

即時水果辨識系統之實現

An Implementation of a Real-Time Fruit Recognition System

張鴻德 (Hong-De Chang)

南台科技大學

資工工程系

e-mail :

hdchang@mail.stut.edu.tw

巫易翰 (Yi-Han Wu)

南台科技大學

資工工程系

e-mail :

m96g0103@webmail.stut.edu.tw

摘要

本文提出一套應用色彩(color)及紋理(texture)兩種特徵並採用支持向量機(Support Vector Machine ,SVM)做為即時分類水果種類之辨識系統。首先將從網路攝影機取得之影像分割後，逐一取得單一水果區塊，接著將其色彩空間轉換至 YCbCr。並利用其 Y 值計算紋理特徵，再將 CbCr 值加入，形成一串描述單一水果之特徵向量。最後再將此特徵向量經由支持向量機訓練出該系統之決策函數。本系統辨識率約為 95.33%

關鍵詞：水果辨識、型態學、區域二元圖、支持向量機。

ABSTRACT

This paper presented a method apply color and texture features with Support Vector Machine (SVM) which classify what kind of fruit is in real-time. First, segment image which is captured by web-cam. Then acquire the single fruit block one by one and translate the color space to YCbCr. Using Y compute the texture feature vector. Append the CbCr value to this feature vector and formed a single fruit description. Final, find the decision function with SVM. The overall accuracy rate of this system about 95.33%.

Keyword : Fruit Recognition 、 Morphological 、 Local Binary Pattern 、 Support Vector Machine.

1. 緒論

1.1 動機與目的

圖形辨識(Pattern Recognition)一直是影像處理(Image Processing)上受到熱烈討論的一門應用，近年來資訊結合自動化領域的應用不斷的被提出，如應用在人臉辨識之身份驗證、車牌辨識之門禁管制...等。

而水果辨識這類研究，過去有類似文獻[1]提到。此方法一次只能辨識一件目標物，但目標物種類較多(約為 150 種)。本文提出的方法一次可以辨識多件目標物，但目標物種類較少(約為 20 種)。此系統可運用於水果賣場之結帳櫃檯，以減少人力成本。或附加於近年來蓬勃發展的機器人(Robot)，使得機器人能夠識別水果進而達到更多應用。本文提出一套擷取色彩及紋理兩種特徵並利用支持向量機做為即時分類水果種類之辨識系統。辨識率約為 95.33%。

1.2 系統流程圖

本系統獲得影像後，先將影像透過型態學(Morphological)[10]的方式將彩色影像分割，在每一個分割後的區域取其 60×60 像素 (pixels) 大小之區塊，接著將這些區塊影像之色彩空間轉換成 YCbCr 後，將 Y 值透過[2]所提到的區域二元圖(Local Binary Pattern)簡稱 $LBP_{P,R}^{riu2}$ 計算出灰階紋理特徵，再加上 CbCr 之色彩特徵形成一串描述水果之特徵向量。再將此特徵向量量化(quantification)成 0~1 的值，最後將此特徵向量經由支持向量機[3]與事先透過支持向量機訓練完成的決策函數計算出此區塊影像屬於

