

# 東 海 大 學

工業設計學系碩士班

碩 士 論 文

The seal of Shanghai University is a circular emblem with a scalloped border. It features the university's name in Chinese characters '上海大學' at the top and 'SHANGHAI UNIVERSITY' at the bottom. The year '1955' is inscribed at the bottom of the seal. In the center, there is a stylized design of a building or a cross-like structure.

多重影像特徵於西洋繪畫主義風格辨識研究  
Western Painting Faction Classification with  
Multiple Image Characteristics

研 究 生：陳又新

指 導 教 授：王中行

中 華 民 國 一 百 零 三 年 六 月

# 碩士學位論文口試委員會審定書

工業設計研究所 陳又新 君所提供之論文

多重影像特徵於西洋繪畫主義風格辨識研究

經本委員會審定通過，特此證明。

論文口試委員會

委員：

<u>蕭世文</u>	<u>王中行</u>
<u>陳維隆</u>	<u>蕭肇殷</u>
<u>林正敏</u>	

指導教授：

王中行

中華民國 103 年 06 月 17 日

## 摘要

西洋繪畫中的印象主義、立體主義及未來主義，是近代繪畫藝術的經典風格，對其後的藝術發展影響很大。其所產生的繪畫作品數量龐大，但對於此方面風格主義，以數位科技達到自動分類的研究不多。因此，本研究蒐集了這三種主義派別的圖案，加以整理分析，提出一種多重影像特徵集合，形成訓練資料，輸入類神經網路分類器進行運算，建立分類系統模型，以完成辨識新圖像是否屬於這三種繪畫主義之風格。

本研究具體成果如下：

1. 蒐集了三種主義派別的圖像，加以整理分析後，提出了一種多重影像特徵集合。
2. 對圖像進行邊緣偵測、霍夫轉換、影像熵等影像處理，建立圖像樣本的特徵資料庫。
3. 利用類神經網路予以分類，以特徵資料庫訓練以建立對圖像分類為印象主義、立體主義或未來主義的系統模型。
4. 運用此系統模型，對圖像進行是屬於印象主義、立體主義或未來主義風格之分類。辨識準確度均達到相當不錯的水準，其中印象主義辨識成功率可達到 92%，立體主義辨識成功率為 85.71%，未來主義辨識成功率為 64.52%，均能有相當之成效。

關鍵詞：印象主義、立體主義、未來主義、邊緣偵測、霍夫轉換、角點偵測、影像熵、類神經網路

## Abstract

Impressionism, cubism and futurism are the three kinds of factions which are very important in the modern art history. Enormous painting artworks had created from these classes, but the research about auto-classifying the kind of faction the painting is belonged to is rare. This paper studies automatic classification on the three kinds of classical western paintings. An effective method for automatic image classification has been proposed. A set of multiple characteristics of the image collections is integrated to support the method.

This paper has accomplished the followings:

1. To collect, study and analysis enough number of digitized paintings out of the three different factions the images, and propose the multiple image characteristics set.
2. To apply image processing techniques such as edge detection, image entropy, Hough transform and corner detection etc. to establish the characteristics set.
3. To establish a neural network model as the classifier, train the network with the characteristics set, and create the classifier system.
4. To apply the classifier to new images to verify the system's performance.
5. To reach a satisfactory level of the accuracies for the classifier, i.e., 92% for impressionism classification, 85.71% for cubism classification and 64.52% for futurism classification .

**Keywords:** Impressionism, Cubism, Futurism, Edge Detection, Hough Transform, Corner Detection, Image Entropy, Neural Network

## 目錄

摘要 .....	i
目錄 .....	iii
圖目錄 .....	vi
表目錄 .....	ix
1 前言 .....	1
1.1 研究背景 .....	1
1.2 研究動機 .....	2
1.3 研究目的 .....	4
2 文獻探討 .....	6
2.1 西洋繪畫主義派別 .....	6
2.1.1 印象主義 .....	6
2.1.2 立體主義 .....	11
2.1.3 未來主義 .....	15
2.2 維基共享資源(Wikimedia Commons) .....	17
2.3 圖像特徵擷取與分類 .....	18
2.4 影像處理 .....	21
2.4.1 直方圖(Histogram) .....	21
2.4.2 熵(Entropy) .....	22
2.4.3 高斯濾波運算(Gaussian Filter) .....	23
2.4.4 邊緣偵測 (Edge Detection) .....	24
2.4.5 霍夫轉換(Hough Transform) .....	28
2.4.6 角點偵測(Corner Detection) .....	30

2.5 類神經網路.....	34
2.5.1 監督式學習(Supervised Learning).....	34
2.5.2 類神經網路學習機制.....	35
2.5.3 前饋式(Feed-Forward)類神經網路.....	36
2.5.4 混淆矩陣(Confusion Matrix).....	38
3 研究方法.....	41
3.1 研究流程.....	41
3.2 圖像整理.....	41
3.3 影像特徵集合的建立.....	42
3.4 影像類神經網路建立與分類.....	46
4 系統架構.....	48
4.1 蒐集圖案及初步分析.....	48
4.2 圖像資料查核與整理.....	51
4.3 基本分布.....	52
4.4 建立訓練資料的直方圖特徵.....	52
4.5 建立訓練資料的熵特徵.....	54
4.6 以高斯濾波器進行數據濾波.....	57
4.7 建立訓練資料的邊緣特徵.....	57
4.8 以霍夫轉換尋找直線，建立訓練資料的直線特徵.....	63
4.9 建立訓練資料的角落偵測特徵.....	67
4.10 建立多重特徵集合.....	71
4.11 以前饋倒傳遞類神經網路建立系統模型.....	73
5 討論與分析.....	78

---

5.1 主義派別分類決策.....	78
5.2 效果評估尺度.....	79
5.3 使用 Linear 輸出層函數的訓練測試結果.....	79
5.4 使用 Purelin 輸出層函數的訓練測試結果.....	83
5.5 辨識正確率之比較.....	84
6 結論.....	86
7 文獻資料.....	87



## 圖目錄

圖 1. 三種主義繪畫例，(a) 印象主義；(b)立體主義； (c)未來主義；.....	3
圖 2. 印象主義繪畫例.....	10
圖 3. 初期立體主義繪畫例.....	12
圖 4. 分析立體主義繪畫例.....	14
圖 5. 綜合立體主義繪畫例.....	14
圖 6. 未來主義繪畫例.....	16
圖 7. 標準霍夫轉換示意圖.....	29
圖 8. 水平線的霍夫轉換圖.....	30
圖 9. 垂直線的霍夫轉換圖.....	30
圖 10. 一個角點偵測的範例.....	34
圖 11. 一個類神經網路模型的範例.....	35
圖 12. 典型的混淆矩陣圖.....	39
圖 13. 研究流程圖.....	42
圖 14. 整理圖像階段子流程圖.....	43
圖 15. 建立特徵集合階段子流程圖.....	45
圖 16. 類神經網路分類器建立及驗證階段子流程圖.....	47
圖 17. 典型的印象主義畫風.....	49
圖 18. 典型的立體主義畫風.....	50
圖 19. 典型的未來主義畫風.....	51
圖 20. 直方圖的範例：(a)灰階畫影像；(b)區分為 255 階亮度之直方圖；(c) 區分 8 階亮度之直方圖.....	54
圖 21. 各式主義別影像熵的計算範例結果：(b)為印象主義 (a),(c)為立體主	



義；(d)為未來主義 .....	56
圖 22. 立體主義肯尼邊緣偵測圖例：(a)原始灰階畫影像；(b),(c),(d)為經不同上限值進行肯尼邊緣偵測得到的線條圖.....	59
圖 23. 未來主義肯尼邊緣偵測圖例：(a)原始灰階畫影像；(b),(c),(d)經不同上限值進行肯尼邊緣偵測得到的線條圖.....	61
圖 24. 印象主義肯尼邊緣偵測圖例：(a)原始灰階畫影像；(b),(c),(d)經不同上限值進行肯尼邊緣偵測得到的線條圖.....	62
圖 25. 立體主義的霍夫轉換圖例：(a)：灰階圖；(b)：對(a)圖的肯尼邊緣進行霍夫轉換，其中綠色小方框為局部極大值；(c)：由(b)圖中的極大值點所對應的直線線段(綠色).....	64
圖 26. 未來主義的霍夫轉換圖例：(a)：灰階圖；(b)：對(a)圖的肯尼邊緣進行霍夫轉換，其中綠色小方框為局部極大值；(c)：由(b)圖中的極大值點所對應的直線線段(綠色).....	65
圖 27. 印象主義的霍夫轉換圖例：(a)：灰階圖；(b)：對(a)圖的肯尼邊緣進行霍夫轉換，其中綠色小方框為局部極大值；(c)：由(b)圖中的極大值點所對應的直線線段(綠色).....	66
圖 28. 立體主義的三區域角落偵測圖例，(a)：大於 $0.3 * C_{max} \sim C_{max}$ ; (b)：大於 $0.5 * C_{max} \sim C_{max}$ ; (c)：大於 $0.7 * C_{max} \sim C_{max}$ ; .....	68
圖 29. 未來主義的三區域角落偵測圖例 (a)大於 $0.3 * C_{max} \sim C_{max}$ ; (b)大於 $0.5 * C_{max} \sim C_{max}$ ; (c)大於 $0.7 * C_{max} \sim C_{max}$ .....	69
圖 30. 印象主義的三區域角落偵測圖例，(a)：大於 $0.3 * C_{max} \sim C_{max}$ ; (b)：大於 $0.5 * C_{max} \sim C_{max}$ ; (c)：大於 $0.7 * C_{max} \sim C_{max}$ ; .....	70
圖 31. 對立體主義進行各式圖像處理以建立特徵組之五組範例 .....	71

---

圖 32. 對未來主義進行各式圖像處理以建立特徵組之五組範例 .....	72
圖 33. 對印象主義進行各式圖像處理以建立特徵組之五組範例 .....	72
圖 34. 採用之類神經網路模型.....	75
圖 35. 對 255 例樣本進行類神經網路建模之混淆圖 .....	81
圖 36. 輸出層之轉換函數採用 Purelin 之類神經網路模型.....	83



## 表目錄

表 1. 訓練樣本之特徵集合組三例.....	74
表 2. 以 255 例特徵訓練建立之隱藏層 $W_1=20 \times 21$ 矩陣.....	75
表 3. 以 255 例特徵訓練建立之隱藏層 $Bias_1=20 \times 1$ 矩陣.....	77
表 4. 以 255 例特徵訓練建立之輸出層 $W_2=3 \times 20$ 矩陣.....	77
表 5. 以 255 例特徵訓練建立之輸出層 $Bias_2=3 \times 1$ 矩陣.....	78
表 6. 以 MATLAB 訓練時相同之 255 例訓練樣本當成測試樣本，產生的預 估結果.....	81
表 7. 以全新的 70 例樣本當成測試樣本，產生的預估結果.....	82
表 8. 以綜合的 325 例樣本當成測試樣本，產生的預估結果.....	82
表 9. 以 255 例訓練樣本當成測試樣本，對新模型產生的預估結果.....	83



---

# 1 前言

---

自文藝復興以來，西洋繪畫即開始蓬勃發展，到十九世紀後期，更是百家爭鳴，所產生的當代畫家與派別，直到今日，對整個西洋藝術史而言，都有深遠的影響。

在資訊時代越來越發達的今日，電腦運算能力越來越強，人們對數位圖像的需求及互動情形也越來越熱烈。每天都持續產生大量的數位圖像，各博物館、美術館及藝廊等也大量的收集各式繪畫，作為展示、研究及教育用途。於是對組織及管理繪畫作品，並能方便的供使用者存取、分類，變得越來越重要。另外，因應大量的潛在應用需求，例如：作品搜尋、線上諮詢建議，繪畫風格辨識...等，使得自動圖像分類便成為一項重要課題，產生了大量的研究。雖然如此，對於特別領域，如：西洋古典繪畫主義風格的自動辨識或分類，雖然對數位圖像資料庫及相關領域而言相當重要，但相較下，卻少有研究者關注這方面的研究。

## 1.1 研究背景

---

西洋繪畫中的印象主義(1874 ~, Impressionism)、立體主義(1908 ~, Cubism)及未來主義(1909 ~, Futurism)，是近代繪畫藝術的經典風格，對其後的藝術發展影響很大。其發展情形概略為：

自 19 世紀中期始，西方現實主義美術蓬勃興旺，但到後期，畫家的畫作要進入藝術沙龍展出，先要經過掌管繪畫藝術的政府機構審核，繪畫風格變成只能遵循陳腐的古典學院派的藝術觀念和法則。因此，當時在法國

產生了一群被後世稱為印象派的藝術家，亟欲突破此陳腐框架。此派繪畫受到現代光學和色彩學的啟示，以創新的姿態出現，注重在繪畫中表現光影的效果。代表畫家有馬奈(Edouard Manet)、莫內(Claude Monet)、雷諾瓦(Pierre-Auguste Renoir)、竇加(Edgar Degas)、希斯里(Alfred Sisley)等。

繼印象派之後還出現了新印象派，代表畫家是修拉(Georges Seurat)和西涅克(Paul Signae)，和後印象派，代表畫家是塞尚(Paul Cézanne)、梵谷(Vincent Willem van Gogh)和高更(Paul Gauguin)。而實際上後印象派與印象派在藝術主張並不相同甚至完全相反。其中塞尚繪畫追求幾何性的形體結構。而塞尚的繪畫風格，可能影響了諸多後續畫家，例如：1908年崛起，以布拉克(Georges Braque)和畢加索(Pablo Ruiz Picasso)為代表的繪畫可能就繼承了塞尚的造形法則，將自然物象分解成幾何塊面，從而從根本上掙脫傳統繪畫的視覺規律和空間概念，從而形成了所謂的立體主義。

受到立體派的影響，1909年在義大利出現了所謂的未來主義美術運動，此派畫家熱衷於利用立體主義分解物體的方法，表現出活動的物體和運動的感覺，而表達了對速度、科技等元素的狂熱喜愛，而被冠以未來主義的畫派。

## 1.2 研究動機

圖像分類問題是對尚未確定其分類的圖像，計算出圖像內容的特定參數或特徵，以此再配合特定方法決定其屬於原已定義好的某種分類中。因此，其主要步驟可區分為兩部分：特徵擷取及分類。如何進行三種不同風格之繪畫主義之圖像進行分類，為本研究重要的動機。

上述三種西洋古典繪畫主義派別，有著不同的歷史緣由、中心思想及繪畫風格，因此也造成不同的畫風與畫面上的特徵。例如：圖 1.中之(a)、(b)及(c)圖，分別為印象主義、立體主義及未來主義的典型繪畫例。從圖中，可以觀察出印象主義強調光影變化造成多樣性的輪廓及邊緣的破碎等；立體主義強調幾何形狀因此有較多明顯的直線；而未來主義強調的流動性，造成流動的線條及模糊的邊緣。這些個別主義的繪畫特性，可能成為辨別其是否為該主義派別的主要特徵的重要線索。於是開始研究利用圖像處理的多種技法，計算出這些特性與特徵，將其數據化後，使用分類器達到自動辨識分類的效果。



圖 1. 三種主義繪畫例，(a) 印象主義；(b) 立體主義；(c) 未來主義；

---

<sup>1</sup> Thomas P. Barnett (1870-1929), "*In the Heart of the Ozarks*"

<sup>2</sup> Thorvald Hellesén (1888-1937), "*Les deux amis*"

<sup>3</sup> Rick Doble(1944~), "*Automobile in motion*"

### 1.3 研究目的

本研究主要目的在於建立西洋古典繪畫主義風格的自動辨識與分類，藉由圖像辨識及特徵擷取，對已經經過藝術家或研究者或已形成公認的特定風格繪畫主義派別，根據圖像內容既有之資訊，做計算的基礎，利用特定演算法計算，找出各主義繪畫圖像中的相關特徵。再以特定的辨識方法，即分類器(Classifier)，對尚未知屬於那一類主義派別的圖像進行特徵辨識，以其特徵組合最接近哪一種主義派別，判斷其較屬於哪一種分類。

本研究針對印象主義、立體主義與未來主義，三類繪畫主義派別的圖像自動辨識，提出了以下方法：

- 蒐集了三種主義派別的圖案，加以整理分析。
- 先計算出一些基本的整體特徵，如：亮度平均值，標準差及亮度的分布情形。
- 找出對圖像中不同條件下的邊緣數量。
- 找出圖像內的直線線段，及最大直線段長度。
- 計算圖像的破碎程度。
- 找出圖像裡各邊緣或輪廓線條是否尖銳的分布情形。
- 將以上的數據組合成多重影像特徵集合，作為分類器的訓練輸入資料。
- 利用類神經網路作為分類器，在輸入前述多重影像特徵集合資料及訓練後，建立分類器的系統模型。
- 運用此系統模型，對新圖像進行是屬於印象主義、立體主義或未來主義風格之自動分類。

本文在第 2. 章節會簡介相關的文獻；在第 3. 章節介紹研究法及流程；第 4. 章節會詳細說明計算出特徵集合中各元素的理論與方法、分類器的系統模型訓練及結果，並呈現額外新圖像的分類驗證情形。第 5. 章節會對計算結果進行討論與分析，並與相類似的西方繪畫自動圖像分類的論文做一比較，最後作總結。





---

## 2 文獻探討

---

本章節針對本研究運用到的繪畫主義派別加以簡要說明。對已有的相關繪畫自動分類的文獻、及一些相關的影像處理的文獻，簡要說明之。

### 2.1 西洋繪畫主義派別

---

本研究所探討的西洋繪畫主義有三種：印象主義、立體主義及未來主義，有關各種主義的介紹，見下述內容。

#### 2.1.1 印象主義

印象主義這個名稱是由法國畫家莫內的一幅風景畫《**印象：日出**》〔Impression: Sunrise〕得來的。1874年，有30位巴黎的青年藝術家為了挑戰當時學院派的繪畫原則，獨立舉辦了與官方沙龍相抗衡的畫展。這次畫展受到了輿論的奚落，人們隨便地以莫內的這幅畫為他們取上「印象主義者」的稱號。其實印象主義藝術家的氣質和造詣各不相同，追求的理想也各自有異。

印象主義繪畫的特色，在於借助光與色的變幻，來表現畫家在瞬間之際，所捕捉到的印象。他們認為從表現光的過程中，就可以找到繪畫藝術的一切。因此，印象主義繪畫技法的基本原理就是色彩分解，換句話是運用光譜中的七種純色作畫。像這樣，在畫布上只並列不同純色而讓觀者憑自己的視覺自行加以調合的做法，可以保持每一種純色的新鮮和光彩，從而創造出更強烈的發光度。印象主義發源較早，代表性的畫家，計有：希斯里、竇加、馬奈、莫內、

雷諾瓦。

希斯里為法國畫家，畢生著迷於畫水。這種對水的迷戀是許多印象主義畫家的共同特點，因為溪流、運河和大海的表面都有光的反射，水於是便成了第二種光源，而在印象主義畫家的心中，光的效果占有極重要的份量。但是，即使是在印象主義畫家當中，像他這樣始終如一、執著於追求表現水的反射現象，可說是極為罕見。

竇加是致力於表現都會生活最深的一位畫家，雖然他的作品跟印象主義畫家一起展出，然而他和印象主義畫家之間的關係是模糊的，因為他主要的興趣不在風景畫，而且他都在畫室中作畫，甚至不曾現場寫生，他也一直很關注素描以及過去的藝術。不過他對真實性的觀感與印象主義藝術家是一致的，甚至在某些方面比他們更為激進。他喜歡煤氣街燈下及咖啡廳裡俗麗而憔悴的夜生活，更甚於莫內和雷諾瓦筆下清新歡樂的戶外景象。

馬奈反對細部繪畫的矯柔造作，以強烈、純真的色彩來替代過於黯淡的表現。他也唾棄那種根據自己看到的而非感受到的作畫方式。他希望在畫布上傳達自己深刻的感情，以及反映事物的真相。他認為，主題對繪畫來說是次要的。馬奈從未與印象主義畫家共同展出過，但從 1870 年代早期開始，他與印象主義畫家交往，分享他們充滿幻想的創新，在嘗試用光譜色盤作畫的同時，他仍維持早期筆觸較大、也較平面的堅定結構。

莫內是法國畫家，也是早期印象主義的創立者之一，只有他一人終其一生都堅持印象主義的原則和目標，他也是唯一在生前贏得大眾認可的印象主義畫家。他少年時代所畫的諷刺漫畫，就已具備

了驚人的形似能力，直到他早期的印象主義繪畫還保留著這項特質，使他和十九世紀中葉風景畫家的朦朧概括迥然不同。他的風景畫完全以主題的視覺經驗感知為首要的考慮，忽視傳統的概念，如：構圖、題材、潤飾等。莫內晚期的一些作品，側重於同一主題在不同光線和空氣下變幻無窮的外觀。因而油彩記錄下來的，不是所見物體的本身，而是觀照的過程。水是莫內喜歡的題材，像霧靄一般，它為所見的物象創出現成的視覺抽象化。對稱的倒影成為不斷出現的構圖手法，強調印象主義技法扁平的表面特質。莫內身後影響力最大的即這些作品的規模和簡略的手法。

雷諾瓦對繪畫的看法非常明確，曾說：「畫是用來裝飾牆壁的，因此色調應該盡量豐富多彩。對我來說，一幅畫應該顯得可愛、歡樂並且美麗。生活中醜陋的東西已經夠多了，我們不該再雪上加霜。我喜歡那種能讓我漫步其中，去撫摩小貓的畫作。」雷諾瓦在人物造型上，不用很清楚的輪廓，或粗重的線條表現，而以自然寫實的筆調，烘托出畫中的人、物與空間，使畫面有著似夢似幻，卻又強烈感人的效果。<sup>4</sup>

有關印象主義基本特點<sup>5</sup>，說明如下：

---

<sup>4</sup>節錄自李賢輝：西方藝術風格第 34 講

[http://vr.theatre.ntu.edu.tw/fineart/th9\\_1000/open-34-broadcast.htm](http://vr.theatre.ntu.edu.tw/fineart/th9_1000/open-34-broadcast.htm) :

<sup>5</sup> 參考來源：<http://zh.wikipedia.org>

---

隨著科學研究的深入和發展，十九世紀人們已懂得物體之所以呈現不同的色彩，是由於它們吸收和反射不同的光所造成的。物體全部吸收日光便呈黑色，全部反射日光則為白色，反射藍光波而吸收其他光波呈現藍色等等。自然界的任何物體都必須受到光源色和周圍環境色的其他物體的色彩的影響，因此不可能有絕對純的固有顏色存在。那種認為樹是綠色的，花是紅色的觀念，只是一定的歷史條件下的認識，在科學發展的十九世紀，它顯然已經過時了。人們認識到哪怕是同一個光源，在清晨和傍晚不同的時間，也會在物體上產生不同的色彩影響。而且物體與光源的距離，受光的角度，物體表面的光潔度等條件，均會影響其色彩的變化。光和色彩之間的關係是極為複雜微妙。這樣，傳統固有色的觀念被徹底打破了。

