

Neural Fuzzy Face Detecting Algorithm

蔡賢亮
義守大學
資訊管理學系
助理教授

jim@isu.edu.tw

蔡佩君
義守大學
資訊管理學系

m9522005@
stmail.isu.edu.tw

周煜書
義守大學
資訊管理學系

m9522021@
stmail.isu.edu.tw

摘要

本研究旨在發展與改善人臉偵測演算法。本論文提出兩個改良之演算法(NFFDA 1、NFFDA 2)，為串接式人臉偵測演算法，分為兩級處理：一、模糊高斯分類器；二、特徵擷取類神經網路架構。於第一級模糊高斯分類中，透過模糊化(fuzzifier)概念計算影像模糊高斯參數向量，並與訓練樣本圖像模糊高斯參數向量之間的誤差總值，進行人臉與非人臉的初步篩選。此級目標希望讓人臉或近似之非人臉通過，而儘可能地將非人臉影像排除，而通過者則進入第二級作細部特徵擷取及辨識。第二級處理結合類神經網路，將影像模糊集合之向量值輸入網路做訓練，以決定此影像是否為含有人臉區塊。本研究改善 neural network-based face detection(NNFD)架構與 region based fuzzy neural networks for face detection(RFNFD)之演算法，並結合其優點，使此人臉偵測演算法增加其精確度與縮減偵測和訓練時間，對於複雜度高的人臉影像，提升了辨識效果。

關鍵詞：模糊集合、高斯低通濾波、直方圖等化、高斯函數、倒傳遞類神經網路。

Abstract

In this paper, we proposed two improved algorithms NFFDA1 and NFFDA2. Both of these two algorithms possess a cascade model. The cascade model includes a fuzzy Gaussian classifier and a feature based extracted neural network. In step one, we hope to divide images to face images and non-face images rough. We use concept of fuzzifier to compute the fuzzy Gaussian parameters of input images, and then calculate the summation of square errors of Gaussian parameters between training patterns to exclude the most part of non-face image. Next, we feed these images which is passed by classifier to neural network for training or

recognition. After training, our models can show us the input images with face image or not. The experiment results show our algorithms improve the structures of neural network-based face detection (NNFD) [2] proposed by Rowley and region based fuzzy neural networks for face detection (RFNFD) [4] proposed by C.-H. Rhee. Our algorithms combine with their advantages to increase recognize ability for complex face images.

Keywords : fuzzy sets, Gaussian lower filter, histogram equalization, Gaussian function, back propagation neural network.

1. 前言

自 1950 年類神經網路電腦模式首次被建立並測試成功，爾後數十年間廣受學者重視及投入研究，且在 1965 年，L. A. Zaden 教授在「資訊與控制」(Information an Control)學術雜誌上，發表「模糊集合」(Fuzzy Sets)的論文，亦歷經數多年研究，至今，類神經網路以廣泛使用在各領域，而模糊理論在全球逐漸形成以美國、日本、中國大陸三國為主要的研究陣營。當圖像識別(image recognition)逐漸運用在人機介面上，許多研究方法朝向模糊系統及類神經網路的改進，此技術在近年來發展十分迅速[1,11,13,15]。人臉影像有極高的複雜性與多變性，往後也加入了人臉特徵區塊為主要的研究[16]，如 Yulia Gizatdinova 等人[8]提出以輪廓方向繪出臉部區塊的邊緣(edge)，依據特徵區塊的邊緣方向(orientation)歸納出眼睛、鼻子、嘴巴在不同表情上的分佈狀況，並正確的框出特徵部位；由 Henry A. Rowley 等人[2]提出的 neural network-based face detection(下述以 NNFD 稱之)，也針對人臉特徵區塊作類神經網路訓練，在人臉識別上有很好的偵測與辨識率；而 F. C.-H Rhee 等人[4]提出的 region based fuzzy neural networks for face detection(下述以

RFNFD 稱之)，結合模糊理論的概念與倒傳遞類神經網路，以改善傳統神經網路的偵測效果。以下簡述前兩者之系統，於第 2 章詳述之。

NNFD 提出一個以類神經網路為基礎的方法來偵測正向人臉的系統。將前置處理完的正、負圖像分別以類神經訓練，利用簡易的最小均方法來調整正向人臉，主要為影像前置處理部份，並收集負向人臉(即非人臉區塊)，使用 bootstrap 演算法來訓練負向圖像，即將偵測錯誤之圖像加入至訓練樣本內，再次進行訓練。在隱藏層的計算中，樣本像素輸入值會有些許的部分重疊(overlap)，採用多層網路架構來改善僅有單一層網路訓練，來使辨識效果更加精確。

RFNFD 將由人臉資料庫收集的影像經前置處理後加總平均，得一張平均圖像，利用模糊理論其歸屬函數(membership function)計算出人臉與非人臉的模糊集合並輸入類神經網路訓練，與傳統類神經網路作法相比更加精確。

本研究(以 NFDA 稱之)將參考前兩者作法，主要由金字塔影像擷取出圖像至類神經網路作訓練。但詳看前兩篇文章在細部的演算過程中，利用 bootstrap 演算法對訓練效果雖然大有提升，但卻也容易干擾類神經網路的學習過程，亦可能將許多非人臉圖像判定為含有人臉圖像，也會使得在後續的處理較繁瑣；再者，影像的模糊化可使得在訓練圖像時，較不易受雜訊影響，然而本研究認為正向人臉較有其對稱性，而非人臉圖像的像素分佈是無規則的，有鑑於此，故修正 NNFD 的繁複步驟並減少其計算量，結合 RFNFD 其部份處理模糊化的計算方法，改善二者演算法則，以期簡化偵測影像的訓練過程，得到更佳的辨識效果。見圖 1 演算法架構圖所示。

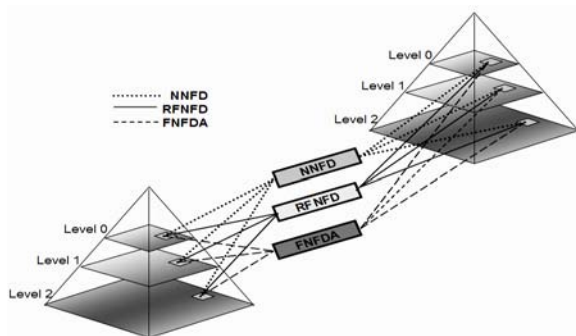


圖 1 演算法架構圖

2. 文獻探討

RFNFD 與 NNFD 兩者的演算法在對影像的處理及訓練上分別有其優缺點，本研究將在此章詳述兩者研究之系統流程，並於 2.3 節比較兩者間的不同方法，進而歸納出本研究欲改善之處，整理於下表一。

2.1 RFNFD

此篇[4]主要結合影像模糊化與類神經網路，來完成人臉的偵測演算法。首先，影像擷取自影像金字塔每一層為 20×20 視窗大小的圖像，將此圖像作前置處理步驟與 NNFD 相同，其後，由 CMU 人臉資料庫收集數千張的圖，將完成直方圖等化過後的圖像加總平均為一張樣本圖像(prototype)；而非人臉圖像擷取自風景圖片，亦將此平均為一張為非人臉樣本圖像，作後續計算之用。

影像處理完畢後，將人臉樣本圖像作模糊歸屬函數的計算，其歸屬函數為不對稱的高斯函數(asymmetric Gaussian function)，由於在模糊化過程中會出現多個高峰(peaks)，便需要將高斯函數內的參數作訓練調整，使其目標函數(objective function)達到最小化。故經過模糊計算後會繪製成一個單一曲線圖，其代表為每一位置灰階值的像素歸屬度，其值介於[0,1]之間，人臉樣本圖像為一凸形曲線圖 $face(k)$ 。而非人臉樣本圖像也依其人臉樣本圖像的曲線圖設計為單一凹形曲線圖 $nonface(k)$ ，使其最小值為人臉樣本圖像曲線圖的最大值，同為非對稱的高斯函數圖形。

欲知道任一 20×20 圖像的每個像素對於樣本圖像的歸屬程度，便將 20×20 圖像的像素對每其位置作正規化(normalize)，與 $face(k)$ 或 $nonface(k)$ 相減取絕對值，再以 1.0 減之，得其影像歸屬程度值。

最後，將這些圖像之值皆輸入至基本型倒傳遞類神經網路中訓練，採用 bootstrap 演算法，其輸出結果便決定該圖像是否包含人臉或非人臉。RFNFD 架構見下頁圖 2 所示。

2.2 NNFD

此系統[2]對於人臉與非人臉圖像的訓練，皆是以類神經網路為主的演算法。首先將取得來自 CMU、Harvard 人臉資料庫及網際網路上的影像，經由影像金字塔取樣後擷取出 20×20 圖像，其前置處理包括先用一固定位置和大小的橢圓形遮罩，來忽略掉圖像背景的像素，將遮罩內的像素經過線性的亮度修正，再

