行政院國家科學委員會專題研究計畫 成果報告

撞球機器人(II)
研究成果報告(精簡版)

計 畫 類 別 ：個別型
計 畫 編 號 ：NSC 97-2221-E-032-033-
執 行 期 間 ：97 年 08 月 01 日至 98 年 07 月 31 日
執 行 單 位 ：淡江大學機械與機電工程學系

計畫主持人：楊智旭

報 告 附 件 ：出席國際會議研究心得報告及發表論文

處 理 方 式 ：本計畫可公開查詢

中 華 民 國 98 年 11 月 01 日

行政院國家科學委員會補助專題研究計畫 ■成果報告

計畫類別：■ 個別型計畫　　□ 整合型計畫
計畫編號：
執行期間：　2008 年　8　月　1　日至　2009　年　7　月　31　日

計畫主持人：楊智旭
共同主持人：
計畫參與人員：陳宥穆、余國鼎

成果報告類型(依經費核定清單規定繳交)：■精簡報告　□完整報告

本成果報告包括以下應繳交之附件：
□赴國外出差或研習心得報告一份
□赴大陸地區出差或研習心得報告一份
□出席國際學術會議心得報告及發表之論文各一份
□國際合作研究計畫國外研究報告書一份
處理方式：除產學合作研究計畫、提升產業技術及人才培育研究計畫、列管計畫及下列情形者外，得立即公開查詢
□涉及專利或其他智慧財產權，□一年□二年後可公開查詢

執行單位：

中　華　民　國　98　年　10　月　23　日

中文摘要

撞球是一門屬於運動科學(Sport Science)的休閒活動，它是一個需要高思維與高技巧的休閒運動，不論是對於球局(Inning)的全盤規劃，對於擊球、做球(Setup)、杆法(Position play)等都需要仔細地思考，當然還需要經常地去練習打球的力道、準度及學習各種技巧，球才會準確地進袋(Pocket)，而本研究的目的是設計並製作一部可以模仿人類打撞球的撞球機器人。

撞球機器人，是一部具有視覺〝看〞的能力與仿效人類〝學習〞能力的撞球控制器，配合機構設計(Mechanical Design)製作完成撞球機器人的機電整合，對機器人作自動或半自動控制，再加上影像處理技術，正確地得到球桌上所要撞擊子球的相對位置，並利用具有學習法則的倒傳遞類神經演算法(Neural Network Algorithms)和模糊理論(Fuzzy Logic Theory)等智慧型演算法(Intelligent Algorithms)來學習並推論出，如何將子球打進球袋及作球，形成撞球決策(Decision-Making)，最後將控制命令(Control Command)送到撞擊機構來執行撞擊母球的動作。

研究中整合既有的研究成果，其中包括有以灰色理論、模糊理論、可拓理論和倒傳遞類神經演算法發展出的各種攻擊以及防守方式。令撞球機器人能分別對需要採取攻擊和防守的球局以多種技巧和不同決策進行擊球進袋或是解球的動作，並在人工智能進行各項決策之後，搭配氣壓控制閥等硬體設備完整呈現。

研究範圍包括了智慧型決策(Decision Making)及機電系統整合(Electromechanical System Integration)。也藉由這三個領域的結合使得本機構具備機械結構的穩定、協調地控制、快速地辨識和智慧型的推論與學習等優點來仿效人類打撞球的效果，並期待有朝一日能實現人機對打的目標。

關鍵詞： 撞球機器人(Billiard Robot)、倒傳遞類神經演算法(Neural Network Algorithms)、倒傳遞類神經演算法(Neural Network Algorithms)、灰色理論(Grey Theory)、可拓理論(Extension Theory)

英文摘要

Billiard is one of the sport sciences. Players need to play billiard with intelligence and skills, no matter careful calculation, how to pocket and setup balls. Of course, billiardists need to practice the strength of shooting, the motion of accuracy and learn the skill of “Setup” that makes every ball falls into the right hole. The research objective is to design and develop an intelligent billiard robot that could simulate the visual system and play behaviors of human beings.

The main goal of this research is to develop equipment that is provided with visual ability and could imitate the learning ability of human beings. The billiard robot is made by the above design conditions. In addition, people could control the robot automatically and semi-automatically. By the skills of image processing, the robot would “see” the correct position of object balls. Then the robot would learn and know how to pocket object balls and setup by intelligent algorithms (Neural algorithms and Fuzzy logic theory).

The image processing technology is one of the important parts of this research. The robot has to be installed a CCD device as the eyes of human beings. It could measure the position of balls and pockets. After measuring the position of each ball, the robot would send the coordinates of cue ball and object balls to PC for decisions-making.

The second part of the research is decision-making and analysis. The robot must be installed a computer that could calculate rapidly. It is like the brain of people, when “eyes”（CCD）scans the coordinates of each ball, the robot would learn the strength of shooting and angle of pocketing balls by Fuzzy Neural Network to let the robot imitate the learning ability and inference of people. Finally, decision command would be sent to the controller of the robot.

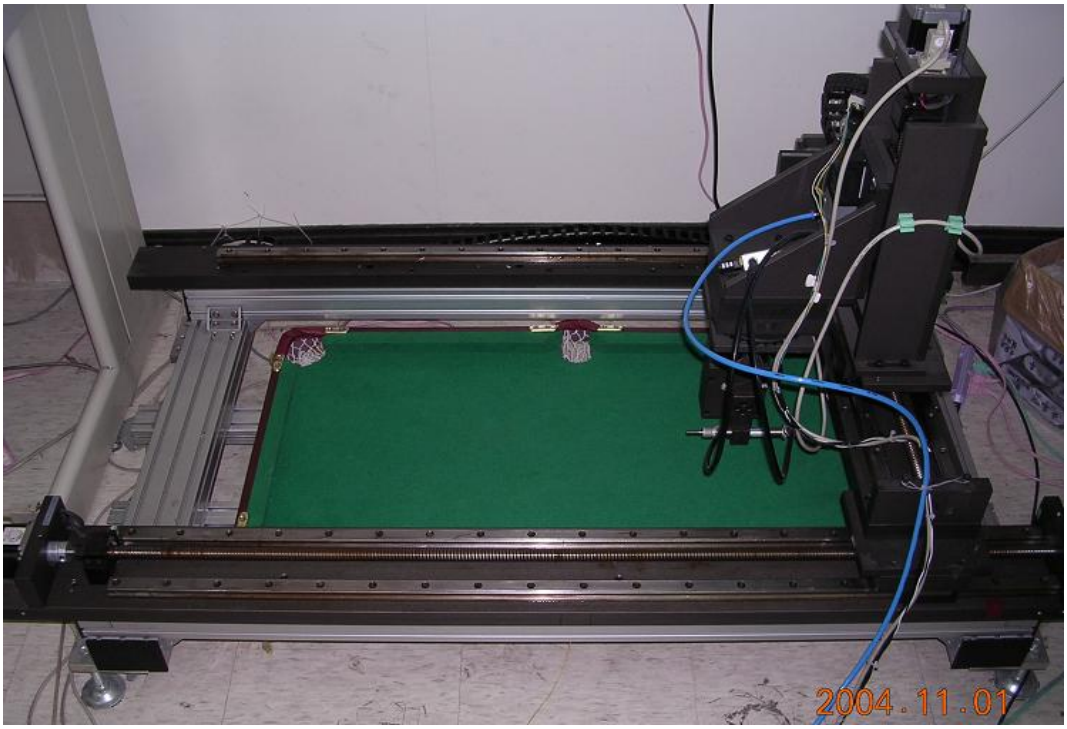
This research contents 4 major parts: structural design, image processing, the integration of decision making and analysis, and electromechanical system. The combination of these techniques makes the robot possesses the advantages of stabilization of structure, precise control, rapid recognition, inference and learning ability. The final good of this research is to let this developed billiard robot to play billiard with a human being someday.

