

明道大學

MINGDAO UNIVERSITY

資訊傳播學系

碩士學位論文

整合影像處理與類神經網路技術於疲勞駕駛之
研究

The Study of Weary Driving Using Image
Processing and Artificial Neural Network
Techniques

研究生：呂政倫(Cheng-Lun Lu)

指導教授：李天明博士(Dr. Ten-Min Lee)

中華民國一〇五年一月

碩士學位論文口試委員會審定書

Thesis Certification

本論文係提供明道大學碩士考試委員會審定學位之用，並經本委員會審定通過，特此證明。

This thesis was submitted to the graduate faculty of MINGDAO UNIVERSITY in partial fulfillment of the requirements for the Master's Degree.

論文題目：整合影像處理與類神經網路技術於疲勞駕駛之研究

Title : The Study of Weary Driving Using Image Processing and Artificial Neural Network Techniques

研究生：呂政倫

Graduate : LU, CHENG-LUN

審定日期：中華民國 105 年 1 月 18 日

Date : 2016/01/18

審查委員：(Approved by :)

張安成博士 (Dr. CHANG, ANN-CHEN)

張安成

徐力行博士 (Dr. SHYU, LIH-SHYNG)

徐力行

李天明博士 (Dr. LEE, TEN-MIN)

李天明

(p.s 審查委員排列依序校外委員、校內委員、指導教授)

系(所)主任：

李天明

院

長：

徐力行

誌謝

碩士生活幾年裡，遇到了許多不同以往的人事物，藉此學習到了許多有關於研究方面的知識與技術。非常感謝李天明教授在這幾年裡給我的指導，也非常感謝林正忠教授一開始給我的意見與方向，雖然在過程中歷經波瀾，在許多的人幫助下，最後仍然能完成此分論文。

特別感謝論文口試當天參與的三位委員：張安城老師、徐力行老師以及指導教授李天明老師。在口試過程中給與非常多得寶貴意見，讓論文能得到更進一步的修正。接著也非常感謝天圖學長與在碩士生活裡遇到的各位同學，天圖學長也不吝嗇的給我研究上以及論文修改的意見，而各位同學雖然可能各位都忙於自己研究，但閒暇之餘與各位交流也能獲得許多助益。最後的最後，非常感謝能支持我完成學業的家人。

摘要

本論文之目的為探討影像處理技術與類神經網路學習法的結合與應用，並以此為基礎來分析駕駛人之疲勞狀態。本研究首先由攝影機擷取人臉，接著透過影像處理技術，簡化並保留影像特徵。最後輸入訓練完成的類神經系統中進行疲勞判定。

多數疲勞偵測研究都會結合一些邏輯推論來進行疲勞判斷。在本次則使用類神經網路模型，它是人工智慧一種。它必須透過問題領域獲取樣本然後進行訓練，在本次研究中的問題領域就是疲勞判定，因此必須蒐集疲勞與非疲勞的樣本進行訓練，最後進行疲勞的判定。

本研究實驗結果顯示，綜合偵測成功率約在 60% 左右，評估整個系統架構與實驗流程之後，在系統設計上應該沒有問題，最後推測問題點可能為樣本數量不夠與樣本人臉多樣性不足導致系統無法訓練完整。在後續研究上是必須優先解決的一環。

關鍵字：影像處理、類神經網路、疲勞偵測

Abstract

The purpose of study is research weary driving with using the image processing and Artificial Neural Network Techniques. First we capture human's face by the camera, and use the image processing technology to simplify the human's face image. Finally determine the image is weary driving or not by using Artificial Neural Network Techniques.

Most of study have to use some theories to determine weary driving or not. In this study, we used Artificial Neural Network to determine weary driving. Artificial Neural Network is a kind of Artificial Intelligence. It imitate the operation of the human nervous system, it can be made to mimic human thinking. But it have to get some sample to learning form its topic. In this way, it can be made the best judgment.

According to system test result, the success rate of determine weary driving about 60%. It is not enough to use when we driving. And then we check the system architecture, it have no problem. After check all system again, we conjecture the image sample's amount and diversification not enough to train the Artificial Neural Network System

Keyword: Image processing, Artificial Neural Network, Detection of fatigue

目次

誌謝.....	i
摘要.....	ii
Abstract.....	iii
目次.....	iv
圖目次.....	vii
一、緒論.....	1
1.1 研究背景.....	1
1.2 研究目的.....	1
1.3 章節架構.....	2
二、文獻探討.....	4
2.1 影像處理技術理論.....	4
2.1.1 色彩空間.....	4
2.1.2 邊緣檢測技術.....	7
2-2 直方圖統計.....	8
2-3 類神經網路.....	9
2.3.1 類神經網路的運作.....	10
2.3.2 倒傳遞類神經網路.....	13
2.3.3 倒傳遞類神經網路架構.....	14
2.3.4 倒傳遞類神經網路演算法.....	17
2.4 疲勞特徵.....	19
2.4.1 人疲勞時幾個生理特徵.....	19
2.4.2 人眼疲勞時的特徵.....	21
三、研究方法與實驗流程.....	23
3.1 開發環境.....	23
3.2 研究方法.....	23
3.2.1 影像前處理.....	26
3.2.2 疲勞偵測方式.....	32
四、實驗結果與討論.....	44
4.1 照度與邊緣圖.....	44
4.2 黑色像素總和運算.....	47
4.2.1 兩張圖的黑色像素總和差值.....	48
4.2.2 像素差判定測試判定結果.....	51
4.3 類神經系統.....	54
4.3.1 訓練樣本收集.....	55
4.3.2 類神經網路系統架構與訓練結果.....	57

4.4 討論.....	60
4.4.1 黑色像素差總和結果討論.....	60
4.4.2 類神經系統訓練結果討論.....	61
五、結論與建議.....	64
5.1 結論.....	64
5.2 建議.....	64
參考文獻.....	67

表目次

表 1-1	章節概述	2
表 2-1	三種色彩空間簡易比較	7
表 2-2	類神經部分相關研究	12
表 2-3	模擬眨眼持續時間	21
表 2-4	駕駛員處於正常與疲勞時眨一次眼所需的時間	22
表 4-1	照度值與門檻值對照	46
表 4-2	簡易測試結果	52
表 4-3	正常之區域化	59
表 4-4	非訓練樣本測試結果	59

圖目次

圖 2-1	直方圖使用範例：桃園市八德區人口成長狀況	9
圖 2-2	神經元示意圖	10
圖 2-3	監督式學習示意圖	11
圖 2-4	非監督式學習示意圖	12
圖 2-5	倒傳遞類神經網路架構	15
圖 2-6	兩值函數	16
圖 2-7	S 型函數	16
圖 2-8	雙曲線正切函數	17
圖 3-1	像素差疲勞偵測流程圖	25
圖 3-2	類神經系統偵測疲勞流程圖	26
圖 3-3	彩色影像	27
圖 3-4	灰階化後影像	27
圖 3-5	二值化邊緣檢測影像	28
圖 3-6	照度計	29
圖 3-7	未調整之邊緣影像	30
圖 3-8	調整後之邊緣影像	30
圖 3-9	依據環境亮度調整 Sobel 邊緣影像門檻值流程	31
圖 3-10	擷取原始影像	33
圖 3-11	轉換邊緣化影像	33
圖 3-12	取出眼部位置	33
圖 3-13	統計每個 X 軸點上的黑色像素點繪製成直方圖	34
圖 3-14	直方統計範例 1	35
圖 3-15	直方圖統計範例 2	35
圖 3-16	張閉眼的兩張直方圖重疊後的結果	36
圖 3-17	類神經網路架構示意圖	38
圖 3-18	處理後人眼影像	40
圖 3-19	第一次區域化演算法統計結果	40
圖 3-20	第一次區域化演算法配重結果	41
圖 3-21	第二次區域化演算法統計結果	42
圖 3-22	第二次區域化演算法配重結果	42
圖 4-1	高照度邊緣圖	44
圖 4-2	低照度邊緣圖	45
圖 4-3	照度值與門檻值變化	46
圖 4-4	張眼與直方圖統計	48
圖 4-5	閉眼與直方圖統計	49
圖 4-6	張眼與閉眼直方圖重疊	49

圖 4-7	兩張圖未重疊部分	50
圖 4-8	部分像素差記錄數值	50
圖 4-9	戴眼鏡狀態下的直方圖	53
圖 4-10	距離鏡頭較近的影像	54
圖 4-11	距離鏡頭較遠的影像	54
圖 4-12	訓練樣本區域化示意圖	56
圖 4-13	訓練樣本示意	57
圖 4-14	區域化之收斂效能圖	58
圖 4-15	切割影像示意圖	60
圖 4-16	有背景線條的邊緣影像	62
圖 4-17	張眼樣本	63
圖 4-18	閉眼樣本	63

一、緒論

1.1 研究背景

現代科技發展越來越進步，各種的機械性能大幅躍進，連汽車的性能也不例外，它可以行駛的距離越來越遠，但也會造成駕駛人因為長途駕駛汽車而造成身體勞累，因此常發生駕駛員身體早就已經非常的疲勞，但自身卻沒有發現。此時就非常容易發生事故，所以疲勞駕駛警告系統也隨著產生。

在常見的幾種疲勞偵測技術中，大致上有偵測駕駛者的操作行為、車輛狀態、行駛條件等方法，但因不同的行駛環境及駕駛目的有很大的差異，故目前主要的偵測方式是透過影像辨識的方式，藉由辨識影像中駕駛人的外觀生理狀態來判斷是否處於疲勞狀態，但單只有影像辨識無法完全偵測疲勞駕駛，因此大多會結合其他理論與技術上的應用來增加偵測辨識率。

1.2 研究目的

本論文之研究目的是以影像處理技術將攝影機拍到的人臉影像做前處理，接著透過兩種程式系統的判定的方式來偵測駕駛人是否處於疲勞的狀態。

第一種為黑色像素總和的方式，此方式為單純只用影像的資料進行判定，在系統架構上非常單純，因此建構方式非常的快速，需要去額外收集的資料僅有少部份，可是相對的誤判的機率較高。

第二種是類神經系統，此種方式建構較為複雜，需要收集的資料範圍比起前者來較為多，還需要時間去訓練，不過當系統完成後，誤判的機率較低，且可以繼續的學習其他樣本增加其他判定的方式。

1.3 章節架構

本論文共分五章節，各章概述如表1-1所述：

表1-1 章節概述

章節	概述
第一章 緒論	本文研究相關背景與目的以及論文架構。
第二章 文獻探討	研究相關文獻以及使用技術探討。
第三章 研究方法	本文研究方法簡述與系統基礎流程。
第四章 實驗流程與結果	詳細之實驗流程與結果呈現

第五章 結果討論	分析實驗成功與否，討論實驗之優缺點 與需要改善之地方。
----------	--------------------------------

二、文獻探討

本章文獻著重在本次研究使用的技術以及相關的應用方式，主要分為：影像處理相關、直方圖統計、類神經系統與人處於疲勞時眨眼特徵四部分。

2.1 影像處理技術理論

2.1.1 色彩空間

在影像的彩色模式中，比較常被使用在學術研究上的有下列幾種。1. RGB、2. HIS、3. YCrCb，接著對這3種較常用的色彩空間作介紹：

1.RGB色彩空間

RGB色彩空間就是由所謂的光的三原色組成，其分別代表紅、綠、藍，依不同比例組成就可以成現不同的顏色。而在RGB色彩空間所表示的影像很容易因為光源的照射亮度強弱不一，使得在某物體上的特定位置可能產生與原來不同的顏色分佈，主要是因為在RGB 色彩中，紅色訊號及綠色訊號最容易受到光線影響，如果要使用在影像技術上必需先對紅色及綠色訊號進行正規化。

經由式(1)與式(2)計算後，將所得到的r與g，分別取代

RGB 色彩空間中的R跟G，就能使得顏色受到光線的影響度減低，接著再針對膚色給定適合的門檻值區間，就能夠從影像中將膚色分離出來。而紅色與綠色的正規化公式分別為：

$$r = \frac{R}{R + G + B} \quad (1)$$

$$g = \frac{G}{R + G + B} \quad (2)$$

2.HIS色彩空間

此色彩空間是由Munseu所提出的，在HSI色彩中，H、S、I分別代表色相(Hue)、飽和度(Saturation)、亮度(Intensity)，其中色像可表示紅、綠、藍三種顏色的區分，而飽和度可表示顏色是否鮮豔，亮度則是表示光明亮的程度〔01〕。HIS色彩分離了影像中色彩和亮度的部份，對於顏色分割有很好的效果，但其缺點是電腦運算複雜度較其他方式高，所以比較不適用於即時系統的需求。由於電腦螢幕輸出大部分都是RGB色彩的方式來表示，因此在RGB色彩空間轉換成HSI色彩空間時需要透過式(3)、(4)、(5)進行轉換。

$$H = \cos^{-1} \left\{ \frac{\frac{1}{2}[(R - G) + (R - B)]}{\left[(R - G)^2 + (R - B) * (G - B) \right]^{\frac{1}{2}}} \right\} \quad (3)$$

$$S = 1 - \frac{3}{(R + G + B)} [\min(R, G, B)] \quad (4)$$

$$I = \frac{R + G + B}{3} \quad (5)$$

3.YCrCb色彩空間

YCrCb色彩空間廣泛使用於數位視訊中，如：DVD、數位電視等，還有現在常見的JEPG壓縮格式與MPEG影片格式也是使用此色彩空間。而在此色彩空間中，Y代表亮度(Luminance)資訊，色彩資訊儲存在Cr與Cb中，其分別代表兩種色差成分，Blueness與Redness分別是藍色成分與參考值的差距和紅色成分與參考值的差距〔02〕。RGB色彩轉換YCrCb色彩的公式如式(6)表示：

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cr \\ Cb \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.257 & 0.504 & 0.098 \\ -0.148 & -0.291 & 0.439 \\ 0.439 & -0.368 & -0.071 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} \quad (6)$$

整體而言，RGB色彩容易受光線影響，而HIS色彩在電腦運算上較為複雜，雖然YCrCb色彩效果比HIS色彩差，但計算上比HIS色彩方便，因此大多數的研究都是選擇YCrCb色彩做膚色偵測方式的依據。而表2-1為三種色彩空間的簡易比較。

表2-1 三種色彩空間簡易比較

	描述	缺點
RGB色彩空間	計算簡單，主要用於電腦與電視的顯示器。	容易受到光線干擾，使用時必須先進行正規化處理。
HIS色彩空間	效果最佳，類似於人類感覺顏色的方式。	在電腦運算上較為複雜，比較不適合使用在即時影像系統上。
YCrCb色彩空間	廣泛用於數位視訊中，如：JEPG壓縮格式、MPEG影片格式。	效果遜於HIS，在計算上比HIS簡單，被廣泛的使用在相關研究當中。