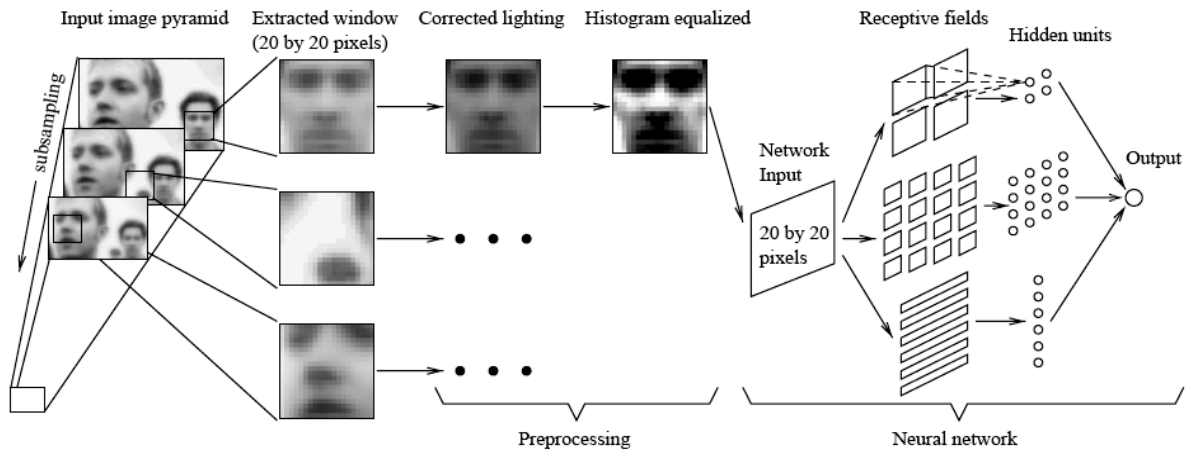


圖 3 NNFD 架構圖

作直方圖等化以拉大影像對比，然而，將訓練資料調整完後，便可把圖像輸入至類神經網路作運算。

NNFD 網路架構為一層輸入層、一層隱藏層、一層輸出層，其中輸入值為 20×20 影像前置處理後的灰階值；而隱藏層有三種神經元

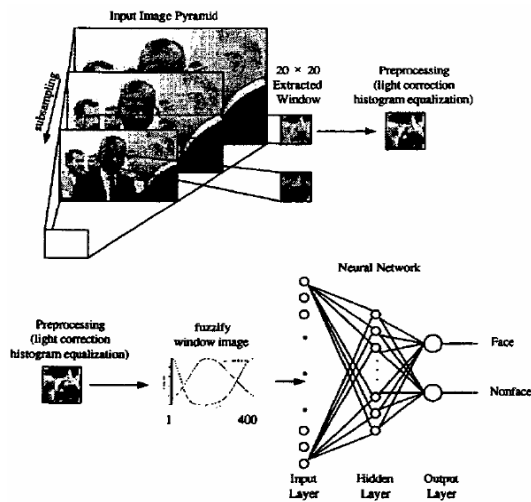


圖 2 RFNFD 架構圖

型態，在此我們以 $H1$ 、 $H2$ 、 $H3$ 代稱； $H1$ 為 4 個 10×10 的子區塊； $H2$ 為 16 個 5×5 的子區塊； $H3$ 為 6 個 5×20 長條狀有部份重疊的子區塊。這三種形態能針對人臉局部特徵作訓練，尤其是水平長條區塊能針對嘴巴以及雙眼偵測其人臉特徵區塊。

在此認為於影像內找到人臉是較容易的，但要判別為非人臉的樣本很不簡單，因此使用較龐大的訓練於非人臉圖像上，即採用 bootstrap 演算法，在訓練過程中適時挑選非人臉影像加入至訓練樣本中，以減少不必要的訓練樣本量。如此，隨機產生近千張經過前置處理的人臉與非人臉影像，設定其網路期望值分

別為 1 與 -1，若在訓練過程中將非人臉影像誤判(即網路輸出值 > 0 ，稱為負面影像)，便將此非人臉影像加入至訓練樣本，再次進行訓練直到結束。NNFD 架構見圖 3 所示。

2.3 演算法比較

歸納 RFNFD 與 NNFD 演算法之異同，於本研究(NFFDA)修改之處做『V』記號以示區別，整理如表 1 所示。三者演算法皆使用人臉資料庫之影像；自影像金字塔擷取出的圖像區塊同為 20×20 大小；且皆使用倒傳遞類神經網路之訓練方式，為 3 層網路架構。本研究將不延續二者系統之前置處理方式，而加入了高斯濾波器作為影像修正之一；輸出神經元的個數由原二者的兩個改為一個。NNFD 隱藏層神經元型態有 $H1$ 、 $H2$ 、 $H3$ 三種，RFNFD 為原始型態之倒傳遞神經元，本研究將參照並修改 NNFD 隱藏層神經元型態；在網路輸入值的部份，NNFD 為直方圖等化後之 20×20 原影像灰階值，RFNFD 為前置處理後之 20×20 影像模糊向量化之值，本研究參考並修改 RFNFD 之部分作法，修正為計算量較小之輸入樣本值。

3.系統架構

在人臉辨識的訓練上，圖像的來源以及人臉的旋轉角度、五官的位置，甚至是光線強度皆會影響整個系統流程，所以樣本的收集是需要經過挑選的，且在前置處理上也須考量來源影像的多變性，故改變其影像處理方法。而在本研究中，利用模糊系統的優點，即在設計上不需要精確的數學模型，將此概念運用在圖像識別的數學分析，作為第一級人臉或非人臉的初步判定，以及結合第二級類神經網路訓練，我們修改 NNFD 的網路架構，並將輸入值由

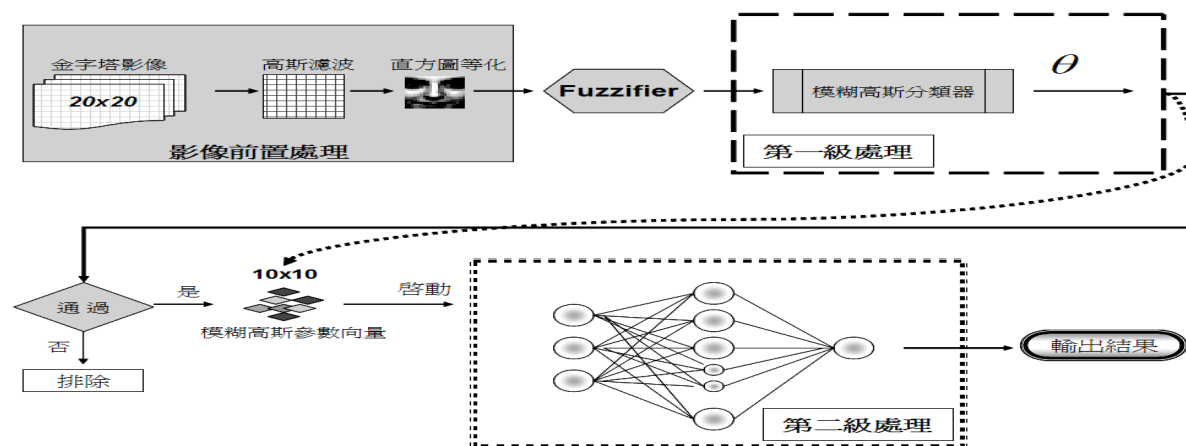


圖 4 NFFDA 2 架構圖

原先的 20×20 像素值改為 $Q-1$ 個平均值，決定 20×20 大小區塊是否為人臉或非人臉圖像。

表 1 系統架構比較

	RFNFD	NNFD	NFFDA
使用人臉資料庫	○	○	○
擷取影像大小	□	□	□
前置處理方式	□	□	✓
類神經網路訓練方式	□	□	□
網路架構層數	□	□	□
隱藏層神經元型態	※	※	✓
輸出神經元個數	□	□	✓
網路輸入值	※	※	✓
○ 使用 ✓ 修改 □ 相同 ※ 不同			

本研究人臉辨識系統(即演算法 NFFDA 2)之流程包含四大部分：一、影像前置處理；二、影像模糊高斯參數向量化；三、模糊高斯分類器；四、特徵擷取類神經網路架構。如圖 4 所示。首先藉由原影像的縮小取樣，將於每一層金字塔影像中擷取出 20×20 的圖像區塊，再經由高斯低通濾波、直方圖等化之影像前置處理後，分別計算圖像其灰階值的模糊歸屬程度分佈。當 20×20 的人臉或非人臉影像經過模糊歸屬函數的計算，會產生數個模糊集合(fuzzy sets)，然而，再與樣本圖像(prototype)的 Q 個模糊集合計算其均方誤差，並將之累加為一個總值，透過閾值(threshold)初步判定該 20×20 區塊是否包含人臉或非人臉，以上為第一級模糊高斯分類器處理。而通過閾值的圖像區塊，將啟動第二級特徵擷取類神經網路作訓練，其