Key words: Billiard Robot, Neural Network Algorithms, Neural Network Algorithms, Grey Theory, Extension Theory

前言與研究目的

撞球是一項非常普及且風行多年的運動，每年受矚目的世界性撞球賽事更是不勝枚舉。尤其今年於 2007 於日本舉辦的世界盃撞球錦標賽中，台灣選手吳珈慶、張舒涵為我國奪下二面金牌[1]，更是令國人對撞球運動之發展及推廣有更進一步的了解與奪牌期待。因此，除了現今已有一定發展規模的足球型機器人比賽(FIRA ISI-Robot Soccer Championship 及 RoboCup)之外，撞球機器人勢必將會是運動機器人之新潮流，而且國際電腦遊戲聯盟(ICGA , International Computer Game Association)，也已將撞球 8 號球納入比賽項目之中，所以撞球機器人的發展也將會得到世人更多的重視。

本研究團隊順著國內研究機器人的潮流，已成功建立出擁有學習與判斷能力的智慧型撞球機器人控制器，並將過去的研究成果繼續延伸加強，為國內研究智慧型機器人領域貢獻一份心力。到目前為止已完成的成果包括有擊球力量控制(Strength control)、跳球(Jump shot)、曲球(Masse shot)、顆星球(Cushion shot)、灌球(Bank shot)、聯擊(Kiss)球等技術杆法、並以類神經網路訓練來做進球角度誤差補償、於球局中作防守決策、在 9 號球局中以可拓理論決策做出於障礙球局中做出解球、進攻作球，可順利一杆掃完三顆子球(Clean table)，前後共有八本碩士論文[2-9]與國內外研討會論文[15-22]發表。目前各個研發成果為針對撞球運動中個別項目的機構控制與個別獨立球局做決策研究，本研究目前加入了新的撞球技巧以及決策，使撞球機器人具有更多元化的進攻及防守功能。(淡江撞球機器人，TKU-BR)(圖 1)，使它能逐步實現人機對打比賽之目標。



圖一、淡江撞球機器人(TKU-BR)

撞球是一項普及並且風行多年的運動，每年度受矚目的世界性撞球賽事更是不勝枚舉。尤其於 2006 杜哈亞運中，台灣選手柳信美、林沅君及楊清順一舉為國奪下二面金牌及一面銅牌，更是令全台灣對撞球運動之發展及推廣有更進一步的了解與奪牌期待。因此，除了現今已有一定發展規模的足球型機器人比賽(FIRA ISI-Robot Soccer Championship)、(RoboCup)之外，撞球機器人勢必更會是運動機器人之新潮流。

在力量控制與擊球角度量測上，撞球機器人的表現是比人類的動作還要穩定的。機器人能夠按照電腦所計算出的擊球力道與角度做出穩定的擊球動作，在控制方面確實比一般人類穩定的多。在影像辨識方面，CCD 所擷取的影像容易受到環境的影響，如光線的強弱所造成的陰影、反光所造成的局部亮點、不均勻的顏色區塊，這些對於影像的辨識會造成很大的影響，所以必須進一步做影像處理。

撞球機器人邏輯思考判斷能力方面，撞球機器人缺乏對障礙球的判斷能力，使得在有障礙球的狀況時，撞球機器人仍然會選擇有障礙球的路線作進攻，無法使得目標球順利撞進球袋。作球方面也僅僅做到下一顆目標球，無法對全球局作一個完整的進攻規劃，容易造成後面的色球無法撞進球袋的窘境。

本研究將針對上述缺點來修正，使撞球機器人的視覺能力與邏輯推斷能力更上一層樓，達到迅速且準確的搜尋出母球與子球的座標位置，使得撞球機器人能夠在快速的搜尋完球桌上的各色球之後，結合全局作球的觀念，依序完成撞球動作。讓撞球機器人有著與人類類似的撞球技巧，以期能夠達到一杆清檯(Clean table)的目標。

文獻探討

在國內做出機械撞球機構的有台灣科技大學機械系林其禹教授[10] ，其撞擊機構的移動和瞄準都需要人的操作，機構的控制是屬於半自動化，就像人類在撞球時將球杆擺在適當位置，以撞球機構代替人類的手，將母球撞擊出去。美國的麻省理工學院在 1997 年也發展出一套戴在頭上的電腦瞄準裝置(Wearable computer)[11]，利用 3D 虛擬視覺環境輔助人類在撞球時，母球撞擊子球角度的多種選擇。。馬來西亞的團隊[12-13]則以電腦虛擬環境，利用模糊理論來建立簡易的撞球決策。而在日本則曾發表在撞球檯上以自走車承載 XYZ 移動平台來模擬撞球時球杆的瞄準與撞擊機構[14]。綜觀國內外相關文獻，尚無任何研究團隊或個人實現撞球機器人的軟硬體整合與比賽，本團隊可謂到目前為止第一組真正進行撞球機器人軟硬體整合研究，並且已經發表多篇國內外論文，與發表多本碩士論文[2-9]。

•

研究方法

1. 機構設計：平台定位精準，氣壓缸出力適當，重現性佳

撞球機器人 XYZ 平台的改良，與結合高穩定性氣壓缸之精密撞擊機構，撞球機器人的撞擊機構設計首重提高定位精度，確定子球的位置後，從決策機制立刻判斷最容易進球的球袋、母球碰撞子球的撞擊角及力道，撞擊機構隨即接受控制命令移動到適當的打擊位置，並將升降機構下降到母球中心線的高度，氣壓缸以適當的壓力出杆撞擊母球，當撞擊動作完成後迅速升起撞擊機構以避免造成犯規問題，此研究項目重點為平台定位精準，氣壓缸出力適當，機構重現性佳。

2. 影像處理辨識：物件顏色辨識，球心與袋口坐標定位精確

CCD 影像的快速擷取與準確的搜尋出撞球桌上不同顏色的母球與三顆子球影像並做球心分析及座標定位，我們可以利用紅、藍、綠三原色(R G B)各八位元來作為不同顏色子球的判斷依據，再計算各球袋間與子球的相對位置座標。

