

國立中央大學

資訊工程學系
碩士論文

利用粒子群優演算法改善模糊知識之整合
Improving Fuzzy Knowledge Integration with
Particle Swarm Optimization

指導教授：楊鎮華

研究生：李育峰

中華民國九十八年十二月



國立中央大學圖書館 碩博士論文電子檔授權書

(98 年 4 月最新修正版)

本授權書所授權之論文全文電子檔(不包含紙本、詳備註 1 說明), 為本人於國立中央大學, 撰寫之碩/博士學位論文。(以下請擇一勾選)

- () 同意 (立即開放)
- () 同意 (一年後開放), 原因是: 期刊發表
- () 同意 (二年後開放), 原因是: _____
- () 同意 (三年後開放), 原因是: _____
- () 不同意, 原因是: _____

以非專屬、無償授權國立中央大學圖書館與國家圖書館, 基於推動「資源共享、互惠合作」之理念, 於回饋社會與學術研究之目的, 得不限地域、時間與次數, 以紙本、微縮、光碟及其它各種方法將上列論文收錄、重製、公開陳列、與發行, 或再授權他人以各種方法重製與利用, 並得將數位化之上列論文與論文電子檔以上載網路方式, 提供讀者基於個人非營利性質之線上檢索、閱覽、下載或列印。

研究生簽名: 李育峰 學號: 955302029

論文名稱: 利用粒子群優演算法改善模糊知識之整合

指導教授姓名: 楊鎮華

系所: 資訊工程學系 所 博士班 碩士班

日期: 民國 98 年 12 月 21 日

備註:

1. 本授權書之授權範圍僅限電子檔, 紙本論文部分依著作權法第 15 條第 3 款之規定, 採推定原則即預設同意圖書館得公開上架閱覽, 如您有申請專利或投稿等考量, 不同意紙本上架陳列, 須另行加填聲明書, 詳細說明與紙本聲明書請至 <http://thesis.lib.ncu.edu.tw/> 下載。
2. 本授權書請填寫並親筆簽名後, 裝訂於各紙本論文封面後之次頁(全文電子檔內之授權書簽名, 可用電腦打字代替)。
3. 請加印一份單張之授權書, 填寫並親筆簽名後, 於辦理離校時交圖書館(以統一代轉寄給國家圖書館)。
4. 讀者基於個人非營利性質之線上檢索、閱覽、下載或列印上列論文, 應依著作權法相關規定辦理。

摘要

在此論文中，我們提出了一基於粒子群優演算法的模糊知識整合方法，可用於多個模糊知識庫的融合之用。本研究將可增進整合後知識庫的準確率及降低其規則複雜度。所提出的方法包含了兩階段程序：一是演化式的模糊知識編碼，二是基於粒子群優演算法的知識融合階段。在編碼階段中，每個模糊規則集及其相對應的歸屬函數將被編碼置於同一字串並構成初始的知識粒子群。融合階段中，將利用粒子群優演算法來探尋出最佳化或接近最佳化的模糊規則與其歸屬函數。我們將其應用於學生程式學習樣式診斷及適性化學習服務組合這兩個領域，並展示出我們所提出的知識整合方法的效率。實驗的結果可顯示出我們的系統能有效的提高整合後的知識庫規則準確率及可降低其規則複雜度。將有助於知識推論及決策制定之有效進行。

關鍵字：知識整合；模糊規則；粒子群優演算法；演化式計算；
粒子群智慧

Abstract

This paper presents an approach to integrate multiple fuzzy knowledge bases for increasing the accuracy and decreasing the complexity of the integrated knowledge base. The proposed approach consists of two phases: PSO-based fuzzy knowledge encoding, and PSO-based fuzzy knowledge fusion. In the encoding phase, the fuzzy rule sets and fuzzy sets with its corresponding membership functions are encoded as a string and are put together in the initial knowledge population. In the fusion phase, the particle swarm algorithm is used to explore the fuzzy rule sets, fuzzy sets and membership functions to its optimal or the approximately optimal extent. Two application domains, including diagnosis on student's program learning style and situational learning services composition, were used to demonstrate the performance of the proposed knowledge integration approach. Experiment results revealed that our approach will effectively increase the accuracy and decrease the complexity of integrated knowledge base. The results of this study could extend the effectiveness of knowledge inference and decision making.

Keywords: knowledge integration; fuzzy rule; particle swarm optimization; evolutionary computing; swarm intelligence

誌謝

由衷感謝指導教授楊鎮華博士在學生就學期間，於課業上的悉心指導與教誨，並且在待人處世上給予相當多的關懷與啟發，使我受益良多，謹在此向恩師致上最誠摯的敬意與謝意。

同時，感謝口試委員陳雅玲博士、黃武元博士的指引與斧正，並且提供許多精闢的建議，使本論文得以更加完備。

此論文能夠順利完成，實應感謝博士班學長黃福銘的關懷與協助，以及實驗室的同學們信博、文淵、子奇、君怡及則漢的幫忙與支援，因為有了你們，豐富了我研究所的生活。

最後，感謝父親李仁重先生、母親陳美子女士在這幾年來的栽培與付出，使我能無後顧之憂的完成學業。

謹以此論文，獻給所有關心我及協助我的人們，感謝你們，謝謝。

目錄

中文摘要	I
英文摘要	II
誌謝	III
目錄	IV
圖目錄	VI
表目錄	VII
一、緒論	1
二、相關文獻探討	5
2-1 模糊知識	5
2-2 多目標最佳化方法	6
2-3 知識整合	7
2-4 各知識整合研究的優劣比較	8
三、PSO為基礎的模糊知識庫整合架構	13
四、PSO為基礎的模糊知識編碼	17
4-1 模糊知識表示法	17
4-2 粒子編碼原則	20
五、PSO為基礎的模糊知識融合	26
5-1 族群初始化	27
5-2 適性值與選取	27
5-3 PSO之運作	29
六、實驗與討論	32
6-1 學習型態診斷知識庫整合	32
6-2 服務組合知識庫之整合	35
七、結論	45

參考文獻.....47

圖目錄

圖 1 以 PSO 為基礎的模糊知識整合架構	14
圖 2 語意值的總量被編碼在一個粒子	22
圖 3 粒子編碼的第一分段表示模糊規則的前件部份	23
圖 4 粒子編碼的第二分段表示模糊集合的歸屬函數	23
圖 5 粒子編碼的第三分段表示模糊規則的後件部份	23
圖 6 一個完整的粒子維度設定	24
圖 7 設定粒子中的規則集維度值	24
圖 8 設定粒子中的模糊集合維度值	25
圖 9 設定粒子中的類別維度值	25
圖 10 粒子的移動	27
圖 11 粒子的移動被區域最佳引力，全域最佳引力及原始速度的力量所影響	30
圖 12 模糊知識庫整合所用的 PSO 演算法步驟	31
圖 13 整合多個以情境為基礎的學習服務組合規則以供在情境感知學習環境中的通用適性化混搭使用	37
圖 14 對應於模糊集合的歸屬函數：learning capability, material difficulty, learning recommendation, material popularity, time support, and device support.	40
圖 15 PSO 與 GA 符合規則數變化的比較	44
圖 16 PSO 與 GA 適性求值變化的比較	44