隨著固有色觀念的拋棄，對色彩的認識也大大改變。發現有幾對色光兩兩相混成為白光，而有幾種顏色互相混合會變成黑色，於是稱這些色光和顏料互為補色關係，把這樣的兩種顏料稱為補色，如：黃與紫、紅與綠、橙與藍。在色彩寫生中，這種補色關係有助於分析和識別色彩。

人對陰影的認識也大大改變。過去認為陰影只是棕色或黑色，無什麼色彩可言，當用光源色和環境色的科學觀念觀察對象時，發現陰影受到反射和周圍環境色彩的影響，也呈現出豐富的色彩，而且陰影常與光源色的冷暖，呈相反的色性。這些認識，促使印象主

---

義畫家大膽地使用顏色，為了求得真實和鮮明的色彩效果，開始採用以色塊、色線或色點並置的手法描繪對象。如：紅色和藍色並置而得到明亮的紫色。這樣印象主義畫家的畫面一下子變得格外鮮艷明亮。如果把一幅古典油畫同印象主義外光作品放在一起，通常會為印象主義畫家在色彩上的成就而驚嘆。因為在他們的畫面上真正體現出光和色的無窮魅力。

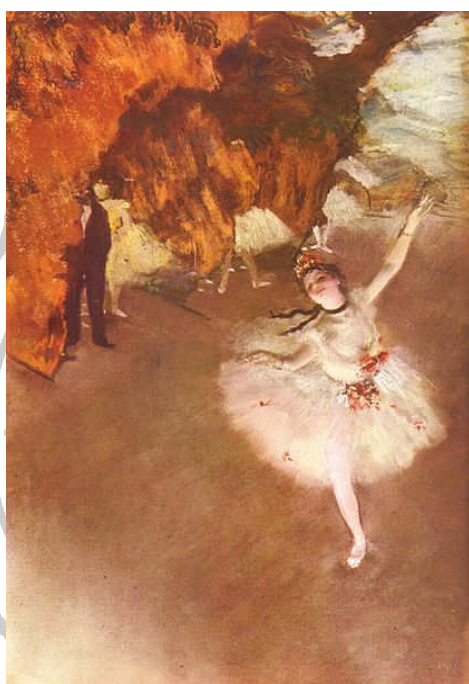


圖 2. 印象主義繪畫例<sup>6</sup>

一個典型的印象主義繪畫圖，如圖 2.所示。印象主義畫家不僅在色彩上大大向前邁進了一步，在觀察方式上也開始了革新。過去人們總是按照傳統的、接近於棕褐色的調子去畫對象。之所以畫不

<sup>6</sup> Edgar Degas (1834-1917), “*Français : Ballet - l'étoile (Rosita Mauri)*”

出印象主義式的鮮艷色彩，是因為沒有完全根據自己眼睛的觀察，也缺少科學的幫助，僅按照「已知道」的顏色去畫。印象主義畫家拋棄了一切傳統的色彩觀念，去捕捉在物體上造成的色彩變化所產生的視覺感受，這種感受純粹是個人的，因此畫出的色彩也就非常鮮明、豐富而富於個性。其目的仍然是儘可能客觀真實地再現對象。印象主義畫家完全把精力放在捕捉視覺印象和追求光色變化上，而往忽視對象的形和輪廓，把對象畫得相當鬆散和自由，只追求色彩效果。看慣嚴謹古典繪畫的人很難接受他們的藝術。為了保持作品的生動感和真實感，印象主義畫家大都把習作作為創作，主張在外光中一次完成作品，回到畫室不再修改。

### 2.1.2 立體主義

立體主義是在 20 世紀早期由喬治·布拉克及畢卡索，所領銜提倡的前衛藝術運動(Avant-garde art movement)，對歐洲之繪畫及雕塑進行改革所產生。<sup>7</sup>

立體主義的源頭可能是來自於塞尚(Paul Cézanne)晚期作品中，特別對三度立體空間的特殊表現手法。立體主義將景物分析、解構並重新以抽象形式重組之。不同一般繪畫，只以一個透視視角描繪所見的或想像的景物；立體主義者以多重視角描繪景物，使主題形成一更大的文本(Context)。

立體主義的先驅者塞尚曾說過：“把自然當作圓錐、圓筒和球

---

<sup>7</sup>參考來源：[http://www.moma.org/collection/details.php?theme\\_id=10068&section\\_id=T020541](http://www.moma.org/collection/details.php?theme_id=10068&section_id=T020541)



體處理”。這句話可能啟發了立體主義者的思想、造就了立體主義者在圖像中分解物體的手法(劉振源，1996)。

立體主義通常被劃分為三個階段：第一階段為初期立體主義(1907-1909)，第二階段是分析立體主義(1910-1912)；第三階段則是綜合立體主義(1913-1914) (Wolfram, 1975)。

● 初期立體主義：

圖例如圖 3.所示。其一些特色如下所述：

- 以二度空間型態取代傳統三度空間的視覺想像，在繪畫中，以連續重疊的色塊構成小區域平面推移來暗示空間深度，因此畫面趨於平坦而無深度特質(劉克峰，1996)。

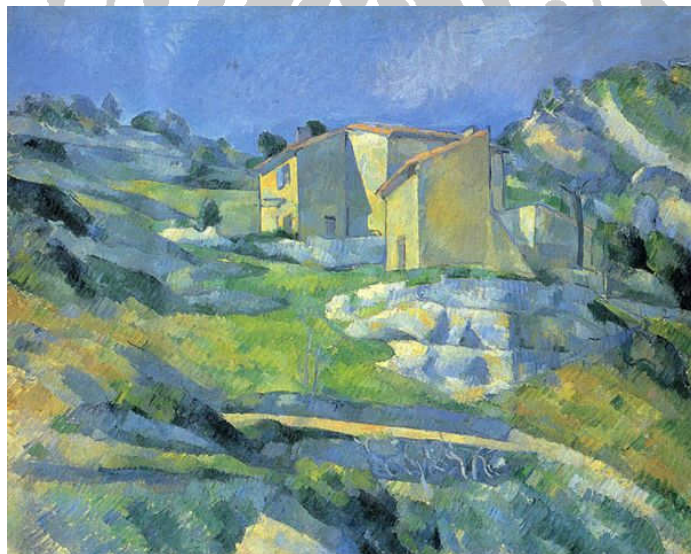


圖 3. 初期立體主義繪畫例<sup>8</sup>

---

<sup>8</sup>Paul Cézanne (1839-1906), “Deutsch: Häuser in der Provence (Häuser bei L'Estaque)”

- 畢卡索將人體、樹木及景物等都簡化成幾何塊面，強調結構，而不介意個別物件之細部質感差異。(曾鵬光，1997)
- 1908年布拉克參展的風景畫被評審委員評為：一切都是以立方體構成。這種“形為先、色為次”的藝術概念，成為立體主義的顯著風格。
- 分析立體主義：

圖例如圖 4.所示。其一些特色如下所述：

  - 分解幾何特性中，再重新組構畫面空間及透視感，以多視點來看物體。分界的面由線條及顏色筆觸等暗示面的存在，主體與背景的分際已不存在(劉克峰，1996)
  - 每個圖像元素皆被視為透明的面，主題具備傳統繪畫中不曾有的透明感，使主體與背景幾乎融為一體。
  - 視點移動：這時期畫作常刻意的在  $90^\circ$ 、 $60^\circ$ 、 $45^\circ$ 、 $30^\circ$  等角度上，展現游移，以機械分解的風格將畫面做碎裂的切割。
- 綜合立體主義：

圖例如圖 5.所示。其一些特色如下所述：





圖 4. 分析立體主義繪畫例<sup>9</sup>



圖 5. 綜合立體主義繪畫例<sup>10</sup>

此時期著重在物與物的重疊，各重疊物有個中心位置，重疊之間又穿插多向度的層次感，切割使對象平面化，主體

---

<sup>9</sup> Juan Gris (1887-1927), "Portrait of Pablo Picasso"

<sup>10</sup> Pablo Picasso (1908-1909), "Three Musicians"

與背景在分割的線上是同一體的，而顏色及質感雷同卻又能清楚的區分彼此(劉克峰，1996)。

檢視立體主義的畫作，可以發現其因應立體空間表現，因此直線特別多且明顯，成為是否可以作為特徵辨識的線索之一。

### 2.1.3 未來主義

未來主義是 20 世紀早期源自於義大利的藝術及社會運動，該藝術思想強調並讚頌具有現代的、未來的觀念的主題，例如：速度感、科技感、及年輕等概念；另也還包括對工業化城市、汽車、飛機等現代化物件<sup>11</sup>(Rachel Barnes, 2001)的迷戀與頌揚。

在傳統的繪畫上，無論技巧畫派，畫家所思考的，簡單來說就是如何在畫布上呈現寫實的事物。在未來主義之前，寫實主義漸漸發展至顛峰，畫家精心在畫布上佈局，方寸之間的顏色、線條、位置及形象，均有其藝術信仰的展現，及主題意涵的精確表達，反應的是一個均衡富足的美感。

直到 19 世紀的西班牙畫家哥雅 (Goya)，開始背叛所謂美的標準，展現他所見所感的人性之「醜」；法國畫家德拉克羅瓦 (Eugène Delacroix) 不耐於傳統畫派的精描「輪廓」，把形象塗抹得模糊；1865 年馬奈的「賽馬場風光」，以一團雜亂的筆跡，欲展現光線、速度和動作交錯的畫面「感覺」；1874 年莫內的「映象：日出」畫展，正式告別了「寫實」，產生了一批需要觀者退

---

<sup>11</sup> 參考來源：<http://en.wikipedia.org/wiki/Futurism>

後幾步，方能看出畫面形象的「印象」主義畫派。



圖 6. 未來主義繪畫例<sup>12</sup>

20 世紀的畢卡索，延續賽尚回歸繪畫的基本元素（把自然看成是球體、圓錐體、圓柱體的組合），並發揚光大，開創了「立體主義畫派」。畫家在有限的畫布上，創造了多重的空間組合；一幅人物肖像，同時呈現不同的觀看角度，並可以和諧並置，成為一個具體的人物形象。

此一兼具趣味與科學的藝術表現，引得「未來主義」蠢蠢欲動，因為畫家還想在畫面裝上更多東西，空間之外，那畫布可以延續時間？速度？動作？光線移動？甚至是聲音（音樂）嗎？於是誕生了 1909 年的「未來主義宣言」，而追隨的未來主義畫家們，則以各

<sup>12</sup> Natalia Goncharova (1881-1962), "The Cyclist. 1913."

種形式的作品回應了以上的提問<sup>13</sup>。

一個典型的未來主義繪畫圖例如圖 6. 所示。

## 2.2 維基共享資源(Wikimedia Commons)<sup>14</sup>

維基共享資源是一個向所有人，以其各別國家的語言，提供公共領域，以及自由授權的教育性媒體內容（包括圖像、聲音和視頻媒體片斷）的媒體檔案資料庫網站。它是維基媒體基金會(Wikimedia Foundation)各個項目的公共媒體檔案庫，但是無須成為這些項目的用戶，便可使用這裡的媒體檔案。本媒體檔案庫由志願者創建和維護，而非受雇的檔案案管理員。

維基共享資源使用和維基百科相同的維基(Wiki)技術，所有人都可以編輯。不同於上傳到其他專案的媒體檔案，上傳到維基共享資源的檔案，無須單獨上傳至特定專案，便可插入所有維基媒體專案的頁面。

不同于傳統的媒體檔案庫，維基共享資源是自由的。在遵循作者指定的條件，如適當地提供來源和作者，並同樣自由地發表副本/改進作品的前提下，任何人可以自由地複製、使用或修改這裡的任何檔案。每個媒體檔案單獨的授權條件，可以在它們的說明頁面上找到。

---

<sup>13</sup>謝東寧: [http://viva68.blogspot.tw/2008/11/blog-post\\_18.html](http://viva68.blogspot.tw/2008/11/blog-post_18.html):

<sup>14</sup> 參考資料：<http://commons.wikimedia.org>

## 2.3 圖像特徵擷取與分類

以下對幾篇與本研究主題較有相關的文獻做簡要說明：

Davies et al. (1981)及 Arnheim (2004)提到，許多種總體特徵或局部特徵對圖像辨識分類都很重要，因此，以下的問題必須解決，以進行有效的辨識分類：

- 如何找出局部特徵
- 如何將不同方法產生的特徵做總體組合

Jiang et al. (2006)則針對傳統中國國畫做分類研究。將其主要分類，分為寫意畫及工筆畫兩種。對傳統國畫提供數位化偵測及區分的機制，並使用支持向量機(Support vector machine, SVM) 作為主要的分類器。其使用的主要特徵包括：

- 低階的繪圖特徵，例如：
  - 顏色的直方圖(Histogram)、
  - 色彩同調性向量(Coherence vectors) (Pass, et al., 1996)：是將像素與周圍之像素進行同調性檢測，區分其同調程度後，以直方圖方式加以再細分。
  - 自動相關(Auto correlation)紋理特徵(Tuceryan and Jain, 1998)：使用紋理本質元素之間的線性空間關係來量測圖像的粗糙程度(Coarseness)。
  - 邊緣尺寸特徵大小的直方圖等：邊緣是圖像中很重要的特徵元素，人眼在進行圖像認知時，對邊緣的特徵是很敏感的。該文運用邊緣尺寸直方圖(Edgesize histogram

ESH) ，可以用來量測該圖像內邊緣分布的一致性  
(Consistency)及細微程度(Granularity)

Shen, et. al. (2009)探討大量西方繪畫的自動分類問題，提出了一套新框架，可以用來對西方繪畫進行分類工作。在此框架下，有效的整合了多種視覺影像的特色或特徵，以增進分類辨識的精確度。該文也評估比較了其方法與現有競爭者使用的方法，對經驗數據仔細的研究後，認為其方法比起其他方法，在不同的概念上，有著其優越性。其使用了方式，包括：

- 總體特徵(Global features)：使用了色彩、質感、形狀及色彩配置等作為總體特徵，說明如下：
  - 色彩：使用色彩的直方圖數據做為總體特徵之一。其方法是將圖像數位化並分為若干個色彩範圍後，計算所有像素落在每個區塊範圍內出現的次數
  - 質感(Texture)：利用濾波技術，找出是否在圖像中某個區域內有高能量及狹窄的頂點。
  - 形狀(Shape)：基於邊緣偵測，將分為幾個邊緣的數量範圍，計算其在各範圍內的數量，形成邊緣偵測的直方圖。
  - 色彩配置(Color layout)：將整個圖像區分為 8x8 的區域，計算每個區域色彩的平均值。利用對該 8x8 區塊的平均色彩進行數位餘弦轉換，可以得到一系列的係數作為特徵。
- 局部特徵(Local features)：該文對圖像分為 4x4 區塊並對每個小區塊以 Gabor 小波轉換，計算出 16 個 Gabor 小波轉換的特徵基



底向量(Gabor wavelet based feature vectors)，由此建立特別的機制，以整合這些區塊間的聯合效果。

- 分類器 Classifier：

該文使用類神經網路作為分類器，並且以線性迴歸方法，對總體圖像特徵及局部圖像特徵，建立分類的整合評分機制。

Cutzu, et. al. (2005)對攝影作品中的真實景物及繪畫的景物的自動區別與辨識，提點出了其問題所在。攝影作品及繪畫的主要區別是：色彩、邊緣、及質感特徵等。基於這些因素，提出多重影像特徵的一種分類器，並以 6000 幅繪畫及 6000 幅攝影作品加以訓練及測試。使用單一特徵可以得到 70-80% 的正確區分率的效能；使用多重特徵，則可以達到超過 90% 的正確區分率的效能。

Berezhnoy, et. al. (2006) 進行對梵谷繪畫的色彩研究。傳統上，對於影像藝術或繪畫的評價都只能靠藝術的專家，以人工方式來進行。現代先進的人工智慧科技的能力，使得以電腦或機械對繪畫的評斷變為可能。該文中應用目前可以使用到的影像分析技術，達到以下目的

- 對梵谷(Vincent Van Gogh)的作品(Oeuvre)中，極為成功使用對比色(Complementary colours)的方式進行分析；
- 其使用強烈對比色的方式，作為辨識梵谷作品特徵的一種方式，應用在梵谷著名的法國時期，梵谷所使用對比色來強調物品或部分風景的輪廓。

該文所提出了一種新方法，稱為MECOCO(Method for the Extraction of Complementary COlours.)，用來量測在一圖像中對比

色的使用情形，其方法為：

- 定義一種虛擬的量測指標稱為(Opponency value)用來描述自繪畫中使用對比色轉換(Complementary - colour transitions)的量；
- 研究梵谷的繪畫風格。收集 145 幅數位化且經過色彩調校的梵谷油畫畫作，經由藝術專家的評價，確認其使用對比色的總體轉換模式，再以 MECOCO 方法加以分析。另外，MECOCO 法也提供了客觀的及量化的方式可以支援個別畫作的色彩分析。

## 2.4 影像處理

隨著科技的快速進步，以及電腦等運算能力的大幅提升，影像處理的相關技術不斷進步中，相關的論文也非常多。本研究提出了一種多重影像特徵集合的方法，以作為建立影像特徵辨識與分類的基礎。僅就與本研究會使用到的相關技術的相關論文，作概述性的說明：

### 2.4.1 直方圖(Histogram)

在統計學中，直方圖是一種對數據分布情況的圖形表示，是一種二維統計圖表，它的兩個坐標分別是統計樣本和該樣本對應的某個屬性的度量。

圖像直方圖(Image histogram)是用以表示數位圖像中亮度分布的直方圖，標繪了圖像中每個亮度值的像素數。可以藉助觀察該直方圖了解需要如何調整亮度分布。這種直方圖中，橫坐標的左側



為純黑、較暗的區域，而右側為較亮、純白的區域。因此，一張較暗圖片的圖像直方圖中的數據，多集中於左側和中間部分；而整體明亮、只有少量陰影的圖像則相反。

很多數位相機提供圖像直方圖功能，拍攝者可以通過觀察圖像直方圖了解到當前圖像是否過分曝光或者曝光不足。電腦視覺領域也常藉助圖像直方圖來實現圖像的二值化。

### 2.4.2 熵(Entropy)

在資訊理論中，熵被用來衡量一個隨機變數出現的期望值。它代表了在被接收之前，訊號傳輸過程中損失的資訊量，又被稱為資訊熵。

在 1948 年，克勞德·艾爾伍德·夏農(Claude Elwood Shannon)將熱力學的熵，引入到資訊理論，因此它又被稱為夏農熵(Balian, 2004)。

一個值域為 $\{x_1, \dots, x_n\}$ 的隨機變數 $X$ 的熵值 $H$ 定義為：

$$H(X) = E(I(X)) \quad (1)$$

其中， $E$  代表了期望函數，而 $I(X)$  是 $X$ 的資訊量（又稱為資訊本體）。 $I(X)$  本身為隨機變數。如果 $p$ 代表了 $X$ 的機率質量函數（Probability mass function），熵的公式可以表示為：

$$H(x) = \sum_{i=1}^n p(x_i)I(x_i) = - \sum_{i=1}^n p(x_i)\log_b p(x_i) \quad (2)$$

在這裡 $b$ 是對數所使用的底，通常是 2，自然常數 $e$ ，或是 10。當 $b=2$ ，熵的單位是 bit；當 $b=e$ ，熵的單位是 nat；而當 $b=10$ ，熵的單位是 dit

$p_i=0$  時，對於一些 $i$ 值，對應的被加數 $(0)(\log_b 0)$ 的值將會是 0，

這與極限一致。

$$\lim_{p \rightarrow 0^+} (p)(\log(p)) = 0 \quad (3)$$

影像熵可以視為描述一幅影像中，其訊息的“忙碌程度”，亦即，必須靠某種壓縮的演算機制，加以編碼的資訊總量。熵程度較低的影像，例如：整個呈現灰黑的整片天空，因為對比較少，並且鄰近的像素也非常類似。對一幅完全只有一種顏色及亮度的影像，其熵值為零。也就代表著，他能被資訊壓縮到非常小的程度。

在圖像的例子裏，我們可以將所有像素統計過的結果，用直方圖的方式，計算出圖像的機率質量函數，因此，可以求得該圖像的熵值。

### 2.4.3 高斯濾波運算(Gaussian Filter)

影像中的高頻雜訊，即一些太小區域的像素強度變化，對實際影像處理大多應用不到或是造成判斷的干擾因素，可以使用高斯濾波器加以濾除，以方便後續的運算。

高斯濾波器原理為：想像是在一局部區域的圖像範圍內，加上一遮罩(Mask)，此遮罩以類似常態化曲線的空間分布，對每一圖像點進行加權運算，使區域內圖像變化減緩，達到平滑化目的。

影像模糊也可用高斯濾波器，它用常態分佈計算影像中每個像素的變換。可以將其表示在 N 維空間常態分佈方程為

$$G(r) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi\sigma^2})^N} e^{-r^2/(2\sigma^2)} \quad (4)$$

通常在做影像處理時，常使用定義水平及垂直像素二維空間

$(u, v)$  中，因此在影像像素空間中，上式可定義為

$$G(r) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(u^2+v^2)}{(2\sigma^2)}} \quad (5)$$

其中  $r$  是模糊半徑  $r^2 = u^2 + v^2$ ， $\sigma$  是常態分佈的標準偏差， $u$  及  $v$  是影像空間的座標軸

從數學的角度來看，影像的高斯濾波模糊過程就是影像與常態分佈做摺積(Convolution)。

摺積是分析數學中一種重要的運算。假設： $f(x)$ ,  $g(x)$  是兩個可積函數，作積分：

$$\int_{-\infty}^{\infty} f(\tau)g(x - \tau)d\tau$$

由於常態分佈又叫作高斯分布，所以這項技術，就叫作高斯模糊(Gaussian blur)。由於高斯函式的傅立葉變換是另外一個高斯函式，所以高斯模糊對於影像來說就是一個低通濾波器。

每個像素的值都是周圍相鄰像素值的加權平均。原始像素的值有最大的高斯分布值，所以有最大的權重，相鄰像素隨著距離原始像素越來越遠，其權重也越來越小。這樣進行模糊處理比其它的均衡模糊濾波器，更高地保留了邊緣效果。

