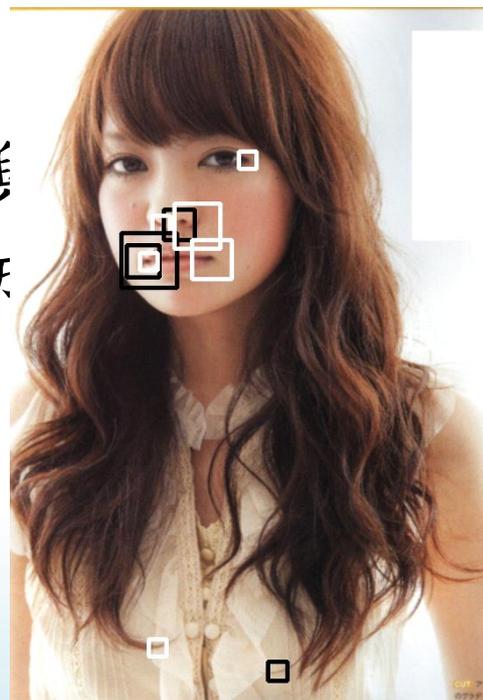
- 部分影像會有一個以上的偵測結果
- 先在第一步篩選中摒除不可能為成對嘴角



(a)



(b)



(c)

臉部定位-成對嘴角篩選

- 成對嘴角第一步篩選

篩選依據	摒除條件
兩嘴角連線長度不可能過長或過短	連線長度 $>$ 影像寬度 $\times 0.3$ 或 連線長度 $<$ 影像寬度 $\times 0.02$
兩嘴角連線角度不可能太大	連線角度 $>30^\circ$
單一嘴角面積不可能太大	任一邊面積 $>$ 影像面積 $\times 0.08$
左右嘴角位置關係	左嘴角不可能在右嘴角右邊
兩嘴角面積不可能重疊	重疊面積 $>$ 面積總和 $\times 0.45$

臉部定位-成對嘴角篩選

- 位置評分

- 嘴巴通常是處於較低的位置

$$\text{score}_{\text{pos}}(pair_i) = \left(\frac{\text{mid}(pair_{i.left}, pair_{i.right}) \cdot [0,1]}{\text{image.height}} \right)$$



臉部定位-成對嘴角篩選

- 色彩特徵評分 [6]

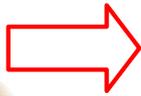
— 嘴巴區域會較其他部位有較強烈的紅色成分

Image

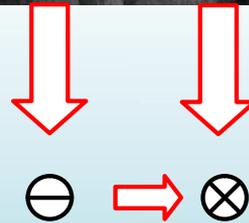
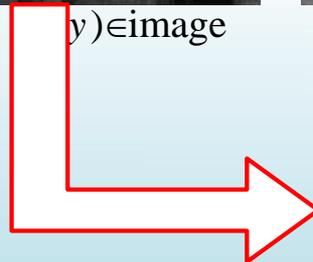
Cr^2

cb/cr

MouthMap



= 0.95



\ominus

\otimes



MMIP

臉部定位-成對嘴角篩選

- 色彩特徵評分

$$\text{score}_{\text{color}}(\text{pair}_i) = H\left(\sum \text{MouthMap}(\text{pair}_{i.\text{left}}) + \sum \text{MouthMap}(\text{pair}_{i.\text{right}})\right)$$

$$H(x) = \begin{cases} x, & \text{when } x < 1 \\ 1, & \text{when } x \geq 1 \end{cases}$$

— 最後，兩個評分的乘積即是各候選嘴組合的評分，擁有最大評分的組合即判為嘴角區域



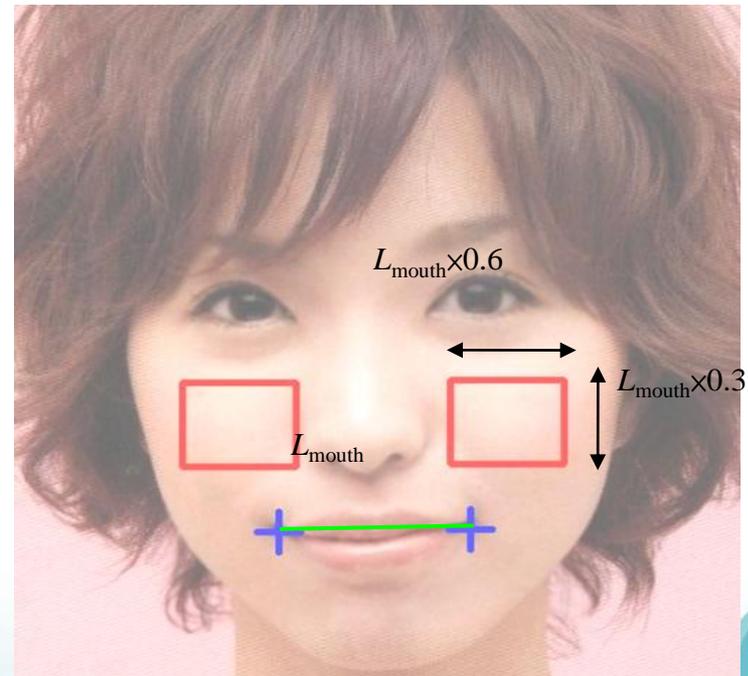
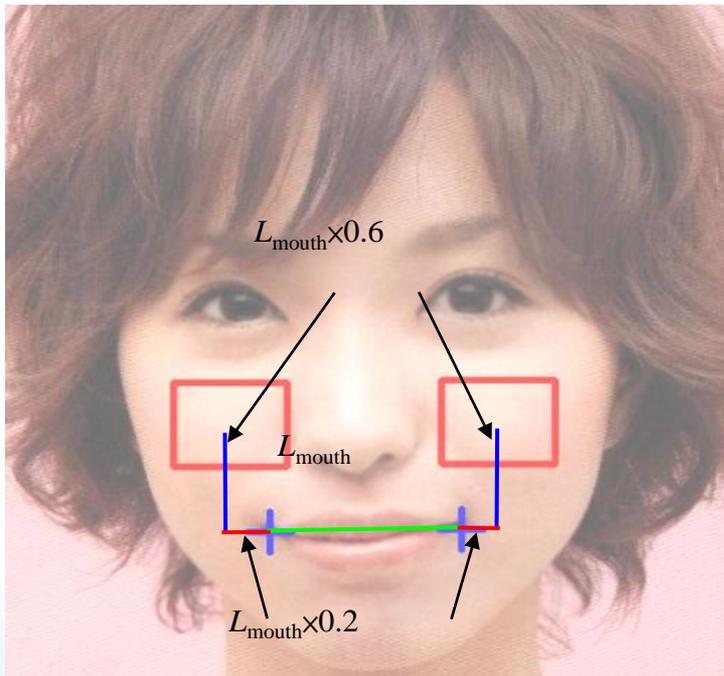
臉部定位-擷取參考膚色區域

- 臉頰也幾乎不會被頭髮所遮蔽
- 利用位置關係擷取臉頰位置
- 偵測並排除臉頰區域中的部份頭髮
 - 判斷是否有包含頭髮
 - Otsu二值化



臉部定位-擷取參考膚色區域

- 位置關係

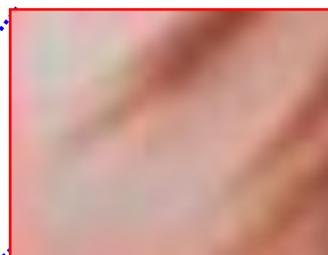
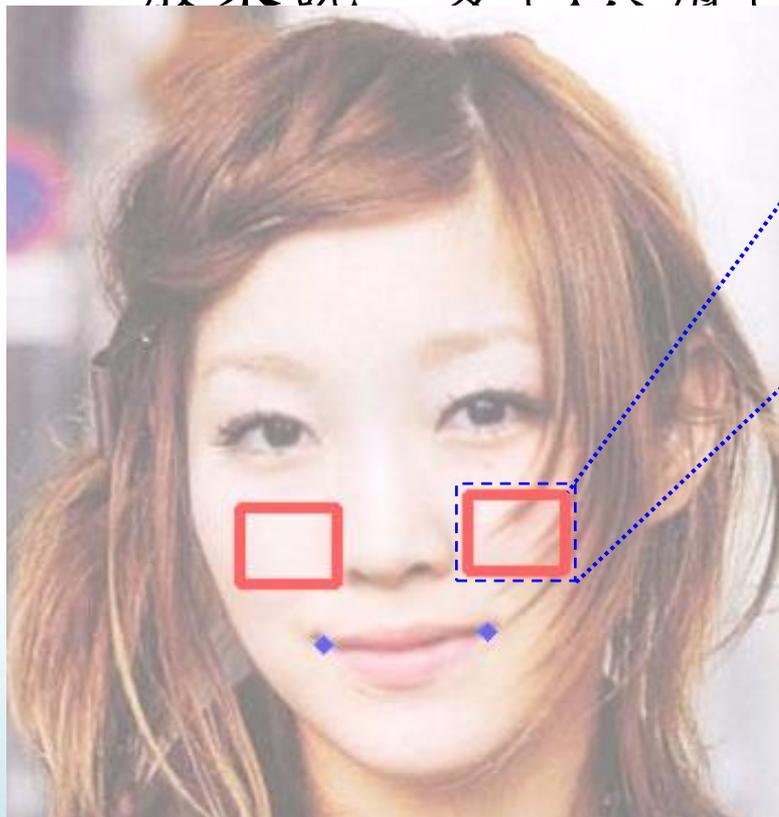


- 判斷是否有包含頭髮
 - 直方圖等化
 - 左右相減
 - 計算其差值之變異數

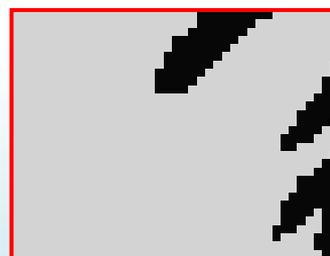
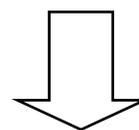


