

國立臺灣大學生物資源暨農學院農藝學研究所生物統計組

碩士論文

Division of Biometrics Graduate Institute of Agronomy

College of Bioresources and Agriculture

National Taiwan University

Master Thesis

應用支持向量機於動漫圖像分類

Apply support vector machine in anime images
classification.

莊皓宇

Hao-Yu Chuang

指導教授：劉力瑜 博士

Advisor: Li-yu Daisy Liu , Ph.D.

中華民國 107 年 6 月

June, 2018

誌謝



此篇論文主要獻給一路陪伴我的好友們，首要感謝老婆伊莉雅和我的指導老師 劉力瑜博士，沒有你們的提攜論文絕無辦法付梓，而接下來非常感激 315 的宅男李韶凱、李本立學弟們與瘦宅李沂倫同學與宅女裴昭如學妹，有你們的陪伴讓我一路由研究的苦悶轉為痛快，在無助的時刻也能活力充沛，還有感謝遠在台東的爸爸媽媽和姑姑，有你們真好，能在畢業後支持我到日本尋夢的動力，而本碩士學位希望能傳達到在我口試期間過世的爺爺，有您的保佑我才能順利畢業，最後僅獻上一祝福於美好的動漫世界與接下來精彩的人生旅途。



摘要

內容圖像檢索，是將圖片中的像素資料作為圖像搜尋依據，在圖片搜尋引擎中，依照提供的圖像找到相似的圖像，提供使用者從圖像資料庫找尋所需要的圖片，在像素的資料處理上，常會遇到變數資料過多樣本數過少之問題，如能利用對應之圖像分類統計演算法，可提升圖像搜尋準確度。

本研究使用支持向量機分類方法，將 30 位動漫人物圖像進行分類，從中比較核函數在多元分類與二元分類上校正後之準確率與執行效率，期望使用較少的像素資料與參數較少的分類法則作為動漫圖像分類的演算法。多元分類的部分，透過校正 3 種核函數後，使用 radial basis 核函數的非線性支持向量機分類方法比最鄰近分類法在動漫圖像多元分類較穩健，在二元分類情境下，線性支持向量機分類方法就能達到準確的分類效果，可依此做為日後圖庫搜尋系統之參考依據。

關鍵字:支持向量機、多元分類、二元分類、圖像搜尋、核函數

Abstract



Content-based image retrieval (CIR) is a strategy to search images from images data content. Statistical algorithm may help to accelerate the searching process in CIR especially when the image data are high dimensional with small sample size.

In this research, support vector machine (SVM) were adopted for classification of 30 anime characteristics. This study aims to develop the protocol to train the kernel function(s) for linear or nonlinear SVM to correctly and efficiently classify anime images in multiple or binary categories. For classification of multiple categories, we observed that the nonlinear SVM with radial basis kernel was more accurate than the K-nearest-neighbor (KNN) method proposed by others after optimizing the model parameters. In the cases of binary classification, the linear SVM had already achieved the most accuracy. The results of this study may provide insights and help to improve the CIR implementation in the future.

Keyword: image retrieval 、 support vector machine 、 multiple categories 、 binary categories 、 kernel

目錄




| | |
|----------------------|-----|
| 誌謝..... | i |
| 摘要..... | ii |
| Abstract..... | iii |
| 表目錄..... | 1 |
| 圖目錄..... | 1 |
| 第一章圖像蒐集..... | 1 |
| 1.1 臉部及雙眼擷取..... | 1 |
| 1.2 圖像資料處理..... | 3 |
| 第二章統計分析方法..... | 4 |
| 2.1 支持向量機簡介..... | 4 |
| 2.1 分類方法..... | 7 |
| 第三章結果與討論..... | 9 |
| 3.1 多張圖片分類..... | 9 |
| 3.1.1 參數校正..... | 9 |
| 3.1.2 模型預測結果與討論..... | 20 |
| 3.2 二元圖片分類..... | 21 |
| 3.2.1 參數校正..... | 21 |
| 3.2.2 模型預測結果與討論..... | 28 |
| 第四章總結..... | 30 |
| 參考文獻..... | 31 |
| 附錄一..... | 33 |
| 公式推導..... | 33 |
| 支持向量機公式..... | 33 |
| 懲罰權重公式..... | 35 |
| 附錄二..... | 36 |
| 支持向量機與 KNN 比較..... | 36 |

表目錄




| | |
|--|----|
| Table 2.1 30 位動畫角色共 375 圖像之作品與人物名稱。..... | 1 |
| Table 3.1 R 軟體 e1071 套件的 svm 函式提供之四種核函數 (Meyer, 2017)..... | 6 |
| Table4.1. Tuning face parameters by kernel of polynomial. | 10 |
| Table4.2 Tuning face parameters by kernel of radial basis. | 14 |
| Table4.3 Tuning parameter by kernel of Sigmoid. | 14 |
| Table4.4 Best combination of tuning face parameters. | 15 |
| Table4.5 Result of prediction rates for faces in the training dataset..... | 15 |
| Table4.6 Tuning eyes parameters by kernel of polynomial..... | 15 |
| Table4.7 Tuning eyes parameters by kernel of radial basis..... | 18 |
| Table4.8 Tuning eyes parameters by kernel of Sigmoid. | 19 |
| Table4.9 Best combination of eyes tuning parameters..... | 19 |
| Table4.10 Result of prediction rates for eyes in the training dataset..... | 20 |
| Table4.11 Results of face classification in the testing dataset..... | 21 |
| Table4.12 Result of Eyes classification in the testing dataset. | 21 |
| Table4.13 Tuning parameters by kernel of Polynomial..... | 22 |
| Table4.14 Tuning parameters by kernel of Radial basis..... | 27 |
| Table4.15 Tuning parameters by kernel of sigmoid | 27 |



| | |
|--|----|
| Table4.16 Best result of Tuning parameters..... | 28 |
| Table 4.17 Result of Correct Prediction Rate..... | 29 |
| Table 附 1. KNN 與線性支持向量機 100 次模擬結果之運算速度以及平均 準確率。 | 36 |

圖目錄

- 
- Fig. 2.1 為 animeface 所訓練出動漫人物臉譜，其中取出綠框部分作為臉
部資料以及雙眼資料。 3
- Fig. 3.1 此圖為原始二維度支持向量機示意圖..... 5
- Fig. 3.2 紅色與藍色的點代表資料，左圖代表原始數據..... 7



第一章圖像蒐集

1.1 臉部及雙眼擷取

為探討支持向量機對於二次元人物臉譜分類的準確率，本研究參考 Takayama et al. (2012) 所做的研究，利用 Google 圖像搜尋引擎蒐集二次元人物圖片所在的網址，利用此方法蒐集 30 位動畫角色之 375 張圖像 (Table 2.1)，將圖像 URL 輸入到 anime face detection demo 網站 (<http://anime.udp.jp/face-detect/>) 後，其可自動偵測出該張圖片的臉部範圍 (如 Fig. 2.1)。獲得臉部範圍後，使用 Photoshop Online (<https://pixlr.com/editor/>) 擷取出臉與雙眼之 jpg 圖像，並將圖像長寬皆設成 100 像素，共 $375 \times 3 = 1125$ 筆圖片資料，做為支持向量機多元分類法之資料集，即將此 1125 筆資料將用於多類別的圖像分類，其中 80% (300 張圖像、900 筆資料) 作為訓練資料集 (training dataset)，20% (75 張圖像、225 筆資料) 作為測試資料集 (test dataset)。二元分類的部分以上述 300 筆臉部圖像作為訓練資料集 (training dataset) 建立支持向量機分類法則，進行伊莉雅圖像與非伊莉雅圖像的二元分類，另外使用 42 張伊莉雅圖像經相同處理，得到臉部範圍共 42 筆資料，作為另外二元分類測試資料集 (test dataset)。

Table 2.1 30 位動畫角色共 375 圖像之作品與人物名稱。

| 人物名稱 | 作品 | 數目 |
|------------------------------------|-----------|----|
| 赤座燈里(Akaza Akari) | 搖曳百合 | 8 |
| 秋山澪(Akiyama Mio) | 輕音少女 | 20 |
| 涼風青葉(Suzukaze Aoba) | New Game! | 12 |
| 艾利由西亞·D·魯德·依瑪(Elucia De Luuto Ima) | 只有神知道的世界 | 12 |

| | | |
|------------------------|----------------------|----|
| 亞絲娜(Yuuki Asuna) | 刀劍神域 | 20 |
| 如月千早(Kisaragi Chihaya) | The Idolm@ster | 16 |
| 香風智乃(Kafū Chino) | 請問您今天要來點兔子嗎？ | 20 |
| 桐崎千棘(Kirisaki Chitoge) | 偽戀 | 2 |
| 赫斯緹雅(Hestia) | 在地下城尋求邂逅是否搞錯了 什麼 | 12 |
| 姬柊雪菜(Hirameki Yukina) | 噬血狂襲 | 8 |
| 平澤唯(Hirasawa Yui) | 輕音少女 | 20 |
| 泉此方(Izumi Konata) | 幸運星 | 20 |
| 宮園薰(Miyazono Kaori) | 四月是你的謊言 | 12 |
| 星月美紀(Hoshitsuki Miki) | 戰鬥女子學園 | 12 |
| 初音未來(Hatsune Miku) | Crypton Future Media | 13 |
| 御坂美琴(Misaka Mikoto) | 魔法禁書目錄 | 7 |
| 織田信奈(Oda Nobuna) | 織田信奈的野望 | 8 |
| 雷姆(Remu) | Re:從零開始的異世界生活 | 7 |
| 城崎莉嘉(Jougasaki Rika) | 偶像大師 灰姑娘女孩 | 8 |
| 櫻內梨子(Sakurauchi Riko) | Loveline!Sunshine!! | 12 |
| 前川未來(Maekawa Miku) | 偶像大師 灰姑娘女孩 | 6 |
| 島村卯月(Shimamura Uzuki) | 偶像大師 灰姑娘女孩 | 12 |

忍野忍(Oshino Shinobu)

物語系列

9

涼宮春日(Susumiya Haruhi)

涼宮春日的物語

20

伊莉雅
(Illyasviel Von Einzbern)

Fate/Kaleid Liner 魔法少女☆

13

渡邊曜(Watanabe You)

Loveline!Sunshine!!