何種水果。

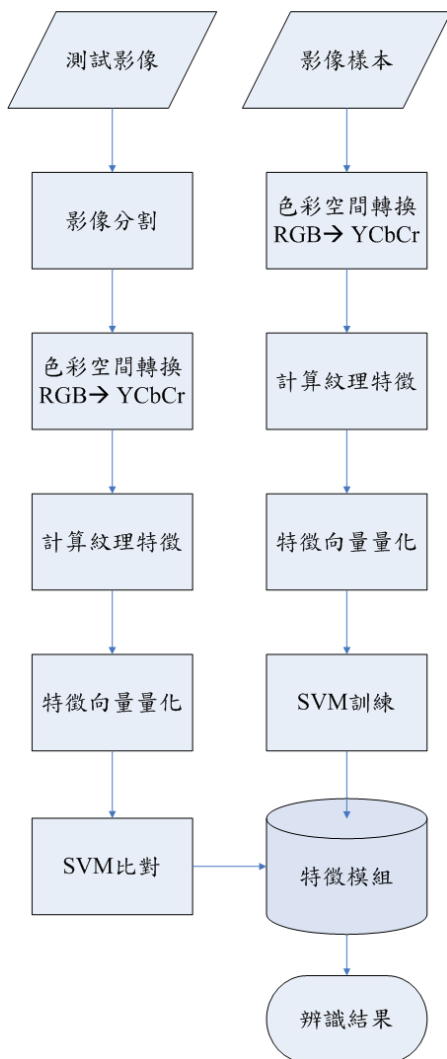


圖 1 系統流程圖

2. 文獻探討

2.1 影像分割

影像分割技術一直是電腦視覺領域中的重要議題，影像分割技術發展至今，已有三、四十年的歷史。自從L.G. Roberts於1965年推出著名的Roberts Cross Operator [4]以來，影像分割相關的研究就持續進行著，許多相關演算法也已經被發表，較著名的有JSEG[5]、NCut[6]、Blobworld[7][8]...等。然而至今影像切割技術仍然被公認為尚待解決的難題，而目前各類影像切割技術所能呈現出來的最佳結果，與人類視覺系統的水準相比，也還有一大段的差距。

上述的影像分割技術，運用在本文實際的環境與需求上，並不能得到良好的結果，以如圖2所示，且需要較長的運算時間，約為15.72

秒。基於一個即時系統(Real-Time)而言，運算的時間必須盡可能的減少。於是本文採用型態學的方式來切割影像。其分割結果符合本系統的需求，在運算時間也非常的快速，平均切割時間約為0.19秒。



圖 2 JSEG 切割結果

2.2 色彩空間

色彩空間是一種用來描述表示顏色的抽象數學模型，基本的色彩空間有RGB[9]、HSI[10]、YCbCr[11]。RGB為色彩三原色，其中R表示紅色(Red)，G表示綠色(Green)，B表示藍色(Blue)。以24-bit影像而言是以0~255表示其強度。HSI是一種較符合人類視覺色彩空間，其中H表示色調(Hue)、S表示飽和度(Saturation)、I表示亮度(Intensity)。色調是純色彩(純紅、純綠...等)的區分，飽和度為色彩的鮮豔程度，亮度則是光線明亮的程度。而YCbCr色彩空間其Y表示明亮度(Luminance)、Cb表示藍色色度、Cr表示紅色色度。YCbCr的色彩資訊較不受到外在光線的影響，所以本文採取YCbCr來表示色彩資訊。

2.3 紋理特徵

本文的目的在於提供一套水果辨識的方法，以人類視覺的角度來討論，人類在判別水果時大部份利用的是水果的顏色資訊。但水果的種類如此繁多，當顏色相似時，人類視覺在分辨上所倚賴的就是水果的外形及表皮的紋路...等特徵。而表皮紋路對於電腦視覺(Computer Vision)來說，所代表的資訊就是其紋理[12-14]。因此，為了能夠有效地區分顏色相似的水果種類，除了顏色還必須另外考慮其紋理特徵。

紋理特徵通常是以計算範圍內每一鄰近像素灰階強度的變化，進而運算出每一像素所蘊含的紋理資訊。但考慮水果被擺放的位置和其

旋轉角度...等因素，許多運算紋理特徵的方法會因為物體被旋轉後其特徵值隨著改變，這並不符合本文的應用，於是本文採用一種旋轉不變性(rotation invariant)的紋理特徵計算方法，稱 $LBP_{P,R}^{riu2}$ 。