高斯濾波器在影像處理領域運用很廣，常見の影像編輯軟體也都會有高斯模糊效果。這在後續的邊緣偵測的演算法中也會用到。

#### 2.4.4 邊緣偵測 (Edge Detection)

邊緣檢測是圖像處理和計算機視覺中的基本問題，簡單的說，就是把圖像中的物件邊緣或交界找出來。

邊緣檢測的目的是標識數位圖像中亮度變化明顯的點。圖像屬性中的顯著變化通常反映了屬性的重要事件和變化。這些包括：深度上的不連續、表面方向不連續、物質屬性變化和場景照明變化…等。邊緣檢測是圖像處理和計算機視覺中，尤其是特徵擷取中的一個重要研究領域。

圖像邊緣檢測大幅度地減少了數據量，並且剔除了可以認為不相關的信息，保留了圖像重要的結構屬性。有許多方法用於邊緣檢測，大部分可以劃分為兩類：基於查找一類和基於零穿越 (Zero crossing) 的一類。基於查找的方法通過尋找圖像一階導數中的最大和最小值來檢測邊界，通常是將邊界定位在梯度最大的方向；基於零穿越的方法通過尋找圖像二階導數零穿越來尋找邊界。

對於一些跟邊緣偵測有關的論述如下：

Marr and Hildreth(1980)引介了邊緣偵測的理論，並提供一種方法，利用圖像各點作高斯運算(Gaussian)及拉氏轉換(Laplacian)後的零點交叉來決定邊緣。

Haralick(1984)對局部圖像以多項式函數逼近，並找出該函式在二次方向微分之零交叉點，決定其為邊緣。

Canny (1986)對已經過高斯平滑化(Gaussian-smoothed image)的圖像，對其最佳化過程中，提出一套理論，可以將最佳化的偵測器，以梯度大小的極點得到近似之結果，其使用的方法被稱之為肯尼邊緣偵測(Canny edge detection)，在現今的電腦視覺領域中，已被廣泛的應用來偵測出極端的強度變化以及物件的邊緣，肯尼

邊緣偵測對像素點周圍之梯度(Gradient)大小，在最大強度改變的方向上，比兩邊像素點之梯度都來的大時，視為邊緣。

Clark(1989)以及 Ulupinar and Medioni (1990)對利用高斯運算後再拉普拉斯式處理的邊緣偵測法，產生某些偵測錯誤時，提供一獨立的使用方法，可以加以濾除之。

Bergholm(1987)介紹一種將邊緣由粗略到細緻的聚焦及追蹤的方法，以濾除較弱及較雜亂的邊緣。

Goshtasby (2001) 以及 Shyu (1995)使用曲線逼近的方式，邊緣由參數化的，逼近高梯度的圖樣像素曲線中，加上正比於梯度的權重，來偵測出邊緣的路徑(Contour)。

Elder and Zucker (1998)在不同尺度的多重大小下決定出邊緣。Li (1998)提出了應用自適應的平滑方式，去除圖像中的雜亂細節，但不會使圖像失真的方法。

Lijun & Ding (2000)提出肯尼邊緣偵測在某些情形會有明顯的偵測失效，並提出了改善方法。

目前，肯尼邊緣偵測及此方法的變體，是最常用的邊緣檢測方法。另外 Canny 引入了非最大抑制(Non-maximum suppression)概念，將邊緣定義為在梯度方向具有最大梯度值的點。在一個離散矩陣中，非最大抑制階梯能夠通過一種方法來實現，首先預測一階導數方向，然後把它近似到 45 度的倍數、最後在預測的梯度方向，比較梯度幅度。其步驟為：

- 濾波

任何邊緣檢測演算法都不可能在未經處理的原始數據上，得

到很好地結果，所以第一步是對原始數據與高斯平滑模組作摺積 (Convolution)，得到的圖像與原始圖像相比，有些輕微的模糊 (Blurred)。這樣，單獨的一個像素雜訊在經過高斯平滑的圖像上變得幾乎沒有影響。

- 尋找圖像中的亮度梯度

圖像中的邊緣可能會指向不同的方向，所以 Canny (1986) 採用肯尼演算法，以使用 4 個遮罩(mask)檢測水平、垂直以及對角線方向的邊緣。原始圖像與每個遮罩所作的摺積都存儲起來。對於每個點，都標識在這個點上的最大值以及生成的邊緣的方向。這樣就可從原始圖像，生成了圖像中每個點亮度梯度圖以及亮度梯度的方向。

- 在圖像中跟蹤邊緣

較高的亮度梯度比較有可能是邊緣，但是沒有一個確切的臨界值來限定多大的亮度梯度才是邊緣，故 Canny 使用了滯後閾值(Hysteresis thresholding)。滯後閾值需要兩個閾值：高閾值與低閾值。假設圖像中的重要邊緣都是連續的曲線，這樣就可以跟蹤給定曲線中模糊的部分，並且避免將沒有組成曲線的雜訊像素當成邊緣。故從一個較大的閾值開始，這將標識出比較確信的真實邊緣，使用前面導出的方向信息，可從這些真正的邊緣開始在圖像中跟蹤整個的邊緣。在跟蹤的時候，使用一個較小的閾值，這樣就可以跟蹤曲線的模糊部分直到回到起點。

一旦這個過程完成，就得到了一個二值圖像，每點表示是否是一個邊緣點。

在梯度方向檢測二階方向導數(Derivative)的過零點：

$$L_x^2 L_{xx} + 2L_x L_y L_{xy} + L_y^2 L_{yy} = 0 \quad (6)$$

它在梯度方向的三階方向導數滿足符號條件

$$L_x^3 L_{xxx} + 3L_x^2 L_y L_{xxy} + 3L_x L_y^2 L_{xyy} + L_y^3 L_{yyy} < 0 \quad (7)$$

其中  $L_x, L_y, \dots, L_{yyy}$ , 表示用高斯平滑原始圖像得到的尺度空間。 $L$  表示計算得到的偏導數，用這種方法得到的邊緣片斷是連續曲線，這樣就不需要另外的邊緣跟蹤改進。滯後閾值也可以用於亞像素(Sub-pixel)邊緣檢測。

綜合來說，肯尼邊緣偵測演算法簡述如下：

- 將灰階影像用高斯函數作濾波處理，設定高斯函數中的標準差，決定濾波的範圍。
- 在圖像中找出強度的梯度變化，即可能為邊緣的地方。
- 利用第一個滯後閾值，避免將沒有組成曲線的雜訊像素當成邊緣。
- 利用第二個滯後閾值跟蹤整個的邊緣，將被截斷的線段連接起來。

#### 2.4.5 霍夫轉換(Hough Transform)

霍夫轉換於 1962 年由 Hough 提出 (Duda & Hart, 1972)，由於 Hough 轉換是一個運算耗時、且記憶體需求龐大的計算方法，1986 年 Lavin 和 Le Master 提出一個快速 Hough 轉換(Fast Hough Transform, FHT)方法 (Li, Lavin, and Le Master., 1986)

為了得以偵測無法被參數化(沒有解析模型)的不規則形狀，

Ballard 首先提出泛化 Hough 轉換(Generalized Hough Transform, GHT) (Ballard, 1981)

標準霍夫轉換(Standard Hough Transform, SHT): 將直線由  $x$ - $y$  座標, 轉以該直線以順時鐘方向對  $x$  軸之角度( $theta$ )及該線對原點之最近距離( $rho$ )來表示, 如圖 7.所示:

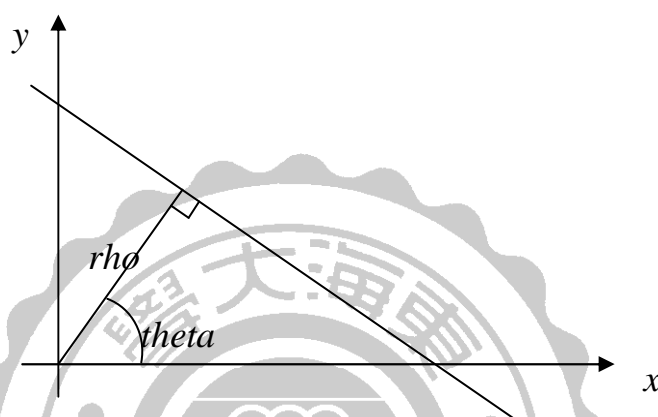


圖 7. 標準霍夫轉換示意圖

$$rho = x * \cos(theta) + y * \sin(theta) \quad (8)$$

其中  $theta$  的角度範圍為  $-90^\circ$  到  $90^\circ$ 。

座標  $(x, y)$  經霍夫轉換後, 可以將原  $x, y$  參數平面的一個點, 對應到  $(rho, theta)$  平面的一條線; 原  $x, y$  參數平面的一個直線, 對應到  $(rho, theta)$  平面的一個點。

若對原圖像的所有點作霍夫轉換, 則原圖像內的直線內的所有點, 轉換後, 應會在  $(rho, theta)$  參數平面中形成眾多直線相交最多的那個點, 這樣就可以在  $(rho, theta)$  平面中, 檢測出原參數平面的直線。

本文利用 MATLAB 工具軟體, 撰寫霍夫轉換應用程式, 將



基本水平與垂直直線線段，經霍夫轉換後形成的情形，分別顯示在圖 8.及圖 9.。

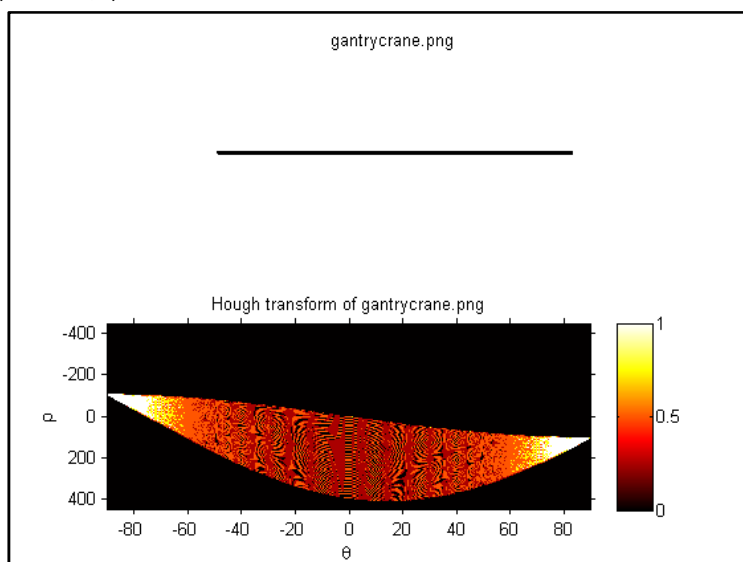


圖 8. 水平線的霍夫轉換圖

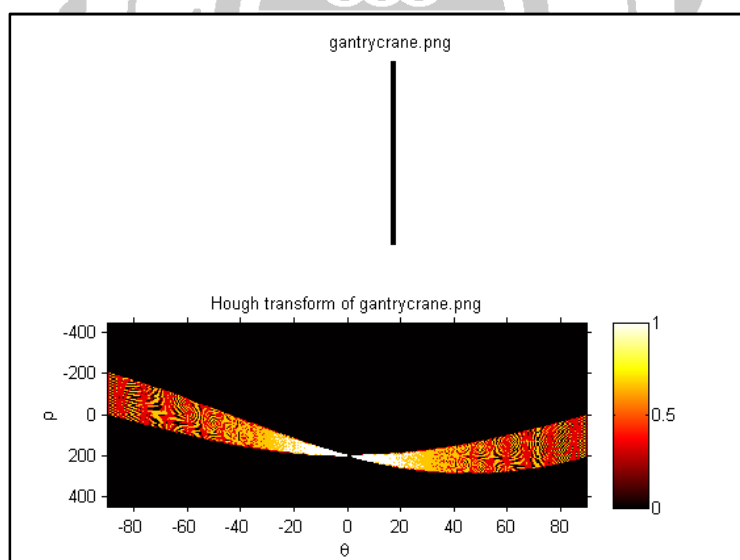


圖 9. 垂直線的霍夫轉換圖

#### 2.4.6 角點偵測(Corner Detection)

角點檢測或興趣點檢測 (Interest point detection) 是電腦視覺

系統中，用來提取特徵以及推測圖像內容的一種方法。角點檢測的應用很廣，經常用在運動檢測，跟蹤，圖像鑲嵌(Image mosaicing)，全景圖縫合(Panorama stitching)，三維建模以及物體識別中。

兩條邊的交點形成一個角(點)。而圖像的特色點(也稱為受關注點)(Feature points)是指圖像中具有代表性以及健壯性(即指該點能夠在有雜訊干擾的情況下也能穩定的被定位)的點。也就是說，要點可以是角(點)，也可以不是，例如：局部亮點或暗點，線段終點，或者曲線上的曲率最大值點。在實際應用中，很多所謂的(角)點檢測演算法其實是檢測特色點，而不僅僅是角(點)。

Moravec (1980)是最早提出角點偵測機制的其中一人，其定義角點為具有自我相似性(Self-similarity)的像素點。其演算法是對每個像素點，測試其中央位置為該像素點之小區塊(Patch)是如何地與鄰近的，但其大部分區域是與之重疊的小區塊，其相似程度為何。相似程度是用平方差總和 SSD(sum of squared difference)來計算，越低代表越相似。

角點強度(Corner strength) 定義為在自己及鄰近的小區塊，包括橫向、縱向及對角方向的小區塊，最低的平方差和 SSD 值即是角點強度。若該像素點的角點強度是該所在區域的局部最大值，則該像素點被視為一關注點(Feature of interest)。作者也提到，其演算法最大的問題是其驗算子不夠各向同性或稱均值性(Isotropy)。如果有一邊緣不是在其所謂鄰近的方向時，則最小平方差和會變大，該邊緣會被誤判為一個關注點。

因此，Harris & Stephens(1988)改良了 Moravec's 的角點偵測，

其考慮所謂的角點分數(Corner score)，捨棄之前使用位移(Shift)鄰近小區塊的概念，直接對應計算某方向上角點分數的差值。這裡所謂的角點分數，其實就是數學上自相關(Auto correlation)的概念。

在不失去一般性原則(Generality)的情形下，假設使用二維灰階圖像，定義該圖像為  $I$ 。考慮在圖像座標平面內  $(u, v)$  的一小塊區域內，將其移位  $(x, y)$ ，則移位前及移位後的圖像區域，計算其差別，即加權後(weighted)的平方差和(Sum of squared differences, SSD)，標示為  $S$ 。 $S$  可由下式求得：

$$S(x, y) = \sum_u \sum_v w(u, v) (I(u+x, v+y) - I(u, v))^2 \quad (9)$$

$I(u+x, v+y)$  可以由泰勒展開式來逼近。

設  $I_x$  及  $I_y$  是  $I$  的偏微分，

$$I(u+x, v+y) \cong I(u, v) + I_x(u, v)x + I_y(u, v)y \quad (10)$$

因此  $S(x, y)$  可以用下式逼近

$$S(x, y) \cong \sum_u \sum_v w(u, v) (I_x(u, v)x + I_y(u, v)y)^2 \quad (11)$$

改以矩陣形式表示：

$$S(x, y) \cong (x \ y) A \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (12)$$

其中  $A$  為結構張量 (Structure tensor)

$$\begin{aligned} A &= \sum_u \sum_v w(u, v) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \langle I_x^2 \rangle & \langle I_x I_y \rangle \\ \langle I_x I_y \rangle & \langle I_y^2 \rangle \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (13)$$

此矩陣稱為 Harris 矩陣 (Harris matrix)，其中角度括弧

$\langle \rangle$  (Angle brackets) 代表取均值，即在  $uv$  平面上的總和

一個角點 (Corner)，或更一般化的說法應為興趣點 (Interest

point)，其特徵為對所有 $(x, y)$ 向量的所有方向上，有很大的 S 變異 (Variation)

分析  $A$  的特徵值(Eigen values)時，我們可以用以下的觀點來看：

對一角點而言， $A$  應有兩個“大”的特徵值，設為 $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 。由特徵值的大小，我們可以推論：

若 $\lambda_1 \cong 0$ 、且 $\lambda_2 \cong 0$ 則像素點 $(x, y)$ 沒有所謂能引起興趣的特徵。

若 $\lambda_1 \cong 0$ 、且 $\lambda_2$ 有相當大的正的值，則像素點 $(x, y)$ 視為一邊緣點(Edge)。

若 $\lambda_1$ 有相當大的正的值、且 $\lambda_2$ 也有相當大的正的值，則像素點 $(x, y)$ 沒有所謂能引起興趣的特徵。

Harris and Stephens 發現用特徵值的算法非常消耗計算資源，因此引入另一種函數  $M_c$

$$M_c = \lambda_1 \lambda_2 - k(\lambda_1 + \lambda_2)^2 = \det(A) - k \cdot \text{trace}^2(A) \quad (14)$$

其中  $k$  為可調整敏感度參數(Tunable sensitivity parameter)；

$\det$  是矩陣的行列式函數(Determinant)，將一個  $n \times n$  大小的矩陣  $A$ ，映射到一個純量；

$\text{trace}$  是矩陣的跡數函數(Trace)，代表一  $n \times n$  大小的矩陣  $A$  的主對角線（從左上方至右下方的對角線）上各個元素的總和。

如此，可以不必計算該矩陣  $A$  的特徵向量，就可以求得角點。

本文先以簡單繪圖軟體小畫家，由左下角及右下角為原點，分別以不同角度繪製直線，並將兩方面直線交叉的部分，分別上色，形成類似兩點透視圖之棋盤格圖樣，以作為角點偵測的簡單驗證圖形。再

利用 MATLAB 2009a 工具軟體，撰寫角點偵測應用程式，做出該圖之角點偵測情形，如圖 10.。可以看出，能有效的偵測出圖像內類似角落的點。

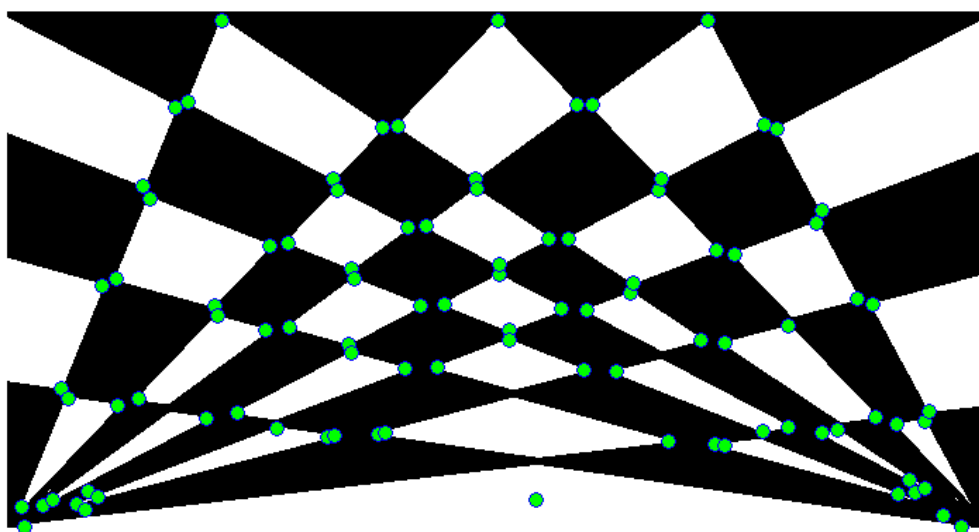


圖 10. 一個角點偵測的範例

## 2.5 類神經網路

本文利用類神經網路作為分類器進行圖像自動分類。使用的類神經網路模型如圖 11. 所示。以下對此系統的監督式學習、學習機制、前饋式類神經網路模型及驗證結果用的混淆圖做說明：

### 2.5.1 監督式學習(Supervised Learning)

所謂監督式學習會有一組已知結果的例子， $(x, y)$ ,  $x \in X$ ,  $y \in Y$ ，通常稱為目標(Target)資料。監督式學習目的是找出一組函數  $f: X \rightarrow Y$ ，在應用某些種類的函數組合下，能夠得到與已知例子相符的

結果的系統模型。即是，由已知得結果來推斷其系統運作模型。

代價函數(The cost function):表達對於該系統模型與實際資料的差異的函數。有許多方法可以運用，最常用的是平方均值誤差(Mean-squared error) 對系統的輸出值  $f(x)$ , 即目標數值。當對此種稱之為多重感知器(Multilayer perceptrons)的類神經網路系統，使用梯度下降法以求得最小的平方均值誤差時，便形成了常見的倒傳遞學習演算法(Back-propagation algorithm)，用於訓練該類神經網路系統模型。

通常會運用到監督式學習的場合，例如：模式辨認(Pattern recognition)或分類(Classification)以及回歸(Regression)或是函數逼近(Function approximation)。

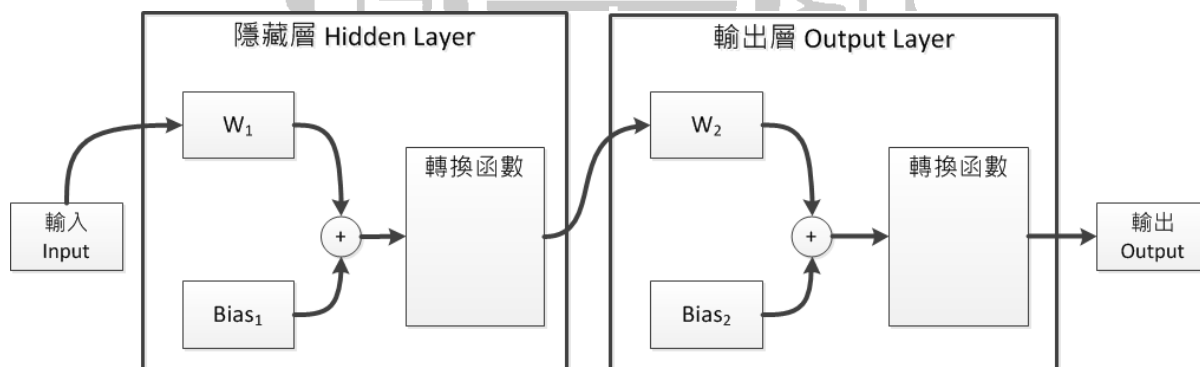


圖 11. 一個類神經網路模型的範例

## 2.5.2 類神經網路學習機制

對一個類神經網路模型進行訓練，即是設法找出能使代價函數的值達到最小的一種類神經網路模型。訓練方法機制有很多種，通常可以用最佳化及統計分析預測的觀點來進行。

最常用的演算法是梯度下降法(Gradient descent)，即是，對代價函數以其類神經網路模型的所有參數進行微分，然後以其梯度有關的方向，修正其參數。

### 2.5.3 前饋式(Feed-Forward)類神經網路

前饋式(Feed-forward)類神經網路的定義，代表其個神經元的連結，不會形成迴圈(Directed cycle)。通常會形成迴圈的類神經網路模型，稱之為復發類神經網路模型(Recurrent neural networks)。