在本次研究中將選擇RGB色彩空間做為本次的影像處理的基礎理論。

2.1.2 邊緣檢測技術

在不同影像中的灰階度會不同，而在不同灰階的交界處一般會有一個類似邊界般的落差，利用此特徵可以找出影像

中物體的邊緣線。在一般研究上可以利用此方式找出特定物體的邊緣，但需要注意的影像上邊緣和實際物體上的邊緣並不相同，影像上的邊緣指的是影像中像素的值有突變的地方。

1.Sobel邊緣檢測

在本次研究中使用的Sobel邊緣檢測，是一種離散性差分算子，它的運算式包含兩組3x3的矩陣，分別為橫向與縱向，將之與影像作平面摺積運算(Convolution)，即可分別得出橫向及縱向的亮度差分近似值，式(1)跟式(2)就是Sobel的運算式，其中式1的A代表原始圖像， G_x 及 G_y 分別代表經X方向以及Y方向的邊緣檢測的影像。

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} * A \quad G_y = \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} * A \quad (7)$$

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (8)$$

2-2 直方圖統計

直方圖(Histogram)統計是一種很常見的統計方式，由一系列高度不一的直向條紋或直線表示數據分布的情況，一般適用於內容較為獨立，缺乏連續性的數量資料，用來表示有關數量的多少。

一般的直方圖座標的橫軸表示數據類型，縱軸表示分布

的情況。下圖2-1為使用範例，其為桃園市八德區從民國89年至103年的人口成長狀況。



圖2-1 直方圖使用範例：桃園市八德區人口成長狀況

來源：桃園市八德區戶政事務所網站

而在本次研究中，其主要用途為紀錄處理過後的影像的黑色像素分佈，並透過其分佈的狀況來計算相關的資訊，與一般用途有一定之差異。

2-3 類神經網路

類神經網路(Artificial neural network)或稱人工類神經網路，是由許多平行運算的單元所組成，是一種包含軟體和硬體的計算系統。

它使用大量相連的人工神經元來模仿生物神經網路的能力，透過人工神經元從外界環境或其它神經元取得需要的資

訊，接著透過一些簡易的運算之後，將結果輸出或傳輸至其它神經元。

圖2-2為基礎神經元示意圖，X為輸入值(Input)，W為權重值(Weight)， θ 為閾值， Σ 為加總單元，F為活化方程式 (Function)，Y為輸出值(Output)。〔03〕

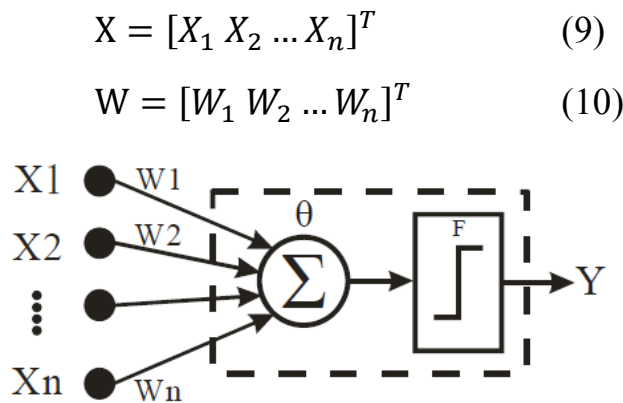


圖2-2 神經元示意圖

資料來源：〔03〕

一般常見的網路有：倒傳遞網路（Back-propagation Network）、霍普菲爾網路（Hopfield Network）、半徑式函數網路（Radial BasisFunction Network），這些類神經網路並非每種都能使用在所有的問題領域，必須針對想要解決問題的題選擇適合的類神經網路來使用。

2.3.1 類神經網路的運作

類神經網路的運作過程分成二個階段。第一階段是訓練過程，網路依學習演算法，從範例中學習，經反覆的運算，以調整網路連結的加權值；第二階段是回想過程，網路依據外來輸入，並依回想演算法，經反覆運算後，由輸出神經元將結果送出。〔04〕

1.監督式學習(Supervised Learning)

監督式網路在訓練學習的過程中，會先給予類神經網路的輸入值與期望值，藉由類神經網路的實際輸出值與期望值之間的誤差調整類神經網路中各神經元之間的權重值。由於網路需要不斷的學習與調整，監督式學習通常在學習的過程中需要多次的長時間的反覆循環學習才能夠得到較好的結果，下圖2-3為監督式類神經網路的學習示意圖。

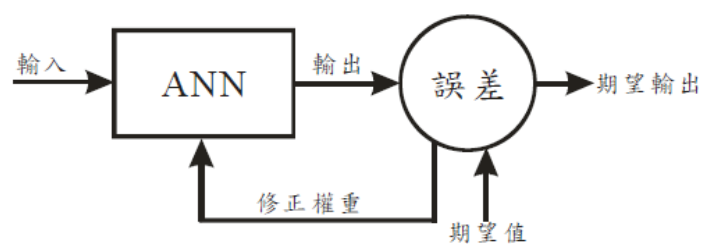


圖2-3 監督式學習示意圖

資料來源：〔03〕

2.非監督式學習(Unsupervised Learning)

相對應於監督式學習，在非監督式學習中，每筆輸入樣本並沒有相對應的期望值。因此非監督是學習類神經網路會依照輸入資料的特性來調整權重，來找出輸入資料的規律、相關性。此種訓練方式無專家之訓練資料，所有神經元連結之權重值，透過不斷失敗與學習之調整，收斂速度較慢且複雜〔03〕，其學習示意圖如2-4所示。接著在表2-2中列出了部分與類神經之有關研究。



圖2-4 非監督式學習示意圖

資料來源：〔03〕

表2-2 類神經部分相關研究

研究者	相關研究
T. Lee, U.Nehmzow, R.Hubbold.等人〔05〕	以自主式行動機器人所作之實驗中，成功的令輪型行動機器人學習沿牆行走，並於學習後可適應於變化後之類似環境中，成功地自主操作。
李天明〔06〕	類神經網路學習法應用於車輛自動駕駛。

李智文〔07〕	應用多層感知器之類神經網路建構智慧型無人駕駛且具有判斷道路轉向變化能力的電動車。
曾昭智〔08〕	探討類神經網路學習法，應用在以數位影像為主之車輛自主轉向研究。
詹坤益〔09〕	提出以類神經理論設計一嵌入式GRNN類神經觸覺感應自走車，利用嵌入式系統單晶片來控制設計，以類神經網路學習觸覺感應的訊號，經由學習經驗來對碰觸至障礙物的預測與作閃避動作
李靜怡〔10〕	提出具模糊化特徵距離權重值之類神經網路人臉表情辨識系統，改善使用傳統倒傳式類神經網路的系統之識別率與計算時間。

2.3.2 倒傳遞類神經網路

倒傳遞網路（Back-propagation Network）為常見的類神經網路中最具代表性的網路，它屬與前授式網路與監督式學習的類神經網路系統。它從問題領域中取得訓練樣本與目標輸出值，並將訓練樣本輸入網路中。其優點如下：

- 學習準確度高，可處理複雜的樣本辨識問題。
- 回想速度快。

然而倒傳遞類神經網路在使用上也有一些缺點：

- 由於在多層網路中使用非線性轉換函數，引入了許多局部極小值於誤差曲面內，當誤差函數於誤差曲面上執行梯度下降時，網路的解答有可能陷入這些局部極小值中。
- 路架構之選取尚無系統化的方法可供依循。
- 當網路進行訓練時，收斂速度慢。

2.3.3 倒傳遞類神經網路架構

倒傳遞類神經網路是屬於前授式網路，一個普通的倒傳

遞類神經網路通常包含三個部分，如圖2-5所示：

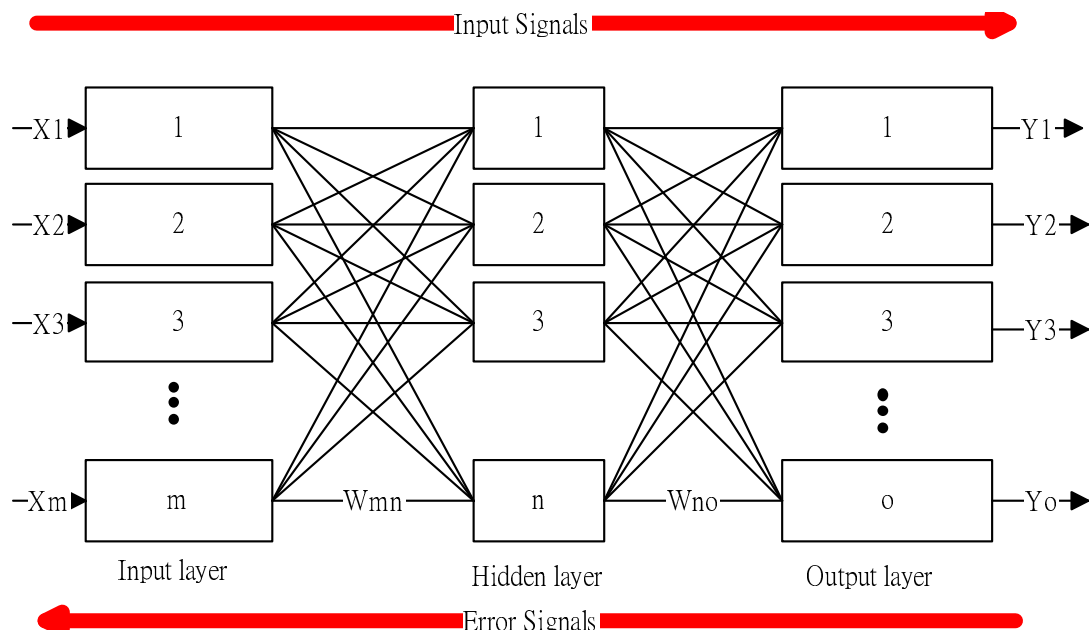


圖2-5 倒傳遞類神經網路架構

- 輸入層 (Input layer)：使用線性轉換函數，用以表現目標系統之輸入變數，其神經元數目由輸入參數數目決定。
- 隱藏層 (Hidden layer)：使用非線性轉換函數，用以表現目標系統輸入變數與輸出變數間之相互關係，而其層數與神經元數目，通常需經由試誤法計算網路誤差而決定。
- 輸出層 (Output layer)：使用非線性轉換函數，用以表現目標系統之輸出變數，其神經元數目由輸出參數數目決定。常用的非線性轉換函數有：

(a) 兩值函數(two-value function)。

(b) S型函數(Sigmoid function)

(c) 雙曲線正切函數(hyperbolic tangent function)。

如圖2-6到圖2-8所示，而倒傳遞類神經網路最常用的非線性轉換函數為雙彎曲函數(sigmoid function)。

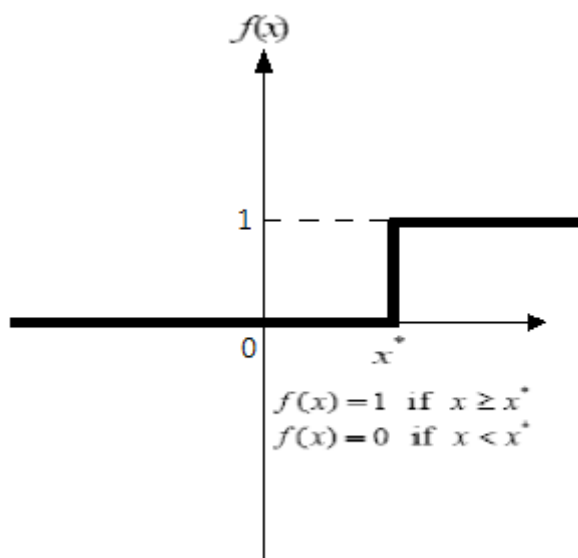


圖2-6 兩值函數

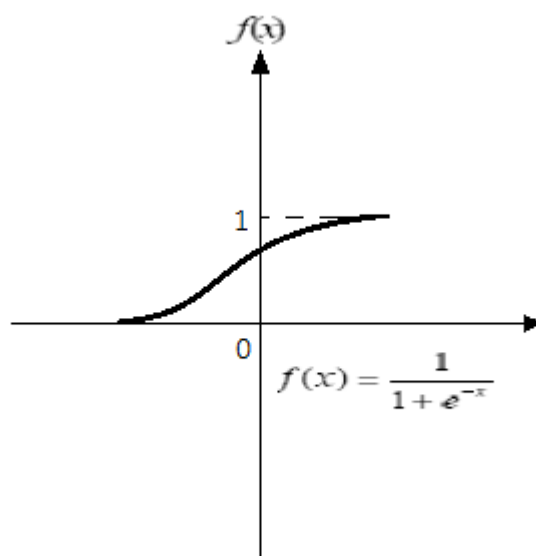


圖2-7 S型函數

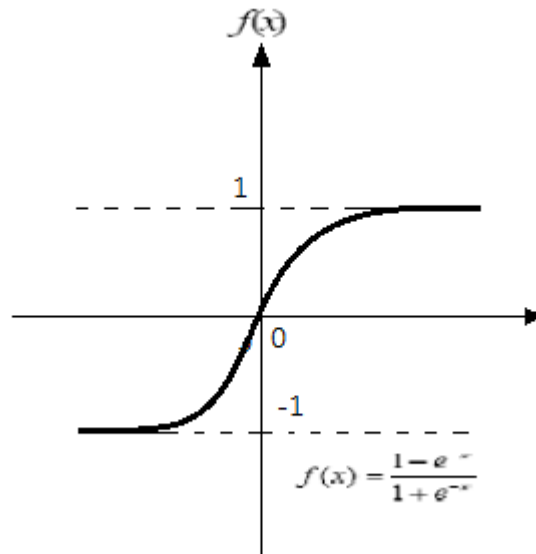


圖2-8 雙曲線正切函數

- 加權值 (Weights)：訓練類神經網路的最終目的，就在於求出這些加權值的最佳值，以使類神經網路系統的輸入及輸出能形成某種特定的函數關係。

2.3.4 倒傳遞類神經網路演算法

倒傳遞類神經網路之網路演算法包括了2個部分：1.學習 (learning)、2.回想(recalling)；學習的過程包括了正向與反向兩方向之傳遞，不過同一時間網路只會進行一個方向傳遞的演算。其中正向傳遞就是信號由輸入層進入隱藏層，最後輸出層會產生一個輸出值，當此正向傳遞之推算輸出值與目標輸出值相差太大時，網路即進行反向傳遞。此過程將推算輸出值與目標輸出值，代入誤差函數，並透過最陡坡降法得到