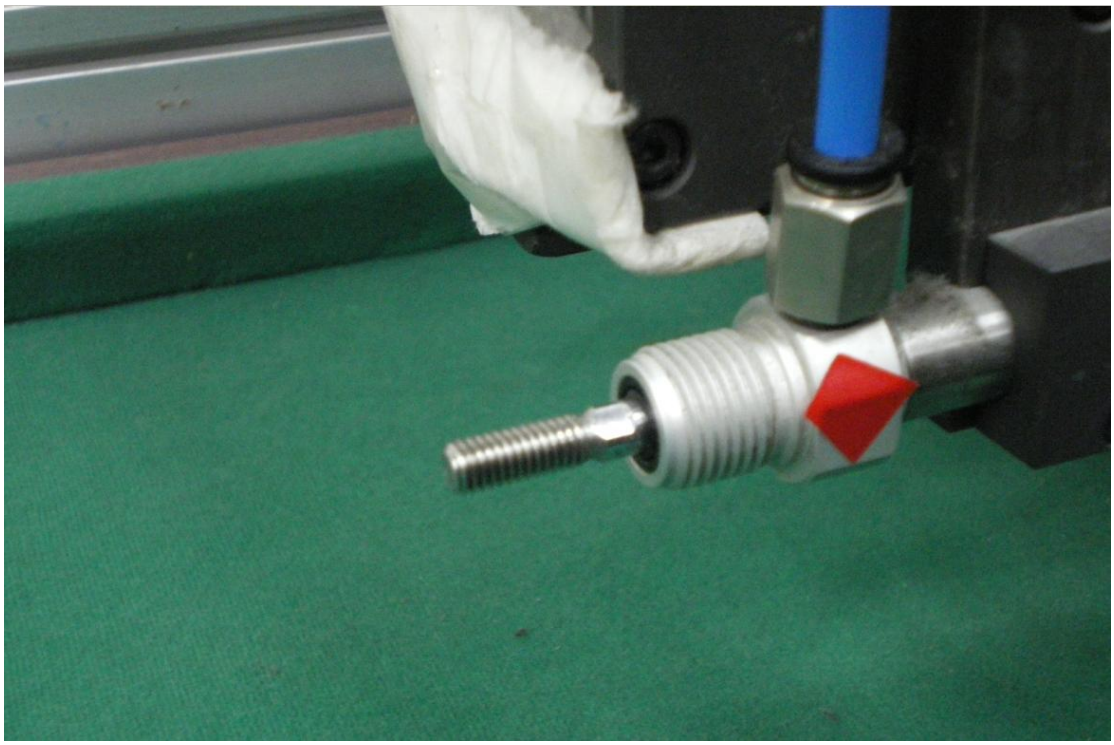
3. 學習與決策系統：智慧型學習法則，智慧型演算法，控制方法實現

改良後球檯的調整以及決策機制與機構控制的系統整合。智慧型演算法可使得撞球機器人可以不斷地學習與推論出撞球的力道和撞擊的角度，其智慧型演算法我們使用可拓理論來推算出要撞擊的力道和撞擊角度，並使用模糊理論建立撞球機器人的力道控制器及誤差補償器，使得撞球機器人能在任何情況下輕易的判斷該使用的力道。。

結果與討論

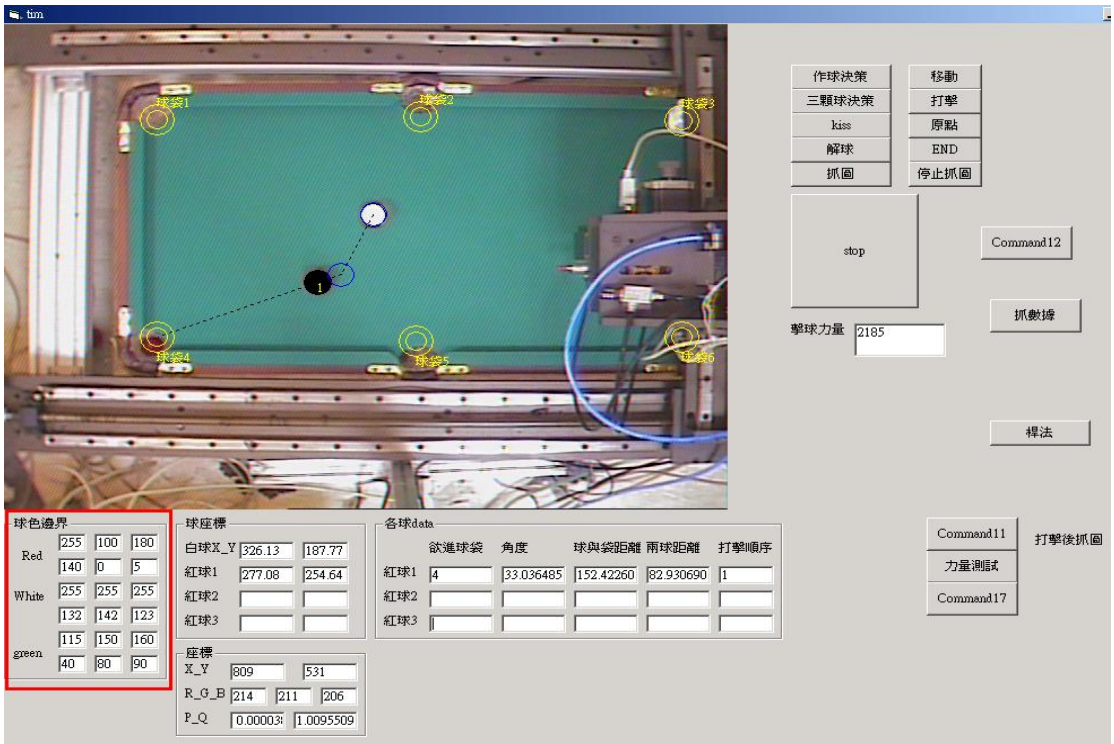
本研究利用模糊理論建立撞球機器人的力道控制器，及擊球時所產生的角度誤差補償器，並使用可拓工程方法將在球桌上母球與各顆子球分佈的位置，由可拓優度評價法來決定要攻擊的子球以及要進攻的球袋。最後依照幾何關係計算出下顆子球的位置，調整力道大小，達到做球的目的。

1. 機構設計：在機構部分，已將擺桿式撞頭改良成筆型氣壓缸，並將原先馬達的位置架上分度盤，將舊有撞擊機構的位置改為一組轉角控制系統。新型的撞頭改進了舊型擺桿式撞頭無法撞擊較高或較低的擊球點的缺點，以及力道需靠擺桿角度的大小決定的限制。並可針對推桿、拉桿、曲球甚至是跳球等技術球打法加以學習。.