前饋式類神經網路是類神經網路模型類別中，最早且最簡單的設計。其資訊流只有一個方向，即是，由輸入端，經過隱藏層的端點，往輸出端流通，不會在其中產生迴圈。

#### (1) 單層感知器(Single-Layer Perceptron)

最簡單的類神經網路系統是由單層感知器所組成的網路，只有一層的輸出端，輸入資料經過一組權重計算後，便直接送到輸出層，也就形成最簡單的前饋式類神經網路模型。對該輸出點的所有輸入資料經權重運算，加總後之結果，會與設定的標準值比較，若高於該值，該神經元便會擊發進入致能狀態(Activated)，通常是以數值 1 代表；反之，若低於該標準值，則進入未致能狀態(Deactivated)，通常以數值-1 代表。

## (2) 類神經網路倒傳遞(Back-Propagation)學習機制

倒傳遞(Back-propagation)學習機制，指的是誤差的傳遞是倒回來的方向(Backward propagation of errors)，是類神經網路中，監督式學習機制類別裡，常見的模型訓練機制之一。

其演算方式源自於差別律(Delta rule)，由一組很多輸入形成的輸出資料群組中(Data set)形成訓練用的資料。

倒傳遞學習機制，在前饋式類神經網路模型中最為有用，倒傳遞學習機制，其神經元所選用的制動函數(Activation function)必須是可微分的(Differentiable)

倒傳遞學習機制，其運作方式可以分為兩階段：誤差傳遞(Error propagation)，及權重更新(Weight update)，持續進行這兩階段的運作及計算，直到所設定的條件達到為止。

- 誤差傳遞階段：

先隨機產生一權重组，包含許多權重值。將訓練輸入值，帶入該類神經網路，搭配權重组及選定之轉換函數進行運算後，產生一組輸出。將前述之整組輸出值，與訓練的目標值，經網路運算出所有輸出層及隱藏層神經元的差別，倒傳遞至該網路中。

- 權重更新階段

對每個神經元的權重突觸(Weight-synapse)進行下列步驟：

將輸出差別值與數如相乘，以取得權重的梯度值。將該權重的梯度減去若干比率，該比率會影響訓練的速度及品質，通



常稱為學習速率(Learning rate)。其數值愈大，則學習愈快；但其數值愈小，學習得愈準確。權重的梯度，其正負符號代表了誤差的傳遞方向，因此，權重的更新，是以其反方向進行。

#### 2.5.4 混淆矩陣(Confusion Matrix)

在人工智慧(Artificial intelligence)或機械學習(Machine learning)的領域內，混淆矩陣是常用的一種視覺化工具，用來評估演算法的效能，特別常用於監督式的機械學習。

本文在辨識結果完成後，會應用混淆矩陣的方式，來表現辨識的各方面的表現如何。

一個典型的混淆矩陣圖，見圖 12.，其中矩陣的每一列(Output class)，代表一個類別的實際預測數目及其預測的結果；而每一行表示一個實際的類別的真實值(Target class)。圖中的行與列之代號分別為 1, 2, 3，代表有三種類別做辨識。基於實際的名稱，可以更容易判斷機器是否將兩個不同的類混淆了，在機器學習領域，混淆矩陣通常被稱為列聯表或誤差矩陣。

圖 12. 中右下角圖 (All Confusion Matrix) 代表總樣本數共有 70 個 (id 1 有 16 個, id 2 有 14 個, id 3 有 40 個)。其中: Output class 對 id 1 判定結果為 id 1 有 12 個，另有 1 個被判定為 id 2，3 個被判定為 id 3；對 Target 1 而言，正確率為  $12/16=75\%$ 。

Output class 對 id 2 判定: 為 id 1 者有 2 個，另有 11 個被判定為 id 2，1 個被判定為 id 3。對 Target 2 而言正確率為  $11/14=78.6\%$ 。

Output class 對 id 3 判定:為 id 1 者有 1 個，另有 2 個被判定為 id 2，37 個被判定為 id 3。對 Target 3 而言，正確率為  $37/40=92.5\%$ 。總正確率則為  $(12+11+37)/70=85.7\%$ 。

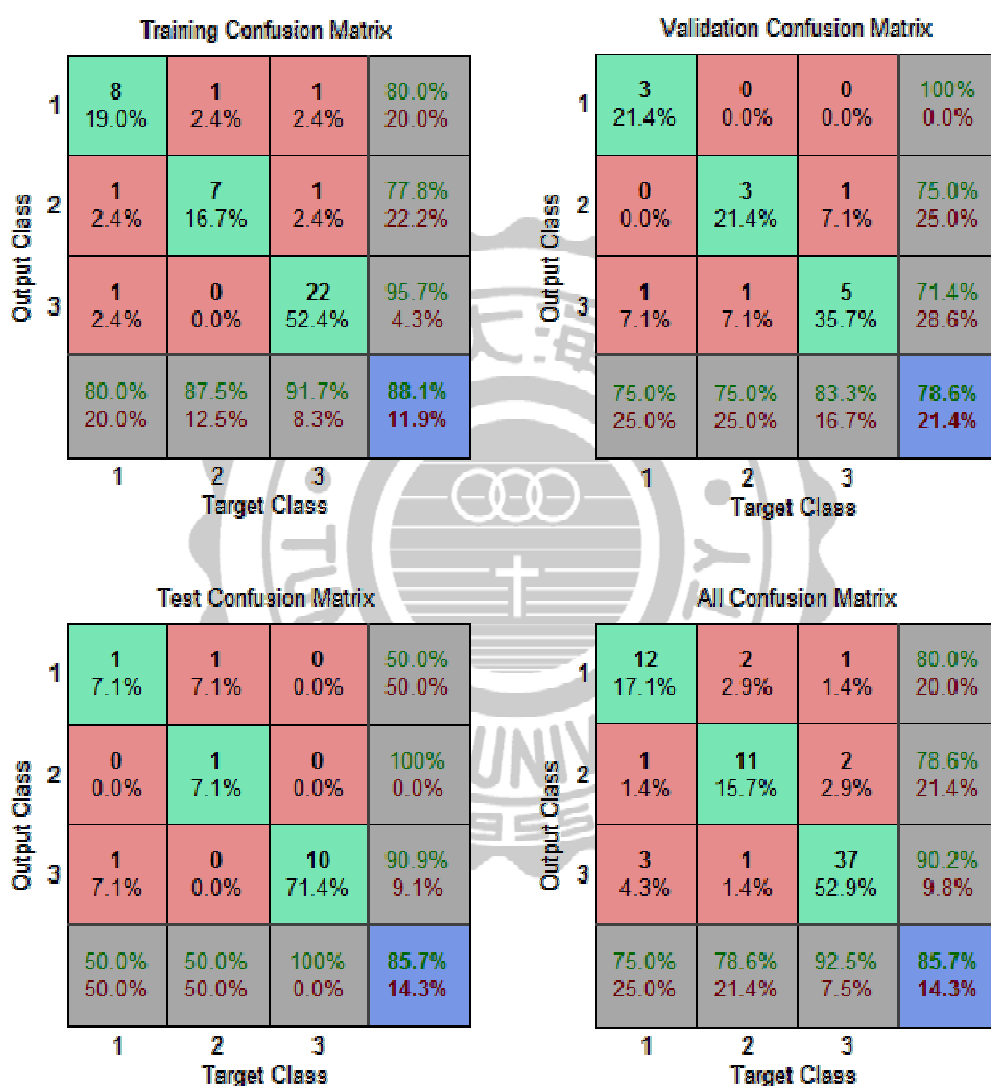


圖 12. 典型的混淆矩陣圖

左上圖 (Training Confusion Matrix) 代表總樣本數 70 個取

42 個做訓練(id 1 有  $1+1+8=10$  個; id 2 有  $0+7+1=8$  個; id 3 有  $22+1+1=24$  個) 其中 Output class 判定 10 個 id 1 中判定正確為 id 1 者有 12 個, 另有 1 個被判定為 id 2, 3 個被判定為 id 3。



### 3 研究方法

---

本章節說明研究流程，及其三個子流程，包括整理圖像階段流程、影像特徵集合的建立流程，及影像類神經網路建立與分類流程。說明如下：

#### 3.1 研究流程

---

本文以下列步驟進行研究，研究流程見圖 13。

蒐集公開圖案資料庫中已被分類為各主義派別之圖案，對圖像先進行初步的觀察與分析，了解各主義派別繪畫特徵；蒐集及研讀對西洋繪畫分類及數位影像處理的相關文獻，加入自己對大量圖像資料的觀察心得後，決定採取哪些方法；對蒐集到的圖案，開始運用 MATLAB 撰寫程式，進行資料整理，並將所有圖像轉換為同一標準後，擷取特徵，建立特徵集合；接著建立類神經網路分類器系統模型，以所有圖像的特徵集合為訓練素材，訓練該系統，並得到訓練結果後，驗證之；最後，對所得到的結果，進行討論分析，得到本文的結論。

研究流程上有三個主要的實際程式運作及運算階段：包括，整理圖像階段、建立特徵集合階段及類神經網路分類器建立及驗證階段。

#### 3.2 圖像整理

---

圖 14 說明整理圖像階段的部分流程為：先將輸入的圖像去除色彩部分，轉換為灰階圖像；接著判斷其為直向(Portrait)還是橫向(Landscape)，若為直向，則也加以旋轉 90 度後成為橫向；再將所有灰階圖像轉換為統一的尺寸

大小，一直做到所有的輸入圖像都完成為止，進入建立特徵集合階段。

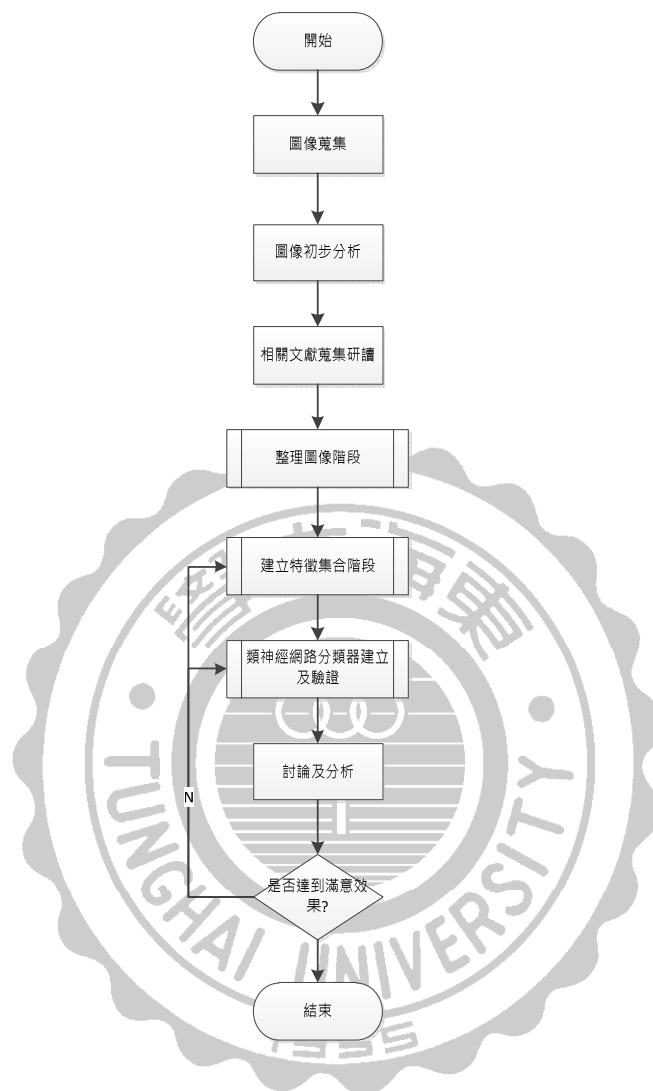


圖 13. 研究流程圖

### 3.3 影像特徵集合的建立

特徵集合的建立較為複雜多樣，流程見圖 15.,特徵元素包括：整體圖

像亮度的均值、整體圖像亮度的分布標準差、整體圖像的影像熵、圖像的亮度直方圖分布情形、圖像的邊緣偵測情形、圖像的霍夫轉換偵測直線線段的情形、以及角點偵測情形；這些都可以分別平行的處理。

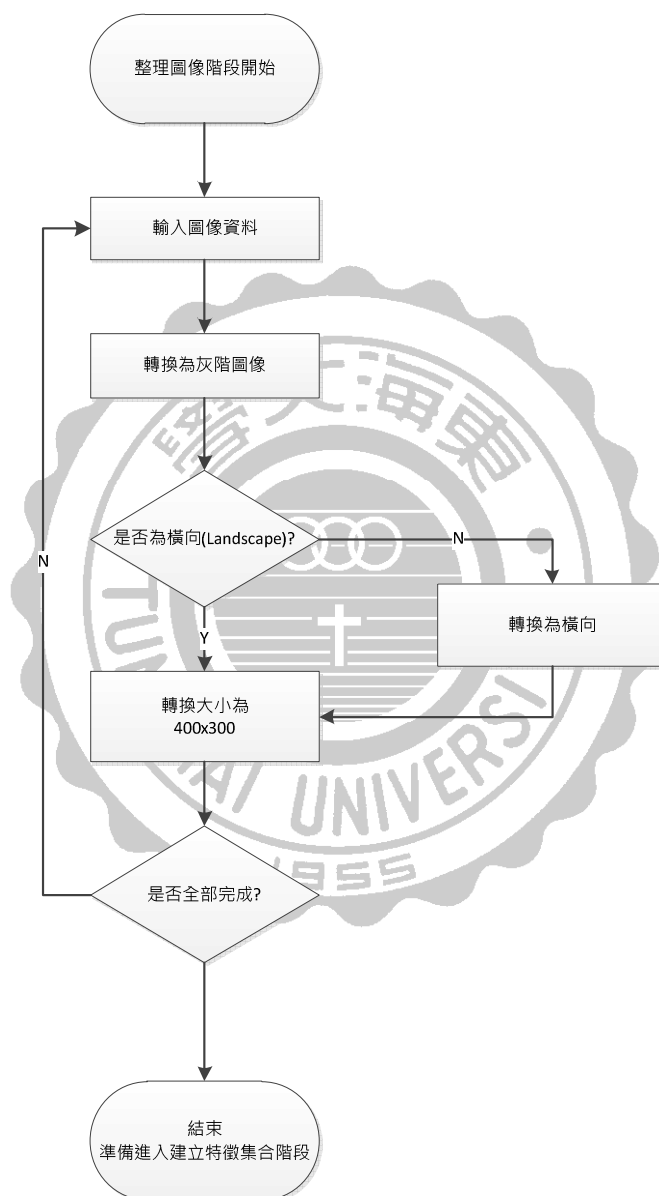


圖 14. 整理圖像階段子流程圖

其中，整體圖像亮度的均值、整體圖像亮度的分布標準差、整體圖像的影像熵可以一次計算而得，其他的部分計算較複雜，說明如下：

圖像的亮度直方圖分布，需先設定好分布的區域數，本研究採 8 段；設定好後，計算會得到 8 個元素數據，分別代表像素點亮度落在該區段的出現數量。



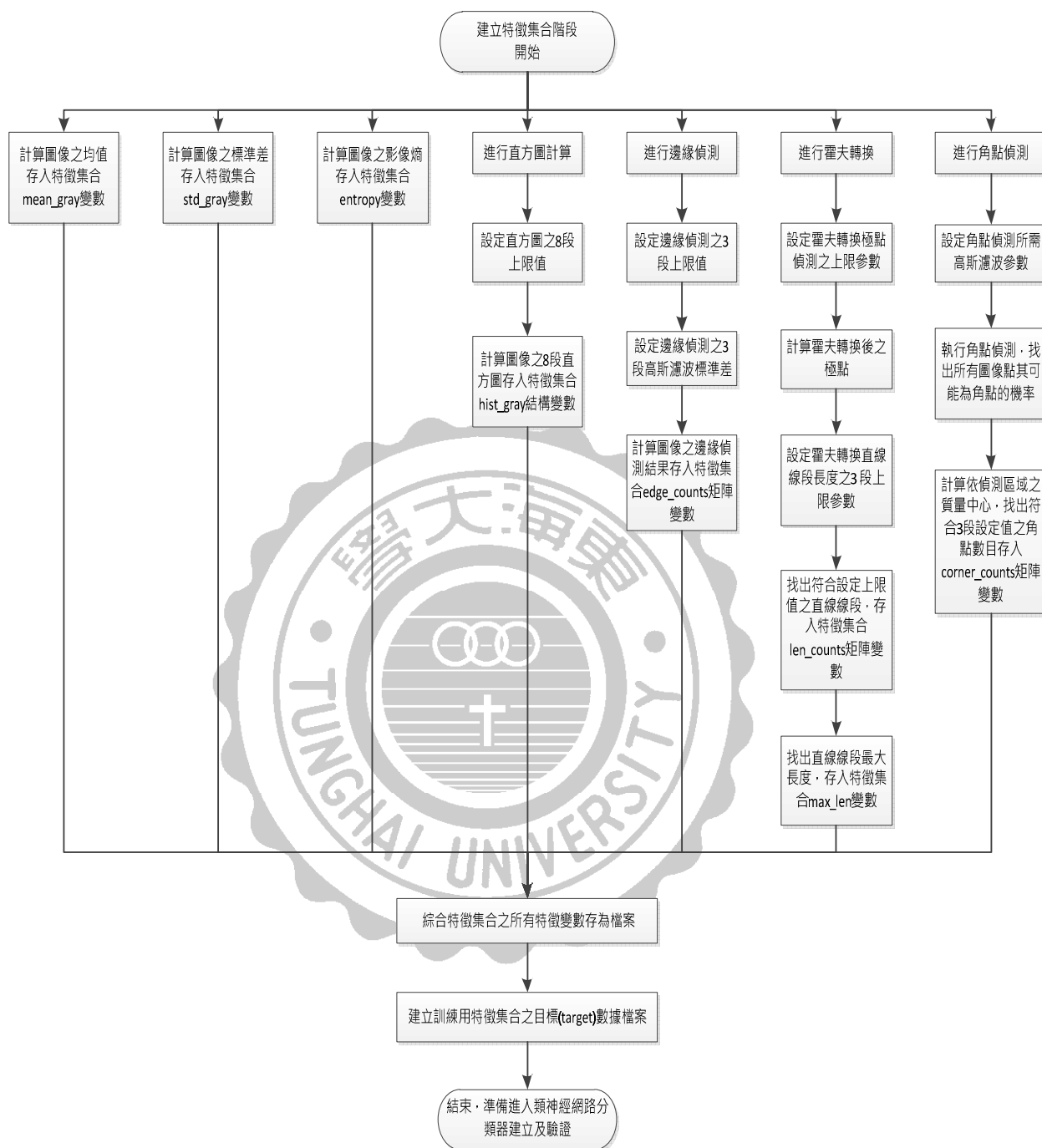


圖 15. 建立特徵集合階段子流程圖



### 3.4 影像類神經網路建立與分類

圖像的邊緣偵測情形見圖 16，則需先設定好本研究所採用 3 段的區域上限值及高斯濾波的參數；設定好後，計算會得到 3 個元素數據，分別代表符合該上限內的邊緣線段的出現數量。

圖像的霍夫轉換偵測直線線段的情形，則是要先設定霍夫轉換極點偵測之上限參數，依此計算出轉換後的極點，即是許多線轉換在霍夫平面的交叉點。再設定線段長度的 3 個上限值，程式會計算出三個區段的直線線段出現數目，列為特徵元素；另外，包括其中線段長度的最大值，也列入特徵元素之一。

角點偵測方面，也是先設定高斯濾波的參數以及 3 段角點機率的上限值，再進行角點計算後，會找出所有圖象點可能為角點的機率，再計算出符合設定上限值的 3 段角點數目，列為特徵元素。

建立特徵集合階段完成後，進入類神經網路分類器建立及驗證階段。此階段先設定類神經網路模型架構，包括作用函數、神經元數目及層數、訓練參數等。再將前述完成的所有樣本的特徵元素數據所形成的資料，輸入類神經網路模型中，進行訓練計算，程式並會自動進行驗證計算，輸出結果如混淆圖等供分析結果，若未達到滿意情形，則修改參數重新進行，直到達到滿意結果為止，將結果儲存，用於研究的討論與分析之用。

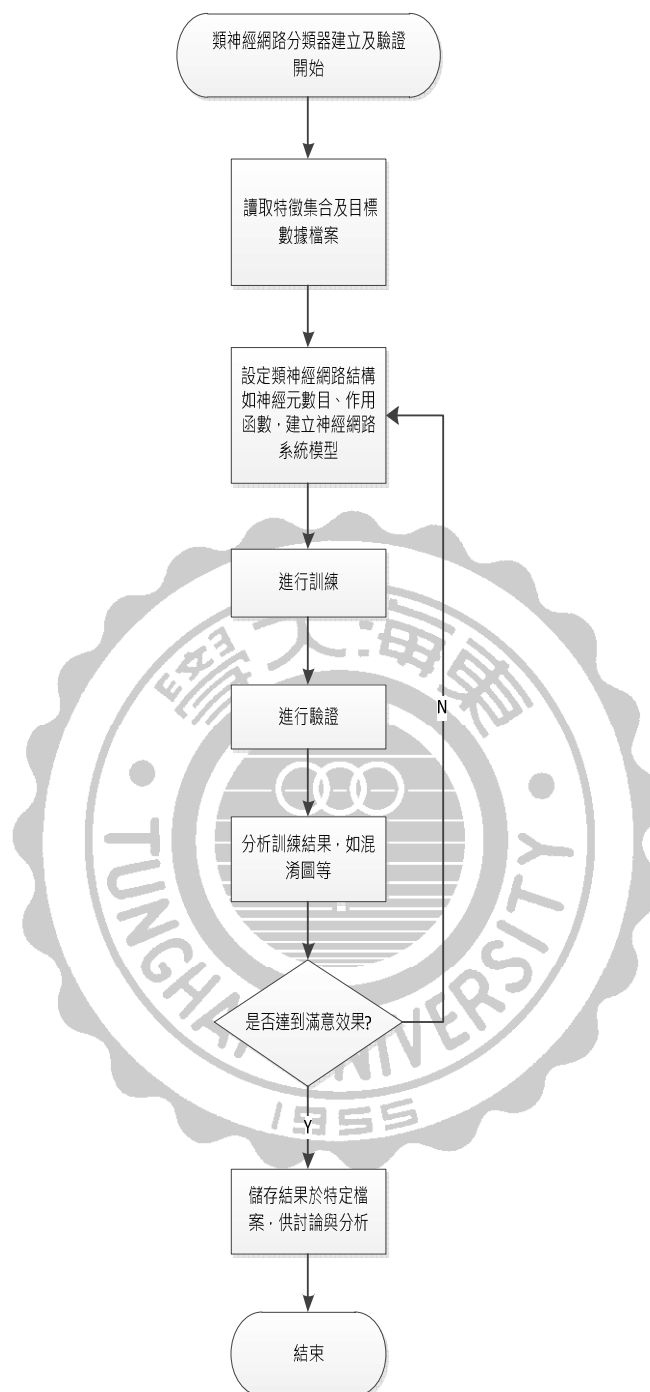


圖 16. 類神經網路分類器建立及驗證階段子流程圖

## 4 系統架構

本章節說明依照前述研究系統流程的各細部步驟：首先是蒐集圖案及初步分析，再將蒐集到的圖像資料進行查核與整理成灰階及同一大小的圖像；接著分別進行計算基本分布數值如亮度均值及標準差、直方圖數據及計算整張圖像的熵特徵；再將圖像以高斯濾波器進行數據濾波，用以計算圖像的邊緣偵測特徵、以霍夫轉換尋找直線線段，建立訓練資料的直線線段分布特徵數據、以及建立訓練資料的角落偵測特徵。將這些計算出來的各式特徵數據，組合起來建立多重特徵集合。將多重特徵集合作為訓練及驗證資料，作為前饋倒傳遞類神經網路建立系統模型的輸入，訓練模型，產生模型的架構及輸出結果。說明如下：