加權值修正量，而此反向傳遞得到的加權值修正量，將可以用於輸出、隱藏層與隱藏、輸入層之間的連結加權值修正，一直重複的進行正向與反向傳遞兩種演算，最後會產生一組最佳的連結加權值，並使網路達到收斂之目的。〔08〕

最後，網路的回想過程僅利用最佳加權值透過正向傳遞產生輸出值。接下來，經由曾〔08〕的研究中得知一般的倒傳遞類神經網路之網路演算法敘述如下：

1. 學習演算法

學習演算法屬於監督式學習方式，它利用目標系統已知輸出入範例資料，使用最陡坡降法與通用差距法則調整網路連結加權值與偏權值，以達誤差函數最小值，建立系統模型。必須注意的是，學習演算法中並不包括網路層數與神經元數目之修正，研究者必須經由分析網路誤差之特性，亦即試誤法，自行調整網路架構。

類神經網路學習方式通常以一次一個訓練樣本來進行訓練，持續到學習完所有的訓練樣本，這樣的一次學習方式稱為學習循環(learning cycle)，倒傳遞類神經系統通常必須重複執行好幾次的學習循環，持續到網路收斂為止。

2.回想演算法

回想演算法中不再進行網路連結加權值與偏權值之調整，僅利用輸入值輸入已建立完成之網路結構進行演算，進而推算出未知的輸出值。

2.4 疲勞特徵

2.4.1 人疲勞時幾個生理特徵

頻繁的閉眼、打盹、注意力無法集中的時候都是人的身體發出的疲勞警訊之一，當人在疲勞的時候做任何事情都有很高的機率出意外，尤其是交通意外，臺灣經常發生由於疲勞駕駛而發生意外事故，因此在疲勞偵測的相關研究，大多應用在駕駛的行車安全上，當駕駛者出現疲勞狀態或是不專心時，系統便會發出警訊提醒駕駛，其判斷的依據通常有下列數項：

- 眼睛閉合的百分比
- 眼睛閉眼持續時間
- 眨眼的頻率
- 點頭的頻率
- 臉部相關位置

● 發呆〔11〕

在其他相關研究中，有相當多的應用是利用攝影機拍攝駕駛員的狀態來辨識，方便協助駕駛者在行車期間能夠隨時注意精神狀況。依照人在疲勞的各種不同的生理現象，許多文獻中提出了很多方法，先是以影像處理技術取得特徵，再分類成多個不同的事件來得到駕駛者的目前精神狀態，包括單一種變化或是多個綜合性的變化來決定，表2-2中列出幾個被使用來偵測疲勞的判定方式。

表2-2 研究中被使用的疲勞判斷方式

研究者	偵測方式	判定
楊明儒〔11〕	頭部	以頭部動作方式為主，除了眼動以外，加上轉頭以及發呆狀況
陳拓榮〔12〕	眼睛部位	以眨眼間隔時間判定，時間短=安全；時間中=注意；時間長=危險。
曾凱群〔13〕	眼睛部位	。同陳〔12〕之研究

2.4.2 人眼疲勞時的特徵

本研究使用的疲勞判斷依據主要是由眼部來決定，因為從曾〔14〕研究中得知，正常狀態下人眼約2至10秒會眨眼一次，而這個次數會因人而異，並不固定。

而朱〔15〕研究中實際測試，駕駛者在正常狀態下眨眼的持續時間一次約0.2秒，如圖2-9所示；而處於疲勞時，眨眼的持續時間會增長至一次2秒，如圖2-10所示。

表2-3 模擬眨眼持續時間

模擬拍攝組平均眨眼持續時間統計			
	被測者1	被測者2	被測者3
眨眼持續時間	0.168秒	0.179秒	0.201秒

來源：〔15〕

表2-4 駕駛員處於正常與疲勞時眨一次眼所需的時間

實地拍攝組平均眨眼持續時間統計								
	視頻1	視頻2	視頻3	視頻4	視頻5	視頻6	視頻7	視頻8
眨眼 持續 時間	0.170 秒	0.159 秒	0.182 秒	0.186 秒	2.101 秒	1.973 秒	2.456 秒	2.135 秒

來源：〔15〕

因此本研究在疲勞的認定上可以初步預設2種狀況：

- **眨眼頻率**：一段時間內的眨眼次數過多，譬如：1分鐘內
眨眼次數超過一定次數就認定為疲勞。
- **眨眼時間的長短**：從相關的研究文獻中可以得知，一般人在非疲勞狀態下的眨眼速度其實是相當很快的，因此眨眼時間過長也可判定是疲勞狀態。

三、研究方法與實驗流程

本章主要為說明兩種方式的實驗流程，兩者皆使用一樣
的影像前處理方式：Sobel 邊緣檢測，接著為了讓程式可以方
便調整邊緣檢測的門檻值，因此放入了自動化偵測的方式。
接著兩種偵測方式由本研究設計的黑色像素差總和的方法先
開始說明；接著是類神經系統的方式，而本次研究為了簡化
類神經系統方的輸入，將使用區域化演算法來簡化輸入層的
數量。

3.1 開發環境

- 開發平台：個人電腦。
- 作業系統：Microsoft Windows 7。
- 開發軟體：Borland C++Builder。
- 其他工具：照度計、一般市售網路攝影機。

3.2 研究方法

本次研究設計兩種方式去偵測眼部疲勞特徵，分別是：

1.黑色像素統計總合判定、2.類神經系統；第一種方式是透過
網路攝影機擷取臉部影像，接著透過 Sobel 邊緣檢測將影像
轉換成邊緣影像，接著進行影像前處理，然後將兩張圖像的
黑色像素數值以座標軸 X 軸為基準紀錄成直方圖並進行總合

的差異性進行比較，找出張眼與閉眼之間的差異與關聯性後統計成資料，給予程式作為判定的依據，其流程圖如圖 3-1 所示。

第二種方式輸入的影像同樣是透過 Sobel 邊緣檢測處理來最前置處理，接著進行區域化演算法減化影像用，然後輸入類神經系統進行訓練，然後用來判斷駕駛疲勞的狀態。而類神經系統從文獻探討中第二節中可得知，類神經系統是一種可以經過學習跟訓練來解決問題的系統，而學習的方式必須從問題領域中取得一定數量的範例樣本後，再交由系統來反覆的學習跟訓練。本次研究目的是過影像的輸入來判定是否處於疲勞狀態，因此所使用的範例樣本就是人眼部位的影像，其流程圖如圖 3-2 所示。而兩種研究方式的詳細流程將會在後面繼續做詳細的說明。

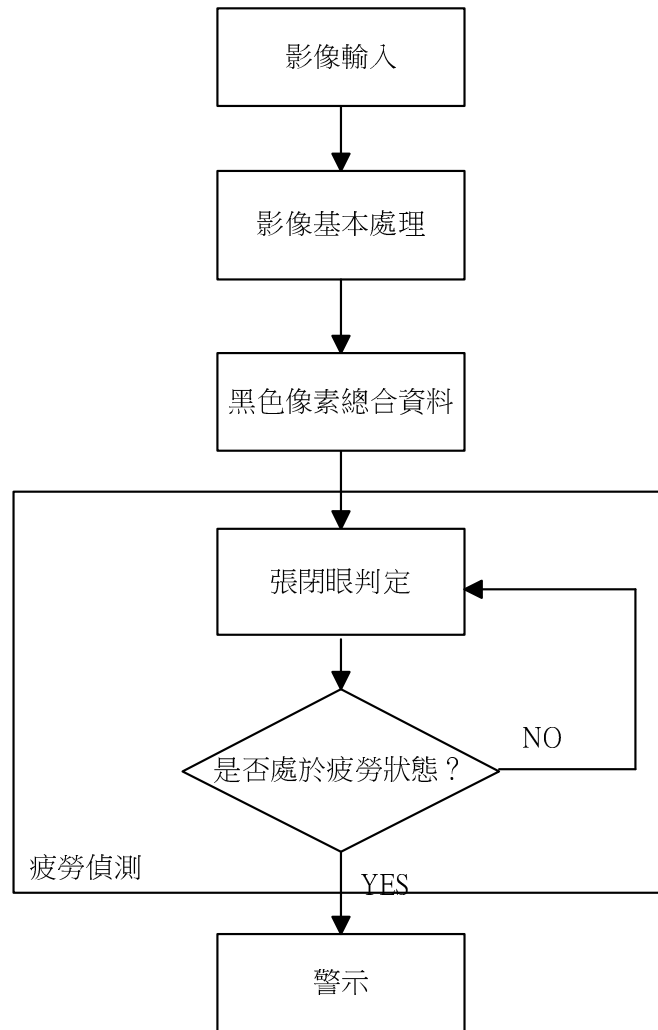


圖3-1 像素差疲勞偵測流程圖

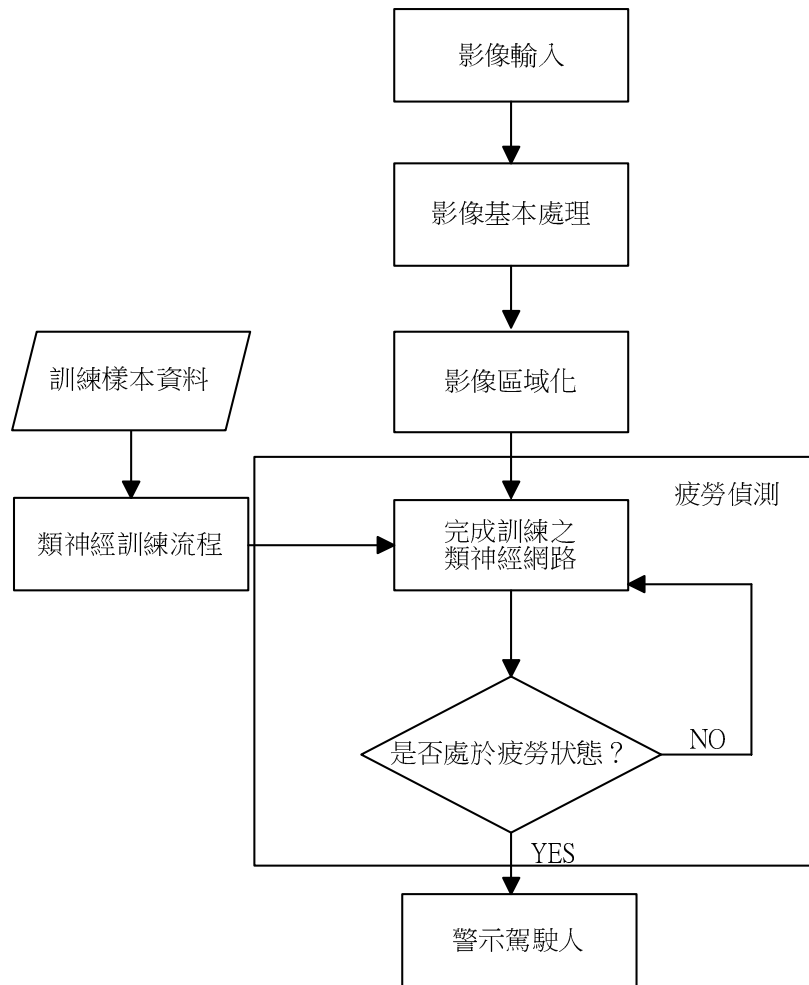


圖3-2 類神經系統偵測疲勞流程圖

3.2.1 影像前處理

本次研究兩種方式皆使用一般市售網路攝影機擷取影像後，進行 Sobel 邊緣檢測將影像圖轉換成邊緣影像後進行疲勞偵測，而為了避免環境亮度的影響，在此處將加入依環境亮度將影像調整置最佳化的方式。

1.Sobel 邊緣影像影像處理

Sobel 邊緣檢測它是一種用來將圖像轉換成邊緣圖像的

演算法，而對影像進行 Sobel 檢測之前，必須先進行灰階化的處理，此方式是將影像轉換成 RGB 色彩空間，接著將 r, g, b 三值讀出，之後代入式(7)，將會得到一個數值 $Gray$ ，將此數值分別取代影像中的 r, g, b ，便可以將影像灰階化，灰階化前後結果如圖 3-3 與 3-4 所示。

$$Gray = 0.299 * r + 0.587 * g + 0.114 * b \quad (11)$$

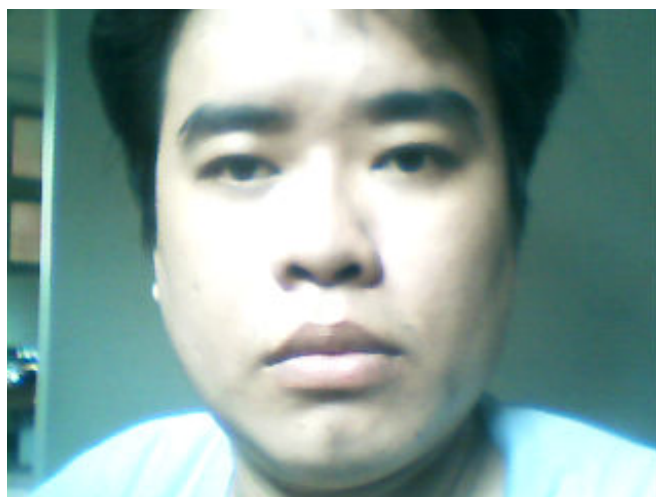


圖3-3 彩色影像



圖3-4 灰階化後影像

接著利用第二張文獻探討中提到的 Sobel 邊緣檢測方式，以式(7)、(8)對影像上的像素點進行摺積運算，之後會得到一數值 G ，如果該數值大於一定門檻值就判斷為邊緣點，反之則為非邊緣點；最後讓邊緣點的值=0，非邊緣點的值=1，如此就可以得到一個的二值化邊緣檢測影像，圖 3-5 為圖 3-4 進行邊緣檢測的結果。



圖3-5 二值化邊緣檢測影像

2. 自動化環境亮度調整

(1) 環境亮度

邊緣檢測圖輸出後，將依據環境亮度不同來調整門檻值，讓其人臉邊緣達到顯著水準。如果不調整門檻值，其輸出的圖片會因為環境過亮或是過暗造成模糊不清的狀況，進而影響後續實驗結果，因此門檻值調整是必要的措施。在此部分

將使用到一般市售的照度計來協助我們對環境亮度做檢測，作為門檻值調整的依據。

照度計是一種專門測量光度、亮度的儀器儀表。就是測量光照強度(照度，單位：lx) 是物體被照明的程度，也就是物體表面所得到的光通量與被照面積之比，圖 3-6 為市售一般照度計。



