

第二章 文獻探討

近年來，人臉偵測的研究方向大致可分為三類[6]：

- **特徵法(Feature-invariant methods)**：此種演算法主要尋找影像中結構性的特徵，此種特徵不會受到姿勢、視點(Viewpoint)、或光線變化而改變，藉此尋找出影像中可能的人臉位置。
- **模版法(Template matching methods)**：此種演算法會先建立數個標準人臉樣本，再以欲測影像中的區塊或子影像與樣本比對其相似度，藉以尋找出正確的人臉位置。
- **外觀法(Appearance-based methods)**：此種演算法利用學習資料(Learning Data)統計上的特性作為分類器的主要特徵，偵測時會將影像中的區塊分類為人臉或非人臉，藉此方法找出正確的人臉位置。

表一為相關研究之分類及各式人臉偵測演算法，下列將對其優缺點進行初步探討。

2.1 特徵法

特徵法為基礎的相關研究中，多數使用邊緣偵測找出人臉中之主要特徵如：眼睛、嘴巴、鼻子或髮線等位置，並以統計式模型辨認臉部是否存在影像中，特

表一：人臉偵測分類與相關方法

分類	方法
特徵法	
— 臉部特徵	將線條群組化[7] [8]
— 材質	人臉空間灰階相依矩陣[9]
— 膚色	多個常態分佈模型[10]
— 多種特徵	整合膚色、大小和形狀[11]
模版法	
— 事先定義人臉模版	形狀樣版、邊緣方向樣版[12]
— 可變形之模版	動態樣版模型[13]
外觀法	
— 臉部特徵根	特徵向量分解和群集化[14]
— 特徵分佈	高斯分佈和多層法[15]
— 類神經網路	卷積式類神經網路[17]
— 支持向量機	尋找兩群資料之間的超平面[18] [19]
— 隱藏式馬可夫模型	內嵌式隱藏馬可夫模型[20]

徵法主要的問題為臉部特徵的線條強度會隨著光源改變，相關研究運用臉部特徵、臉部材質、膚色和多種特徵來克服上述問題，以下將會針對上述方法進行討論。

2.1.1 臉部特徵

Sirohey 提出將背景線條群組化並移除，以找出前景臉部邊緣的方法[7]，其使用 Canny 偵測器計算影像中之邊緣，並移除密度較高的邊緣聚集處後，以橢圓逼近法計算剩餘邊緣之臉部位置，此法僅能偵測畫面中單一人臉，且達到百分之八十的正確率。Leung 等人提出將背景顏色群組化，並使用統計式模型偵測臉部位置的方法[8]，其將臉部搜尋定義為在資料中特定順序的搜尋問題，以雙眼、鼻孔、鼻子及嘴唇的組合描述其詳細臉部資訊，並產生其特徵相對應的向量，如：

平均化、旋轉或改變多重大小法(Multi-scale)。搜尋時將輸入影像與臉部特徵相對應的向量進行計算，因臉部特徵的順序固定，故統計上之相關性較高者為影像中的人臉位置，其實驗使用一百五十張的影像資料庫做測試，正確率為百分之八十六。

2.1.2 臉部材質

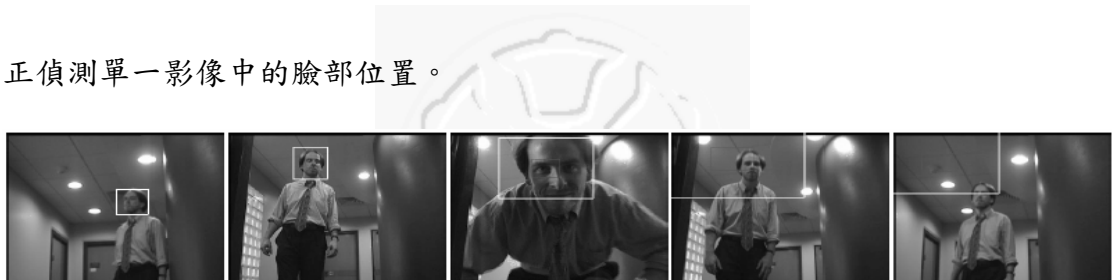
Augsteijn 和 Skufca 利用二階人臉空間灰階相依矩陣(Space Gray-level Dependence Matrix, SGLD)，計算輸入影像中與人臉材質相似之位置[9]，其研究將影像分割為數個 16×16 的子影像，利用串連式類神經網路(Cascade Correlation Neural Network)訓練三種人臉特徵(皮膚、頭髮及其他)，以上述特徵辨認子影像是否為人臉。Dai和 Nakano 提出將 SGLD 應用於人臉偵測之方法[21]，以人臉膚色加強模型的正確性，藉著掃描影像中近似橘色的部分及計算 SGLD，以定位出精確臉部位置，此法相較於 Augsteijn 和 Skufca 的方法為可處理眼鏡及人臉顛倒的情況。