- 利用Otsu二值化避開頭髮區域

- 一般來說，髮色與膚色相比亮度較低，故較亮



Otsu



臉部定位-偵測膚色區域

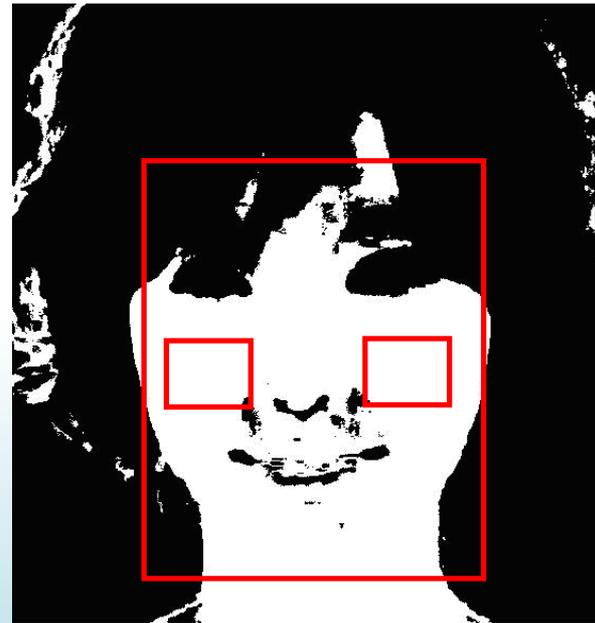
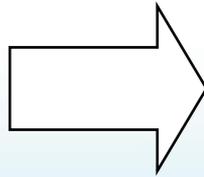
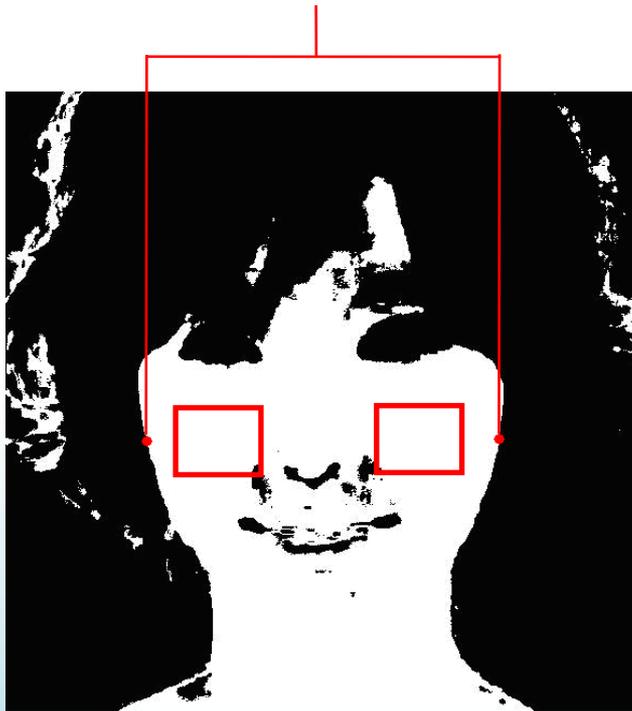
- 以臉頰區域做為參考膚色，透過PCA定義出膚色色彩特徵範圍
 - 提取Cb及Cr資訊作為膚色訓練資料 D_{CbCr} ，透過PCA在 D_{CbCr} 中找出一個主成分向量 V ，將 D_{CbCr} 映射至 V ，找出最大映射值 Max_{skin} 及最小映射值 Min_{skin} 。最後將整張影像像素點的Cb、Cr映射至 V ，其中Cb、Cr特徵介於 Max_{skin} 及 Min_{skin} 的像素便定義為膚色點。



臉部定位-臉部定位

- 在膚色遮罩中找出左右膚色終點，並令其為臉部寬度

膚色左右邊界



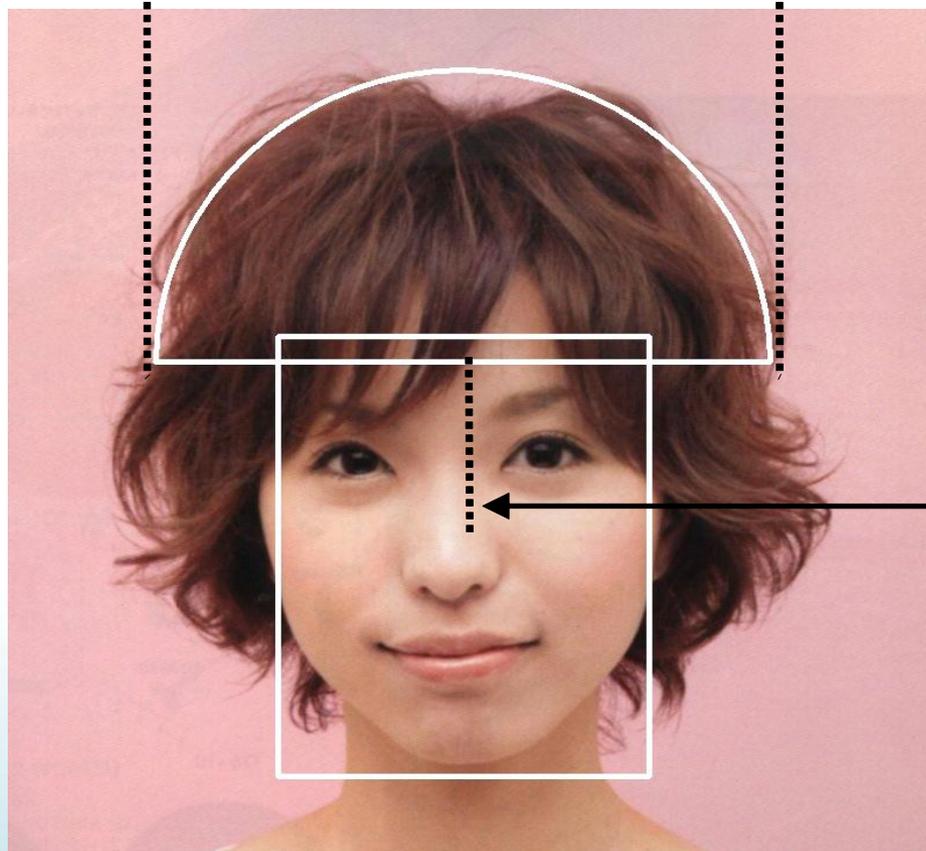
頭髮種子偵測

- 將臉部區域定位完畢後，透過位置關係找出一個一定有頭髮的區域，稱之為「頭髮感興趣區域 ROI_{hair} 」，並在 ROI_{hair} 中分割出一定是頭髮的區域，稱之為頭髮種子區域



ROI_{hair} 定位

$$\text{ROI}_{\text{hair}}^{\text{R}} = 1.66 \times A_{\text{face}}^{\text{W}}$$



$$0.55 \times A_{\text{face}}^{\text{W}}$$



K-Means分割

- 在進行K-Means分割時，本論文使用了以下幾個特徵：
 - 影像進行八個方向Gabor濾鏡之實數響應值變異數
 - Cb與Cr值
 - 位置特徵



Gabor Filters

- 假設頭髮在一個小區域內的走向是一致的，而Gabor Filter在不同的 θ 之下對於特定走向的紋理會有較大的響應
 - 對整張影像求得Gabor transform $G_{\theta_i, \lambda, \sigma}$
 - 取 $G_{\theta_i, \lambda, \sigma}$ 的實部，以一5x5的視窗，將 $G_{\theta_i, \lambda, \sigma}$ 各像素周圍的值加總，令其為G_sum_{*i*}
 - 利用G_sum_{*i*}上每一個資料點8個量的變異數G_var來區隔頭髮與其他區域



色彩

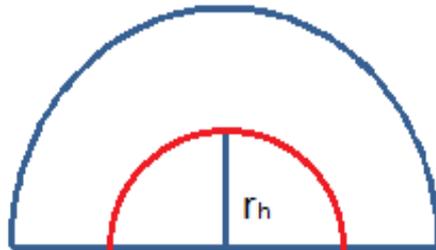
- 與膚色同理，YCbCr應用在頭髮偵測也已證實對於亮度變化不敏感以及髮色模型會緊密的分佈在Cb、Cr上的某一個範圍裡，所以我們認為Cb、Cr可以將頭髮與背景作有效的區隔。在這裡Cb、Cr分別當成獨立的兩個特徵。



位置

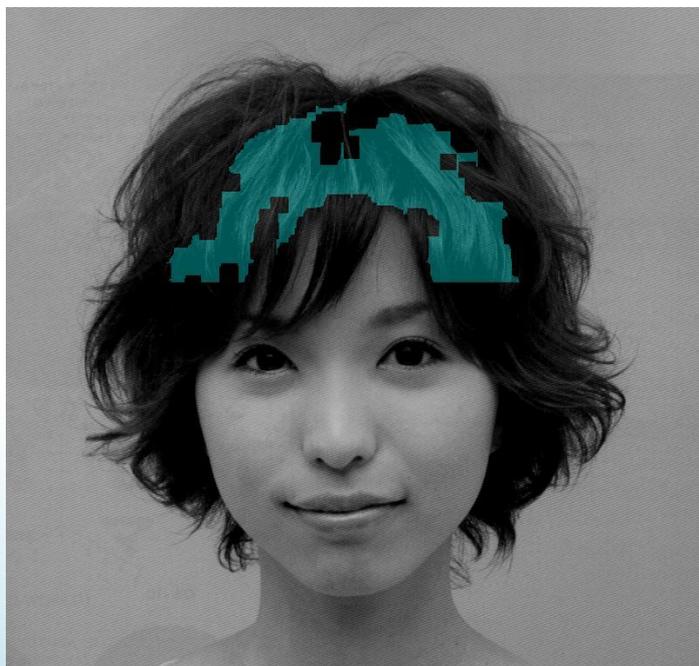
- 在 ROI_{hair} 中，若有背景區域的出現，必定會在靠近 ROI_{hair} 外圍的區域。若有膚色區域的出現，則必定會在靠近半圓圓心的區域
- 找出一個 r_h ，以 r_h 為半徑、 ROI_{hair} 之圓心為圓心畫弧，能使得該弧所經過位置頭髮累積次數為最大

$$pos(x, y) = \left| \sqrt{(x - x_o)^2 + (y - y_o)^2} - r_h \right|, \quad \forall (x, y) \in ROI_{hair}$$



K-Means 分割

- 計算完所有特徵後，就以K-Means將ROI_{hair}分割為三個群集，其中最大群集的最大物件就是頭髮種子區域



以區域為基準的頭髮範圍標示

- 以像素為基準的區域成長法會遇到兩個困難：**運算時間過久**，**特徵過於零碎**
- 將影像利用分水嶺演算法分割成數千個小區塊



以區域為基準的頭髮範圍標示

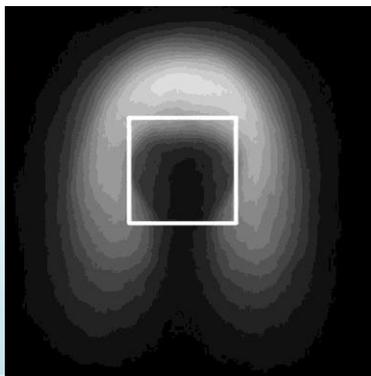
- 計算各別的小區塊為頭髮的機率

- 線上訓練

- 將頭髮種子區域做為個別影像的已知髮色，以一 GMM 近似即為各區塊是否為頭髮的 likelihood function $p(CbCr | hair)$

- 離線訓練

- 以臉部區域為基準統計所有訓練影像的頭髮區域，計算出臉部區域周圍頭髮位置的 likelihood function $p(pos | hair)$



貝式定理

- 最後用貝式定理估出個別區塊為頭髮的事後機率
- 對於每個給定的region，已知的數值有位置資訊pos與顏色資訊CbCr，其中pos是求取各watershed區域資料點的質心位置，CbCr則是求取各watershed區域資料點的CbCr平均值故 $p(hair | region)$ 可表示為

$$\begin{aligned} & p(hair | (pos, CbCr)) \\ &= \frac{p((pos, CbCr) | hair) p(hair)}{p(pos, CbCr)} \end{aligned}$$

$$p(hair | region) = \frac{p(CbCr | hair) p(pos | hair) p(hair)}{p(pos) p(CbCr)}$$