圖3-6 照度計

一般照度計是用在測量各個環境亮度是否足夠，因為太亮或太暗的光線都會對人體造成影響，但這不在本次論文的研究範圍裡面，因此不多做討論；接著基本試驗流程如下：

Step1：使用照度計紀錄人臉附近的環境亮度，並紀錄。

Step2：開啟程式調整門檻值讓邊緣人臉圖達到一定之水準，並紀錄門檻值。

Step3：再度測量環境亮度是否有改變，有改變當次門檻值

之環境亮度以後者為主。



圖3-7 未調整之邊緣影像



圖3-8 調整後之邊緣影像

圖 3-7 與圖 3-8 為邊緣影像未調整門檻值與調整門檻值的結果。最後將收集到資料統計並繪製成圖，找出適合之亮度值與邊緣圖之最佳配置，以供程式自動調整。

(2) 自動化調整

在獲得門檻值與照度的關係變化後，後續相關的實驗可

以透過本次實驗收集的資料自行調整出最適合的門檻值，但是透過手動去調整，會讓相關實驗增加許多不必要的時間，因此本研究將以電腦程式轉成自動化調整與控制，以便在後續相關實驗不用頻繁的去手動調整門檻值來對應照度的變化，而詳細之照度變化與門檻值對應在後續實驗中會陸續做說明。

其自動化調整的基本流程實驗如下及圖 3-9 所示：

Step1:讓照度計依照設定好的間隔時間(例:每隔 1 分鐘測量 1 次)測得照度值，並將結果傳送至電腦並儲存入檔案。

Step2:影像程式讀取儲存照度值之檔案，並依據照度值調整門檻值。

Step3:輸出影像，之後再一直重複 Step1 與 Step2，繼續進行調整。

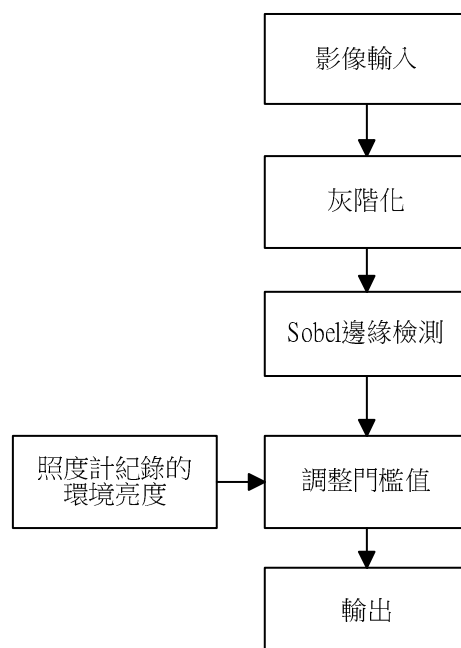


圖3-9 依據環境亮度調整Sobel邊緣影像門檻值流程

3.2.2 疲勞偵測方式

影像前處理完畢後，將利用處理完之的邊緣影像，透過本次研究設計的兩種方式來進行疲勞偵測，其分別是：

- 邊緣影像黑色像素總和的差值
- 影像結合類神經網路系統

接著將分別說明兩種方式的實驗方式。

1. 黑色像素總和差值

第一種方法將使用時間差從攝影機擷取兩張臉部影像，初步做 Sobel 邊緣檢測將其轉換為邊緣影像後，擷取眼部位置，並將其以邊緣圖的水平 X 軸為基準做每個位置上的黑色像素點的總和並繪製成直方圖，步驟如圖 3-10 至圖 3-13 所示。待兩張圖都完成直方圖統計後，進行重疊並將無重疊部份取下做數值統計後，來做為疲勞的判定，如圖 3-14 與 3-15 所示。其主要的理論是透過張眼與閉眼的兩張直方圖的波峰與波谷的數值差異來做為判斷的依據。



圖3-10 擷取原始影像



圖3-11 轉換邊緣化影像

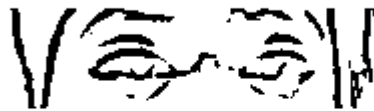


圖3-12 取出眼部位置

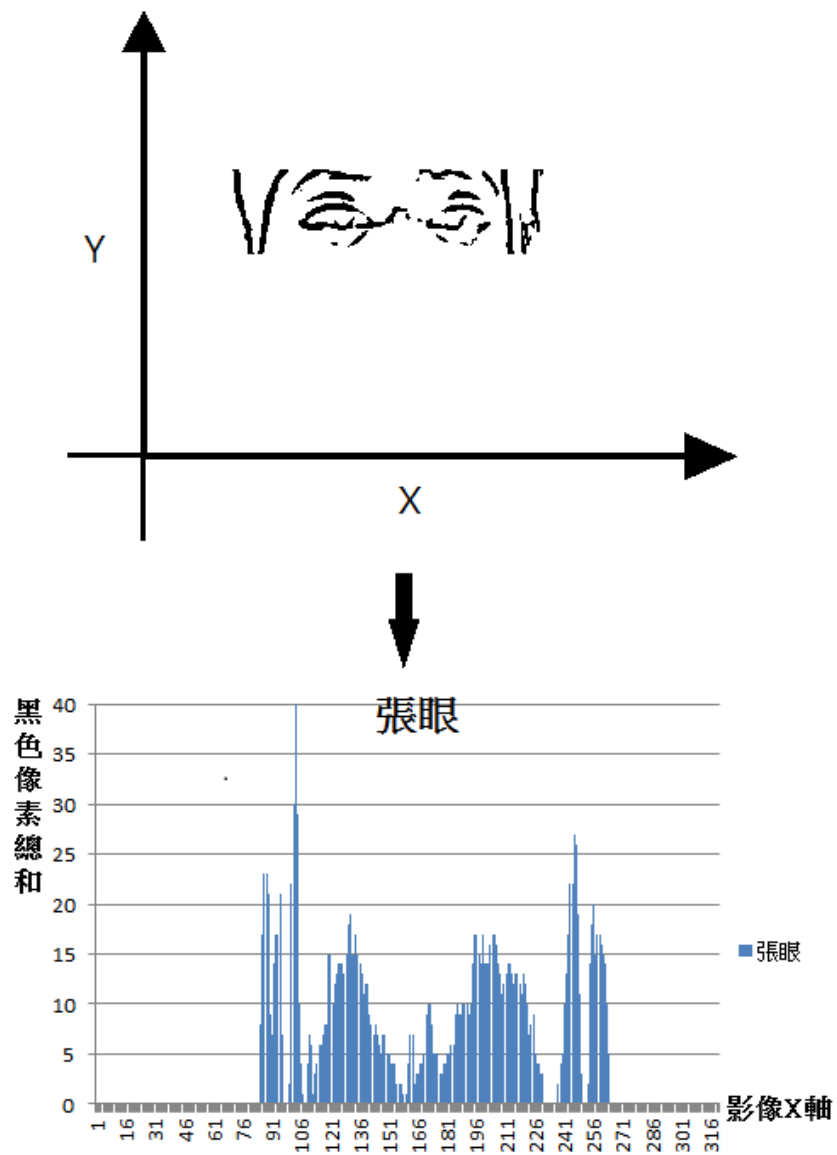


圖3-13 統計每個X軸點上的黑色像素點繪製成直方圖

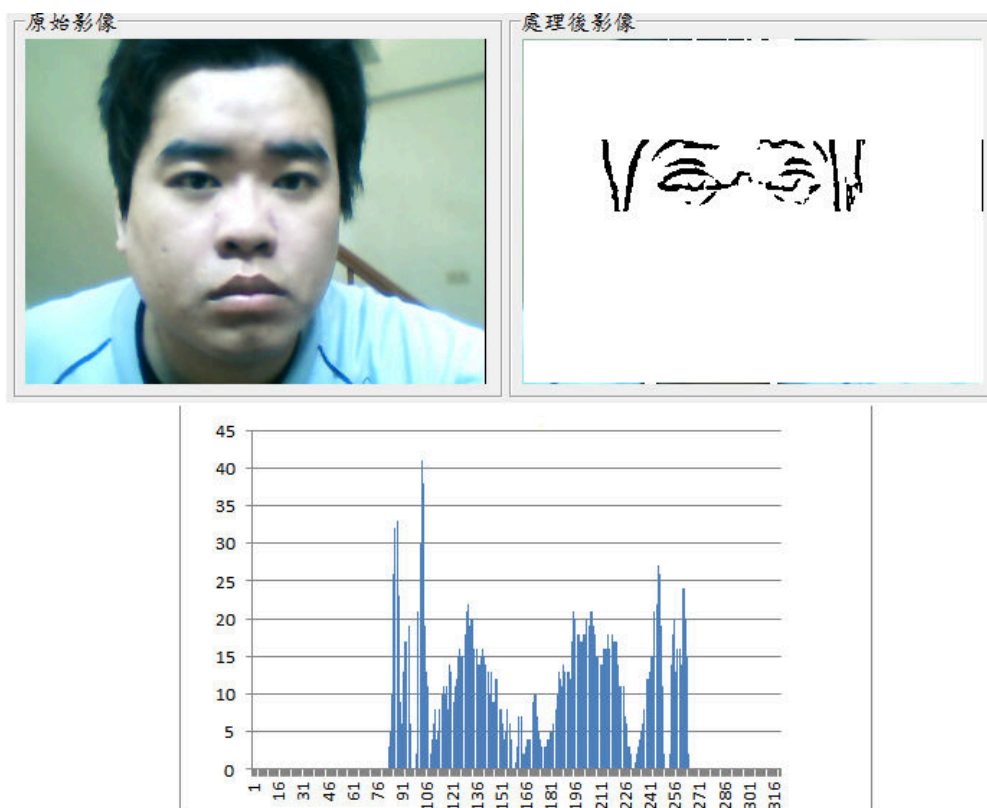


圖3-14 直方統計範例1

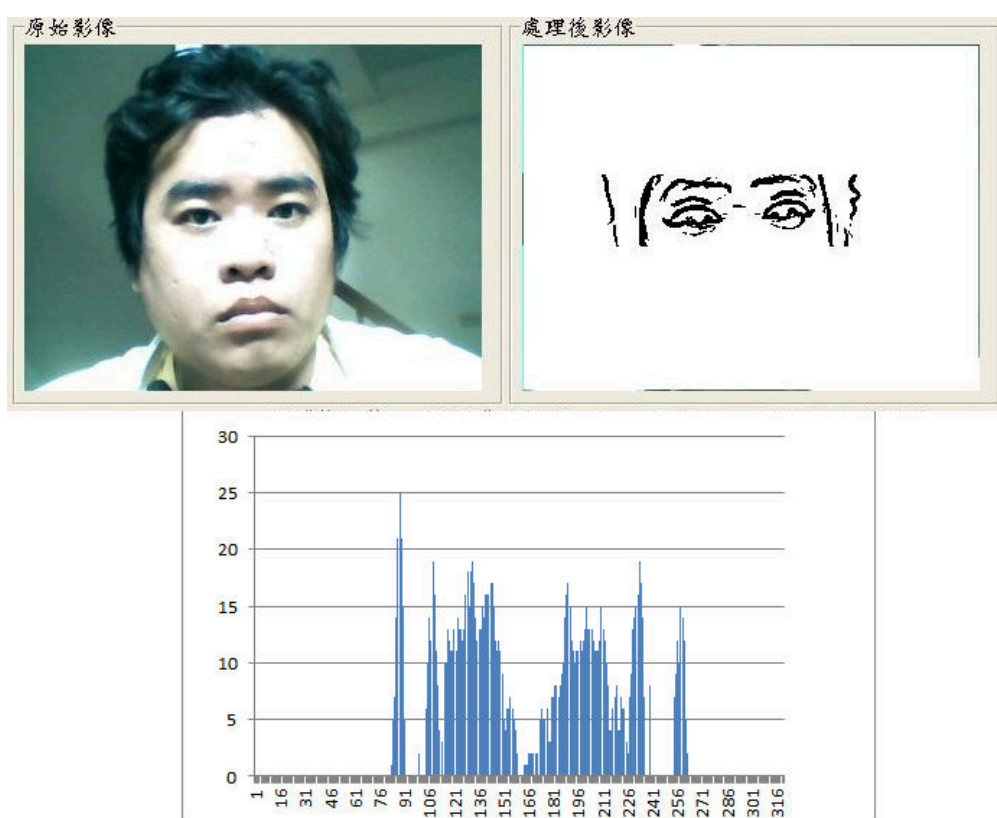


圖3-15 直方圖統計範例2

從連續幾張圖中可以發現張眼狀態下的直方圖波峰與波谷的分被其實非常的類似，而反過來也可以很合理的推斷由閉眼影像得到的邊緣圖索統計出來的直方圖也可以得到相近得結果。所以此方式主要是透過兩張直方圖的差異程度來判斷是否有因疲勞而閉眼的狀態。