2.1.3 膚色

無論是在人臉偵測或手部追蹤，膚色已被廣泛運用於各種生物測定學之研究上，雖每人的膚色皆不一致，但人與人膚色間差異性僅在強度上[22][23][24][25]。將膚色轉換至色彩空間並找出其分佈即可進行偵測，例如：RGB[23]、正規化後之 RGB(Normalized RGB)、HSV 或 YCbCr 等。偵測膚色最簡單的方法是將膚色定義在 Cr 和 Cb 的區間中[24]，蒐集膚色樣本並分析其像素值後，選出適當的門檻值(Threshold) $[Cr_1, Cr_2], [Cb_1, Cb_2]$ 使其滿足 $Cr_1 \leq Cr \leq Cr_2$ 及 $Cb_1 \leq Cb \leq Cb_2$ ，以達

成膚色偵測目的。另外 HSV 色彩空間也常用於膚色的偵測[25]，大多用於分類背景及前景，其分類方法以高斯分佈計算 HSV 彩色空間上的膚色機率值，而高斯分佈的參數常以最大期望法(Expectation Maximization, EM)估計。

雖膚色偵測於整體光源不佳之情況仍有良好的效果，但在動態光源下，會因為部分過亮或過暗導致膚色偵測效果不佳，因此 McKeena 等人提出色彩適應混合模型(Adaptive Color Mixture Model) [25]，其演算法可動態適應目前光線環境，並追蹤特定色彩的物體，方法為計算物體和非物體色彩的高斯分佈模型，利用貝式定理推估畫面中可能的物體位置。如圖一所示，此法較適用於物體追蹤，無法真正偵測單一影像中的臉部位置。



圖一：McKeena 等人提出以特定物體色彩為基礎之模型，可即時追蹤膚色，但在複雜背景下，錯誤率將相對提昇。

2.1.4 多種特徵

近年來，人臉特徵選取上常利用多種特徵，如：膚色、大小及形狀等。以多種特徵為基礎之研究，先以膚色偵測訂出影像中可能的膚色位置後，以偵測連通成分(Connected Component)或群組化(Clustering)演算法計算影像中的物件位置，最後以橢圓偵測臉部的正確位置。

Sobottka 和 Pitas 提出以臉部形狀及色彩偵測人臉[26]，將輸入影像之色彩轉換至 HSV 空間，並進行色彩切割(Color Segmentation)後，於粗糙影像上(減少原

始影像取樣率)進行連通成分計算，將連通成分以橢圓逼近以偵測人臉位置，藉此方法定位出人臉在影像中的位置。

以膚色或是臉部特徵為基礎的人臉偵測方式，皆以人臉的顏色分佈、形狀、材質或五官中的相對位置當作其不變的特徵，因此特徵法需要假設人臉的結構性，對系統強健性有相當程度的影響。

2.2 模版法

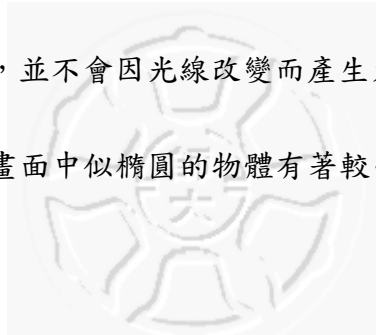
在模版法中，人臉模版的特徵將臉部輪廓或五官形狀預先定義(Predefined Template)之後，比對時僅需計算輸入影像與模版的相關性(Correlation)，但傳統的模版法無法處理人臉的縮放、姿勢、或形狀改變，因此近年來許多研究針對以上問題提出了解決的辦法，如：多重解析度、子樣版(subtemplate)、和可變形樣版(Deformable Template)，以下將對其優缺點逐一探討。