2.4 分類方法

支持向量機是一新興的分類方法，最早可追溯到 60 年代[15]，但直到 90 年代[16]之後才開始受到重視，從此就被廣泛的應用在各式各樣的領域中，處理各種不同的分類問題，手寫字辨識(Hand-written Digit Recognition)[17]、圖形辨識(Pattern Recognition)[18]、基因分析(Gene Expression Analysis)[19]、文字分類(Text Categorization)[20]等等，都展現了不錯的成就。支持向量機是近代統計學習理論(statistical learning theory)中，一種新的應用[21-23]。它是屬於監督式學習法(supervised learning)[24][25]，所謂監督式學習法是在分類時，輸出及輸入值必須事先知道的。

支持向量機最初是設計於處理兩種不同類別(binary classification)的資料集，但由於在真實的情況下，分類問題往往是多類別的情況。因此支持向量機可分為 C-SVC、NU-SVC、OC-SVM、Epsilon-SVR、NU-SVR...等。本文屬於多類別的情況，採用的是 C-SVC 的方法。接下來我們針對支持向量機主要的元件加以說明。

2.4.1 超平面(Hyper-plane)

假設空間中有兩類資料，如果我們可以找到一個平面將資料一分為二，則該平面稱為「超平面」。如圖 3 所示。

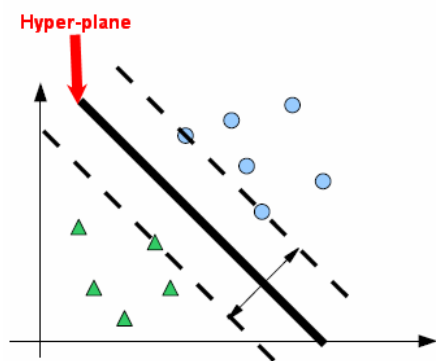


圖 3 SVM Hyper-plane 示意圖

2.4.2 核心函數(Kernel Function)

資料為線性可分割的情況下可使用超平面進行分類。但如果需要將非線性不可分割的資料加以分類，可採用核心函數來改變資料型態。其主要的概念是將輸入資料由原本的低維度空間(low dimensional)藉由核心函數轉換到高維度空間(high dimensional)中，在高維度空間中就可將轉換為線性可分割的資料一分為二。換言之，也就是說核心函數是將非線性的資料轉換為線性資料之後再進行分類。

3. 研究方法

3.1 前處理

為了在影像中分割並找出水果物體的位置，首先必須對影像做一些適當的前處理。一開始獲得影像時先將其對比度增強，如圖 4 所示。



圖 4 原始圖與對比增強比較

因為若是將原圖直接做後續一連串的前處理，其色彩較暗的影像會被視為背景，導致切割錯誤，如圖 5 所示。

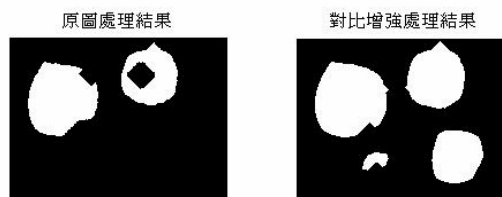


圖 5 原始圖與對比增強處理比較

接著對增強對比過後的影像做灰階處理，再利用實驗環境的背景灰階值設為門檻值(threshold)，將灰階影像轉換成二值影像(binary image)。為了將相連的水果分割，採用一連串型態學處理。首先，對二值影像做侵蝕(erosion)處理，再做斷開(open)處理，之後再做膨脹(dilation)處理。可得到圖 6 的結果。

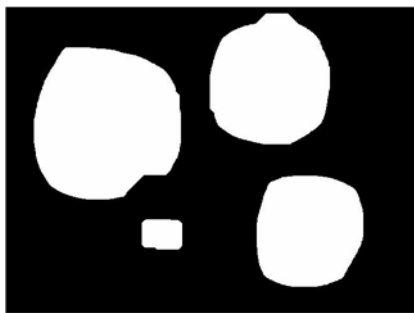


圖 6 型態學處理結果

接著利用圖 6 所計算出的區塊，對每一連通區域計算其中心點，並以此中心點擷取一塊 60×60 像素大小的影像。所取得的結果如圖 7 所示。可以準確切割出 4 種水果的區塊影像值。