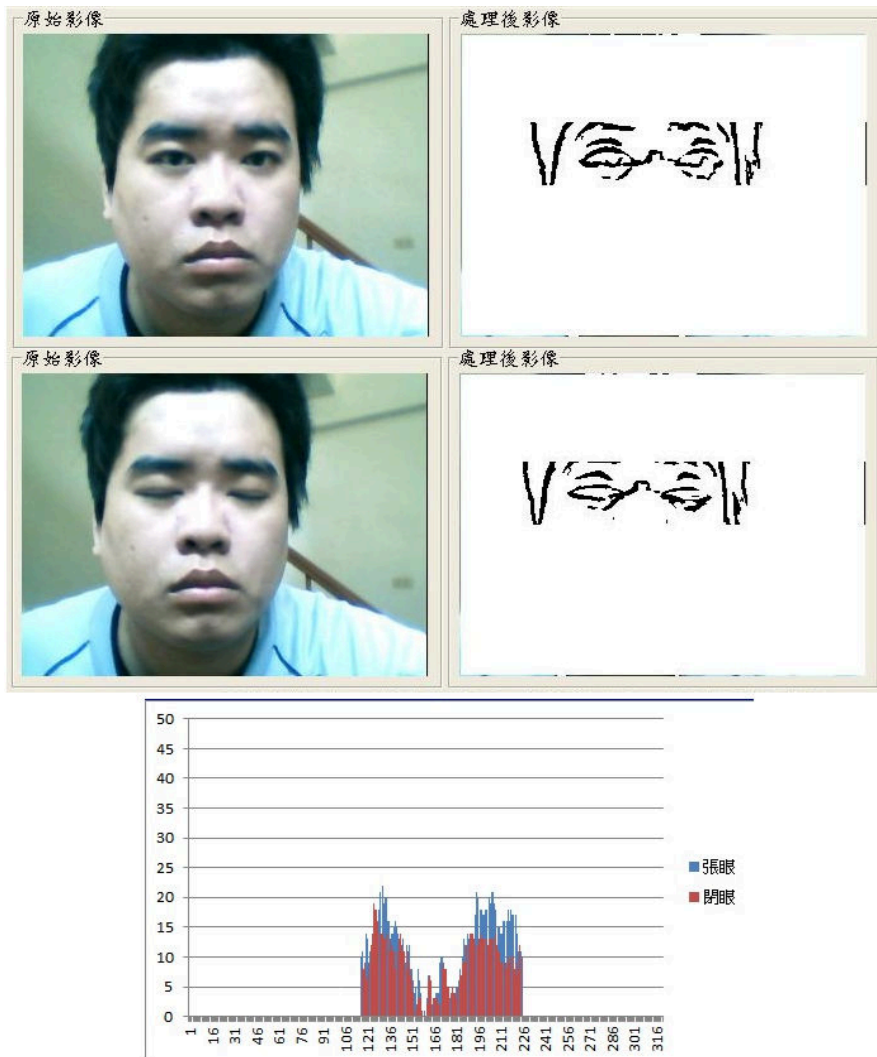


圖3-16 張閉眼的兩張直方圖重疊後的結果

上圖 3-16 中兩張直方圖未重疊的地方，可以看出來張眼與閉眼的直方圖的黑色像素存在著一定數量的差異值，但若

是由兩張張眼或兩張閉眼的直方圖重疊，則此差異值將會非常的小。意即在很端短時間差取得的像素差異值如果大於一定的數值，可以很合理的推斷剛剛是處於眨眼的狀態；相反的如果此像素差異值小於一定的數值，則是處於持續張眼或閉眼的狀態。而從曾〔14〕的研究中得知正常狀態下人會無意識的眨眼，頻率約為 2~10 秒會眨一次眼，而此頻率因人而異。

最後結合將兩種結論結合起來，設計一個偵測方式，在一定的時間內進行連續的直方圖差異值計算，接著進行人眼狀態的疲勞判定。

2.影像處理結合類神經系統

接著要介紹本次研究設計的第二種方式：影像結合類神經系統。在本次的類神經系統是以影像作為輸入值給予類神經系統學習訓練後，來判斷人是否處於疲勞的依據。而本研究此次是以 Sobel 邊緣檢測為基礎，先將攝影機擷取到之影像轉換成邊緣影像，再搭配環境亮度調整清晰度，最後透過區域化演算法，將其轉換成 8*6 之像素影像作為類神經系統訓練的樣本資料。

(1)類神經網路

依據第二章文獻探討中提到的類神經網路系統的架構，在訓練前必須設定好3層的架構，其分別是：輸入層、隱藏層、輸出層。首先是輸入層設定，在前文中有提到邊緣檢測影像經由一次與二次區域化後，可以獲得一個8*6的像素影像作為輸入值，而該像素影像共有48個的像素值，因此本研究的類神經輸入層數量設定為48個。接著隱藏層數量設定為3，最後輸出層數量設定為1，這是由於本系統的輸出僅有2個：1. 正常、2. 閉眼，僅需2個位元，而1個bit有2個訊號，因此只需將輸出層數量設定1，最後架構示意圖如圖3-17所示：

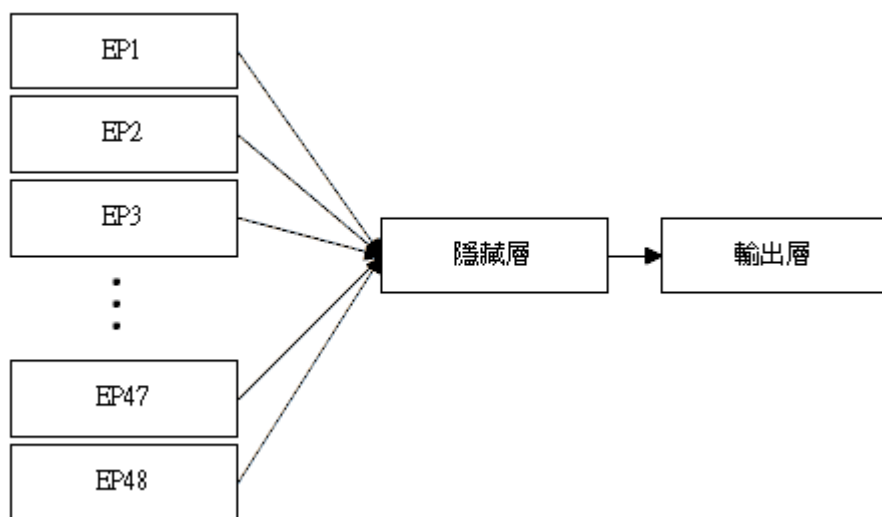


圖3-17 類神經網路架構示意圖

(2)區域演算法

本次使用區域化演算法主要是為了簡化要輸入類神經網路系統中的訓練樣本與測試樣本。這由於影像解析度越高，

所佔用的資源也越多，會讓系統所需的處理時間也越久，類神經系統也有相同的問題，而本次用的影像解析度為 320×240 像素，如果直接使用原始影像輸入類神經系統訓練，會對系統造成一定程度的負擔，尤其是需要即時反應來運作的系統，過久的處理時間反而是一種非常糟糕的缺點，而區域化可以依據系統的需求進行 1 次或 2 次區域化，將影像轉換成解析度較小之像素影像，減少系統的處理時間。

從曾〔8〕的研究中可以得知一次區域化與二次區域化的流程如下：

Step.1 在影像 $I(x, y)$ 內部取一個固定大小的搜尋視窗

$W(Dx, Dy)$ ，並建立一個矩陣 $C(u, v) \begin{cases} u = x/Dx \\ v = y/Dy \end{cases}$ 作為後續處理之用。

Step.2 搜尋視窗 $W(Dx, Dy)$ 循著由左而右由上而下固定方

向在影像 $I(x, y)$ 中移動，每次移動統計搜尋視窗內出

現黑色像素的次數並將統計值放入矩陣 $C(u, v)$ 。圖

3-18 為經過處理的人臉的眼部影像，經過第一次區域

化演算法後，影像中屬於臉部特徵的部分被強化其結

果如圖 3-19。

Step.3 將矩陣 $C(u, v)$ 每一列中最大的統計值設定為 1，其餘

設定為0。

Step.4 重複步驟2，3 直到結束，其結果如圖3-20。

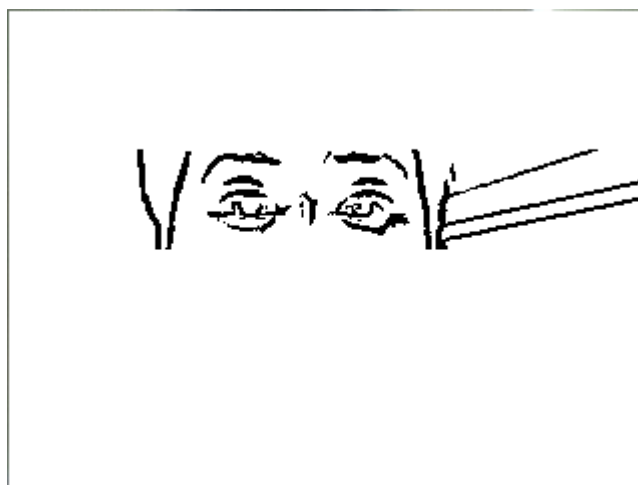


圖3-18 處理後人眼影像

[illegible]

圖3-19 第一次區域化演算法統計結果

Step.8 重複步驟6，7 直到結束，其結果如圖3-22。

0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	2	1	3	1	0	0
0	2	7	5	6	5	2	1
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0

圖3-21 第二次區域化演算法統計結果

0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	1	1	1	1	0	0
0	1	1	1	1	1	1	1
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0

圖3-22 第二次區域化演算法配重結果

區域化演算法具有以下優點：

- 不受影像中雜訊的影響，也就是說不管影像中雜訊之多寡，都不影響處理的時間，且影像經過區域配重比較法之後，降低影像中雜訊的影響力。
- 原影像經過多次區域化演算法之後，達到影像資料量的減少，加快後續處理的時間。
- 原影像經過多次區域化演算法之後的資料不是0 就是1，

因此不需要再經過任何處理便可以直接饋入類神經網路的輸入值。

3.疲勞特徵與判定

(1)疲勞特徵

最後則是要確立本次研究中人眼疲勞的特徵與判定方式，依據朱等人〔15〕的研究提到，人正常狀態下約 2 至 10 秒會眨一次眼，其頻率因人而異。根據其研究人處於疲勞時眨眼的持續時間結果，如第二章的表 2-3 與表 2-4 所示。從其測試數據中可以得知正常狀態眨眼持續時間僅 0.17 秒，之後處於疲勞狀態時，眨眼持續時間開始拉長到 2 秒。因此本研究針對此 2 個特徵在疲勞認定上作出 2 個判定方式：

- 一般狀態下的眨眼頻率
- 正常狀態下以及處於疲勞狀態眨眼的時間

四、實驗結果與討論

本次研究設計兩種方式來偵測人眼的疲勞，兩種方式皆透過一般網路攝影機擷取影像作為輸入源。第一種為黑色像素總和的差值運算，將眼部影像轉換成直方圖後，將兩張有前後時間差的直方圖做差值的運算後，依據結果來判定疲勞與否；第二種為類神經網路系統，收集一定數量的張眼與閉眼的影像，將其導入類神經系統反覆的訓練，訓練完成後，即可用來做為疲勞的判定與否。

4.1 照度與邊緣圖

從第三章中提到本研究將透過使用照度計來取得環境亮度與邊緣圖的最佳配置，檢測結果範例如圖 4-1 與 4-2 所示，其分別為高照度與低照度的最佳邊緣圖像。

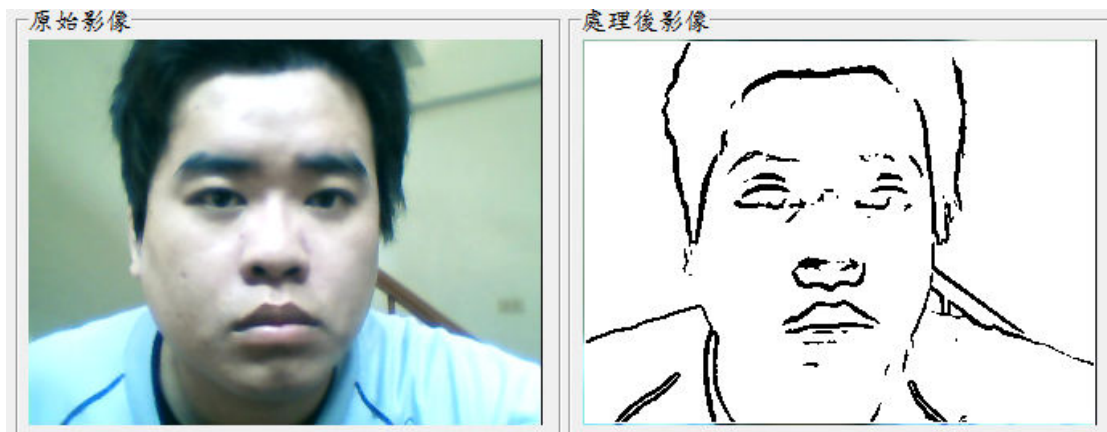


圖4-1 高照度邊緣圖



圖4-2 低照度邊緣圖

本次一共測量 3 次，每次約收集約 20 個結果，最後繪製成 XY 分布圖，如圖 4-3 所示；圖中部份照度值的門檻值有略微浮動的狀況，是由於判定標準是由人主觀去認定何者是最適合的門檻值，因此在最適合的門檻值上判定會有些許的誤差。例如在 200 lx 前後的照度值在第一次紀錄中是約 140 的門檻值，可是其他兩次紀錄都在 160 的門檻值，但兩者差距並未過大，因此尚在接受的範圍內。

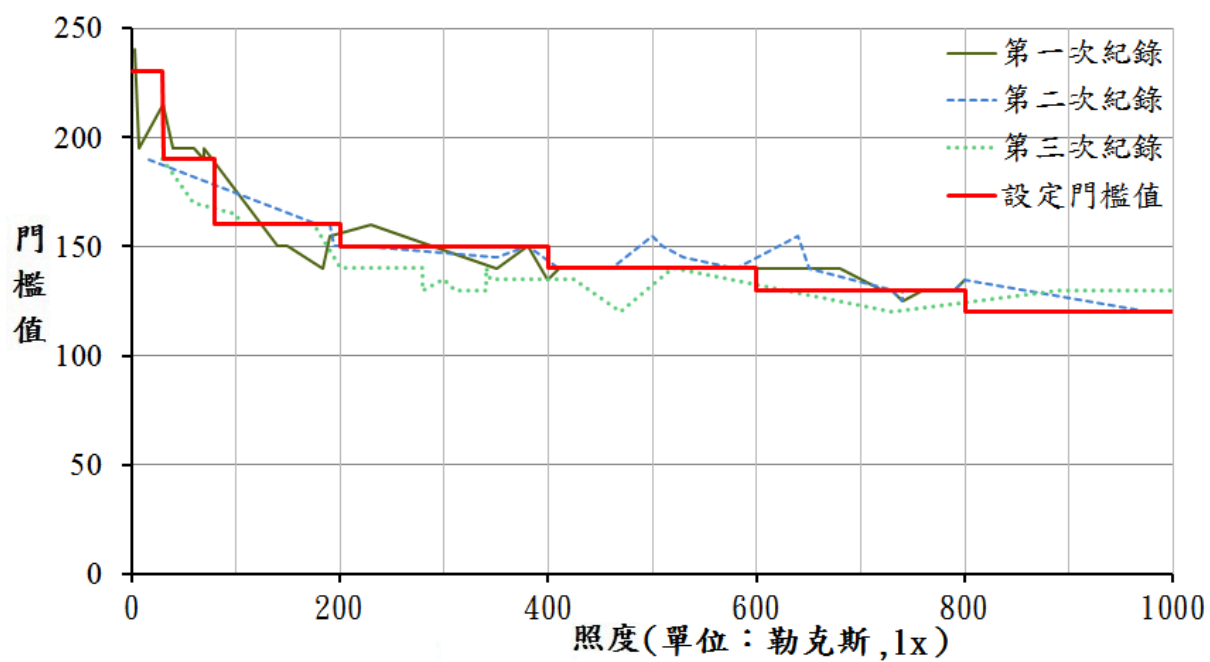


圖4-3 照度值與門檻值變化

後依據圖 4-3 的結果呈現，本研究將測得之環境亮度與門檻值對應做擬定後，繪製成一環境亮度與門檻值對應之表格，如表 4-1 所示：

表4-1 照度值與門檻值對照

照度 (lx)	建議門檻值
1~30	230
31~80	190
81~200	160
201~400	150
401~600	140
601~800	130
801~1000	120