2.2.1 預先定義之樣版

B. Fröba 和 C. Küblbeck 提出以邊緣方向樣版(Edge Orientation Template)進行人臉偵測[12]，其方法先將 2,000 張 27x32 人臉影像對齊後，計算每張人臉的梯度方向和強度圖後，統計人臉中強度大於門檻值的梯度方向，並用 50,000 張非人臉影像，選出 N 張較為重要的人臉樣版，比對時搜尋整張影像的每個視窗，若視窗與人臉樣版的相似度大於預設門檻值，則判定為人臉。

K. Anderson 和 P. W. McOwan 提出以黃金比例(Golden ratio)樣版即時偵測人臉[27]，此方法將 Sihna 提出之比例樣版(Ratio template)[28]進行修正，比例樣版將人臉劃分為數個區域，並定義每個區域間平均強度的比例關係，因此稱為比例樣版，而比例樣版之區域以黃金比例重新計算即為黃金比例樣版，經實驗證實其正確率較比例樣版高，但也產生較高的誤判率。

D. Maio 和 D. Maltoni 提出以臉部梯度樣版即時搜尋人臉之方法[29]，梯度樣版定義人臉五官位置及梯度方向，偵測以一般化霍夫轉換(Generalized Hough Transform)尋找影像中可能之橢圓位置後，以梯度樣版將橢圓進一步過濾，梯度樣版可有效萃取人臉特徵，並不會因光線改變而產生太大差異，但樣版難以設計應付各種人臉姿勢，且對畫面中似橢圓的物體有著較高的誤判率。



2.2.2 可變形樣版

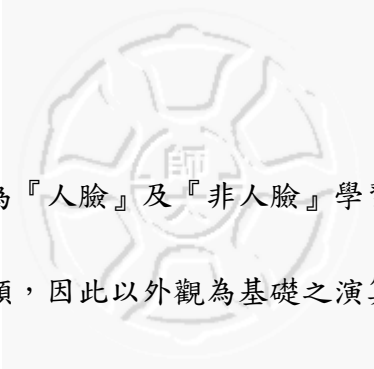
Yuille 等人提出以可變形樣版將臉部特徵參數化[13]，此樣版以能量函數(Energy function)、人臉線條、線條波峰和波谷進行搜尋，使能量函數趨於收斂以偵測人臉位置。Kwon 等人提出以 Snake 演算法進行人臉偵測[30]，將邊緣特徵萃取後，使用橢圓逼近臉部特徵，Snake 演算法以能量函數搜尋特定橢圓和邊緣位置，但 Snake 效率較差，難以運用於即時偵此系統。

Lanitis 等人提出以形狀和臉部色彩進行偵測[31]，其研究將眼睛、鼻子、嘴巴和臉部邊緣以點分佈模型(Point Distribution Model, PDM)定義後，利用動態形狀模型(Active Shape Model, ASM)搜尋人臉邊緣路徑(Path)，PDM 中包含了形狀可

變動的程度，因此相當適合來提供定位以及面部特徵萃取。

預先定義之樣版及可變形樣版，前置步驟皆牽涉邊緣萃取，但在真實的環境中，因光源或背景所造成的雜訊，對於以樣版為基礎的模型有著重大影響，在動態光源變化的環境下，邊緣資訊的正確性將會決定其方法的偵測率以及效率，以 Snake 來說，演算法包含重複找尋邊、點和波峰波谷使能量函數趨於收斂，光源變化將影響到整個系統的執行效率，因此以模版為基礎的方法需穩定光源以進行人臉偵測。

2.3 外觀法



外觀法中，資料被分為『人臉』及『非人臉』學習資料，並以統計式或機器式學習將兩種資料進行分類，因此以外觀為基礎之演算法，偵測結果與學習的資料有著高度相關性。

在外觀法中，資料通常被視為一個高維度向量(Vector)的隨機變數 x (Random Variable)，以貝氏定理將 x 進行分類，若 x 為人臉，則 $p(x|face) > p(x|nonface)$ ， x 向量之維度牽涉估計人臉特徵資料分佈的難易度，向量維度愈高，偵測較為準確但計算相對耗時，反之維度低，計算複雜度低但偵測率較不精確，因此外觀法為主之人臉偵測演算法中，需處理如何以低維度向量保留高維度資料之特徵，以提高偵測正確率並降低誤判率。