頭髮區域標示

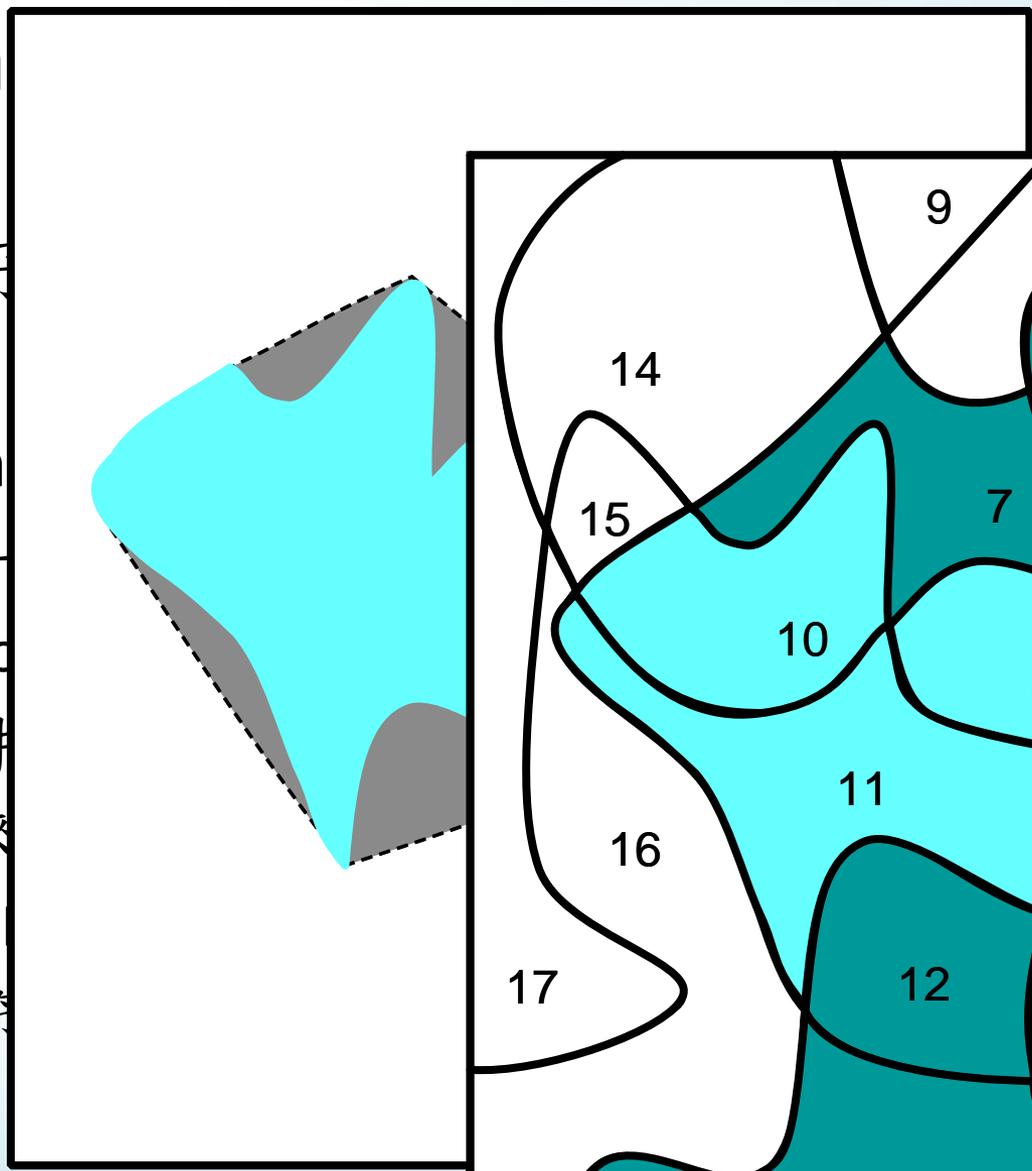
- 得到每個watershed區塊可能為頭髮的機率後，接下來就要根據機率值提取最有可能是頭髮的區域
- 利用最大熵值法求自動門閥值T
 - 會因髮色的影響造成提取的面積太小
 - 漸進式取閥值
 - 足夠且保守的區塊進行後續的區域標示



以con

成長法

- 頭髮種子部份
- 基於con
 - 將第一
 - 進行cc
 - 原物件
 - 多出來
 - 透過G
 - 用上節



只是一小

區域

頭髮區域



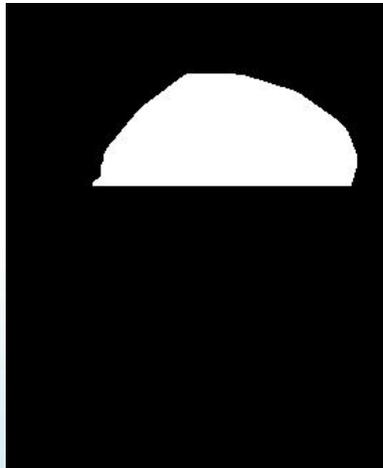
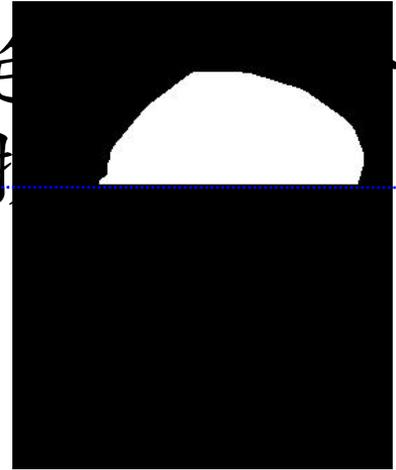
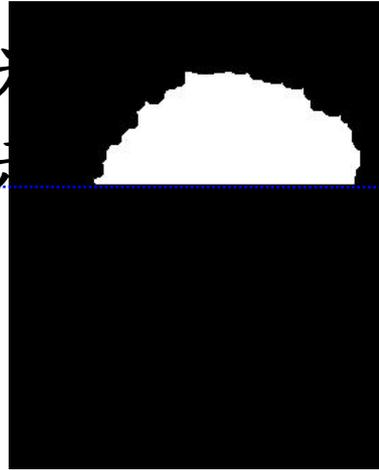
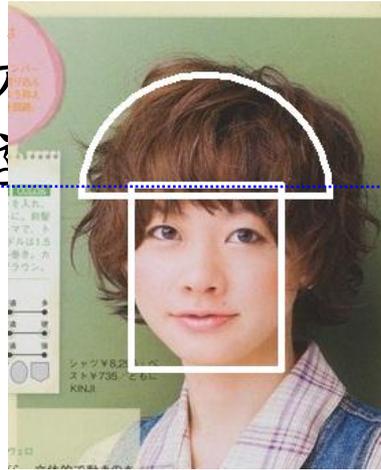
以convex hull為基礎的區域成長法

- 以上是一次迭代的過程，何時停止？
 - 成長的區域長到背景或衣物
 - 顏色差異會較大
 - 新的成長區域很小
 - 收斂

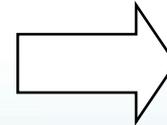


後處理

- 難免還強烈面



+



實驗結果

- 本論文由於沒有共通資料庫能與其他研究做效能比較，所以實作Uri Lipowezky[4]的方法進行比較



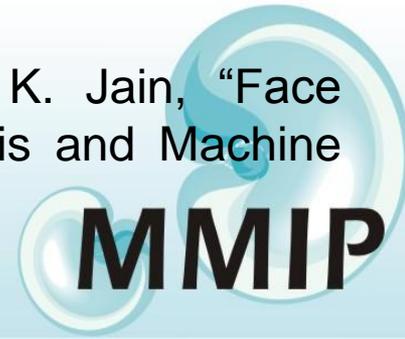
結論

- 本論文提出一個頭髮區域切割的方法，此方法是基於嘴角偵測定位臉部，再經由位置關係找出頭髮種子區域，並以頭髮種子區域的特徵以迭代的線上訓練方式建立機率模型，用機率模型算出每個分水嶺小區塊的可能是頭髮的機率。
- 相較於過去相關研究中，使用眼睛或膚色作為主要特徵，本研究採用嘴角作為特徵能有效克服髮型影像中常見眼睛遮蔽的情形



參考文獻

- [1] Yaser Yacoob and Larry S. Davis, "Detection and Analysis of Hair," IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence, Vol. 28, No. 7, July 2006.
- [2] Jia, X., "Extending the Feature Set for Automatic Face Recognition." PhD dissertation., Univ. of Southampton. 1993.
- [3] H. Wu, Q. Chen, and M. Yachida, "Face Detection from Color Images Using a Fuzzy Pattern Matching Method," IEEE Trans. on Pattern Analysis.
- [4] Uri Lipowezky, Omri Mamo and Avihai Cohen, "Using Integrated Color And Texture Features For Automatic Hair Detection," In Convention of Electrical and Electronics En-gineers in Israel, 2008
- [5] Dan Wang, Xiujuan Chai, Hongming Zhang, Hong Chang, Wei Zeng, and Shiguang Shan, "A Novel Coarse-to-Fine Hair Segmentation Method," Automatic Face & Gesture Recognition and Workshops (FG 2011), pp. 233-238, 2011
- [6] Rein-Lien Hsu, Mohamed Abdel-Mottaleb, and Anil K. Jain, "Face detection in color images," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.24 No.5, pp. 696-706, 2002.





髮型分類



大綱

- 簡介
- 系統架構
- 研究方法
 - 前處理
 - 特徵擷取
 - 髮絲方位變遷向量
 - 髮股方位傅立葉描述子
 - 分類及驗證
- 實驗結果
- 結論
- 參考文獻



簡介

- 時尚一直為人們所追求，然而在追求髮型時尚的同時，消費者常常不知如何描述自己想要的髮型，更不知哪家髮廊的哪位設計師是否能符合自己的期待，常常需要花費許多心力去打聽尋找適合自己的髮廊。
- 一個髮型分類與檢索系統，最關鍵的部分是要有一個髮型分類的機制，有鑑於此，本文提出一個髮型分類的方法，讓消費者與髮型設計師得以更有效率地獲取髮型相關資訊。



- 目前髮型
直髮、馬尾、公主頭、山



(a)



(b)