15

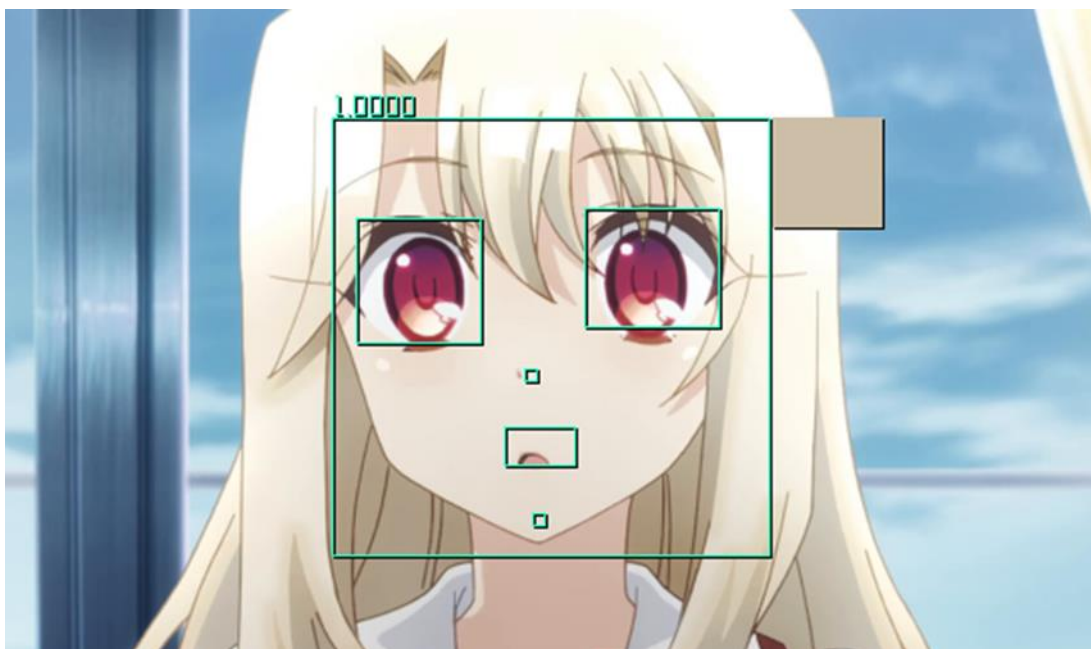


Fig. 2.1 為 animeface 所訓練出動漫人物臉譜，其中取出綠框部分作為臉部資料以及雙眼資料。

1.2 圖像資料處理

將整理好之臉部以及雙眼 jpg 圖像利用 python 之 opencv2 套件讀取像素之 RGB 數值，而 RGB 之顏色空間為各 256 之單位元所組成，本研究參照 Chapelle et al. (1999) 採用顏色直方圖分類法 (Histogram-Based Image Classification)，利用 R 軟體將原始資料整理為各 32 單位元，共 96 個變數，以此方式進行後續資料分析。



第二章統計分析方法

2.1 支持向量機簡介

線性超平面

支持向量機 (support vector machine) 是一種二元分類方法，在有限樣本中能透過找出最佳之超平面來提升分類之準確度 (Vapnik,1995)。在使用支持向量機進行資料分類時，須找出該兩類資料的最大距離，而能定義出最佳分類邊界之切割平面稱之為最佳超平面。將超平面 (L) (Fig. 3.1 虛線) 以數學式表達如下式，

$$f(x) = \beta^T x$$

其中 β 為含截距 b_0 之 $n+1$ 個 x 的參數向量， x 為 n 個資料特徵的設計矩陣 (design matrix)

$$\beta = \begin{pmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix}$$

以

$$f(x) < 0$$

或

$$f(x) > 0$$

可得到兩種分類結果，以 -1 和 1 分別代表。在此將此結果定義為下式

$$\text{If } f(x) < 0 \text{ then } y_i = -1$$

$$\text{If } f(x) > 0 \text{ then } y_i = 1$$

引入 Lagrange 多項式及一組用於最佳化求解的參數向量 γ 以偏微分求解 (Chapelle et al., 1999) 可得



$$\beta = \sum_{i=0}^N \gamma_i y_i x_i$$

同時，若資料符合

$$\sum_{i=0}^N \gamma_i y_i = 0$$

會剛好落在邊界線上，稱為支持向量，以用來分出資料點的類別。上述相關推導請見附錄二。

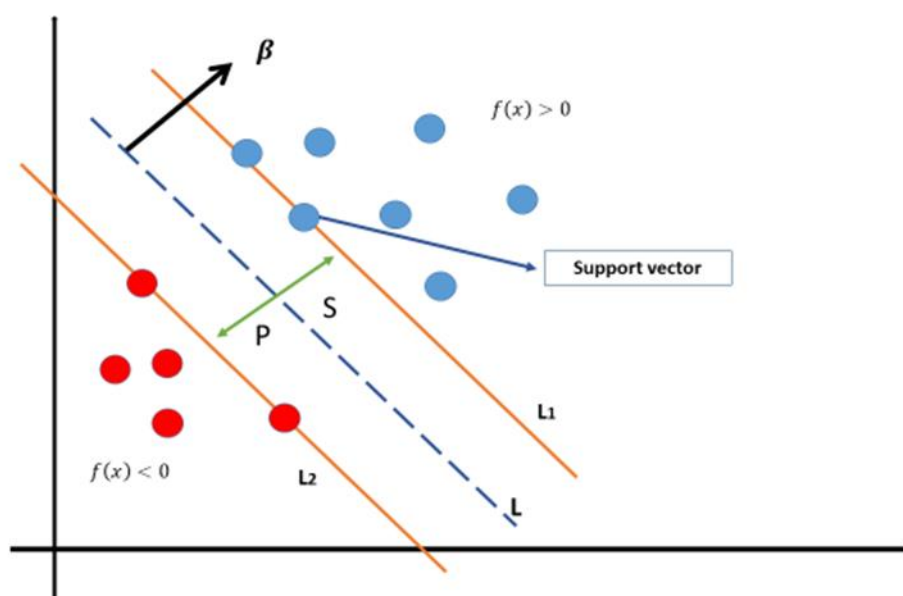


Fig. 3.1 此圖為原始二維度支持向量機示意圖，藍色與紅色的點代表兩種類別的資料，而圖中虛線稱作分離超平面 (L)，用於分離兩類資料，與 L 平行且最接近紅點與藍點之超平面稱作支持向量 (support vector)，可用此產生圖中兩條棕色平行線 (L₁、L₂)，S 與 P 代表分類邊界之距離，β 為垂直於分離超平面之向量，此向量長度可用於決定圖中 S 與 P 之大小。

2. 非線性最佳平面

當線性條件無法得到明確之分類效果時，在此情況會嘗試將資料映射至另一



個特徵空間中 (Fig. 3.2)。例如利用支持向量機處理資料分類邊界問題時，常會有邊界重疊無法清楚切割的情況，此時會同時採用兩種處理策略，第一種為核函數 (kernel function) 轉換，第二種為增加誤差項 (error term)，分述如下。

(1) 核函數轉換

首先會將線性之 $L(\beta)$ 導入核函數 K，如下式，

$$\max L(\beta) = \sum_{i=1}^N \gamma_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \gamma_i \gamma_j y_i y_j K(x_i x_j)$$

將資料轉換到不同的空間中進行分類，而常見的核函數如 Table 3.1，本研究採用四種核函數進行分析，其中 linear 為線性分類，polynomial 冪次轉換函數，radial basis 為指數轉換函數，sigmoid 為先進行冪次運算後，再透過反三角函數進行轉換 (Mercier & Lennon,2003)。上述轉換將採用 R 軟體 e1071 套件的 svm 函式 (Meyer et al., 2017) 進行分析。

Table 3.1 R 軟體 e1071 套件的 svm 函式提供之四種核函數 (Meyer, 2017)

| Kernel | Formula | Parameters |
|--------------|----------------------------------|------------------|
| Linear | $\beta^T x$ | none |
| Polynomial | $\gamma(\beta^T x + c_0)^d$ | γ, d, c_0 |
| Radial basis | $\exp\{-\gamma \beta - x ^2\}$ | γ |
| sigmoid | $\tanh(\gamma\beta^T x + c_0)^d$ | γ, c_0 |

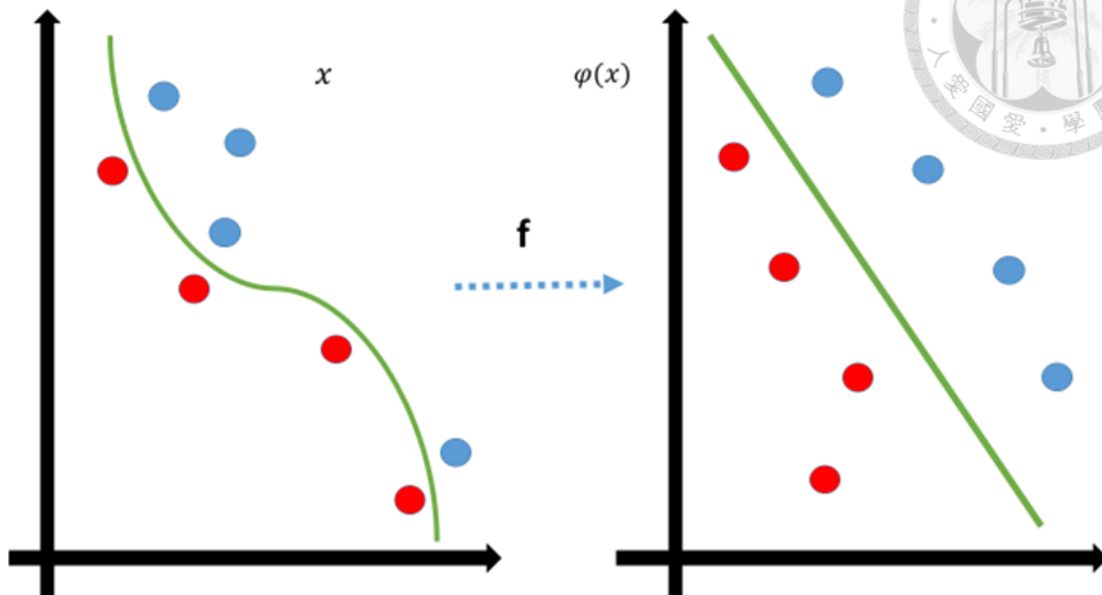


Fig. 3.2 紅色與藍色的點代表資料，左圖代表原始數據，可得知當數據呈現非線性時，在分類上會增加其困難度，但透過適當核函數 $\phi(x)$ ，將資料點映射至右圖的特徵空間中，得到較明顯的分類邊界。

(2) 懲罰權重

解決邊界重疊的第二種方法為在分類判斷式上增加誤差項 ϵ ，並利用懲罰權重 C (cost) 來限制誤差對分類判斷式的影響，避免可容忍誤差過大造成模型過度配適 (Chiroma et al., 2014)。

本研究結合核函數與誤差項建立分類支持向量，並比較不同核函數與不同程度之懲罰權重對影像分類正確率的影響，關於懲罰權重之推導詳見附錄二。

2.1 分類方法

在使用支持向量機進行資料分類前須進行參數校正，找出預測能力最高的參數組合，將 30 位動漫角色總共 375 張圖像，隨機抽出 300 張做為訓練資料，將交叉驗證資料分為 10 等分，針對臉部和雙眼資料使用三種非線性



的核函數進行參數校正。

支持向量機多元分類方法

參考 Chen (2001) 支持向量機分類方式，當進行 N 類訓練資料分類時，會產生 C_2^N 個超平面，而後續在分類測試資料時，會將測試資料點分別帶入個超平面作投票，得到票數最多的超平面類別，及該資料點之分類結果，本研究蒐集 30 位不同的角色人物共 375 張圖片進行分類，以 80% 作為訓練資料，20% 作為測試資料，同時分類多位人物，比較不同參數條件下，支持向量機之分類效果。

