

車輛主動式安全防護之瞌睡偵測與警示

Drowsiness Detection and Warning for Vehicle Active Safety

蔡依陵、丁肇隆、張瑞益*

國立臺灣大學 工程科學系

羅斯福路四段1號

台北市10617大安區

*rayichang@ntu.edu.tw

I-Ling Tsai, Chao-Lung Ting, Ray-I Chang*

Dept. of Engineering Science, National Taiwan University

No. 1, Sec. 4, Roosevelt Road

Taipei, 10617, Taiwan

*rayichang@ntu.edu.tw

摘要

因人員瞌睡所引發之意外事故時有所聞，往往在交通安全上造成很大危害。本論文提出了一個駕駛員瞌睡偵測演算法，只需以一般的攝影與計算元件(如:智慧手機)就能達到快速準確的持續追蹤人員眼部資訊，進而判斷駕駛員是否出現瞌睡或其他可能不正常駕駛的情況，發佈警示，以確保行車安全。整個系統主要分為兩個部分，其中偵測子系統負責在系統一開始時進行基本人臉定位，接著進入追蹤子系統來進行瞌睡警示判別。由於系統一開始時已完成基本定位，追蹤子系統可快速微調偵測驗證及定位眼睛區塊，再偵測瞳孔高度並判別眼睛開闔狀態以偵測瞌睡。系統只有在追蹤失敗一段時間後，才會回到偵測子系統重新進行基本人臉定位，所以正常情況下處理十分快速。而如果人臉偵測數次都失敗，很可能是在不正常駕駛的情況下所引起，系統也會發佈警示。經實驗證明，以目前智慧手機的1GHz CPU及360*240攝影解析度，本系統偵測一張影像約需0.33秒，而追蹤一張影像約需0.07秒，其偵測瞌睡的正确率可達99.32%。由於有偵測子系統所提供的正常眼睛開闔大小做參考，偵測瞌睡的假警報率很低，頗具有實用性。

關鍵詞: 瞌睡偵測、車輛主動式安全防護、臉部偵測、眼睛定位。

Abstract

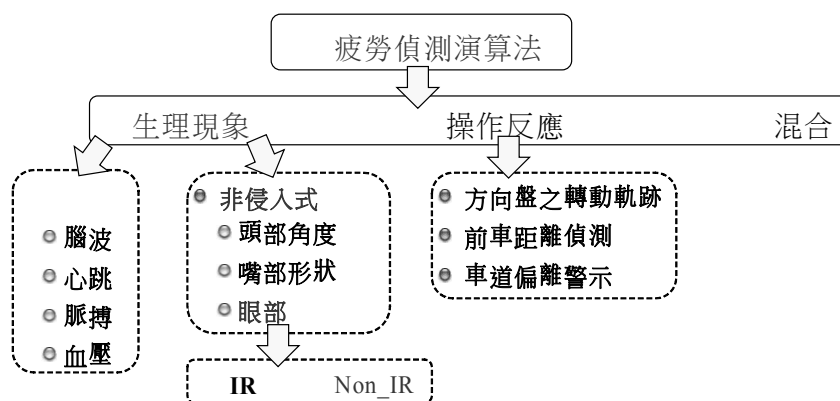
Accidents caused by drowsy driving have occurred frequently, which has become the most serious concern of the government and the society. This paper proposes a non-intrusive drowsy driver detection algorithm which is capable to determine drivers' mental state by analyzing the driver's eyes. When system detects the driver's eyes close for a period of time, the alarm will be triggered to ensure safe driving. The system includes five functions: face detection, eye region detection, eye verification, eye location, and drowsiness justification.

Two modes, detecting model and tracking model, are included during system operation. The detecting mode is used to locate driver's eyes at first time and verify the eyes are in the detected region. Once successful operation of the detecting mode is achieved, the system is switched to the tracking mode. By the continuous movement of eyes, a small region is searched and the eyes can be located quickly in the tracking mode. Therefore, using 1GHz CPU and 360*240 camera of a modern smart phone, the state of driver's eyes can be detected in 0.33 second and tracked in 0.07 second. From our experimental results, the proposed system has 99.32% correctness in drowsiness detection is achieved using the proposed method.

Keywords: Drowsy Detection, Vehicle Active Safety, Face Detection, Eye Location

一、緒論

由行政院[1]與警政署[2]統計資料顯示，交通事故發生比例為全國意外事故第一位，其比例高達55%，而44%的交通事故肇事原因歸於駕駛員之駕駛不當或精神不濟打瞌睡。這已成為政府及社會的最大隱憂。若能設計一套警示系統來做預防，將可避免疲勞駕駛與不正常駕駛之疏忽而造成的交通意外事故，確保交通安全品質。近年來的瞌睡或疲勞偵測方法主要以受測者生理現象及操作反應作為偵測依據。操作反應偵測方法主要基於受測者外在之操作反應，如方向盤轉動之軌跡[3][4]、前車距離偵測及車道偏離警示[5][6][7]，甚至結合腦波分析[8]。如圖一所示，操作反應偵測雖屬於非侵入式方法，但其偵測結果可能受駕駛技術及道路狀況影響，與瞌睡或疲勞有時並沒有對等關係。此外，偵測操作反應通常需要較高成本的特殊設備，其空間及時間複雜度相對也較高。至於生理偵測方法則可分為侵入式及非侵入式兩大類，侵入式偵測需配戴複雜的感測器於受測者身上[9][10][11]，如腦波、脈搏、心跳及血壓之量測[12]，此類的生理數據能精確評估目前受測者之精神狀況，但會干擾受測者的駕駛與生活品質，甚至可能反而容易造成其他意外。



圖一：近年來的瞌睡或疲勞偵測方法分類

非侵入式偵測主要基於影像處理之技術，如眼部偵測[13][14]、頭部角度偵測[15][16]及嘴部形狀偵測[17]等，主要是經由設置之攝影機，擷取其影像作相關疲勞之偵測。當

受測者感覺疲勞時，眼睛為最明顯之生理訊號，此時可透過攝影器材偵測受測者之眼睛變化並判斷是否疲勞，故本研究為了降低系統成本與複雜度，且確保受測者的行車品質，故採用一般攝影機做單一之非侵入式偵測設備。目前商業化的產品多是特殊硬體，以手機這類低計算能力平台來考量的較少，而能以手機平台考量實際應用並達成高正確率，是本論文之突破，系統與演算流程的設計亦以此為創新重點。

本研究之目的即在設計一套非侵入式之瞌睡警示行車安全輔助系統，在完全不妨礙駕駛的情況下做即時監視及精神狀態之判斷。臉部特徵中最能直接反映駕駛員精神狀態的生理訊號為眼睛，故在此希望能藉由一般的攝影與計算元件(如:智慧手機)擷取連續影像，並結合影像處理技術及相關偵測演算法，持續追蹤記錄眼睛的開闔狀況，一旦駕駛員出現闔眼過久的情況時，系統將判定駕駛員可能進入瞌睡狀態，並即時發出瞌睡警示，以維護駕駛安全。整個系統主要分為兩個部分，其中偵測子系統負責在系統一開始時進行基本人臉定位，會進行膚色分割、眼睛區塊偵測驗證及眼睛精確定位等模組，接著進入追蹤子系統來進行瞌睡警示判別。由於已完成基本定位，追蹤子系統可快速微調偵測驗證及定位眼睛區塊，再偵測瞳孔高度並判別眼睛開闔狀態以偵測瞌睡，發佈警示。整個系統當追蹤失敗時，則會回到偵測子系統進行基本人臉定位，如果偵測數次失敗，很可能發生其他不正常駕駛的情況，系統也該發佈提示。經實驗證明，以目前智慧手機的1GHz CPU及360*240攝影解析度，偵測一張影像約需0.33秒，而追蹤一張影像約需0.07秒，其偵測瞌睡的正確率可達99.32%。由於有偵測子系統所提供的正常眼睛開闔大小做參考，偵測瞌睡的假警報率很低，在偵測駕駛員是否瞌睡或其他可能不正常駕駛的情況下，頗具有實用性。

