

行政院國家科學委員會專題研究計畫 成果報告

製作一個有學習能力的模糊分類元系統模式

計畫類別：個別型計畫

計畫編號：NSC92-2213-E-034-003-

執行期間：92年08月01日至93年07月31日

執行單位：中國文化大學應用數學系

計畫主持人：林豐澤

報告類型：精簡報告

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 93 年 10 月 11 日

製作一個具有學習能力的模糊分類元系統模式

計劃編號：NSC 92-2113-E-034-003

執行期限：92年 8月1日至 93年 7月31日

主持人：林豐澤 中國文化大學應用數學系

摘要

學習分類元系統是利用基因演算法做規則學習的一種機器學習系統，它使用偵測器來接受環境所給予的資訊，依照簡單的“條件—行動”規則來對環境產生一些動作。當環境有所反應時，分類元系統會影響或改變它的內部規則，藉此來達成學習的目的。分類元系統的學習方式是增強學習，且經由相互傳遞訊息的方式來強化規則間的聯結強度。此外，它使用筒隊接力法來解決報酬分配的難題。分類元系統有下列的特性。第一、它結合了專家系統與基因演算法的優點，是機器學習的一種新方法。第二、它使用回饋來做機器學習以達成更好的執行效能。第三、類似真實世界，以隨機規則來訂定條件。第四、它是一種狀況對應到多項條件，會使得使用效率更為提高。第五、可改進現有規則或增加新的規則來完成學習，以達到最佳的執行效能。

然而分類元系統有下列的缺陷。第一、分類元是固定的語法結構，所以不能處理變動長度的訊息。第二、在不確定情況下很難做好增強學習，這是因為涉及筒隊接力法、叫價制度、以及報酬分配等設計難題，需要針對特定情況來制定不同的比率與公式。第三、它無法處理模糊關係，一個模糊關係是指一個或多個獨立變數與一個相依變數間的模糊對應關係。然而上述諸缺點皆可應用模糊邏輯來解決，本研究計畫的目的就是要製作一個模糊分類元系統的模式來解決問題。模糊分類元系統的所有規則符號都是模糊集合的變數，其主要作用是用來學習模糊規則。模糊規則代表從輸入到輸出的一種對應關係，它的輸入與輸出都是外界的真實變數。由此可知模糊分類元系統是傳統分類元系統的延伸，它能夠處理傳統分類元系統所不能處理的複雜語言變數或真實變數的情況。

本研究計畫除了做為研究分類元系統的新模式以及加入增強式學習功能外，並且可將它應用於破解密碼系統、或應用於庫存管理與成本控制方面。

關鍵詞：學習分類元系統、增強式學習、筒隊接力法、模糊邏輯、基因演算法

Abstract

Learning Classifier Systems (LCSs) are one kind of machine learning system that uses genetic algorithms to learn rules. LCSs receive environmental information through detectors and call external actions that depend on some simplified condition-action rules to react to the environment. Any reactions from the environment cause LCSs to change their internal rules and thus achieving their learning capabilities. The way of learning in LCSs is reinforcement learning in which massively parallel, message-passing, intensifying their strength of interconnections. In addition, the bucket brigade algorithm is designed to solve the difficult credit assignment problem for LCSs. The characteristics of LCSs are stated as follows. First, LCSs are a new approach to machine learning which combining the advantages of expert systems and genetic algorithms. Second, LCSs use feedbacks as a tool for machine learning in order to obtain better system performance. Third, LCSs use random method to derive the conditions in their rules, which is very similar to the real world situation. Fourth, The rules in LCSs are one-to-multiple mapping which can greatly improve the system efficiency. Finally, LCSs can modify or add rules during their execution to obtain better learning performance.