在 Radial basis 核函數中設定 Cost 為 10、100，Gamma 為 0.01、0.1、1，共 6 組參數組合；Polynomial 核函數中設定 Cost 範圍分別為 10、100，Coef0 為 1 至 5，Gamma 為 0.01、0.1、1，Degree 為 1 到 5，共 150 組參數組合；Sigmoid 核函數中設定 Cost 為 10、100，Gamma 為 0.01、0.1、1；Coef0 為 0、5、10，共 18 組參數組合。

最終決定測試類別的方式，依據訓練資料集界定出之支持向量邊界，投票決定出測試資料之類別。

支持向量機二元分類方法

準備 42 張單一動漫人物，在此以伊利雅為分類對象，利用 300 張中已有的伊莉雅圖像與其他人物圖像分為兩類，建立該人物的支持向量，以與多元分類方法進行多位人物分類的結果進行比較。

在多項式核函數設定其 Cost 為 10、100，Gamma 為 1、0.1、0.01、0.001，Degree 為 1 至 5，Coef0 為 1 至 5；radial basis 核函數設定其 Cost 為 100、1000，Gamma 為 0.01、0.001、0.0001，Coef0 為 1、0.1、0.001(Chen et al.,2001)。

最鄰近分類方法 (K Nearest Neighbor, KNN, classification)

本研究採用歐式距離作為最鄰近分類法計算相似度之測度，而將資料 80% 作為訓練資料，採最鄰近之 19 筆資料點作為分類依據，利用此 19 筆進行數量比較，以該分類最多點之資料作為資料分類依據。



第三章結果與討論

3.1 多張圖片分類

3.1.1 參數校正

首先，本研究比較 polynomial、radial basis、sigmoid 核函數轉換方式結合支持向量機進行臉部圖像分類的結果，三種核函數不同參數下分類 300 張訓練集全臉圖像的 error 與 dispersion 結果分別列於 Tables 4.1、4.2、4.3，在此 error 為 mean squared error (MSE)，dispersion 為四分位距 (interquartile range)，為了讀者閱讀方便，亦將三種函數所得最佳臉部辨識結果列於 Table 4.4，從中得到 Polynomial 核函數在 Cost 為 10、Gamma 為 0.01、Degree 為 1、Coef0 為 1 時有最小的誤差 (error = 0.405; dispersion = 0.099)；Radial Basis 核函數在 Cost 為 10、Gamma 為 0.01 時有最小的誤差 (error = 0.422; dispersion = 0.099)，Sigmoid 核函數在 Cost 為 10、Gamma 為 0.01、Coef0 為 0 時有最小的誤差 (error = 0.496; dispersion = 0.045)，以誤差最小的參數組合作為訓練資料集支持向量機參數設定之依據，得到訓練集準確率，Polynomial 核函數為 0.99、Radial Basis 核函數為 1、Sigmoid 核函數為 0.82 (Table 4.5)。

三種核函數不同參數下分類雙眼圖像的 error 與 dispersion 結果分別列於 Tables 4.6、4.7、4.8，最佳雙眼圖像校正結果列於 Table 4.9，得到 Polynomial 核函數在 Cost 為 10、Gamma 為 0.01、Degree 為 1、Coef0 為 1 時有最小的誤差 (error = 0.496; dispersion = 0.045)；Radial Basis 核函數在 Cost 為 10、Gamma 為 0.01 時有最小的誤差 (error = 0.561; dispersion = 0.065)；Sigmoid 核函數在 Cost 為 10、Gamma 為 0.01、Coef0 為 0 時有最小



的誤差 (error = 0.697; dispersion = 0.11)。以誤差最小的參數組合作為訓練資料集支持向量機參數設定之依據，得到訓練集準確率，Polynomial 核函數為 1、Radial Basis 核函數為 1、Sigmoid 核函數為 1 (Table 4.10)。

Table4.1. Tuning face parameters by kernel of polynomial.

| Parameters | | | | | |
|------------|-------|-------|--------|-------|------------|
| Cost | Coef0 | Gamma | Degree | Error | Dispersion |
| 10 | 1 | 0.01 | 1 | 0.405 | 0.091 |
| 100 | 1 | 0.01 | 1 | 0.411 | 0.099 |
| 10 | 2 | 0.01 | 1 | 0.405 | 0.091 |
| 100 | 2 | 0.01 | 1 | 0.411 | 0.099 |
| 10 | 3 | 0.01 | 1 | 0.405 | 0.091 |
| 100 | 3 | 0.01 | 1 | 0.411 | 0.099 |
| 10 | 4 | 0.01 | 1 | 0.405 | 0.091 |
| 100 | 4 | 0.01 | 1 | 0.411 | 0.099 |
| 10 | 5 | 0.01 | 1 | 0.405 | 0.091 |
| 100 | 5 | 0.01 | 1 | 0.411 | 0.099 |
| 10 | 1 | 0.1 | 1 | 0.411 | 0.099 |
| 100 | 1 | 0.1 | 1 | 0.411 | 0.099 |
| 10 | 2 | 0.1 | 1 | 0.411 | 0.099 |
| 100 | 2 | 0.1 | 1 | 0.411 | 0.099 |
| 10 | 3 | 0.1 | 1 | 0.411 | 0.099 |
| 100 | 3 | 0.1 | 1 | 0.411 | 0.099 |
| 10 | 4 | 0.1 | 1 | 0.411 | 0.099 |
| 100 | 4 | 0.1 | 1 | 0.411 | 0.099 |
| 10 | 5 | 0.1 | 1 | 0.411 | 0.099 |
| 100 | 5 | 0.1 | 1 | 0.411 | 0.099 |
| 10 | 1 | 1 | 1 | 0.411 | 0.099 |
| 100 | 1 | 1 | 1 | 0.411 | 0.099 |
| 10 | 2 | 1 | 1 | 0.411 | 0.099 |
| 100 | 2 | 1 | 1 | 0.411 | 0.099 |
| 10 | 3 | 1 | 1 | 0.411 | 0.099 |
| 100 | 3 | 1 | 1 | 0.411 | 0.099 |
| 10 | 4 | 1 | 1 | 0.411 | 0.099 |
| 100 | 4 | 1 | 1 | 0.411 | 0.099 |
| 10 | 5 | 1 | 1 | 0.411 | 0.099 |
| 100 | 5 | 1 | 1 | 0.411 | 0.099 |

| | | | | | |
|-----|---|------|---|-------|-------|
| 10 | 1 | 0.01 | 2 | 0.448 | 0.104 |
| 100 | 1 | 0.01 | 2 | 0.448 | 0.104 |
| 10 | 2 | 0.01 | 2 | 0.425 | 0.103 |
| 100 | 2 | 0.01 | 2 | 0.425 | 0.103 |
| 10 | 3 | 0.01 | 2 | 0.421 | 0.108 |
| 100 | 3 | 0.01 | 2 | 0.421 | 0.108 |
| 10 | 4 | 0.01 | 2 | 0.415 | 0.099 |
| 100 | 4 | 0.01 | 2 | 0.415 | 0.099 |
| 10 | 5 | 0.01 | 2 | 0.411 | 0.095 |
| 100 | 5 | 0.01 | 2 | 0.411 | 0.095 |
| 10 | 1 | 0.1 | 2 | 0.479 | 0.090 |
| 100 | 1 | 0.1 | 2 | 0.479 | 0.090 |
| 10 | 2 | 0.1 | 2 | 0.472 | 0.099 |
| 100 | 2 | 0.1 | 2 | 0.472 | 0.099 |
| 10 | 3 | 0.1 | 2 | 0.465 | 0.100 |
| 100 | 3 | 0.1 | 2 | 0.465 | 0.100 |
| 10 | 4 | 0.1 | 2 | 0.465 | 0.097 |
| 100 | 4 | 0.1 | 2 | 0.465 | 0.097 |
| 10 | 5 | 0.1 | 2 | 0.462 | 0.089 |
| 100 | 5 | 0.1 | 2 | 0.462 | 0.089 |
| 10 | 1 | 1 | 2 | 0.503 | 0.090 |
| 100 | 1 | 1 | 2 | 0.503 | 0.090 |
| 10 | 2 | 1 | 2 | 0.492 | 0.098 |
| 100 | 2 | 1 | 2 | 0.492 | 0.098 |
| 10 | 3 | 1 | 2 | 0.486 | 0.099 |
| 100 | 3 | 1 | 2 | 0.486 | 0.099 |
| 10 | 4 | 1 | 2 | 0.486 | 0.099 |
| 100 | 4 | 1 | 2 | 0.486 | 0.099 |
| 10 | 5 | 1 | 2 | 0.482 | 0.096 |
| 100 | 5 | 1 | 2 | 0.482 | 0.096 |
| 10 | 1 | 0.01 | 3 | 0.468 | 0.090 |
| 100 | 1 | 0.01 | 3 | 0.468 | 0.090 |
| 10 | 2 | 0.01 | 3 | 0.455 | 0.099 |
| 100 | 2 | 0.01 | 3 | 0.455 | 0.099 |
| 10 | 3 | 0.01 | 3 | 0.445 | 0.104 |
| 100 | 3 | 0.01 | 3 | 0.445 | 0.104 |
| 10 | 4 | 0.01 | 3 | 0.439 | 0.105 |




| | | | | | |
|-----|---|------|---|-------|-------|
| 100 | 4 | 0.01 | 3 | 0.439 | 0.105 |
| 10 | 5 | 0.01 | 3 | 0.425 | 0.103 |
| 100 | 5 | 0.01 | 3 | 0.425 | 0.103 |
| 10 | 1 | 0.1 | 3 | 0.534 | 0.065 |
| 100 | 1 | 0.1 | 3 | 0.534 | 0.065 |
| 10 | 2 | 0.1 | 3 | 0.500 | 0.060 |
| 100 | 2 | 0.1 | 3 | 0.500 | 0.060 |
| 10 | 3 | 0.1 | 3 | 0.496 | 0.072 |
| 100 | 3 | 0.1 | 3 | 0.496 | 0.072 |
| 10 | 4 | 0.1 | 3 | 0.489 | 0.080 |
| 100 | 4 | 0.1 | 3 | 0.489 | 0.080 |
| 10 | 5 | 0.1 | 3 | 0.476 | 0.088 |
| 100 | 5 | 0.1 | 3 | 0.476 | 0.088 |
| 10 | 1 | 1 | 3 | 0.581 | 0.064 |
| 100 | 1 | 1 | 3 | 0.581 | 0.064 |
| 10 | 2 | 1 | 3 | 0.571 | 0.064 |
| 100 | 2 | 1 | 3 | 0.571 | 0.064 |
| 10 | 3 | 1 | 3 | 0.560 | 0.069 |
| 100 | 3 | 1 | 3 | 0.560 | 0.069 |
| 10 | 4 | 1 | 3 | 0.554 | 0.072 |
| 100 | 4 | 1 | 3 | 0.554 | 0.072 |
| 10 | 5 | 1 | 3 | 0.547 | 0.070 |
| 100 | 5 | 1 | 3 | 0.547 | 0.070 |
| 10 | 1 | 0.01 | 4 | 0.476 | 0.076 |
| 100 | 1 | 0.01 | 4 | 0.476 | 0.076 |
| 10 | 2 | 0.01 | 4 | 0.462 | 0.085 |
| 100 | 2 | 0.01 | 4 | 0.462 | 0.085 |
| 10 | 3 | 0.01 | 4 | 0.452 | 0.094 |
| 100 | 3 | 0.01 | 4 | 0.452 | 0.094 |
| 10 | 4 | 0.01 | 4 | 0.449 | 0.104 |
| 100 | 4 | 0.01 | 4 | 0.449 | 0.104 |
| 10 | 5 | 0.01 | 4 | 0.445 | 0.104 |
| 100 | 5 | 0.01 | 4 | 0.445 | 0.104 |
| 10 | 1 | 0.1 | 4 | 0.601 | 0.094 |
| 100 | 1 | 0.1 | 4 | 0.601 | 0.094 |
| 10 | 2 | 0.1 | 4 | 0.560 | 0.075 |
| 100 | 2 | 0.1 | 4 | 0.560 | 0.075 |