為人臉或非人臉圖像，見下頁圖 6 NFFDA 整體系統流程圖，其中 NFFDA 1 與 NFFDA 2 之系統流程相同，並於以下分章節描述各個流程的主要細節。

為了確定本演算法的完整性，將於其後的實驗部份比較下列三種演算法的實作結果，如表 2 演算法類型所示。

表 2 演算法類型

演算法	內容
NFFDA 1	前置處理 $\rightarrow Q_{10 \times 10} \rightarrow$ 改 NNFD_BP
NFFDA 2	前置處理 $\rightarrow P_{20 \times 20} \rightarrow$ 原 NNFD_BP
NNFD	前置處理 $\rightarrow P_{20 \times 20} \rightarrow$ NNFD_BP

4. 金字塔影像

為了能夠找到影像中不同大小的人臉圖像，故將原始影像分解成數個不同大小的解析度，此即金字塔分解影像技術。金字塔分解影像的處理方式是產生許多低解析度影像，在金字塔影像最下層影像為原始影像尺寸，往上一層解析度越低，其降低解析度方式為每上升一層長寬各減為一半。如圖 5 所示，其金字塔上層的影像越容易找出臉圖較大者，相反的金字塔下層越容易找到較小之圖像。計算方式為以每 4 個像素做平均得到一個新的像素。換句話說，Level 0 每邊的邊長將會是 Level 1 的一半，如此一來影像取樣率則為二分之一，影像縮減的意義在於，雖然影像中會損失一些較為精細的資訊，但是相對的影像中若存在有移動物體，那麼其在影像上的移動量也相對會減少。

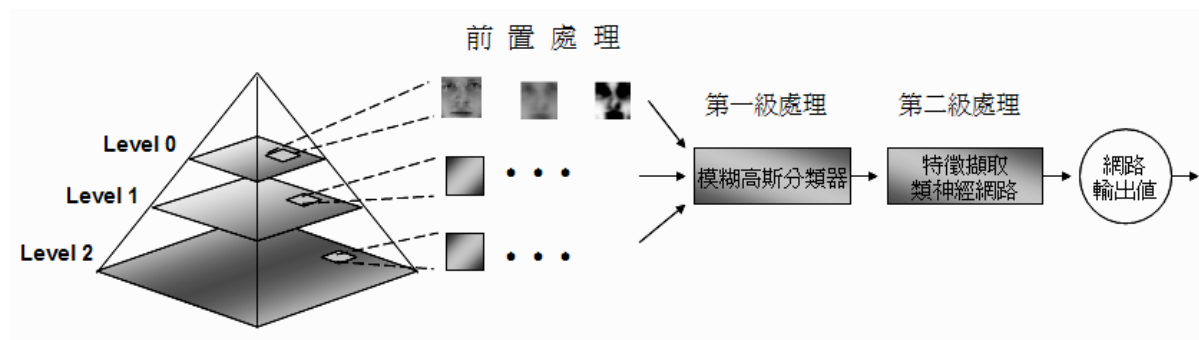


圖 6 NFFDA 整體系統流程圖

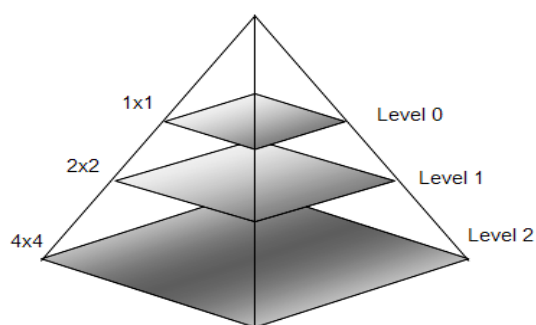


圖 5 影像金字塔

$$f(x, y) = e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

$f(x, y)$ 為經過高斯函數計算之值； σ 為標準差， σ 值越大，高斯曲線越平緩，反之則越陡峭。

5.2 直方圖等化

灰階影像的直方圖是灰階度的一種統計圖，直方圖等化法是將原影像中所有像素的灰階值加以平均並分配到各個像素點，使灰階度的直方圖盡可能呈現均勻分佈，如此可提高影像的對比度，得到較清晰的影像。

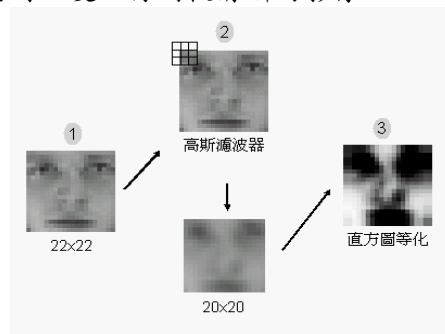


圖 7 影像前置處理

5. 影像前置處理

用於樣本圖像及訓練類神經網路的人臉影像，經由 ORL 人臉資料庫中擷取出固定區塊集合而得。

前置影像處理包含灰階轉換及高斯低通濾波，其目的是將原始彩色影像轉成方便後續處理的灰階影像，並加入高斯濾波器(Gaussian filter)，去除影像中較為銳利且可能造成誤判的結果。其後，便將經過高斯濾波處理後的影像作直方圖等化(histogram equalization)，以拉大其影像對比，以利後續計算。見圖 7 影像前置處理所示。

5.1 高斯濾波器

在圖像經過計算之前，需將 20×20 之圖像經過高斯濾波器(Gaussian filter)處理使其影像模糊，其為一種低通濾波器，是由高斯機率分佈函數變化而來，利用相鄰數個像素的加權來產生新的像素，藉此可以產生一組新的影像，見(1)式。將實驗之影像經過高斯濾波器處理，可以改善圖像銳利的情形，進而方便於後續計算均方誤差之步驟，以降低人臉圖像與樣本圖像(prototype)之間的誤差總值。

6. 影像模糊高斯參數向量化

「模糊集合」是傳統的明確集合的一種推廣，因其允許模糊集合中的元素，對此集合的歸屬程度是界於 0 到 1 之間的任意值。其模糊化的好處可以提供更佳的推廣性、錯誤容錯性、以及生活上各領域的應用。然而，在本研究中，將影像模糊集合向量化便有助於圖像識別的量化分析，了解 20×20 的圖像像素在其模糊集合中的灰階值歸屬程度(membership degree)。

6.1 模糊集合之基本型態

明確集合 A 之特性函數 $\Phi_A(x)$ 非 1 即 0，其中 $x \in U$ ， U 為宇集合。而現在我們使一個集合 A ，他的特性函數 $\Phi_A(x)$ 是介於 0 與 1 之間，表示為 $[0,1]$ ，即代表 x 屬於集合 A 之程度 (degree) 有大小之分。當 $\Phi_A(x_1) > \Phi_A(x_2)$ ，表示其 x_1 屬於 A 的程度比 x_2 屬於 A 之程度大。所以這個集合 A 便是一個不明確的元素隸屬關係，這樣的集合便稱它為「模糊集合」 (fuzzy sets)，表示為 $\tilde{A}$ ，而其特性函數通常被稱之為「歸屬函數」 (membership function)，表示法為 $\mu_A(x)$ 或 $A(x)$ ，其值定義在實軸閉區間 $[0,1]$ 之中，可為任一實數值，如下(2)式表示。

$$\mu_A: U \rightarrow [0,1], \text{ (亦即 } 0 \leq \mu_A(x) \leq 1, x \in U \text{)} \quad (2)$$

6.2 高斯歸屬函數

一個模糊集合的歸屬函數的定義可以有許多方式，只要是函數值都是位於 $[0,1]$ 區間內的函數，都可成為歸屬函數[3,5]。本研究採用高斯函數的歸屬函數 (Gaussian membership function)，其定義式如下公式(3)式所示，形狀為吊鐘形，其中 x 為自行定義之值； m 為吊鐘形的中間點； σ 為標準差，代表吊鐘形的寬度，見下頁圖 8 高斯歸屬函數圖形所示。

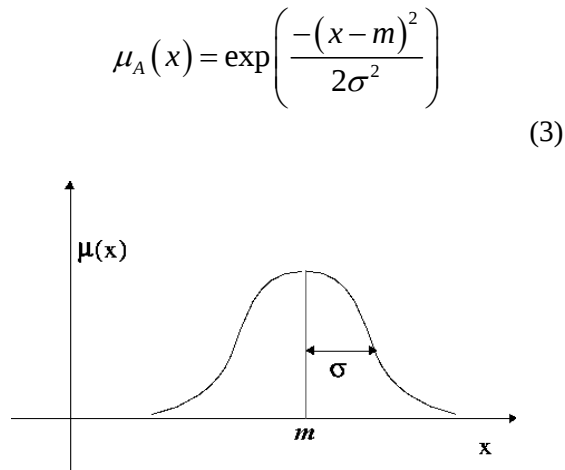


圖 8 高斯歸屬函數圖形

經過直方圖等化處理的圖像樣本 (prototype)，將其等化後的灰階值作正規化 (normalization) 至 $[0,1]$ 之間，並將每個像素位置予以正規化，以本研究 20×20 大小的圖像，其位置個數為 $N=400$ ，並以 4 單位為一區間，

予以正規化後，經由模糊歸屬函數計算可得 Q 個層級的值，其即為 Q 個模糊集合 (fuzzy sets)，在此將實驗圖像利用高斯函數的歸屬函數計算，可得知在不同模糊集合中，出現於其中像素灰階值的平均值，即歸屬程度 (membership degree)。模糊歸屬函數計算公式如(4)所示：

$$\mu_{(i)} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N f_i(k) \cdot x_k, \quad i=1,2,\dots,Q, \quad (4)$$

