

以主動外觀模型實現駕駛者人臉追蹤

翁銘聰、陳加增、高祥鈞
財團法人車輛研究測試中心 研發處

摘要

在車輛安全領域中，人、車、路是構成安全防護的三要素，其中以駕駛者監控技術，為能及早發現駕駛者的疲勞狀態，以提出警示系統告知駕駛者，已成為各先進車廠競相發展的技術。在本研究中，導入了具備人臉特徵統計資料的人臉特徵點模型，藉由其分析所用人臉樣板影像之特徵點座標資料，所得之廣義性特徵點分佈模型，結合人臉影像梯度資訊，進行第一次人臉特徵點套合後，即以 Lucas-Kanade 影像追蹤演算法對連續輸入的影像，進行特徵點的比對與追蹤。經實車測試結果發現，不論是彩色或灰階的駕駛人影像資料，且在不同頭擺角度或眼睛開闔狀態下，皆能準確逼近正確人臉特徵點部位。未來將進一步利用此一方法優點，建構少量且具代表性的人臉特徵點模型，以結合主動外觀模型(Active Shape Model, ASM)準確的人臉特徵比對與追蹤能力，建構駕駛者疲勞或酒醉程度之偵測技術。

關鍵詞：光流法，人臉追蹤，主動外觀模組

1. 前言

隨著生活品質的提升與車輛科技的快速發展，近年來，車輛安全越來越受到社會大眾所重視，且世界各國對交通安全法規之要求亦日趨嚴格，因此全球車輛產業無不積極投入安全技術與安全系統之研發，以確保駕駛者與用路人的安全。

在車輛安全議題中，根據經濟部技術處資料指出：90%以上的交通事故肇因於人為疏失，其中尤以駕駛人因疲勞、酒駕所造成的危險駕駛為主要因素，故在駕駛者狀態偵測技術上，應找出有效且不干擾駕駛者行車習慣的偵測技術，以避免類似的危險駕駛行為發生。目前常被用來監控駕駛者狀態的技術包括：駕駛生理訊號分析、車輛操控訊號分析與人臉影像分析等。

在駕駛生理訊號分析中，係應用如：酒精濃度、血壓、心跳等生理訊號[1][2]，發展特定的辨識模型，以判別駕駛人精神與生理狀態；車輛操控訊號分析部份，係透過蒐集側/縱向加速度、行車速度、油門踏板和煞車踏板位置等資訊，以建構特定駕駛人之駕駛模型，並搭配對應的辨識機制，以辨別該駕駛人所處之駕駛狀態。人臉影像分析，係根據電腦視覺(Computer Vision)的方法，發展相對應的演算法，觀察駕駛人的臉部表情特徵，以進行駕駛者狀態之判別工作。

綜合上述三種技術特性，以人臉影像分析技術之

發展，所具備之非接觸訊號擷取且直接特徵分析之技術特性，具備最佳實用性潛質。在目前研究成果中，由美國 Attention Technology 公司與 Robotics Institute, Carnegie Mellon University 所合作開發的 DD850/CoPilot[3][4]，是針對疲勞警示功能所開發的一套 DSP-Based 的駕駛疲勞偵測/警示系統；其所採取的影像技術，是利用亮/暗瞳效應[5] (類似於照相時的紅眼效果)，來抓取眼睛的位置；再透過對 PERCLOS 的分析，來判斷駕駛者是否有疲勞的狀況發生。

澳洲 Seeing Machines 所開發的 FaceLAB/DSS-R，是一採用微軟 Windows/Embedded Windows XP 平台，所建構用以進行研究分析用的駕駛疲勞偵測/分析系統。在影像技術方面，此系統採用一穩定(非閃爍)式的 IR LED 光源，均勻照亮臉部與畫面環境的區域，再 3D 人臉樣板演算法流程，找出臉部特徵點的位置。

本研究為能滿足駕駛者狀態監測之需求，並解決因外在光環境變化所造成的影像變異以及臉部擺動之影響，導入具備 3D 人臉模型的主動外觀模型方法[6]，進行駕駛者人臉辨識與追蹤，以作為未來建立駕駛者狀態辨識之功能。

2. ASM 方法介紹

在人臉影像辨識中，主要依賴生物多樣性的變異情形，進行個人化特徵辨識萃取及比對之動作，達到身份辨識之目的。在主動外觀模組方法(ASM)中，與身份辨識之目的不同，此方法希望能用一具備所有人臉影像特性的人臉樣板資料，達到追蹤每一個影像中人臉特徵點位置的目的。