馬尾、公主

- 本文將髮型
字母反應



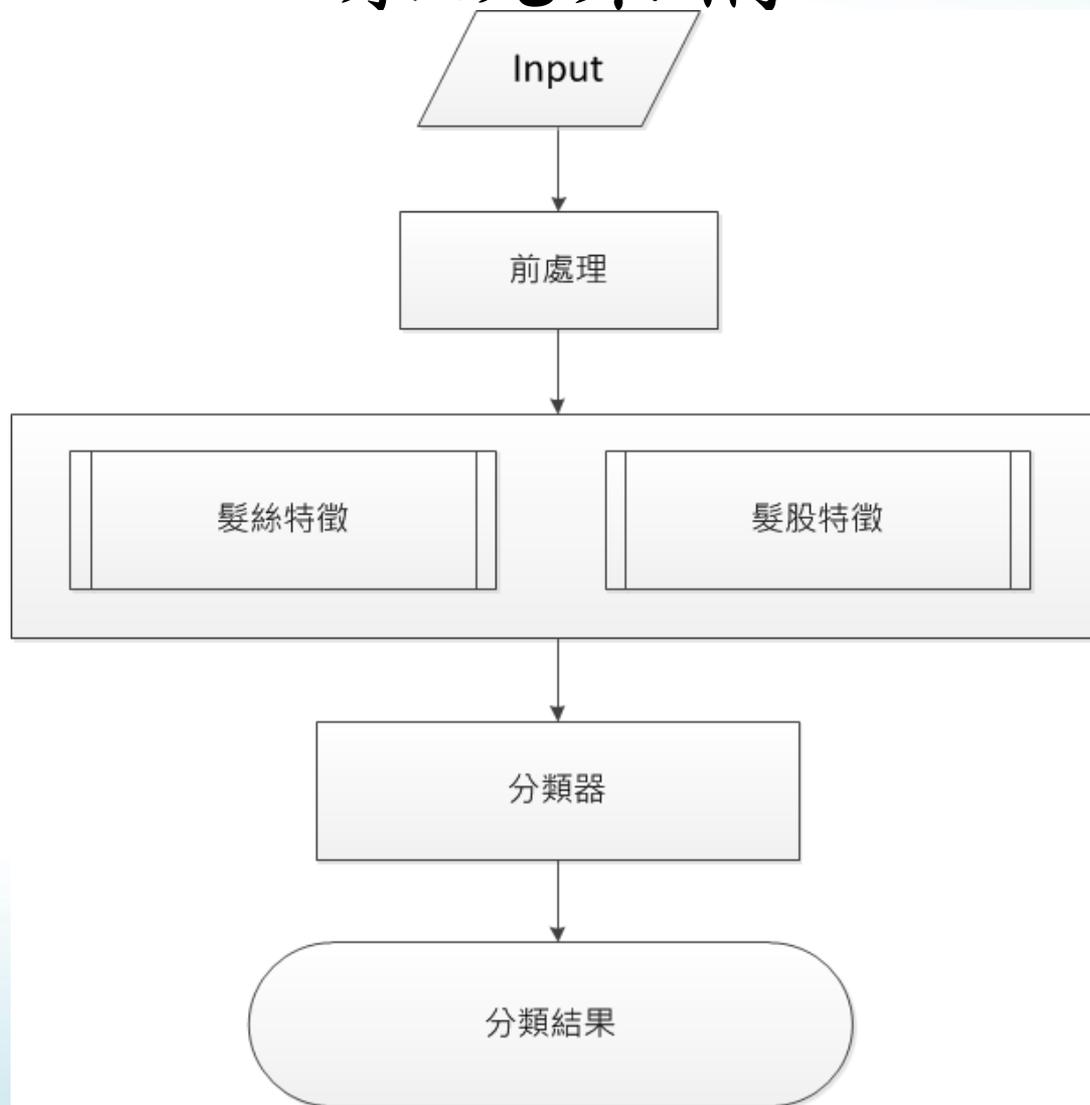
(c)



(d)

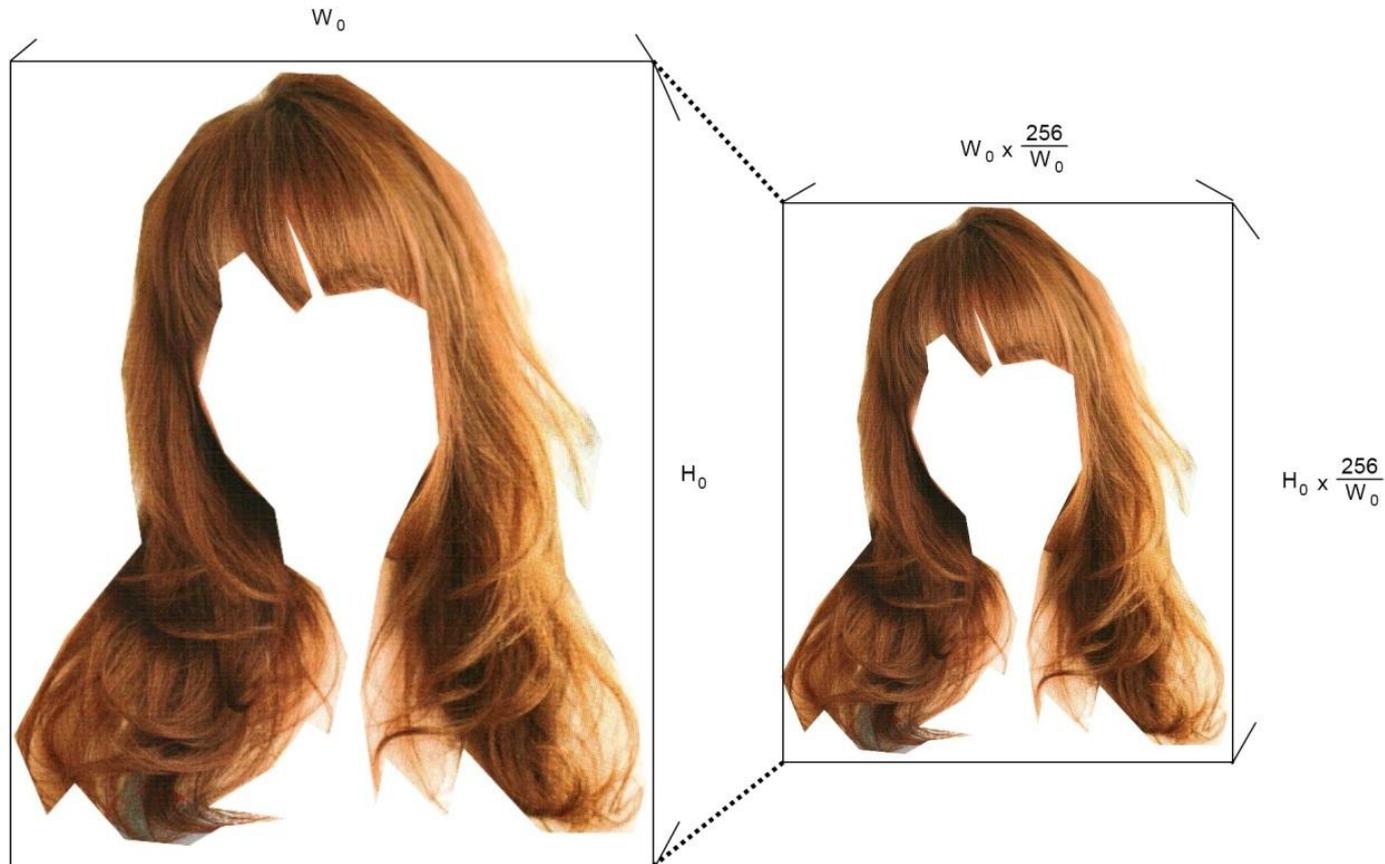
類型的英文

系統架構



前處理

- 正規化後的寬為256像素，長則依原始影像的長寬比例進行等比例縮放，以維持影像的長寬比例不變。



髮絲方位變遷向量

- 利用髮絲方位變遷向量與髮股方位傅立葉描述子特徵來作為分類不同髮型的依據。
- 為了能同時擷取捲曲特徵與弧度特徵，本研究採用不重疊的滑動視窗，由上而下統計視窗內的梯度方向，以取得分佈直方圖，將每個視窗所得方向分佈直方圖予以串接，進而形成特徵向量，稱之為髮絲方位變遷向量(Hair-filament Orientation Transition Vector, HFOTV)。

髮絲方位變遷向量

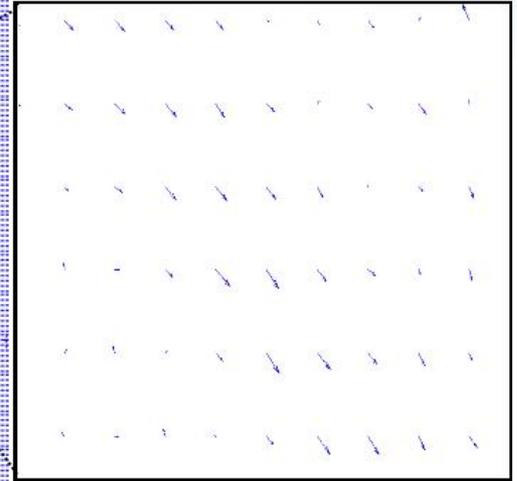
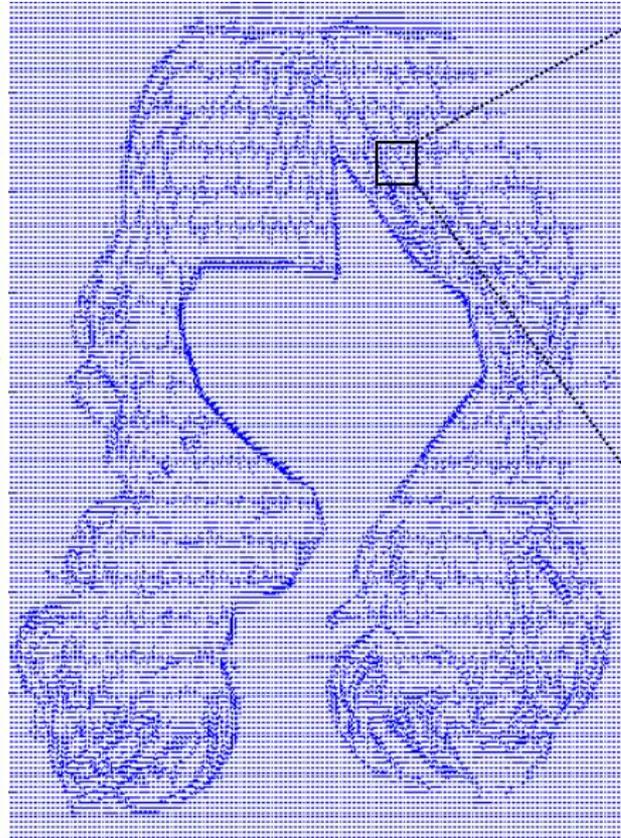
- HFOTV特徵的擷取步驟為：
 - (1) 梯度方向計算
 - (2) 視窗切割
 - (3) 將視窗特徵串接
- 步驟(1)梯度方向計算：

$$\nabla f = \frac{\partial f}{\partial x}i + \frac{\partial f}{\partial y}j \dots\dots\dots(1)$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{\partial f}{\partial y} / \frac{\partial f}{\partial x}\right) \dots\dots\dots(2)$$