1000~2000	100
-----------	-----

從表 4-1 中可以發現表中設定的最低的照度值是 1 lx，這是因為照度值為 0 就表示環境中無任何光源，在無任何光源下攝影機將拍攝不到任何畫面，故將最低值設置為 1 lx。而最大值本研究設定為 2000 lx，雖然在實驗地點移動後之測量數據中並未有接近設定最大值的數值，但是依據 CNS 國家標準資料中，一般住宅的建議照度值最高值為 2000 lx，故本研究將最大值設定為 2000 lx。

而在類似研究中，林〔16〕使用 YUV 色彩空間中的 Y 值(明亮度)作為調整邊緣道路影像門檻值的依據，其方式為擷取攝影機拍攝的影像後再去讀取影像中的 Y 值，而本研究則是使用照度計直接去測量環境照度，再將測量結果傳入程式中去調整。兩者差異在前者是經由攝影機拍攝影像作處理，在拍攝區域外的環境光開始變化時，較不容易去做調整；而本研究方式是直接由照度計測量後將數值傳至程式中，直接讓程式調整影像的門檻值，藉此加快程式的處理速度。

4.2 黑色像素總和運算

第三章中提到此方式是透過一瞬的時間差來截取兩張圖做黑色像素總和的比較，因此樣本的收集也是重點之一。而

其目的是為了獲得更多的像素差值的數據，來找出平均值作為判定影像的門檻。

4.2.1 兩張圖的黑色像素總和差值

本次將黑色像素總和樣本差的平均值，作為判定人眼張眼與閉眼的上下限的範圍，樣本如從圖 4-4 到 4-7 所示：

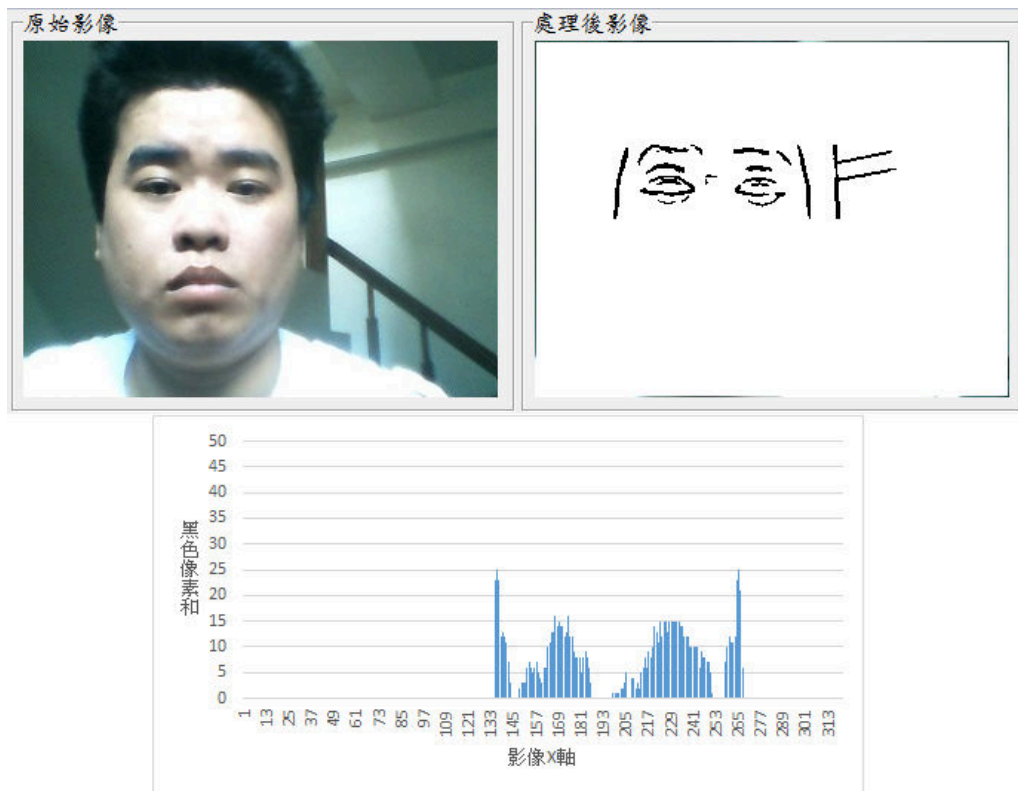


圖4-4 張眼與直方圖統計

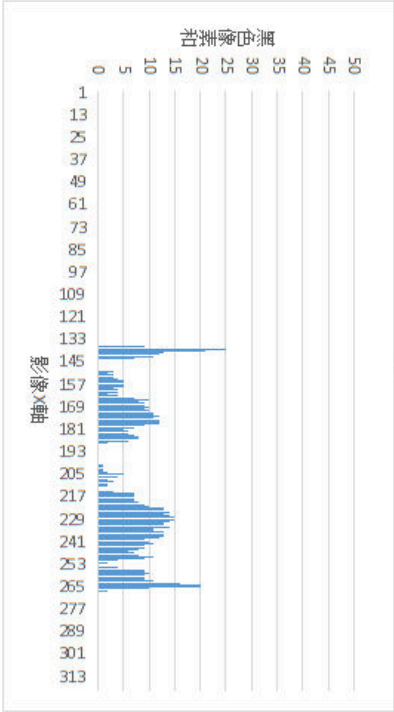


圖4-5 閉眼與直方圖統計

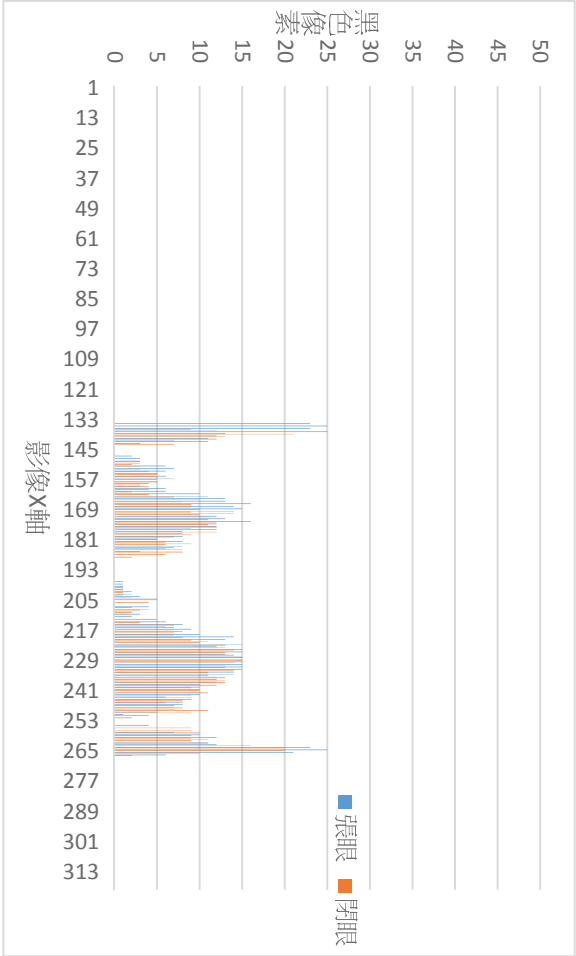


圖4-6 張眼與閉眼直方圖重疊

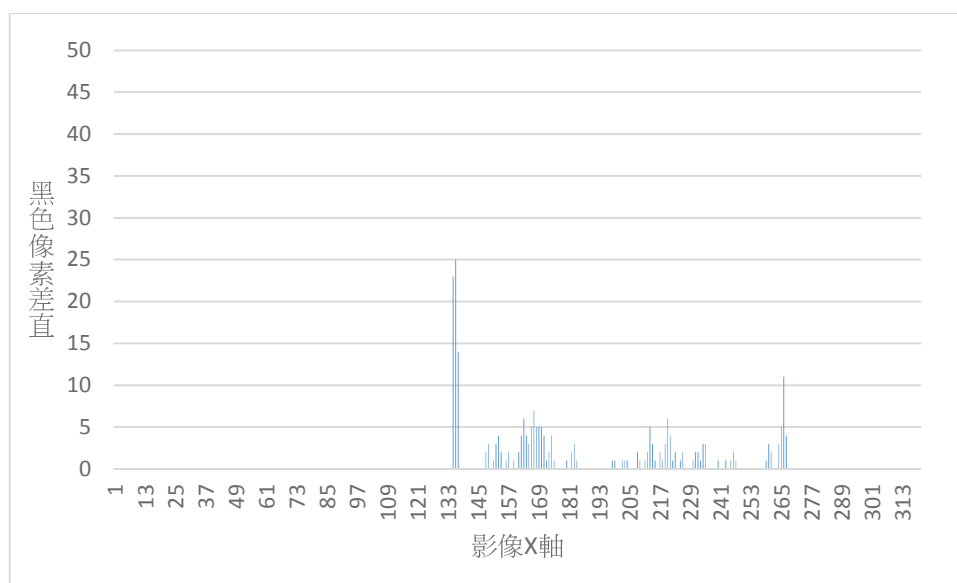


圖4-7 兩張圖未重疊部分

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	5	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	5	7	2	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	5	8	3	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	5	9	4	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	8	11	3	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	10	5	5	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	12	5	7	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	14	3	11	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	14	1	13	0	0	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	14	2	12	0	0	0	0	0	0	0	0
13	0	0	0	0	9	0	9	0	0	0	0	0	0	0	0
14	0	0	0	0	8	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0
15	0	0	0	0	6	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0
16	0	0	0	0	3	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0
17	0	0	0	0	2	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
18	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
19	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
22	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
23	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
24	0	0	0	0	5	2	3	0	0	0	0	0	0	0	0
25	0	0	0	0	4	1	3	0	1	1	0	0	0	0	0
26	0	0	0	0	6	1	5	0	1	1	0	0	0	0	0
27	0	0	0	0	6	1	5	1	0	1	0	0	0	0	0
28	0	0	0	0	5	2	3	3	0	3	0	0	0	0	0
29	0	0	0	0	5	3	2	3	0	3	0	0	0	0	0
30	0	0	0	0	5	3	2	3	0	3	0	0	0	0	0
31	0	0	0	0	7	4	3	3	0	3	0	0	0	0	0
32	0	0	0	0	6	3	3	4	0	4	0	0	0	0	0
33	0	0	0	0	7	2	5	3	0	3	0	0	0	0	0

圖4-8 部分像素差記錄數值

在獲得張眼與閉眼的直方圖後，將其兩個直方圖重疊，
可以發現有部分未重疊得地方，這些地方就是前面提到之黑
色像素總和的差值，也就是疲勞判定的依據。

將其數值記錄後，結果如圖 4-8 所示。橘色部分為一部分的張眼與閉眼的直方圖的數值資料，灰色部分為前者與後者做絕對值的相減的結果，將其轉換成直方圖後就會如同圖 4-7 所示，也就是兩張圖未重疊的部分的資料。

接著持續收集不同時間下的差值後，可以得到一個約略的數值範圍，搭配第三章提到的疲勞方式做一個最終判定。

在一段時間內收集程式處理完後的數值，如果收集到的數值持續小於平均值一定次數，可以認為受測者處於張眼發呆或者閉眼打盹狀態；反之收集之數值大於或是接近平均值一定次數，可以認為受測者處於連續眨眼的疲勞狀態。

4.2.2 像素差判定測試判定結果

收集到足夠樣本後，後續依照第三章中提到的流程圖來進行眼部疲勞判定，分別故意張閉眼各 10 次持續 5 秒，測試結果如表 4-2 所示：

表4-2 簡易測試結果

	成功率	失敗率
故意張眼	20%(2 次成功)	80%(8 次失敗)
故意閉眼	30%(3 次成功)	70%(7 次失敗)
綜合狀態	25%(5 次成功)	75%(15 次失敗)

從表 4-2 中可以看出，其成功率相當的低。在經過檢視後，發現容易受到影響的部分可能是因為每個人的長相與臉型均不同，因此只要更換受測者後，資料庫內的數據與新受測的數據完全不同，必須重新收集數據導入資料庫後才能增加判定的成功率。

此外眼鏡或其他配件也有可能干擾結果的判定，如圖 4-9 所示，臉上的眼鏡很明顯干擾到直方圖的結果，呈現一個 W 狀的直方圖，而非之前所示的兩個波峰狀的直方圖

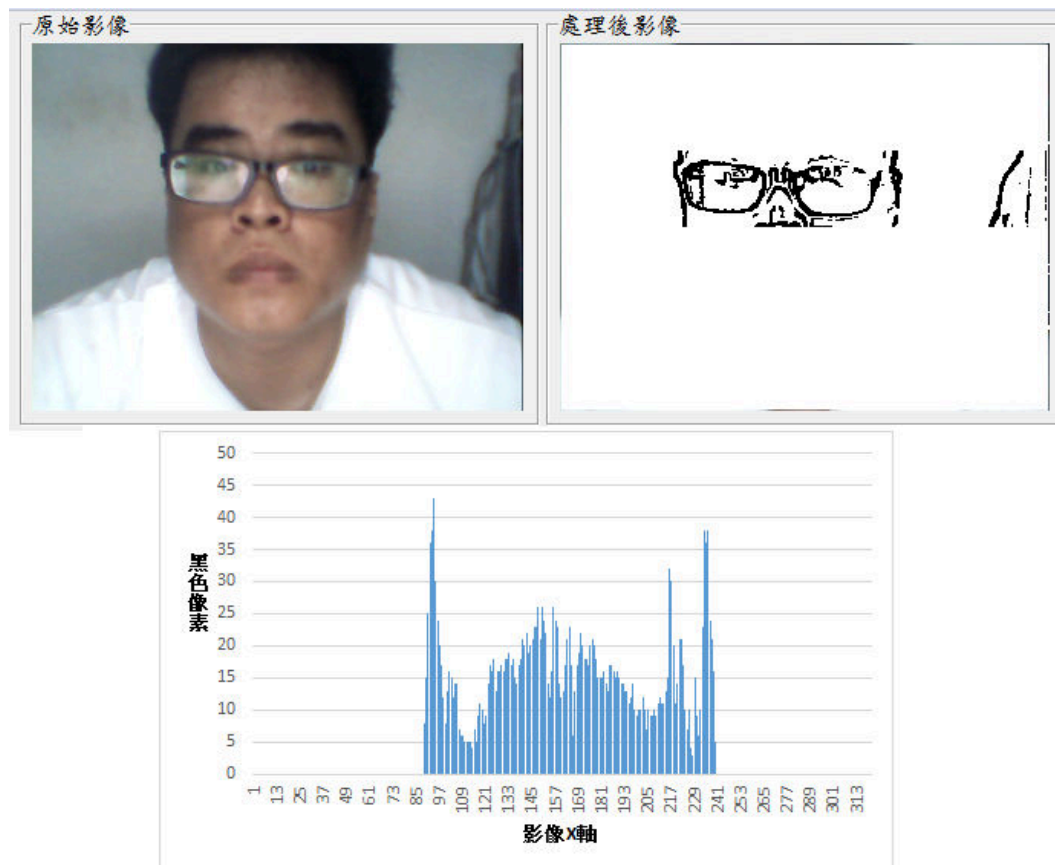


圖4-9 戴眼鏡狀態下的直方圖

本次實驗有透過不同環境照度，來調整邊緣影像的最佳化。可是從下面圖 4-10 與 4-11 中可以發現，兩張圖經過調整後，雖然可以清楚辨識出人臉部分，但其邊緣線條粗細仍存在著很大的差異性，故其運算出來結果，可能會造成誤判。如從有光源的道路突然經過樹蔭或是隧道，這種前後環境亮度相差極大的狀況，會讓閉眼的影像由於粗細不同的邊緣線條運算出來的結果變成是眨眼的狀態。