在 ASM 的方法中，第一個步驟即以不同人臉影像，進行人臉影像的特徵點位置描述；再將這些不同影像所得的特徵點空間座標資訊，以統計的方式，包括了特徵特空間座標正規化(Procrustes analysis)和主成份分析(Principle component analysis, PCA)，以獲得一組具備足以代表各種人臉特性的特徵點分佈模型(Points distribution model, PDM)；有了此一模型後，可套入存在人臉的影像中，因原進行訓練的特徵點座標是以人臉影像的邊緣進行標定，故藉由人臉邊緣影像資料，可將原套入人臉影像中的特徵點座標，進行位置量的估算，經過幾個回合的迭代後，即可將此一特徵點套合至新輸入的人臉影像中。有了第一張套合特徵點後的影像資料，即可輸入一連續動態的影像，在此一連續動態影像中，因每個特徵點的位移量不會太大，故可利用 Lucas-Kanade 計算 PDM 的位移量，

求出人臉影像之動態位置變化情形。以下即針對各個步驟進行 ASM 實作說明。

2.1 特徵點描繪與萃取

在 ASM 的第一個步驟中，需先建立人臉中的 68 個特徵點資料，為能方便使用者點選並記錄其座標，以 OpenCV 軟體開發環境自行撰寫的特徵點標記程式，供使用者以手動方式進行特徵點選取，以圖 2.1 之影像組資料為例，在選擇所欲標示 68 個特徵點之不同影像後（圖 2.1a），再以滑鼠點選影像中不同臉部表情的特徵點座標，即可獲得圖 2.1b 中的結果，此一特徵點組將作為未來人臉特徵點之樣板資料。

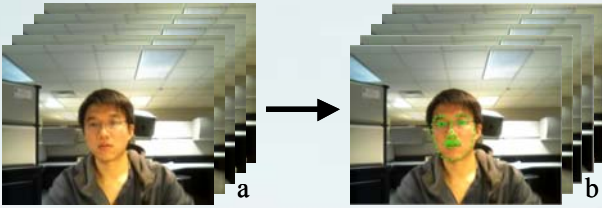


圖 1 人臉特徵點標示，a 為特徵點選取結果，b 為特定節點連接形成的網格結果

藉由特徵點標記程式以手動方式標示後的特徵點資訊，即可儲存為二維資料型的特徵點座標資料。

2.2 特徵點座標正規化

為能將不同時間點所擷取到的人臉影像特徵點座標資料，轉換成一組具有代表性的特徵點空間座標，以解釋頭部擺動、俯仰、逼近或遠離的人臉變形後，在建立廣義性特徵點座標模型前，需將此特徵點空間座標資料進行正規化（Procrustes analysis）。

以圖 2 結果為例，紅色樣板點為隨機產生之空間座標點，藍色菱形方塊點為為紅色樣板點經過 60° 旋轉、縮小範圍 0.5 倍、位移 2 後且加入值域在 $-0.05 \sim 0.05$ 隨機誤差的結果，此一特徵點座標經過 Procrustes analysis 正規化轉換化，即可獲得藍色星形的特徵點位置的分佈結果。由此結果表示，Procrustes analysis 確實可以利用一組選定的特徵點空間資訊為標準，將其它類似且不同結果的特徵點空間資訊，轉換至相同方位與值域的空間上。

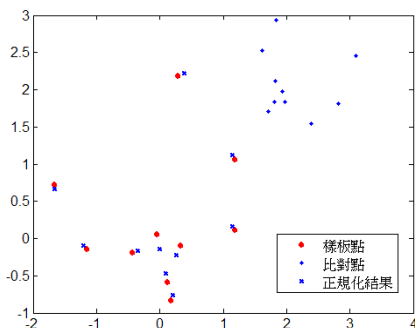


圖 2 特徵點正規化結果

在人臉的影像中，由圖 2b 所得的特徵點座標資料，經繪製在同一影像中，如圖 3 右上圖的結果，因

人臉資料具有不同擺動的因子，故其分佈雖然零散但仍可具備一定規則性。經選擇其中一張人臉影像之特徵點座標為基準，將其它影像進行正規化後，描繪於同一平面空間之結果如圖 3 右下圖，選用之人臉影像特徵點已可轉換至近似的座標位置上，此一結果，經過平均運算後，即可得一平均後的人臉特徵點分佈，如圖 3 左下圖所示。