圖二、改良後的撞桿

2. 影像處理辨識：撞球機器人透過 CCD 攝影機擷取球桌上的即時影像，利用 VB 編寫程式做影像處理，過濾掉綠色桌布，並利用 RGB 模型設定各個色球的 RGB 上下限的閥值，以改良在各種光線照度、色彩補色以及球體本身之光線反射影響到所擷取之色彩辨識，再利用座標值平均搜尋法來找球的中心點。



圖三、撞球機器人程式控制介面(各球 RGB 的上下限)

3. 學習與決策系統：

本研究以球袋及子球的關係來決定所要撞擊的角度，並以子球與母球距離決定擊球力道。以 CCD 所擷取到的母球與子球的距離和擊球角為輸入變數，而擊球力道以及擊球誤差角為輸出變數建立模糊規則庫。在子球與球袋選擇決策方面，利用 CCD 擷取(1)球袋與子球距離(d_1)，(2)球袋、子球與母球三者之間的相對角度(θ)，(3)母球與子球之距離(d_2)，來做為衡量條件，再藉由可拓關聯函數與優化評比的運算式，判斷出所要撞擊的子球與要進的球袋。在圖四中，由 CCD 影像擷取出母球、子球和擊球角的參數，利用可拓關聯函數計算出各個進攻球袋的優度值，選擇各顆子球應進攻的最佳球袋，再利用可拓理論，計算每顆子球的進球率，加以排列進攻的先後順序。

圖四、可拓球袋決策決定球袋及打擊順序

參考文獻

[1] 中華民國撞球協會 http://www.baroc.org.

[2] 林志明，撞球機器人之研究，淡江大學機械與機電工程學系碩士論文，民國92 年6 月.

[3] 陳柏儒，撞球機器人之類神經模糊補償器設計，淡江大學機械與機電工程學系碩士論文，民國92 年6 月.

[4] 王添毅，可拓理論在撞球機器人決策之應用，淡江大學機械與機電工程學系碩士論文，民國93 年6 月.

[5] 許家欣，撞球機器人之擊球力量控制器設計，淡江大學機械與機電工程學系碩士論文，民國93 年6 月.

[6] 黎哲廷，撞球機器人在9 號球局之應用，淡江大學機械與機電工程學系碩士論文，民國94 年6 月.

[7] 盧彥宏，撞球機器人在撞球球局之防守決策，淡江大學機械與機電工程學系碩士論文，民國94 年6 月.

[8] 鐘武傑，撞球機器人在障礙球局決策之應用，淡江大學機電與機械工程學系碩士論文，民國95 年6 月.

[9] 劉家孝，撞球機器人之攻守決策系統設計(暫定)，淡江大學機電與機械工程學系碩士論文，96 年6 月.

[10] 林其禹，機械撞球員(VCD)，台灣科技大學，民國 89 年 6 月。

[11] T. Jebara, C. Eyster, "Augmenting the Billiards Experience with Probabilistic Vision and Wearable Computers," IEEE Wearable Computers, Oct 1997 ,Vol.13 pp. 138 – 145.

[12] S. C. Chua, E. K. Wong, Alan W. C. Tan, and V. C. Koo, "Decision Algorithm for Pool using Fuzzy System, " Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence in Engineering & Technology(ICAIET 2002), 17-18 June 2002, Kota Kinabalu, Malaysia, pp. 370-375.

[13] S. C. Chua, E. K. Wong and V. C. Koo, "Pool Balls Identification and Calibration for a Pool Robot," Proceedings of the International Conference on Robotics, Vision, Information and Signal Processing (ROVISP 2003), 22-24 January 2003, Penang, Malaysia, pp 312-315.

[14] H. Nakama, I. Takaesu and H. Tokashiki, "Basic Study on Development of Shooting Mechanism for Billiard Robot", JSME, Robotic Workshop, 2001, 1A1F8.

[15] 許家欣，楊智旭，"撞球機器人之模糊誤差補償器設計，"2004中華民國自動控制研討會，大葉大學，3/26~3/27，2004.

[16] 王添毅，楊智旭，楊棧雲，"可拓理論在撞球機械人球袋選擇應用，" 中國人工智能學會2003 全國學術大會，廣州，11/19~11/21，2003，pp.1160-1165.

[17] 王添毅，楊智旭，"智慧型撞球機器人" ，中國大陸航空太空研討會，9/1，2004，pp.373-381.

[18] 盧彥宏，鍾武傑，楊智旭，"灰色理論在撞球機器人球局防守決策之應用" ，2005 年中華民國自動控制研討會，南台科技大學，民國94 年11 月18 日.

[19] B. R. Cheng, J. T. Li, J. S. Yang, "Design of the neural-fuzzy"compensator for a billiard robot," Networking, Sensing andControl,2004; IEEE International Conference on Volume 2, 2004.

[20] J. S. Yang, Z. M. Lin and C. Y. Yang, "Grey decision-making for abilliard robot," IEEE International Conference on Systems, Man &Cybernetics (SMC'04), October 10-13, Hague, Netherlands, 2004.

[21] J. S. Yang and Y. S. Chang, "Standing control of a four-link robot, " IEEE International Conference on Systems, Man & Cybernetics (SMC'05), October 10-12, Hawaii, USA, 2005.

[22] J. S. Yang, J. T. Li, C.Y. Yang, "Offensive strategy of a billiard robot," (AROB 11th '06), Beppu, Oita, Japan, January 23-25, 2006.

計畫成果自評

本研究設計了一個氣壓缸撞球機構，使撞球機器人在技術球方面的打擊能力大幅的提升，更接近了人類在撞球時的實際撞擊行為及桿法，並改良了影像辨識系統的能力，使得撞球機器人在影像辨識上能更加精準。而力量控制功能可提供作球之決策應用，此外利用模糊理論設計了一組針對撞球機器人的力道控制器與擊球誤差補償器，以提昇撞球時的進球率，並且與之前的類神經補償器相比，其控制效果更佳，也不需要針對各個球袋做網路訓練，大幅節省訓練的時間。

在決策系統方面，本研究利用可拓理論建立可拓球袋選擇決策與可拓作球決策統稱可拓決策系統使撞球機器人具有類似撞球選手的思考與決策能力，使撞球機器人可以經由 CCD 攝影機所擷取的畫面，透過影像處理辨識，可拓決策系統的判斷，幾何關係的計算以及機構的控制，使撞球機器人不僅能在多顆子球中找出進球率最高的子球以及要進攻之球袋，同時能在撞擊第一顆子球時考慮撞擊下一顆目標子球進球率進而控制其力道達到作球的目的。