表目錄

表 1	初始的 30 個學習型態診斷知識庫之效能列表	34
表 2	教師 1 所提出來的學習型態診斷規則庫案例	34
表 3	教師 12 所提出來的學習型態診斷規則庫案例	35
表 4	學習型態診斷規則庫整合後之結果	35
表 5	初始的 10 個以情境為基礎的組合模糊規則庫效能列表 ..	38
表 6	學生 1 所提出的服務組合規則庫案例	39
表 7	學生 2 所提出的服務組合規則庫案例	39
表 8	服務組合規則庫整合運算第 1 迭代中的粒子 1 及粒子 7 ...	41
表 9	服務組合規則庫整合運算第 10 迭代中的粒子 1 及粒子 7 ..	42
表 10	服務組合規則庫整合後之結果	43

一、緒論

模糊專家系統被廣泛且有效的運用於許多特定應用領域，例如遠距教學 (Hwang 1998)，分級系統 (Echaz & Vachtsevanos, 1995)，以及行動教學 (Huang, Kuo, Lin & Cheng, 2008)等。模糊化的 if-then 規則技術隨著模糊規則集而被發展起來。此技術已被應用於許多的學理中例如決策制定，模式識別，財務評估，以及系統控制。模糊推論的主要力基在於能在部分符合的情形下推論通融性的條件。

一般而言，許多模糊知識庫仍需要進一步整合以便擁有更有效更精練的推論與預知的能力 (Abdennadher & Fruhwirth, 2004)(Liping, Shenoy & Shenoy, 2006)。

然而，整合後的知識庫其推論的效能將會被整合時的做法與人為的疏失所影響。所以，本論文即專注於如何產出一擁有高質量推論效能的整合模糊知識庫。

整合多個不同模糊知識庫中的模糊規則及對應的模糊集所做的研究稱為模糊知識庫整合。模糊集理論描述口語字辭的可能性並提出 Fuzzy Set 此名詞。“FKB”是“Fuzzy Knowledge Base”的縮寫。如何使得整合後的模糊知識庫有最好的形勢與高效率即是所謂的最佳化模糊知識庫整合。多個不同的模糊規則在整合後將會產生許多不同的問題。如多餘的規則 (Lekova, Mikhailov, Boyadjiev & Nabout, 1998)，不一致的規則，以及

不完整的規則等都會降低整合後的模糊知識庫的效果跟效能。最佳化模糊知識庫整合的目標是讓最後整合產生的模糊集有著更高的準確率及更低的複雜度。(Wnag , Hong & Tseng , 1998 ; Ishibuchi & Yamoamoto , 2004)。為了算出規則庫系統的效能數值 , 許多研究提出了一些有效的衡量方法。在此論文中 , 我們引用在(Wang , Hong & Tseng , 1998)所定義的準確率與複雜度公式。其公式定義如下 :

$$Accuracy(RS) = \frac{\text{total number of objects correctly matched by } RS}{\text{total number of objects}}$$

$$Complexity(RS) = \frac{\text{number of rules in the integrated rule set } RS}{\left[\sum_{i=1}^P (\text{number of rules in the initial } RS_i) \right] / \text{number of initial FKBs}}$$

近來有數個以演化式運算來進行模糊知識庫最佳化的調查研究。不同的模糊規則集中的規則與歸屬函數可帶來多種不同的組合。也由於其廣大的搜尋空間而使得找出一個最佳化的規則集非常困難。所以 , 模糊規則集整合或知識整合常被視為是一個多目標最佳化的問題(Yuan & Zhuang , 1996)。演化式演算法能在搜索問題上有很好的執行效率 , 例如多目標最佳化運算(Zitzler , Laumanns & Bleuler , 2004)及搜尋基底軟體工程(Harman & Jones , 2001)。多種不同的最佳化方法也已被提出 , 例如數學規劃 , 基因演算法(GA)(Hopgood & Hirst , 2007) , 蟻群演算法(Bland 2001) , 文化演算法(Coello & Beerra , 2004) , 及粒子群優演算法(Liang , Qin , Suganthan & Baskar , 2006)。

Klawonn 及 Keller(Klawonn & Keller, 1995)在 1995 年時以演化式演算法來對模糊叢集作最佳化。粒子群優演算法(PSO)由 Kennedy 及 Eberhart 於 1995 時提出(Kennedy & Eberhart, 1995)。PSO 演算法係從模擬鳥類及魚類之群集行為而來。粒子間的資訊分享帶來演化上的優勢。資訊的分享為粒子群優演算法之基本要素。PSO 演算法優於基因演算法在於只需要更少的參數及更少的計算時間。於此研究，我們使用 PSO 演算法來最佳化模糊知識庫的整合。PSO 演算法一開始會初始化及維護一群粒子，每個粒子代表這些粒子中一個可能的解。

我們概述如何對模糊知識庫整合最佳化的問題如下：(1)如何去識別出模糊規則間的結構，(2)如何在多目標的要求下重組出一新的最佳化的規則集，(3)如何去測量出模糊規則最佳化的效能。基於這些問題，我們使用粒子群優演算法(PSO)來解決這些問題並找出最佳的整合後模糊知識庫。我們使用以下的方法來解決上面所提到的問題：(1)使用自然編碼法對模糊規則進行編碼，(2)使用 PSO 演算法去探索最佳化的規則集，(3)使用一個模擬系統及兩個推論應用去量測出所提出的模糊知識庫最佳化執行效能。本研究中，我們建立了一個具有演化式模糊知識編碼及基於 PSO 演算法的知識融合等功能之系統來達成模糊規則集最佳化的目的，這些機制將整合多個不同的模糊知識庫為單一個。在此之後我們使用此系統於兩個應用問題上來展示我們所提出的解決方法之效能。其結果顯示出整合後的模糊知識庫有著較佳的推論準確率及更低的複雜度。

一個如何以 PSO 演算法為基礎來對模糊知識庫作整合的

處理簡要說明如下：一開始，在一群模糊知識庫中藉由比較其準確率及複雜度所計算出的適性值而將某些模糊知識庫鑑定為最佳化的規則集。所有的模糊知識庫將以這些初始最佳化知識庫之方向為目標而加速演進，但也會以之前他們本身所發現的最佳整合規則為方向演進，有時候規則集會穿越所要的方向目標，而在超出目前最佳的組合發現範圍外找到更有可能的最佳化組合。所有的模糊知識庫都有機會發現較好的整合方式而讓其他知識庫改變其演進方向跟隨著目前整合最好的一個。因為歸屬函數有著連續值的特性，所以擁有最佳化推論效能的模糊知識庫將被相等的整合目標所圍繞。其模糊知識庫群發掘近於最佳化解決方案的機會也將大為增加。

本論文剩餘部份的結構如下：在第 2 章節，我們介紹一些模糊知識庫整合的相關研究。在第 3 章節，我們說明了以 PSO 演算法為基礎的模糊知識庫整合架構。章節 4 為我們以 PSO 演算法為基礎的模糊知識編碼，章節 5 則解說了以 PSO 演算法為基礎的模糊知識融合。在章節 6 中我們討論所作的實驗。最後在章節 7 中我們總結我們的研究及提出未來研究方向。