髮絲方位變遷向量



梯度方位影像

髮絲方位變遷向量

- 步驟(2)
決定:
頭
樣



- 當C類
很高的

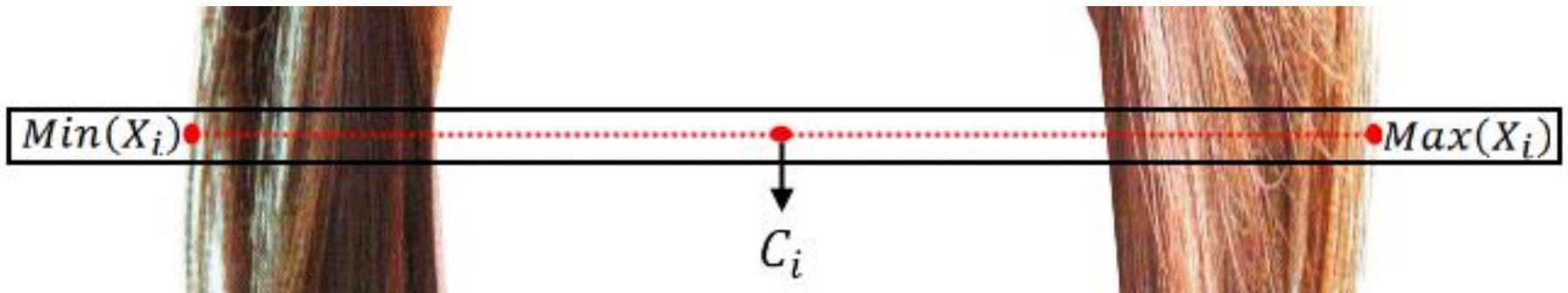


擁有

髮絲方位變遷向量

- 決定分割點
- 多半頭髮是對稱的

- $$C_i = \frac{Max(X_i) + Min(X_i)}{2} \dots\dots\dots(3)$$



髮絲方位變遷向量

- 假設梯度方位影像被切割為 L 及 R 左右兩邊，兩邊再進一步切割成 N 個高度為 h 的視窗，每個視窗中的梯度方位量化成 K 等分，分別統計每等分對應的梯度方向出現的次數。

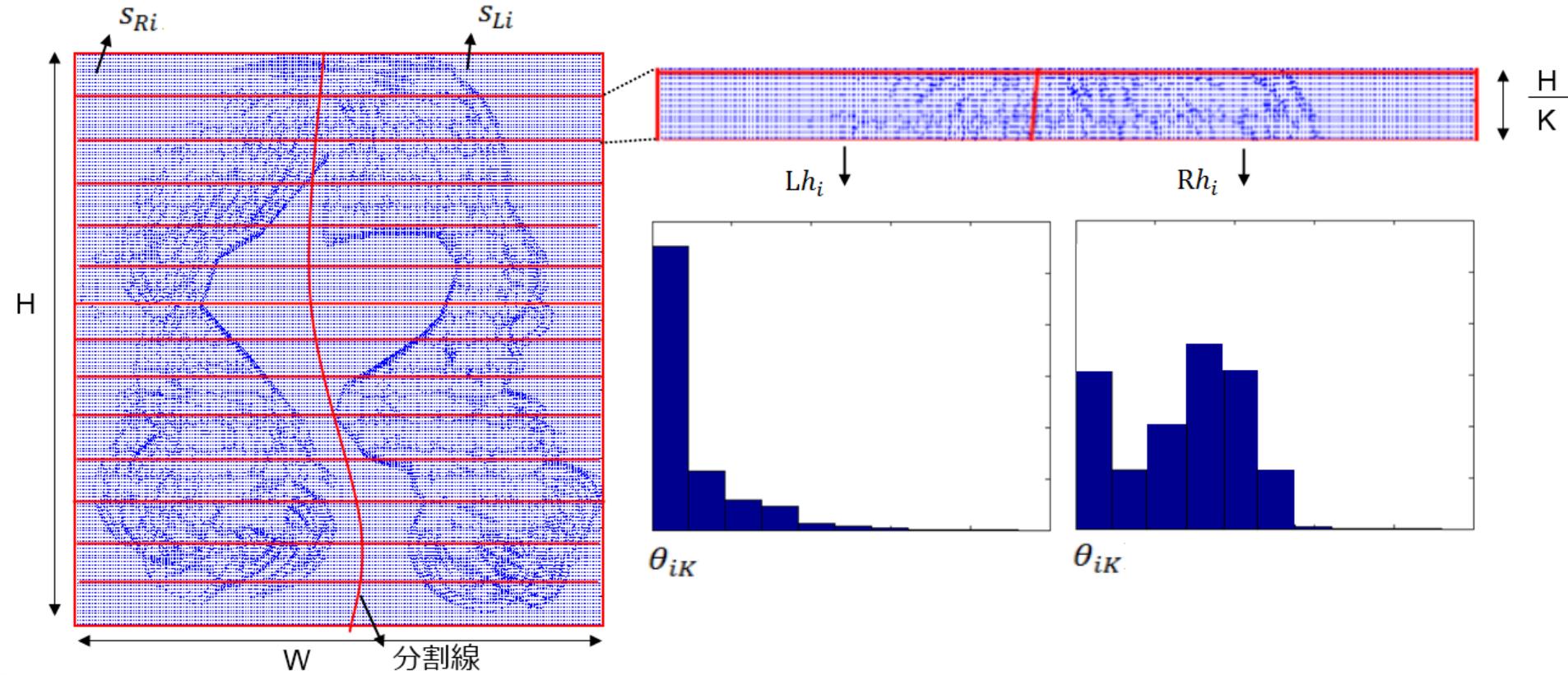
- $S = \{S_{Ri}, S_{Li} | 1 \leq i \leq N\} \dots \dots (4)$

- $Lh_i = \{\theta_{i1}^L, \theta_{i2}^L, \dots, \theta_{iK}^L\} \dots \dots (5)$

- $Rh_i = \{\theta_{i1}^R, \theta_{i2}^R, \dots, \theta_{iK}^R\} \dots \dots (6)$



髮絲方位變遷向量



髮絲特徵：步驟二示意圖

髮絲方位變遷向量

- 步驟(3)將視窗特徵串接：
- 維度為 $2NK$
- 舉例來說，令 $N=20$ 、 $K=60$ ，則髮絲方位變遷特徵有 $2 * 20 * 60 = 2400$ 維度。

$$\begin{aligned} HFOTV &= \{Lh_i | i = 1 \dots N\} \cup \{Rh_i | i = 1 \dots N\} \\ &= (Lh_1, Lh_2, \dots, Lh_N, Rh_1, Rh_2, \dots, Rh_N) \dots (7) \end{aligned}$$



髮股方位傅立葉描述子

- 髮絲特徵是以微觀的角度觀測，容易受雜訊的干擾，像顏色、解析度、光源等等的影響，使得辨識的效能在一些惡劣的環境下大打折扣，所以我們需要一些巨觀的特徵來幫助我們提升辨識的效能。
- 髮股是一個相對較穩定的特徵，髮股有別於髮絲，它是由許多髮絲所構成，形成一股一股的，所以稱之為髮股，相較於髮絲，它擁有一個重要的特性，就是比較不易受環境影響。



髮股方位傅立葉描述子

- 本研究使用傅立葉描述子(Fourier Descriptor)來描述髮股方位變化。取得一條完整髮股幾乎不可能，本研究捨棄擷取完整髮股的念頭，改採擷取區域髮股走向分佈，再藉助傅立葉描述子進行特徵選取，此髮股特徵我們稱為**髮股方位傅立葉描述子 (Hair-strand Orientation Fourier Descriptor, HSOFD)**。

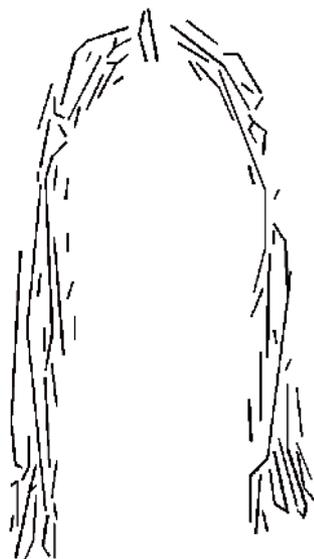


髮股方位傅立葉描述子

- 擷取髮股特徵的過程，可分為三步驟：
- (1) 透過邊緣偵測，取得較明顯的髮股線段
- (2) 擷取髮股走向的切線向量
- (3) 利用傅立葉描述子取得髮股方位的傅立葉係數



- 步驟(1)
- 首先採
線段標



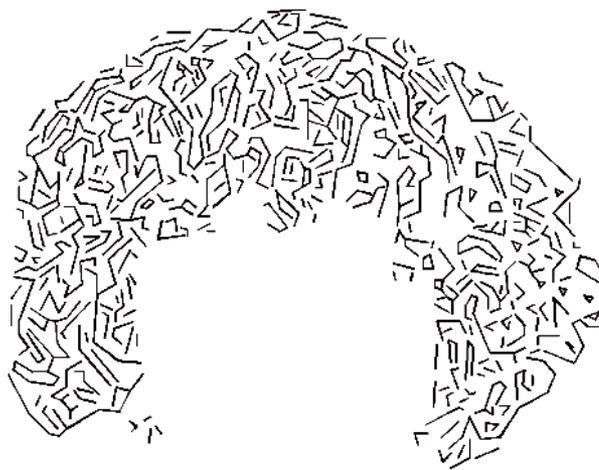
I類



C類



S類

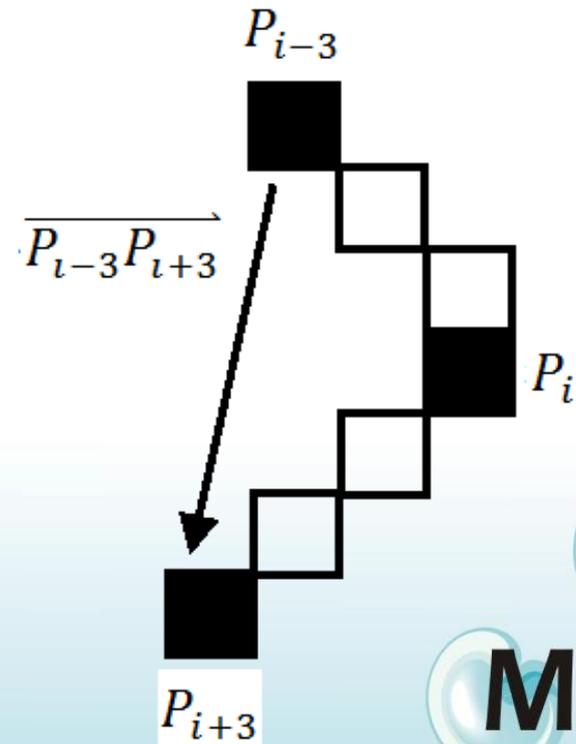
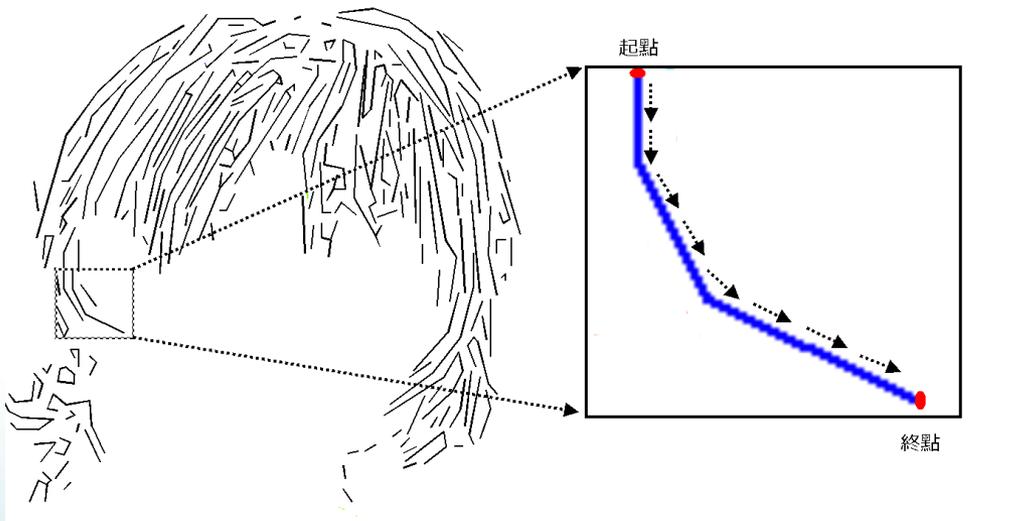