Nevertheless, LCSs have the following drawbacks. First, all classifiers in LCSs are fixed format that cannot handle any variable length messages. Second, LCSs are difficult to perform reinforcement learning in some uncertain environments. This is because the design complexities between bucket-brigade algorithm, bidding system, and credit apportionment problem. Third, LCSs cannot handle fuzzy relation. A fuzzy relation is a fuzzy mapping between one or more independent variables to a dependent variable. However, using fuzzy logic in LCSs can tackle all of these drawbacks. We therefore propose an approach to implement a fuzzy learning classifier system model for solving the problem. In a fuzzy LCS each value is a symbol representing a fuzzy subset of the set of the values the real-valued variable can take. Fuzzy rules can be discovered and learned through the proposed fuzzy LCS. A fuzzy rule represents a mapping from an input to an output, which are all real-valued variables. Therefore, the proposed fuzzy LCS is the extension of crisp LCSs and it can handle various linguistic or real-valued variables in which the crisp LCSs cannot.

The proposed fuzzy LCS is not only a new model for LCSs that incorporating reinforcement learning, but also a tool used for breaking cryptographic system and for inventory control.

Keywords: Learning classifier system, Reinforcement learning, Bucket brigade algorithm, Fuzzy logic, Genetic algorithms

一、 前言與研究目的

分類元系統 (Classifier Systems) 是建構在基因演算法上 (Genetic Algorithms) 的一種機器學習系統，它使用偵測器接受環境所給予的資訊，依照簡單的“條件—行動”(if-action) 規則對環境產生一些行動。當環境有所反應時，分類元系統會影響或改變或新增自己內部的規則，藉此達到學習的目的。

分類元系統有下列的特性。第一、它結合了專家系統與基因演算法的優點，能夠處理條件外的狀況，產生與創造新規則。第二、使用回饋做為學習機制，做為以後系統的演化方向，也因為使用回饋，分類元系統才具有學習能力。第三、類似真實世界，以隨機規則來訂定條件，利用基因演算法滿足真實世界的演化變化，將好的後代保留下來，再發展出更好的後代。第四、它是一種狀況對應到多項條件，一個分類元可張貼訊息，這些被張貼的訊息可經由比對對應到一個或更多個分類元。第五、可改進規則或增加新的規則來完成學習，達到最佳的執行效能。

Holland 的分類元系統又稱為密西根型的分類元系統 (Michigan-type Classifier System) 或學習分類元系統 (Learning Classifier System, 簡稱 LCS)。LCS 有三個主要的元件，第一是規則與訊息子系統 (Rule and message subsystem)，第二是報酬分配子系統 (Apportionment of credit subsystem)，第三是分類元發現子系統 (Classifier discovery mechanisms)。Holland 使用筒隊接力法 (Bucket Brigade Algorithm) 來解決報酬分配的難題，經由相互傳遞訊息的方式來強化規則之間的聯結強度，使用基因演算法做為新分類元發現的演算法。然而 LCS 對於求解最佳化問題有三個困難處：第一是欺騙函數的問題 (Deception function)，這是指一些特殊類型的函數很容易將分類元系統引導到不適當的地方而遠離全體最佳解。第二是多型態函數 (Multimodality function)，此類函數有多個山峰，造成分類元系統有時會陷入山谷中。第三是缺乏分隔全體最佳解的能力 (lack of separation)，造成兩個不同的解答卻被分類元系統視為是相同的利基。雖然 LCS 已經存在有二十餘年，然而這個領域的研究在 1990 年代逐漸萎縮，原因是許多學者認為 LCS 過於複雜，且只有極少數成功的應用案例出現。最近這五年來，LCS 又引發新的研究熱潮，主要的原因是因為有新的系統模式與成功的應用案例的出現。