以空間的觀點來說，相似的特徵在空間上的距離較為相近，若將人臉和非人

臉之資料以向量表示，將人臉及非人臉資料分類可視為分離超平面(Separating Hyperplane)的問題。在目前人臉偵測之研究領域中，以外觀為基礎的方法大致獲得較佳的效果，下節將會逐一介紹各類演算法。

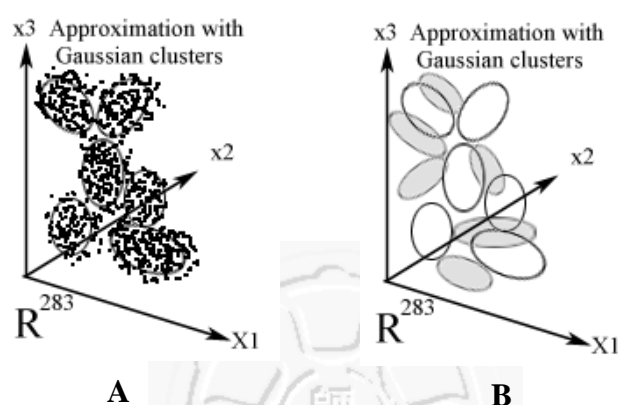
2.3.1 臉部特徵根

在早期的方法中，臉部特徵根(Eigenface)通常用於人臉的偵測及辨識上[14]，Truk 及 Pentland 以主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)將高維度人臉及非人臉資料(影像)降至低維度後，形成一組特徵向量(Eigenvectors)所形成的子空間(Subspace)，並將向量投射(project)到子空間後集群化(Clustering)相近的向量，所形成的集群(Cluster)即是一組相似的人臉特徵，若要判斷輸入影像是否為人臉，則將特徵向量投影到訓練資料所形成的子空間上，計算其與子空間上的距離。人臉偵測即為尋找影像中與子空間距離最短的區塊，但因 PCA 對於雜訊的強健性較低，因此臉部特根為基礎之偵測方法需處理雜訊問題。

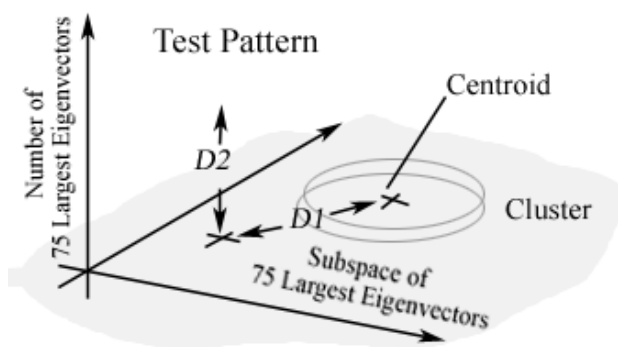
2.3.2 特徵分佈

Sung 及 Poggio 提出以分佈為基礎之人臉偵測演算法[32]，其方法將資料分為人臉以及非人臉的影像集合，正規化至 19×19 像素之後，將每一張影像視為一個 361 維的向量，以 K-means 集群分析法將人臉及非人臉影像各分為六類後(圖二)，計算每個集群高斯分佈之平均值(Mean)以及標準差(Standard deviation)，並將集群中心點投影至前 75 個最大特徵根(Eigenvalue)所對應的向量空間。判斷輸

入影像是否為人臉，判斷方法為計算觀測向量(輸入影像之特徵向量)與每個經過投影後的集群中心點的馬氏距離(Mahalanobis Distance)，並計算觀測向量與 75 維特徵向量所形成的子空間距離(圖三)，將兩種距離放入倒傳遞類神經網路(Back-Propagation Neural Network)中計算其結果，正值較大處所對應的區塊即是可能的臉部位置。



圖二：Sung 和 Poggio 所提出的方法[32]，圖 A 是將臉部資訊轉換成向量並且集群化之後的結果，而圖 B 是將非臉部資訊向量集群化之後的結果，兩圖皆只呈現出前三維資訊。