| | | | | | |
|-----|---|------|---|-------|-------|
| 10 | 3 | 0.1 | 4 | 0.544 | 0.074 |
| 100 | 3 | 0.1 | 4 | 0.544 | 0.074 |
| 10 | 4 | 0.1 | 4 | 0.510 | 0.067 |
| 100 | 4 | 0.1 | 4 | 0.510 | 0.067 |
| 10 | 5 | 0.1 | 4 | 0.503 | 0.060 |
| 100 | 5 | 0.1 | 4 | 0.503 | 0.060 |
| 10 | 1 | 1 | 4 | 0.655 | 0.074 |
| 100 | 1 | 1 | 4 | 0.655 | 0.074 |
| 10 | 2 | 1 | 4 | 0.655 | 0.080 |
| 100 | 2 | 1 | 4 | 0.655 | 0.080 |
| 10 | 3 | 1 | 4 | 0.655 | 0.080 |
| 100 | 3 | 1 | 4 | 0.655 | 0.080 |
| 10 | 4 | 1 | 4 | 0.655 | 0.080 |
| 100 | 4 | 1 | 4 | 0.655 | 0.080 |
| 10 | 5 | 1 | 4 | 0.649 | 0.077 |
| 100 | 5 | 1 | 4 | 0.649 | 0.077 |
| 10 | 1 | 0.01 | 5 | 0.500 | 0.070 |
| 100 | 1 | 0.01 | 5 | 0.500 | 0.070 |
| 10 | 2 | 0.01 | 5 | 0.476 | 0.087 |
| 100 | 2 | 0.01 | 5 | 0.476 | 0.087 |
| 10 | 3 | 0.01 | 5 | 0.459 | 0.087 |
| 100 | 3 | 0.01 | 5 | 0.459 | 0.087 |
| 10 | 4 | 0.01 | 5 | 0.449 | 0.096 |
| 100 | 4 | 0.01 | 5 | 0.449 | 0.096 |
| 10 | 5 | 0.01 | 5 | 0.452 | 0.102 |
| 100 | 5 | 0.01 | 5 | 0.452 | 0.102 |
| 10 | 1 | 0.1 | 5 | 0.665 | 0.070 |
| 100 | 1 | 0.1 | 5 | 0.665 | 0.070 |
| 10 | 2 | 0.1 | 5 | 0.618 | 0.068 |
| 100 | 2 | 0.1 | 5 | 0.618 | 0.068 |
| 10 | 3 | 0.1 | 5 | 0.581 | 0.076 |
| 100 | 3 | 0.1 | 5 | 0.581 | 0.076 |
| 10 | 4 | 0.1 | 5 | 0.557 | 0.072 |
| 100 | 4 | 0.1 | 5 | 0.557 | 0.072 |
| 10 | 5 | 0.1 | 5 | 0.540 | 0.070 |
| 100 | 5 | 0.1 | 5 | 0.540 | 0.070 |
| 10 | 1 | 1 | 5 | 0.703 | 0.061 |





| | | | | | |
|-----|---|---|---|-------|-------|
| 100 | 1 | 1 | 5 | 0.703 | 0.061 |
| 10 | 2 | 1 | 5 | 0.696 | 0.067 |
| 100 | 2 | 1 | 5 | 0.696 | 0.067 |
| 10 | 3 | 1 | 5 | 0.696 | 0.064 |
| 100 | 3 | 1 | 5 | 0.696 | 0.064 |
| 10 | 4 | 1 | 5 | 0.696 | 0.067 |
| 100 | 4 | 1 | 5 | 0.696 | 0.067 |
| 10 | 5 | 1 | 5 | 0.689 | 0.066 |
| 100 | 5 | 1 | 5 | 0.689 | 0.066 |

Table4.2 Tuning face parameters by kernel of radial basis.

| Parameters | | | |
|------------|-------|-------|------------|
| Cost | Gamma | Error | Dispersion |
| 10 | 0.01 | 0.422 | 0.099 |
| 100 | 0.01 | 0.422 | 0.099 |
| 10 | 0.1 | 0.841 | 0.063 |
| 100 | 0.1 | 0.841 | 0.063 |
| 10 | 1 | 0.953 | 0.036 |
| 100 | 1 | 0.953 | 0.036 |

Table4.3 Tuning parameter by kernel of Sigmoid.

| Parameters | | | | |
|------------|-------|-------|-------|------------|
| Cost | Gamma | Coef0 | Error | Dispersion |
| 10 | 0.01 | 0 | 0.496 | 0.045 |
| 100 | 0.01 | 0 | 0.537 | 0.063 |
| 10 | 0.1 | 0 | 0.823 | 0.084 |
| 100 | 0.1 | 0 | 0.844 | 0.082 |
| 10 | 1 | 0 | 0.857 | 0.062 |
| 100 | 1 | 0 | 0.864 | 0.038 |
| 10 | 0.01 | 5 | 0.945 | 0.043 |
| 100 | 0.01 | 5 | 0.945 | 0.043 |
| 10 | 0.1 | 5 | 0.918 | 0.067 |
| 100 | 0.1 | 5 | 0.918 | 0.043 |
| 10 | 1 | 5 | 0.898 | 0.047 |
| 100 | 1 | 5 | 0.905 | 0.053 |
| 10 | 0.01 | 10 | 0.945 | 0.043 |
| 100 | 0.01 | 10 | 0.945 | 0.043 |

| | | | |
|-----|-----|----|-------|
| 10 | 0.1 | 10 | 0.959 |
| 100 | 0.1 | 10 | 0.955 |
| 10 | 1 | 10 | 0.915 |
| 100 | 1 | 10 | 0.918 |



Table4.4 Best combination of tuning face parameters.

| Kernel | Cost | Gamma | Degree | Coef0 |
|--------------|------|-------|--------|-------|
| Polynomial | 10 | 0.01 | 1 | 1 |
| Radial Basis | 10 | 0.01 | | |
| Sigmoid | 10 | 0.01 | | 0 |

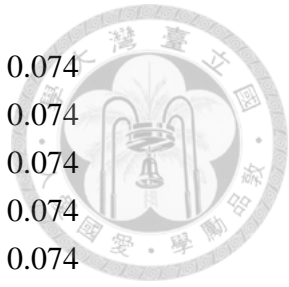
Table4.5 Result of prediction rates for faces in the training dataset.

| Method | Training Prediction Rate |
|--------------|--------------------------|
| Polynomial | 0.99 |
| Radial Basis | 1 |
| Sigmoid | 0.82 |

Table4.6 Tuning eyes parameters by kernel of polynomial.

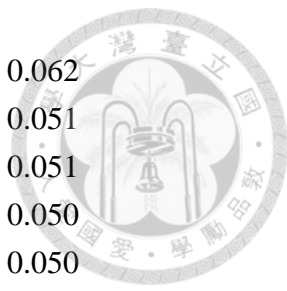
| Parameters | | | | | |
|------------|-------|-------|--------|-------|------------|
| Cost | Gamma | Coef0 | Degree | Error | Dispersion |
| 10 | 0.01 | 0.1 | 1 | 0.561 | 0.065 |
| 100 | 0.01 | 0.1 | 1 | 0.561 | 0.074 |
| 10 | 0.1 | 0.1 | 1 | 0.561 | 0.074 |
| 100 | 0.1 | 0.1 | 1 | 0.561 | 0.074 |
| 10 | 1 | 0.1 | 1 | 0.561 | 0.074 |
| 100 | 1 | 0.1 | 1 | 0.561 | 0.074 |
| 10 | 10 | 0.1 | 1 | 0.561 | 0.074 |
| 100 | 10 | 0.1 | 1 | 0.561 | 0.074 |
| 10 | 0.01 | 1 | 1 | 0.561 | 0.065 |
| 100 | 0.01 | 1 | 1 | 0.561 | 0.074 |
| 10 | 0.1 | 1 | 1 | 0.561 | 0.074 |
| 100 | 0.1 | 1 | 1 | 0.561 | 0.074 |
| 10 | 1 | 1 | 1 | 0.561 | 0.074 |
| 100 | 1 | 1 | 1 | 0.561 | 0.074 |
| 10 | 10 | 1 | 1 | 0.561 | 0.074 |
| 100 | 10 | 1 | 1 | 0.561 | 0.074 |
| 10 | 0.01 | 10 | 1 | 0.561 | 0.065 |

| | | | | | |
|-----|------|-----|---|-------|-------|
| 100 | 0.01 | 10 | 1 | 0.561 | 0.074 |
| 10 | 0.1 | 10 | 1 | 0.561 | 0.074 |
| 100 | 0.1 | 10 | 1 | 0.561 | 0.074 |
| 10 | 1 | 10 | 1 | 0.561 | 0.074 |
| 100 | 1 | 10 | 1 | 0.561 | 0.074 |
| 10 | 10 | 10 | 1 | 0.561 | 0.074 |
| 100 | 10 | 10 | 1 | 0.561 | 0.074 |
| 10 | 0.01 | 0.1 | 2 | 0.636 | 0.063 |
| 100 | 0.01 | 0.1 | 2 | 0.639 | 0.056 |
| 10 | 0.1 | 0.1 | 2 | 0.676 | 0.067 |
| 100 | 0.1 | 0.1 | 2 | 0.676 | 0.067 |
| 10 | 1 | 0.1 | 2 | 0.683 | 0.062 |
| 100 | 1 | 0.1 | 2 | 0.683 | 0.062 |
| 10 | 10 | 0.1 | 2 | 0.686 | 0.062 |
| 100 | 10 | 0.1 | 2 | 0.686 | 0.062 |
| 10 | 0.01 | 1 | 2 | 0.599 | 0.073 |
| 100 | 0.01 | 1 | 2 | 0.599 | 0.073 |
| 10 | 0.1 | 1 | 2 | 0.639 | 0.056 |
| 100 | 0.1 | 1 | 2 | 0.639 | 0.056 |
| 10 | 1 | 1 | 2 | 0.676 | 0.067 |
| 100 | 1 | 1 | 2 | 0.676 | 0.067 |
| 10 | 10 | 1 | 2 | 0.683 | 0.062 |
| 100 | 10 | 1 | 2 | 0.683 | 0.062 |
| 10 | 0.01 | 10 | 2 | 0.565 | 0.083 |
| 100 | 0.01 | 10 | 2 | 0.565 | 0.083 |
| 10 | 0.1 | 10 | 2 | 0.599 | 0.073 |
| 100 | 0.1 | 10 | 2 | 0.599 | 0.073 |
| 10 | 1 | 10 | 2 | 0.639 | 0.056 |
| 100 | 1 | 10 | 2 | 0.639 | 0.056 |
| 10 | 10 | 10 | 2 | 0.676 | 0.067 |
| 100 | 10 | 10 | 2 | 0.676 | 0.067 |
| 10 | 0.01 | 0.1 | 3 | 0.717 | 0.055 |
| 100 | 0.01 | 0.1 | 3 | 0.737 | 0.059 |
| 10 | 0.1 | 0.1 | 3 | 0.740 | 0.055 |
| 100 | 0.1 | 0.1 | 3 | 0.740 | 0.055 |
| 10 | 1 | 0.1 | 3 | 0.740 | 0.055 |
| 100 | 1 | 0.1 | 3 | 0.740 | 0.055 |