圖 7 前處理結果

3.2 特徵擷取

3.2.1 色彩特徵

透過前處理後取得了影像中所有水果種類的局部影像，接著將其色彩空間由 RGB 轉換至 YCbCr，其轉換公式如公式 3.1 所示。

$$\begin{aligned} Y &= 0.299R + 0.587G + 0.114B \\ Cb &= 0.172R - 0.339G + 0.511B + 128 \\ Cr &= 0.511R - 0.428G - 0.083B + 128 \end{aligned} \quad (3.1)$$

其中取 CbCr 的 256 階直方統計圖 (histogram) 並量化為 0~1 之值當作色彩特徵值。

3.2.2 紋理特徵

本文利用 Ojala 所提出的 $LBP_{P,R}^{riu2}$ 來計算紋理特徵。 $LBP_{P,R}^{riu2}$ 是一種旋轉及灰階強度不變性的紋理計算方法。其優點在於不管物體如何旋

轉其特徵值完全不會改變，且對影像做簡單的運算後(如灰階拓展)，其特徵值差異亦不會改變太多。圖 8 為一張橘子的區塊影像做 0° 、 90° 、 180° 及 270° 旋轉的結果。

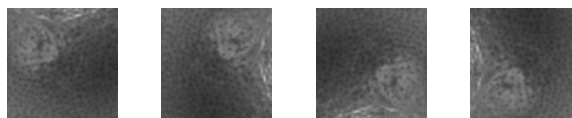
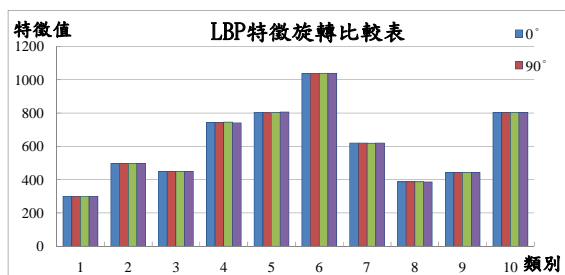


圖 8 橘子旋轉 0° 、 90° 、 180° 及 270°

表 1 以圖 8 影像計算 $LBP_{8,1}^{riu2}$ 比較表



其 $LBP_{8,1}^{riu2}$ 的結果如表 1 所示。可以看到各角度計算特徵結果幾乎完全相等。接著對 0° 影像做灰階拓展後如圖 9，比較其拓展前後 $LBP_{8,1}^{riu2}$ 之特徵值差異，如表 2 所示。可以發現其特徵值亦非常接近，因此適合運用於本系統。

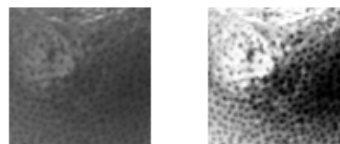
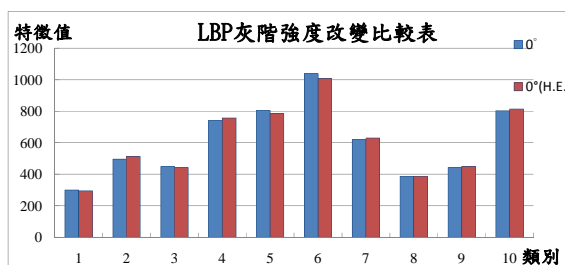


圖 9 橘子旋轉 0° 灰階拓展前後比較圖

表 2 以圖 9 影像計算 $LBP_{8,1}^{riu2}$ 比較表



這裡介紹 $LBP_{P,R}^{riu2}$ 的計算方法，其中 P 表示半徑，R 表示鄰近點數，ri 表示 (rotation invariant)，u 表示一致性表示法 (uniform)，2 表示其二元值變化次數。首先，對影像做灰階的

轉換，然後在每一像素點與鄰近的像素點(半徑大小為 1 點共有 8 個鄰近點)做大小比較，取其半徑及鄰近點數即為 $LBP_{8,1}^{riu2}$ 。圖 10 表示以 g_0 為中心點 $g_1 \sim g_8$ 為其鄰近點之空間關係。