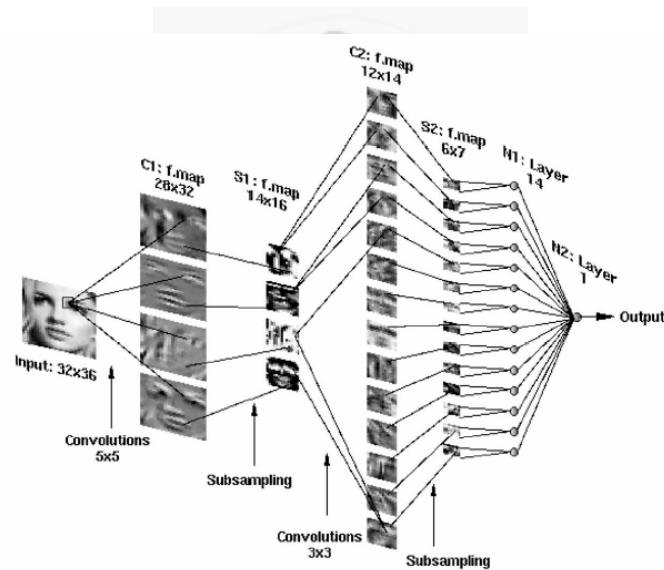


圖三：在 Sung 和 Poggio 所提出的方法中[32]，計算資料向量與集群之間的相關性即是計算 D_1 ：cluster 中心與其測試資料在子空間的距離和 D_2 ：測試資料與子空間的距離。

2.3.3 類神經網路

近年來，類神經網路(Neural Network, NN)已經被廣泛運用在各種圖形識別

(Pattern Recognition)的領域上，如：手寫辨識、物體辨識及自動駕駛系統等。許多的研究嘗試以 NN 訓練人臉及非人臉影像以進行人臉偵測[16]。Garcia 和 Delakis 提出以卷積式類神經網路(Convolutional Neural Network, CNN)應用於人臉偵測[17](圖四)，其方法容許一定程度的位移(Shift)、縮放(Scale)及扭曲(Distortion)，CNN 主要架構包含卷積層及取樣層(Subsampling Layer)，在卷積層中，多種卷積過濾器(Filter)用於尋找影像中特定的資訊，如：邊、點、線段或角落。而在取樣層中，其將周圍的像素值平均達到對位移和縮放的強健性，最後以類神經網路訓練卷積層和取樣層產生的最後資訊，以達到人臉偵測的目的。

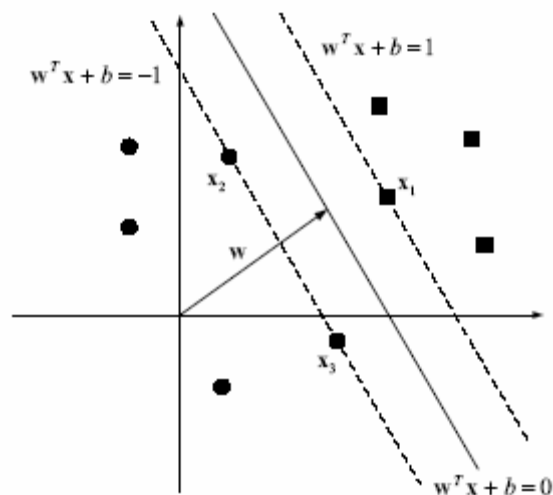


圖四：Christophe Garcia 和 Manolis Delakis 提出以 CNN 應用在人臉偵測上的方法 [17]，如圖所示，CNN 將臉部資訊先以卷積層和取樣層加以萃取之後，再以 MLP-NN 訓練最後產生的資訊。

2.3.4 支持向量機(Support Vector Machine, SVM)

Osuna 等人將 SVM 應用於人臉偵測研究領域上[33]，SVM 將圖形識別問題視為如何在兩類資料間尋找超平面，使分類錯誤率最小(圖五)，其研究以 SVM 將

高達 10,000,000 個 19×19 的測試資料進行分類，錯誤率較 Sung 和 Poggio 提出的系統之錯誤率低且速度約快 30 倍。Jee 等人提出以 SVM 偵測臉部特徵之偵測演算法[19]，其方法先以輸入影像的膚色和邊緣資訊，找出數個可能為眼睛之 20×10 的區塊組後，以 SVM 將此區塊分類為眼睛或非眼睛，再藉著眼睛之間的相對位置和比例萃取出可能為人臉的區塊，將此區塊正規化到大小 32×32 後，以 SVM 將此區塊分類為人臉或非人臉，其方法在其測試資料中達到正確率 99.2% 及 0.8% 的誤判率。