其中， x_k 為樣本圖像第 k 個像素值正規化後之值； $f_i(k)$ 為第 k 個位值之第 i 層級歸屬函數值； μ_i 為每個層級的平均值， $i=1,2,\dots,Q$ ，共 Q 個層級，其圖 9、10 為樣本圖像以及非人臉圖像經由模糊化計算後繪製出的折線圖。以圖所示，橫軸為 101 個 Q 層級之值；縱軸為其歸屬度。

7. 模糊高斯分類器

影像經過模糊計算後會得到 Q 個值，我們將經過模糊化計算的任意 20×20 灰階值圖像與樣本圖像作均方誤差之計算，並累加其總值來作為初步判定人臉或非人臉之依據。

7.1 均方誤差之累加

20×20 之人臉或非人臉圖像經過影像模糊計算會得到 $Q=101$ 個值，將每個區間的 Q 值與樣本圖像之 Q 值作均方誤差計算，見公式(5)並累加為一總值，如以下公式(6)式所示。由其誤差總值可知其誤差越小，則有很高機率可能為人臉，然則反之。

$$e_n = (Q_n - Q_m)^2, \quad n=1,2,\dots,Q, \quad (5)$$

$$E_n = \sum_{i=1}^n (e_n + e_{n-1}), \quad (6)$$

其中， Q_n 為樣本圖像之模糊集合值； Q_m 為任一圖像之模糊集合值；而 n 由 $1,2,\dots,Q$ 。 E_n 為 e_n 個誤差累加的總值，此 E_n 值將會經由下述的閾值來作判定。

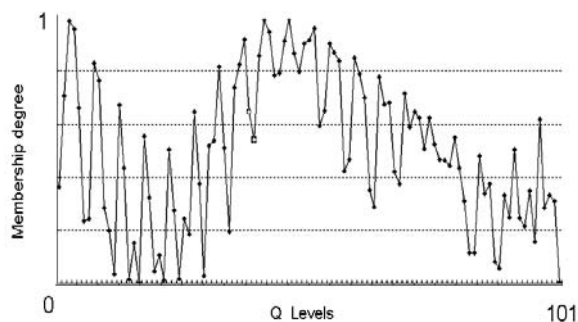


圖 9 [人臉]影像模糊化集合分佈圖

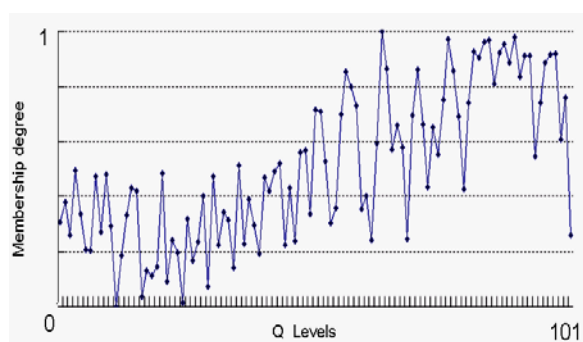


圖 10 [非人臉]影像模糊化集合分佈圖

7.2 閾值設定

統計共 105 張人臉及非人臉圖像的差值分佈圖，見圖 11，發現其誤差值越小，是人臉的可能性越高，由分佈圖來看，人臉圖像多半集中在誤差總值為 14 以內，而少數幾張圖是落在 14 以外附近的值，為了達到人臉圖像皆通過以及非人臉圖像通過數量越少越好的目的，將閾值(threshold)設定為 14，作為初步篩選的限制值。統計表列出人臉與非人臉之誤差總值，發現其人臉圖像若有其雜訊(如戴眼鏡、鬍子、頭髮、臉頰旁的背景等)，皆能判定正確；而與人臉相似性高的非人臉圖像在此級分類便有可能歸類為人臉圖像。見表 3 模糊高斯分類器之結果。

表 3 模糊高斯分類器之結果

臉				
誤差	7.135953	7.610741	8.281150	6.159216
非臉				
誤差	10.59017	14.86791	15.94383	14.4515

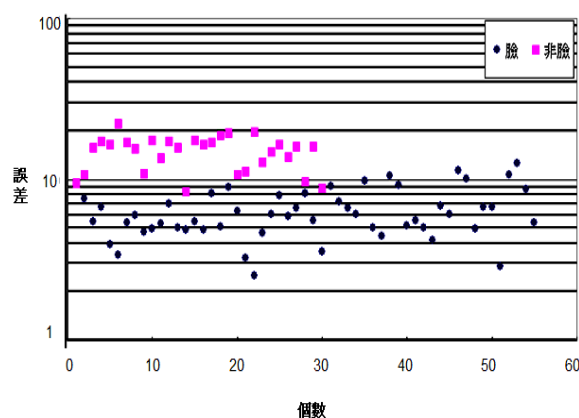


圖 11 差值分佈圖

8.特徵擷取類神經網路架構

倒傳遞類神經網路(back propagation neural networks)為監督式學習(supervised learning)，屬於多層前饋式網路(multilayer feedforward networks)，採用誤差倒傳修正法則，不斷往回修正網路中的傳遞權重值與偏權值，以降低誤差值，達至期望目標值。

本研究針對第二級處理採用完全連結(full connected)的倒傳遞修正演算法，進行人臉與非人臉的訓練，本篇承襲 NNFD 之類神經網路架構，修正 RFNFD 演算法為本研究適用之網路架構，改變其輸入值為模糊化後的 Q-1 個平均值，並以 10×10 的二維陣列形式輸入；且針對輸入樣本修正原網路架構，使得樣本像素在結構中有部分重疊(overlap)。以串接式並用前級處理與計算，且在隱藏層的計算中，樣本像素輸入值會有些許的部分重疊，期望使辨識效果更加精確。的確，本研究在後級處理之類神經網路訓練結果，對於不同角度的人臉能有更好的辨識效果。

8.1 修改 RFNFD 架構

參考 RFNFD 處理人臉影像模糊化的方式，先將訓練資料予以平均得一張樣本圖像(prototype)，然而計算此圖像在模糊集合中的平均值，會得到 Q_n 個值，在本研究可得 101 個值，並直接依據此圖像算得的值作為第一級的誤差分類的樣本。而為了使任一人臉與人臉樣本圖像間的誤差縮小，以及使非人臉與人臉樣本圖像間的誤差拉大，我們在前置處理時會先經過高斯濾波器，再作直方圖等化，此步驟對於前後級的處理都有相當的助益；再者，運用在其後的類神經運算，我們將最後一值認定

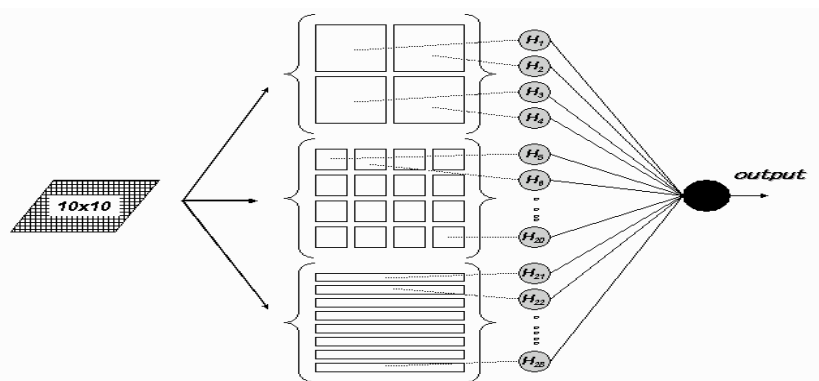


圖 12 特徵擷取類神經網路架構圖

表 4 樣本圖像之像素向量表

0.486167	0.871841	0.990715	0.936828	0.723495	0.507178	0.456018	0.724629	0.660179	0.382201
0.36735	0.277661	0.526028	0.443771	0.134039	0.18959	0.202613	0.437013	0.373367	0.168435
0.214336	0.149888	0.395325	0.2864	0.088155	0.312575	0.287453	0.523198	0.413402	0.113188
0.491702	0.651517	0.741338	0.613437	0.321912	0.673282	0.904555	0.910042	0.785949	0.619623
0.801121	1	0.969163	0.888385	0.801507	0.89324	0.98505	0.938061	0.884934	0.844718
0.909359	0.928603	0.766425	0.768864	0.84936	0.891377	0.839976	0.542237	0.520927	0.74821
0.83262	0.760989	0.419063	0.387453	0.645565	0.736077	0.724463	0.48129	0.406392	0.559511
0.631123	0.661093	0.52434	0.414486	0.475385	0.519305	0.434592	0.274745	0.226358	0.347108
0.441144	0.293346	0.033907	0.033589	0.194009	0.345522	0.386074	0.152923	0.089179	0.169647
0.260504	0.487161	0.329134	0.236597	0.206121	0.16506	0.511695	0.353605	0.234623	0.149971