新的系統模式與機器學習的模式有密切的關係。機器學習可從不同的角度使用不同的途徑來達成，通常根據使用的學習策略來區分出學習的途徑，而學習策略是根據獲得訊息時所做推理數量的多寡而區分的。一個極端的情況是沒有推理功能，完全要靠外界環境提供大量的新知識才能夠增加系統的知識。另一種極端情況是有相當數量的推理，根據試驗與觀察去推導出有組織的知識，所以可以獨立的發覺新理論或新概念。這五大類別依照由上而下從有指導學習 (supervised learning) 到無指導學習 (unsupervised learning)，它們分別是：

- 第一類：Rote learning and direct implementation of new knowledge
- 第二類：Learning from instruction
- 第三類：Learning by analogy
- 第四類：Learning from examples
- 第五類：Learning from observation and discovery

分類元系統是屬於第四類的學習方式，也是歸納學習的一環。實例學習由外界提供實例和訊息給系統，由訊息來告訴系統這個實例是正面或負面的，系統會反應這個實例是好的還是壞的，之後再決定是否產生行動或者產生什麼行動。此類學習方式具有推理能力，不需要外界提供一般的概念或提供相似的概念。實例學習又可分成兩種型式：

型式一：相關資訊和實例同時由外界提供，因此又稱為 true learning with examples。

型式二：外界先提供實例，待系統產生有所反應後，才再提供相關訊息。這種型式稱為 reinforcement learning，我們的研究就是採用這種學習模式：

此外我們發覺到 LCS 本質上有下列缺陷。第一、分類元是固定的語法結構，所以不能處理變動長度的訊息。第二、於不確定情況下很難做好增強式學習，這是因為涉及筒隊接力法、叫價制度、以及報酬分配等的難題，需要針對特定情況來制定不同的比率與公式。第三、無法處理 fuzzy relation，一個 fuzzy relation 是指一個或多個獨立變數與一個相依變數間的模糊對應關係。當一個 fuzzy relation 用來表示變數間存在關係的知識時，每一個變數的值域是一些可重疊的模糊集合，因此一個 fuzzy relation 可使用一個陣列來表示，其中陣列的元素是相依變數之值，而每一個獨立變數代表不同的 dimension，這些 fuzzy relations 要使用變動長度的分類元（規則）來表示。一些現實的情況，存在許多 fuzzy relations，必需要有一個好的、適用的學習分類元模式才能克服上述缺陷。

於本研究計劃中我們針對 LCS 的缺點與參考 reinforcement learning 機制而提出一個模糊分類元系統模式，此模式具有增強式的學習機能，能適應動態環境的變化而修改或產生新的規則，並使用模糊規則做不確定情況的行動判斷，達成機器學習的目的。

二、 相關研究文獻探討

雖然分類元系統已經存在二十餘年，然而這個研究在 1990 年代已經開始萎縮，這是因為許多學者認為分類元系統過於複雜，只有極少數成功應用的案例出現。1989 年 Wilson 與 Goldberg 合寫了一篇名叫“A critical review of classifier systems”的文章，直陳 classifier systems 目前發展的盲點，討論了筒隊接力法、報酬分配、叫價制度、叫價比率、以及分類元語法結構的各種缺失，並且提出一

些解決問題的方案。然而到了 1990 年代的中期，許多研究分類元系統的學者相繼退出後，這個領域幾乎進入一片死寂，只剩下少數人力撐，例如 Stewart Wilson。然而近兩三年來，由於有新模式的出現，例如：zeroth level classifier system (ZCS), XCS classifier system, fuzzy classifier systems (FCS)，anticipatory classifier system (ACS)，learning classifier system using a partial model of environment (LCME) 等等，有新的成功應用案例陸續被報導，例如：應用學習分類元系統來做流行疾病監控的知識發覺，以及應用學習分類元系統來做代理人的控制協調工作，這使得這個研究領域頓時起死回生，恢復生機。