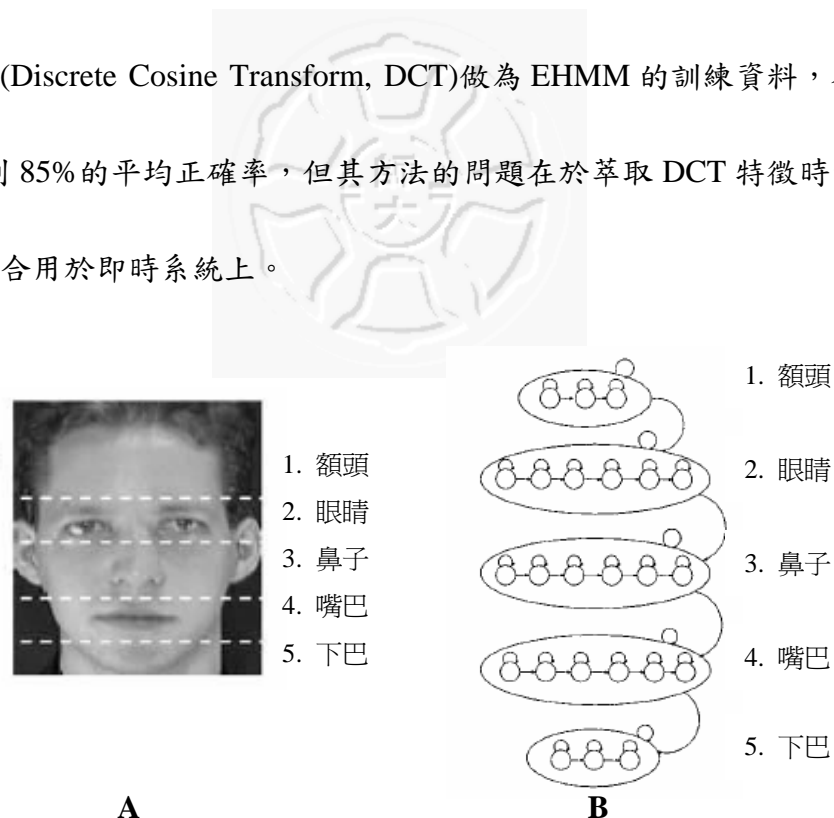


圖五：SVM 為一個兩類(2-class)資料的分類器，其目的是在兩類資料之間找出一個超平面使得分類的錯誤率達到最小，如圖所示，若正方形以及圓形代表兩類不同的資料，則其超平面(實線)所產生的分類錯誤為 x_1, x_2 和 x_3 ，而分類錯誤率最小即是希望錯誤資料與超平面距離為最小。

2.3.5 隱藏式馬可夫模型(Hidden Markov Model, HMM)

HMM 已被廣泛的運用於語音辨識、人臉偵測、人臉辨識、文字辨識及資訊檢索(Information Retrieve)的領域上，HMM 將輸入資訊視為一連串狀態改變(State transition)的隨機程序(Random process)[34]，在 HMM 中，輸入資訊為一串有序的

觀測值(Ordered sequence of observations)，而觀測值則是利用 Viterbi 計算由 HMM 中的狀態所對應的機率密度函數(Probability density function, pdf)，因每個觀測值在計算時所對應的狀態不一定，所以其改變的狀態為隱藏的。Nefian 及 Hayes 在提出以內嵌氏隱藏馬可夫模型(Embedded HMM, EHMM)進行人臉偵測[20]，EHMM 將傳統 HMM 擴展至一個狀態可由數個子狀態所組成，又稱為主狀態(superstate)，而其研究將過去 HMM 僅可以處理一維資訊的問題擴展至可以處理兩維空間資訊，在掃描觀測值時，先將臉部切成額頭、眼睛、鼻子、嘴巴及下巴的水平區間，再由每個水平區間切成數個垂直區塊(圖六)，並將每個區塊進行離散餘弦轉換(Discrete Cosine Transform, DCT)做為 EHMM 的訓練資料，在實驗時 EHMM 得到 85% 的平均正確率，但其方法的問題在於萃取 DCT 特徵時的效率不佳，故不適合用於即時系統上。