二、相關文獻探討

2-1 模糊知識

Lotfi A. Zadeh 學者於 1965 年提出了模糊集合之理論 (L. A. Zadeh 1965)，其延伸自傳統的集合理論，元素的集合歸屬不再是絕對的是與否，而是由其對應之歸屬函數所得出的值來表示出其對模糊集合的歸屬程度。若其值為 0 則表示完全不屬於此集合，而 1 則是絕對的歸屬，值可介於 0 與 1 之間。

藉由模糊集合的構成，模糊邏輯可表示出多於二值(真，假)的結果出來。其可應用於網路控制(Hiam & Bin, 2001)，停車管理問題(Lee, Kim & Lee, 2006)，導航問題解決(Raguraman, Tamilselvi & Shivakumar, 2009)等多方面的控制決策管理應用問題上面。

模糊知識藉由組合經機器學習或領域專家所提供而得的模糊邏輯規則而構成一可用的模糊知識庫。模糊知識的建立在機器學習上可經由如基因演算法來自動建立(Achiche, Baron & Balazinski, 2003)，而在領域專家的知識粹取上則有研究學者發展出可用的粹取工具(Alonso, Magdalena & Guillaume, 2004; Lim, 1999)。為了讓模糊知識能更有效的呈現出來，研究學者們發展出許多不同的方法來表示模糊知識中的邏輯規則，如使用本體論及 RDF(Zhai, Liu, Yiduo & Jiang, 2008; Zhai, Lv, Li & Wang, 2008)，或使用派翠網路(Bugarin, Carinena, Delgado & Barro, 1996; Lin & Hwang, 1996)，或

關聯式資料庫 (Galindo, Urrutia & Piattini, 2004) 等等...。而其所帶出的研究議題則包含了如何取得, 如何塑模, 如何驗證, 如何整合等等議題, 其中如何對模糊知識做整合即為本研究所著重之議題。

2-2 多目標最佳化方法

多目標最佳化方法是為了讓所求出的解能夠符合某特定領域問題的多方目標需求而發展出來, 為了找出所要的解我們可以(1)將此一問題轉化為單一目標的最佳化求解問題或(2)將各個子目標依優先順序一一求解出來(3)是在目標函數中將所有的需求目標同時計算考量來求出最佳的非劣解, 在本研究中即使用第三種方法同時考量正確率的提高與複雜度的降低這兩個目標以求出最佳的規則組合。

在同時考量多個目標之最佳化條件下, 演化式演算法可有效的進行求解的計算。而研究學者們也相繼提出了許多基於演化計算的方法來解決多目標最佳化的問題, 如基因演算法 (Holland, 1970; Hopgood & Hirst, 2007) 模擬生物界的遺傳基因演進機制經由交配、突變等過程找出比上一迭代更為符合的最佳解出來。文化演算法 (Reynolds, 1994; Coello & Beerra, 2004), 模擬社會文化進化繼承的演進過程, 分別以族群空間及信念空間來求出所需的最佳解, 其可視為傳統基因演算法之延伸。

許多最佳化方法的靈感啟發是經由觀察自然界的各種生態行為而得來的, 如類免疫演算法 (Kephart, 1994; Hansong &

Zu, 2007), 是一種基於生物本體自身免疫系統為基礎的演算法, 透過激發及抑制等免疫機制來尋找出最佳的解。而蟻群演算法 (Bland 2001) 則是直接模擬螞蟻尋找食物時如何發現行進路徑的一種演算法。在本研究中所採用的粒子群優演算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 是由 James Kennedy 與 Russell C. Eberhart 這兩位學者於 1995 年經由觀察鳥類與魚類群聚覓食之動作行為而得之。粒子群優演算法也是屬於演化式演算法的一種, 其每一迭代的粒子移動均會受到群體及個體至目前為止最佳的移動速度及位置所影響, 即所謂的群體智慧及個體智慧, 而使得每下一迭代的粒子更加往所要的最佳非劣解移動。經由粒子群優演算法這種演化式的多目標最佳化方法, 我們得以讓知識整合的問題加以解決。

2-3 知識整合

模糊知識庫的規則集可由機器學習與領域專家而得之, 但其來源可能來自於不同的學習方法與領域專家或是另外一個模糊知識庫, 從而使得所要採用的模糊規則集之間產生了不一致、多餘或不完整等整合使用的問題。如何解決前述問題並產生高準確率及低複雜度的規則組合, 便是知識整合的研究課題亦是本研究所要解決的問題所在。

模糊知識庫整合的議題包含了: (1)知識庫塑模, (2)模糊規則及模糊規則集整合, 及(3)知識整合的評量。在這些議題中許多的研究是藉由對數值資料使用下列方法而導出模糊化的 if-then 規則: 資料探勘 (Marin, 2008), 最大熵值法 (Chen &

Zhao , 2007) , 及類神經網路(Held , 2006 ; Kohnan , 2007)。通常 , 知識整合必須考量到完整性 , 正確性 , 一致性 , 及簡潔性。某些研究學者提出同時對規則及歸屬函數作最佳化處理的方法(Hwang , 1999 ; Wang , Hong & Tseng , 1998) , 另外一些研究則對其作非同時的處理(Bellini , 2008)。一些研究則專注於推論的正確性(Zeng , 1996 ; Wang , Hong , & Tseng , 1998 ; Chowdhury , 2008 ; Andrew , 2007) , 或規則庫的複雜度 (Wang , Hong , & Tseng , 1998 ; Celikyilmaz , 2008) , 規則庫的歸類(Fukuda , 1999 ; Wang , Hong , Chang , & Tseng , 2000) , 規則所涵蓋的範圍(Wang , Hong , Chang , & Tseng , 2000 ; Bargiela , 2003) , 以及無意義的歸屬函數(Hwang , 1999 ; Chen & Zhao , 2007)等在知識整合時需考慮到的各項問題所在。

2-4 各知識整合研究的優劣比較

在此章節中我們將針對各研究學者們所提出的知識整合方法來加以探討其優劣所在 , 這些方法包含了基因演算法、修剪演算法、最大熵方法、線上自我對齊聚類(OSAC)演算法、蟻群演算法、粒子群合作最佳化(APSCO)演算法、類神經模糊分類器(LHBNFC)、以及本研究所採用的粒子群優演算法。

為了能將多個不同的模糊規則集整合成一個集中的知識庫 , 王等學者提出一個以涵蓋為基礎的基因演算知識整合方法(Wang , Hong , Chang , & Tseng , 2000)。他們同時解決了知識整合領域中會產生的過多規則 , 歸類 , 及規則不一致等問題。他們所提出的基因演算知識整合架構包含了兩階段 : 知識編碼

及知識整合。在編碼階段中，每個規則被編碼為固定長度的染色體，規則集則被編碼成不定長度的位元字串。在整合階段，使用基因演算法的操作及擁有權轉移來選擇擁有高適性函數值的規則來進行交叉運算並逐漸地演化出最佳的後代規則。在那當時，他們的研究是專注於增進知識庫整合後的準確率，實用性，及涵蓋範圍。將每一條規則轉化為一個中間的表示法可有效的保持此規則的文法及語意上的強制性。同樣的，我們依循此原理並在我們的研究中加強此處理方式。而對於準確率，實用性，及涵蓋範圍的驗證在他們的研究中也有達成。然而，他們並沒有將結果中的特性歸屬函數也編碼進所產生的染色體。這樣的設計將會降低整個模糊集的完整表示並使得所需的模糊推論有所限制，及妨礙去模糊化的處理運作。