Q類

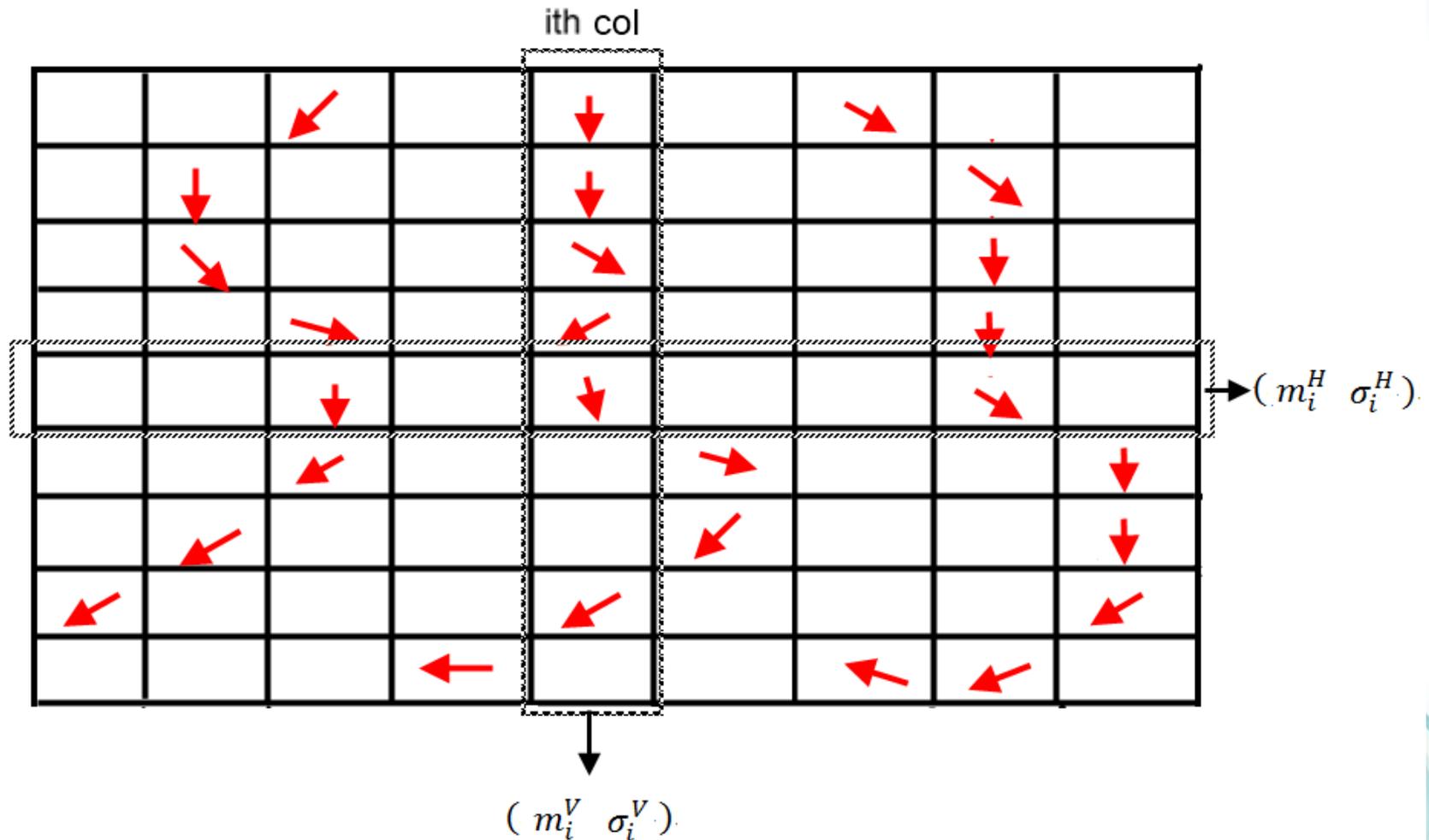
記
行八連通

髮股方位傅立葉描述子

- 步驟(2)：髮股向量化
- 偵測端點，將上方端點視為起點，下方端點為終點，由起點追蹤至終點，同時對髮股上每一像素估測其切線方向。

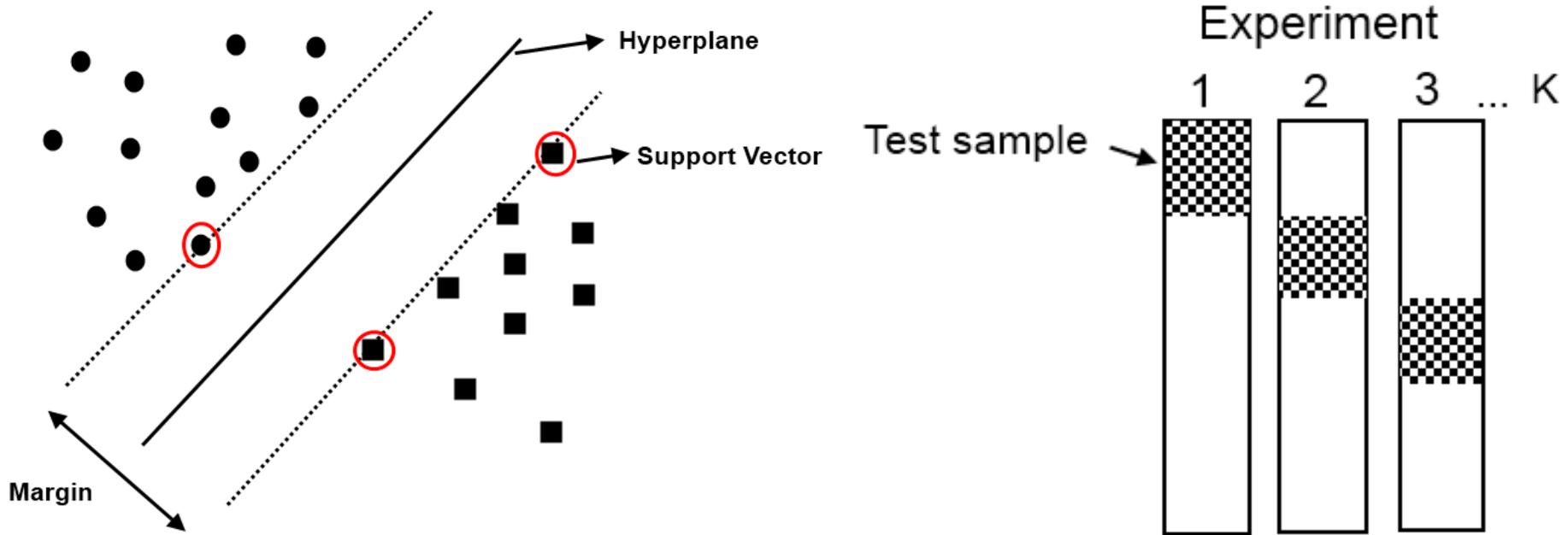


髮股方位傅立葉描述子



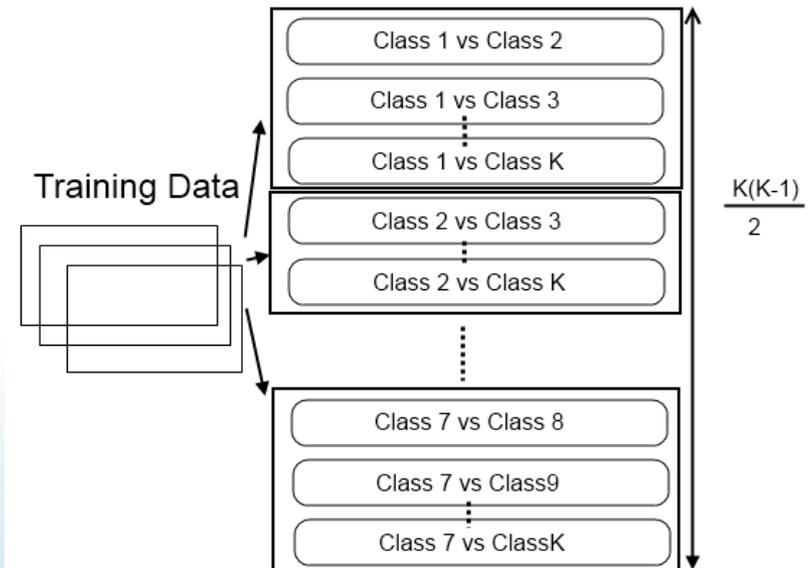
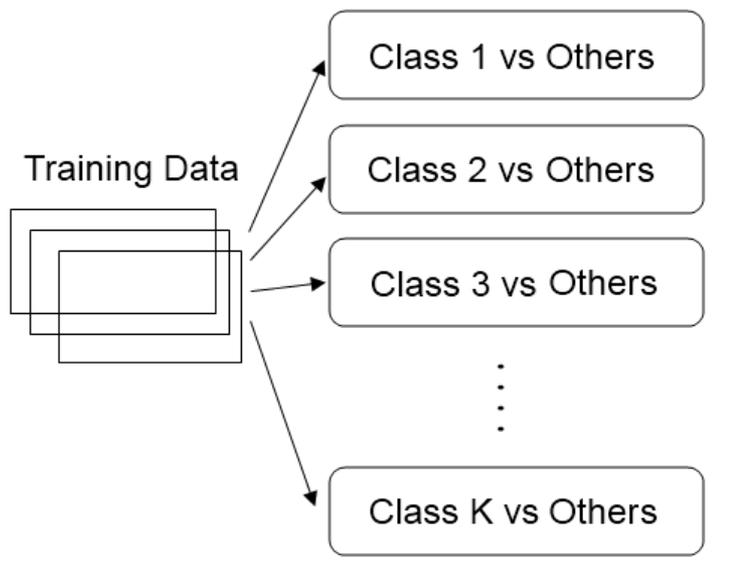
分類及驗證

- 本研究採用支援向量機(Support Vector Machine, 簡稱 SVM)作為分類器, 效能檢驗使用10-fold交叉驗證。



分類及驗證

- 一般而言，SVM只能解決兩類的分類問題，若要用於多類別的問題上，必須將SVM做拓展。
- (一) 一對多(One-versus-rest, OVR)
- (二) 一對一(One-versus-one, OVO)