| | | | | | |
|-----|------|-----|---|-------|-------|
| 10 | 10 | 0.1 | 3 | 0.740 | 0.055 |
| 100 | 10 | 0.1 | 3 | 0.740 | 0.055 |
| 10 | 0.01 | 1 | 3 | 0.622 | 0.056 |
| 100 | 0.01 | 1 | 3 | 0.622 | 0.056 |
| 10 | 0.1 | 1 | 3 | 0.737 | 0.059 |
| 100 | 0.1 | 1 | 3 | 0.737 | 0.059 |
| 10 | 1 | 1 | 3 | 0.740 | 0.055 |
| 100 | 1 | 1 | 3 | 0.740 | 0.055 |
| 10 | 10 | 1 | 3 | 0.740 | 0.055 |
| 100 | 10 | 1 | 3 | 0.740 | 0.055 |
| 10 | 0.01 | 10 | 3 | 0.568 | 0.078 |
| 100 | 0.01 | 10 | 3 | 0.568 | 0.078 |
| 10 | 0.1 | 10 | 3 | 0.622 | 0.056 |
| 100 | 0.1 | 10 | 3 | 0.622 | 0.056 |
| 10 | 1 | 10 | 3 | 0.737 | 0.059 |
| 100 | 1 | 10 | 3 | 0.737 | 0.059 |
| 10 | 10 | 10 | 3 | 0.740 | 0.055 |
| 100 | 10 | 10 | 3 | 0.740 | 0.055 |
| 10 | 0.01 | 0.1 | 4 | 0.747 | 0.053 |
| 100 | 0.01 | 0.1 | 4 | 0.760 | 0.058 |
| 10 | 0.1 | 0.1 | 4 | 0.800 | 0.050 |
| 100 | 0.1 | 0.1 | 4 | 0.800 | 0.050 |
| 10 | 1 | 0.1 | 4 | 0.807 | 0.049 |
| 100 | 1 | 0.1 | 4 | 0.807 | 0.049 |
| 10 | 10 | 0.1 | 4 | 0.807 | 0.049 |
| 100 | 10 | 0.1 | 4 | 0.807 | 0.049 |
| 10 | 0.01 | 1 | 4 | 0.656 | 0.062 |
| 100 | 0.01 | 1 | 4 | 0.656 | 0.062 |
| 10 | 0.1 | 1 | 4 | 0.763 | 0.051 |
| 100 | 0.1 | 1 | 4 | 0.763 | 0.051 |
| 10 | 1 | 1 | 4 | 0.800 | 0.050 |
| 100 | 1 | 1 | 4 | 0.800 | 0.050 |
| 10 | 10 | 1 | 4 | 0.807 | 0.049 |
| 100 | 10 | 1 | 4 | 0.807 | 0.049 |
| 10 | 0.01 | 10 | 4 | 0.589 | 0.068 |
| 100 | 0.01 | 10 | 4 | 0.589 | 0.068 |
| 10 | 0.1 | 10 | 4 | 0.656 | 0.062 |





| | | | | | |
|-----|------|-----|---|-------|-------|
| 100 | 0.1 | 10 | 4 | 0.656 | 0.062 |
| 10 | 1 | 10 | 4 | 0.763 | 0.051 |
| 100 | 1 | 10 | 4 | 0.763 | 0.051 |
| 10 | 10 | 10 | 4 | 0.800 | 0.050 |
| 100 | 10 | 10 | 4 | 0.800 | 0.050 |
| 10 | 0.01 | 0.1 | 5 | 0.787 | 0.039 |
| 100 | 0.01 | 0.1 | 5 | 0.824 | 0.050 |
| 10 | 0.1 | 0.1 | 5 | 0.821 | 0.049 |
| 100 | 0.1 | 0.1 | 5 | 0.821 | 0.049 |
| 10 | 1 | 0.1 | 5 | 0.821 | 0.049 |
| 100 | 1 | 0.1 | 5 | 0.821 | 0.049 |
| 10 | 10 | 0.1 | 5 | 0.824 | 0.056 |
| 100 | 10 | 0.1 | 5 | 0.824 | 0.056 |
| 10 | 0.01 | 1 | 5 | 0.716 | 0.057 |
| 100 | 0.01 | 1 | 5 | 0.716 | 0.057 |
| 10 | 0.1 | 1 | 5 | 0.811 | 0.046 |
| 100 | 0.1 | 1 | 5 | 0.811 | 0.046 |
| 10 | 1 | 1 | 5 | 0.821 | 0.049 |
| 100 | 1 | 1 | 5 | 0.821 | 0.049 |
| 10 | 10 | 1 | 5 | 0.821 | 0.049 |
| 100 | 10 | 1 | 5 | 0.821 | 0.049 |
| 10 | 0.01 | 10 | 5 | 0.595 | 0.066 |
| 100 | 0.01 | 10 | 5 | 0.595 | 0.066 |
| 10 | 0.1 | 10 | 5 | 0.716 | 0.057 |
| 100 | 0.1 | 10 | 5 | 0.716 | 0.057 |
| 10 | 1 | 10 | 5 | 0.811 | 0.046 |
| 100 | 1 | 10 | 5 | 0.811 | 0.046 |
| 10 | 10 | 10 | 5 | 0.821 | 0.049 |
| 100 | 10 | 10 | 5 | 0.821 | 0.049 |

Table4.7 Tuning eyes parameters by kernel of radial basis.

| Parameters | | | |
|------------|-------|-------|------------|
| Cost | Gamma | Error | Dispersion |
| 10 | 0.01 | 0.676 | 0.068 |
| 100 | 0.01 | 0.676 | 0.068 |
| 10 | 0.1 | 0.929 | 0.054 |
| 100 | 0.1 | 0.929 | 0.054 |

| | | | |
|-----|----|-------|-------|
| 10 | 1 | 0.943 | 0.040 |
| 100 | 1 | 0.943 | 0.040 |
| 10 | 10 | 0.949 | 0.033 |
| 100 | 10 | 0.949 | 0.033 |



Table4.8 Tuning eyes parameters by kernel of Sigmoid.

| Parameters | | | | |
|------------|-------|-------|-------|------------|
| Cost | Gamma | Coef0 | Error | Dispersion |
| 10 | 0.01 | 0.1 | 0.697 | 0.110 |
| 100 | 0.01 | 0.1 | 0.720 | 0.091 |
| 10 | 0.1 | 0.1 | 0.878 | 0.054 |
| 100 | 0.1 | 0.1 | 0.865 | 0.070 |
| 10 | 1 | 0.1 | 0.885 | 0.037 |
| 100 | 1 | 0.1 | 0.902 | 0.043 |
| 10 | 10 | 0.1 | 0.882 | 0.029 |
| 100 | 10 | 0.1 | 0.882 | 0.041 |
| 10 | 0.01 | 1 | 0.771 | 0.073 |
| 100 | 0.01 | 1 | 0.849 | 0.083 |
| 10 | 0.1 | 1 | 0.885 | 0.072 |
| 100 | 0.1 | 1 | 0.889 | 0.070 |
| 10 | 1 | 1 | 0.899 | 0.032 |
| 100 | 1 | 1 | 0.919 | 0.052 |
| 10 | 10 | 1 | 0.895 | 0.041 |
| 100 | 10 | 1 | 0.885 | 0.044 |
| 10 | 0.01 | 10 | 0.946 | 0.036 |
| 100 | 0.01 | 10 | 0.946 | 0.036 |
| 10 | 0.1 | 10 | 0.943 | 0.022 |
| 100 | 0.1 | 10 | 0.953 | 0.028 |
| 10 | 1 | 10 | 0.899 | 0.061 |
| 100 | 1 | 10 | 0.889 | 0.047 |
| 10 | 10 | 10 | 0.902 | 0.051 |
| 100 | 10 | 10 | 0.899 | 0.045 |

Table4.9 Best combination of eyes tuning parameters.

| Kernel | Cost | Gamma | Degree | Coef0 |
|--------------|------|-------|--------|-------|
| Polynomial | 10 | 0.01 | 1 | 1 |
| Radial Basis | 10 | 0.01 | | |

Sigmoid 10 0.01

0.1

Table4.10 Result of prediction rates for eyes in the training dataset.

| Method | Training Prediction Rate |
|--------------|--------------------------|
| Polynomial | 1 |
| Radial Basis | 1 |
| Sigmoid | 1 |

3.1.2 模型預測結果與討論

將 300 張訓練集圖像建立之多類別非線性支持向量機最佳參數分類模式，應用於將 75 張測試集圖像分類上，並加入線性支持向量機以及最鄰近分類法的分類結果一起比較。序言提及 Takayama et al. (2012) 提出之動漫圖像搜尋之方法，是利用 HSV 像素向量資料直接進行相減得到的數值大小作為圖像分類的依據，本研究因此亦比較最鄰近分類演算法與支持向量機演算法的分類結果。

在臉部預測結果 (Table4.11)，最鄰近分類法之準確率為 0.37，線性分類方法為 0.57，多項式核函數為 0.60，Radial Basis 核函數為 0.61，Sigmoid 核函數為 0.55；在支持向量數目能用較少數目分類效率較佳，其結果為線性分類方法為 294 個，多項式為 284 個，Radial Basis 為 294 個，Sigmoid 為 285 個。

在雙眼預測結果 (Table4.12)，最鄰近分類法之準確率為 0.28，多項式核函數為 0.47，Radial Basis 核函數為 0.45，Sigmoid 核函數為 0.45；在支持向量數目上線性分類方法為 290 個，多項式為 290 個，Radial Basis 為 296 個，Sigmoid 為 296 個。

支持向量機方法相較最鄰近法在預測準確率都來的高，表示只靠原始圖像像素資料進行片相似度計算，會導致圖像搜尋結果有極大的誤差，但在支持向量機分類結果中，可以得知多項式核函數在實際執行上將會非常困難，因需要校正出最多的參數組合才可提升其準確率，其次為 Sigmoid，而 Radial Basis 為使用參數組合最少，預測準確率也較佳，惟認為非線性函數轉換，除非需要高準確率需求



之動漫圖像搜尋，如查找高單價繪師之作品，需要使用複雜運算的核函數，如在一般動漫圖庫中線性支持向量機或許不失為簡易快速分類的方法，有關於此方案之模擬，請參見附錄三，KNN 與線性支持向量機之比較。

Table4.11 Results of face classification in the testing dataset.