在大部分的模糊推論應用中，所需的規則是無法直接取得的。所以，在 (Ma 2005) 中，作者提出一個以 PSO 為基礎的修剪演算法應用於加權模糊類神經網路中以切除在推論網路層中多餘的規則而能自動產生所需的規則。她們設計出兩階段的 PSO 計算。使用不同的公式以加強歸屬函數及連接權重的參數設定。在 PSO 計算後有些二元值位元向量會被設定為零，表示這條規則是多餘且將被切除。作者透過實驗來驗證他們所提出的用於模糊規則自動產生的修剪演算法的效率及準確率；可是，在這個修剪演算法的程序 4 及 5 將會降低規則產生的效率。如果改為以有最佳正確率的群組來更新會比原來的隨機選擇要好。然而，他們的方法因為需透過連接的原理而將模糊規則的表示法限制在只能擁有一個特性值。而在我們的研究中，我們是將整的規則集使用二元值來編碼可讓規則的設定更為

豐富多變。

要對模糊規則庫設計出最佳的模糊模型是非常困難的。知識工程師及領域專家經常彼此互相合作靠著人工的努力以嘗試及錯誤處理去做知識整合的工作。系統發展者對於如何設計出可專用於所賦予的工作任務的模糊規則是相當苦惱的。Chen 及 Zhao(2007)使用最大熵方法(MEP)推算出輸出變數的歸屬函數並使用粒子群優演算法(PSO)推算出模糊規則庫的各聚類中心。熵是為了定義資訊的不確定性而被提出的方法。最大熵方法可幫助找出分散在強制的特定條件下適合的資訊。他們組合了最大熵方法及粒子群優演算法以找出聚類處理的最佳化模糊規則庫。尤其特別的是，他們的研究強調通常許多模糊規則的參數是不重要的且在模糊推論應用上只有些微的效能影響。

通常許多研究會使用預先定義好的固定結構或預先定義好的歸屬函數來進行模糊系統的最佳化。為了打破這個限制，Juang 及 Wang 提出一個使用聚類及最佳化技術的自我產生模糊系統(Juang & Wang, 2008)。模糊系統的設計包含了結構及參數的設計。這個研究提出了線上自我對齊聚類(OSAC)演算法及蟻群加粒子群合作最佳化(APSCO)演算法。他們使用 OSAC 演算法去測定每個輸入變數的規則及模糊集之個數。於此之後，再使用 APSCO 去調整每個新產生的模糊規則之各項參數。他們的 OSAC 演算法除了能夠幫助我們從訓練資料中產生規則之外，還能幫助我們避免產生高重疊性的模糊集。在群集基礎計算的初始化過程中，不好的初始值將導致低劣的效能

產生。不管怎樣，經由 Juang 等所提出的解決方案卻能避免掉這個瓶頸並產生高品質的初始群集。但他們所提出的整合階段解決方法卻是非常複雜。而本研究將針對模糊規則整合之最佳化提出一簡單但有效率的解決方案。

為了達到在分類問題中對模糊歸屬函數有更好的調適與控制，在 (Chatterjee, 2006) 中作者提出一個以語意圍籬為基礎的類神經模糊分類器 (LHBNFC)，並引用了粒子群優演算法以達到更有效的學習效果。他們將每個歸屬函數切割為 n 等份的小塊並對每一小塊建構相對應的模糊語意圍籬以便編碼為 PSO 計算所需的粒子。他們所使用的 LHBNFC 是一個五層式多個輸入單一輸出的類神經模糊分類器，並從而評算出訓練的效能。PSO 演算法被引用在所需的參數及模糊集這兩者的同時最佳化計算，而以 Takagi-Sugeno 為基礎的類神經模糊系統則用來判定 LHBNFC 系統所推論的必需結果。此系統能夠經由 PSO 的模糊神經網路產生以資料為導向的自動化分類推論。透過實驗可看出它的效能及正確率皆比其他方法為佳。此演算法需將原始的歸屬函數分割為數段。不管怎樣，如何去辨識出原始的歸屬函數為其爭論所在。如果原始的歸屬函數正確率即已很高，此演算法的計算疊代次數將會更少且最後的準確率亦更加提高，反之則準確率在其所限定的計算疊代次數中將會是低的。在他們的類神經模糊分類器中，他們必須反覆重新確認所有的特性。然而，在本研究中我們只確認具有較高影響力的特性進而降低計算的成本及保存住其優越性。

除了上述所提及的限制以外，本研究同時著重在 if-the 規

則，詞彙集及歸屬函數上。由此著重可使得詞彙描述與函數變動之間的變化同步化。此外，應用 PSO 可在更少的計算代數中快速的找出最佳化的知識融合，進而節省更多的時間與人力。

三、PSO 為基礎的模糊知識庫整合架構

在此研究我們提出一以 PSO 為基礎的模糊知識庫整合架構來整合多個模糊規則集與模糊集合。為了保持住模糊規則集與模糊集合之間的關係，我們同時判斷與整合多個模糊知識庫。圖 1 即為我們所提出的架構。此架構主要包含了以 PSO 為基礎的模糊知識編碼及模糊知識融合兩部分。每個模糊知識庫包含為了特定目標的相對模糊規則集及模糊集合。本研究著重於在多個模糊知識庫的整合問題之上。模糊集合描述了語意變數，語意值，與歸屬函數。模糊規則集則描述了語意為基礎的 If-Then 規則。每個知識庫中的模糊規則集及模糊集合將被編碼為一個粒子。每一個粒子代表著對所給予的問題的一個解法。因此，所有的模糊知識庫將形成初始的 PSO 粒子群。在將欲整合的知識庫編碼之後，則進行包含了求值，比較，仿效等運算的 PSO 為基礎的模糊知識融合階段，以在編碼後的模糊知識庫粒子群中找出擁有最優適應值的最佳粒子。經由這一連續的 PSO 為基礎的整合運算後我們將會產生一最佳化的模糊知識庫。