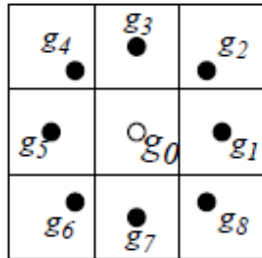


圖 10 以 g_0 為中心之空間關係圖

$$T = P(s(g_1 - g_0), s(g_2 - g_0), s(g_3 - g_0), \dots, s(g_8 - g_0))$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (3.2)$$

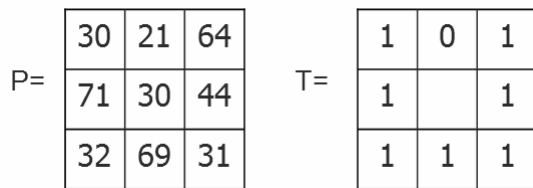


圖 11 $LBP_{8,1}^{riu2}$ 計算示意圖

以圖 11 為範例說明公式 3.2 之運算。計算出 T 之後，再對 T 做環狀右移運算(ROR)直到找出其二進制表示法的最小值。如 $T=01111111(2)$ 為此數列之最小值。接著再將此值找出其對應類別。類別由圖 12 來決定，圖中第一排為二元變化次數在 2 次以內的類別(riu2 的 u2 即為此意)，分別為 0~8 類。其餘變化次數高於 2 次的都分為第 9 類。其中實心圓表示 0，空心圓表示 1。

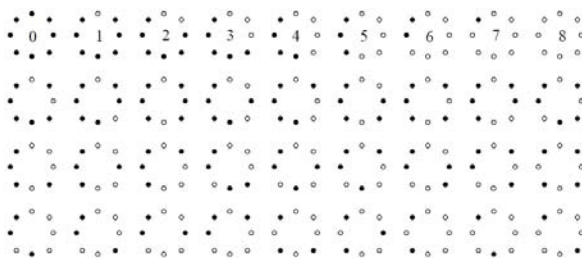


圖 12 $LBP_{8,1}^{riu2}$ 類別對應圖

由圖可知 $T=01111111(2)$ 為第 7 類，以此類推將每一點的類別算出，接著做直方統計圖即可得到 10 類的特徵值。為了後續分類動作的準確性，這裡也必須將所得到特徵值量化成 0~1 之值。

2^8 共有 256 種變化，但做 ROR 運算後可以簡化成 36 種變化，這也就是此方法能夠提供旋轉不變性的紋理特徵之原理。本文也運用了 $LBP_{16,2}^{riu2}$ 作為紋理的第二特徵。其方法由 $LBP_{8,1}^{riu2}$ 拓展而來， 2^{16} 有 65536 種變化，經過 ROR 簡化成 243 種變化，接著再以 u2 的觀念，簡化成 19 種類別的直方統計圖。

3.3 分類方法

根據上述特徵擷取一共獲得了 540 維的特徵向量 (Cb:256,Cr:256, $LBP_{8,1}^{riu2} : 10$, $LBP_{16,2}^{riu2} : 18$)，採用由台灣大學林智仁教授所研發的 LIBSVM[26] 來訓練此特徵向量，計算出其超平面做為本系統的決策函數。選用的支持向量機種類為 C-SVC，核心函數為基底放射性函數(Radial Basis Function, RBF)。Hsu et al.[27] 建議，選擇核心函數時應優先考慮基底放射性函數，因為它具有以下優點：

1. 基底放射性函數能分類非線性且高維的資料。
2. 須調整的訓練參數較少，減少操作上的複雜性，且能有較高的預測能力。
3. 輸入資料必須介於 0~1 之間，減少運算的複雜度和時間。

本系統經過測試後，發現確實以基底放射性函數做為核心函數能夠得到最佳的結果。

4. 實驗結果

4.1 實驗環境

實驗環境如圖 13 所示，在拍攝環境左右兩處各架設一盞 150W 鎢絲燈，色溫為 2800k。背景採用黑色布幕。取像鏡頭為羅技快看瞭望台 AF 網路攝影機。取像尺寸為 640×480 像素。如圖 14 所示由上往下拍攝。