| Method | Correct Prediction Rate | Number of Support Vectors |
|--------------|-------------------------|---------------------------|
| KNN | 0.37 | None |
| Linear | 0.57 | 294 |
| Polynomial | 0.60 | 284 |
| Radial Basis | 0.61 | 294 |
| Sigmoid | 0.55 | 285 |

Table4.12 Result of Eyes classification in the testing dataset.

| Method | Correct Prediction Rate | Number of Support Vectors |
|--------------|-------------------------|---------------------------|
| KNN | 0.28 | None |
| Linear | 0.45 | 290 |
| Polynomial | 0.47 | 290 |
| Radial Basis | 0.45 | 296 |
| Sigmoid | 0.45 | 296 |

3.2 二元圖片分類

3.2.1 參數校正

以 300 張訓練資料集建立支持向量機之模式訓練，以進行伊莉雅與非伊莉雅的角色分類。選定三種非線性核函數進行校正，三種核函數不同參數下分類結果的 error 與 dispersion 分別列於 Tables 4.13、4.14、4.15，最佳分類結果的組合如 Table 4.16：多項式核函數 Cost 為 10，Degree 為 4，Gamma 為 0.1，Coef0 為 2 (error = 0.021; dispersion = 0.017)；radial basis 核函數 Cost 為 1000，Gamma 為 0.001(error = 0.018; dispersion = 0.022)；sigmoid 核函數 Cost 為 1000，Gamma 為 0.001，Coef0 為 0.001(error = 0.032; dispersion = 0.024)。

Table4.13 Tuning parameters by kernel of Polynomial.

| Polynomial agonist others | | | | | |
|---------------------------|-------|--------|-------|--------|------------|
| Cost | Gamma | Degree | Coef0 | Error | Dispersion |
| 10 | 0.001 | 1 | 1 | 0.0350 | 0.0221 |
| 100 | 0.001 | 1 | 1 | 0.0377 | 0.0227 |
| 10 | 0.01 | 1 | 1 | 0.0377 | 0.0227 |
| 100 | 0.01 | 1 | 1 | 0.0270 | 0.0255 |
| 10 | 0.1 | 1 | 1 | 0.0270 | 0.0255 |
| 100 | 0.1 | 1 | 1 | 0.0270 | 0.0255 |
| 10 | 1 | 1 | 1 | 0.0270 | 0.0255 |
| 100 | 1 | 1 | 1 | 0.0270 | 0.0255 |
| 10 | 0.001 | 2 | 1 | 0.0350 | 0.0221 |
| 100 | 0.001 | 2 | 1 | 0.0378 | 0.0228 |
| 10 | 0.01 | 2 | 1 | 0.0270 | 0.0180 |
| 100 | 0.01 | 2 | 1 | 0.0323 | 0.0169 |
| 10 | 0.1 | 2 | 1 | 0.0323 | 0.0212 |
| 100 | 0.1 | 2 | 1 | 0.0323 | 0.0212 |
| 10 | 1 | 2 | 1 | 0.0296 | 0.0235 |
| 100 | 1 | 2 | 1 | 0.0296 | 0.0235 |
| 10 | 0.001 | 3 | 1 | 0.0323 | 0.0169 |
| 100 | 0.001 | 3 | 1 | 0.0404 | 0.0262 |
| 10 | 0.01 | 3 | 1 | 0.0270 | 0.0180 |
| 100 | 0.01 | 3 | 1 | 0.0270 | 0.0180 |
| 10 | 0.1 | 3 | 1 | 0.0243 | 0.0199 |
| 100 | 0.1 | 3 | 1 | 0.0243 | 0.0199 |
| 10 | 1 | 3 | 1 | 0.0324 | 0.0279 |
| 100 | 1 | 3 | 1 | 0.0324 | 0.0279 |
| 10 | 0.001 | 4 | 1 | 0.0323 | 0.0212 |
| 100 | 0.001 | 4 | 1 | 0.0350 | 0.0221 |
| 10 | 0.01 | 4 | 1 | 0.0270 | 0.0180 |
| 100 | 0.01 | 4 | 1 | 0.0270 | 0.0180 |
| 10 | 0.1 | 4 | 1 | 0.0297 | 0.0237 |
| 100 | 0.1 | 4 | 1 | 0.0297 | 0.0237 |
| 10 | 1 | 4 | 1 | 0.0459 | 0.0257 |
| 100 | 1 | 4 | 1 | 0.0459 | 0.0257 |
| 10 | 0.001 | 5 | 1 | 0.0323 | 0.0212 |
| 100 | 0.001 | 5 | 1 | 0.0350 | 0.0181 |

| | | | | | |
|-----|-------|---|---|--------|--------|
| 10 | 0.01 | 5 | 1 | 0.0297 | 0.0237 |
| 100 | 0.01 | 5 | 1 | 0.0297 | 0.0237 |
| 10 | 0.1 | 5 | 1 | 0.0297 | 0.0237 |
| 100 | 0.1 | 5 | 1 | 0.0297 | 0.0237 |
| 10 | 1 | 5 | 1 | 0.0459 | 0.0287 |
| 100 | 1 | 5 | 1 | 0.0459 | 0.0287 |
| 10 | 0.001 | 1 | 2 | 0.0350 | 0.0221 |
| 100 | 0.001 | 1 | 2 | 0.0377 | 0.0227 |
| 10 | 0.01 | 1 | 2 | 0.0377 | 0.0227 |
| 100 | 0.01 | 1 | 2 | 0.0270 | 0.0255 |
| 10 | 0.1 | 1 | 2 | 0.0270 | 0.0255 |
| 100 | 0.1 | 1 | 2 | 0.0270 | 0.0255 |
| 10 | 1 | 1 | 2 | 0.0270 | 0.0255 |
| 100 | 1 | 1 | 2 | 0.0270 | 0.0255 |
| 10 | 0.001 | 2 | 2 | 0.0323 | 0.0169 |
| 100 | 0.001 | 2 | 2 | 0.0377 | 0.0290 |
| 10 | 0.01 | 2 | 2 | 0.0350 | 0.0181 |
| 100 | 0.01 | 2 | 2 | 0.0350 | 0.0181 |
| 10 | 0.1 | 2 | 2 | 0.0323 | 0.0212 |
| 100 | 0.1 | 2 | 2 | 0.0323 | 0.0212 |
| 10 | 1 | 2 | 2 | 0.0296 | 0.0235 |
| 100 | 1 | 2 | 2 | 0.0296 | 0.0235 |
| 10 | 0.001 | 3 | 2 | 0.0350 | 0.0255 |
| 100 | 0.001 | 3 | 2 | 0.0350 | 0.0285 |
| 10 | 0.01 | 3 | 2 | 0.0323 | 0.0169 |
| 100 | 0.01 | 3 | 2 | 0.0323 | 0.0169 |
| 10 | 0.1 | 3 | 2 | 0.0296 | 0.0198 |
| 100 | 0.1 | 3 | 2 | 0.0296 | 0.0198 |
| 10 | 1 | 3 | 2 | 0.0324 | 0.0279 |
| 100 | 1 | 3 | 2 | 0.0324 | 0.0279 |
| 10 | 0.001 | 4 | 2 | 0.0404 | 0.0262 |
| 100 | 0.001 | 4 | 2 | 0.0323 | 0.0278 |
| 10 | 0.01 | 4 | 2 | 0.0270 | 0.0180 |
| 100 | 0.01 | 4 | 2 | 0.0270 | 0.0180 |
| 10 | 0.1 | 4 | 2 | 0.0216 | 0.0171 |
| 100 | 0.1 | 4 | 2 | 0.0216 | 0.0171 |
| 10 | 1 | 4 | 2 | 0.0324 | 0.0249 |



| | | | | | |
|-----|-------|---|---|--------|--------|
| 100 | 1 | 4 | 2 | 0.0324 | 0.0249 |
| 10 | 0.001 | 5 | 2 | 0.0323 | 0.0278 |
| 100 | 0.001 | 5 | 2 | 0.0323 | 0.0278 |
| 10 | 0.01 | 5 | 2 | 0.0270 | 0.0180 |
| 100 | 0.01 | 5 | 2 | 0.0270 | 0.0180 |
| 10 | 0.1 | 5 | 2 | 0.0270 | 0.0180 |
| 100 | 0.1 | 5 | 2 | 0.0270 | 0.0180 |
| 10 | 1 | 5 | 2 | 0.0432 | 0.0262 |
| 100 | 1 | 5 | 2 | 0.0432 | 0.0262 |
| 10 | 0.001 | 1 | 3 | 0.0350 | 0.0221 |
| 100 | 0.001 | 1 | 3 | 0.0377 | 0.0227 |
| 10 | 0.01 | 1 | 3 | 0.0377 | 0.0227 |
| 100 | 0.01 | 1 | 3 | 0.0270 | 0.0255 |
| 10 | 0.1 | 1 | 3 | 0.0270 | 0.0255 |
| 100 | 0.1 | 1 | 3 | 0.0270 | 0.0255 |
| 10 | 1 | 1 | 3 | 0.0270 | 0.0255 |
| 100 | 1 | 1 | 3 | 0.0270 | 0.0255 |
| 10 | 0.001 | 2 | 3 | 0.0296 | 0.0151 |
| 100 | 0.001 | 2 | 3 | 0.0297 | 0.0237 |
| 10 | 0.01 | 2 | 3 | 0.0323 | 0.0212 |
| 100 | 0.01 | 2 | 3 | 0.0323 | 0.0212 |
| 10 | 0.1 | 2 | 3 | 0.0270 | 0.0180 |
| 100 | 0.1 | 2 | 3 | 0.0270 | 0.0180 |
| 10 | 1 | 2 | 3 | 0.0269 | 0.0219 |
| 100 | 1 | 2 | 3 | 0.0269 | 0.0219 |
| 10 | 0.001 | 3 | 3 | 0.0351 | 0.0257 |
| 100 | 0.001 | 3 | 3 | 0.0350 | 0.0285 |
| 10 | 0.01 | 3 | 3 | 0.0323 | 0.0169 |
| 100 | 0.01 | 3 | 3 | 0.0323 | 0.0169 |
| 10 | 0.1 | 3 | 3 | 0.0323 | 0.0212 |
| 100 | 0.1 | 3 | 3 | 0.0323 | 0.0212 |
| 10 | 1 | 3 | 3 | 0.0297 | 0.0237 |
| 100 | 1 | 3 | 3 | 0.0297 | 0.0237 |
| 10 | 0.001 | 4 | 3 | 0.0350 | 0.0285 |
| 100 | 0.001 | 4 | 3 | 0.0350 | 0.0285 |
| 10 | 0.01 | 4 | 3 | 0.0323 | 0.0169 |
| 100 | 0.01 | 4 | 3 | 0.0323 | 0.0169 |