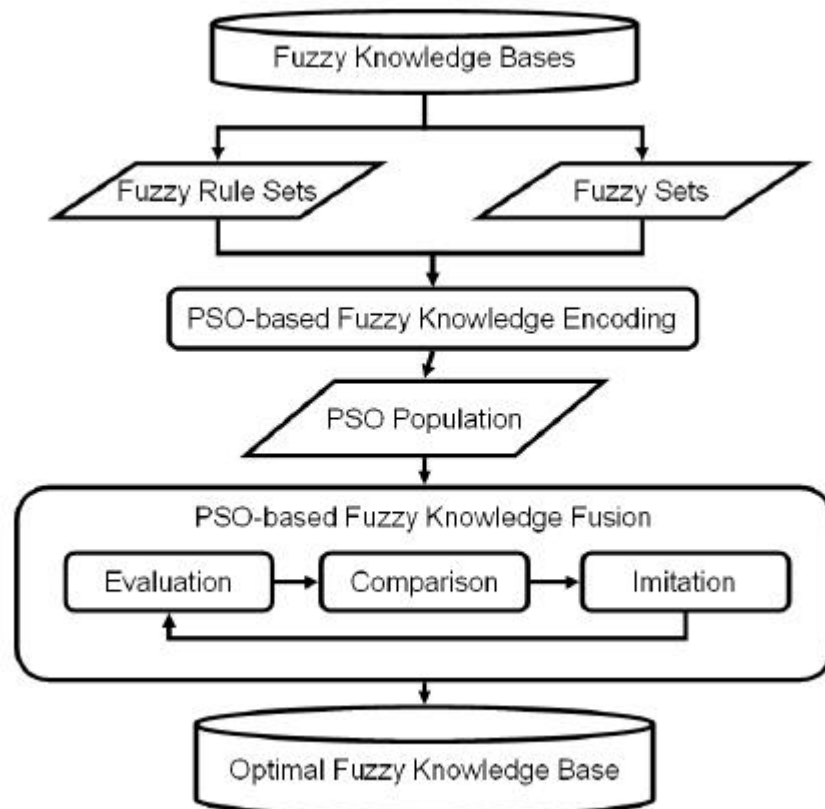


圖 1 以 PSO 為基礎的模糊知識整合架構。

最佳化問題在問題模塑及解決上通常有一些普遍的特性及假設 (Sarker & Newton, 2007)。模糊知識整合上也有一些特點相對於最佳化問題的特性及假設。因此，我們建議將此整合需求塑造為一最佳化問題。模糊知識整合制訂為最佳化問題的一般特性可分類為如下：(1)經由參數來描述有限數量的模糊規則集及模糊集合資源，(2)特定活動所使用的資源能夠被描述為推論的規則，(3)在這些資源中有許多可供選擇的整合方法能夠被拿來重組，(4)每個會從這些資源中的模糊知識庫所衍生出的推論會產出一相對於目標函數的結果出來，及(5)模糊規則集及模糊集合的配置通常受限於一些系統規定參數例如論域，規則複雜度及推論的效率等。將整合制訂為數學模型的一般假設可說明如下：(1)不同的模糊規則集及模糊集合的配置所得的回傳

值能藉由準確度及複雜度的量測而得以比較，(2)模糊規則集經常被運用在很多經濟計算的方式上，(3)在問題領域中的所有資料，模糊規則集及模糊集合被認定為是確定性的問題，(4)模糊知識整合的決策變數可為實數或整數或甚至混合這兩種數值型態，及(5)公式化後的推論模型中的函式型別是一般化的。

為了解決最佳化問題，許多的技術已經相繼被提出。例如，傳統的最佳化技術有線性規劃，整數規劃，目標規劃，及非線性規劃等。在那當時，這些基本的最佳化技術藉由單純形法，圖解法，分支界定法來實現。至於啟發式演算法，則是藉由探測大自然現象而啟發出其靈感。啟發式的一些技術如攀登演算法：也是使用到啟發式方法，且對於一開始的出發點選擇需特別慎選；模擬退火法：一種隨所給予的問題大小以指數成長的演算法；禁區搜尋法：以反向移動來避免兜圈子的演算法，基因演算法：一種透過族群的選擇，交配及突變來作尋找的演算法；蟻群最佳化演算法：一種群體智慧互相合作的分支，利用其行走離開所遺留下來的費洛蒙而尋找出目標；改良式基因演算法：一種混合的族群為基礎的演算法其效能比單一基因演算法來的更好。*Heuristic* 這個字來自於希臘文其意義為發現。其他一些為了最佳化而提出的啟發式方法同時也可應用於多目標最佳化上面的有粒子群優演算法，文化演算法，及基因規劃等。

用來解決最佳化問題的數學模型元件通常包含了決策變數，目標函數與系統參數。我們將在模糊知識整合問題中定義出這些元件。決策變數組成問題解決的本質。這些變數通常能

經由問題的形式而個別的被鑑識出來。在本研究中，我們定義了一些整合問題所用的決策變數。一部分是從模糊集中的語意變數，語意值及歸屬函數。其他則從模糊規則集中的前件與後件而來。此以 PSO 為基礎的整合方法將尋找這些變數的值集而提供出一使用於特定問題的最佳化整合的模糊知識庫。為了找出最好的解決方案，最佳化問題通常有一明確的目標函數得以履行。根據需關切的決策變數目標函數象徵著所給予的問題要解決的目標或目的。於本研究中，我們的目的是產生一個擁有最大推論準確率及最小模糊規則複雜度的模糊知識庫。與決策變數有關聯的資料例如準確率與複雜度是組成目標函數的必需參數。除了決策變數與目標函數之外，最佳化問題通常會包含一些情況無法涵蓋使用。所以系統參數表示此問題的限制或侷限條件。系統參數使用函數及常數的相等或不等的表示來組成資源的可用不可用。最佳化問題需使用參數來符合一些限制的設定稱為強迫性的最小最大化工作，與此相反的，則稱為非強迫性的最小最大化工作。在此研究中，語意值的歸屬函數被用來組成限制函數且其值的範圍為 0 到 1 之間。

四、PSO 為基礎的模糊知識編碼

在此章節中我們將介紹模糊知識庫的構成元件及提出粒子編碼的原則。透過將模糊知識庫轉換成所需粒子，我們能夠針對所給予問題的模糊集合使用 PSO 演算法加以計算後以產生最佳的模糊規則集。

4-1 模糊知識表示法

模糊規則為基礎的推論機制能夠在只有部分規則符合的情況下進行推論。在模糊規則中字詞的表示法與傳統規則中的符號是不同的。模糊規則使用語意標籤來表示符合某維度的可伸縮條件。有兩種不同的模糊規則—為模糊映射規則及模糊意涵規則。模糊映射規則著重在描述輸入與輸出的語意字詞之間的函數映射關係。模糊意涵規則與其有一些不同著重在兩個邏輯公式之間的蘊含關係。

一個模糊知識庫會有兩個核心要素，一為模糊規則集—為模糊集合。模糊集合理論推廣自傳統的集合理論以從集合元素中取出部份的歸屬成員並訂定出一個平滑的界限來限制他們的所在區間。為了符合界線區間的分明與平滑，模糊集合理論藉由允許在一個集合中使用歸屬成員的方法來表示出其維度以克服此種種需求。一個模糊集合定義出一個語意變數，一個語意變數會包含一些語意值來表示出此變數的狀況，此語意值會在一個變數中使用歸屬函數來表示其限制及其歸屬區間的

關係。通常我們使用列舉的歸屬成員值(常用在不連續的集合)或使用數學上的歸屬函數來定義出一個模糊集合。例如，我們要描述出學生程度的模糊集合，我們能夠使用 $A = \sum_i m_A(x_i) / x_i$ 來列舉出其元素，在這裡 $m_A(x_i) / x_i$ 代表著一個模糊集合中包含一個有著歸屬成員維度 $m_A(x_i)$ 的元素 x 。舉例說明如下：

Student Level = {Trainee, Stager, Expert}

Elementary = 0.1/10 + 0.2/20 + 0.4/30 + 0.6/40 + 0.8/50 + 1/60 + 0.8/70 + 0.6/80 + 0.4/90 + 0.2/100