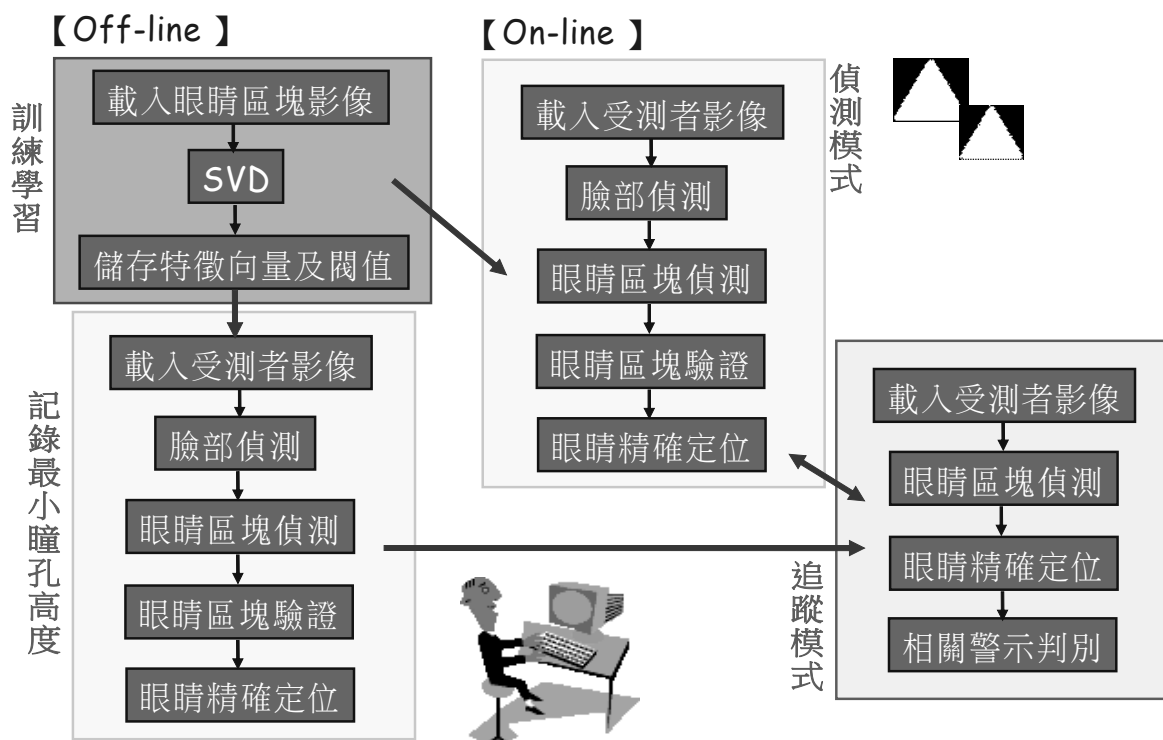
二、相關研究

常見的眼睛定位方法有樣板比對、CHT (Circular Hough Transform)、投影比對等。樣板比對定位為最簡單卻最耗時的方法，需利用事先建立之眼睛樣板來搜尋符合影像的部分[18]。樣板之建立需要詳細考慮大小及樣式，否則很有可能會發生比對錯誤。除了以離線方式建立動態之開眼樣板外[19]，也有少部分採取固定之橢圓樣板[20]。其中動態樣板較固定樣板為彈性，判斷之準確率較高，但受測者需事先花時間建立其樣板。而Hough Transform主要是利用影像中分散的點位置找出特定形狀(如直線或圓)的參數值，因眼睛之瞳孔部分呈現圓形，故採用CHT來做偵測[21][22][23]。但圓形無法確定就是眼睛，仍須其他方法來做進一步之確認，且CHT須轉換每一像素之影像空間且作相關累加計算，其時間及空間複雜度很高。至於投影法定位可以利用臉部影像邊緣偵測之結果作側投影，定義其投影量最高的部份為眼睛的水平位置，或以臉部灰階影像做投影，再利用其投影量決定眼睛的相對位置[19]，或以膚色分割後的結果影像作投影定位(因眼睛的顏色不屬於膚色範圍)[24]。雖然投影定位法受限於背景簡單且單一人臉的情況，且大部分膚色分割後的結果影像並不如預期的完整[25]，但在本應用只要做好影像的前置處理，擷取出眼睛可能的範圍，縮小其投影範圍，應可大幅提升定位的準確率。故本論文採用此方式。

除了論文[25]提出以開眼及閉眼之灰階影像水平投影量之差異來判斷目前眼睛之開闔。另外，也有研究提出以眼睛定位結果的瞳孔面積或高度資訊來判斷眼睛之開闔[26](如圖二，其中眼睛二值化後的黑白像素數量比例即為面積，而高度是先找出眼睛中心點，並以此中心點上下尋找邊界位置)。若系統能清楚界定開眼及闔眼面積及高度之差異，則可簡單且快速地判斷眼睛之開闔，而實際上每個人眼睛之開闔情形與定位情形並非一定，常會造成誤差，故本論文採用偵測子系統先確認其定位結果之準確度，並可以提供的每個人眼睛正常開闔大小做參考，其偵測的正確率高而假警報率低。而目前大部分研究皆以PERCLOS (Percentage of Eyelid Closure Over the Pupil Over)或ACE (Average Eye Closure Speed)，利用影像之開闔資訊，計算單位時間內閉眼之百分比例及單位時間內平均的閉眼與睜眼速度，作為判斷瞌睡的參數[27][28]。本研究將參考以上相關資訊，針對眼睛定位、眼睛開闔狀態判斷及瞌睡判別作改善，提出一套基於影像處理之瞌睡警示系統。



圖二：以高度資訊來判斷眼睛之開闔



圖三：瞌睡警示系統流程圖

三、系統架構

本瞌睡警示系統流程如**錯誤! 找不到參照來源。**。第一個階段為離線的參數整理，主要是訓練一般 SVD (Singular Value Decomposition, 奇異值分解, 詳見附錄)特徵向量及其相關閾值的挑選，以供後續瞌睡之判別。第二階段則為設計線上的瞌睡警示系統，能即時記錄受測者之疲勞狀態，以便後續的警示提醒。此系統又可再分為偵測及追蹤雙子系統。每位受測者皆會由偵測子系統開始運作，直到眼睛定位成功，建立受測者之最小開闔高度，下張輸入影像才會切換至追蹤子系統。在追蹤子系統下其偵測的面積範圍較小且不用做驗證，故可提升系統之執行效率。而當受測者於追蹤子系統下出現頭部轉動過大、頭部歪斜角度過大或是瞬間離開拍攝範圍的情況時，當連續五張影像皆追蹤失敗時，系統將會發出錯誤警示提醒受測者調整其頭部角度或是盡快回到拍攝範圍內，且為了取得後續追蹤之正確眼睛區塊範圍，系統將會切換至偵測子系統來重新作搜尋。

本應用所拍攝為車內影像，雖然相對一般影像單純，但要偵測閉眼與睜眼還是需要先偵測出人臉才行。因為人臉膚色在色彩空間中會群聚於一定的區域範圍中，故目前大部分的研究採用膚色作為偵測人臉之特徵。由於行車監控系統特別要求即時性，故本研究亦採用膚色之特徵來偵測人臉。由紅色(Red)、綠色(Green)及藍色(Blue)所組成的RGB色彩空間容易受到光線變化的影響，其膚色分佈無法集中於某一範圍內，故需轉換影像至其他色彩空間，以利於膚色分割。[29]提出了正規化色彩空間(NCC, Normalized Color Coordinates)，將R及G色版作正規化，可減少光源對於色彩之影響，且膚色分佈也較容易集中於此二維的封閉區間內。其他常用的方法還有廣泛應用於數位視訊中的YCbCr色彩空間(其中Y代表亮度成份，Cb與Cr分別代表藍色與紅色之色度)與色盤中之HSV色彩空間(其中H代表色調，S代表飽和度，V代表色深度)。本研究實測了NCC、YCbCr及HSV膚色分離結果如圖四，發現NCC空間之分割結果較為完整，故本系統以此來建構膚色分割之模組。



圖四: 不同色彩空間之膚色分離結果(左: 原圖, 中左: NCC色彩空間之膚色分離結果, 中右: YCbCr色彩空間之膚色分離結果, 右: HSV色彩空間之膚色分離結果)