為雜訊，並且去除之，將這 100 個值以二維矩陣方式輸入至神經網路內作訓練。見下頁表 4 樣本圖像之像素向量表。

8.2 修改 NNFD 架構

鑑於 NNFD 架構之優點，本研究將網路架構修正為一層輸入層、一層隱藏層、一層輸出層，其中輸入值為 10×10 影像模糊化後的 Q-1 個值，由原先 101 個值排除可能為雜訊之值，即將最後一個值刪除而得；而隱藏層同原架構之神經元型態，在本架構中改以 F1、F2、F3 代稱；F1 為 4 個 5×5 的子區塊；F2 為 16 個 4×4 有部分重疊的子區塊；F3 為 8 個 3×10 長條狀有部分重疊的子區塊。見下頁圖 12 特徵擷取類神經網路架構圖。

該隱藏層之設計與原架構有相同之優點，由於前級處理的方式有異，而改變其輸入值，不但減少計算量、訓練時間，也使得訓練效果有所提升，提升辨識率。

8.3 切割區塊之決定

考量其樣本型態來決定切割區塊大小。我們使用 10×10 大小的輸入樣本，為了加強臉部特徵(眼睛、臉頰、嘴巴)的訓練及辨識度，故分割適切大小來作為隱藏層的神經元輸入

值。我們將修改後的隱藏層三種型態分別稱為 F1、F2、F3。F1 型態為 4 個 5×5 的子區塊，訓練著重在眼睛特徵上；F2 型態為 16 個 4×4 有部分重疊的子區塊，加強對於眼睛、臉頰、鼻子、嘴巴等特徵的訓練；F1 及 F2 型態的神經元與原架構切割的型態一致，F3 型態為 8 個 3×10 有部份重疊的子區塊，在此設計與原架構一樣同為長條狀，特別針對眼睛及嘴巴的特徵部位作訓練。

下述以 F3 型態之區塊，做實例說明該 10×10 樣本圖像其輸入樣本之特徵區塊分佈：依據樣本圖像分佈圖來看，繪製每欄的走向可得 10 條折線(橫軸為欄位數，縱軸為其歸屬度)，顯示出一張正向人臉的縱向分佈大致上是相符且對稱的，並將每個落點作平均可得一張樣本圖像平均分佈圖，此圖顯示了一個高峰與兩個谷峰，高峰代表臉頰及鼻樑，谷峰分別代表眼睛和嘴巴，可看到各特稱部位的欄位落點為 (1~3)、(4~6)、(8~10)，皆為等距範圍，且考量其各臉部角度不同而造成位移或偏斜，便設計等距範圍的像素部分重疊，故 F3 型態區塊的切割便為 8 塊，各有 2 像素單位的重疊，如圖 11、12 所示。 10×10 樣本請見表 4。

9. 實驗

9.1 實驗樣本類型

本研究之實驗樣本含有人臉與非人臉影像，共 105 張，其影像隨機擷取 20×20 之影像大小擷取自 ORL 人臉影像資料庫有多種不同人臉分別各 5 張影像，及擷取自網際網路上數張，其包含有旋轉、傾斜以及略帶表情的影像；非人臉影像亦是隨機擷取 20×20 之影像大小，多為生活照片之影像。本實驗之圖像皆採用灰階像素值，作為影像前置處理以及計算、訓練測試之用。

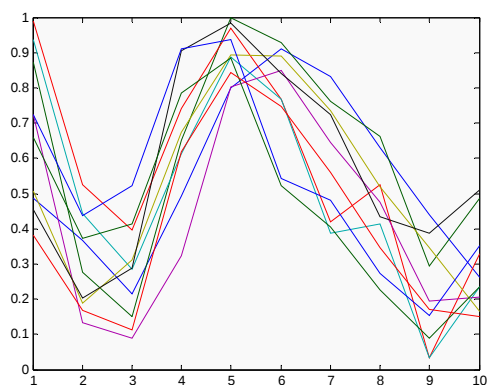


圖 11 樣本圖像分佈圖

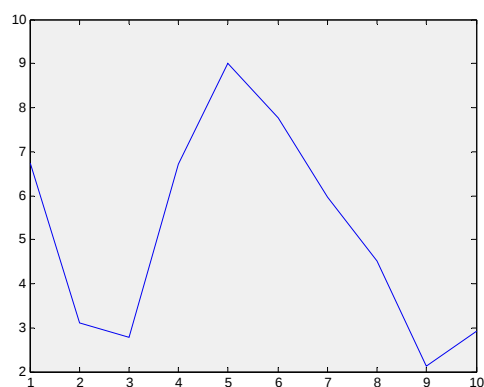


圖 12 樣本圖像平均分佈圖

9.1.1 人臉訓練樣本

由於人臉影像有其豐富性，而使得增加其在偵測與辨識上的複雜度，為了儘可能排除後續訓練上的難度，使用在本研究上之影像包含有旋轉、傾斜以及略帶表情等影像，由人臉影像資料庫擷取 25 張人臉圖像作為訓練之用，以及擷取自生活照之人臉影像數張不等為測試之用，如圖 13 所示並說明類型如下表 5 圖像類型所示：



圖 13 人臉訓練樣本

表 5 圖像類型

性別	類別
男	無旋轉、無傾斜、無表情
	旋轉、無表情
	左傾斜、略有表情
	右傾斜、略有表情
女	無旋轉、無傾斜、無表情
	旋轉、略帶微笑
	旋轉、左傾斜、略帶微笑
	旋轉、右傾斜、略帶微笑
共 25 張	

9.1.2 非人臉訓練樣本

在有包含人臉影像的生活照片裡，亦含有許多影響人臉偵測與辨識結果的非人臉圖像，藉於此因，在倒傳遞類神經的訓練過程中必須加入非人臉影像，以增加辨識效果，提升人臉影像之辨識度。本研究以隨機方式擷取生活照中 20×20 部包含人臉之圖像大小，25 張做為訓練之用，以及數張不等測試之用圖像，如下圖 14 所例：



圖 14 非人臉訓練樣本

9.1.3 樣本圖像(prototype)

將 50 張由人臉影像資料庫擷取出的 20×20 區塊影像經加總平均而得，為一圖像樣本(prototype)，作為第一級人臉及非人臉初步篩選之依據。如下圖 15 所示：



圖 15 樣本圖像

9.1.4 人臉與非人臉之測試樣本

人臉測試樣本類型分為兩種：來自 ORL 人臉資料庫不與訓練樣本重複之影像，以及擷取自網際網路上的生活照片。非人臉測試樣本種類繁多，生活照片上任意 20×20 大小的圖像區塊皆含括於此。本演算法採用之圖片與 NNFD 處理方式不同，如下圖 16 所示。



圖 16 樣本圖像

9.2 實作分析與探討

先針對不同影像處理方式以及影像模糊化中標準差 α 之設定值不同，個別作均方誤差之加總，發現其經過高斯濾波處理的圖像，確實對於人臉與非人臉的區分效果較佳。接下來將陳述三種不同演算法其實驗之結果，將以人臉測試樣本與非人臉測試樣本分別呈現，而人臉測試樣本又分為以 ORL 人臉資料庫為主，以及以生活照為主之測試樣本，最後經網路架構輸出之結果以網路輸出值為 0.5 以上，便認定為人臉圖像。此三種演算法分別為 NFFDA 1、NFFDA 2、NNFD，而 NFFDA 1 亦為串列式的系統，當經過模糊高斯分類器後才啟動類神經訓練系統，輸入樣本為直方圖等化處理後的灰階值影像；NFFDA 2 為前章節所述之系統；NNFD 之系統在文獻探討中提及之 [14]。結果發現以本研究之 NFFDA 2 演算法有最佳的辨識效果。

本研究實驗分類如下：9.2.1 比較不同前置處理與標準差之誤差總值。9.2.2 NFFDA 1 演算法之實驗結果。9.2.3 NFFDA 2 演算法之實驗結果。9.2.4 統計與比較三種演算法之結果。

9.2.1 比較模糊高斯分類器其不同前置處理與標準差

比較人臉圖像與非人臉圖像，在是否有經過高斯濾波之影像處理下，以及在標準差為 $\alpha=1, \alpha=2, \alpha=4$ 時與樣本圖像之間，其誤差平方累加之變異情況。由實驗結果發現，當閾值 θ 設定為 14 時，在無經過高斯濾波處理的影像，與樣本圖像間的誤差比有高斯濾波處理的圖像顯得為大，表示人臉圖像在經過低通濾波處理後會更貼近樣本圖樣；在標準差的選定上，基本上標準差越高，其得出的值越高，由數據得知在 $\alpha=2$ 時，其人臉影像與樣本圖像的誤差沒有顯著增大，反而使非人臉圖像與人臉樣本圖像間的反差加大，促使在實驗結果上得以區分人臉與非人臉圖像。故在本實驗中，後續提出的演算法皆以影像須經過高斯低通濾波處理，並且使用標準差 $\alpha=2$ 計算之。實驗結果請見附表一。

在經過模糊高斯分類器的 ORL 人臉資料庫與生活照為主的人臉測試樣本，其人臉圖像全數通過，而由分類器判定為近似人臉之非人臉圖像有 11 張。將通過閾值的人臉圖像及非人臉圖像，啟動下一級類神經訓練系統，並於 9.2.2 和 9.2.3 節分別呈現本研究提出的方法一 (NFFDA 1) 與方法二 (NFFDA 2) 演算法其最後測試之結果。