Middle = 0.2/10 + 0.3/20 + 0.4/30 + 0.5/40 + 0.6/50 + 0.7/60 + 0.8/70 + 1/80 + 0.8/90 + 0.6/100

Senior = 0/10 + 0.1/20 + 0.2/30 + 0.3/40 + 0.4/50 + 0.5/60 + 0.6/70 + 0.7/80 + 0.8/90 + 1/100

另外我們也可以使用數學式來描述其特性以定義出此集合如下所示：

$$m_{\text{StudentLevel}}(x) = m_{\text{Elementary}}(x) = \begin{cases} 0.2 & x < 40 \\ (x - 40) / (60 - 40) & 40 \leq x \leq 60 \\ (80 - x) / (80 - 60) & 60 \leq x \leq 80 \\ 0.2 & x > 80 \end{cases}$$

在此領域中的個體們其歸屬值若在此集合中則可透過此歸屬函數而對應到。在不同的領域中有一些受歡迎且實用的歸屬函數常被拿來使用著，例如三角，梯形，Gaussian，鐘型曲線，反曲，S，以及等歸屬函數。在這些函數中，三角及梯形歸屬函數因其簡單及靈活性已經被證明在模糊邏輯應用上是最為有效率的。我們使用 μ_A 來表示此為集合 A 的歸屬函數，而在集合 A 中的元素 x 其歸屬函數值則以 $\mu_A(x)$ 來表示。歸屬函數所在的領域被稱為論域。一個語意變數透過語意值及相對應

的歸屬函數來帶出它的值。在某些情況下區隔分明的界限是不可接受的，模糊邏輯引自對一可量測的可能性所產生的可能與不可能之間的絕對二元性。因為一個字詞的意義取決於所在的特定本文中，所以我們必須認知一個模糊集合也是必須被定義在一個本文之中。然而，如何以語義的方法來識別出這些字詞是另一項重要的研究議題且不在本研究所著重的範圍之內。

當我們以 PSO 為基礎的整合方法來解決模糊知識最佳化時，我們必須將可能的解編碼成粒子群集來表示以便將模糊推論參數空間轉換成一個可組合的搜尋空間以使得 PSO 演算法能夠對其運算操作並探索出最佳的組合出來。讓我們專注在 (Cordon & Herrera 1997) 所引介的 Mamdani 模型中所使用的多個輸入單一輸出的模糊推論系統。其模糊規則描述如下：

$$R_i : \text{IF } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_{in} \text{ THEN } y \text{ is } B$$

這裡 A_{i1}, \dots, A_{in}, B 是論域 $U_1(V), \dots, U_n(V)$ 中的語意值而 x_1, \dots, x_n, y 各別是處理狀態語意變數及控制語意變數。“ x_1 is A_{i1} and ... and x_n is A_{in} ” 是模糊規則 R_i 的前件而“ y is B ” 是此規則的後件部份。這些模糊集合依據他們的歸屬函數而各有其特性公式如下：

$$A_{ij}(B) : U_j(V) ? [0,1], \quad j=1, \dots, n.$$

同樣的在 (Cordon & Herrera 1997) 與 (Wang, Hong & Tseng, 1998) 的研究中，很普遍的，我們關注在將與模糊集合有聯繫的歸屬函數視為一正規化後的三角函數。由此將提供給

我們一個有利條件，為了計算的容易與使用的一般化，這參數的表示能被定義為此三元組 $(a_{ij}, b_{ij}, c_{ij}), j=1, \dots, n$ 。

程式語言學習診斷資料在此被用來說明模糊知識編碼的做法。有三種學生的程度要被區別出來：Trainee，Stager，以及 Expert。學生程度類別領域 $D_{S.L.}$ 被定義為 $D_{S.L.} = \{Trainee, Stager, Expert\}$ 。每個規則被四個語意變數所描述：*Learning Progress (L.P.)*，*Exam Grade (E.G.)*，*Programming Technique (P.T.)*，以及 *Course Difficulty (C.D.)*。每個語意變數有以下這些可能的語意值：

$$D_{L.P.} = \{Know, Understand, Familiar\}$$

$$D_{E.G.} = \{Low, Medium, High\}$$

$$D_{P.T.} = \{Monotonous, Common, Various\}$$

$$D_{C.D.} = \{Elementary, Middle, Senior\}.$$

我們從一模糊診斷系統中摘要出一些模糊規則如下所示：

R1: IF $(C.D. = Senior)$ and $(L.P. = Familiar)$, then Class is *Expert*;

R2: IF $(L.P. = Know)$, then Class is *Trainee*;

R3: IF $(P.T. = Monotonous)$ and $(E.G. = Low)$, then Class is *Trainee*;

R4: IF $(E.G. = Medium)$, then Class is *Stager*.

4-2 粒子編碼原則

模糊知識庫編碼的原則如下所述。一個模糊知識庫將被編為一個粒子，每個粒子由三部分所組成。第一部分是將模糊規

則的前件部份編碼為二元數碼；第二部分為將不重複的前件歸屬函數以實數來編碼之；第三部分則是將不重複的後件歸屬函數也以實數來編碼之。在此研究中使用了一些表示法來解釋編碼的程序： KB 表示知識庫； RS 表示模糊規則集； F 表示特性(語意變數)； V 表示語意值； MF 表示歸屬函數； (a, b, c) 表示歸屬函數的低值，中值，高值； R 表示規則； C 表示類別。我們假設在 $KB1$ 中有三個規則及兩個特性以及與其對應的歸屬函數：

$$\begin{aligned}
 R1 &: \text{If } (F1=V2) \text{ then class is } C1 \\
 R2 &: \text{If } (F1=V1) \text{ and } (F2=V5) \text{ then class is } C1 \\
 R3 &: \text{If } (F2=V6) \text{ then class is } C2 \\
 F1 &= \{V1, V2, V3\}, \{MF1, MF2, MF3\} \\
 F2 &= \{V4, V5, V6\}, \{MF4, MF5, MF6\}
 \end{aligned}$$

而在 $KB2$ 中則有三個規則及三個特性以及與其對應的歸屬函數：

$$\begin{aligned}
 R4 &: \text{If } (F1=V7) \text{ and } (F3=V8 \text{ or } F3=V9) \text{ then class is } C1 \\
 R5 &: \text{If } (F2=V5) \text{ and } (F3=V10) \text{ then class is } C2 \\
 F1 &= \{V1, V2, V3, V7\}, \{MF7, MF8, MF9, MF10\} \\
 F2 &= \{V4, V5\}, \{MF11, MF12\} \\
 F3 &= \{V8, V9, V10\}, \{MF13, MF14, MF15\}
 \end{aligned}$$

以下的程序將說明如何將一個知識庫設計為一個粒子：

1. 析取出模糊規則集 $RS1$ 中可推論出類別 $C1$ 的所有特性：
 $F1, F2$
2. 析取出模糊規則集 $RS2$ 中可推論出類別 $C1$ 的所有特性：