### 4.1 蒐集圖案及初步分析

首先，收集研究用的資料來源，並對資料進行初步的觀察與分析。

資料來源為所要研究的主題風格，包括：立體主義、未來主義及印象主義三種的大量圖像，且是數位化的圖像，以利後續進行影像處理。

由維基共享資源中的繪畫分類，找出立體主義、未來主義及印象主義的類別，分別收集三種主義派別的共享繪畫數位檔案。

印象主義類的繪畫，位在維基共享資源的以下目錄中：

Categories:Modern art\Modernism\Impressionism

本文在此目錄及其子目錄下，收集了 210 幅作品，其中 160 幅作為建模及訓練用，另外 50 幅，用作對模型進行新的測試用。

立體主義類的繪畫，位在維基共享資源的以下目錄中：

### Categories:Modern art\Modernism\Cubism

本文在此目錄及其子目錄下，收集了 63 幅作品，其中 53 幅作為建模及訓練用，另外 10 幅，用作對模型進行新的測試用。

未來主義類的繪畫，位在維基共享資源的以下目錄中：

### Categories:Modern art\Modernism\Futurism

本文在此目錄及其子目錄下，收集了 62 幅作品，其中 52 幅作為建模及訓練用，另外 10 幅，用作對模型進行新的測試用。

對收集到的圖像，以目視對這些圖像進行簡單觀察與分析：

(1) 印象主義的畫風中，箇中自然界物品都有，形象最多樣；因追求光影的變化，及大幅度應用點描的手法，應該會使畫面呈現許多零碎的邊緣及雜亂的細節。一幅典型的印象主義圖像，如圖 17.：



圖 17. 典型的印象主義畫風

(2) 在立體主義的畫風中，其特色包括：

- 以二度空間型態取代傳統三度空間的視覺想像度，因此畫面趨於平坦而無深度特質
- 將人體、樹木及景物等都簡化成幾何塊面，強調結構，而不介意個物件之細部質感差異。
- 多以立方體構成。
- 以多視點來看物體。
- 每個圖像元素皆被視為透明的面。
- 畫作常刻意的在 90 度、60 度、45 度、30 度 等角度上游移，以機械分解的風格將畫面做碎裂的切割。
- 著重在物與物的重疊，各重疊物有個中心位置，重疊之間又穿插多向度的層次感，切割使對象平面化。

一幅典型的立體主義畫作，如圖 18.：



圖 18. 典型的立體主義畫風

(3) 未來主義的畫風中，追求速度感，因此常帶有表現速度的流線影像。一幅典型的未來主義圖像，如圖 19.。



圖 19. 典型的未來主義畫風

## 4.2 圖像資料查核與整理

由於收集到的圖像，每幅大小及格式不同。為建立統一的標準，本文將每幅圖像匯入至 MATLAB 中，重新整理為一致大小及格式。

本文運用 MATLAB 工具軟體程式，將一般之 RGB 形式真實彩色圖像檔中的色相(Hue)及飽和(Saturation)資料除去後，只留下強度資訊，轉成所謂灰階圖象。

對所有樣本圖像的處理，都統一轉換為 400x300、橫向(Landscape)方向。為減少變成 400x300 的過程中的變形失真，對於高大於寬的圖像予以旋轉 90 度。轉換方式使用 MATLAB 的 `imresize()` 函式。

該函式會將灰階圖像都經過轉換，成為 400x300 之標準尺寸圖像，其圖像內插是使用雙立方內插法(Bicubic interpolation)；即，對每個位置像素的輸出值，是對最近的周圍 4x4 個像素值，經過權重平均計算而得；且會執行抗疊頻(Anti aliasing)功能及色彩抖動(Color dithering)以降低失真。

### 4.3 基本分布

本段工作是將依前述過程中，已轉換為固定大小的 400x300 灰階圖，分別計算整體畫面中平均強度值及其標準差，作為整體圖像的基本特徵。

### 4.4 建立訓練資料的直方圖特徵

本文利用 MATLAB 之 `imhist()` 函式，對所有的固定大小之灰階圖，計算其在不同強度範圍的像素點數統計數目，形成直方圖分布圖象。

其直方圖在計算時考慮的原則是：

對灰階圖象而言，直方圖每個桿的半開放間隔(Half-open interval)寬度是  $A/(n-1)$

其中， $n$  為直方圖總桿數(The bins of the histogram)， $A$  為該灰階圖像之整體常數因素。

若該灰階圖象不是以 `int 16` 整數資料形式儲存的，則對第  $p$  桿的半開放間隔寬度是：

$$A(p-1.5)/(n-1) \leq x < A(p-0.5)/(n-1) \quad (15)$$

其中  $x$  是強度值

若該灰階圖象是以 `int16` 整數資料形式儲存的，則對第  $p$  桿的半開放間隔寬度是：

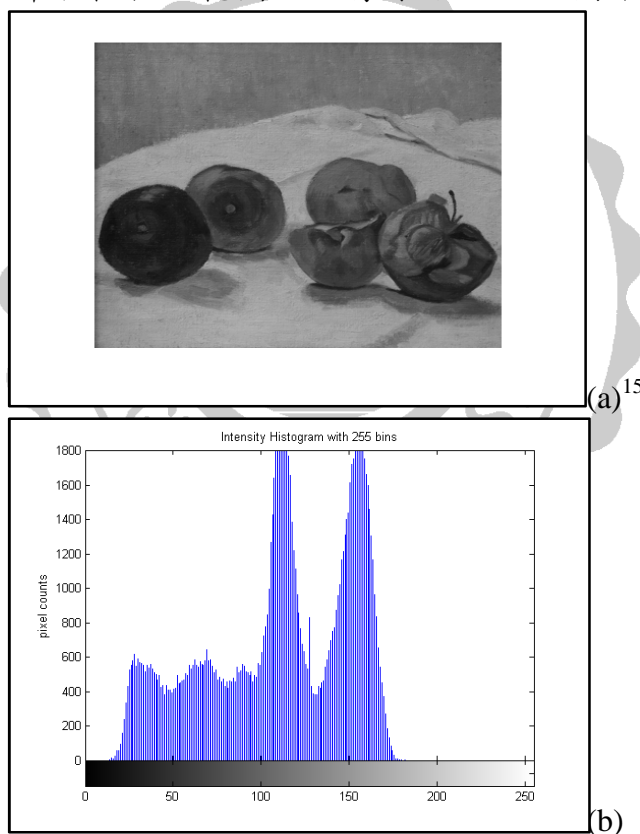
$$A(p-1.5)/(n-1) - 32768 \leq x < A(p-0.5)/(n-1) - 32768 \quad (16)$$

若該灰階圖象是以雙浮點精度(Double)或單浮點精度(Single)資料形式儲存的，則  $A=1$ ;

若該灰階圖像是以 uint8 整數資料形式儲存的，則  $A=255$ ;

若該灰階圖像是以 uint16 整數資料或 int16 整數資料形式儲存的，則  $A=65535$ ;

圖 20.是本文以 MATLAB 形成的圖像直方圖例子，其中(a)圖是原始圖像；(b)圖是對整體圖像資料，區分為 255 階亮度之直方圖；由此可以看到整張圖像的詳細強度分布。但在實際應用於特徵辨識時，並不需要如此密集的分佈。因此本文的方法是，將整體圖像資料切分為 8 段，分別統計落在各段範圍內之像素數。如該圖中(c)圖所示。



<sup>15</sup> Georges Emile Lebacqz(1876–1950), *Apples*.



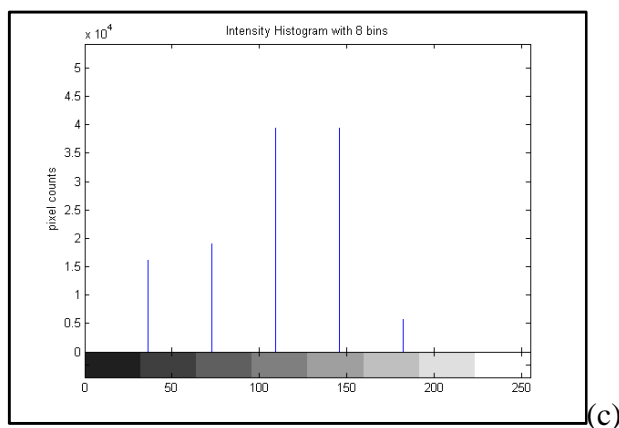
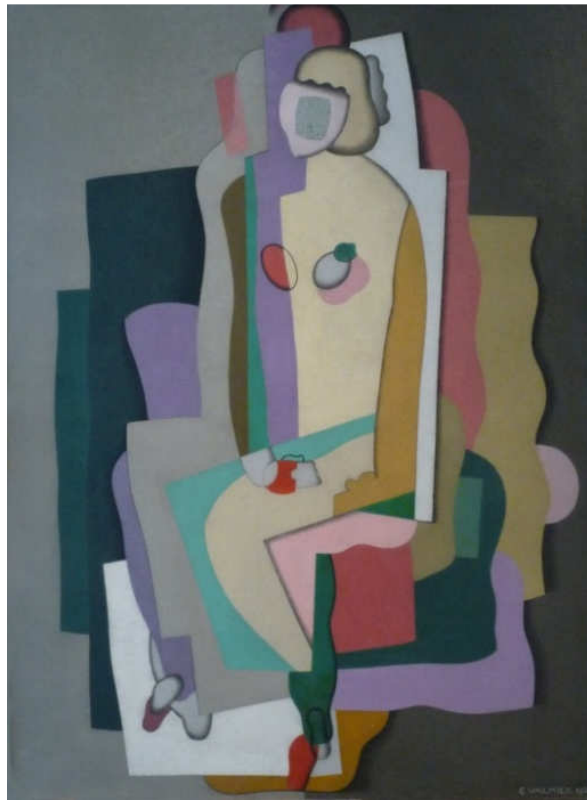


圖 20. 直方圖的範例：(a)灰階畫影像；(b)區分為 255 階亮度之直方圖；(c)區分 8 階亮度之直方圖

#### 4.5 建立訓練資料的熵特徵

統計上可用熵來判斷灰階圖像其紋理特徵亂度的一個計量，本文應用 MATLAB 的 `entropy()` 函式，對標準化過的灰階圖像計算其熵值，列於圖像特徵之一。

對印象主義、立體主義及未來主義的範例圖像，所計算出來的熵值，如圖 21。可以大致的看到，圖像愈趨於單純、不感覺紊亂的，其影像熵值越低。



(a)<sup>16</sup>, 影像熵 = 6.7000

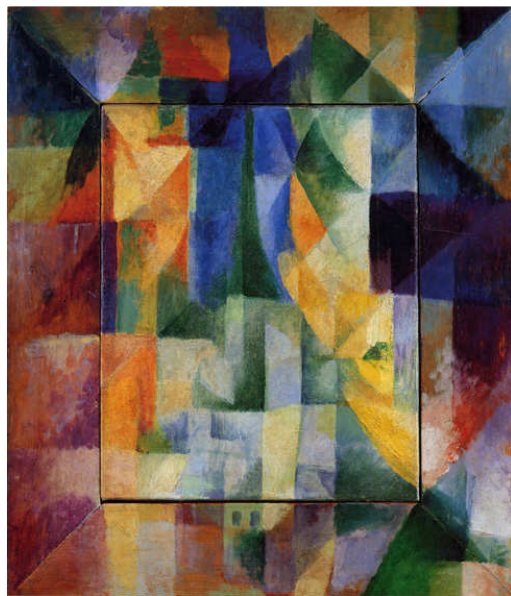


(b)<sup>17</sup>, 影像熵 = 7.2827

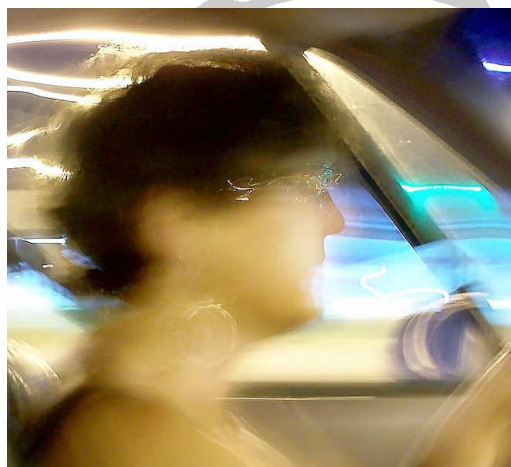
---

<sup>16</sup> Ji-Elle (2011), "Georges Valmier, *Composition*, huile sur toile, 1926, Musée des beaux-arts de Nancy "

<sup>17</sup> Georges Emile Lebacqz(1876-1950), "Summer Light at Cagnes sur mer "



(c)<sup>18</sup>, 影像熵= 7.4910



(d)<sup>19</sup>, 影像熵 = 7.8921

圖 21. 各式主義別影像熵的計算範例結果：(b)為印象主義 (a),(c)為立體主義；(d)為未來主義

<sup>18</sup> Robert Delaunay (1885-1941), "Simultaneous Windows on the City "

<sup>19</sup> Rick Doble (2009), "Portrait taken with motion blur effect "

---

## 4.6 以高斯濾波器進行數據濾波

---

本文中的採用高斯濾波建立低通器，以降低圖像內雜訊對辨識的影響。此部分會在後續的邊緣偵測及角點偵測中用到。

邊緣偵測使用的高斯濾波參數，其標準差為 1，建立的濾波階數為 MATLAB `edge()` 函數依標準差自動設定。

角點偵測中使用的高斯濾波參數，其標準差為 1.5，建立的濾波階數為 `[1, 11]`。使用的 MATLAB 函數為 `fspecial('gaussian',[1 11],1.5)`。

## 4.7 建立訓練資料的邊緣特徵

---

使用 MATLAB `edge()` 函式，其中的參數設定標註使用肯尼(Canny)邊緣偵測法。該偵測法利用對該灰階圖像的高斯濾波器(Gaussian filter)作微分，計算出梯度，再找出梯度的局部最大值(Local maxima)，偵測出邊緣。

在使用肯尼邊緣偵測方法時，函數本身設了兩段的限制值，用意區別出強及弱的邊緣。對所謂弱的邊緣，只有當它是連接到所謂強的邊緣時，才會跟著被輸出。因此相較於其他設定值，比較不會被雜訊所誤判，也較能偵測出真的弱邊緣。

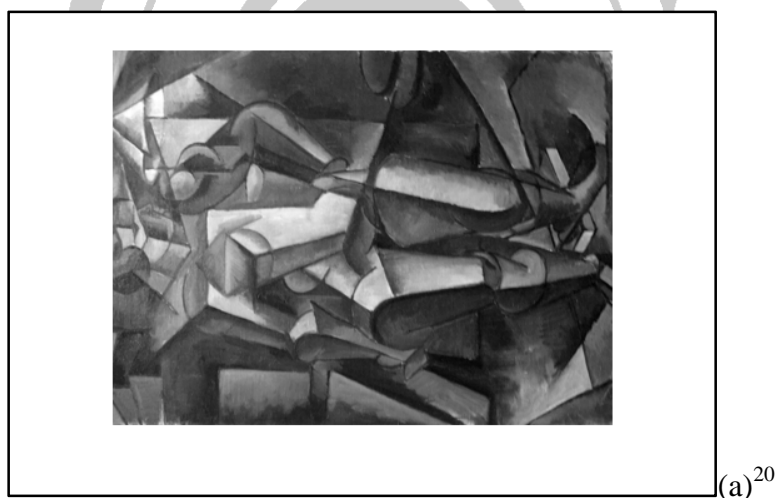
本文再應用肯尼邊緣偵測方法，將函數的敏感性限度(Sensitivity threshold) 設成三段，分別計算落在該三段內之邊緣的數量，併入圖像特徵範圍內，其設定為：

$$\text{EDGE\_THs} = \begin{bmatrix} 0.04 & 0.8 \\ 0.04 & 0.4 \\ 0.04 & 0.2 \end{bmatrix} \quad (17)$$

其中每一列代表 [下限值 上限值]，指的是下限均為 0.04，總共分為三個條件，其上限值分別分別為 0.8, 0.4 及 0.2。上下限的值代表的是相對於圖像內梯度變化之最大值的比值。

設定高斯濾波的標準差為 1。接下來，即可對不同主義別進行肯尼邊緣偵測：

本文對立體主義，依上述方式以不同上限值進行計算，所得到的邊緣偵測情形範例，如圖 22。



<sup>20</sup> Lyubov Popova (1889-1924), "The model. Standing figure "

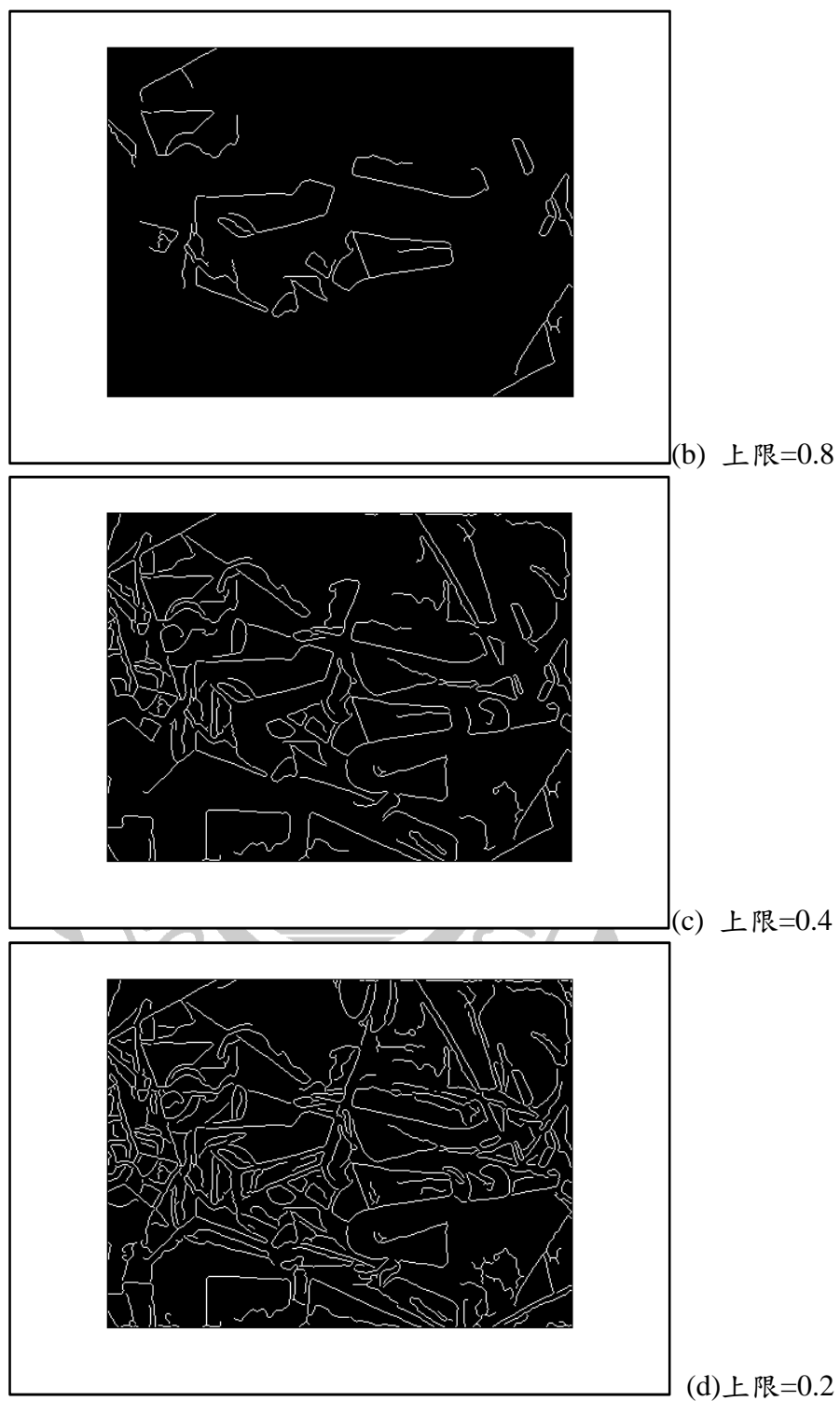


圖 22. 立體主義肯尼邊緣偵測圖例：(a)原始灰階畫影像；(b),(c),(d)為經不同上限值進行肯尼邊緣偵測得到的線條圖

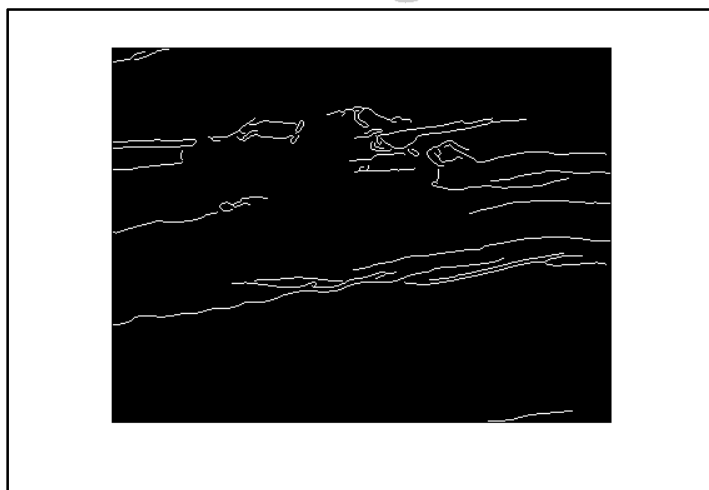
本文對未來主義，依前述方式以不同上限值進行計算，所得到的邊緣偵測情形範例，如圖 23.所示。