其公式如下：

$$S = \begin{cases} 1 & \text{if } (g < Q_{upper}) \& (g > Q_{lower}) \& (w \geq 0.0004) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

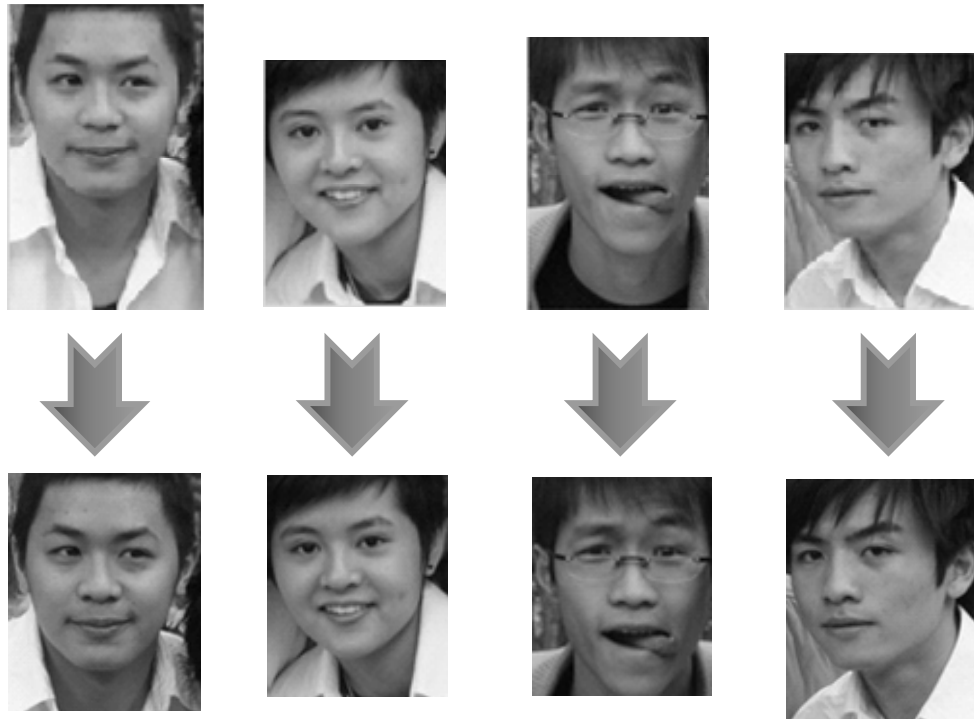
$$Q_{upper} = -1.322r^2 + 1.097r + 0.1212 \quad (2)$$

$$Q_{lower} = -0.8337r^2 + 0.67731r + 0.1503 \quad (3)$$

$$w = (r - 0.33)^2 + (g - 0.33)^2 \quad (4)$$

其中 S 為膚色分割後之二值化影像，膚色像素標記為1，其餘標記為0。 S 以膚色範圍分佈的上邊界(Q_{upper})、膚色範圍分佈的下邊界(Q_{lower})及濾除白點的函式(w)。由此公式即可快速判斷膚色。這部分目前先參考前人研究成果，未來亦可針對此進一步研究。

經由膚色模組分割後的影像仍存在一些雜訊，主要來自於近似膚色的背景及臉部非膚色之特徵。我們使用影像處理型態學膨脹(dilation)及侵蝕(erosion)運算去除這些雜訊。其中膨脹可將臉部範圍內的小洞填補，而侵蝕可以將影像上的多餘雜訊消除。即使經過這些運算後仍無法完全將雜訊去除，但是確實可以達到減少雜訊的效果。接著以連通標記來分析其膚色區塊，若某一標記值的面積過小或其寬高比不符合人臉幾何比例，則被視為雜訊濾除。如此透過面積及高寬比之雙重條件限制，可成功擷取出人臉範圍，如圖五上列。我們將根據影像之寬度來調整其高度，使得其寬高比固定為1:1.2，減少脖子部分造成的影響，如圖五下列。

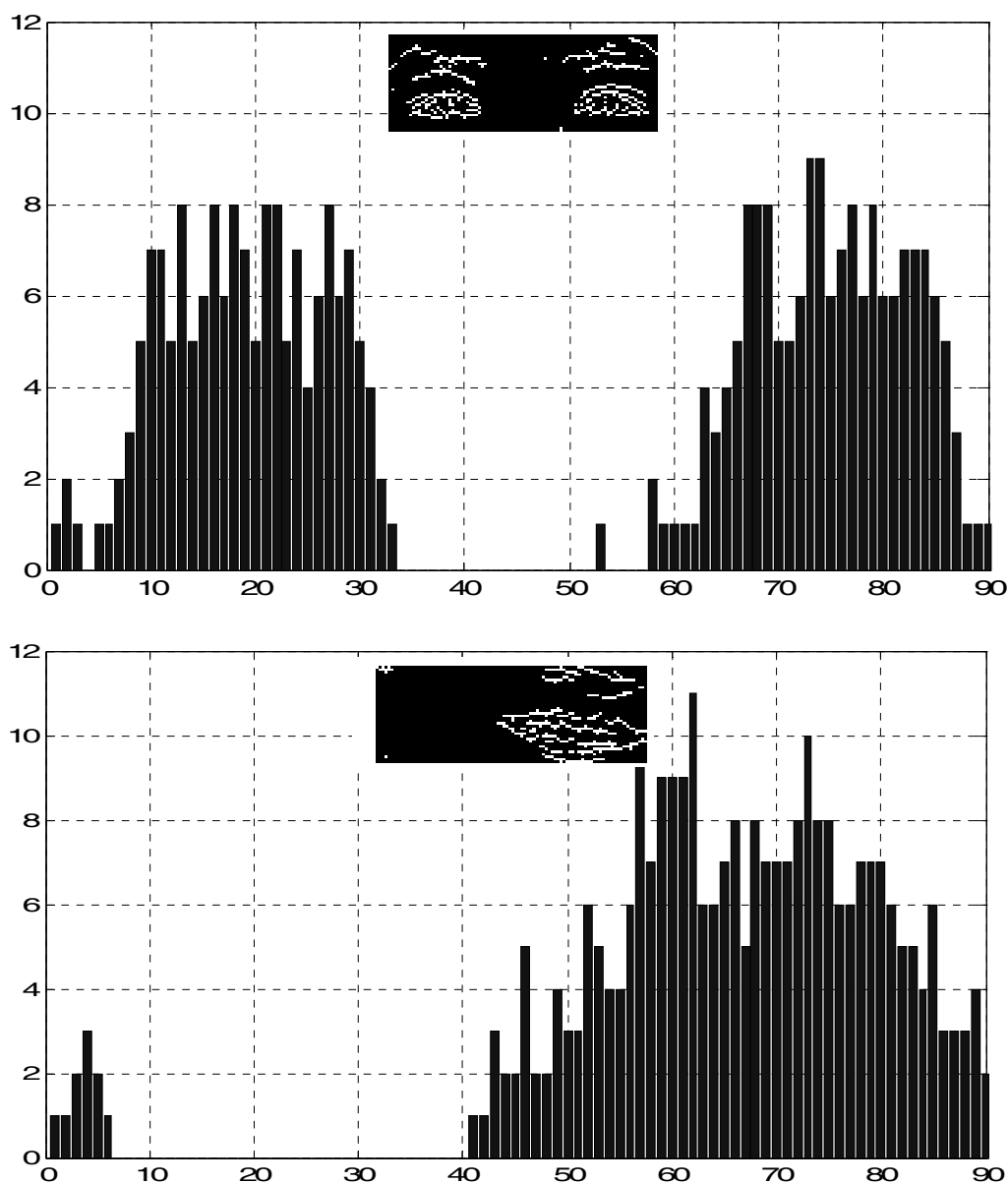


圖五: 人臉範圍高度之調整

本研究輸入影像為360*240，經由實驗統計，膚色切割後的人臉大小皆與150*180相差不遠，故選擇以150*180為正規化後之影像大小。接著將正規化後的彩色影像轉為灰階，以Sobel水平運算子來做邊緣偵測，並利用閥值將灰階度較強的邊緣取出[30]。本論文將以眼睛與眉毛之密集水平邊緣做為搜尋眼睛區塊的特徵。眼睛與眉毛組合的區塊，水平邊緣會較其他部分區塊來的明顯，且其對稱的特性在臉部是十分獨特的，在此將利用這些特徵來制定眼睛區塊搜尋的演算法。若直接以對稱的特性來過濾眼睛區塊，則視