$F1, F3$

3. 從上面兩步驟的待選特性選取出不重複的特性： $F1, F2, F3$
4. 從步驟 3 的待選特性析取出所有不重複的值 V 即是被用來推論出類別 $C1$ 的所有語意值： $V1, V2, V3, V7, V4, V5, V6, V8, V9, V10$ 。
5. 計算推論出類別 $C1$ 的最大規則數目。在此範例中， $RS1$ 有兩條規則而 $RS2$ 有一條規則，所以最大數為二。
6. 計算出每個類別的最大規則數目；而這所有數量的特性值則構成了所需粒子的部分維度。如圖 2 所示。

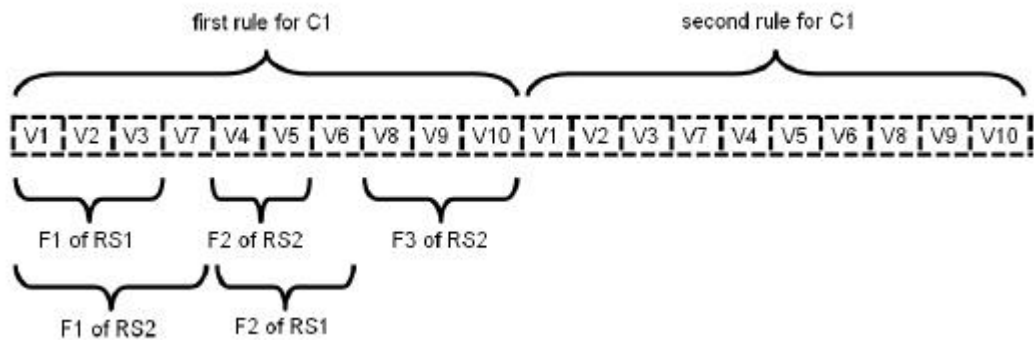


圖 2 語意值的總量被編碼在一個粒子。

7. 依據步驟 1 到 6 析取出推論出類別 $C2$ 的語意值： $V4, V5, V6, V8, V9, V10$ 。
8. 合併所有的語意值而形成模糊規則的前件部份。如圖 3 所示。

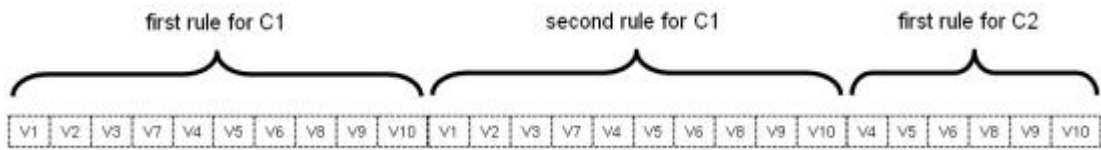


圖 3 粒子編碼的第一分段表示模糊規則的前件部份。

- 析取出不重複的對應歸屬函數並將之合併來形成粒子的第二部分。如圖 4 所示。

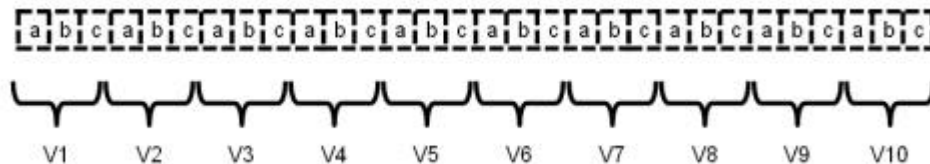


圖 4 粒子編碼的第二分段表示模糊集合的歸屬函數。

- 析取出所有不重複的類別歸屬函數來形成粒子的第三部分。如圖 5 所示。

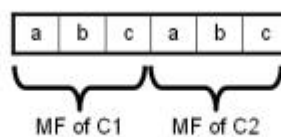


圖 5 粒子編碼的第三分段表示模糊規則的後件部份。

- 組合步驟 8 到 10 所產生的粒子編碼來形成一個粒子的完整維度。如圖 6 所示。

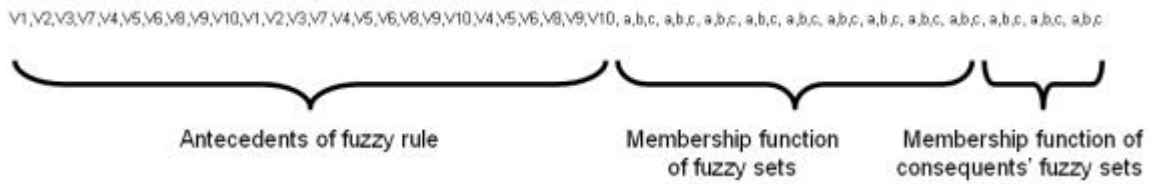


圖 6 一個完整的粒子維度設定。

接下來的步驟將說明如何對一個粒子的值作編碼：

1. 將模糊規則集 $RS1$ 編碼之以形成族群 1 的第一個粒子。如果沒有值在這個規則中則在相對應的維度中填 0。若有具體的值存在則填 1。如圖 7 所示。規則 $R1$ 是 If ($F1=V2$) then class is $C1$ ，所以在類別 $C1$ 的第一個規則部分中的 $V2$ 維度填 1 其他維度則填 0。因此， $\{V1, V2, V3, V7, V4, V5, V6, V8, V9, V10\}$ 將是 $\{0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0\}$ 。以同樣的方法，可知規則 $R2$ 是 If ($F1=V1$) and ($F2=V5$) then class is $C1$ ，所以類別 $C1$ 的第二個規則中的 $\{V1, V2, V3, V7, V4, V5, V6, V8, 9, 10\}$ 將會是 $\{1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0\}$ 。而類別 $C2$ 的第一個規則中的 $\{V4, V5, V6, V8, V9, V10\}$ 將會是 $\{0, 0, 1, 0, 0, 0\}$ ，再以同樣的方法來處理規則 $R3$ 其為 If ($F2=V6$) then class is $C2$ 。

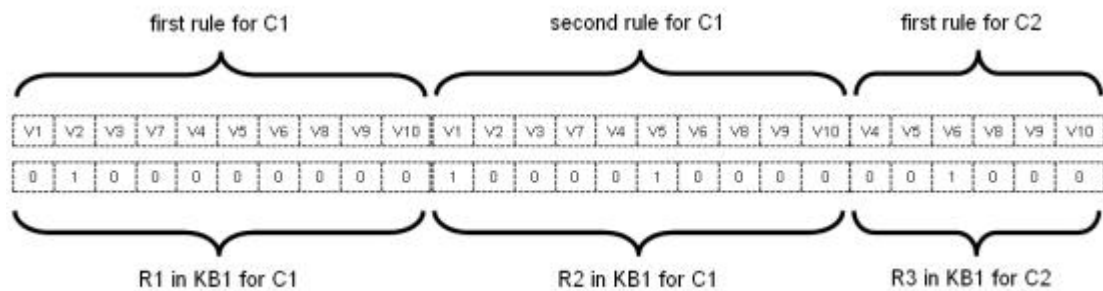


圖 7 設定粒子中的規則集維度值。

- 在特性值的對應位置填入歸屬函數值元組。如圖 8 所示。維度 1 到 18 將填入相對應的歸屬函數值 (a, b, c) ，而維度 19 到 30 因其在知識庫 *KB1* 中無紀錄所以這些特性值填入 0。