本研究在機構方面的改良目前已臻完善，若要在加以改進，應針對在各個部位精度的提昇。在撞擊機構的方面，由於筆型氣壓缸的長度過長，因此在撞擊時為了怕觸及球台邊緣，於是母球擺設位置受到限制，往往只能擺在球桌的中間部份。未來可朝添購更短的筆型氣壓缸來改進。而在影像處理部份，由於攝影機是使用廣角鏡頭擷取影像，在影像邊緣部份會有扭曲導致計算上的誤差，雖可用廣角補正公式修正扭曲的座標，但是還是會有部份的誤差存在，如要提升進球率，應添購更高倍率鏡頭以彌補影像的誤差。

類別標籤模糊化支持向量機

楊棧雲	楊智旭	周峰毅	戴信良
北台灣科學技術學院 機械系	淡江大學機電系	淡江大學機電系	北台灣科學技術學院 機械系
cyyang.research@gmail.com	jrsyu@ tedns.te.tku.edu.tw	drivebytk@hotmail.com	a124231624@yahoo.com.tw

摘要

本研究從學習樣本的類別標籤軟化的角度，導入一個基本的模糊概念，用以改變學習樣本在組態支持向量機的決策函數時的二元化對峙態度。模糊化的類別標籤可兼容一個足以表達學習樣本在群體中因各種原因而導致的學習態度不一致。本研究同時提出一個二階段的樣本態度評估方法，用以指定類別標籤模糊值，其大小正相關於其對於支持向量機的決策函數的影響，是為一類別標籤模糊化支持向量機。經第一階段檢視的學習樣本，依計算所得的樣本間隔大小，在第二階段重新賦予大小不一的樣本態度，以助於支持向量機在訓練時因而獲取一較大間隔的決策邊界。也因這個大間隔的決策邊界，本研究進而獲得最值得注意的結果，一個較佳的泛化性能的決策函數。

關鍵詞：支持向量機, 模糊, 模式辨識, 泛化性能

1. 動機

現今系統的泛化能力已經成為選擇學習演算法時無法忽視的課題，起源於統計學習理論的支持向量機，基於統計學習理論的基礎，在泛化能力分析方面近年來引起相當多的關注[1]。在支持向量機中，我們可以觀察到分類間隔(Margin)與泛化能力具有十分直接的關聯，因為分類間隔距離分類超平面 $2/|\mathbf{w}|$ 寬度並包圍著分類超平面(Separating Hyperplane)，代表在此間隔中無論超平面處在任何位置皆能正確的劃分所分類的訓練點，而支持向量機的目標即是將分類間隔最大化，在實際應用的意義上，現實環境取得的訓練樣本往往具有較多的雜訊及干擾，最大化分類間隔即能在正確分類的情形下允許較大的擾動。在考慮到當所輸入的樣本具有擾動的情形產生時又需具備將分類間隔最大化與誤差最小化的能力，於是乎軟間隔支持向量機[2]被設計出來應付這樣的情況。

$$\min_{\mathbf{w},\xi} \frac{1}{2}\mathbf{w}^T\mathbf{w} + C\sum_{i=1}^{n}\xi_i. \tag{1}$$

這個軟間隔模型能在產生決策函數讓間隔與誤差取得一個平衡，在公式中導入了一個鬆弛變數 ξ_i ($i = 1, 2, \ldots, n$)，將損失函數(Loss Function)表達成訓練誤差的一個函數關係，這樣的表達，軟間隔模型被允許在訓練時產生誤差，對於隱含干擾的訓練樣本，不再硬性堅持畫分乾淨。相反地，軟間隔模型允許這些樣本被錯分。藉著包容可能因干擾輸入產生的誤差進而增進系統的泛化能力。因此，損失函數是軟間隔支持向量機一個重要調控的主角，其原型給定如下：

$$\xi(y_i, f(\mathbf{x}_i)) = \max\{0, 1 - y_i f(\mathbf{x}_i)\}. \tag{2}$$

根據上述的損失函數，當樣本被正確地分類時，我們可以得到正值的間隔 $y_i f(\mathbf{x}_i)$，相對的負值的間隔 $y_i f(\mathbf{x}_i)$則為沒有被正確地分類的部份，而從(1)中可以看出支持向量機訓練的目的是為了產生最大的正值間隔，因此損失函數在分類過程中扮演著一個懲罰產生負值間隔的樣本大於產生正值間隔樣本的腳色[3]。也由於損失函數在此類最佳化問題中的重要性，基於不同的需求，許多具不同類型的損失函數的分類器也因此被提出[4-5]。

本研究啟於伊始須先研究訓練集中具干擾的訓練樣本的影響力與上述損失函數的最小化的關係。為了連結具干擾的訓練樣本的影響力與損失函數，一個隱函在經驗風險(Empirical Risk)中的衡量方式的被提出以計算其影響力。經驗風險，是分類學習中一個主要的假設之一，一般進行分類時，我們擁有的只是有限樣本，實際上無法知到這些樣本的真實分佈，當然也無從得到期望風險(Expected Risk)。經驗風險 R_{emp} 取代期望風險用以計算分類器的最佳化並用來推估其效能。通常，在學習演算法中，我們期許能將經驗風險最小化：

$$R_{\text{emp}} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\xi(y_i, f(\mathbf{x}_i)). \tag{3}$$

如前述，在最佳化的過程中，損失函數著重於懲罰負值間隔的樣本，並以所得到的分類正確程度來決定懲罰的大小，以一個要求訓練正確性高的分類器來說，可加重損失函數對負值間隔樣本的懲罰，懲罰代價高迫使分類器減少誤差分類正確性自然提高。相對而言，在一般的情形下，只會要求一個足夠的懲罰程度以追求能產生最大的分類間隔。所以在上述的條件下，以一個參數 C 來調整訓練精度與間隔之間的平衡。同時透過這個概念，提出了以個別調整懲罰來減少具干擾樣本影響的方法，因為具干擾樣本通常具有或多或少的干擾雜訊，所以如何減低具干擾樣本的影響是最直接能強化分類器的方式，換言之，增進了分類器的泛化能力。

2. 類別標籤模糊化模型

為了從新計算對具干擾樣本的懲罰，我們建立了標籤模糊化支持向量機以達到這樣的效果，這個計算從監督式機器學習開始，首先在樣本空間中取得一個訓練集 T，$T = \{(\mathbf{x}_i, y_i)\}$, $i = 1, 2, \ldots, n$，在此訓練集中，各樣本賦予一個標籤 y_i，$y_i \in \{-1, +1\}$，以進行二元分類(Binary Classification)，將樣本分類到兩個不同的類別。過去我們曾探討過如何將受限制的類別標間給予一較寬鬆的範圍值[6-7]，這樣的方式能讓訓練點具有更多關於自身所代表的資訊，透過此種模糊化的方式，樣本的類別標籤將實際的從原本限制的固定值轉換成一模糊集合，訓練集合因此改變為：

$$T' = \{(\mathbf{x}_i, z_i)\}, \quad i = 1, 2, 3, \ldots, n. \tag{4}$$

在(4)中 z_i 代表了樣本 i 的影響力，為一權重，將其權重表達為經模糊化後的模糊標籤，這樣的目的是為了能以此減少具干擾樣本的權重來減低其影響力。並將 z_i 以結合一個模糊係數 s_i 來表示：