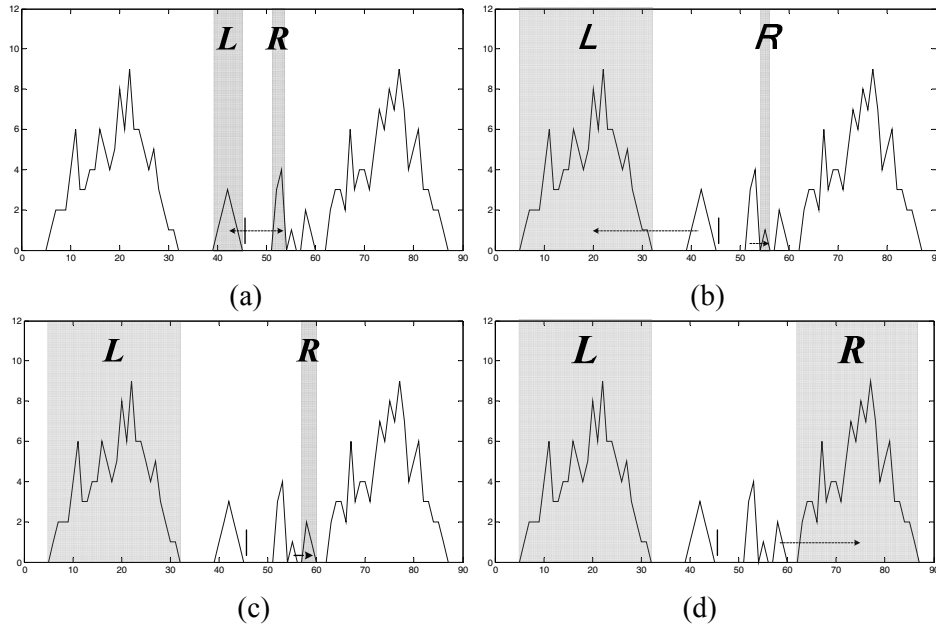
窗搜尋過的每個區塊皆須做判斷，整個搜尋過程勢必會很耗時，若系統先找出邊緣數量較多的區塊，再來驗證其對稱性，則搜尋的時間將可以大幅減低。首先，針對人臉2/3上半部來搜尋水平邊緣數量分佈最多的區塊。系統若只以邊緣數量這個特徵來搜尋眼睛區塊，則會出現許多錯誤的情況。為了找出其他判定規則，將實驗搜尋之眼睛區塊之水平邊緣做垂直投影來比較其差異。

如圖六所示。其中上圖為正確的區塊，而下圖則為偵測錯誤的區塊，由此投影的結果觀察可知，若區塊內包含眼睛則其垂直投影結果具有對稱性。為了驗證偵測區塊內水平邊緣之垂直投影是否具有對稱性，系統會由區塊中間位置往左右分別找出兩個投影區塊L及R(其L及R區塊不能為相同的區塊)，接著再利用事先制定之投影區塊最小寬度及偵測之L及R區塊寬度比值來做篩選。



圖六：眼睛區塊水平邊緣垂直投影的結果

其演算過程如圖七，系統先由中間黑線的位置分別往左右尋找L及R區塊，若L及R區塊無法通過最小寬度(如圖七(a)中紅色區塊所示)則再尋找下一個投影區塊。如圖七(b)圖所示，L區塊已通過最小寬度的限制，而R區塊仍無法通過，故繼續尋找下一個R區塊，直到找出通過最小寬度限制的投影區塊為止(如圖七(d)圖所示)，然後再以L及R投影區塊之寬度比來做對稱的驗證，若不滿足上述的規則，則無法通過對稱規則。



圖七: 眼睛區塊對稱規則之演算過程示意圖

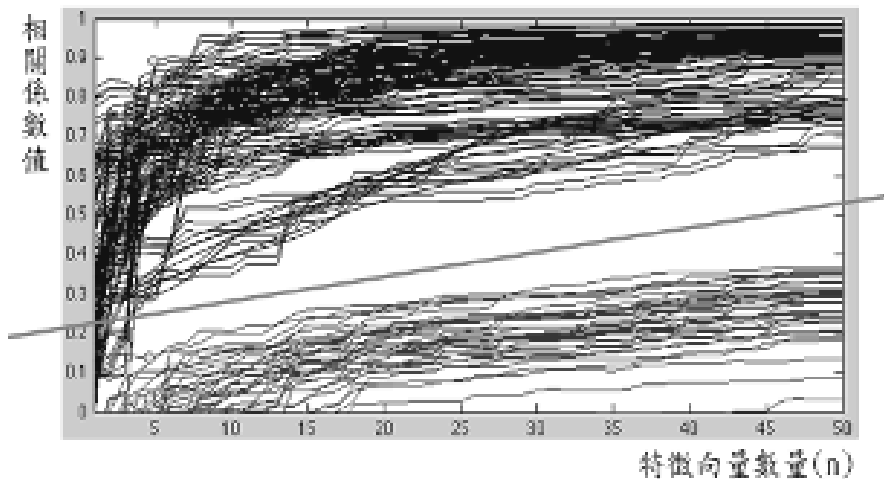
若在偵測子系統中無法保證眼睛區塊是正確地偵測到眼睛，則後續的追蹤將完全沒有意義，且會產生錯誤警報(false alarm)，並大大地降低系統的執行效率。故本論文在偵測子系統中加入驗證機制，避免錯誤區塊(約2.8%)進入後續的偵測。本研究以SVD來做驗證。SVD屬於統計分類的方法，主要是將高維度的訓練資料矩陣透過適當的轉換或投影過程，取得維度較低的特徵空間，這些較小的集合是由互相獨立且能夠代表原集合大部分資訊的特徵向量所組合。故系統可利用輸入資訊與訓練資料特徵向量的關係來做驗證的依據。其相關係數 r 的計算公式如下：

$$r = \frac{\sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})(B_{mn} - \bar{B})}{\sqrt{\sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})^2 \sum_m \sum_n (B_{mn} - \bar{B})^2}} \quad (5)$$

其中 A 矩陣視為輸入之資料(2維影像)， B 矩陣為以SVD特徵向量重建之資料， $\bar{A}$ 為 A 的平均值， $\bar{B}$ 為 B 的平均值。若 A 、 B 為完全相同的影像，其相關係數值則為1。

要比對輸入影像資料與所學習影像資料，可在點陣空間或特徵空間進行。若要在特徵空間進行，則須on-line算出輸入影像的對應特徵值，才能特徵與特徵進行比對，如果改在點陣空間進行，則可以使用off-line算出的特徵重建影像來比對輸入影像即可。本方法雖看似增加了off-line重建影像的計算複雜度，但實用上卻可減少需要去on-line算出特

徵值的計算複雜度，故現有SVD技術以此方式進行。論文中採用之訓練資料共50筆，其中包含10筆正視的眼睛區塊、10筆眼睛左斜的區塊、10筆眼睛右斜的區塊、10筆含瀏海的眼睛區塊及10筆戴眼睛的眼睛區塊，經由SVD分解後可得特徵向量。接著，利用特徵向量來重建特徵影像。



圖八：測試資料使用不同特徵向量數量時之相關係數值

圖八為測試資料統計分佈結果，橫軸為重建影像使用之特徵向量個數(已根據特徵值由大排至小)，數字 n 代表取前 n 個特徵向量來重建影像， n 取的較大，重建出來的資訊會越詳細，但使用越多特徵向量重建影像則需花越多運算時間。圖中藍線的部分為正確眼睛區塊的結果，紅線的部分為非眼睛區塊的結果。圖中綠色的線條可將眼睛區塊與非眼睛區塊之結果一分為二，故系統可依據此來決定使用特徵向量之個數及相關係數之閾值。從結果可知 $n=5$ 即可正確分辨正確及不正確的區塊。故本研究將使用前5個特徵向量來做重建，其閾值制定為0.2。