9.2.2 NFFDA 1 演算法實驗結果

NFFDA 1 演算法為 NNFD 的最初改良，即該演算法在經過模糊高斯分類器後，啟動類神經網路，而此網路架構便是結合 NNFD 之架構，而此訓練樣本和輸入值為直方圖等化後的影像，架構如圖 17 所示。由實驗結果發現，該網路架構有其不穩定之處，是由於訓練樣本影響的緣故，雖然已在第一級處理上刪除許多非人臉圖像，但其辨識效果仍可見於對人臉及

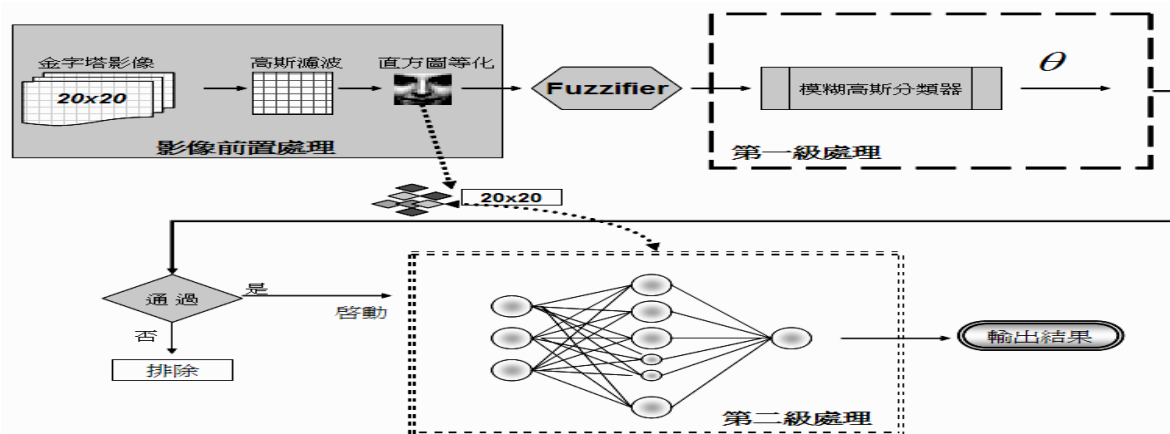


圖 17 NFFDA1 架構圖

非人臉圖像辨識的不穩定，致使提出 NFFDA 2 演算法改良之。實驗結果請見附表二。

9.2.3 NFFDA 2 演算法實驗結果

本研究之 NFFDA 2 演算法針對模糊高斯分類器處理後的圖像進行特徵擷取類神經訓練，此網路架構加重了特徵區塊的訓練，提升了臉部的辨識度，不但經由分類器初步篩選過濾大量非人臉影像外，縮小訓練樣本也可以減少訓練時間，且經過模糊計算後成為影像模糊參數向量型態的人臉影像，不易受雜訊干擾，有助於人臉在不同角度、位置上的辨識。此實驗結果請見附表三。

9.2.4 統計與比較三種演算法之結果

NNFD 其訓練結果容易受訓練樣本影響，且當加入偵測錯誤之樣本於訓練樣本中時，雖然會提升對於非人臉的辨識效果，但相對的也就容易受到近似於人臉的非人臉圖樣所干擾，影響其訓練中權重的變化，使得最後訓練的結果對於類似人臉的非人臉圖像的判定，有模稜兩可的結果出現。

故本研究便提出演算法 NFFDA 1 演算法，加入模糊高斯分類器，可排除大量的非人臉圖像，使之減少訓練樣本數量也減少較多的樣本雜訊，再與 NNFD 之網路架構結合，有其互補的優點。雖然將非人臉暫時歸類為人臉圖像，而訓練結果可使得類似人臉之圖像多數刪除，但不難發現，由實驗附表二的圖(7,9,10,11)觀察到，近似人臉或極似人臉的非人臉圖像其訓練結果不一致，且人臉的辨識值部分介於 0.5~0.7 之間，所以本研究針對此類神經網路再做改善，提出了 NFFDA 2 演算法。

NFFDA 2 演算法有鑑於雜訊的影響之大，改變網路訓練其輸入樣本，除了結合模糊高斯分類器外，並將圖像之模糊集合以人臉的型態，即以二維的方式做為訓練樣本並測試之。如此不但提升 NFFDA 1 演算法的訓練結果，對於圖像的判定也更為明確，將類似臉的非人臉圖像幾乎排除，並提升人臉的辨識度為 0.9 左右。

最後，比較該三種演算法其訓練次數與時間，以及偵測效果。見下表 3 及表 4。

表 3 三種演算法比較

	訓練 次數	訓練時 間(秒)	收斂誤差
NNFD	80 萬	2825.12	0.0348673
NFFDA 1	80 萬	3248.95	0.0311592
NFFDA 2	80 萬	1779.89	0.0328714

表 4 偵測效果

	測試(張)		錯誤(張)		提升(張)	
	臉	非臉	臉	非臉	臉	非臉
NNFD	55	50	4	5		
NFFDA 1	55	50	4	2		
NFFDA 2	55	50	4	2	27	5

由以上列表整理看出，NFFDA 2 於訓練次數為七十萬次時便可達收斂，增加訓練次數為八十萬次時可使辨識度更加精確。在訓練次數相同下，其訓練時間較小，亦可達到不錯的收斂，而偵測效果以輸出結果來與 NNFD 比較，在偵測結果為正確且提升 0.01 以上者為前提，實驗得知大致上皆有提升，其精確度為三者最高。

10. 結論

本研究提出之人臉偵測演算法 NFFDA 1 與 NFFDA 2 皆在改良 NNFD 與 RFNFD 其在演算法上的部份缺點，以期望達到更加的辨識效果。然而，本論文最終採用 NFFDA 2 演算法作為主要人臉偵測系統架構，該優點為在這兩級處理上以漸進式方式的縮減了圖像樣本資訊，非但沒有產生在判定上的重大錯誤，反而能使得利用少量訓練樣本群建立人臉的樣本圖像曲線圖，構建出簡易的模糊高斯分類器作為第一級分類；而當樣本越趨越小時容易造成資訊的遺失，在此，本研究利用影像模糊化集合使每個樣本資訊以一個集合平均值的型態產生，改善其人臉會因不同變化產生的銳利性，避免雜訊(如臉部以外的背景干擾或不同樣貌影響)、臉部位置偏移及傾斜因素導致錯誤結果，於第一級處理上便可去除較多的非人臉圖像，並在第二級訓練上針對臉部特徵區塊著重訓練，五官中除了眼睛部份影響很大之外，在實驗中也認為嘴巴區塊的表現也有其影響力。本研究於三種演算法使用相同訓練樣本以及測試樣本，於 NFFDA 2 演算呈現出較為精確的效果，也使得複雜的人臉圖像偵測能更有效率的得到良好的結果。

11. 未來研究

在本研究之模糊分類器將探討模糊規則以改進其分群方式，將計算得的歸屬度以常用的模糊 c-mean 分群 (fuzzy c-mean clustering method, FCM) 方式，依循演算法則做更有分群效果的計算與歸類[15]。類神經訓練架構上的演算方式，期望改進其另一不同於 NNFD 的神經元型態，近年來有學者提出在 GFNN 系統中所使用的神經元為 generalized shunting neuron(GSN)型態，其所使用的特殊感知機和 shunting inhibitory neuron 可以計算較複雜的資料，而將權重計算以經過活化函數做分流抑制的方式為其演算過程，藉由彼此的權重值調整來決定何者為較重要的權重，如此以減少神經元數量達到圖像分類的目的[6,7]。可考量其計算方式加入本系統作為未來研究之改善，且加入後一級的人臉影像定位系統，以基因演算法為主軸，配合類神經網路架構來完成人臉區塊定位系統[9,10,12]。