$$z_i = s_i y_i. \tag{5}$$

模糊數 s_i 可經由許多不同的比例縮減函數來獲得。最經常的狀況是由一個隸屬函數(Membership Function, MF)用以推估樣本($\mathbf{x}_i$, y_i)與其母族群之間的關係來獲得：

$$s_i = fz(y_i, f(\mathbf{x}_i)). \tag{6}$$

為了表達一個適切的與母族群之間關係的連繫，一個用以表達其關係強弱的量測必須先給定。我們期望這個量測可以線性地將關係轉換成一個連續的指標值。在一般的認定裡，間隔 $\theta_i = y_i f(\mathbf{x}_i)$是這個量測一個相當不錯的選擇。不只是因為 θ_i 可以鑑別其值是否為負，而且它尚可反應樣本在空間中與分類超平面的距離，一個樣本若其 θ_i 負值越大則可表示它與母群族的關係越弱。事實上，隸屬函數的選擇還是要視應用時要解決的問題及分類器所要達到的能力而定。這裡，提供兩種型式的隸屬函數來進行本研究，其一為常數隸屬函數(Constant MF)：

$$fz_1(y_i, f(\mathbf{x}_i)) = \begin{cases} \theta, \ 0 \le \theta \le 1, \ \text{for } y_i f(\mathbf{x}_i) < 0 \\ 1, \ \text{for } y_i f(\mathbf{x}_i) > 0 \end{cases} \tag{7}$$

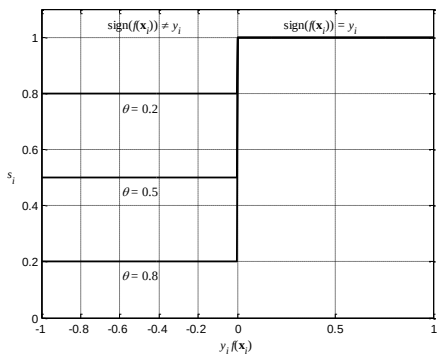
另一個則為線性隸屬函數(Linear MF)：

$$fz_1(y_i, f(\mathbf{x}_i)) = \begin{cases} 1 - \tau \cdot y_i f(\mathbf{x}_i), \ \text{for } -1/\tau < y_i f(\mathbf{x}_i) < 0, \\ \varepsilon, \ \text{for } y_i f(\mathbf{x}_i) < -1/\tau, \\ 1, \ \text{for } y_i f(\mathbf{x}_i) > 0, \end{cases} \tag{8}$$

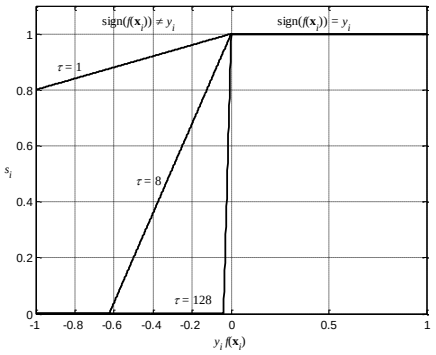
函數(7-8)中，θ、τ 分別表示兩個隸屬函數之變化率係數，ε 為一個極小值以避免在矩陣運算得過程中產生錯誤，兩種隸屬函數的圖形表示如圖 1。

經過模糊化之後訓練樣本的標籤各自轉變成不同正負關係的模糊值 z_i:

$$-1 \le z_i \le 1 \tag{9}$$



(a) 常數隸屬函數



(b) 線性隸屬函數

圖 1 本研究不同的隸屬函數

由於將 y_i 轉換成 z_i 的關係，我們也可以將原本 SVM 的限制式關係從 $y_i(<\mathbf{w}, \mathbf{x}_i>+b) \geq 1$ 轉換成

$$z_i(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b) \geq 1, \quad i = 1, 2, ..., n. \tag{10}$$

其中，來自於 z_i 的 $\mathbf{w}$ 與 b 用來描述權重與偏移量與先前在 SVM 中所定義者意義相同，<·, ·>表示為一核函數關係，接著可以將 z_i 以 y_i 或 s_i 取代來重新建立不等式(10)使其轉換成：

$$y_i s_i(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b) \geq 1, \quad i = 1, 2, ..., n. \tag{11}$$

在標籤 y_i 只能以+1 或-1 表示的條件下，我們也可將不等式分開表示為下面兩個式子

$$\begin{aligned} &\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b \geq +1/s_i \quad \text{for } y_i = +1, \text{and} \\ &\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b \leq -1/s_i \quad \text{for } y_i = -1. \end{aligned} \tag{12}$$

對照原本標準的 SVM：

$$\begin{aligned} &\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b \geq +1 \quad \text{for } y_i = +1, \text{and} \\ &\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b \leq -1 \quad \text{for } y_i = -1, \end{aligned} \tag{13}$$

在(12)式中，因為導入了 s_i 所以我們可以將限制式實數化，s_i 為一模糊值，故其倒數必定會大於 1。而在實際的應用上不等式(12)中的也改變了原始的式子中的限制式，概括而言，以 z_i 來代替 y_i 能影響原始限制的邊界條件，使其從“±1”延伸為“$\pm 1/s_i$”，比較原始的 SVM，s_i 在最佳化的過程中所具有一個最重要的價值即在於讓我們能以係數變化的方式來調整對應每一限制式的可行區域(Feasible Region)。

仿上述模糊化標籤 z_i 的影響，我們重新修正了軟間隔支持向量機，具 ξ_i 的限制式改變如下：

$$z_i(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b) \geq 1 - \xi_{i,} \quad \forall i \tag{14}$$

透過結合限制式(14)與目標函數(1)，在經過 y_i 與 z_i 轉換及仿的原始 SVM 推演過程，我們可以得到一個與原始 SVM 類似的式子，最後經由類似的步驟轉換成一個以對偶變數表達的的二次最佳化問題：

$$\max J_d(\boldsymbol{\alpha}) = -\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}\alpha_i \alpha_j z_i z_j \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j \rangle + \sum_{i=1}^{n}\alpha_i, \tag{15}$$

限制式

$$0 \leq \alpha_i \leq C. \tag{16}$$

觀察(15-16)，這裡提出的模糊化類別標籤支持向量機與原始的支持向量機[1]幾近相同，差別只在於將 y_i 以 z_i 做取代。同時也與先前 Lin 與 Wang 所提出的模糊支持向量機(FVM)不同[8-9]，FSVM 引用了外部的模糊值來推演其關係，在最佳化的過程中以外部的模糊值做為調整鬆弛變數 ξ_i 的權重因子。