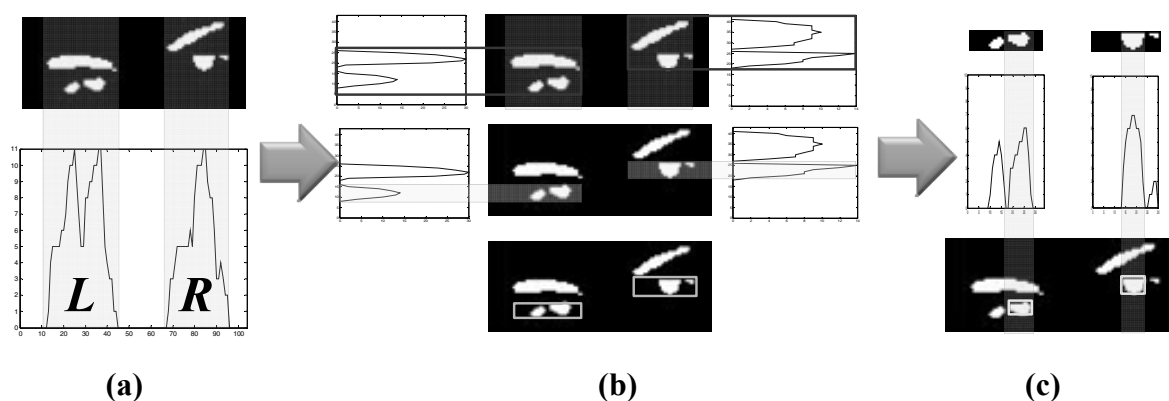
眼睛區塊偵測可分為偵測及追蹤兩種子系統。這兩個子系統最主要的差異在於搜尋的範圍，偵測子系統為第一次搜尋，會先針對整張影像作人臉膚色區塊搜尋，接著以搜尋出的人臉區塊之上2/3部分做眼睛區塊之偵測。而追蹤子系統則是以前張影像偵測之眼睛區塊周圍做後續的區塊偵測，在連續影像記錄下，人臉位置在連續兩張影像上不會有太大之差異，故一旦偵測子系統搜尋到眼睛區塊，在下張影像即進入追蹤子系統，即僅在前張影像偵測之眼睛區塊附近搜尋，故可降低很多偵測時間。若在追蹤子系統下眼睛區塊偵測失敗或是定位失敗，即定義為追蹤失敗，此時會重新進入偵測子系統。



圖九：濾除眼睛區塊之雜訊

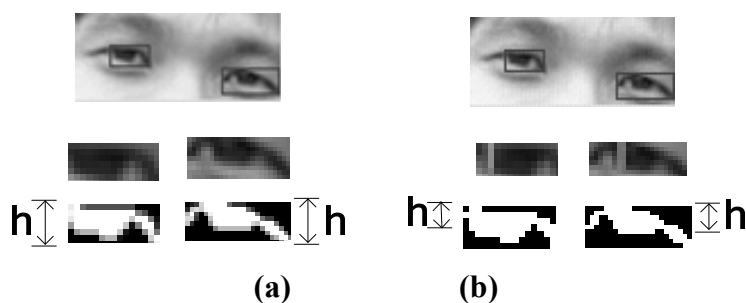
篩選出眼睛可能所在之位置後，根據眼睛區塊之灰階統計結果得知，瞳孔部份之灰階值分佈均在最低5%灰階值內，故決定取5%之總像素所在位置之灰階值作為閾值，再濾除眼睛區塊內非眼睛及眉毛之雜訊。如圖九中上列影像中橘框的部分，其中比較需要額外處理的是瀏海。因為瀏海通常不會是小面積，然而若此眼睛區塊內包含瀏海雜訊，其瀏海的部分勢必會經由眼睛區塊的上邊界往下延伸下來，系統可利用此特性來制定雜訊濾除之演算法，檢查眼睛區塊內每一行的第一個像素是否為白，若為白，則移除白點所在的連通區塊，否則不做任何處理。圖九中下列影像即為眼睛區塊經由雜訊濾除後之結果，經由此方式區塊內原本瀏海所在的部分皆被濾除，剩下的只有眼睛及眉毛。

關於眼睛的瞳孔定位，研究針對二值化後的眼睛區塊做垂直投影，並參考之前的方法來搜尋L及R區塊，如圖(a)中藍色區塊，其中L及R分別代表左眼及右眼的位置。接著系統將分別針對L及R所在的區塊做水平投影，其中眼睛區塊中紅框部分則為L及R所在的位置，然後系統透過制定的眼睛水平投影最小高度閾值，由下往上取出通過最小高度之投影區塊。如圖(b)，黃色區塊為通過最小高度最下方的投影連通區塊，系統可由垂直及水平投影獲得雙眼的座標。



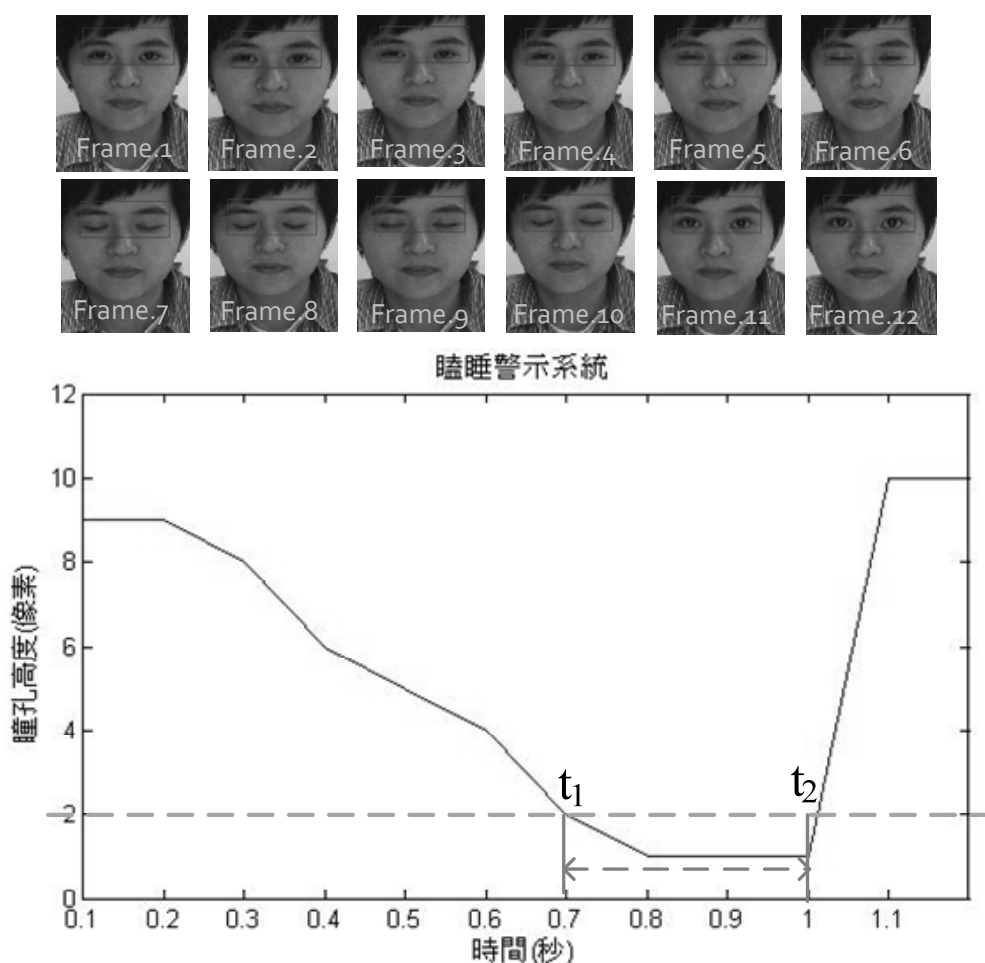
圖十：瞳孔定位流程

由於綠框所在位置區塊內眉毛的寬度比眼睛寬度寬，將會影響眼睛瞳孔定位的結果，同時也可能造成後續開闔高度之誤判；這是傳統方法常會發生錯誤的地方。本系統改良了傳統的方法，以單次垂直及水平投影的結果再做一次垂直投影，並取其投影寬度最大之區塊。其定位結果如圖(c)中黃框所示，其中結果已不受眉毛寬度所影響。