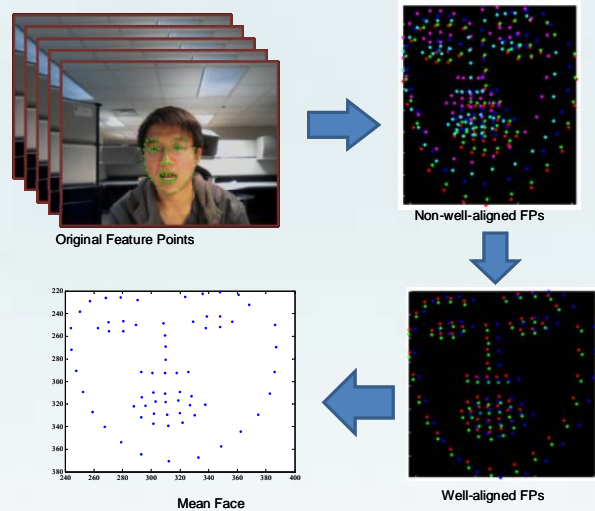


圖 3 人臉特徵點正規化結果

2.3 特徵點分佈之主成份分析

以圖 4 為例，若在一實驗量測中，共 20 個樣本，且每個樣本量測了兩種參數，其資料分佈結果繪出後，分佈圖為圖 4 所示時，可以發現這在這兩個參數中，可以形成一個主要變異的特徵向量，如紅色線所示，而所有樣本資料投影至該軸上時，可得最大分佈特性，即變異量最大，此時即為第一主成份軸；垂直於此軸之另一特徵向量，若亦將所有樣本資料投影至該軸上時，則相對獲得較小變異量，此時，因原本只有兩個變數資料，故最多只有第二主成份軸。

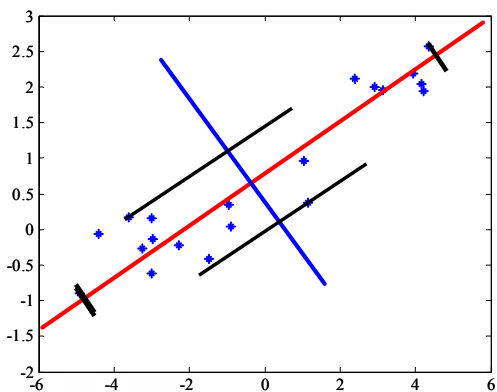


圖 4 主成份分析示意圖

為能求出 15 張人臉影像之特徵點主要變異情形，將所選用之 15 張影像之正規化後特徵點座標，轉換成 136×15 的矩陣，以進行主成份分析。在這些影像特徵點資料中，可視為 15 個獨立變數，進行主成份分析後，其主要成份特徵值結果如圖 5 所示，其特徵值隨著編號

增加而減少。換言之，選用三個主成份進行廣義特徵點定義後，已可解釋在這 15 張影像中，99% 以上變異情形，即為分析後的人臉模型之特徵點分佈模組。

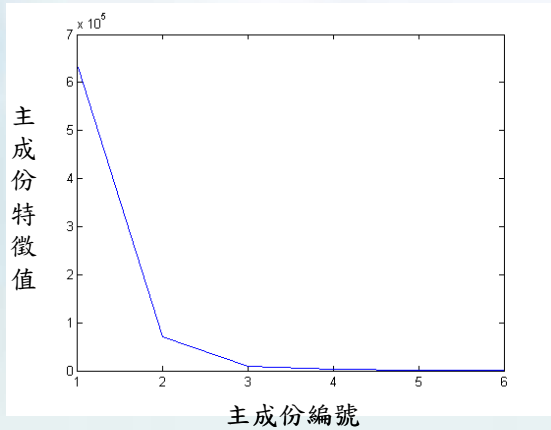


圖 5 人臉影像特徵點主成份分析結果

2.4 Lucas-Kanade 光流法

在光流法的作用中，其主要目的即希望從一張待處理的影像，追蹤上個時間點所選擇影像目標之空間位置，以一張 template 影像 ($T(w(z;0))$ ，假定稱為第一張影像) 與一張待處理的影像 ($T(w(z;\Delta P))$ ，假定稱作第二張影像) 為例，針對第一張影像選定區域，分析出對應至第二張影像之位移量 ΔP ，此 ΔP 的輸出結果，即為一 transformation matrix，針對該影像區塊進行左右位移或是放大縮小的依據。據所得的 ΔP ，就可以知道如何將這張新輸入的人臉影像 (第二張影像) 對應回原始的樣板影像 (第一張影像)。有了這個 ΔP ，再輸入之前建立的人臉幾何模型以及人臉影像模型，就可以進一步推估/更新目前的樣板影像；ASM 之所以具有強健性，就是出自於此。