| | | | | | |
|-----|-------|---|---|--------|--------|
| 10 | 0.1 | 4 | 3 | 0.0216 | 0.0171 |
| 100 | 0.1 | 4 | 3 | 0.0216 | 0.0171 |
| 10 | 1 | 4 | 3 | 0.0324 | 0.0249 |
| 100 | 1 | 4 | 3 | 0.0324 | 0.0249 |
| 10 | 0.001 | 5 | 3 | 0.0323 | 0.0278 |
| 100 | 0.001 | 5 | 3 | 0.0323 | 0.0278 |
| 10 | 0.01 | 5 | 3 | 0.0297 | 0.0200 |
| 100 | 0.01 | 5 | 3 | 0.0297 | 0.0200 |
| 10 | 0.1 | 5 | 3 | 0.0216 | 0.0171 |
| 100 | 0.1 | 5 | 3 | 0.0216 | 0.0171 |
| 10 | 1 | 5 | 3 | 0.0432 | 0.0262 |
| 100 | 1 | 5 | 3 | 0.0432 | 0.0262 |
| 10 | 0.001 | 1 | 4 | 0.0350 | 0.0221 |
| 100 | 0.001 | 1 | 4 | 0.0377 | 0.0227 |
| 10 | 0.01 | 1 | 4 | 0.0377 | 0.0227 |
| 100 | 0.01 | 1 | 4 | 0.0270 | 0.0255 |
| 10 | 0.1 | 1 | 4 | 0.0270 | 0.0255 |
| 100 | 0.1 | 1 | 4 | 0.0270 | 0.0255 |
| 10 | 1 | 1 | 4 | 0.0270 | 0.0255 |
| 100 | 1 | 1 | 4 | 0.0270 | 0.0255 |
| 10 | 0.001 | 2 | 4 | 0.0323 | 0.0169 |
| 100 | 0.001 | 2 | 4 | 0.0270 | 0.0255 |
| 10 | 0.01 | 2 | 4 | 0.0323 | 0.0212 |
| 100 | 0.01 | 2 | 4 | 0.0323 | 0.0212 |
| 10 | 0.1 | 2 | 4 | 0.0270 | 0.0180 |
| 100 | 0.1 | 2 | 4 | 0.0270 | 0.0180 |
| 10 | 1 | 2 | 4 | 0.0296 | 0.0235 |
| 100 | 1 | 2 | 4 | 0.0296 | 0.0235 |
| 10 | 0.001 | 3 | 4 | 0.0324 | 0.0279 |
| 100 | 0.001 | 3 | 4 | 0.0324 | 0.0279 |
| 10 | 0.01 | 3 | 4 | 0.0350 | 0.0181 |
| 100 | 0.01 | 3 | 4 | 0.0350 | 0.0181 |
| 10 | 0.1 | 3 | 4 | 0.0296 | 0.0198 |
| 100 | 0.1 | 3 | 4 | 0.0296 | 0.0198 |
| 10 | 1 | 3 | 4 | 0.0297 | 0.0237 |
| 100 | 1 | 3 | 4 | 0.0297 | 0.0237 |
| 10 | 0.001 | 4 | 4 | 0.0350 | 0.0285 |



| | | | | | |
|-----|-------|---|---|--------|--------|
| 100 | 0.001 | 4 | 4 | 0.0350 | 0.0285 |
| 10 | 0.01 | 4 | 4 | 0.0350 | 0.0181 |
| 100 | 0.01 | 4 | 4 | 0.0350 | 0.0181 |
| 10 | 0.1 | 4 | 4 | 0.0243 | 0.0153 |
| 100 | 0.1 | 4 | 4 | 0.0243 | 0.0153 |
| 10 | 1 | 4 | 4 | 0.0324 | 0.0249 |
| 100 | 1 | 4 | 4 | 0.0324 | 0.0249 |
| 10 | 0.001 | 5 | 4 | 0.0350 | 0.0285 |
| 100 | 0.001 | 5 | 4 | 0.0350 | 0.0285 |
| 10 | 0.01 | 5 | 4 | 0.0323 | 0.0169 |
| 100 | 0.01 | 5 | 4 | 0.0323 | 0.0169 |
| 10 | 0.1 | 5 | 4 | 0.0216 | 0.0171 |
| 100 | 0.1 | 5 | 4 | 0.0216 | 0.0171 |
| 10 | 1 | 5 | 4 | 0.0405 | 0.0263 |
| 100 | 1 | 5 | 4 | 0.0405 | 0.0263 |
| 10 | 0.001 | 1 | 5 | 0.0350 | 0.0221 |
| 100 | 0.001 | 1 | 5 | 0.0377 | 0.0227 |
| 10 | 0.01 | 1 | 5 | 0.0377 | 0.0227 |
| 100 | 0.01 | 1 | 5 | 0.0270 | 0.0255 |
| 10 | 0.1 | 1 | 5 | 0.0270 | 0.0255 |
| 100 | 0.1 | 1 | 5 | 0.0270 | 0.0255 |
| 10 | 1 | 1 | 5 | 0.0270 | 0.0255 |
| 100 | 1 | 1 | 5 | 0.0270 | 0.0255 |
| 10 | 0.001 | 2 | 5 | 0.0377 | 0.0227 |
| 100 | 0.001 | 2 | 5 | 0.0270 | 0.0255 |
| 10 | 0.01 | 2 | 5 | 0.0296 | 0.0296 |
| 100 | 0.01 | 2 | 5 | 0.0296 | 0.0296 |
| 10 | 0.1 | 2 | 5 | 0.0270 | 0.0180 |
| 100 | 0.1 | 2 | 5 | 0.0270 | 0.0180 |
| 10 | 1 | 2 | 5 | 0.0296 | 0.0235 |
| 100 | 1 | 2 | 5 | 0.0296 | 0.0235 |
| 10 | 0.001 | 3 | 5 | 0.0297 | 0.0297 |
| 100 | 0.001 | 3 | 5 | 0.0297 | 0.0297 |
| 10 | 0.01 | 3 | 5 | 0.0323 | 0.0212 |
| 100 | 0.01 | 3 | 5 | 0.0323 | 0.0212 |
| 10 | 0.1 | 3 | 5 | 0.0296 | 0.0198 |
| 100 | 0.1 | 3 | 5 | 0.0296 | 0.0198 |





| | | | | | |
|-----|-------|---|---|--------|--------|
| 10 | 1 | 3 | 5 | 0.0297 | 0.0237 |
| 100 | 1 | 3 | 5 | 0.0297 | 0.0237 |
| 10 | 0.001 | 4 | 5 | 0.0324 | 0.0279 |
| 100 | 0.001 | 4 | 5 | 0.0324 | 0.0279 |
| 10 | 0.01 | 4 | 5 | 0.0323 | 0.0169 |
| 100 | 0.01 | 4 | 5 | 0.0323 | 0.0169 |
| 10 | 0.1 | 4 | 5 | 0.0270 | 0.0180 |
| 100 | 0.1 | 4 | 5 | 0.0270 | 0.0180 |
| 10 | 1 | 4 | 5 | 0.0324 | 0.0249 |
| 100 | 1 | 4 | 5 | 0.0324 | 0.0249 |
| 10 | 0.001 | 5 | 5 | 0.0350 | 0.0285 |
| 100 | 0.001 | 5 | 5 | 0.0350 | 0.0285 |
| 10 | 0.01 | 5 | 5 | 0.0350 | 0.0181 |
| 100 | 0.01 | 5 | 5 | 0.0350 | 0.0181 |
| 10 | 0.1 | 5 | 5 | 0.0243 | 0.0153 |
| 100 | 0.1 | 5 | 5 | 0.0243 | 0.0153 |
| 10 | 1 | 5 | 5 | 0.0378 | 0.0228 |
| 100 | 1 | 5 | 5 | 0.0378 | 0.0228 |

Table4.14 Tuning parameters by kernel of Radial basis.

| Radial basis One agonist others | | | |
|---------------------------------|--------|-------|------------|
| Cost | Gamma | Error | Dispersion |
| 100 | 0.0001 | 0.035 | 0.031 |
| 1000 | 0.0001 | 0.040 | 0.022 |
| 100 | 0.001 | 0.029 | 0.019 |
| 1000 | 0.001 | 0.018 | 0.02 |
| 100 | 0.01 | 0.021 | 0.02 |
| 1000 | 0.01 | 0.021 | 0.021 |

Table4.15 Tuning parameters by kernel of sigmoid .

| Sigmoid One agonist others | | | | |
|----------------------------|--------|-------|--------|------------|
| Cost | Gamma | Coef | Error | Dispersion |
| 100 | 0.0001 | 0.001 | 0.0351 | 0.0338 |
| 1000 | 0.0001 | 0.001 | 0.0431 | 0.0317 |
| 100 | 0.001 | 0.001 | 0.0431 | 0.0317 |
| 1000 | 0.001 | 0.001 | 0.0324 | 0.0249 |
| 100 | 0.01 | 0.001 | 0.0700 | 0.0478 |



| | | | | |
|------|--------|-------|--------|--------|
| 1000 | 0.01 | 0.001 | 0.0727 | 0.0539 |
| 100 | 0.0001 | 0.1 | 0.0351 | 0.0338 |
| 1000 | 0.0001 | 0.1 | 0.0431 | 0.0317 |
| 100 | 0.001 | 0.1 | 0.0458 | 0.0313 |
| 1000 | 0.001 | 0.1 | 0.0431 | 0.0260 |
| 100 | 0.01 | 0.1 | 0.0754 | 0.0488 |
| 1000 | 0.01 | 0.1 | 0.0754 | 0.0488 |
| 100 | 0.0001 | 1 | 0.0351 | 0.0338 |
| 1000 | 0.0001 | 1 | 0.0405 | 0.0387 |
| 100 | 0.001 | 1 | 0.0405 | 0.0387 |
| 1000 | 0.001 | 1 | 0.0538 | 0.0310 |
| 100 | 0.01 | 1 | 0.0780 | 0.0583 |
| 1000 | 0.01 | 1 | 0.0807 | 0.0591 |

Table4.16 Best result of Tuning parameters.

| Method | Cost | Degree | Gamma | Coef0 |
|--------------|------|--------|-------|-------|
| Polynomial | 10 | 4 | 0.1 | 2 |
| Radial basis | 1000 | | 0.001 | |
| Sigmoid | 1000 | | 0.001 | 0.001 |

3.2.2 模型預測結果與討論

以 300 張訓練資料集建立之非線性核函數支持向量機用以分類 42 張伊莉雅圖像，得到最終結果 Table 4.17。在線性分類方法，正確分類的圖像為 31 張，分類錯誤的為 11 張，分類準確率為 0.738，多項式核函數，正確分類的圖像為 31 張，分類錯誤的為 11 張，分類準確率為 0.738，Sigmoid 核函數正確分類的圖像為 32 張，分類錯誤的為 10 張，分類準確率為 0.761；支持向量數目上，線性分類為 44 個，Radial basis 核函數正確分類的圖像為 32 張，分類錯誤的為 10 張，分類準確率為 0.761；支持向量數目上，線性分類為 37 個，多項式分類為 92 個，Radial basis 為 37 個，由此方法推測，圖庫中特定人物之圖像有較多筆數之

訓練資料，二元分類法在線性支持向量在預測精確度上有所提升，且將優於多張圖像分類方法，可不透過非線性核函數轉換，即可得到理想的預測結果。

Table 4.17 Result of Correct Prediction Rate.

| Method | Target | Others | Correct proportion | Number of Support Vectors |
|--------------|--------|--------|--------------------|---------------------------|
| Linear | 31 | 11 | 0.738 | 37 |
| Polynomial | 31 | 11 | 0.738 | 92 |
| Radial basis | 32 | 10 | 0.761 | 44 |
| Sigmoid | 32 | 10 | 0.761 | 37 |