圖十一：眼睛開闔高度偵測結果

根據眼睛瞳孔定位之結果，系統可地檢測出其開闔高度，依其開闔高度作為判斷眼睛狀態之依據。圖十一(a)為直接採用眼睛定位區塊之高度作為開闔高度的結果，顯然存在些許誤差。本系統改良了傳統的方法，將循序搜尋定位區塊之二值化累加值，找出最多白色像素所在之行向量，以此為開闔之高度，如圖十一(b)。其中綠線的部分為偵測之開闔高度，其偵測結果顯然較為精確。透過開闔高度的偵測結果，系統可推算眼睛的開闔程度，制定最小開闔高度作為眼睛開闔狀態之閾值，當目前開闔高度小於等於此閾值時，眼睛狀態將視為闔眼，反之則視為開眼，並依此開闔資訊來判別瞌睡。現有研究皆採用事先建立之開闔眼樣板或固定之圓型樣板做比對，但根據實驗統計的結果，系統其實無法事先決定眼睛開闔的閾值，主要是因為不同人的最小開闔高度都會有所差異(甚至眼睫毛長度或是化妝情況都會造成影響)，故本研究改良了傳統的方法，將以之前所偵測之最小開闔高度來作為後續判斷眼睛開闔之依據。當系統可正確判斷每張輸入影像之眼睛開闔狀態，則可利用連續輸入影像之眼睛開闔狀態來做瞌睡偵測，因此眼睛狀態的判斷將會更準確。



圖十二: 連續輸入影像之眼睛區塊搜尋結果與開闔高度時序列記錄圖

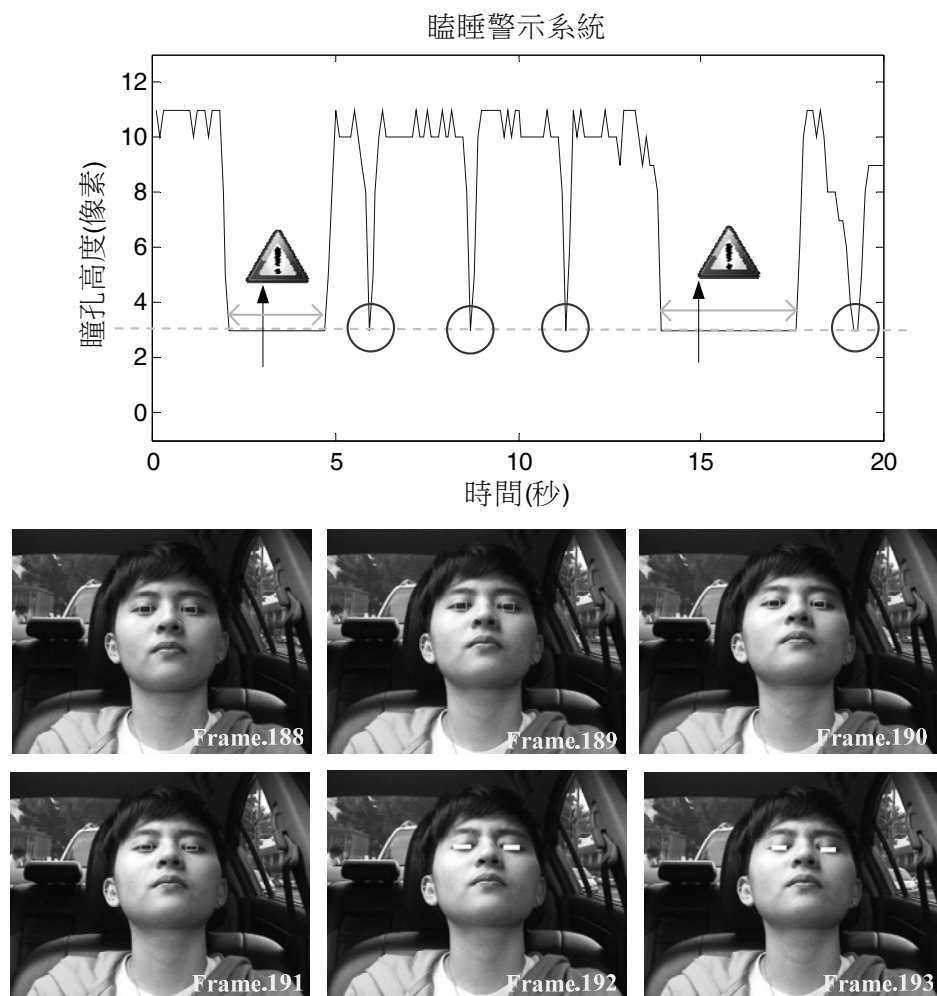
四、實驗結果與討論

本實驗所使用之影像解析度為 360×240 ，畫面每秒10張。圖十二為連續輸入12張影像之眼睛區塊搜尋結果與所對應之開闔高度時序列紀錄圖，拍攝間隔時間為1/10秒，影像輸入順序為由左至右、從上而下(如所標示之影像序號)。其中紅框部分是偵測到的眼睛區塊，系統將針對這些區塊計算眼睛開闔高度，決定是否為闔眼。其中開闔高度時序列紀錄圖橫軸為時間軸(單位為秒)，而縱軸為每張輸入影像偵測之開闔高度，橘色虛線的部分為所先記錄之最小開闔高度，故開闔高度若位於橘線之上，眼睛狀態則為開眼，位於橘線之下，眼睛狀態則為闔眼。在此系統將定義 $t_2 - t_1$ (綠線的部分)為持續閉眼的時間，其中 t_1 為第一個小於或等於最小開闔高度之時間， t_2 則為連續闔眼最後一張影像的時間，系統將根據此這段閉眼延遲時間判斷是否發佈瞌睡警示。一般而言，眨眼為非常短的瞬間，其 $t_2 - t_1$ 一般介於0.2~ 0.4秒(此數據為實際拍攝影像之統計結果)，因此系統最後決定以連續六張影像皆為闔眼的情況作為發佈瞌睡警示的依據，即滿足 $t_2 - t_1 \geq 0.5$ ，系統則會發佈瞌睡警示。

由於本研究是基於眼部之相關資訊來作瞌睡判別，故駕駛員的眼部不能受到遮蔽。目前我們還不考慮戴眼鏡的情形。此外，受測者頭部左右轉動及擺動的角度範圍須受到限制。目前系統以受測者直視前方攝影機為基準，允許頭部左右轉動各60度及左右擺動歪斜角度各22度。當頭部左右轉動及擺動角度過大時，將導致系統無法偵測到眼睛區塊，此時系統將記錄錯誤，當連續多張影像皆發生偵測錯誤時，通常這種情形發生在駕駛員分心的狀況，系統會發出警示也是合理。圖十三為部分之實驗結果，包含了開闔高度紀錄圖及其眼睛定位之結果影像。

其中開闔高度紀錄圖之橫軸為時間(單位為秒)，縱軸為偵測之開闔高度(單位為像素)，透過圖中黃色虛線(受測者閉眼之最小開闔高度)即可判斷目前眼睛之開闔。當連續闔眼時間小於制定之閾值時，此段時間將定義為眨眼(如圖十三中紅圈處)且不作任何警示，反之則視為瞌睡，並適時發佈紅色警示作為提醒(如圖十三中黑色箭頭處，即為發佈警示之時間點)。圖十四顯示另外三組實驗結果之開闔高度紀錄圖。