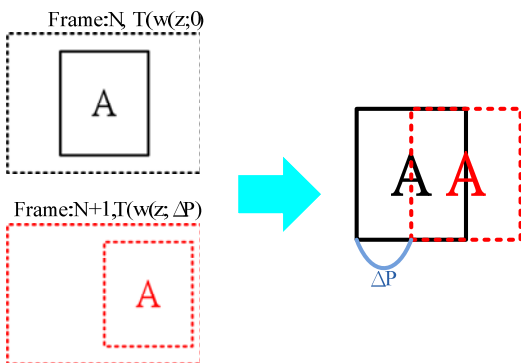


圖 5 Lucas-Kanade 演算法追蹤示意圖

在影像追蹤過程中，採用了最小誤差逼近的方式，以求出下一階段的像素位移量，此一方法相似於利用牛頓法進行函數求解，故需以函數微分項進行修正位移量之估算。故在 ΔP 求解中 (圖 6)，因影像資料為二維資料型式，因此必需由影像灰度值結果中，進行水平梯度與垂直梯度估算結果，和目標影像與待追蹤影像之誤差估算結果，求出影像區塊在下一階段的位移量。

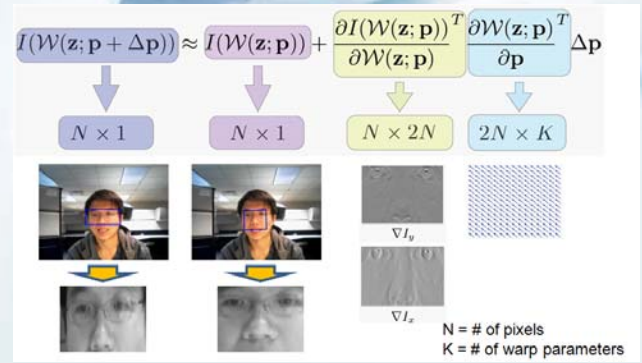


圖 6 Lucas-Kanade 光流法演算示意圖

以圖 7 影像為例，假設圖 7A 為目標影像之結果，圖 7B 為待追蹤之影像初始狀態，可以發現兩者間有某種程度位移量存在。因此，可以藉由估算這兩張原始影像在光強度變化上 (圖 7C 和圖 7D)，垂直方向 (圖 7E 和圖 7F) 與水平方向 (圖 7G 和圖 7H) 之梯度變化結果，對 ΔP 進行求解。