第四章總結

動漫圖像搜尋之統計分類方法中，常遇到高維度資料空間的難題，使用歐式距離作為分類單位常造成分類上準確率大幅度降低，因此需要將原始資料降低像素的維度並投影高維度再進行分類，為了提升分類準確率，必須先將原始像素資料降低維度，再透過支持向量機的線性或是非線性方法進行分類，透過參數校準的方法，找出最佳的分類參數組合。

實際分類動漫人物的像素資料，使用全部臉部資料相較於雙眼資料分類準確度較高，表示雙眼像素資料在支持向量的分類上可能不夠完整，使得無法準確分類圖像。

在使用核函數進行分類的方式中，非線性核函數進行資料轉換的分類方法較線性分類方法來的準確，在訓練資料結果非線性分類方式超過 90% 之分類準確率，但是經過測試資料的分析後，發現 sigmoid 與 polynomial 分類準確率大幅下降，故此使用兩種核函數進行資料分類有過度配飾(overfitting)之跡象，然而，radial basis 相較於 sigmoid 與 polynomial 分類較準確，且在參數校正的數目上，radial basis 核函數需設定的參數只有 gamma，sigmoid 核函數為 coef0 與 gamma，polynomial 核函數為 gamma、coef0、degree，其因參數校正數目較少，使其執行效率較佳，且在測試結果中顯示其預測效果較穩定。

使用非線性核函數比較單張圖像分類方式與多張圖像分類方式分類準確率，得到單張分類的效果較佳，顯示如果使用者要搜尋圖像時，使用相同角色動漫人物來尋圖庫內圖像其效果會比一次使用多名不同角色之人物的準確率來的高。

在分類之穩定性分析上，因支持向量機需透過參數校正方式找出最佳解，惟在本研究後續有繼續進行此方面模擬探討見附錄三，可看出即使用相同參數組合，支持向量機在預測準確率上也高於最鄰近分類法。

透過本研究，希望提供使用者在搜尋動漫人物圖像時，能找到正確的圖片，

以降低搜尋的時間和提升搜尋的結果。



參考文獻

- [1] Chang, C. I. (1999). Spectral Information Divergence for Hyperspectral Image Analysis. Geoscience and Remote Sensing Symposium. 1,509-511.
- [2] Chapelle, O., Haffner , P., Vapnik, V. (1999). SVMs for Histogram-Based Image Classification, IEEE Transactions on Neural Networks. 10(5), 1055 – 1064.
- [3] Chen, K., Li, R., Dou, Yong., Liang, Z., Lv, Qi. (2017). Ranking Support Vector Machine with Kernel Approximation. Computational Intelligence and Neuroscience, Volume 2017, Article ID 4629534, 9 pages.
- [4] Chen, Y., Zhou, X. S., Huang, T. S. (2001). ONE-CLASS SVM FOR LEARNING IN IMAGE RETRIEVAL. Proceedings 2001 International Conference on Image Processing, 3, 34-37.
- [5] Chiroma, H., Abdulkareem, S., Abubakar, A. I., Herawan, T. (2014). Kernel Functions for the Support Vector Machine: Comparing Performances on Crude Oil Price Data. Recent Advances on Soft Computing and Data Mining, 287, 273-281.
- [6] Chu, W. T., Li, W. W. (2017). Manga Face Net: Face Detection in Manga based on Deep Neural Network. Proceedings of ACM International Conference on Multimedia Retrieval, 412-415.
- [7] Guo, G., Li, S. Z., Chan , K. (2000). Face Recognition by Support Vector Machines.



Proceedings of the Fourth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition.

- [8] Hsu, C.-W., & Lin, C.J. (2002). A Comparison of Methods for Multiclass Support Vector Machines, 13(2), 415-425.
- [9] Jin, Y., Zhang, J., Li, M., Tian, Y., Zhu, H., Fang, Z. (2017). Towards the Automatic Anime Characters Creation with Generative Adversarial Networks. arXiv.org, 1708.05509.
- [10] Liu, Z., & Xu, H. (2014). Kernel Parameter Selection for Support Vector Machine Classification. *Journal of Algorithms & Computational Technology*, 8(2), 163-177.
- [11] Meyer, D., Dimitriadou, E., Hornik, K., Weingessel, A., Leisch, F. (2017). e1071: Misc Functions of the Department of Statistics, Probability Theory Group (Formerly: E1071), TU Wien. <https://CRAN.R-project.org/package=e1071>.
- [12] Mercier, G., & Lennon, M. (2003). Support Vector Machines for Hyperspectral Image Classification with Spectral-based kernels. *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 1, 288-290.
- [13] Moughal, T. A. (2013). Hyperspectral image classification using Support Vector Machine. *Journal of Physics: Conference Series*, 439(1), 12-42.
- [14] Osuna, E., Freund, R., Girosit, F. (1997). Training support vector machines: an application to face detection. *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* Osuna, 130-136.
- [15] Takayama, K., Johan, H., Nishita, T. (2012). Face detection and face recognition of cartoon characters using feature extraction. *Processing of the IEEEJ Image Electronics and Visual Computing Workshop*.
- [16] Siddiqui, K. T. A., & Wasif, A. (2015). *International Journal on Soft Computing*, 6(1), 37-52.



[17] Vapnik, V., & Cortes, C. (1995). Support-Vector Networks. *Machine Learning*, 20(3), 273-297.

[18] 一般社団法人日本动画協会(2016). アニメ産業レポート.

[19] 林宗勳. Support Vector Machines 簡介.

(<http://www.cmlab.csie.ntu.edu.tw/~cyy/learning/tutorials/SVM2.pdf>)

附錄一

公式推導

支持向量機公式

將 Fig. 3.1 虛線以數學式表達超平面(L)如下式，

$$f(x) = \beta^T x$$

其中 β^T 為含 b_0 之 n 個截距項的參數向量， x 為資料變數

$$\beta = \begin{pmatrix} b_0 \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix}$$

即可得到

$$f(x) < 0$$

或

$$f(x) > 0$$

兩種分類結果，在此將此結果定義為下式

$$\text{If } f(x) < 0 \text{ then } y_i = -1$$

$$\text{If } f(x) > 0 \text{ then } y_i = 1$$

在此需要計算出資料分類的最大邊界，自此訂出圖中橘線兩個邊界超平面



L_1, L_2

$$L_1 = \beta^T x + S$$

$$L_2 = \beta^T x + P$$

用數學式可以表達為兩平行平面的最短距離以及相關推導如下式

$$d(L, L_1) = \frac{|L_1 - L_2|}{\|\beta\|} = \frac{|S - P|}{\|\beta\|} = \frac{r}{\|\beta\|}$$

$$\max\{\min[d(L_1, L_2)]\} = 2 \times \frac{r}{\|\beta\|} \times \frac{1}{r} = \frac{2}{\|\beta\|}, \|\beta\| \geq 1$$

在此得知 $\|\beta\|$ 越小則超平面間的距離越大，故需求出下式，

$$\min \frac{\|\beta\|^2}{2}$$

而求最佳解的限制條件如下

$$\min_{0 \leq i \leq N} y_i(b_i x_i) - 1 \geq 0$$

引入 Lagrange 多項式及一組用於最佳化求解的參數向量 γ ，整理如下、

$$\max\{d(L, L_1)\} = \max L(\beta) = \max\left\{\frac{\|\beta\|^2}{2} - \sum_{i=0}^N \gamma_i [y_i \beta^T x_i - 1]\right\}$$

對 β 偏微分如下

$$\frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta} = \beta - \sum_{i=0}^N \gamma_i y_i x_i = 0$$

將解帶回 $L(\beta)$ 後可得下式，

$$\begin{aligned} \max L(\beta) &= \sum_{i=1}^N \gamma_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \gamma_i \gamma_j y_i y_j x_i x_j \\ &\sum_{i=0}^N \gamma_i y_i = 0 \end{aligned}$$

如有資料滿足此條件，會剛好落在邊界線上，稱為支持向量，以此來分出資料點的類別。(Chapelle et al.,1999,林)



懲罰權重公式

第二種方法為在線性的分類限制式上增加誤差項 ε ，如下式，

$$y_i(\beta^T x_i) - 1 + \varepsilon_i \geq 0 \quad \forall i$$

$$\varepsilon_i \geq 0 \quad \forall i$$

並利用懲罰權重 $C(\text{cost})$ 來限制誤差，避免可容忍誤差過大造成模型過度配適

$$\min\left\{\frac{\|\beta\|^2}{2} + C \sum_i \varepsilon_i\right\}$$

$$C > 0$$

，可得新的 Lagrange multiplier。

$$L(\varepsilon, \beta) = \frac{\|\beta\|^2}{2} - \sum_{i=1}^N \gamma_i [y_i(\beta^T x_i) - 1 + \varepsilon_i] + C \sum_i \varepsilon_i$$

為求得 $L(\varepsilon, \beta)$ 之極值，分別對 β 與 ε 進行偏微分，

$$\frac{\partial L(\varepsilon, \beta)}{\partial \varepsilon} = - \sum_{i=1}^N \gamma_i + \sum_i C = 0$$

$$\frac{\partial L(\varepsilon, \beta)}{\partial \beta} = \beta - \sum_{i=1}^N \gamma_i y_i x_i = 0$$

$$\beta = \sum_{i=1}^N \gamma_i y_i x_i$$

依此進一步推得條件式，

$$\sum_{i=1}^N \gamma_i \geq 0$$

將 β 帶回 $L(\varepsilon, \beta)$ 中可得到最佳解如下，

$$L(\varepsilon, \beta) = C \sum_i \varepsilon_i + \sum_{i=1}^N \gamma_i - \sum_{i=1}^N \gamma_i \varepsilon_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \gamma_i \gamma_j y_i y_j x_i x_j$$

結合兩種處理策略可整理出下式，



$$L(\varepsilon, \beta) = C \sum_i^N \varepsilon_i + \sum_{i=1}^N \gamma_i - \sum_{i=1}^N \gamma_i \varepsilon_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j}^N \gamma_i \gamma_j y_i y_j K(x_i, x_j)$$

在核函數轉換後的新資料空間中，有資料點符合上式即是為此空間中的支持向量，藉此定義出超平面。(Chiroma et al.,2014,林)。

附錄二

支持向量機與 KNN 比較

將臉部資料用線性支持向量機與 KNN 從 300 張圖片隨機各抽出 240 張做為訓練資料集，60 張做為測試資料集，取最鄰近 19 筆資料點，共模擬 100 次後，如下式假說利用 Welch Two Sample t-test 其信賴區間為 $(-\infty, -0.200295]$ ，p-value $< 2.2e-16$ ，推測即使在沒有參數校正下之線性支持向量機比 KNN 預測之準確率高。

$$H_0: \mu_{KNN} - \mu_{SVM} < 0$$

$$H_a: \mu_{KNN} - \mu_{SVM} \geq 0$$

Table 附 1. KNN 與線性支持向量機 100 次模擬結果之運算速度以及平均準確率。

| | 運算時間 | CPU 型號 | 平均準確率 |
|---------|-----------|----------------------------|-------|
| KNN | 1.03 secs | Intel Core i5-6200(2.8GHz) | 0.304 |
| 線性支持向量機 | 23 secs | Intel Core i5-6200(2.8GHz) | 0.515 |