實驗結果

— 實驗平台

- 本文將影像分為四類：I、C、S、Q，影像資料皆是由網路收集得來，東方和西方髮型皆有且男女不拘，使用人工進行頭髮區域的裁剪，I類型100張、C類型150張、S類型150張和Q類型100張，數量共計500張，影像大小正規化為寬256像素，長則依原始比例縮放。
- 本文程式執行環境：

硬體部分

主機: **ASUS U41J**

CPU: **Intel Core i5- 2010b**

460M CPU 2.53GHz

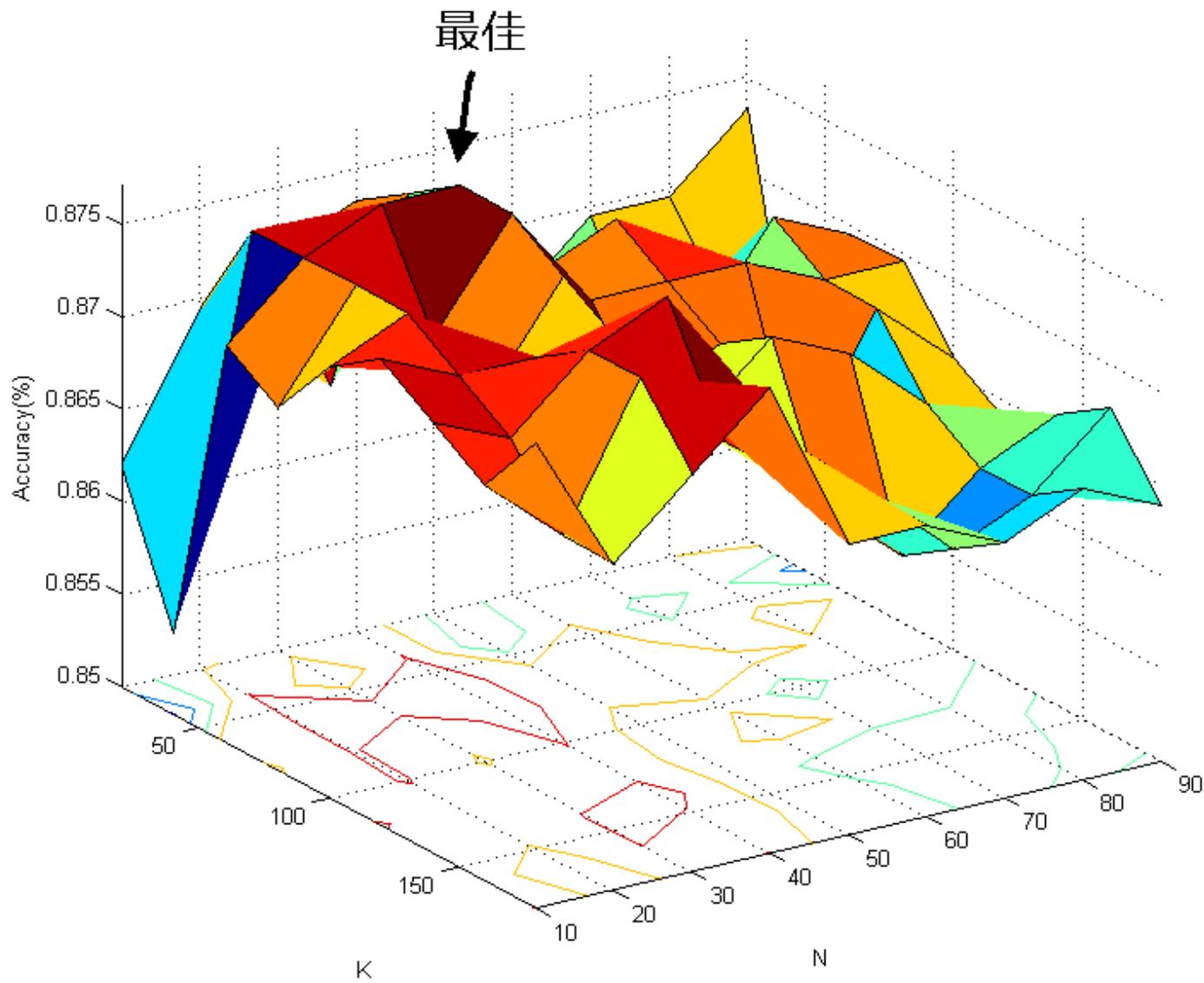
RAM: 4GB

軟體部分

Matlab



-
-
-
-



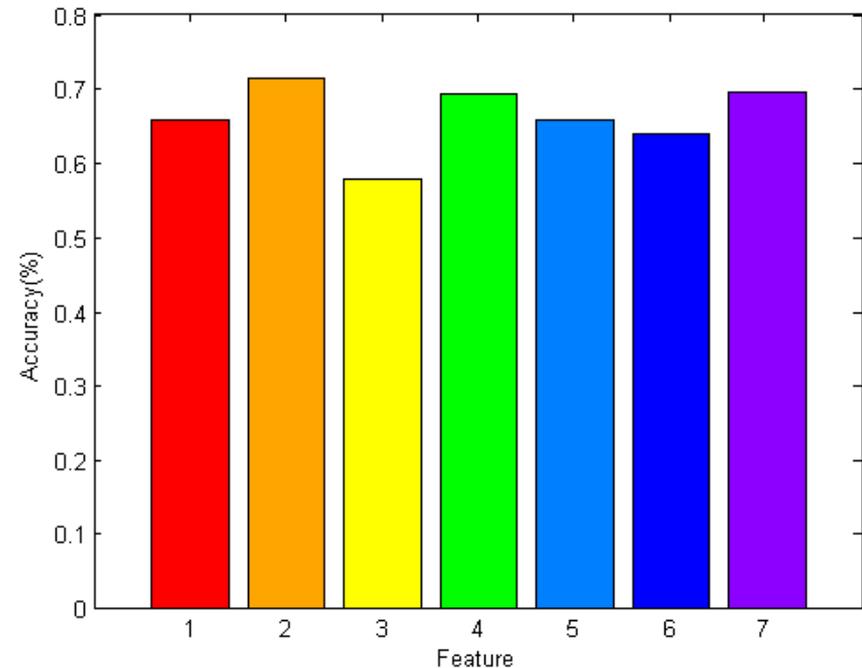
可用



實驗結果

- 實驗二
- 此實驗將髮股特徵採用不同頻帶的傅立葉係數進行效能評估。

No	簡述
1	低頻係數
2	中頻係數
3	高頻係數
4	低頻係數 + 中頻係數
5	中頻係數 + 高頻係數
6	低頻係數 + 高頻係數
7	低頻係數 + 中頻係數 + 高頻係數

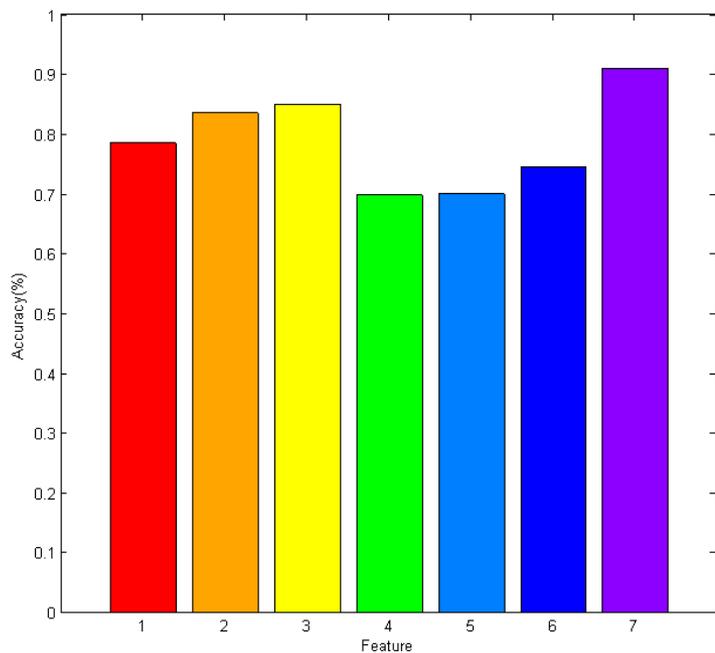


實驗結果

- 實驗三
- 此實驗將本文的特徵採用不同擷取策略進行個別或合併之效能評估。

No	簡述	說明
1	Sample HFOTV	不切割區域直接統計整張影像梯度方位資訊當特徵。 K : 60。
2	HFOTV without left and right partition	區域切割方法為由上而下但不分左右兩邊。 K : 60 , N : 40。
3	HFOTV	區域切割方法為由上而下且分左右兩邊。 K : 60 , N : 40。
4	HSOFD for horizontal only	使用水平掃描髮股特徵評估效能。
5	HSOFD for vertical only	使用垂直掃描髮股特徵評估效能。
6	HSOFD	使用水平與垂直髮股特徵評估效能。
7	HFOTV+ HSOFD	合併髮絲和髮股兩種特徵評估效能。