關於模糊分類元系統的製作，過去只有區區數篇相關之研究報告，但是近二、三年來已經逐漸形成一個稱為 Learning fuzzy classifier systems (LFCS) 或稱為 genetic learning of fuzzy rules 或稱為 fuzzy Q-learning 的新研究領域，專門研究模糊分類元系統，由此可知這個研究的重要性。模糊分類元系統的主要觀念是將規則的 symbols 變成是模糊集合的 variables，而可用來學習模糊規則，這些模糊規則是代表從輸入到輸出的一種對應關係，而輸入與輸出都是外界具有 real values 的一些 variables。由此可知模糊分類元系統是傳統分類元系統的延伸，能夠處理更複雜的 linguistic variables 或 real variables。Fuzzy classifier systems 最初是由 Manuel Valenzuela-Rendon 首先提出的。Valenzuela-Rendon 考慮傳統的分類元系統不能處理 continuous values，這是由於分類元的語法格式不能表示 continuous variables。當加入模糊邏輯後，分類元系統可以允許變數使用 continuous values，因此可將系統應用到 continuous dynamic systems 的控制方面。簡單的說，這個模糊分類元系統是結合模糊控制器 (fuzzy controllers) 與分類元系統的學習能力，能夠自行產生模糊規則模擬靜態或動態系統的行為。Gonzalez, Perez, and Verdegay 曾提出一個 genetic-based 的模糊學習系統稱為 SLAVE (Structured Learning Algorithm in Vague Environments)，雖然 SLAVE 不是真正的分類元系統，不過它確實使用基因演算法來演化模糊規則。Parodi and Bonelli 則提出另一種製作模糊分類元系統的途徑，他們利用 Wilson 提出的 Boole CS (一種分類元系統) 結合模糊邏輯，不但可學習與產生模糊規則並可自動找出隸屬函數與輸出權重係數，因此可解決較複雜的問題。Bonarini 也提出一個模糊分類元系統做為傳統分類元系統的延伸，分類元的規格是 antecedent 與 consequent 兩部分。每一個 antecedent 代表一個 linguistic variable 對應一個 real value，而此 real value 是一個模糊集合有一個隸屬函數，而 consequent 是 symbol variable 代表一個輸出的明確值。而模糊分類元系統的運作是 current state 去對應不同的 fuzzy states 來產生輸出狀態。Ishibuchi, Nakashima and Murata 根據 Bonarini 的模糊分類元系統來做 pattern classification，他們將每一個 antecedent 編碼成一串模糊集合的 labels，每一個 label 代表一個輸入的 variable，而 consequent 是輸出 class 與一個 certainty factor，同時規則中允許使用 don't-care 符號。

三、研究方法

LCS 的語法結構是：

$$\begin{aligned} \langle \text{classifier} \rangle &::= \langle \text{condition} \rangle : \langle \text{message} \rangle \\ \langle \text{condition} \rangle &::= \{0, 1, \#\}^n \end{aligned}$$

condition 就是一般規則的 if-part，message 就是 then-part。每一個 classifier 的 if 部分只是個假設，有一定的可信度，因此被賦予一個數值稱之為強度，每一分類元根據自己的強度來叫價，這就是創造了通貨，如同一個自由市場的經濟體系。每一分類元叫價後會削減它的強度，但它也會有機會從市場得到利潤的回饋，而增加它的強度，進而達成學習的效果。

而常見的自然語意模糊規則如下：

if the temperature is high then set a high speed (high) for the fan
if the desired speed is low then slightly press the accelerator (low)

其中 high, low 都是模糊集合，我們經過分析後將所有模糊規則列出下列的關係表格：

X_2	X_1		
	L	M	H
L	L	L	L
M	L	M	M
H	L	M	H

X_1 與 X_2 是輸入的模糊變數，而 Y 是輸出的模糊變數。 L, M, H 都是三角模糊數，如圖 1 所示。可得到下列的模糊關係式做推論。

$$\text{IF } X_1 = L \text{ THEN } Y = L$$

$$\text{IF } X_1 \neq L \text{ and } X_2 = M \text{ THEN } Y = M$$

這些模糊關係式經過模糊化程序轉換成 $\langle \text{classifier} \rangle ::= \langle \text{condition} \rangle : \langle \text{message} \rangle$ 的分類元格式。例如：第一個關係式轉換為 01:001%11:001，第二個關係式轉換為 01:101, 02:010%11:010。