圖六：Nefian and Monson[20]提出以 EHMM 偵測人臉的示意圖，如圖 A 所示，其將 EHMM 中主狀態定義為不同的水平人臉區間，而主狀態中的子狀態則是區間中的垂直區塊，圖 B 的大橢圓形表示 EHMM 中的主狀態，而其中小圓形表示每個主狀態中的子狀態，而其中連接的線條則表示狀態之間的改變關係。

2.4 問題討論

人臉偵測過去的文獻可分為特徵法、模版法及外觀法，此三種方法分別針對臉部不同的特性而使用相對應的特徵，特徵法主要採用眼睛及嘴巴等特徵建立其相對應的模型，而特徵類型可以是線條、材質、強度及膚色，或組合上述多種特徵合併進行辨識，因此以特徵法建立臉部特徵模型的雜訊問題，比模版法和外觀法更加複雜，因雜訊會隨著臉部多重特徵萃取而上升，以光源變化來說，不同的光源位置會在臉部造成線條、強度及膚色在不同的臉部特徵有著不同的雜訊影響，所以利用特徵為基礎的研究方法較為簡單，但偵測率也相對受到限制，因此將臉部視為整體特徵進行偵測的方法，如：模版法及外觀法，在人臉偵測研究領域上效果也相當顯著。

以模版法來說，將特定物體偵測領域之研究方法以人臉偵測應用，大部分研究皆須建立人臉模版，表現較為突出的方法有 ASM 及 Snake，兩者皆利用臉部線條資訊，而 Snake 更利用梯度(Gradient)資訊使其能量函數趨於收斂進而逼近人臉位置，但因其方法直接依賴線條以及梯度資訊，所以光源變化或背景線條所造成的雜訊問題將直接影響到模版法偵測率以及執行效率。

外觀法不僅將臉部視為整體特徵，更收集各種情況下的人臉及非人臉訓練資料，例如：旋轉、變形、轉動及光源變化等人臉，建立統計式模型找出訓練資料中較為重要的特徵，以克服各種真實環境下的狀況，不過外觀為基礎的方法其困難在於兩點：

- 外觀法中，因將人臉視為整體特徵，找出一個不會因為旋轉、變形、轉動或光源變化等外在因素而改變的方法，比特徵法更加困難，因為人臉的整體情況較單一臉部特徵(眼睛、鼻子及嘴巴等)更為複雜。
- 無論是以何種分類器，皆須先蒐集人臉以及非人臉樣本作為訓練資料，並希望訓練資料能夠盡量逼近真實資料，但非人臉樣本資料量相當大，所以有效率的蒐集非人臉樣本非常困難。

由此由上述兩點可知，以外觀為基礎的人臉偵測演算法相當難以設計。

外觀法為主的人臉偵測演算法中，大致可以分為兩部分：特徵萃取及選擇分類器。特徵萃取中，目的為尋找輸入影像中臉部的特徵資訊，且此資訊需具有下列特點，(1)對於不同的影像狀況及環境需有一定的強健性，以增加系統的偵測率。(2)對於非臉部的影像具備足夠的差異性，以降低誤判率。(3)特徵萃取需具備降低資料量、減低雜訊及運算速度快的特性。分類器的選擇上，一個好的分類器應要能有效地將特徵萃取之資料分類，並針對不同特徵選萃取法有著不同的分類效果。

在外觀法中，人臉特徵萃取利用影像灰階差異性、膚色、邊緣或 DCT 轉換進行，但近年來較常利用的特徵為邊緣資訊，因為邊緣具有下列特性：

- 較不受光線因素干擾：無論是光源位置或是整體明亮度，邊緣特性在區域內仍可以突顯出來(Local maxima)，所以很適合用於光源變化的環境中。

- 減少資料量：以數值分析的角度來看，資料中較為重要的部分在於高頻處，而邊緣在影像中的意義即是影像的高頻處，所以經過萃取後的邊緣影像(edge map)只會保留原始影像中有意義的部分，進而能夠減少資料量。
- 空間差異性較大：臉部的邊緣特徵與其它物體邊緣特徵差異性較大，因為邊緣為空間上資料較重要的地方，而不同的物體會有不同的邊緣特徵，所以較為適合用線條資訊來偵測人臉。