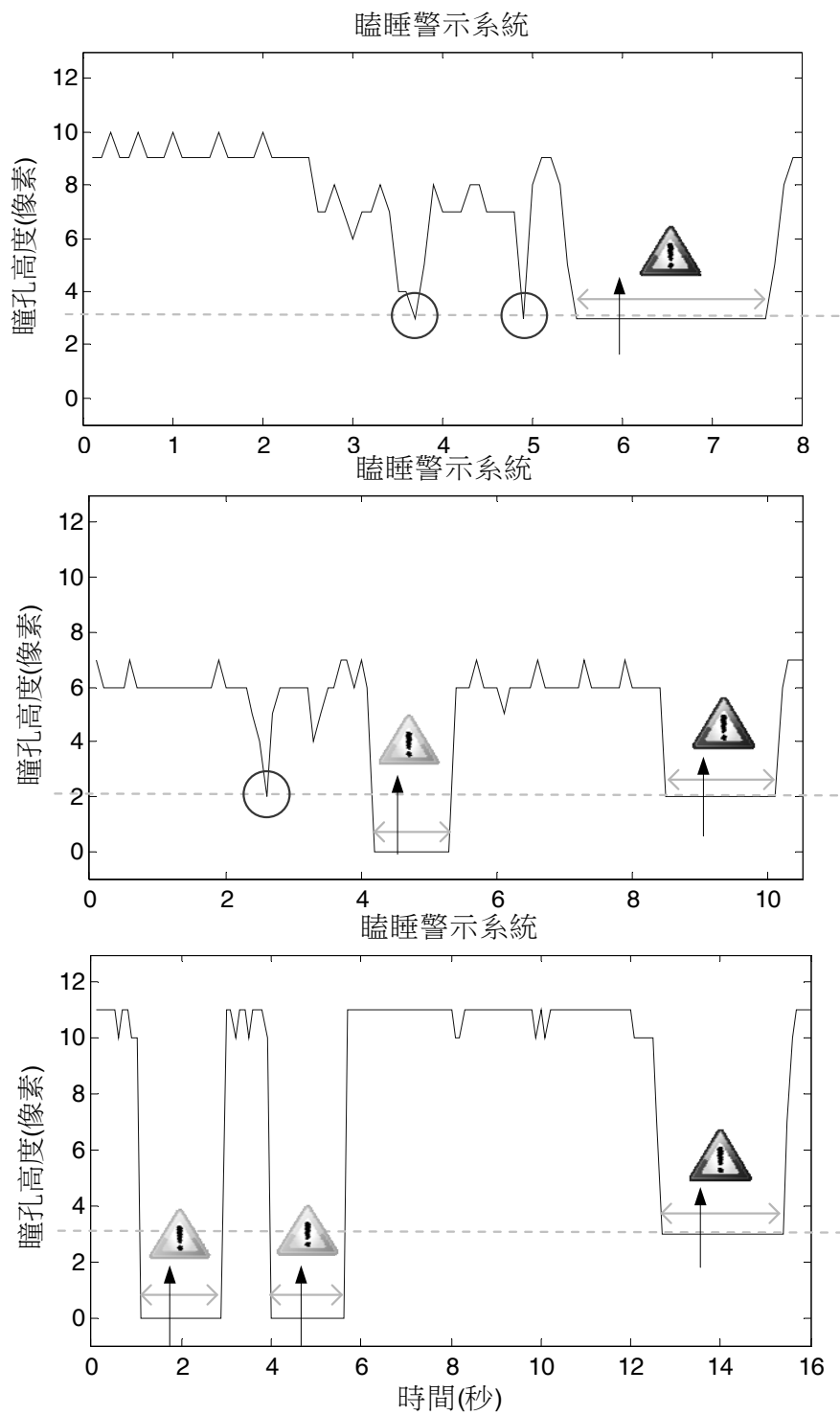
本研究以眨眼及瞌睡偵測作為系統評比之依據，透過實際眨眼/瞌睡次數及系統所偵測之眨眼/瞌睡次數來計算眨眼偵測及瞌睡偵測的正確率。實驗包含了九組測試影片，共19014張影像，眨眼偵測之正確率為97.38%，而瞌睡偵測正確率高達99.32%，結果如表一及表二。在運算速度上，以目前智慧手機的1GHz CPU，偵測子系統中處理一張影像時間約為0.33秒，而追蹤子系統中處理一張影像時間約為0.07秒，平均一秒約可處理15張畫面。



圖十三: 瞌睡警示系統之部分實驗結果

表一: 眨眼偵測之實驗結果

測試影片	畫面個數	眨眼次數	被偵測的次數	正確率
A	1380	33	33	97.38%
B	2961	75	78	
C	1587	42	42	
D	1893	48	51	
E	2844	78	77	
F	1581	66	66	
G	945	25	25	
H	963	28	26	
I	4860	202	195	



圖十四：瞌睡警示系統之另外三組實驗結果的開闔高度記錄圖

表二:瞌睡偵測之實驗結果

測試影片	畫面個數	瞌睡次數	被偵測的次數	正確率
A	1380	15	15	99.32%
B	2961	18	18	
C	1587	15	14	
D	1893	15	15	
E	2844	18	18	
F	1581	18	18	
G	945	15	15	
H	963	15	15	
I	4860	18	17	

五、結論與未來方向

本研究提出一個基於眼部追蹤之瞌睡警示系統，以一般的攝影器材即能追蹤眼睛位置，並持續記錄其眼睛開闔狀態，當連續闔眼時間過長時，系統則會適時地發出瞌睡警示提醒受測者。此外，當受測者頭部角度偏移過大或離開拍攝範圍時間過久時，為了避免行車疏忽而造成意外傷害，故系統也會發出錯誤警示來預防。本研究充分利用眼睛之水平邊緣及對稱分佈的明顯特徵，制定出合適的視窗尺寸並搭配眼睛區塊偵測演算法，可在短時間內找出絕大部分影像之眼睛的候選區塊。為了讓後續眼睛區塊的追蹤更有效率及減少錯誤警示，系統加入了眼睛區塊驗證。眼睛定位的部分，則是以開闔之灰階分佈來制定合適的閾值並作二值化，接著利用單次水平投影及二次垂直投影作定位，其定位結果較單次水平投影及單次垂直投影精確。過去瞌睡偵測大多以睜眼的樣板來作比對，本研究則直接以閉眼之開闔高度判別睜眼及閉眼，其瞌睡偵測正確率高達99.32%，而眨眼偵測正確率為97.38%，平均一秒追蹤子系統約可處理15張畫面。本研究目前侷限於光線充足的環境，希望未來能加入夜間子系統，克服膚色模組在夜間運作的困難度，使系統更趨於完整。此外，目前相關研究實驗中的鏡頭角度多是在駕駛的正前方偏下，未來可以考慮整合到駕駛平台或往GPS設備位置移，更不易干擾駕駛視線。

參考文獻

- [1] 行政院衛生署, <http://www.doh.gov.tw/>.
- [2] 內政部警政署, <http://www.npa.gov.tw/>.
- [3] Y. Takei and Y. Furukawa, "Estimate of driver's fatigue through steering motion," *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, 2005: pp. 1765-1770.
- [4] D. J. King, D. K. Mumford and G. P. Siegmund, "An Algorithm for Detecting Heavy-Truck Driver Fatigue from Steering Wheel Motion," *SAE Transactions*, (4:10), 1998: pp. 837-822.
- [5] H. H. Li, "Front Car Detection with Real-Time Camera Calibration," Master thesis, Department of Engineering Science and Ocean Engineering, National Taiwan University, Mar. 2009.
- [6] R. A. Hess and A. Modjtahedzadeh, "A control theoretic model of driver steering behavior," *IEEE Control Systems Magazine*, (10:5), 1990: pp 3-8.