12. 致謝

本論文承蒙九十五年度國科會研究計畫 NSC95-2221-E-214-065-經費補助，特此致謝。

參考文獻

- [1] A. Z. Kouzani, F. He and K. Sammut, "Towards Invariant Face Recognition," *Information Sciences*, vol. 123, pp.75-101, 2000.
- [2] A. Henry, B. Shumeet, and T. Kanade, "Neural Network-Based Face Detection," *IEEE Trans. PAMI*, vol. 20, no.1, Jan. 1998.
- [3] C. Lee and F. C.-H. Wee, "Face Segmentation using fuzzy memberships," *KFIS 2000*, vol. 10, no. 1, May 2000.
- [4] Frank Chung-Hoon Rhee; Changsu Lee; "Region based fuzzy neural networks for face detection," *IFSA World Congress and NAFIPS*, Vol. 2, pp.25-28, July 2001.
- [5] Fadzil, M.H., A.; Lim Cheah Choon; "Face recognition system based on neural networks and fuzzy logic," *Neural Networks*, International Conference on Vol 3, pp.9-12, June 1997.
- [6] G. Arulampalam and A. Bouzerdoun, "A Generalized Feedforward Neural Network Classifier," *Neural Networks*, Vol. 16, pp. 561-568, 2003.
- [7] G. Arulampalam and A. Bouzerdoun, "Expanding the structure of shunting inhibitory artificial neural network classifier," *Proc. Int. Joint Conf. on Neural Network*, pp. 2855-5860, 2002.
- [8] Gizatdinova, Y.; Surakka, V.; "Feature-based detection of facial landmarks from neutral and expressive facial images," *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE Transactions on Vol 28, Issue 1, Jan. 2006.
- [9] H. R. Kanan, K. Faez, S. Mozaffari and M. Ezoji, "Face Location Using Shape Information and Genetic Algorithm," *Proceeding of the First Int. Conference on Modeling, Simulation and Applied Optimization, Sharjah, U.A.E.*, 2005.
- [10] Kanan, H. R., Faez, K., Ezoji, M., "An Efficient Face Recognition System Using a New Optimized Localization Method," *IEEE*, 2006.
- [11] Kouzani, A.Z.; "A fuzzy neural network for extracting facial patterns," *Neural Networks for Signal Processing*, *IEEE*, pp. 17-19 Sept 2003.
- [12] M. Srinivas, Lalit M. Patnik, "Genetic Algorithm: A Survey," *IEEE*, 1994.
- [13] M. Yang, D. Kriegman, and N. Ahuja, "Detecting Face in Images: A Survey," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 6, pp.34-58, June 2002.
- [14] P. Viola and M. Jones, "Rapid object detection using a boosted cascade of Bimple features," in *Proc. IEEE CVPR*, 2001.
- [15] Xue Yuan; Jianming Lu; Yahagi, T.; "Face recognition based on neuron fuzzy systems," *Circuits and Systems, MWSCAS'04*, Vol 3, pp.25-28, July 2004.
- [16] Y. Liu, K. Schmidt, J. Cohn, and S. Mitra, "Facial Asymmetry Quantification for Expression Invariant Human Identification," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 91, pp. 138-159, Aug. 2003.

附表一

face	1	2	3	4	5
					
$\alpha = 1$	7.299035	5.689274	4.008939	5.364057	3.257252
$\alpha = 2$	8.87189	7.57344	5.79556	7.08475	4.78995
$\alpha = 4$	9.31362	9.012087	7.619907	8.995963	6.709157

face	6	7	8	9	10
					
$\alpha = 1$	2.708277	4.673622	4.642257	4.194168	4.373482
$\alpha = 2$	3.71019	5.65339	5.66881	5.08792	5.18258
$\alpha = 4$	4.790842	6.608305	6.725495	6.304498	5.936945

face	11	12	13	14	15
					
$\alpha = 1$	4.915634	5.585175	4.328129	4.686581	4.189175
$\alpha = 2$	5.81571	7.31798	5.89865	6.28534	5.62525
$\alpha = 4$	6.771047	9.513438	7.33627	7.623157	6.939928

face	16	17	18	19	20
					
$\alpha = 1$	4.809441	5.788857	4.341394	6.755927	5.762491
$\alpha = 2$	5.31456	8.14644	5.31935	9.02019	6.51362
$\alpha = 4$	5.719509	10.62845	6.138056	11.16521	7.085758

face	21	22	23	24	25
					
$\alpha = 1$	2.814487	2.552516	4.191332	4.783976	6.874071
$\alpha = 2$	3.67752	3.09318	5.58532	6.62727	8.41707
$\alpha = 4$	4.893869	3.988071	6.992933	8.455902	9.517906

(1) 為 ORL 人臉資料庫之誤差總值，其影像無經過高斯濾波器之處理，比較其使用不同標準差之結果。列表之標準差為 $\alpha = 1, \alpha = 2, \alpha = 4$ 。由人臉資料庫擷取出的影像其因為在拍攝上有規則的調整角度與位置，故其對稱性與偏移程度皆與樣本圖像大致相符，使得誤差值很小。

附表一

face	1	2	3	4	5
					
$\alpha = 1$	6.229736	6.775981	5.975238	5.095221	3.718123
$\alpha = 2$	7.605207	7.265848	7.045725	5.972606	4.806253
$\alpha = 4$	11.35013	8.234486	9.564441	7.935531	5.962645

face	6	7	8	9	10
					
$\alpha = 1$	8.733742	6.723284	4.978946	5.457725	8.34855
$\alpha = 2$	10.09199	7.603302	6.078343	6.336147	10.27897
$\alpha = 4$	9.340222	8.288777	6.626799	7.538956	13.4594

face	11	12	13	14	15
					
$\alpha = 1$	4.709987	3.774507	9.537376	9.385096	4.307788
$\alpha = 2$	5.594747	4.65454	11.07795	9.373471	5.318302
$\alpha = 4$	6.451146	5.845856	13.7214	10.7563	7.056245

face	16	17	18	19	20
					
$\alpha = 1$	5.591995	4.180636	4.409587	5.297577	4.887007
$\alpha = 2$	5.789689	5.295126	5.329559	6.702454	6.192939
$\alpha = 4$	6.131186	5.910413	6.277488	8.107408	7.749765

face	21	22	23	24	25
					
$\alpha = 1$	9.019366	8.925877	3.592737	5.35519	5.468446
$\alpha = 2$	11.15929	10.36472	5.224404	6.99363	6.928172
$\alpha = 4$	13.46519	12.0688	6.058508	8.740225	7.65143

face	26	27	28	29	30
					
$\alpha = 1$	2.728353	7.999793	10.83458	6.405982	4.586069
$\alpha = 2$	3.900235	10.1509	12.9746	9.07622	6.19413
$\alpha = 4$	5.067054	12.62452	14.79571	12.08294	7.909778

(2)擷取自生活照人臉影像之誤差總值，其影像無經過高斯濾波器之處理，比較其使用不同標準差之結果。列表之標準差為 $\alpha = 1, \alpha = 2, \alpha = 4$ 。由網際網路擷取出的影像較為隨意，而其人臉角度與位置甚至表情都來得比人臉資料庫的影像豐富，使其與樣本圖像的誤差值增加。

附表一

非臉	1	2	3	4	5
					
$\alpha = 1$	9.699576	9.990326	15.41411	15.50074	15.59173
$\alpha = 2$	10.83679	10.59017	14.86791	15.94383	14.4515
$\alpha = 4$	12.55267	11.92663	16.31592	19.32058	15.61206

非臉	6	7	8	9	10
					
$\alpha = 1$	20.67293	15.7831	14.41368	8.783103	18.45196
$\alpha = 2$	20.97917	16.54923	15.7144	9.695616	18.62035
$\alpha = 4$	21.34015	19.13185	17.65647	11.12263	18.32414

非臉	11	12	13	14	15
					
$\alpha = 1$	12.94015	14.74704	14.31904	6.919259	15.30532
$\alpha = 2$	14.60372	16.21662	14.6183	7.877371	16.21234
$\alpha = 4$	14.54109	17.48223	15.91973	9.327768	17.60631

非臉	16	17	18	19	20
					
$\alpha = 1$	16.15566	13.58014	18.31483	16.65654	7.98915
$\alpha = 2$	16.264	16.63254	17.38767	18.02331	9.966286
$\alpha = 4$	16.8064	19.52708	18.99846	19.87407	12.07103

非臉	21	22	23	24	25
					
$\alpha = 1$	10.45169	17.58524	11.53874	14.79082	14.19429
$\alpha = 2$	11.68845	16.68193	12.41397	14.94857	16.26974
$\alpha = 4$	13.05558	17.36865	14.30948	15.56734	19.26089

非臉	26	27	28	29	30
					
$\alpha = 1$	12.8204	12.79592	8.784655	14.3163	8.370085
$\alpha = 2$	13.39741	13.74737	9.582443	14.7804	9.541444
$\alpha = 4$	15.90886885	16.25256	11.90895	16.3306	11.06168

(3) 擷取自生活照非人臉影像之誤差總值，其影像無經過高斯濾波器之處理，比較其使用不同標準差之結果。列表之標準差為 $\alpha = 1, \alpha = 2, \alpha = 4$ 。大致上非人臉之圖像皆與人臉樣本大相逕庭，除了較為近似之圖像與人臉樣本圖像之誤差與生活照之人臉圖像相似外，其餘誤差值皆大於閾值限制。

附表一

face	1	2	3	4	5
					
$\alpha = 1$	7.709642	5.72482	3.949015	5.642171	3.152459
$\alpha = 2$	9.47114	7.59884	5.47457	6.70125	3.9554
$\alpha = 4$	10.4893	8.910831	6.693185	7.689151	4.676306

face	6	7	8	9	10
					
$\alpha = 1$	2.584667	4.671609	4.93388	4.120575	4.352988
$\alpha = 2$	3.38106	5.35242	5.99235	4.71664	4.92916
$\alpha = 4$	4.096353	5.797089	6.654061	5.265211	5.281555

face	11	12	13	14	15
					
$\alpha = 1$	4.759843	5.794293	3.846392	3.870422	4.48379
$\alpha = 2$	5.34014	7.05903	4.99118	4.87814	5.4607
$\alpha = 4$	5.896887	8.62536	5.970361	5.546919	6.380188

face	16	17	18	19	20
					
$\alpha = 1$	4.50266	5.870254	4.290844	7.005486	5.677384
$\alpha = 2$	4.86707	8.14865	5.04551	8.94462	6.32266
$\alpha = 4$	5.224671	10.05875	5.523331	10.84635	6.763098

face	21	22	23	24	25
					
$\alpha = 1$	2.573341	2.183544	3.619652	4.366072	6.432639
$\alpha = 2$	3.26695	2.52933	4.65683	6.07906	7.99001
$\alpha = 4$	3.965386	3.219732	5.744469	7.394461	8.847148