圖4-10 距離鏡頭較近的影像



圖4-11 距離鏡頭較遠的影像

4.3 類神經系統

本次所使用之類神經系統為 Multilayer Perceptron，它是最基礎也是最普遍被使用的類神經網路系統。其系統包含三層：輸入層、隱藏層、輸出層。

前面的研究方法中有提到，類神經網路系統在使用它來

解決目標領域的問題之前必須從該領域中擷取樣本訓練，在本次所要解決的目標就是判斷人類眼睛的狀態，因此必須從影像中收集包含張眼與閉眼狀態的訓練用樣本。由於完整的影像資訊過於複雜，若直接輸入類神經系統中訓練，將會造成不必要的時間浪費。因此收集完成後，必須先經過簡化並保留影像的特徵，才能再輸入系統中進行訓練。

接著將展示使用第三章提到的區域化演算法所簡化後的樣本並檢視訓練完成的結果。

4.3.1 訓練樣本收集

1.區域化

調整完照度與邊緣圖的樣本後，依據第三章中提到之方式。對樣本圖進行一次區域化以及二次區域化處理，訓練樣本如圖 4-12 所示：

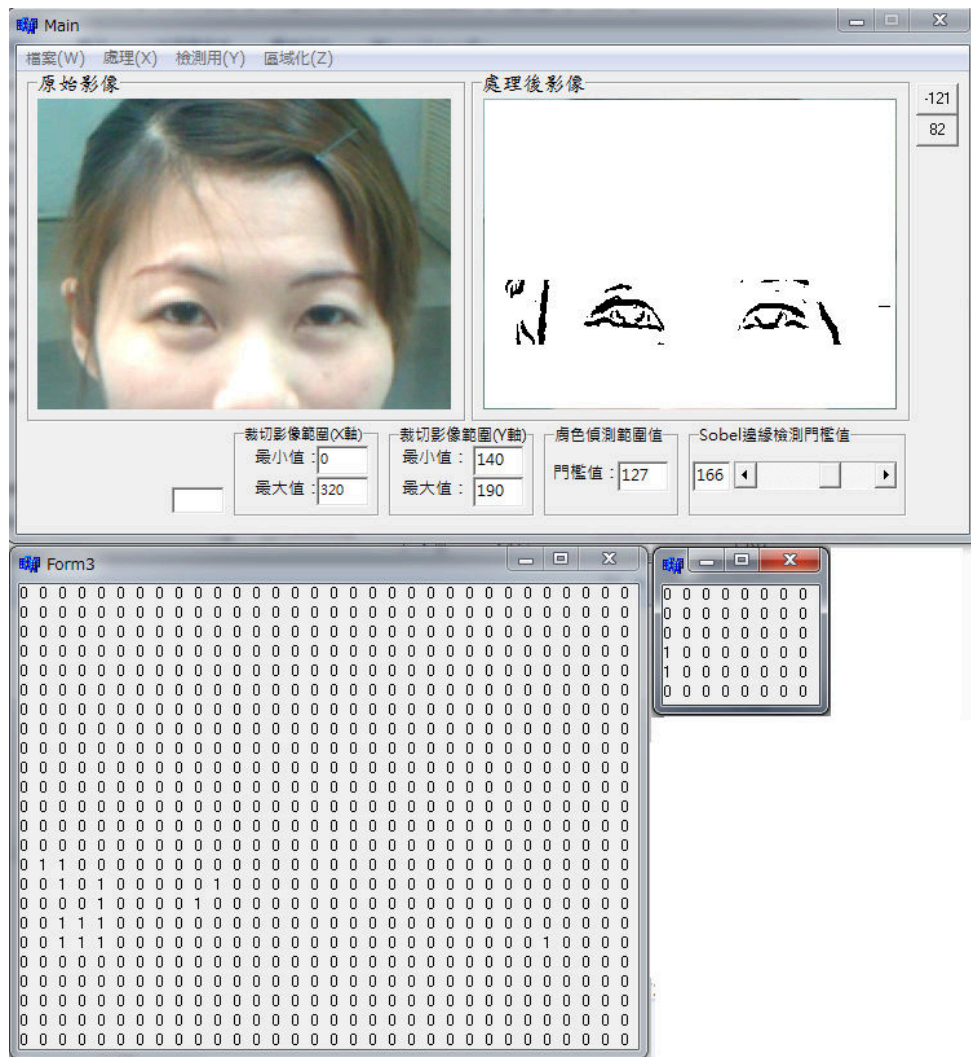


圖4-12 訓練樣本區域化示意圖

2.數據化

接著要將樣本區域化後的數據記錄到試算表軟體中製成訓練樣本檔案，然後輸入類神經程式中進行訓練，紀錄區域化數值的方式是由二次區域化後的視窗中矩陣從左上角第一個數字由左而右依序紀錄下來，名稱依序為 EP1 至 EP48，接著為了區分樣本為閉眼或張眼圖，額外標記 Open eve 與 Close eve，最後結果如圖 4-13 所示：

隱藏層與 1 個輸出層。在類神經網路中，隱藏層的多寡影響到整個系統的運算效能差異。隱藏層越多，結果判斷越精準，但需要運算的時間較長；相對的隱藏層較少，結果判斷準確度略低，但運算時間較快。如何判斷需要多少隱藏層，需經由多次模擬運算來決定使用多少的隱藏層。

2.類神經網路訓練

(1)正常區域化之訓練結果

本次系統於訓練過程中一共訓練10000次，使用的訓練樣本數為正常方式區域化全部樣本共100張，最後其收斂效能如圖4-14所示。

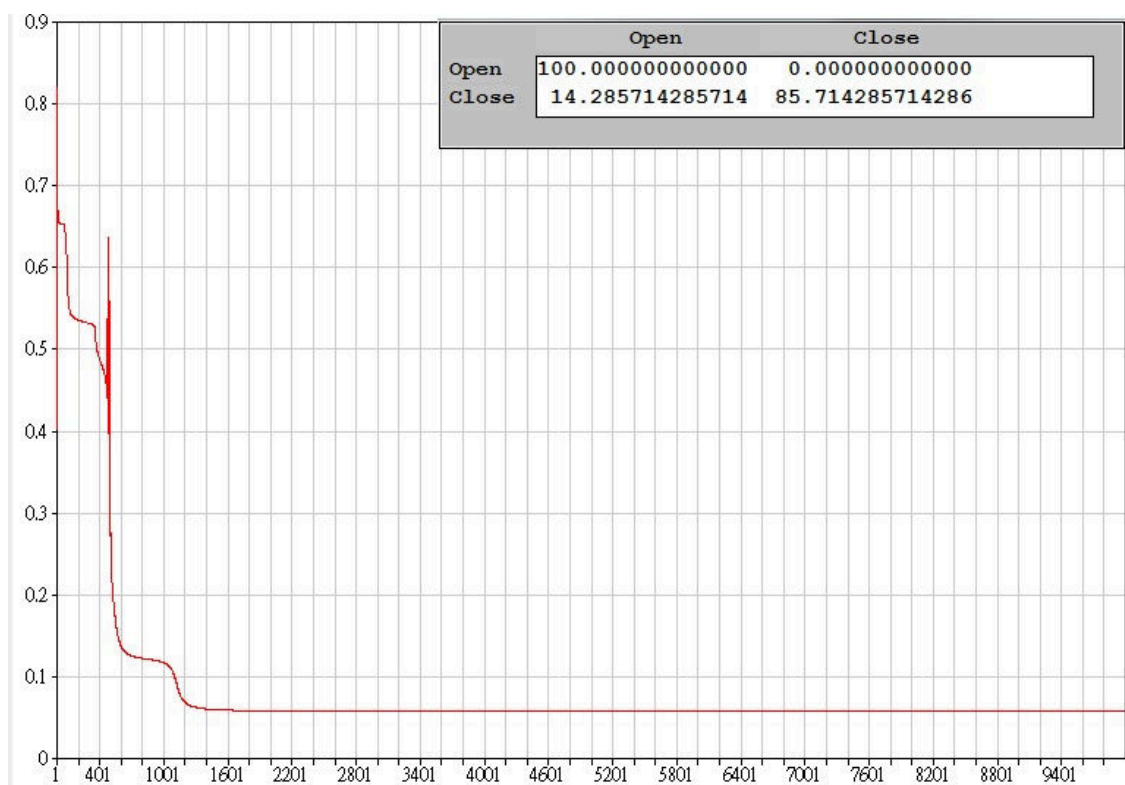


圖4-14 區域化之收斂效能圖

圖 4-14 右上之數值的意義為，訓練完成後判定的機率百分比，如果輸入樣本為張眼，成功判定是張眼機率約是 76.47%，判定為閉眼的機率約是 23.53%。相反的，如果輸入樣本為閉眼，判斷是張眼機率為 56.25%，閉眼的機率是 43.75%。因此可以透過右上數值做一簡易表格來表示機率，如表 4-3 所示：

表4-3 正常之區域化

	判定張眼機率	判定閉眼機率
輸入張眼圖	100%	0%
輸入閉眼圖	14.3%	85.7%

接著拿出不在訓練樣本中的 30 張區域化影像(張閉眼各 15 張)輸入系統做測試，其結果如表 4-4 所示；從表中發現張眼成功率較高，閉眼則容易失敗，整體而言成功率不算是到達可以使用的標準

表4-4 非訓練樣本測試結果

	成功率	失敗率
張眼圖	80%(12 張成功)	20%(3 張失敗)
閉眼圖	40%(6 張成功)	60%(9 張失敗)
整體	60%(18 張成功)	40%(12 失敗)

3.小結

在此部分實驗中，成功率不是非常的顯著，可能的原因為訓練樣本的多樣化以及特徵擷取方式不對。由於訓練樣本需多樣化之人臉比較能反應訓練成果；接著特徵擷取可能是受到背景的干擾，造成張閉眼差異過少，所以訓練完成後的系統較判斷不出差異性較不明顯的二次區域化像素圖。

4.4 討論

4.4.1 黑色像素差總和結果討論

經過前面的圖表比較後，可以從直方圖的比較中得知眼部狀態的變化，因此可以合理推斷此方式也可以使用在嘴部，或者整個臉部的表情偵測。但是直接使用整個臉部影像會造成系統負擔和整體運算時間增加，因此需要進行切割影像後，再進行後續的處理以及偵測，如圖 4-15 所示。

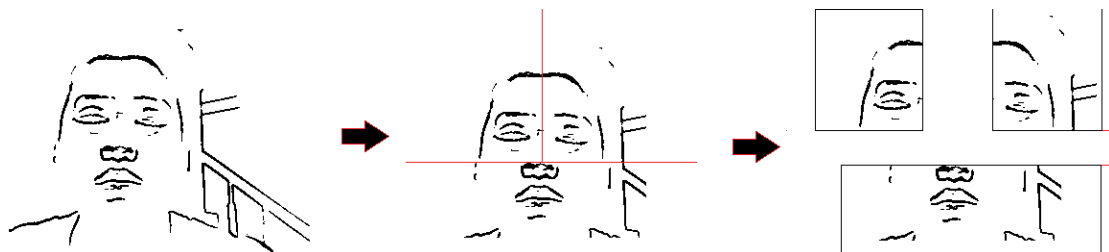


圖4-15 切割影像示意圖

而本系統較適合運用在固定距離的偵測方式，如：於教室內透過與電腦連接的 Webcam 偵測學生的精神狀態；相反的，如果偵測目標物與鏡頭距離容易產生劇烈變化的狀態下就較為不適合使用此方式。

4.4.2 類神經系統訓練結果討論

此次實驗結果，與預期的結果有些許落差，整體系統測試處與不理想的狀態，之後在檢視整體系統後提出可能之問題點，並嘗試提出改善的方案。

1.背景干擾

在本次實驗中可以發現許多的樣本中可以看到有背景的線條，如圖 4-16 所示。這些線條或多或少都會干擾到真正的一次與二次區域化的結果，進而影響訓練結果。如要解決可導嘗試加入人臉驗證機制，將非人臉區域排除後再進行特徵擷取並區域化。