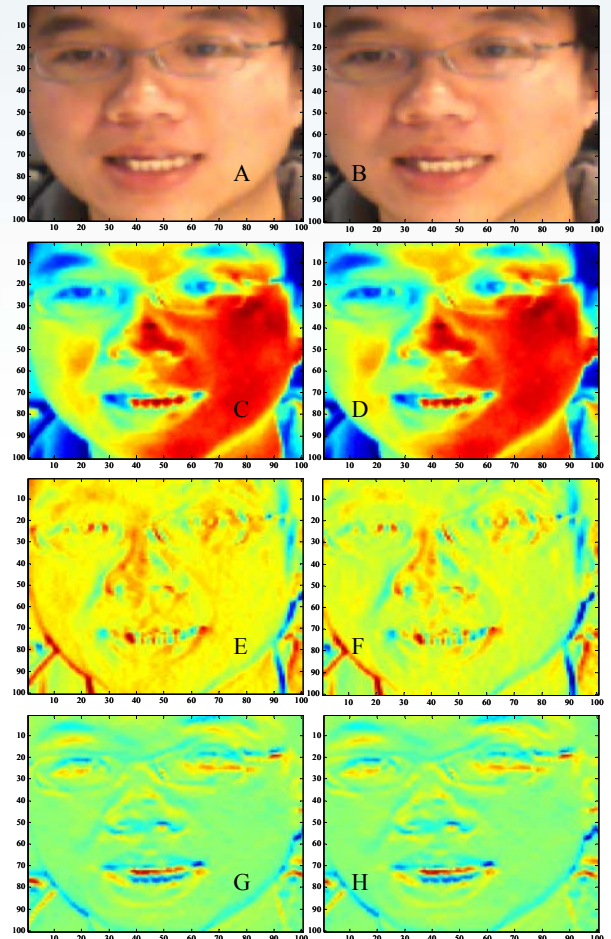


圖 7 光流法估算所需影像資料

3. 駕駛者人臉追蹤結果

3.1 單一影像迭代比對結果

以圖 8 結果為例，紅色點代表待測影像中實際應該逼近的特徵點位置，綠色點代表上一時間點對應至此一待測影像之空間座標結果，由此一結果而言，人

臉影像在這兩個時間點已有部份位移產生，經過 10 次的 LK 光流法追蹤後，特徵點位置由綠色移至黃色點位置上，顯示已可逼近待測影像中的特徵點真實位置。

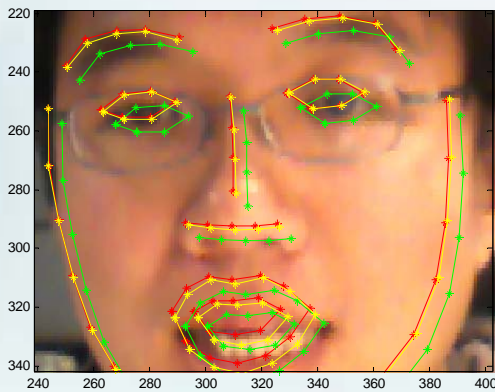


圖 8 單一影像 ASM 之光流法迭代分析結果

3.2 駕駛者人臉追蹤結果

經過單一影像人臉辨識之演算法驗證後，證實試作完成的人臉模型確實可以有效進行特徵點的比對與追蹤。故利用兩組連續的實車影像錄製資料，進行演算法效能測試。

在圖 9A~D 中，為利用灰階攝影機拍攝所得之駕駛者人臉影像動畫，經由 ASM 進行人臉追蹤後之結果。無論駕駛者的臉部是在逼近或遠離攝影機，或是頭擺角度的變化，ASM 皆能準確貼近真實人臉中的特徵點位置。

在圖 9E~H 中，為另一組測試影像，在此一影片中，以彩色攝影機進行駕駛者人臉拍攝，並在車輛後座乘載另一位乘客，試圖干擾 ASM 之人臉模型比對與追蹤。由測試結果發現，因駕駛者的人臉影像資訊明顯較後座乘客清晰，且色彩資訊所產生的邊緣梯度變化亦較為明顯，故後座乘客的人臉影像不會對前方駕駛者人臉追蹤產生干擾。在駕駛者人臉的特徵變化中，眼睛部位的開闔狀態亦不會對比對效果產生干擾。整體而言，在 ASM 的人臉模型與比對追蹤效果中，不論彩色或灰階影像資料，皆能確實達到連續追蹤的效果。



圖 9 ASM 之駕駛者人臉追蹤分析結果

4. 結論

利用影像技術進行人臉特徵比對與追蹤，由過去的簡單邊緣偵測或以人臉膚色進行影像二元化，在車載影像系統之駕駛人人臉辨識偵測應用上，易受到光線的干擾致使辨識效果不佳。本研究導入了以人臉特徵點之統計方法所得的廣義性人臉特徵點模型，搭配 Lucas-Kanade 演算法的特徵點影像資訊比對，可以有效率地對駕駛者臉部特徵點進行影像追蹤。未來將進一步利用此一方法的演算法特性，建立少量且具代表性人臉特徵點模型，進行駕駛者臉部影像追蹤，達到駕駛人之行車狀態偵測，完成疲勞與酒駕之警示效果。

5. 誌謝

本技術承蒙經濟部技術處科專計畫 97-EC-17-A-16-R7-0789 經費協助與 Carnegie-Mellon University, Simon Lucey 等教授提供技術訓練，得以進行相關技術之發展並應用至駕駛者監控領域。

6. 參考文獻

- [1] J. Healey and R. Picard, "SmartCar: Detecting driver stress", *Proc. 15th Int. Conf. Pattern Recognition*, Vol. 4, pp. 218-221, 2000.
- [2] A. Kicher, M. Uddman, and J. Sandin, "Vehicle control and drowsiness", Swedish National Road and

Transport Research Institute, Linköping, Sweden,
Tech. Rep. VTI-922A, 2002.

- [3] Grace et al., "Apparatus and Method of Monitoring a Subject and Providing Feedback Thereto", *United States Patent*, Apr. 2007.
- [4] Grace et al., "Apparatus and Method of Monitoring a Subject's Eye Using Two Different Wavelengths of Light", *United States Patent*, Jul. 2000.
- [5] Chen et al., "Red-Eye Detection Based on Red Region Detection with Eye Confirmation", *United States Patent*, Jan. 2007.
- [6] T.F. Cootes, C.J. Taylor, D. Cooper, and J. Graham, "Active Shape Models-Their Training and Application", *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 61, no. 1, pp. 38-59, Jan. 1995.