(4) ORL 人臉資料庫之誤差總值，其影像經過高斯濾波器之處理，比較其使用不同標準差之結果。列表之標準差為 $\alpha = 1, \alpha = 2, \alpha = 4$ 。由人臉資料庫擷取出的影像其因為在拍攝上有規則的調整角度與位置，故其對稱性與偏移程度皆與樣本圖像大致相符，使得誤差值很小，全數通過模糊高斯分類器。

附表一

face	1	2	3	4	5
					
$\alpha = 1$	5.397591	6.525297	7.636761	5.167151	3.216752
$\alpha = 2$	5.927911	6.614997	8.1231881	5.589324	3.536917
$\alpha = 4$	9.789328	8.256213	10.04211	7.63039	5.422226

face	6	7	8	9	10
					
$\alpha = 1$	8.752113	6.521504	5.559506	5.634373	8.119969
$\alpha = 2$	9.09511	7.264122	6.649557	6.046313	9.824135
$\alpha = 4$	10.53328	7.496424	7.406266	6.505411	10.52649

face	11	12	13	14	15
					
$\alpha = 1$	4.164064	3.832732	10.12454	9.635095	4.973844
$\alpha = 2$	5.00624	4.422848	10.58019	9.159358	5.182629
$\alpha = 4$	6.336981	5.559357	11.05272	9.339853	5.734437

face	16	17	18	19	20
					
$\alpha = 1$	5.790466	3.885567	3.826968	6.274075	5.490255
$\alpha = 2$	5.51015	4.967008	4.152727	6.830018	6.048416
$\alpha = 4$	5.656153	5.918404	4.49302	7.40664	6.627402

face	21	22	23	24	25
					
$\alpha = 1$	9.867704	8.932431	3.427687	5.771395	6.021225
$\alpha = 2$	11.26781	10.06897	4.894042	6.726945	6.690361
$\alpha = 4$	12.89814	10.83665	6.217533	7.541834	7.788061

face	26	27	28	29	30
					
$\alpha = 1$	2.78859	9.567231	11.26089	7.195423	4.47259
$\alpha = 2$	2.893053	10.66698	12.55571	8.704472	5.408223
$\alpha = 4$	3.144357	12.20755	13.47148	10.1496	6.630923

(5) 擷取自生活照人臉影像之誤差總值，其影像經過高斯濾波器之處理，比較其使用不同標準差之結果。列表之標準差為 $\alpha = 1, \alpha = 2, \alpha = 4$ 。由網際網路隨機擷取出的影像較為多樣性，而其人臉角度與位置甚至表情都來得比人臉資料庫的影像豐富，使其與樣本圖像的誤差值增加，但皆通過模糊高斯分類器之閾值限制。

附表一

非臉	1	2	3	4	5
					
$\alpha = 1$	7.489663	10.20285	16.29523	16.46089	17.34961
$\alpha = 2$	9.425227	10.71811	15.67063	17.10158	16.40261
$\alpha = 4$	11.65755	11.40315	16.25726	20.05986	15.21815

非臉	6	7	8	9	10
					
$\alpha = 1$	22.81469	15.32857	14.77006	10.19434	17.28926
$\alpha = 2$	22.11458	17.07256	15.45923	10.89807	17.49873
$\alpha = 4$	22.5712	19.81051	17.45394	11.72152	17.4385

非臉	11	12	13	14	15
					
$\alpha = 1$	12.53842	16.06003	15.50721	7.243227	16.91769
$\alpha = 2$	13.5912	17.28772	15.69868	8.430311	17.42333
$\alpha = 4$	14.0911	17.38702	15.99251	9.214849	18.42728

非臉	16	17	18	19	20
					
$\alpha = 1$	16.28887	14.55825	19.51664	17.97658	9.10506
$\alpha = 2$	16.50911	17.01328	18.92355	19.35457	10.71235
$\alpha = 4$	16.73343	20.18106	20.39666	21.39704	12.9717

非臉	21	22	23	24	25
					
$\alpha = 1$	9.849621	19.56059	11.92597	14.6659	14.07812
$\alpha = 2$	11.18829	19.66009	12.81483	14.78171	16.42915
$\alpha = 4$	12.43834	20.53743	14.13328	14.47879	18.49125

非臉	26	27	28	29	30
					
$\alpha = 1$	12.73246	15.05111	8.82683	15.89698	7.766718
$\alpha = 2$	13.77058	15.93445	9.657369	15.90558	8.818446
$\alpha = 4$	15.97506	17.36643	11.76625	16.60921	10.17425

(6) 擷取自生活照非人臉影像之誤差總值，其影像有經過高斯濾波器之處理，比較其使用不同標準差之結果。列表之標準差為 $\alpha = 1, \alpha = 2, \alpha = 4$ 。大致上非人臉之圖像皆與人臉樣本大相逕庭，除了較為近似之圖像與人臉樣本圖像之誤差與生活照之人臉圖像相似外，其餘誤差值皆大於閾值限制，在經過模糊高斯分類器後將予以排除。

附表二

9.2.2 NFFDA 1 演算法 (1) 人臉測試結果

face	1	2	3	4	5
					
NFFDA 1	0.9915	0.971523	0.946965	0.770544	0.988801
face	6	7	8	9	10
					
NFFDA 1	0.999541	0.987853	0.993853	0.936874	0.991777
face	11	12	13	14	15
					
NFFDA 1	0.985179	0.992362	0.969886	0.985718	0.993613
face	16	17	18	19	20
					
NFFDA 1	0.999237	0.990049	0.996847	0.947393	0.994982
face	21	22	23	24	25
					
NFFDA 1	0.999145	0.999933	0.996568	0.978816	0.851104
face	1	2	3	4	5
					
NFFDA 1	0.937475	0.975594	0.647764	0.840759	0.999169
face	6	7	8	9	10
					
NFFDA 1	0.566602	0.703094	0.99359	0.97904	0.470558
face	11	12	13	14	15
					
NFFDA 1	0.990255	0.998525	0.385031	0.877474	0.996883
face	16	17	18	19	20
					
NFFDA 1	0.988473	0.996839	0.998886	0.998364	0.993724
face	21	22	23	24	25
					
NFFDA 1	0.465618	0.851816	0.961853	0.985919	0.530494
face	26	27	28	29	30
					
NFFDA 1	0.999442	0.603524	0.47024	0.983694	0.987707

9.2.2 NFFDA 1 演算法

(2) 非人臉測試結果

(二) 非人脸测试结果						
非臉	1	2	3	4	5	
						
NFFDA 1	0.0908197	0.0132792	0.110299	0.0222794	0.0426323	
非臉	6	7	8	9	10	11
						
NFFDA 1	0.0159153	0.5744903	0.0933055	0.0187543	0.102614	0.818809

附表三

9.2.3 NFFDA 2 演算法 (1)人臉測試結果

face	1	2	3	4	5
					
NFFDA 2	0.971122	0.967993	0.989715	0.942646	0.996216
face	6	7	8	9	10
					
NFFDA 2	0.999877	0.986363	0.998906	0.971062	0.998375
face	11	12	13	14	15
					
NFFDA 2	0.994327	0.999336	0.999721	0.999765	0.999831
face	16	17	18	19	20
					
NFFDA 2	0.999680	0.997968	0.999097	0.998891	0.999581
face	21	22	23	24	25
					
NFFDA 2	0.999992	0.999551	0.995159	0.985642	0.999117
face	1	2	3	4	5
					
NFFDA 2	0.997299	0.316932	0.993366	0.91193	0.999986
face	6	7	8	9	10
					
NFFDA 2	0.617784	0.748394	0.998419	0.995534	0.559862
face	11	12	13	14	15
					
NFFDA 2	0.999840	0.999768	0.467626	0.706289	0.999347
face	16	17	18	19	20
					
NFFDA 2	0.999821	0.999937	0.999989	0.998766	0.999930
face	21	22	23	24	25
					
NFFDA 2	0.815956	0.270330	0.988984	0.997949	0.950636
face	26	27	28	29	30
					
NFFDA 2	0.999999	0.992592	0.200120	0.999965	0.999793

9.2.3 NFFDA 2 演算法

(2) 非人臉測試結果

非臉	1	2	3	4	5	
						
NFFDA 2	0.394838	0.003114	0.002240	0.000092	0.002165	
非臉	6	7	8	9	10	11
						
NFFDA 2	0.007679	0.001486	0.008823	0.003775	0.956486	0.992141