實驗結果

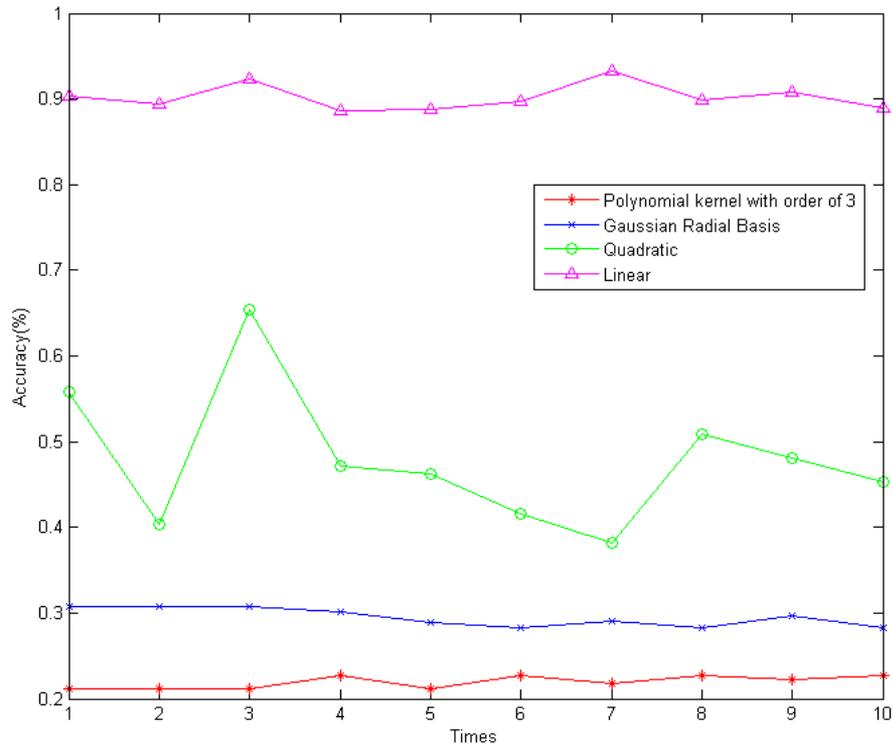


實驗結果

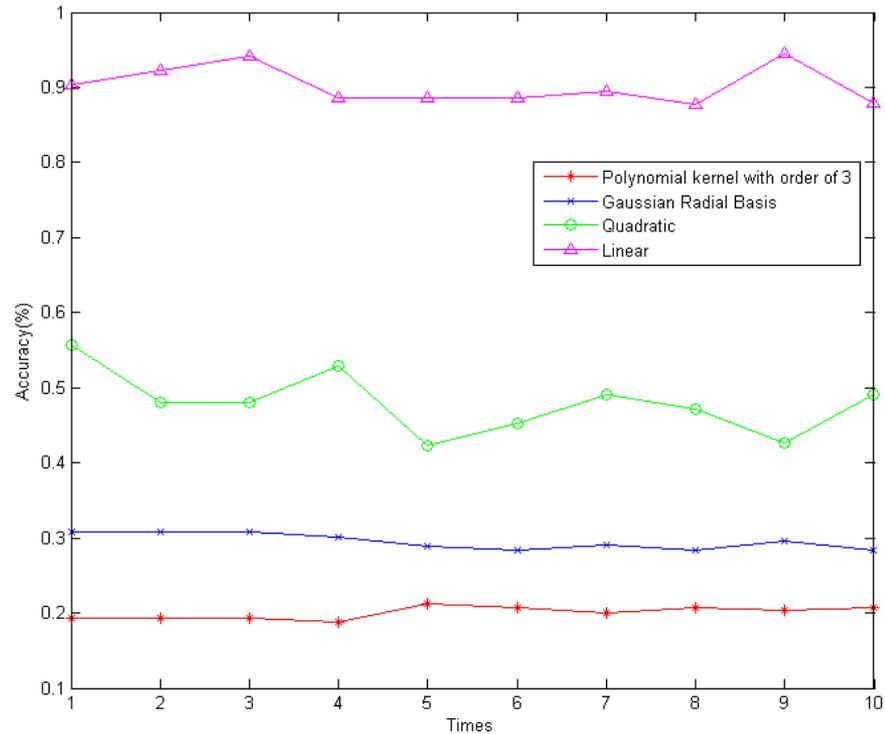
- 實驗四
- 此實驗將使用不同的分類器來驗證本文髮絲特徵與髮股特徵的效能：不同策略不同核心函式的SVM、K-Nearest Neighbor分類器與決策樹(Decision Tree)等。效能評估的方式是進行10-fold交叉驗證，顯示各次的正確率。

SVM	多類別策略	核心函式
	One-versus-Rest	Linear
	One-versus-One	Quadratic
		Gaussian Radial Basis
		Polynomial kernel with order of 3

實驗結果

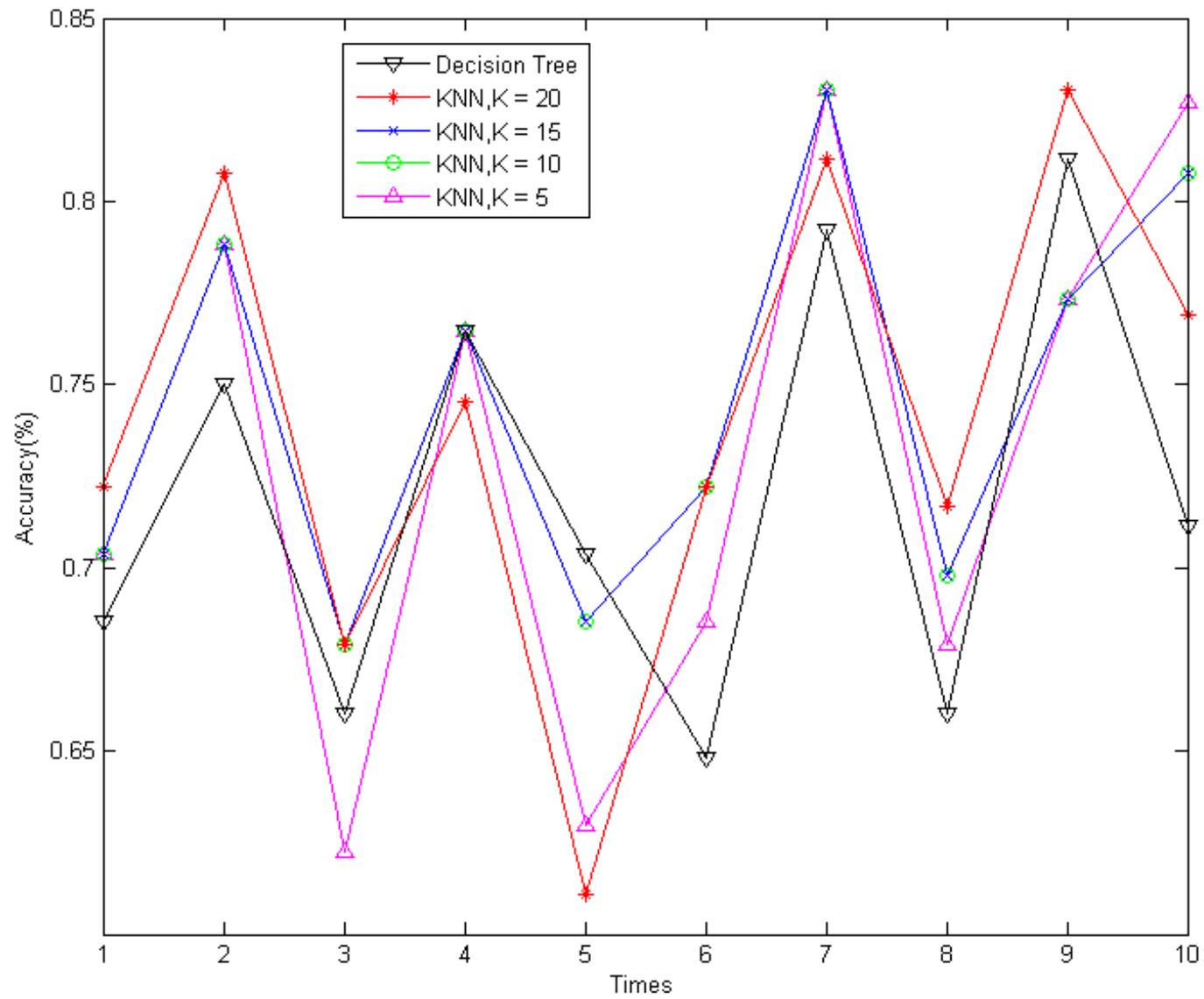


使用OVR策略不同核心SVM效能評估



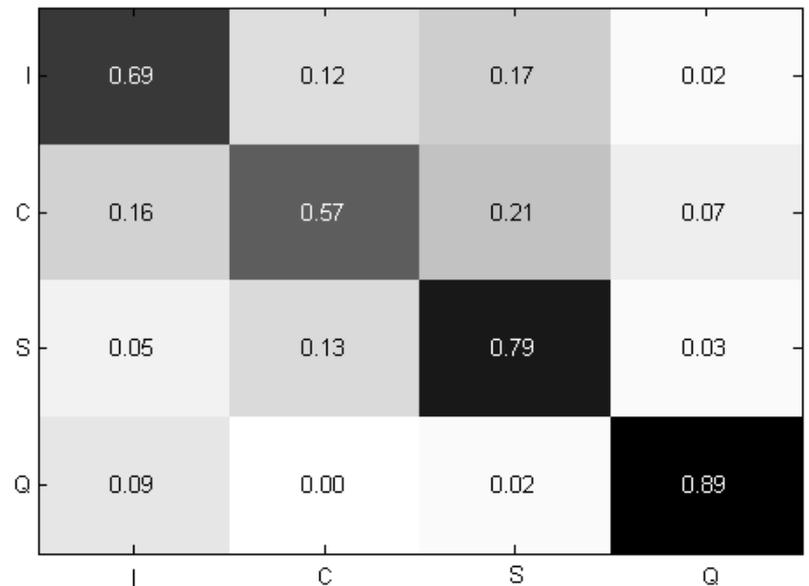
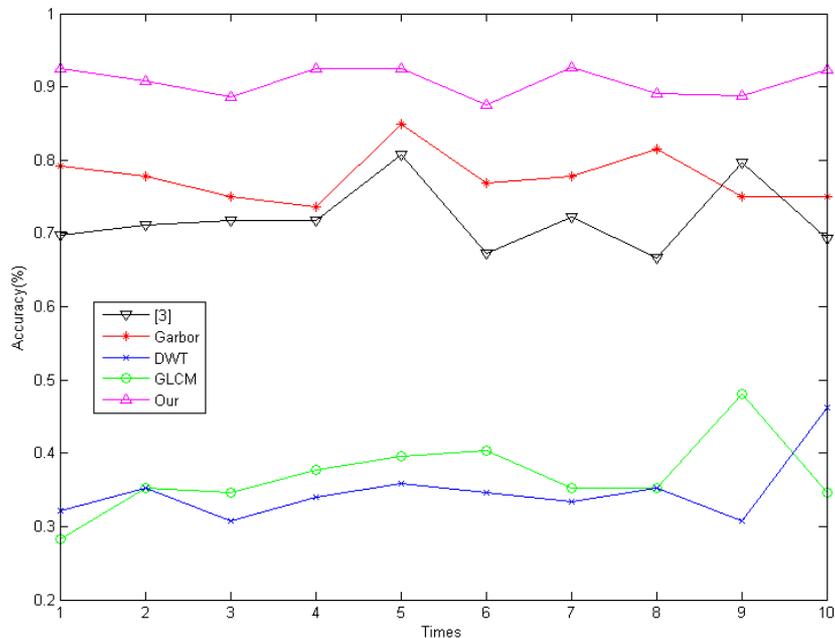
使用OVO策略不同核心SVM效能評估





實驗結果

- 實驗五
- 此實驗將與幾個紋理特徵做效能的比較，比較的紋理主要有：(一)灰階共生矩陣 (gray level cooccurrence matrix, GLCM)、(二) 離散小波變換 (discrete wavelet transform, DWT)、(三) [1]所使用的gabor filter和(四) [2]所使用的特徵。



[3]特徵混合矩陣

結論

- 本研究提出一種**髮型分類的機制**，這個機制是基於**髮絲與髮股特徵**，這兩個特徵皆對於髮型分類提供有效的資訊，髮絲特徵以微觀的角度來看待髮型，而髮股特徵提供巨觀的方式描繪髮型。
- 本研究以人類視覺為觀點進行研究，成功利用髮絲及髮股特徵，提供有效分類的資訊，較一般紋理特徵對於頭髮分類有較佳的辨識力。
- 實驗結果顯示，使用10-fold交叉驗證評估效能，其最高分類正確率可達**92%**，這表示本研究成果將能有效協助髮型檢索及髮型管理。
- 髮型分類有許多的依據，可以依照長度、捲度、顏色、感覺、結構和外觀等等，未來可加入更多分類依據進行研究探討，進一步讓分類類別更加多元。

參考文獻

- [1] Yaser Yacoob and Larry S. Davis, "Detection and Analysis of Hair," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 28, No. 7, pp. 1164-1169, 2006.
- [2] Min Feng , Zeng Kun and Sang, Nong, "A Classified Method of Human Hair for Hair Sketching," Proceedings of Congress on Image and Signal Processing, Vol. 4, pp. 109-114, 2008.