3. 訓練架構

以模糊化標籤支持向量機為基礎，我們建立了一個串聯的訓練模型用來測試由模糊化類別標籤所帶來的影響。模型中包含了一個過濾階段(Filtering Stage)及一個分類階段(Classification Stage)，兩者透過 z_i 連接(圖 2)，在上層的過濾階段，僅僅利用一個標準原始的 SVM 用以篩選出具負值間隔的樣本，再利用隸屬函數賦予間隔負值越大的樣本一個較小的 z_i 值，由於 z_i 可以是一個介於[-1, 1]間的任意值，我們用以反映具干擾樣本在分類器中減低的影響力，以此 z_i 值代入下層的模糊化類別標籤支持向量機進行分類，在此，我們可以了解下層的第二階段方才是真正的分類階段。也因此我們更為了解串聯起兩個階段間的 z_i，不但包含著樣本本身有價值的訊息，同時在建立一個大間隔分類器中亦扮演著關鍵的腳色。

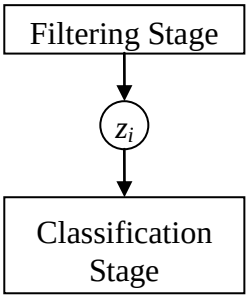
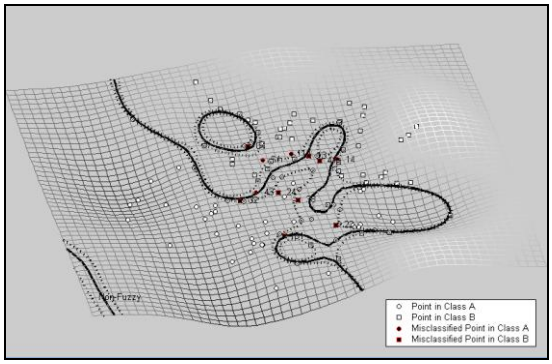


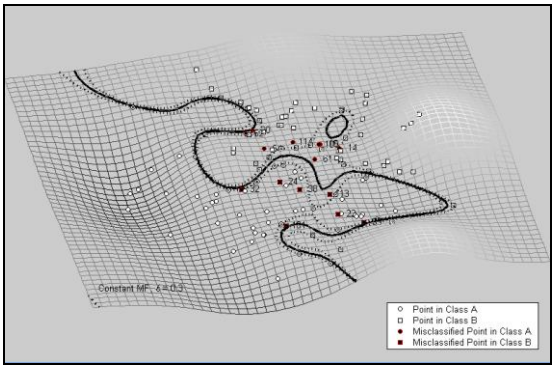
圖 2 兩階段的訓練模型

4. 電腦模擬

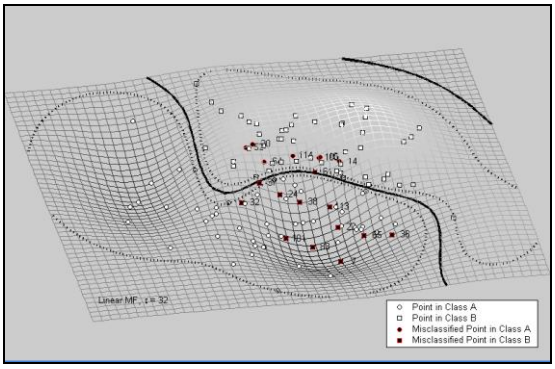
我們利用 Breiman 的資料集 *Twonorm*[10]來測試所提議模型的性能，*Twonorm* 資料集中正負類兩族群以座標上對稱的中心點各自以相同的變異數呈多變數常態分佈，本研究假設兩族群重疊的部分為上述具干擾樣本分佈的區域，取簡單而明瞭的特性，適足以觀察本研究模型的特性。以縮簡維度成為二維的簡化 *Twonorm* 資料集，對等地設定參數以執行原始 SVM 模型及其模糊化轉換後的模型，繪出其決策邊界及從屬的間隔，可觀察到透過模糊化轉換後，雖然使用常數隸屬函數的模型其間隔增加較不明顯(圖 3b)，但使用線性隸屬函數的模型其間隔增加則相當明顯(圖 3c)。在這個例子中，是以 RBF 核為其核函數。比較圖 3a 中不具有隸屬函數原始 SVM 模型所產生較為崎嶇不平的決策邊界，我們可以發現在圖 3b 與圖 3c 中所產生的決策邊界都具有較大的曲率半徑，尤以使用線性隸屬函數的模型，同時這樣種現象也使得圖 3c 中的決策邊界較諸圖 3b 中的決策邊界格外平滑，當然，一個更為平滑的決策邊界必定能容納更寬的分類間隔。在統計學習理論中[11]，尋求一個最大化的分類間隔可保較佳的泛化性能，故由此圖我們可以說明透過模糊化轉換後所產生的決策邊界應具有較佳的泛化性能。在這個例子中使用常數隸屬函數、線性隸屬函數模糊化轉換後模型的所造成的間隔增加分別從 $8.23\text{x}10^{-3}$ 增加到 $1.03\text{x}10^{-1}$、$1.04\text{x}10^{-1}$。



(a) 不具有隸屬函數原始 SVM 模型



(b) 使用常數隸屬函數模糊化轉換後模型



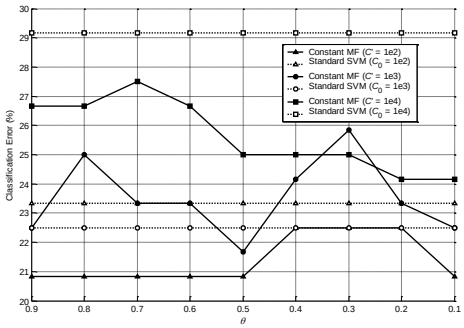
(c) 使用線性隸屬函數模糊化轉換後模型

圖 3 比較分由帶隸屬函數或不帶隸屬函數不同模型產生的決策邊界與分類間隔

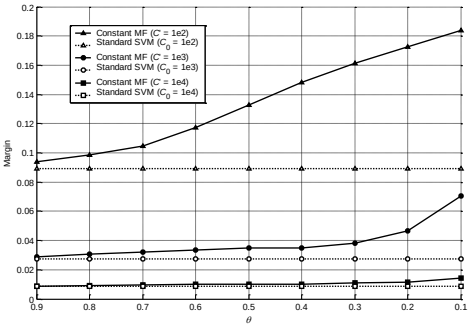
此外，我們使用一個 k 摺交叉驗證(k-fold cross-validation)更詳細的測試模糊化轉換後模型的性能。設 $k = 10$，對等地設定參數 θ、τ，並以格點$\{1\text{x}10^2, 1\text{x}10^3, 1\text{x}10^4\}$來設定 C，RBF 核函數中的參數 σ 則統一採用 1，對 *Twonorm* 資料集進行格點搜尋配合交叉驗證的程序，更廣泛的了解使用不同隸屬函數分類器的行為。圖 4 繪出實驗後其性能比較。