圖 13 實驗環境(1)



圖 14 實驗環境(2)

4.2 實驗結果

實驗水果種類 15 種，每一種類共 6 顆，訓練樣本以隨機翻轉，但不重覆的方式擷取 60×60 像素大小的區塊影像。每顆水果取 10 張，每類水果有 60 張。共 900 張訓練樣本。接著實際測試，每次隨機選取與訓練樣本不同的 4 顆水果同時做辨識，每顆水果最多測試 5 次。一共測試 75 次，共 300 張。結果如圖 15 及圖 16 所示。



圖 15 辨識結果(1)

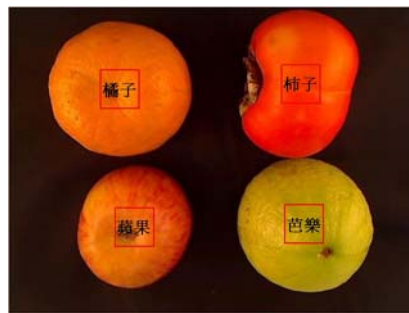


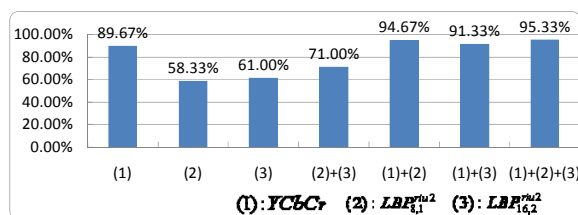
圖 16 辨識結果(2)

在本實驗中比對單一採用紋理或色彩特徵之辨識結果。可明顯看出，色彩特徵是正確辨識最主要的原因。紋理特徵在相似色彩的水果種類分辨上是可以顯著提高辨識率。(1)為採用 YCbCr 色彩特徵，(2)為採用 $LBP_{8,1}^{riu2}$ 紋理特徵，(3)為採用 $LBP_{16,2}^{riu2}$ 紋理特徵。

表 3 辨識率比較表

選用特徵	辨識正確	測試樣本	辨識率
(1)	269張	300張	89.67%
(2)	175張	300張	58.33%
(3)	183張	300張	61.00%
(2)+(3)	213張	300張	71.00%
(1)+(2)	284張	300張	94.67%
(1)+(3)	274張	300張	91.33%
(1)+(2)+(3)	286張	300張	95.33%

表 4 辨識率圖表



由表 3 及表 4 可以發現最佳的辨識結果是同時採用 YCbCr、 $LBP_{8,1}^{riu2}$ 及 $LBP_{16,2}^{riu2}$ 三個特徵向量。而辨識一張含有 4 顆水果的影像平均時間約為 2.74 秒。換言之，平均辨識一種水果時間約為 0.685 秒。

5. 結論

本文利用色彩做為主要區分水果的特徵，遇到相似色彩的水果，以紋理特徵來加強區分其差異性。實驗結果證明所提方法在辨識水果種類上辨識率達 95.33%。且以單一水果而言，從圖片取像至水果辨識完成所花費的時間只需 0.685 秒。而其中錯誤辨識的為同色系且紋理相似的水果。如蘋果與蓮霧及橘子與香吉士...等。日後若能發展完整切割水果的演算法，那麼可以再加入形狀特徵比對...等以提高本系統的辨識率。