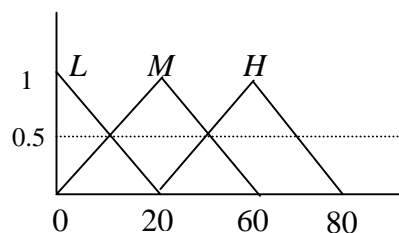


圖 1 Low, Medium 與 High 的三角模糊數

因此我們根據實際環境的自然語意建立一個規則庫包含有一些語意規則及一些運算符號，一個輸入可能會有許多規則同時被驅動。若有兩個輸入的語意變數 X_1 與 X_2 ，一個輸出變數 Y 。 X_1, X_2 與 Y 所對應的語意是 {small, medium, large}, {short, medium, long}, {bad, medium, good}。則對應的語意規則有下列五條：

R_1 : IF X_1 is small and X_2 is short THEN Y is bad

R_2 : IF X_1 is small and X_2 is medium THEN Y is bad

R_3 : IF X_1 is medium and X_2 is short THEN Y is medium

R_4 : IF X_1 is large and X_2 is medium THEN Y is medium

R_5 : IF X_1 is large and X_2 is long THEN Y is good

推論系統使用 generalized modus ponens，例如：規則是 if X is A then Y is B 而目前 $X = A'$ ，則推論出 Y is B' 。我們所建立的模糊規則推論子系統結構如下說明：

(1) 知識庫：儲存一些知識，知識以模糊的 IF-THEN 型式存在。基本規格是：IF X_1 is A_1 and ... and X_n is A_n THEN Y is B 。

(2) 模糊推論引擎：將輸入的模糊語意資料，根據知識庫的規則來做推論，產生一些相關的模糊輸出集合。

(3) 模糊化介面：負責將自然語意轉換成模糊關係，做為模糊推論的輸入資料。

(4) 解模糊介面：負責將推論的結果轉換成相對應的分類元格式。

接著先描述模糊規則子系統的推論過程。

第一步：輸入單元接收外界的自然語意訊息，經由模糊化介面轉換成模糊規則。

第二步：系統參考知識庫的規則，將模糊規則經過推論，產生模糊關係式。

第三步：模糊關係式經過解模糊介面產生分類元規則。

其次再描述分類元系統的運作流程

第一步：偵測器從外界環境獲得訊息，將訊息轉換為 0 與 1 的二進位元型式。

第二步：將二進位的外界訊息逐一去比對分類元清單的每一分類元，看看是否有符合 $\langle \text{cond_part} \rangle$ 的分類元。

第三步：對每一個符合的分類元根據其強度產生一個叫價，課徵叫價稅後，開始做拍賣競標。贏得叫價的勝利者才有資格做行動而影響環境。不過，此影響可能是有益的也有可能是無益的。

第四步：為了避免強者恒強，弱者恒弱，我們在此設定一個環境的隨機變數 "noise"，使系統除了勝利者外，有一定的機率使用其他的分類元。這個做法可使得分類元系統符合自然原則，讓天生強度不強的分類元也有機會增加自己的強度，贏得勝利。