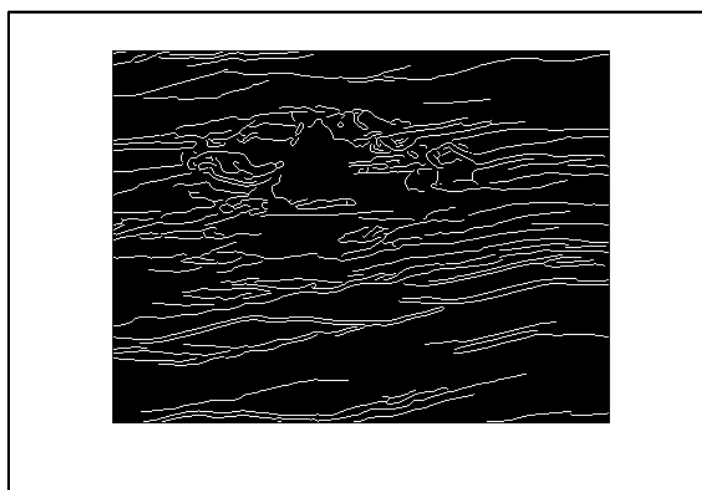
(a)



(b) 上限=0.8



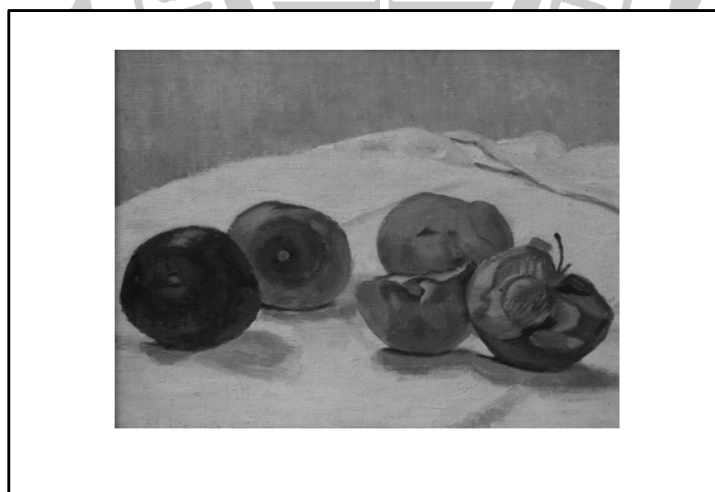
(c) 上限=0.4



(d) 上限=0.2

圖 23. 未來主義肯尼邊緣偵測圖例：(a)原始灰階畫影像；(b),(c),(d)經不同上限值進行肯尼邊緣偵測得到的線條圖

本文對印象主義，依前述方式以不同上限值進行計算，所得到的邊緣偵測情形範例，如圖 24.所示。



(a)



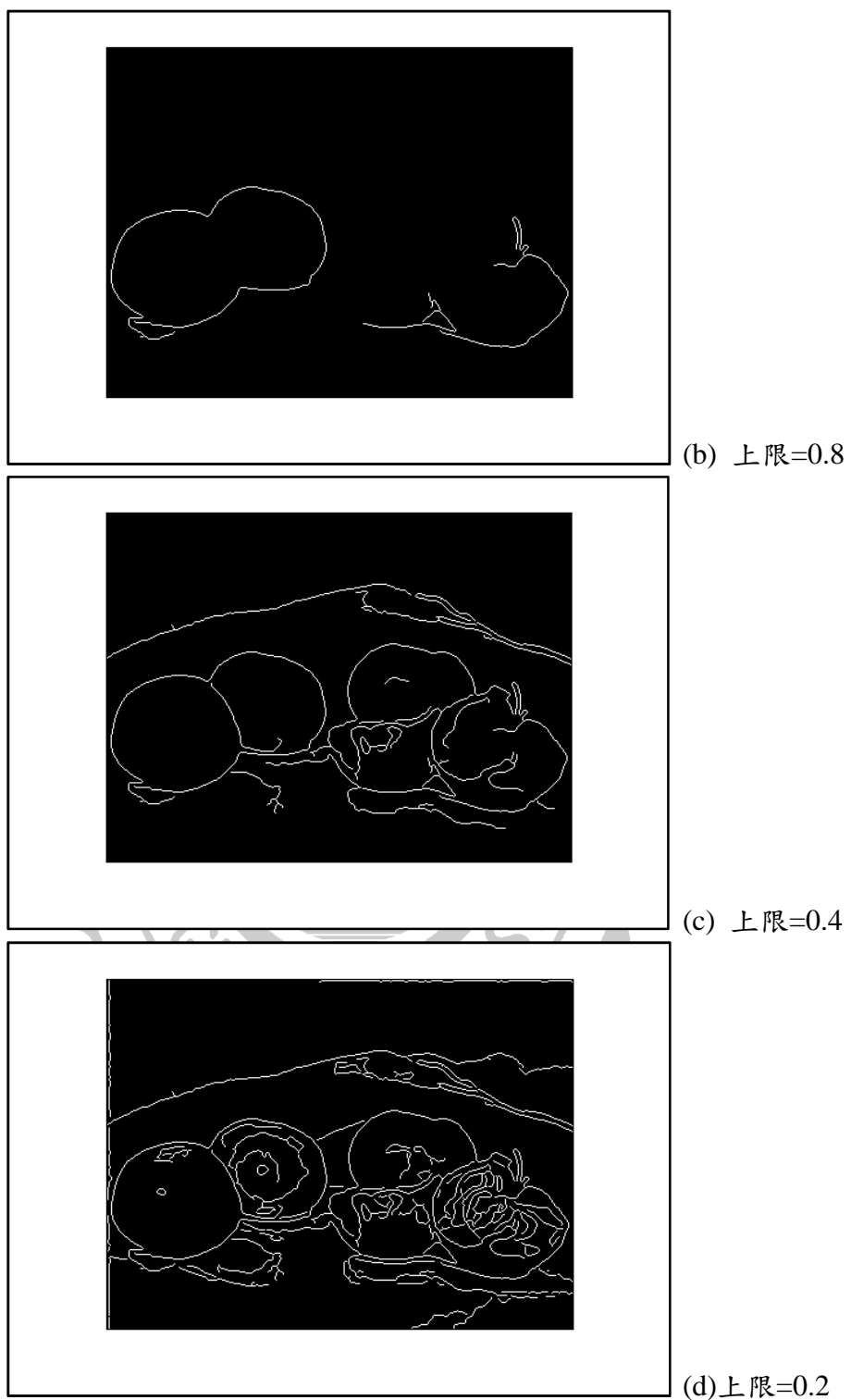


圖 24. 印象主義肯尼邊緣偵測圖例：(a)原始灰階畫影像；(b),(c),(d)經不同上限值進行肯尼邊緣偵測得到的線條圖

## 4.8 以霍夫轉換尋找直線，建立訓練資料的直線特徵

本文應用 MATLAB 的 `hough()` 函式，計算標準霍夫轉換，並傳回霍夫轉換矩陣，內容包括轉換計算後產生的  $\theta$  及  $\rho$ 。

對 `hough()` 內的可設定的參數有角度參數，如： $\theta$  及  $\rho$ ，以及所偵測出直線的各不同直線長度分布情形，說明如下：

- 對  $\theta$  的設定參數：設定沿著  $\theta$  軸的間隔解析度，單位為度。
- 對  $\rho$  的設定參數：設定沿著  $\rho$  軸的間隔解析度，單位為像素。
- 找出霍夫轉換後產生分布的極點(Peaks)，再以此數據輸入給

`houghline()` 函式，可以計算出各種直線線段的分布向量矩陣。將直線長度的上下限，設成三段紀錄其分布數量。本文中，對此上下限的設定分別為：

- S: 線段長度 < 20 像素;
- M: 20 像素 ≤ 線段長度 < 40 像素;
- L: 40 像素 ≤ 線段長度

對不同主義派別的圖像分別進行霍夫轉換的範例，情形如下：

對未來主義，取一圖例，以前述之霍夫轉換計算後，所偵測到的直線線段範例情形，見圖 25。

對未來主義，取一圖例，以前述之霍夫轉換計算後，所偵測到的直線線段範例情形，見圖 26。

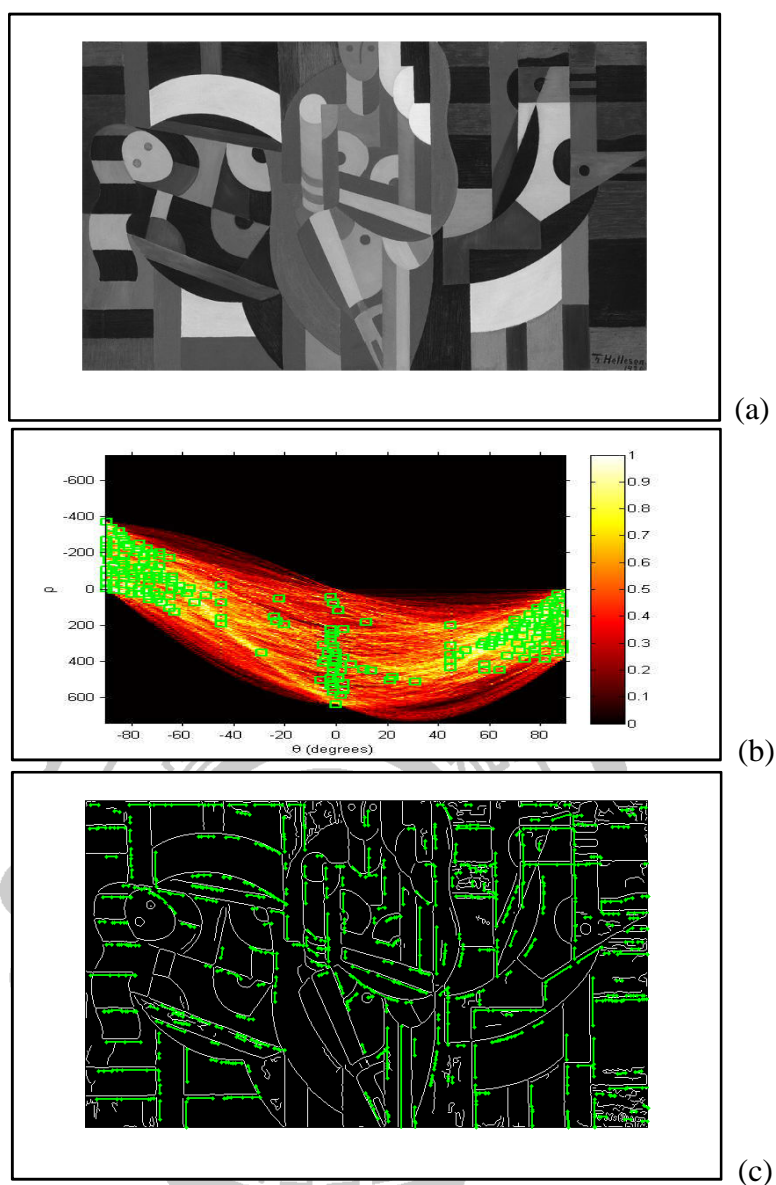


圖 25. 立體主義的霍夫轉換圖例：(a)：灰階圖；(b)：對(a)圖的肯尼邊緣進行霍夫轉換，其中綠色小方框為局部極大值；(c)：由(b)圖中的極大值點所對應的直線線段(綠色)

對印象主義，取一圖例，以前述之霍夫轉換計算後，所偵測到的直線線段範例情形，見圖 27。

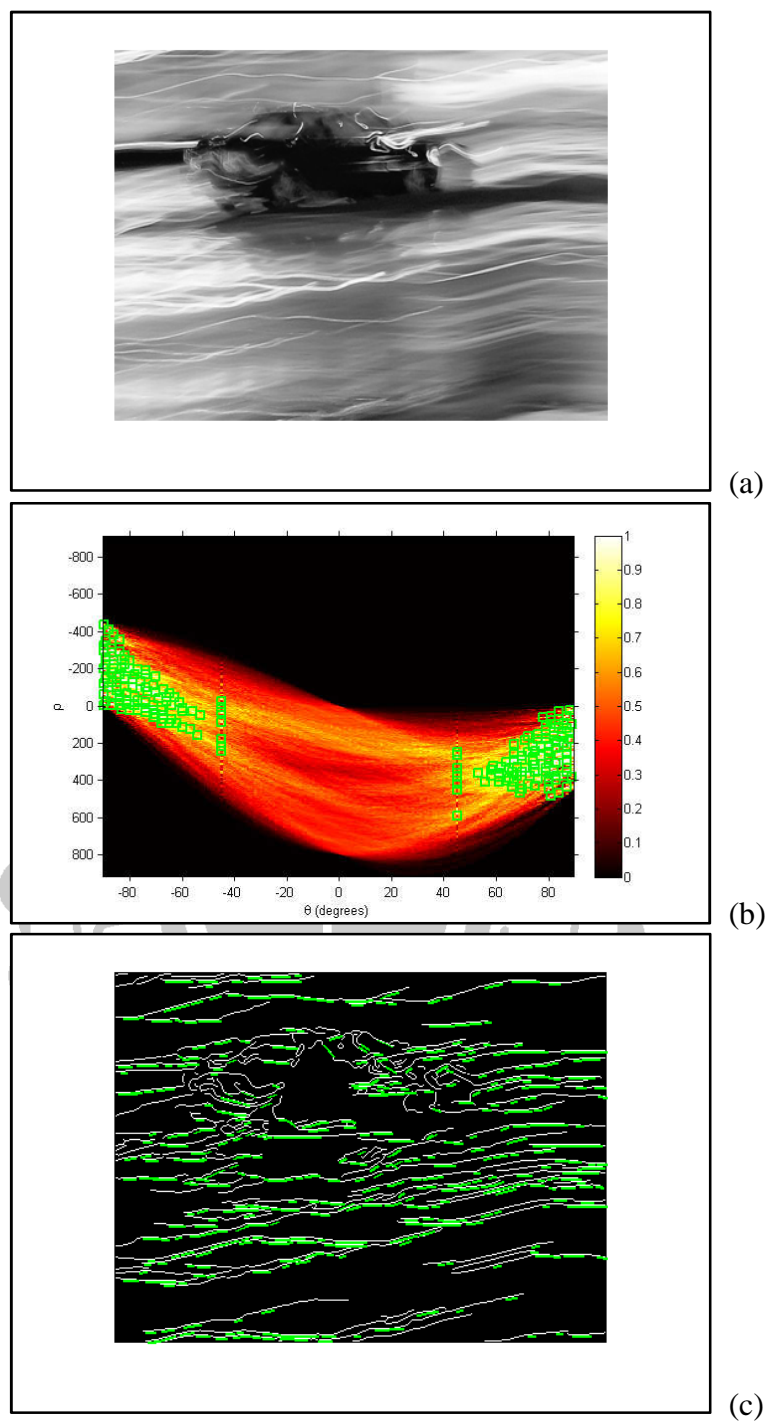


圖 26. 未來主義的霍夫轉換圖例：(a)：灰階圖；(b)：對(a)圖的肯尼邊緣進行霍夫轉換，其中綠色小方框為局部極大值；(c)：由(b)圖中的極大值點所對應的直線線段(綠色)

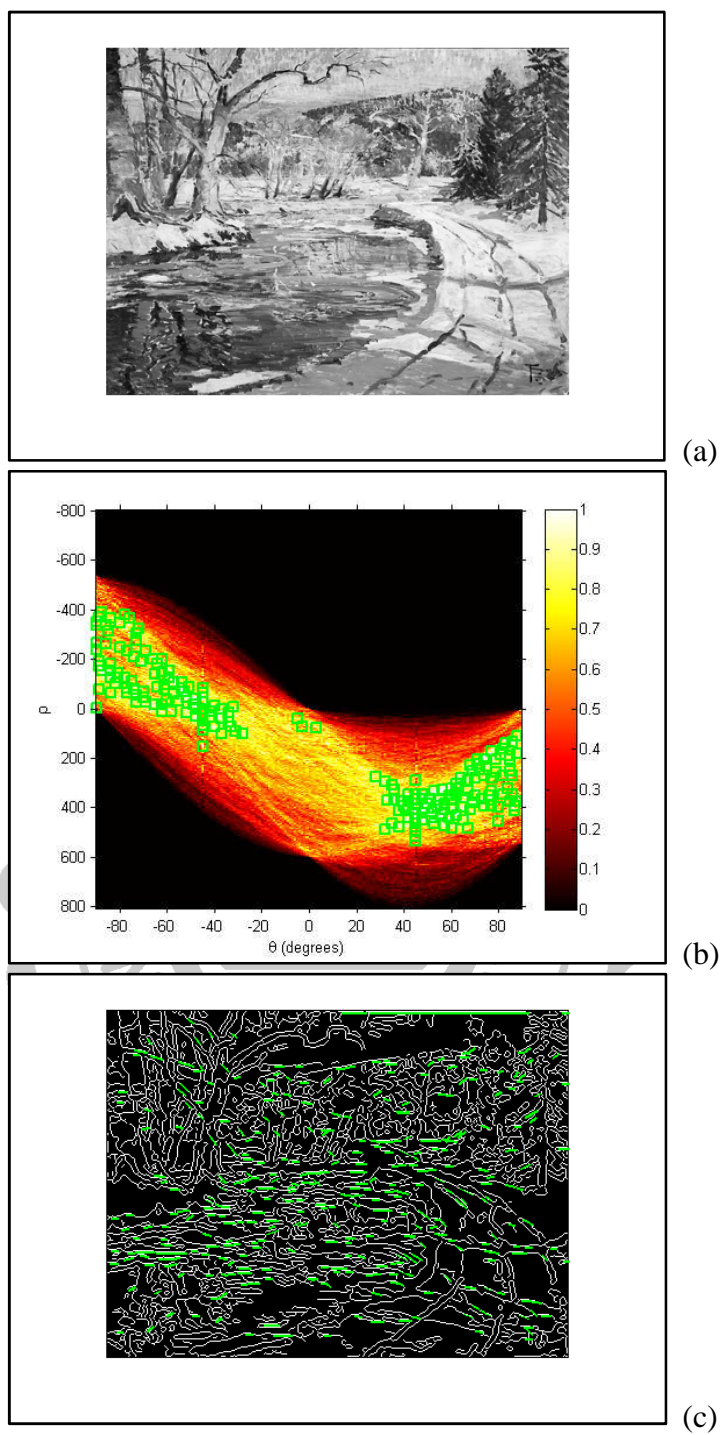


圖 27. 印象主義的霍夫轉換圖例：(a)：灰階圖；(b)：對(a)圖的肯尼邊緣進行霍夫轉換，其中綠色小方框為局部極大值；(c)：由(b)圖中的極大值點所對應的直線線段(綠色)

## 4.9 建立訓練資料的角落偵測特徵

先以 MATLAB 的 `cornermetric()` 函式，計算出該圖像之所有像素點，其周邊像素得組合，使其可能為特徵角點的機率值。再以 `regionprops()` 函式，測量該像素點之區域圖像的屬性，本文測量的是“centroid”屬性，及該圖像區域的影像分布的質量中心。

本文對符合上述設定的這些特徵角點，區分為三種，以下列的條件，再區分之：

找出所有特徵點之最大值，假設為  $C_{max}$ ，以此最大值的 0.3、0.5、及 0.7 倍為區分點，即：

大於  $0.3 * C_{max} \sim C_{max}$ ,

大於  $0.5 * C_{max} \sim C_{max}$ 、及

大於  $0.7 * C_{max} \sim C_{max}$

之三個區域，分別計算各區段範圍內之點數，儲存為該圖像之角落偵測特徵值集合。

對立體主義圖像，取一圖例，以前述之角點偵測計算後，所偵測到的角點分布情形，見圖 28。

對未來主義圖像，取一圖例，以前述之角點偵測計算後，所偵測到的角點分布情形，見圖 29。

對印象主義圖像，取一圖例，以前述之角點偵測計算後，所偵測到的角點分布情形，見圖 30。

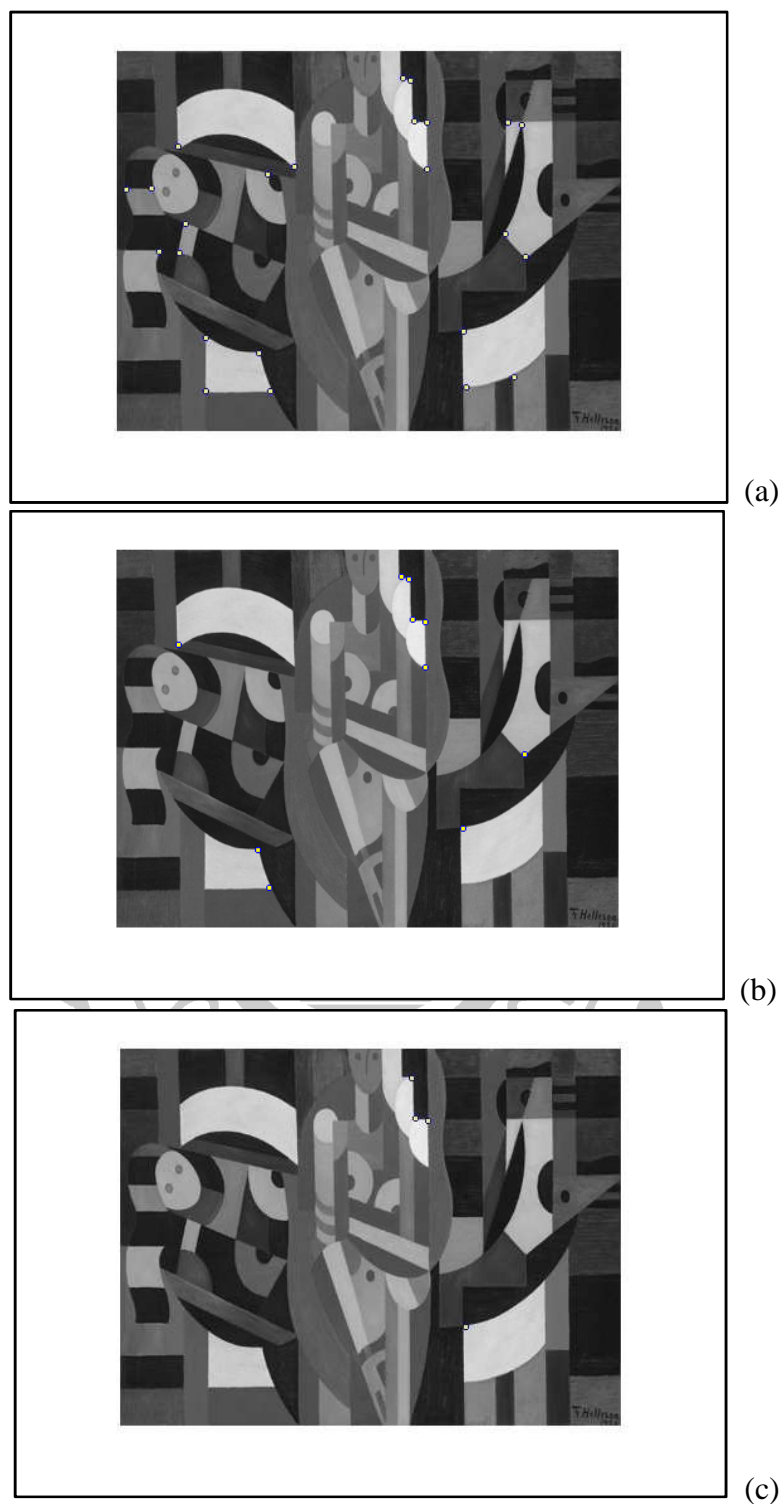


圖 28. 立體主義的三區域角落偵測圖例，(a)：大於  $0.3 * C_{max} \sim C_{max}$ ；(b)：大於  $0.5 * C_{max} \sim C_{max}$ ；(c)：大於  $0.7 * C_{max} \sim C_{max}$ ；