圖 4 每一子圖中，實線及其上的實心符號點與虛線及其上的空心符號點分別表示具隸屬函數的模糊化轉換後模型與不具隸屬函數的原始模型的性能趨勢比較，比較原始模型，雖然模糊化轉換後模型在上述對等設定下以較低的 C 值可達到較低的交叉驗證誤差。一般而言，採用常數隸屬函數的模型，其交叉驗證誤差的降低並不明顯(圖 4a)，但採用線性隸屬函數的模型，就有可觀而明顯的降低(圖 4c)。這個較低的交叉驗證誤差證明模糊化轉換後模型具有大間隔分類器的優越特性。而最低的交叉驗證誤差並非出現在變化率係數 θ 及 τ 採用極端的設定值，這表示溫和的減低具干擾樣本的影響

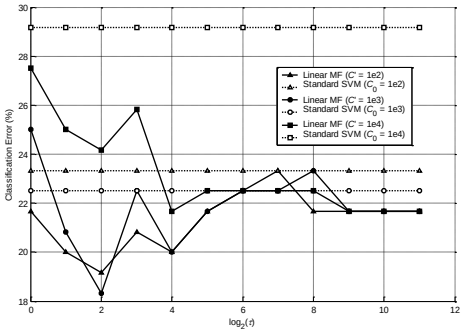
力較好，太激烈的減低影響力反而使得分類器學習不足(Under-fitting)，導致泛化性能降低。圖 4b 及圖 4d 二子圖則繪出隨變化率係數 θ 及 τ 增加的間隔變化趨勢，相對於交叉驗證誤差或多或少的隨變化率係數增加而減少，圖 4b 及圖 4d 表達一個一致的間隔增加趨勢，間隔持續地增加直到其到達一個高界，雖然此高界在使用常數隸屬函數的模型中因參數值尚未到達飽和而無從觀察(圖 4b)，但在使用線性隸屬函數的模型就可明顯觀察到(圖 4d)。然而事實上，在此高界所有的具干擾樣本的影響力被消滅殆盡，反而如前所述因過度減低影響力而造成學習不足。觀察圖 4 的四個子圖，其行為相當符合統計學習理論[1, 4]中的論述，即適度的間隔減低 VC 維度的複雜度並使得所導致的分類器有較高的泛化能力。總而言之，我們可以確認間隔得以適度的增加是模糊化轉換後模型發展的一個最重要性質。



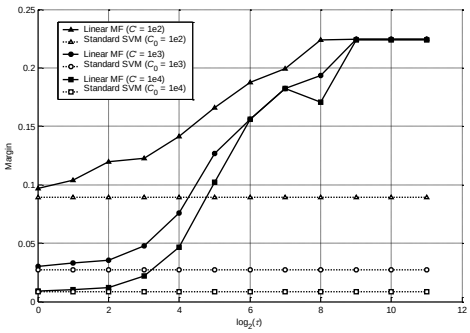
(a) 使用常數隸屬函數的交叉驗證誤差



(b) 使用常數隸屬函數的間隔



(c) 使用線性隸屬函數的交叉驗證誤差



(d) 使用線性隸屬函數的間隔

圖 4 交叉驗證的泛化性能

5. 結論

肇因於具有高泛化能力潛力的重要性質，我們發展了樣本類別標籤模糊化的支持向量機，並成功地驗證了預期的性能，透過交叉驗證檢驗其分類誤差及分類間隔的改變來證明其高泛化能力，以兩階段訓練模型，一步步將樣本以隸屬函數重新詮釋其各自不同影響力，賦予不同的模糊值，藉模糊化的技術使分類器能達到高的泛化能力。本研究所敘述的是一種基本的變型，事實上，可以將同樣的概念應用到不同的分類器上，在不與原始模型衝突的情形下，更廣泛的用以打造出不同的類別標籤模糊化分類器以符合需求是可行的。

誌謝

本研究之完成，曾獲得國科會專題研究計畫補助(編號 NSC 95-2221-E-149-016)，特此誌謝。

參考文獻

[1] V.N. Vapnik, *The Nature of Statistical Learning Theory*, Springer-Verlag, New York, 1995.

[2] C. Cortes and V.N. Vanik, “Support vector networks,” *Machine Learning*, Vol. 20, 1995, pp 273-297.

[3] T. Hastie, R. Tibshirani, and J. Friedman, *The Eelements of Statistical Learning*, Springer-Verlag, New York, 2001.

[4] J.D. McAuliffe, M.I. Jordan and P.L. Bartlett, “Convexity, classification, and risk bounds,” Tech. Report 638, Dept. of Statistics, UC Berkeley, 2003, CA.

[5] J. Shawe-Taylor, M. Anthony, P.L. Bartlett, and R.C. Williamson, "Structural risk minimization over data-dependent hierarchies," *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 44, No. 5, 1998, pp 1926-1940.

[6] C.-Y. Yang, "Support vector classifier with a fuzzy-value class label," *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 3173, 2004, Springer-Verlag, Berlin, pp 506-511.

[7] C.-Y. Yang, "Generalization Ability in SVM with Fuzzy Class Labels." *Proceedings of International Conference on Computational Intellignece and Security 2006*, Guangzhou, China, Nov. 2006, pp 97-100.

[8] C.-F. Lin, and S.-D. Wang, "Fuzzy support vector machines," *IEEE Transactions on Neural Network*, Vol. 13, No. 2, 2002, pp 464-471.

[9] C.-F. Lin, and S.-D. Wang, "Training algorithms for fuzzy support vector machines with noisy data," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 25, No. 14, 2004, pp 1647-1656.

[10] L. Breiman, "Bias, variance and arcing classifiers," Tech. Report 460, Dept. of Statistics, UC Berkeley, 1996, CA.

[11] B. Schölkopf, D. Schuurmans, P.L. Bartlett, and A.J. Smola, *Advances in Large Margin Classifiers*, MIT press, Cambridge, MA, 2000.

出國心得

（出國類別：參加ISPMM2008國際研討會）

參加 ISPMM2008

服務機關：淡江大學 機械工程學系

姓名職稱：楊智旭 博士

派赴國家：中國大陸-合肥

出國期間：2008/8/25~8/29

報告日期：2008/8/26

心得

ISPMM2008的全名是 International Symposium on Precision Mechanical Measurements，今年是在中國大陸的安徽合肥舉辦，大會總共分為十個大項，**本次研討會以新世紀、新科技、新發展為主題，發表了上百篇研究論文，並吸引了數百位各國專家學者的參與，大會也邀請了十位在人機系統領域有相當權威性的學者來演說，使我獲益良多。**在與來自世界各國的精英學者們接觸之後，也讓我感受到參與國際研討會的必要性，因為藉由參與研討會可以得到各國學者研究發表新穎的資訊，並在國際研討會上可與各國的學者交流彼此的研究心得，對於本人研究的動力有大大的提升，此次參與國際研討會，對於個人的研究以及未來的教育都有正面的意義。