- [7] Y. Wang, E. K. Teoh and D. Shen, "Lane detection and tracking using B-Snake," *Image and Vision computing*, (22:4), 2004: pp. 269-280.
- [8] K. W. Fan, "Smart Lateral Imaging for Driving Safety Supporting System," Doctor dissertation, Department of Electrical and Control Engineering, National Chiao Tung University, Sep. 2007.
- [9] C. S. Lin, "Electroencephalographic Spectral Changes from Alertness to Drowsiness in a Driving Simulator," Master thesis, Department of Biological Science and Technology, National Chiao Tung University, Oct. 2007.
- [10] N. Egelund, "Spectral analysis of heart rate variability as an indicator of driver fatigue," *Ergonomics*, (25:7), 1982: pp. 663-672.
- [11] E. I. Dureman and C. Bodn, "Fatigue in Simulated Car Driving," *Ergonomics*, (15:3), 1972: pp. 299-308.
- [12] R. M. Patil., A. M. Gajare, D. G. Agrawal, "Drowsy driver detection system," *Global Journal of Engg. & Appl. Sciences*, (2:1), 2012: pp. 90-93.
- [13] B.-G. Lee, W.-Y. Chung, "Multi-classifier for highly reliable driver drowsiness detection in Android platform," *Journal of Biomedical Engineering*, (24: 2) 2012: pp.147-154.
- [14] Q. Ji and X. Yang, "Real-Time Eye, Gaze, and Face Pose Tracking for Monitoring Driver Vigilance," *Real-Time Imaging*, (8:5), 2002, pp. 357-377.
- [15] J. Healey and R. Picard, "Smart Car: Detecting Driver Stress," *IEEE International Conference on Pattern Recognition*, 2000: pp. 218-221.
- [16] J. C. Popieul, P. Simon and P. Loslever, "Using driver's head movements evolution as a drowsiness indicator," *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2003: pp. 616-621.
- [17] R. Wang, L. Guo, B. Tong and L. Jin, "Monitoring mouth movement for driver fatigue or distraction with one camera," *IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems*, 2004: pp. 314-319.
- [18] Q. Wang, W. Yang, H. Wang, Z. Guo and J. Yang, "Eye Location in Face Images for Driver Fatigue Monitoring," *International Conference on ITS Telecommunications*, 2006: pp. 322-325.
- [19] J. Wang and B. Liu, "Design and Simulated Implementation of MATLAB-based Warning System for Fatigue Driving Driver," *International Conference on Hybrid Intelligent Systems*, 2009: pp. 467-470.
- [20] M. Eriksson and N. P. Papanikolopoulos, "Driver fatigue: a vision-based approach to automatic diagnosis," *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, (9:6), 2001: pp. 399-413.
- [21] W. M. Khairoufaizal and A. J. Noraini, "Eyes Detection in Facial Images using Circular Hough Transform," *International Colloquium on Signal Processing & Its Applications*, 2009: pp. 238-242.
- [22] M. I. Khan and A. B. Mansoor, "Real Time Eyes Tracking and Classification for Driver Fatigue Detection," *International conference on Image Analysis and Recognition*, 2008: pp.729-738.
- [23] P. Viola, M. Jones, "Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features," *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2001: pp. 511-518.

- [24] Y. N. Lee, "Automatic Generation of Cartoon Faces for Wii Mii Channel," Master thesis, Department of Engineering Science and Ocean Engineering, National Taiwan University, Jun. 2009.
- [25] Z. Zhang and J. Zhang , "A New Real-Time Eye Tracking for Driver Fatigue Detection," *Internal Conference on ITS Telecommunications*, 2006: pp. 8-11.
- [26] S. M. Lin, "A Real-Time Driver Drowsiness Detection and Alertness Monitor System," Master thesis, Department of Computer Science and Information Engineering, National Central University, Jun. 2007.
- [27] L. Lang and H. Qi, "The Study of Driver Fatigue Monitor Algorithm Combined PERCLOS and AECS," *International Conference on Computer Science and Software Engineering*, (2008): pp. 349-352.
- [28] R. Grace, "Drowsy driver monitor and warning system," *International Symposium on Human Factors in Driver Assessment, Training and Vehicle Design*, 2001: pp. 64-69.
- [29] M. Soriano, B. Martinkauppi, S. Huovinen and M. Laaksonen, "Adaptive skin color modeling using the skin locus for selecting training pixels," *Pattern Recognition*,(36:3), 2003: pp. 681-690.
- [30] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, (9:1), 1979: pp. 62-66.

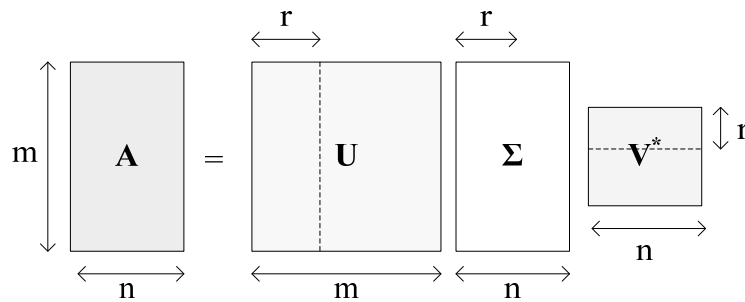
附錄

1. SVD介紹

SVD (Singular Value Decomposition, 奇異值分解)屬於統計分類的方法，主要是將高維度的矩陣透過適當的轉換或投影過程，取得維度較低的特徵空間，這些較小的集合是由互相獨立且能夠代表原集合大部分資訊的特徵向量所組合。任何大小的矩陣皆可利用SVD來作分解。假設 A 為輸入的矩陣，其矩陣大小為 $m \times n$ ，而 A 的SVD形式可表示為 $A = U\Sigma V^*$ 。其中 U 為一 $m \times m$ 矩陣、 V 為一 $n \times n$ 之矩陣， U 和 V 皆為正交矩陣，因此 $U^{-1} = U^*$ ， $V^{-1} = V^*$ ，即 U 及 V 的反矩陣與其轉置矩陣相等，而 Σ 為主對角矩陣(diagonal matrix)，須滿足主對角線以外的元素皆為零，而 Σ 大小為 $m \times n$ ，其形式如下：

$$\Sigma = \begin{cases} \begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_n \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} & \text{if } m > n. \\ \begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_m & 0 & 0 \end{bmatrix} & \text{otherwise.} \end{cases}$$

其中 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r > 0, \sigma_{r+1} = \dots = 0$ ，稱為 A 之奇異值(singular value)，下標 r 等於 A 的 *rank*。若將奇異值開根號，則是 A^*A 及 A^*A 的特徵值， U 及 V 的行向量為其所對應之特徵向量。下圖為SVD之矩陣結構示意圖，當 r 遠小於 m 及 n 時， A 可簡化由 U 的前 r 個行向量、 V^* 的前 r 個列向量及 Σ 中 $r \times r$ 的區塊來表示。



本論文以SVD來做眼睛區塊之驗證。本論文採用之訓練資料為 $43 \times 104 = 4472$ 大小的影像共50筆。首先，計算這50筆訓練資料的平均矩陣 Avg 並將每一筆訓練資料減掉此平均矩陣，算出其差值矩陣 Dif ，然後將50筆的 Dif 以行為單位放置於矩陣 M (其大小為 4472×50)，最後將 M 作SVD分解。以下公式的 N 為訓練資料的總數， I_k 為第 k 張的訓練資訊。

$$Avg = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N I_k .$$

$$Dif_k = I_k - Avg .$$

$$M = [Dif_1, Dif_2, \dots, Dif_{50}] = U \Sigma V^*$$

其中 U 的每行代表訓練影像之一個特徵向量，利用這些特徵向量的線性組合可重建回原本的訓練樣本，但是並非每一特徵向量都重要。利用選擇其中一些重要的特徵向量可以重建較重要的特徵影像來做為比對驗證的依據，其重建的程度將取決於使用特徵向量的數量。在此假設取前 k 個特徵向量來作影像區塊的重組。輸入影像 G 及 Avg 的大小皆為 43×104 ，利用排列的方法可將 G 及 Avg 的大小皆調整為 4472×1 ，然後與 U^* 相乘算出權重矩陣 $weight$ ，接著再利用 U 矩陣、 $weight$ 矩陣及 Avg 矩陣之運算得重建影像 R ，其計算方式

$$weight_{k \times 1} = U_{4472 \times k}^* * G_{4472 \times 1}$$

$$R_{4472 \times 1} = U_{4472 \times k} * weight_{k \times 1} + Avg_{4472 \times 1}$$

最後再利用排列的方法將 R 的大小調回 43×104 ，即為重建之特徵影像。特徵值及其對應的特徵向量將矩陣中的元素成份重組，較大的特徵值所對應的特徵向量主要是表示眼部的主要輪廓及形狀資訊，而較小的特徵值所對應的特徵向量則是表示較細微的眼部資訊。如下**錯誤! 找不到參照來源。**，根據其特徵值大小由左而右逐一增加一個特徵向量來重建特徵影像，可以發現當增加特徵向量的數目時，則重建出之影像越接近原始眼部之樣本。