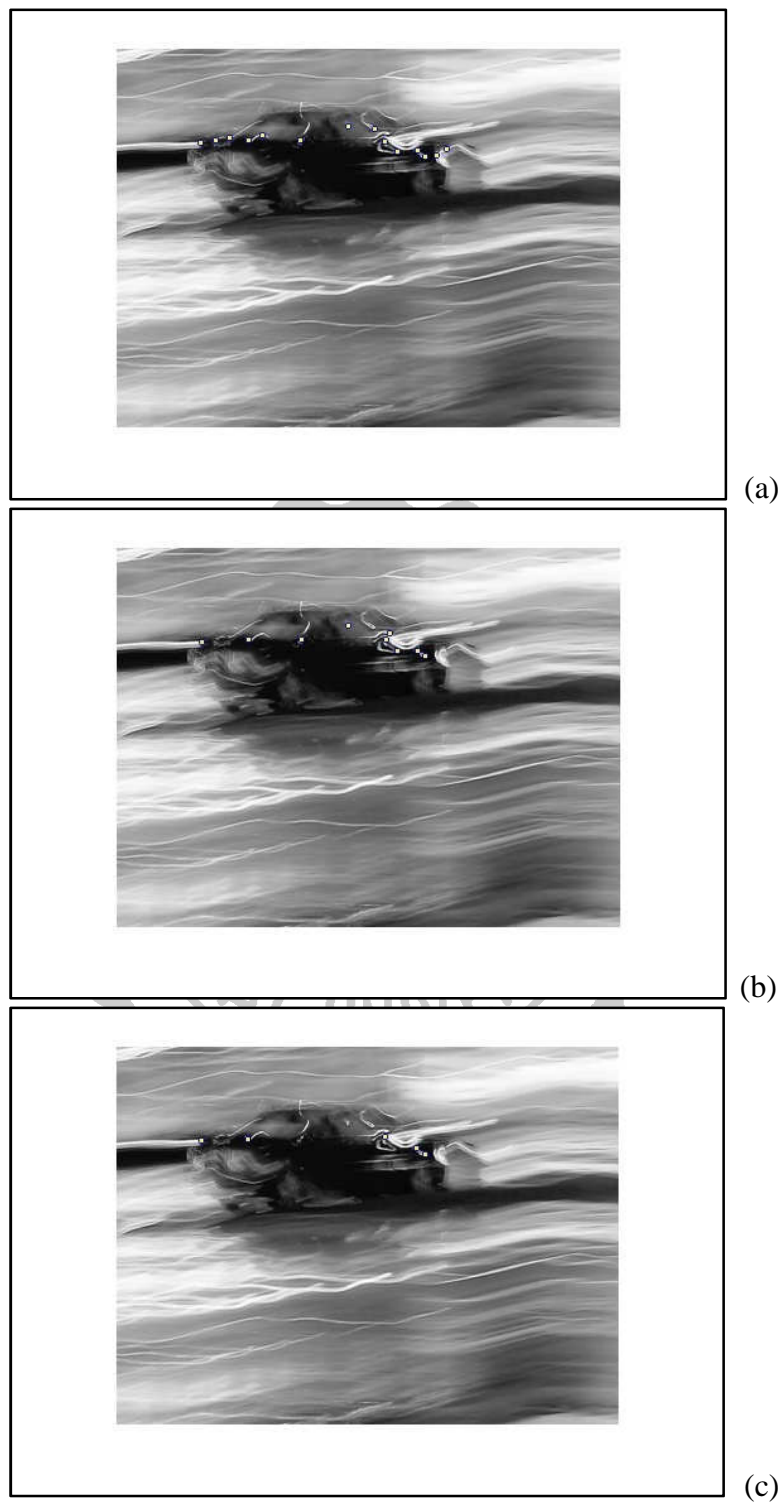


圖 29. 未來主義的三區域角落偵測圖例 (a)大於  $0.3 \cdot C_{max} \sim C_{max}$ ; (b)大於  $0.5 \cdot C_{max} \sim C_{max}$ ; (c)大於  $0.7 \cdot C_{max} \sim C_{max}$



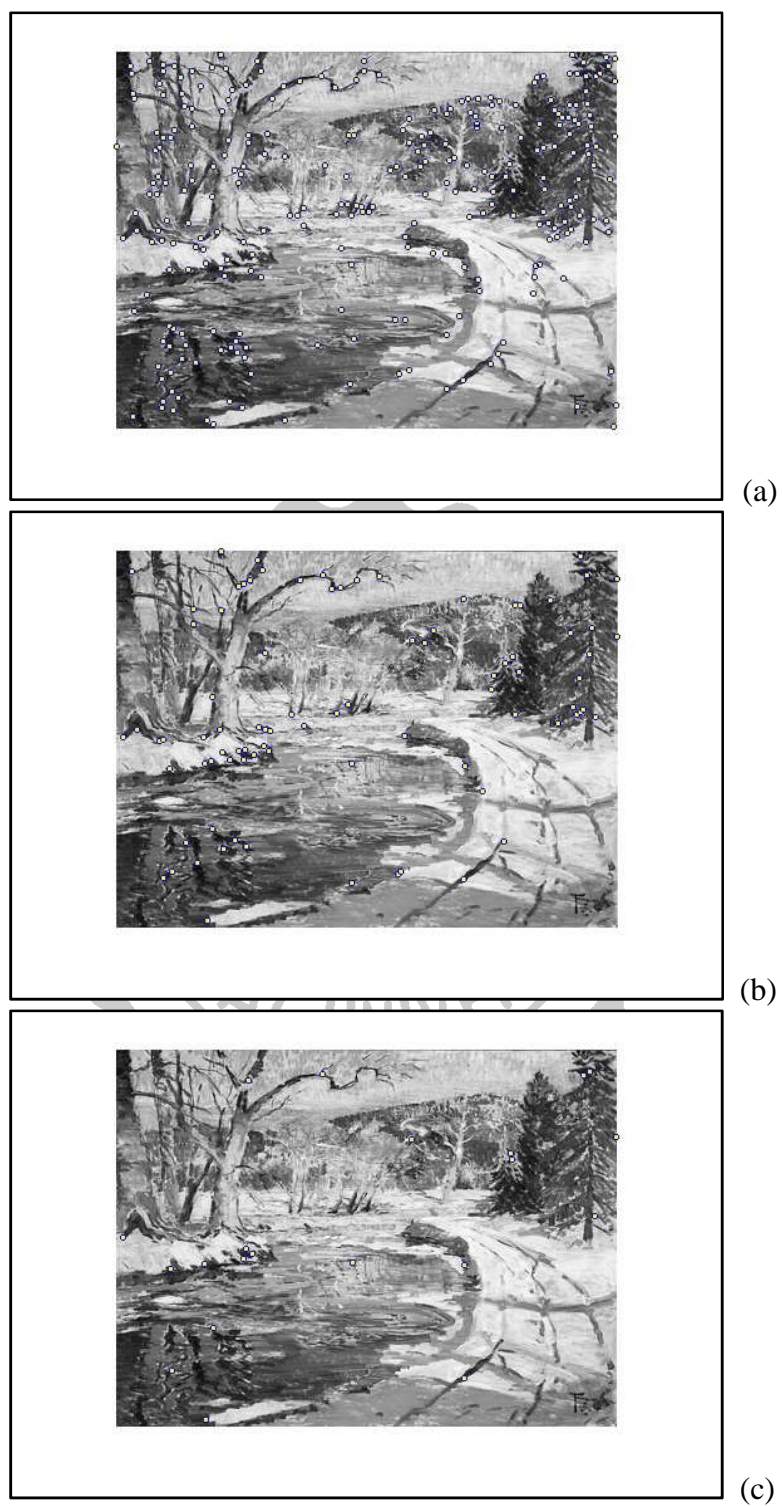


圖 30. 印象主義的三區域角落偵測圖例，(a)：大於  $0.3 * C_{max} \sim C_{max}$ ; (b)：大於  $0.5 * C_{max} \sim C_{max}$ ; (c)：大於  $0.7 * C_{max} \sim C_{max}$ ；

## 4.10 建立多重特徵集合

蒐集了三種主義派別的圖案，加以整理分析後，提出了一種多重影像特徵集合對圖像進行邊緣偵測、霍夫轉換、影像熵等影像處理，建立圖像樣本的特徵資料庫。利用類神經網路予以分類，以特徵資料庫訓練之，建立對圖像分類的系統模型，對其他圖像進行主義風格之分類。

對三種主義派別建立的多重影像特徵集合圖像處理，如圖 31.至圖 33.：圖中各小圖，其中自左至右分別為，原圖、灰階圖、第一段下限之邊緣偵測、第二段下限之邊緣偵測、第三段下限之邊緣偵測、霍夫轉換直線圖、第一段下限之角落偵測、第二段下限之角落偵測、第三段下限之角落偵測。

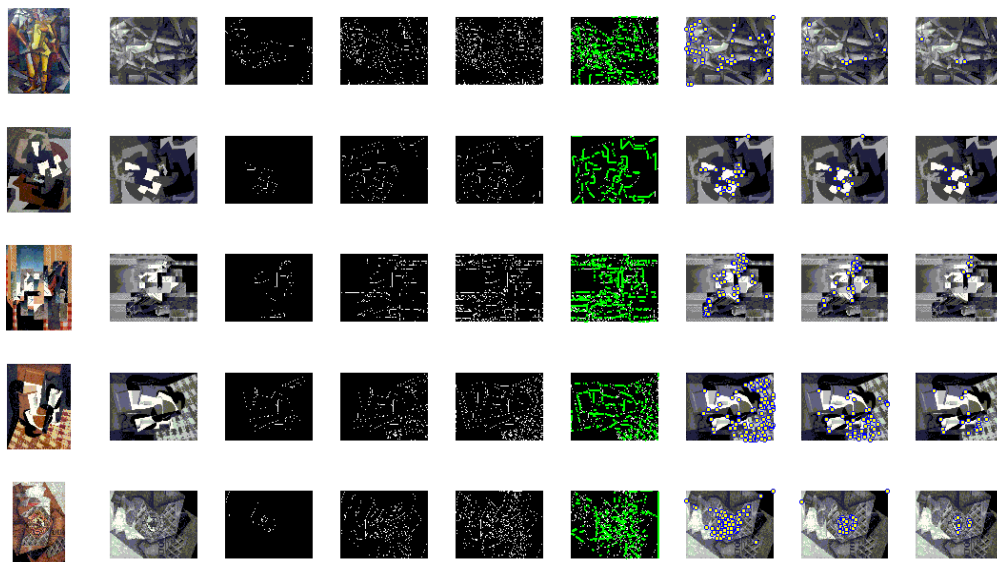


圖 31. 對立體主義進行各式圖像處理以建立特徵組之五組範例

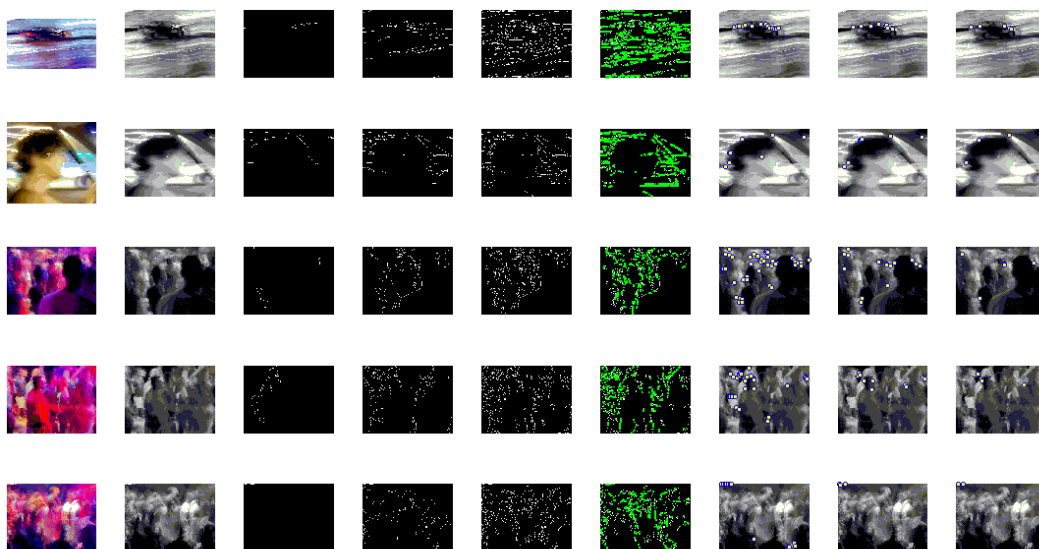


圖 32. 對未來主義進行各式圖像處理以建立特徵組之五組範例

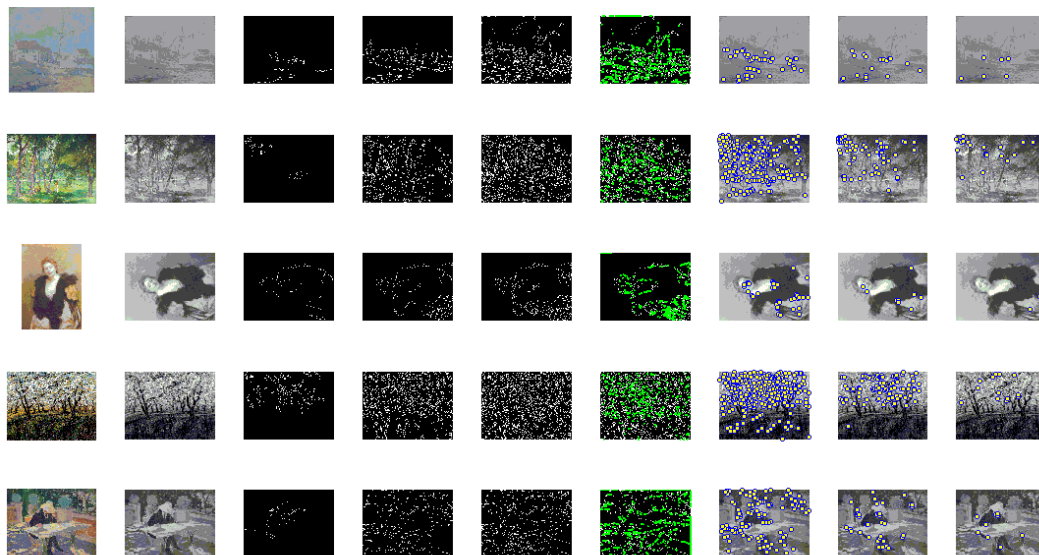


圖 33. 對印象主義進行各式圖像處理以建立特徵組之五組範例

#### 4.11 以前饋倒傳遞類神經網路建立系統模型

以 255 例訓練樣本，其中包括 53 例立體主義、52 例的未來主義及 150 例的印象主義圖像。依照前述章節，建立所有的特徵集合。取其中三例之資料，如表 1；以 255 例組成之訓練資料，便形成 21x255 矩陣，作為 MATLAB 類神經工具箱進行訓練計算用之輸入資料之一。

接著建立標靶(Target)檔案，註明每一例圖像屬於哪一種主義別。每一個訓練例的標靶以 3x1 矩陣表示之，例如：

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

代表該例為立體主義；

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

代表該例為未來主義；

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

代表該例為印象主義；

總共 255 例的標靶資料結合起來，就形成 3x255 的矩陣，可供 MATLAB 類神經工具箱進行訓練計算用輸入資料。

本文採用之類神經網路模型，如圖 34。

以 MATLAB 函式建立 20 個神經元之系統模型，所產出之權重矩陣 (特徵項目 21 項，神經元個數 20)，如下：

隱藏層  $W_1=20 \times 21$  矩陣，其明細見表 2。

隱藏層  $Bias_1=20 \times 1$  矩陣，其明細見表 3。

表 1. 訓練樣本之特徵集合組三例

項目	樣本 1	樣本 2	樣本 3
均值	90.13	123.22	116.78
標準差	54.39	48.27	59.89
直方圖區域 1	9	83	2977
直方圖區域 2	38124	7798	18853
直方圖區域 3	38088	31578	21850
直方圖區域 4	17069	21898	28075
直方圖區域 5	10267	27832	17976
直方圖區域 6	8013	26944	17085
直方圖區域 7	8382	3784	11948
直方圖區域 8	48	83	1236
影像熵	7.209	7.4609	7.8103
邊緣偵測(1)	1391	4045	1720
邊緣偵測(2)	3982	9105	6004
邊緣偵測(3)	6090	13489	9551
直線線段偵測最大長度	717	339	1827
直線線段偵測(1)	324	362	340
直線線段偵測(2)	44	15	16
直線線段偵測(3)	6	3	1
角點偵測(1)	24	150	27
角點偵測(2)	10	41	3
角點偵測(3)	4	8	1

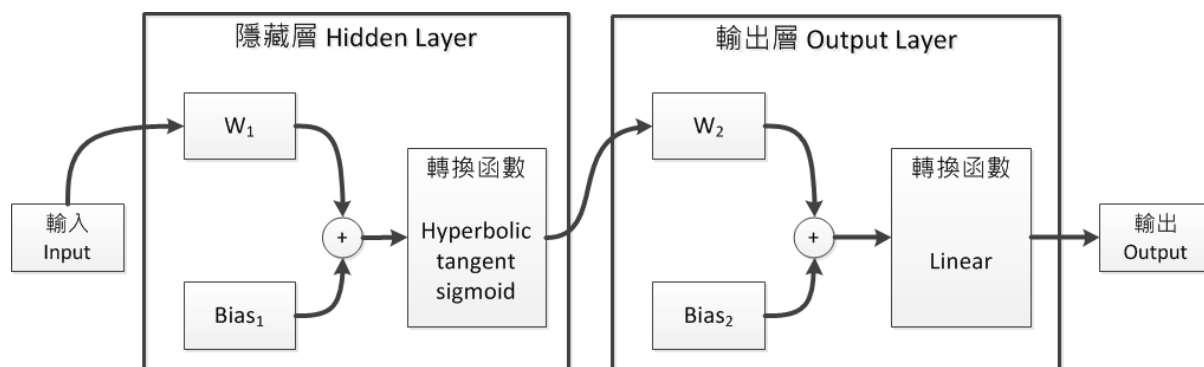


圖 34. 採用之類神經網路模型

表 2. 以 255 例特徵訓練建立之隱藏層  $W_1=20 \times 21$  矩陣

Row 1-20, Column 1~7

-0.17927	-0.23381	0.207261	0.085047	-0.50543	-0.06904	0.053363
0.558581	0.250897	0.415808	0.130651	-0.40658	0.382119	-0.32922
-0.00677	0.652409	0.282318	-0.71335	0.232691	-0.20158	0.290726
0.719824	-0.03158	0.115835	-0.19174	-0.73366	0.271944	0.394983
-0.5091	-0.07606	0.586313	-0.54852	-0.33454	0.077754	0.070364
-0.25879	0.227751	0.307703	-0.03512	-0.52254	0.222915	0.325798
0.254323	-0.25498	-0.23315	-0.08151	-0.32683	-0.12945	0.364832
0.537026	0.030144	0.376308	0.677746	0.410706	0.092038	-0.42385
0.315785	0.287478	-0.44614	0.006031	0.143865	0.186121	0.112803
-0.29217	0.402292	-0.1558	0.169503	0.397059	0.409105	-0.4408
-0.46137	0.147438	0.674546	0.754161	0.311268	-0.01554	0.132373
0.395709	-0.46566	0.135623	-0.22241	-0.28113	0.476811	0.588744
0.278991	0.160161	-0.42858	-0.39998	-0.01284	-0.30311	0.466043
-0.21328	-0.45457	-0.69812	-0.66452	0.197975	0.049179	-0.08315
-0.30732	-0.55013	0.066437	0.364666	-0.50484	0.274353	-0.41194
-0.33866	-0.302	0.031803	-0.04382	-0.68314	-0.28459	0.414948
0.407879	-0.4059	-0.31353	-0.25631	-0.29457	-0.19059	0.448908
0.36297	0.154383	0.714369	0.478139	0.642163	0.604763	0.105649
-0.0749	-0.45714	0.112086	0.158378	0.588382	-0.24384	0.519515
0.082925	0.372356	0.138772	-0.50224	-0.43555	-0.22463	-0.34496

Row 1-20, Column 8~14

-0.48977	-0.43319	-0.5219	0.287505	-0.25414	-0.28239	0.382828
-0.25721	0.293701	0.024286	-0.15299	-0.16958	0.511432	-0.36664