第五步：使用回饋，依照對環境的影響程度來給予勝利者獎勵或懲罰，獎勵是增加其強度，反之則減弱其強度。整個系統能往更好的方向發展，產生學習的能力。

第六步：對全部的分類元實施課徵基本稅，除了可削減過強分類元的強度外，可

使不常用的或者是無益的分類元逐漸被淘汰。

第七步：使用基因演算法與啟發式程序於浩瀚空間中找到對環境最有利的新分類元，替代被淘汰掉的分類元。

以上七個步驟稱為一次循環，系統會根據環境的反應與所得到的輸出，做一次或多次循環，才能夠得到我們所想要的結果，也算完成了學習的動作。

四、 結果與討論

模糊分類元系統要做測試與評估，只有經過不斷的修正與改良才能建立適用的模糊分類元系統模式，最後再使用一個應用的實例實際去執行。構想中的測試與評估程序如圖 2 所示。這個程序主要的作用是測試模糊分類元系統的學習能力，我們可以準備一個簡單的靜態函數當做“模式”，由一個資料輸入產生器產生亂數資料同時傳給模糊分類元系統與這個模式做為輸入資料，之後將輸出結果傳給績效評估器。績效評估器根據模糊分類元系統的輸出誤差來決定 payoff，最後使用 payoff 來調整或修正模糊分類元系統。為了要確實改進模糊分類元系統的執行效能，這個績效評估器必須是 dynamic 或 adjustable。

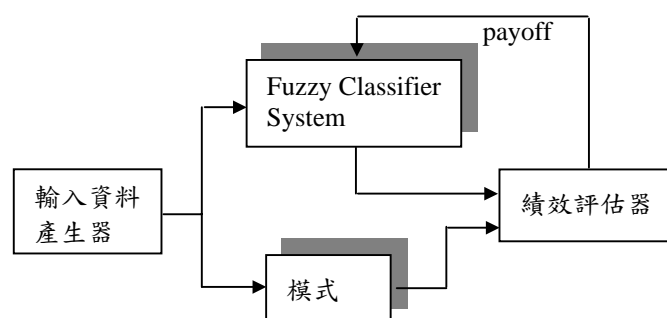


圖 2 評估建立方式

模糊分類元系統的製作，過去只有區區數篇相關之研究報告，但是近二、三年來已經逐漸形成一個稱為 Learning fuzzy classifier systems (LFCS) 或稱為 genetic learning of fuzzy rules 或稱為 fuzzy Q-learning 的新研究領域，專門研究模糊分類元系統，由此可知這個研究的重要性。模糊分類元系統的主要觀念是將規則的 symbols 變成是模糊集合的 variables，而可用來學習模糊規則，這些模糊規則是代表從輸入到輸出的一種對應關係，而輸入與輸出都是外界具有 real values 的一些 variables。由此可知模糊分類元系統是傳統分類元系統的延伸，能夠處理更複雜的 linguistic variables 或 real variables。