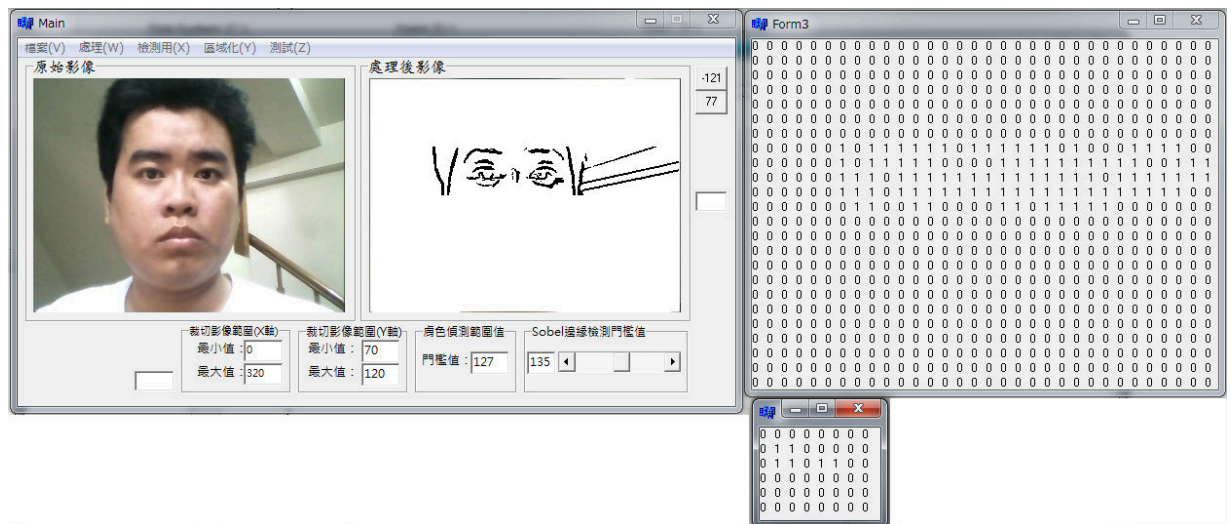


圖4-16 有背景線條的邊緣影像

2.樣本的差異性

檢視樣本中可以發現幾張樣本二次區域化的結果幾乎無差別，如圖 4-17 與 4-18 所示，兩張二次區域化結果幾乎無差異性，但檢視一次區域化的結果時，可以明確的看到差異性。

此狀態可能導致的原因為進行二次區域的演算時，門檻值的設定並非是對此影像最佳化的設置。但若使用不同門檻值時，其他影像也有可能發生此問題。故可能的解決方式為設定一個能依據影像狀態改變的門檻值，如同前面依照環境亮度來最佳化邊緣檢測一樣。

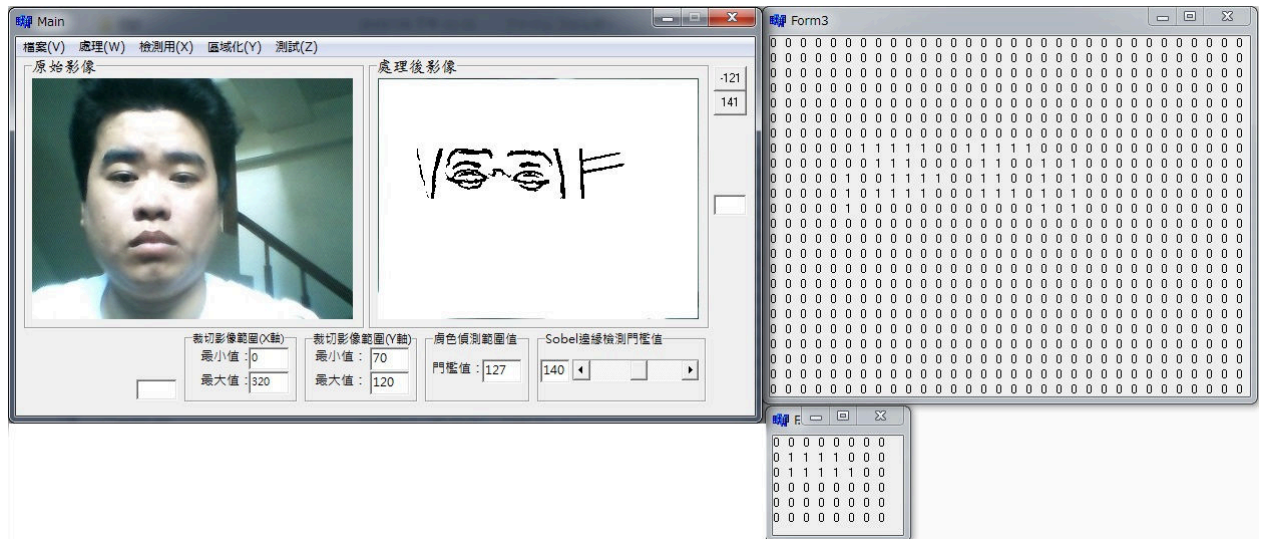


圖4-17 張眼樣本

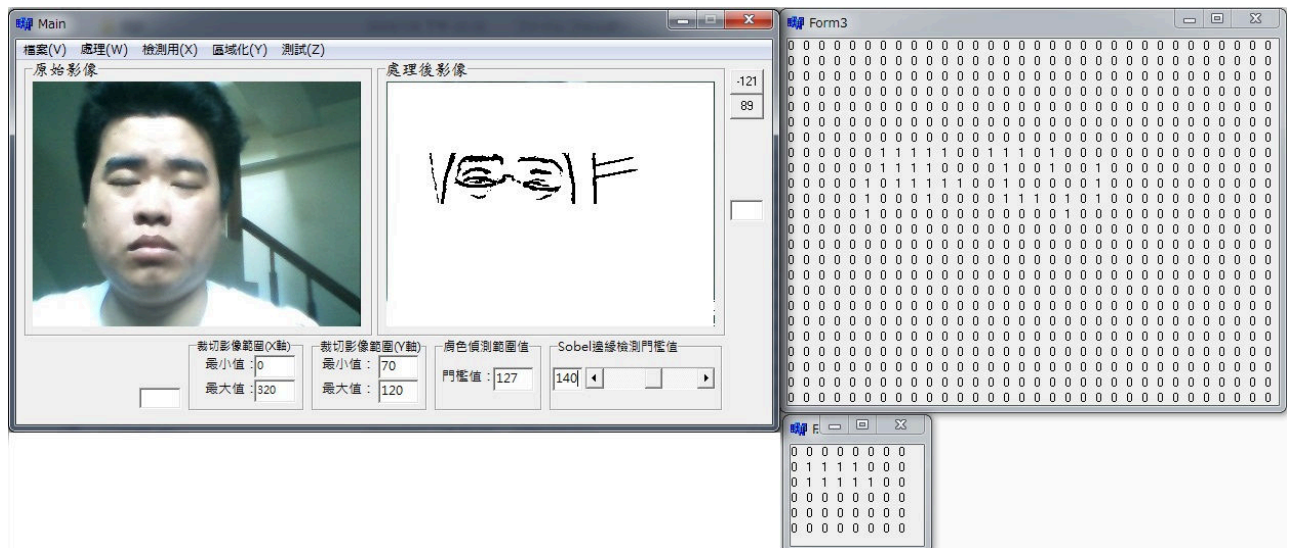


圖4-18 閉眼樣本

五、結論與建議

5.1 結論

使用黑色像素總和差值的系統在此次測試結果不甚理想，主要原因可能是在影像輸入時容易受到環境因素影響，最大因素為受測者的臉部形狀經前處理簡化後與資料庫內資料不合。以整體系統運作方面來，這系統是成功的，但是以偵測成功率來看，它是失敗的。以運用在行車安全上的目的來說，不能允許失誤的。只要發生失誤；輕則受傷，重則危及生命，因此距離目標仍有一段距離，但本次研究仍得到許多值得繼續研究的地方

類神經系統本身是一個具有學習能力的系統，因此訓練的過程與樣本的收集會影響到系統本身的準確度上。從本次研究中所使用的樣本來看，數量與多樣性確實是不足的，因此後續研究上是一個確定需要加強的地方。而本研究所使用的偵測方式為其他研究實際提出的疲勞特徵，在偵測上仍要有改進的地方，例如：駕駛在開車時，行車時間與距離越高，危險性也會越高。但本研究中並沒有列入這項因素，因此在後續研究中，是需要更多的疲勞偵測方式給予系統去使用。

5.2 建議

在實驗結束後，本研究針對此系統重新評估，接著列出需要改善的缺失，在後續研究中這些缺失就是優先改進的部分。

1.缺乏人臉驗證機制

提出此機制並非是用來驗證駕駛身分用，而是確保駕駛者在開車途中，駕駛者的視線是確實看著前方開車，同時也可以讓系統確定是針對著人臉做疲勞偵測。

2.疲勞偵測使用的人臉特徵的過少

雖然人在疲勞的狀態時，從眼睛是很容易觀察出來的，但是加上其他的疲勞特徵，例如：打呵欠、點頭頻率等，可以讓系統的判斷更為精確

3.區域化樣本改善

從前面結果得知，正常影像區域化的樣本會無法保留影像特徵，然而再次進行處理會增加系統的負擔。而從兩造比較的結果來看，系統設計失誤的可能性極高，故系統設計上仍須改善。

4.類神經系統訓練樣本過少

類神經系統是一種有學習能力的系統，但它學習的方式需要給予範例以及目標的輸出。因此給予更多種類得的範例

樣本就能做出精準的判斷，而本研究所使用的樣本僅 50 張，
以訓練的需求來講是過少了一些，因此進行後續研究時，收
集更多的範例，為加強類神經系統的首要工作。

參考文獻

- [01] 陳偉銘，影像裡的數學世界，中山學術文化基金會，第103-108頁。
- [02] 繆紹綱 譯，數位元影像處理運用Matlab，東華書局，第220-225頁。
- [03] 黃介力，「以類神經網路建置沿牆行走模式應用於自走車控制」，明道大學資訊傳播系碩士班，碩士論文，民國99年。
- [04] 石傑方、吳姿儀、潘茂森，「類神經網路於介質穿透之應用」，臺灣科技大學智慧型實驗室，<http://neuron.csie.ntust.edu.tw/>。
- [05] Ten-min Lee, U. Nehmzow, R. Hubbard, “Computer Simulation of Learning Experiments With Autonomous Mobile Robots.” In Proc. TIMR'99, 1999. Published in Technical Report Series, UMCS-99-3-1, Computer Science Dept., Manchester Univ., ISSN 1361-6161, 1999.
- [06] 李天明，「智慧型道路影像學習系統應用於車輛自動駕駛之實作研究」，機械工業雜誌，第293 期，民國96年。
- [07] 李智文，「應用多層感知器建構智慧型無人駕駛行車控制系統」，明道大學管理研究所，碩士論文，民國96年。
- [08] 曾昭智，「應用類神經網路建構無人操控車之視覺感知轉向系統」，明道大學管理研究所，碩士論文，民國96年。

- [09] 詹坤益，「嵌入式GRNN 類神經觸覺感應自走車設計」，大葉大學電機工程學系研究所，碩士論文，民國93年。
- [10] 李靜怡，「具模糊化特徵距離權重值之類神經網路人臉表情辨識系統」，朝陽科技大學資訊工程系，碩士論文，民國97年。
- [11] 楊明儒，「使用影像處理技術監控學童在家自主學習精神狀態」，朝陽科技大學網路與通訊研究所，碩士論文，民國97年。
- [12] 陳拓榮，「模糊邏輯應用於疲勞辨識系統」，大葉大學車輛工程學系碩士班，碩士論文，民國91年。
- [13] 曾凱群，「應用影像辨識設計疲勞偵測系統」，臺北教育大學資訊科學系碩士班，碩士論文，民國96年。
- [14] 曾庆广、左志高，中西醫結合治療兒童頻繁眨眼 86 例分析，臨床眼科雜誌 2003 年第 11 卷第 4 期 第 365~366 頁。
- [15] 朱振华、吴晓娟、王磊、亓磊，基於眨眼持續時間的司機疲勞偵測方法，計算機工程雜誌2008年第34卷第5期第201~202頁。
- [16] 林天豪，「智慧型道路影像辨識系統之應用研究」，明道大學資訊傳播學系碩士班，碩士論文，民國99年。
- [17] 王鴻勳，「結合影像偵測與模糊推論來分類學生上課學習行為」，臺北市立教育大學資訊科學研究所，碩士論文，民國99年。
- [18] 陳勇豪，「自走式機器人之室內導航設計」，交通大學電機與

控制工程研究所，碩士論文，民國86年。

〔19〕黃泰祥，「具備人臉追蹤與辨識功能的一個智慧型數位監視系統」，中原大學電子工程研究所，碩士論文，民國89年。

〔20〕曹培彥，「利用灰階影像直方圖偵測人眼」，義守大學資訊工程研究所，碩士論文，民國94年。

〔21〕蔡沛勳，「遠距教學之全時精神狀態偵測系統之研製」，朝陽科技大學網路與通訊研究所，碩士論文，民國95年。

〔22〕賴建庭，「混合專家模型應用於車牌辨識」，南台科技大學資訊工程研究所，碩士論文，民國96年。

〔23〕譚永桓，「以數位元影像處理技術做人臉自動追蹤系統之研究」，成功大學電機工程研究所，碩士論文，民國88年。

〔24〕D. H. Yoo and M. J. Chung, “Eye-Mouse Under Large Head Movement for Human-Computer Interface”, *IEEE international of proceedings on ICRA*, 2004.

〔25〕K. Grauman, M. Betke, J. Gips, and G. R. Bradski, “Communication via Eye Blinks-Detection and Duration Analysis in Real Time, “*IEEE International Conference on Computer Society*, 2001, pp. 1010-1017.

〔26〕M. Soriano, B. Martinkauppi, S. Huovinen, and M. Laaksonen, “Using the Skin Locus to Cope with Changing Illumination Conditions in Color-Based Face Tracking, “*IEEE Symposium on*

Signal Processing, 2000, pp.383-386.

- [27] Q. Ji, Z. Zhu and P. Lan, "Real-Time Nonintrusive Monitoring and Prediction of Driver Fatigue," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2004, vol.53, pp.1053-1059.
- [28] R. Stiefelhagen, J. Yang and A. Waibel, "Model-Based Gaze-Tracking System," *IEEE International Joint Symposia on Intelligence and Systems*, 1996, pp. 304-310.
- [29] T. Lee, S. K. Park, and Mignon Park, "A New Facial Features and Face Detection Method for Human-Robot Iteration," *"Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2005, pp. 2063-2068.
- [30] T. Miyakawa, H. Takano, and K. Nakamura, "Development of Non-contact Real-time Blink Detection System for Doze Alarm," *SICE 2004 Annual Conference*, August 2004, vol. 2, pp. 1626-1631.
- [31] Ten-min Lee, U. Nehmzow, R. Hubbard, "Mobile Robot Simulation by Means of Acquired Neural Network Models." In *Proc. ESM'98, 12th European Simulation Multi-conference*, pp.465-469, ISBN 1-56555-148-6, 1998.
- [32] Ten-min Lee, "A New Approach to Mobile Robot Simulation by Means of Acquired Neural Network Models", Ph.D. Thesis, Computer Science Dept., Manchester Univ., U.K., 2000.
- [33] W. Rongben, G. Lie, T. Bingliang, and J. Lisheng, "Monitoring

Mouth Movement for Driver Fatigue or Distraction With One Camera,” *IEEE International Conference on Intelligent Transportation System*, October 2004, pp. 314-316.