-0.31589	0.131059	0.179784	0.596457	-0.06648	-0.16488	0.024584
-0.11314	0.295881	0.399572	-0.06221	0.013799	-0.4551	0.118683
-0.26943	-0.46097	0.233758	0.36168	-0.34772	0.020653	-0.2801
0.146895	-0.14283	0.672973	-0.1313	0.318149	0.239843	-0.53877
-0.46218	-0.09111	0.385118	-0.43108	-0.29328	-0.00683	0.313984
-0.02812	-0.24847	-0.45988	0.343573	-0.07143	-0.2586	0.53214
0.000108	0.437598	-0.45851	-0.67357	-0.84162	0.403921	0.140479
-0.16624	0.287149	0.3304	0.144663	0.386887	0.13892	-0.65422
-0.44154	-0.26036	0.298443	0.228911	0.322103	-0.1569	0.089664
0.285275	0.247496	-0.51185	-0.13345	-0.8888	-0.40297	0.026739
-0.31297	0.753943	0.286251	-0.19743	0.447909	-0.33702	0.137261
-0.56955	-0.01703	0.034694	0.583828	0.254753	0.052414	-0.02922
-0.8219	0.208638	-0.14004	-0.27278	0.47121	-0.03318	-0.30239
-0.42135	-0.27295	0.430783	0.187945	-0.63697	-0.05212	0.606826
0.098792	-0.33038	0.379568	-0.62226	0.760622	-0.32736	0.104129
0.521935	-0.13402	0.601523	-0.34792	-0.02975	0.34759	0.345988
-0.5207	0.24105	-0.19122	-0.19045	-0.07637	0.106914	-0.66393
0.471951	-0.17477	-0.48541	-0.46209	-0.0111	-0.42239	-0.36906

Row 1-20, Column 15~21

0.241497	-0.50968	-0.46918	0.401234	0.504125	0.403193	0.070571
0.346746	-0.19207	-0.14736	0.762995	-0.53803	-0.51941	-0.2476
0.003794	-0.48014	0.174301	-0.66867	-0.87026	0.589186	-0.25054
-0.23128	-0.02545	0.003134	-0.33495	0.373778	-0.75223	0.3354
-0.11208	-0.15833	0.518053	0.606814	-0.21168	0.526353	0.024596
-0.26308	0.291553	-0.00022	0.020896	-0.89247	0.398618	0.383023
0.503646	0.505981	0.062001	0.586785	0.418141	-0.42092	-0.35246
0.198822	-0.42714	0.112374	-0.04309	-0.12784	0.222286	0.523865
0.322167	-0.45481	-0.49139	-0.37509	0.791571	0.497524	-0.61311
-0.08313	0.328563	0.452705	0.194676	-0.50106	-0.30061	0.534616
0.531332	-0.32503	0.060727	-0.12782	-0.12899	0.297562	0.508199
-0.31255	-0.7086	-0.31784	0.0938	0.526391	0.19968	-0.21217
0.310191	-0.15238	-0.00831	0.438359	0.17166	0.349612	-0.46701
0.335104	0.508222	-0.24957	-0.00556	0.154977	0.426421	-0.30681
0.422765	-0.19963	-0.54826	0.016963	0.172544	-0.65064	0.174067
0.391639	0.315408	-0.78838	-0.19706	-0.34158	-0.50682	0.11602
0.657072	0.228762	0.632872	-0.15066	-0.37908	0.165625	-0.25584
0.565214	-0.03097	-0.15111	0.097885	0.189963	-0.03462	0.398713

-0.26876	-0.04216	0.527031	-0.22077	-0.43882	0.363835	0.462316
-0.56516	0.521588	0.249432	0.134527	0.172722	0.286172	-0.18149

表 3. 以 255 例特徵訓練建立之隱藏層 Bias<sub>1</sub>=20x1 矩陣

1.664826
-1.43286
-1.29769
-0.94183
0.869156
0.777624
-0.68516
-0.40172
-0.36594
-0.03123
-0.26043
0.053143
0.41144
-0.50184
-0.54132
-1.01822
0.990537
1.096096
1.372705
1.611142

輸出層  $W_2=3 \times 20$  矩陣，其明細見表 4。

輸出層 Bias<sub>2</sub>=3x1 矩陣，其明細見表 5。

表 4. 以 255 例特徵訓練建立之輸出層  $W_2=3 \times 20$  矩陣

Row 1-3, Column 1~7

0.158596	0.719073	-0.00419	-0.88571	-0.41152	0.048958	0.190366
-0.41839	0.513215	0.83103	0.202924	0.208019	0.310713	0.028777
-0.50225	-0.55826	-0.95019	-0.52185	-0.87234	-0.92026	-0.06805



Row 1-3, Column 8~14

-0.46893	-0.83384	0.905599	0.480722	-1.14887	0.390052	0.108781
-0.36369	-0.46498	-0.04483	0.20203	0.004077	-0.34563	-0.14837
0.138263	1.261972	0.427081	0.864637	1.18395	0.308546	-0.47786

Row 1-3, Column 15~20

-0.0177	-0.67227	0.910589	0.695193	0.82459	0.809302
-1.1125	1.139327	-0.24786	0.995738	0.084952	0.565924
0.237997	0.332833	-0.22862	0.047984	0.186277	0.917954

表 5. 以 255 例特徵訓練建立之輸出層  $Bias_2=3 \times 1$  矩陣

0.163214
-0.34001
-0.03766

## 5 討論與分析

本章節以前述章節形成之系統模型，對估測出的結果做討論與分析。

### 5.1 主義派別分類決策

對類神經網路系統模型輸入訓練樣本、建立模型完成後，產生之每筆輸出會是許多的  $3 \times 1$  的矩陣。矩陣內的估測數字中，第一列元素為立體主義；第二列元素為未來主義，第三列元素為印象主義。元素中之最大值落於哪一列元素，即決策出該圖像為哪一類主義派別。

## 5.2 效果評估尺度

本文對圖像辨識的效果評鑑的參數有很多種，本文採用的是相對簡單有效的辨識正確率，其計算方式如下：

$$\text{辨識正確率} = \frac{\text{辨識為正確主義別的數目}}{\text{辨識的樣本總數}}$$

## 5.3 使用 Linear 輸出層函數的訓練測試結果

本文運用 MATLAB 類神經網路工具箱時，MATLAB 會自動隨機以 60% 數量做訓練，20% 樣本數作驗證，20% 樣本數作測試，其結果所產生的混淆圖，如圖 35。

圖中 Target class (標靶正確值) 及 Output class (訓練、驗證及測試) 之 1,2,3 分別代表立體主義、未來主義及印象主義。

該圖內之左上圖為實際用來訓練(Training)的情形，隨機自 255 例中取 60% 即 153 例進行建模，產生權重及偏壓係數矩陣。訓練結果：

- 立體主義中 29 例，正確辨識的有 27 例，2 例誤判為印象主義；
- 未來主義中 36 例，正確辨識的有 26 例，2 例誤判為立體主義，6 例誤判為印象主義；
- 印象主義中 90 例，正確辨識的有 82 例，1 例誤判為立體主義，7 例誤判為未來主義。

右上圖為實際用來驗證(Validation)的情形，隨機自 255 例中，取 20% 約 51 例進行建模，產生權重及偏壓係數矩陣。結果：

- 立體主義中 15 例，正確辨識的有 13 例，2 例誤判為印象主義；
- 未來主義中 8 例，正確辨識的有 6 例，2 例誤判為印象主義；
- 立體主義中 28 例，正確辨識的有 21 例，2 例誤判為立體主義，5 例誤判為未來主義。

左下圖為實際用來測試(Test)的情形，隨機自 255 例中取 20% 約 51 例進行建模，產生權重及偏壓係數矩陣。結果：

- 立體主義中 9 例，正確辨識的有 7 例，2 例誤判為印象主義；
- 未來主義中 10 例，正確辨識的有 7 例，3 例誤判為印象主義；
- 印象主義中 32 例，正確辨識的有 30 例，2 例誤判為未來主義。

右下圖為 255 例之綜合的情形。結果：

- 立體主義中 53 例，正確辨識的有 47 例，6 例誤判為印象主義；
- 未來主義中 52 例，正確辨識的有 39 例，2 例誤判為立體主義，11 例誤判為印象主義；
- 印象主義中 150 例，正確辨識的有 133 例，3 例誤判為立體主義，14 例誤判為未來主義。

本文再以此模型，重新以相同之 255 例訓練樣本當成測試樣本，則產生的預估結果，如下表 6.：

表 6. 中的資料顯示：在 255 例中，立體主義的圖可以辨識成功率為 90.57%，未來主義的圖可以辨識成功率為 61.54%，印象主義的圖則可以辨識成功率為 91.33%。均可達到至少一半以上的辨識率，立體主義及印象主義甚至可達九成以上。

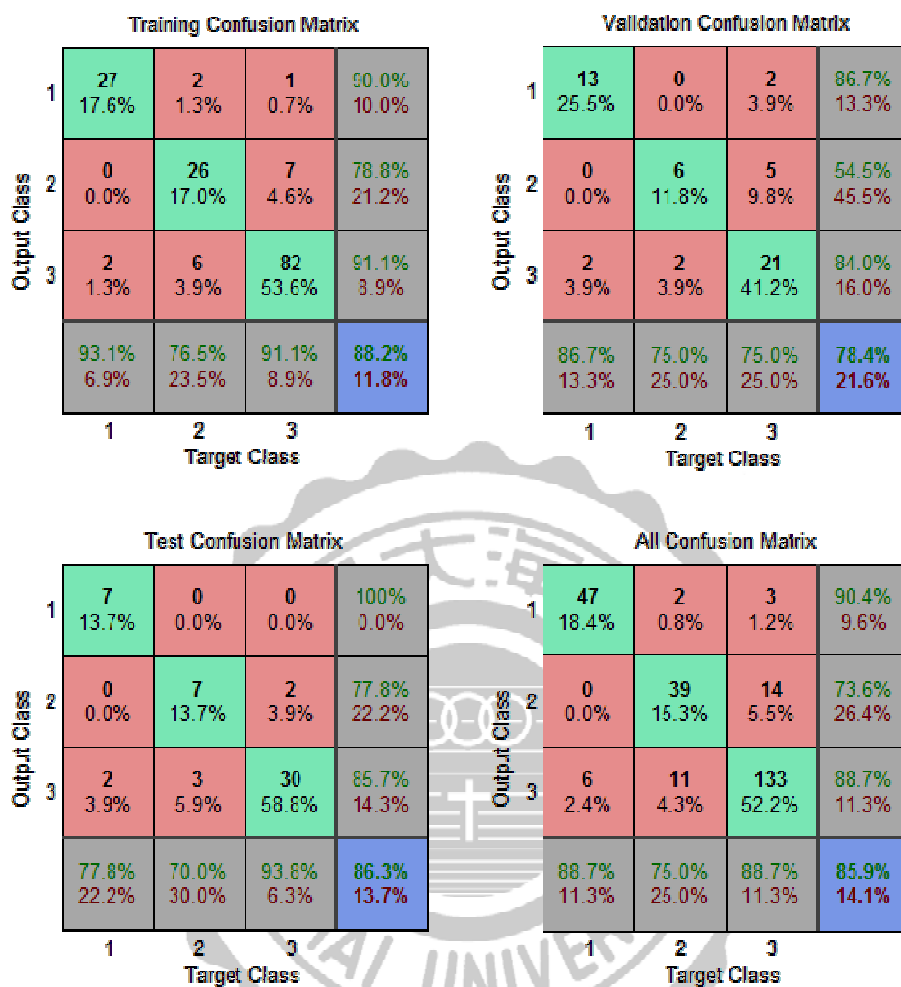


圖 35. 對 255 例樣本進行類神經網路建模之混淆圖

表 6. 以 MATLAB 訓練時相同之 255 例訓練樣本當成測試樣本，產生的預估結果

	立體主義	未來主義	印象主義
樣本數目	53	52	150
立體主義	48	4	4
未來主義	0	32	9
印象主義	5	16	137
辨識正確率	90.57%	61.54%	91.33%

為了再驗證系統模型的效能，本文另外以 Wiki Common 同樣三種主義派別目錄下的其他圖例，包括：立體主義 10 例、未來主義 10 例及印象主義 50 例；以前述產生之系統，進行模擬及測試，結果如表 7。

顯示 70 例中，立體主義的圖可以辨識成功率為 60%，未來主義的圖可以辨識成功率為 80%，印象主義的圖則可以辨識成功率為 94%。也達到不錯的辨識率。

表 7. 以全新的 70 例樣本當成測試樣本，產生的預估結果

	立體主義	未來主義	印象主義
樣本數目	10	10	50
立體主義	6	0	0
未來主義	0	8	3
印象主義	4	2	47
辨識正確率	60%	80%	94%

若將兩者的結果合併來看，結果如表 8；立體主義的圖可以辨識成功率為 85.71%，未來主義的圖可以辨識成功率為 64.52%，印象主義的圖則可以辨識成功率為 92%。可達到不錯的辨識率。

表 8. 以綜合的 325 例樣本當成測試樣本，產生的預估結果

	立體主義	未來主義	印象主義
樣本數目	63	62	200
立體主義	54	4	4
未來主義	0	40	12
印象主義	9	18	184
辨識正確率	85.71%	64.52%	92.00%

## 5.4 使用 Purelin 輸出層函數的訓練測試結果

本文另外又對類神經網路系統模型稍作修改，以 10 個神經元為架構，將隱藏層之轉換函數保持為 transig 函數，但將輸出層之轉換函數改使用 puerlin 為輸出函數，如圖 36.所示。

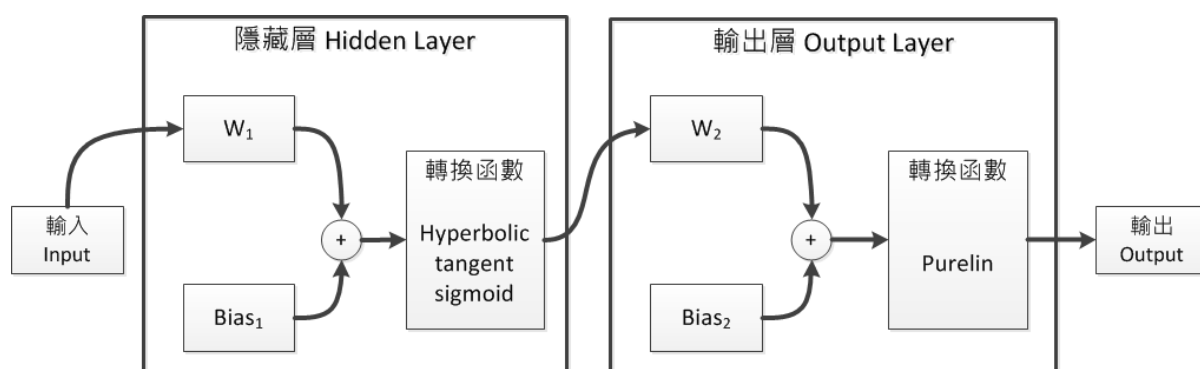


圖 36. 輸出層之轉換函數採用 Purelin 之類神經網路模型

除輸出層之轉換函數改變外，其他都按照與前述章節完全一樣的訓練樣本及測試方法，其結果見表 9。

就表中資料分析，在 255 例中，立體主義的圖可以辨識成功率為 90.57%，未來主義的圖可以辨識成功率為 75%，印象主義的圖則可以辨識成功率為 94%。顯示也有相當好的效果，甚至有比原模型更好的趨勢。

表 9. 以 255 例訓練樣本當成測試樣本，對新模型產生的預估結果

	立體主義	未來主義	印象主義
樣本數目	53	52	150
立體主義	48	4	4
未來主義	2	39	5
印象主義	3	9	141
辨識正確率	90.57%	75%	94%

## 5.5 辨識正確率之比較

以對繪畫圖像辨識的成功率而言，在 Shen, et. al. (2009) 文中 Table 3 有提到如下五種方法，及其辨識正確率分別為：

- Shen, et. Al. (2009): 69.7%
- Li, et. al. (2004): 52.7%
- Jiang, et. al. (2006): 47.5%
- Colombo, et. al. (1999): 40.2%
- Melzer, et. al. (1998): 37.7%

由該文可以了解，繪畫圖像的辨識正確率，由於可能影響的變因太多，的確非常不容易的事，上述的五種方法中，除 Shen, et. al. (2009) 達到超過六成以上的辨識成功率外，其他的都未達到。

雖然該文是對以繪畫特徵判斷圖像屬於哪一位原作者，而本文則是以繪畫特徵判斷圖像屬於哪一種畫風主義派別，Shen, et. al. (2009) 文中提及的辨識正確率，仍可為本文的對繪畫辨識正確率數值的效能表現，提供一個參考。若以該文之繪畫辨識正確率數值來比較，本文達到的繪畫辨識正確率：立體主義的圖可以辨識成功率為 85.71%，未

來主義的圖可以辨識成功率為 64.52%，印象主義的圖則可以辨識成功率為 92%，這樣的數據表現，應可算是達到相當不錯的效能。





## 6 結論

經過文獻研讀及對三種主義派別的圖案研究之後，本文建立對圖像進行邊緣偵測、霍夫轉換、影像熵等影像處理，建立圖像樣本的特徵資料庫，以此集合作為類神經網路作為分類器的訓練資料，由此建立分類系統模型，經過原訓練資料及新的該三種主義派別圖像資料的測試驗證，確實可以達到辨識新圖像是否屬於這三種風格的效果，而且其辨識正確率，立體主義的圖可以辨識成功率為 85.71%，未來主義的圖可以辨識成功率為 64.52%，印象主義的圖則可以辨識成功率為 92%。與其他類似圖像辨識方法的表現相比，已達不錯的水準。



## 7 文獻資料

1. G. Davies, H. Eills, E. Shepherd, (1981) “*Perceiving and Remembering Faces*”, Academic, New York.
2. R. Arnheim,(2004) “*Art and Visual Perception: A Psychology of the Creative Eye*”, University of California Press, Berkeley, CA.
3. Rachel Barnes (2001).*The 20th-Century art book*. (Reprinted. ed.). London: Phaidon Press.ISBN0714835420.
4. Shuqiang Jiang , Qingming Huang, Qixiang Ye, Wen Gao, (2006), “An effective method to detect and categorize digitized traditional Chinese paintings”, *Pattern Recognition Letters*, 27 , 734-746.
5. Jialie Shen, (2009) “Stochastic modeling western paintings for effective classification”, *Pattern Recognition*, 42, 293-301.
6. T. Melzer, P. Kammerer, E. Zolda, (1998) “Stroke detection of brush strokes in portrait miniatures using a semi-parametric and a model based approach”, *Pattern Recognition, Proceedings. Fourteenth International Conference (1)* , 474 - 476 .
7. C. Colombo, A.D. Bimbo, P. Pala, (1999) “Semantic in visual information retrieval”, *IEEEMultimedia* 6 (3), 38-53.
8. J. Li, J.Z. Wang, (2004) “Studying digital imagery of ancient paintings by mixtures of stochastic models”, *IEEE Trans. Image Process.* 13(3), 340-353.
9. Florin Cutzu, Riad Hammoud, Alex Leykin, (2005) ,“Distinguishing paintings from photographs”, *Computer Vision and Image Understanding* 100, 249-273.
10. JiaChuan Sheng, (2012), “An Effective Approach to Identify Digitized IWPs (Ink and Wash Paintings)”, *5th International Congress on Image and Signal Processing (CISP 2012)*, 407 – 410.
11. Roger Balian, (2004), "Entropy, a Protean concept". In Dalibard, Jean. *Poincaré Seminar 2003: Bose-Einstein condensation - entropy*.

- Basel: Birkhäuser. pp. 119–144, ISBN 9783764371166.
12. Lijun Ding, Ardeshir Goshtasby , (2001), “On the Canny edge detector”, *Pattern Recognition*, 34, 721-725.
  13. D. Marr, E. Hildreth (1980), “Theory of edge detection”, *Proceedings of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences*, 207(1167), 187-217,
  14. R. Haralick (1984), “Digital step edges from zero crossing of second directional derivatives”, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 6, 58-68.
  15. J. Canny, (1986) “A computational approach to edge detection”, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 8 (6), 679-698.
  16. J.J. Clark (1989), “Authenticating edges produced by zero crossing algorithms”, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 11 (1), 43-57.
  17. F. Ulupinar, G. Medioni (1990), “Refining edges detected by a LoG operator”, *Comput. Vision, Graphics, Image Process.* 51, 275-298.
  18. F. Bergholm (1987), “Edge Focusing”, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 9, 726-741.
  19. A. Goshtasby, H-L. Shyu, (1995), “Edge detection by curvefitting”, *Image Vision Comput.* 13 (3) , 169-177.
  20. J.H. Elder, S.W. Zucker, “Local scale control for edge detection and blur estimation”, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 20 (7), 699-716.
  21. S.Z. Li, “Closed-form solution and parameter selection for convex minimization-based edge preserving smoothing”, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 20 (9) (1998) 916-932.
  22. M.D. Heath, S. Sarkar, T. Sanocki, K.W. Bowyer (1997), “A robust visual method for assessing the relative performance of edge-detection algorithms”, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 19 (12), 1338-1359.
  23. P.Hough (P.V.C. Hough. Method and Means for Recognizing Complex Patterns, US Patent 3,069,654, December 1962).

24. R.O.Duda, R.E.Hart. (1972) “Use of the Hough Transform to Detect Lines and Curves in Pictures”, *CACM*(15), 1, 11-15.
25. H. Li, M.A. Lavin, and R.J. Le Master. (1986), “Fast hough transform: A hierarchical approach” . *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 36:139-161,.
26. D.H. Ballard, (1981), “Generalized the Hough Transform to Detect Arbitrary Shapes,” *Pattern Recognition*, Vol. 3, No. 2, 110-122.
27. H. Moravec (1980). “, *Tech Report CMU-RI-TR-3* Carnegie-Mellon University, Robotics Institute.
28. C. Harris and M. Stephens (1988), “A combined corner and edge detector” ,*Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference*. 147–151.
29. Rosenblatt, Frank (1957), “The Perceptron--a perceiving and recognizing automaton.” , Report 85-460-1, Cornell Aeronautical Laboratory.
30. Po-Han Chen , Luh-Maan Chang (2003) “Artificial intelligence application to bridge painting assessment”, *Automation in Construction* 12, 431– 445.
31. Igor Berezhnoy, Eric Postma, Jaap van den Herik, (2007) ,“Computer analysis of Van Gogh’s complementary colours”, *Pattern Recognition Letters* 28 703–709.
32. 劉振源、1996，”立體派繪畫”，藝術圖書公司，台北。
33. Wolfram, Eddie、1975，傅嘉輝譯，”拼貼藝術之歷史”，遠流出版，台北。
34. 劉克峰、1996，”純粹主義學的現代性”，洪葉文化事業有限公司出版，台北。
35. 曾鵬光，1997，”立體派美學理論對建築設計之轉化”，成功大學建築(工程)學系碩士論文。