6. 參考文獻

- [1] R. Bolle. “*Veggie Vision: A Produce Recognition System*,” IBM TJ Watson Research Center, 1996.
- [2] T. Ojala, M. Pietikäinen and T. Mäenpää, “*Multiresolution Gray-Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns*,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24, pp. 971-987, 2002.
- [3] C.-C. Chang and C.-J. Lin. “*LIBSVM: a library for support vector machines*,” 2001.
- [4] L.G Roberts, “*Machine perception of 3-D solids. In: Optical and Electro-optical Information Processing*,” MIT Press (1965), pp. 159-197.
- [5] Y. Deng and B. S. “*Manjunath. Unsupervised segmentation of color-texture regions in images and video*,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 23(8):800-810, 2001.
- [6] J. Shi, and J. Malik, “*Normalized Cuts and Image Segmentation*,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, Issue 8, pp. 888-905, August 2000.
- [7] C. Carson, S. Belongie, H. Greenspan, and J. Malik, “*Color- and Texture-based Image Segmentation Using the Expectation-Maximization Algorithm and Its Application to Content-Based Image Retrieval*,” Int. Conference Computer Vision, Bombay, India, Jan 1998.
- [8] C. Carson, S. Belongie, H. Greenspan, and J. Malik, “*Blobworld: Image Segmentation Using Expectation-Maximization and Its Application to Image Querying*,” IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 24(8), 1026-1038, August 2002.
- [9] T. Uchiyama, M. A. Arbib, “*Color Image Segmentation Using Competitive Learning*,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 16, no. 12, pp. 1197-1206, Dec. 1994.
- [10] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, “*Digital Image Processing, 2nd Ed.*,” Prentice Hall, New Jersey, 2002.
- [11] Charles Poynton, “*Digital Video and HDTV*,” Chapter 24, pp. 291-292, Morgan Kaufman, 2003.
- [12] M. Varma and A. Zisserman. “*A Statistical Approach to Texture Classification from Single Images*,” International Journal of Computer Vision, 62(1):61-81, 2005.
- [13] Ojala, T., Pietikäinen, M., Harwood, D.: “*A Comparative Study of Texture Measures with Classification Based on Feature Distributions*,” Pattern Recognition 29 (1996) 51-59
- [14] Pietikäinen, M., Ojala, T., Xu Z.: “*Rotation-Invariant Texture Classification Using Feature Distributions*,” Pattern Recognition 33 (2000) 43-52
- [15] Vapnik, V. and Lerner, A., “*Pattern Recognition using Generalized Portrait Method*,” Automation and Remote Control , vol.24, 1963.
- [16] Vapnik, V., “*The Nature of Statistical Learning Theory*,” Springer, N.Y, 1995.
- [17] Vapnik, V., “*Statistical Learning Theory*,” Wiley , 1998.
- [18] Pontil, M. and Verri, A., “*Object recognition with support vector machines*,” IEEE Trans. On PAMI , 20 , pp.637-646, 1998.
- [19] Brown, M. , Grundy, W. , Lin, D. , Cristianini, N. , Sugnet, C. , Furey, T. , Ares, M. , and Haussler, D. “*Knowledge-base analysis of microarray gene expression data using support vector machines*,” Technical report, University of California in Santa Cruz , 1999.
- [20] Joachims, T. , “*Text categorization with support vector machines*,” In Proceedings of European Conference on Machine Learning (ECML) ,1998.
- [21] B.Scholkopt and A.J.Smola, “*Learning with Kernels*,” Cambridge, Mass. MIT Press, 2002.
- [22] U. KreBel. “*Pairwise Classification and*

- Support Vector Machines. Advances in Kernel Methods-Support Vector Learning,*” pp.254-268, Cambridge, MA, 1999, MIT Press.
- [23] Z. Aghbari and A. Makinouchi, “*Semantic Approach to Image Database Classification and Retrieval,*” NII Journal, no. 7, September, 2003.
- [24] C.J.C.Burges, “*A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition,*” Knowledge Discovery and Data Mining, vol.2, no.2, pp,121-167, 1998.
- [25] N.Cristianini and J.Shawe-Taylor, “*An Introduction to Support Vector Machines,*” Cambridge, U.K.Cambridge Univ.Press, 2000.
- [26] <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>
- [27] Hsu, Chih-Wei, Chang, Chih-Chung, and Lin, Chih-Jen , “*A Practical Guide to Support Vector Classification,*”, 2003.