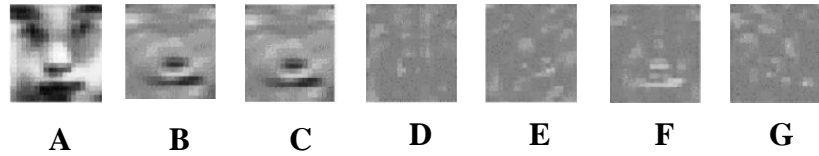
邊緣資訊具有較強的空間資訊，利用此類資訊進行分類和偵測，對於光線、膚色及整體明暗度具有較佳的強健性，但當人臉有位移、或表情變化等影響邊緣位置的情況發生時，系統偵測率及誤判率將受到影響，因此增加空間資訊強健性方面，常使用多層解析度(Multi-resolution layers)法解決此類問題，多層解析度法逐次將影像等比例縮小，並對每層進行偵測和定位，在縮小的過程中，邊緣周圍資訊逐次累加並平均，以縮小因為邊緣位置所造成的誤差。

由上述可知使用邊緣偵測以及多層解析度法進行人臉偵測，對於光線環境以及人臉位置的變化有一定的強健性，但仍無法有效地處理臉部傾斜、轉頭及不同臉部輪廓的問題，因為上述因素會造成臉部邊緣在空間上的改變，因此 2003 年 Huang 等人提出以強度、邊緣強度(Magnitude)及梯度方向進行人臉特徵萃取的方法[35]，將 20×20 大小的視窗(Window)以多層解析度法逐一掃瞄，掃瞄時將強度資訊(圖七 A)、水平梯度圖(圖七 B)、垂直梯度圖(圖七 C)、邊緣強度圖及將邊緣

強度圖以對應的梯度分解後所產生的 f_1 、 f_2 、 f_3 和 f_4 (圖七 D、E、F 和 G)，以 PCA 將特徵資料降低至同一維度之後，利用多項式類神經網路(Polynomial Neural Network, PNN)訓練上述資料，逐層計算出視窗所對應區塊影像與臉部的相似度(Likelihood)，最後將每層所找到的臉部區塊縮放至原始影像大小，並移除影像中臉部有重疊的區塊，其實驗結果有 90% 的平均正確率。

此方法中值得注意的是梯度圖(Gradient Map)被運用於特徵萃取上，梯度圖在空間上的意義為強度改變的方向，其可有效克服傾斜、轉頭及臉部輪廓之情形，且梯度圖是基於邊緣偵測的方法，同時解決光線、膚色及整體明暗度等問題，而 PNN 結合多種特徵資訊的方法可有效提升系統偵測率，因此 Huang 等人所提出的方法可以有效處理人臉偵測時的各種狀況，但仍存在下列問題：

- 尚未充分利用梯度資訊： f_1 、 f_2 、 f_3 和 f_4 實際上僅使用了 180 度作為區分人臉及其它分人臉的特徵資訊。
- 強度資訊變化太大：在不穩定光源的情況下，臉部光源變化會導致強度資訊十分不穩定，造成系統的誤判率增加。
- 計算效率低落：以 PCA 將特徵資料降階的方法需要大量的矩陣運算，如：將一個 368 維矩陣降至 100 維，需要 36800 次乘法運算，相當耗費時間。



圖七：圖 A 為影像強度圖 f ，圖 B 是 f 的水平梯度圖，圖 C 為 f 的垂直梯度圖，圖 D 是 f 的 $0^\circ\sim 45^\circ$ 和 $180^\circ\sim 225^\circ$ 的邊緣強度圖 f_1 ，圖 E 為 $45^\circ\sim 90^\circ$ 和 $225^\circ\sim 270^\circ$ 的邊緣強度圖 f_2 ，圖 F 為 $90^\circ\sim 135^\circ$ 和 $270^\circ\sim 315^\circ$ 的邊緣強度圖 f_3 ，而圖 G 為 $135^\circ\sim 180^\circ$ 和 $315^\circ\sim 360^\circ$ 的邊緣強度圖 f_4 。

因此，本研究希望有效的利用梯度資訊作為人臉偵測的主要特徵，並使用梯度在空間上的相關性以判斷人臉在影像中位置，同時在計算速度上，希望能夠達到即時處理並維持錯誤率在可容許的範圍內。