参考文献

1. A. Bonarini, "Reinforcement distribution to fuzzy classifiers: a methodology to extend crisp algorithms", IEEE International Conference on Evolutionary Computation, Vol. 1, pp. 51-56, 1998.
2. A. Bonarini, "An introduction to learning fuzzy classifier systems", Learning Classifier Systems – from foundations to applications, P. L. Lanzi, W Stolzmann, and S. Wilson, (eds), Lecture Notes in Artificial Intelligence, Vol. 1813, Springer-Verlag, Berlin, pp. 83- 104, 2000.
3. A. Bonarini and V. Trianni, "Learning fuzzy classifier systems for multi-agent coordination", Information Sciences 136, pp. 215-239, 2001.
4. A. Borisov and A. Vasilyev, "Learning classifier systems in autonomous agent control tasks", Proceedings of 5th International Conference on Application of Fuzzy Systems and Soft Computing, pp.1-7, 2002.
5. D. E. Goldberg, "Genetic Algorithms – in Search, Optimization and Machine Learning", Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1989.
6. A. Gonzalez, R. Perez, and J. L. Verdegay, "Learning the structure of a fuzzy rule: a genetic approach", Proceedings of the First European Congress on Fuzzy and Intelligent Technologies, pp. 57-70, 1993.
7. J. Holland, L. Booker, M. Colombetti, M. Dorigo, D. Goldberg, S. Forrest, R. Riolo, R. Smith, P. Lanzi, W. Stolzmann, and S. Wilson, "What is a learning classifier system", Learning Classifier Systems – from foundations to applications, P. L. Lanzi, W Stolzmann, and S. Wilson, (eds), Lecture Notes in Artificial Intelligence, Vol. 1813, Springer-Verlag, Berlin, pp. 3- 132, 2000.
8. J. Holland, "Properties of the Bucket Brigade", Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications, pp.1- 7, 1985.
9. J. Holland, "Adaptation in Natural and Artificial Systems", Ann Arbor: The University of Michigan Press, 1975.
10. J. Holmes, D. Durbin, and F. Winston, "The learning classifier system: an evolutionary computation approach to knowledge discovery in epidemiologic surveillance", Artificial Intelligence in Medicine 19, pp. 53-74, 2000.
11. J. Holmes, P. Lanzi, W. Stolzmann, and S. Wilson, "Learning classifier systems: New models, successful applications", Information Processing Letters 82, pp. 23-30, 2002.
12. H. Ishibuchi, T. Nakashima, and T. Murata, "Performance evaluation of fuzzy classifier systems for multidimensional pattern classification problems", IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics – Part B: Cybernetics 29, pp. 601-608, 1999.
13. A. Parodi, and P. Bonelli, "A new approach to fuzzy classifier systems", Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms, pp.223-230, 1993.
14. W. Stolzmann, "Anticipatory classifier systems", Proceedings of the Third Annual Genetic Programming Conference, pp. 658-664, 1998.
15. W. Stolzmann, "An introduction to anticipatory classifier systems", Learning Classifier Systems – from foundations to applications, P. L. Lanzi, W Stolzmann, and S. Wilson, (eds), Lecture Notes in Artificial Intelligence, Vol. 1813, Springer-Verlag, Berlin, pp. 175- 194, 2000.
16. M. Valenzuela-Rendon, "The fuzzy classifier system: A classifier system for continuously varying variables", Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms, pp.346-353, 1991.

17. S. Wilson, "Classifier systems and the animat problem", Machine Learning Journal 2, pp. 199-228, 1987.
18. S. Wilson, "ZCS: A zeroth level classifier system", Evolutionary Computation, 2(1), pp. 1-18, 1994.
19. S. Wilson, and D. Goldberg, "A critical review of classifier systems", Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms, pp.244-255, 1989.
20. S. Wilson, "State of XCS classifier system research", Learning Classifier Systems – from foundations to applications, P. L. Lanzi, W Stolzmann, and S. Wilson, (eds), Lecture Notes in Artificial Intelligence, Vol. 1813, Springer-Verlag, Berlin, pp. 63-81, 2000.
21. S. Wilson, "Generalization in the XCS classifier system", Proceedings of the Third Annual Genetic Programming Conference, pp. 665-674, 1998.

計劃成果自評

於本研究計劃中我們針對 LCS 的缺點與參考 reinforcement learning 機制而提出一個模糊分類元系統模式，此模式具有增強式的學習機能，能適應動態環境的變化而修改或產生新的規則，並使用模糊規則做不確定情況的行動判斷，達成機器學習的目的。本報告僅就模糊分類元系統的功能、架構與作業方式提出說明。未來的努力方向將朝向實際的應用，例如：應用模糊分類元系統模式來破解密碼、或應用模糊分類元系統模式於庫存管理與成本控制方面。

我們預計要將此研究結果撰寫一篇會議論文及兩篇期刊論文。

會議論文：預計發表於民國 93 年 11 月在中國杭州大學舉行的 2004 年兩岸智慧科技與應用統計研討會議，論文名稱是：設計具有增強式學習能力的 TLCS 分類元系統。

期刊論文：

- (1) 建構一個新的學習分類元系統架構 (投電腦學刊)
- (2) Performance Analysis of Fuzzy Learning Classifier System (投 Journal of Information Science and Engineering)