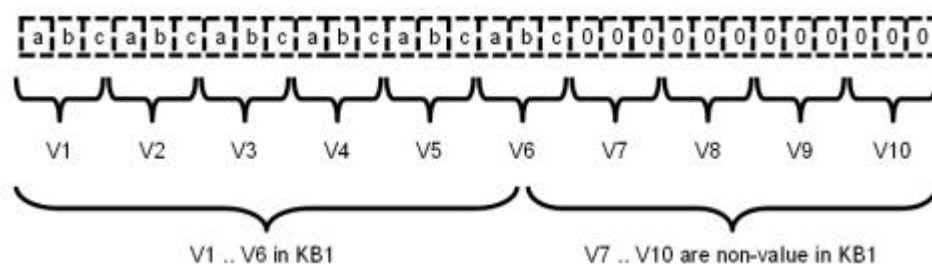


圖 8 設定粒子中的模糊集合維度值。

- 在類別值的對應位置填入歸屬函數值元組。如圖 9 所示。在整個知識庫中有類別 *C1* 跟 *C2* 而他們的歸屬函數被紀錄成 (a, b, c) 。

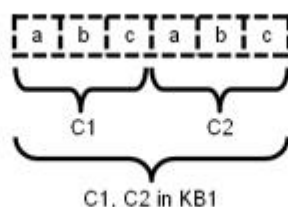


圖 9 設定粒子中的類別維度值。

- 重複步驟 1. 到 3. 將所有的模糊規則集，模糊集合，及歸屬函數統統編碼以形成 PSO 族群中的粒子。

五、PSO 為基礎的模糊知識融合

為了最佳化整合後的模糊知識庫，我們使用演化式多目標最佳化方法來解決此問題。這種解決問題的方法，通常被稱為原啟發式方法，靈感來自於對大自然環境的探測，例如攀登演算法，模擬退火法，禁區搜索法，基因演算法，以及粒子群優演算法等。在這些演算法中，最重要的就是如何對變數及解答作編碼，以及如何對局部及全體的最佳解答作搜索的處理。於本研究中，我們聚焦在一種群體智慧方法，粒子群優演算法。其靈感來自於鳥群尋找食物的大自然現象。為什麼它們能夠尋找到食物，以及為什麼它們幾乎能夠馬上改變尋找的路徑朝向相同有食物的方向。這有趣的行為引起此演算法的研究。

在 PSO 模型中由於每個個體的行為受到其本身過去的經驗及認知所影響，也會被整個群體的行為所影響。所以，每個模糊知識庫的最佳化也一樣會被其本身過去的經驗及推論的效能所影響，也一樣會被其他整合後模糊知識庫的行為所影響。我們從圖 10 中可更容易的了解粒子是如何的移動。我們假設在此搜索空間中有許多的初始粒子；每個粒子為一模糊知識庫所編碼而成。然後，我們假設在這空間中有三個最佳化解存在。以所提出的方法，這些粒子們將一步一步往最佳的位置前進。最後，原有模糊知識庫的結構將改變成另一種擁有最好執行效率的組合，不管是準確率或複雜度。

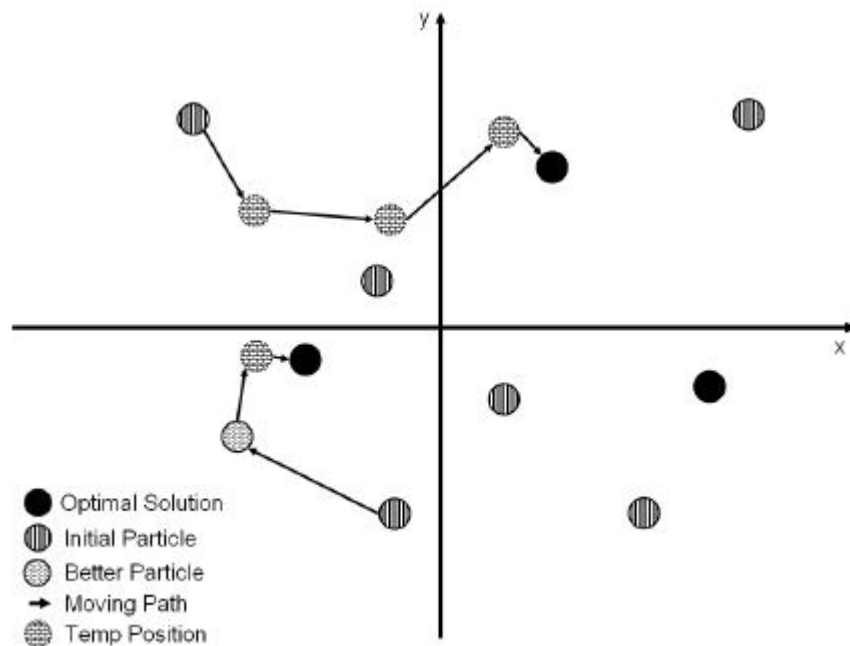


圖 10 粒子的移動。

5-1 族群初始化

我們提出一個使用粒子群優演算法的模糊知識整合方法來對模糊規則集及其相對應的模糊集合作整合及最佳化。PSO 需初始化一群解並在粒子移動期間更新它們。在此研究中，模糊規則集及模糊集合的初始化族群來自於多個不同的模糊知識庫。而這些模糊知識庫會是不同的知識工程師或應用系統開發者所發展建立起來的。但有一假設點就是這些模糊知識庫全都是為了相同的問題而建立。每個族群中的個體皆包含了來自於某一個模糊知識庫的相對模糊規則集及模糊集合。

5-2 適性值與選取

為了從初始的族群中建立出一個最佳的模糊知識庫, PSO 演算法找出在這些模糊知識庫中擁有高適性值的粒子來往最佳解趨近。我們使用一評估函數來量化這些粒子。整合後的模糊知識庫其準確率及複雜度被提出來作為粒子效能的評估。PSO 演算法藉由一個粒子的效能作為其回饋來更進粒子的位置。模糊知識庫 FKB 的準確率評估函數定義如下：

$$Accuracy(FKB) = \frac{\text{total number of instances correctly matched by } FKB}{\text{total number of instances}} \quad (1)$$

模糊知識庫 FKB 的複雜度評估函數為其規則增加的比率定義如下：

$$Complexity(FKB) = \frac{\text{number of fuzzy rules in the integrated fuzzy rule set } FKB}{\left[\sum_{i=1}^P (\text{number of fuzzy rules in the initial } FKB_i) \right] / \text{number of initial } FKBs} \quad (2)$$

我們建議組合準確率與複雜度兩者來表示模糊知識庫整合用的適性值。就如此研究問題所指出的，我們的目的是找出擁有最大準確率及最小複雜度的整合後模糊規則集及模糊集合之組合。適性值函數可被發展為如下：

$$Maximize Fitness(FKB) = \frac{[Accuracy(FKB)]}{[Complexity(FKB)]^e} \quad (3)$$

在這裡 e 是一個控制參數，被利用來支配適性計算時應根據準確率或複雜度而走，其可被推論應用系統工程師所修改。

5-3 PSO 之運作

在最佳化問題中粒子群優演算法提出一個以群體智慧為基礎的最佳化應用來搜尋出接近最佳化的解。粒子們使用適性值函數來尋找出在搜尋空間中最好的位置。在此搜尋空間中每個粒子鄰近的其它粒子，代表著此個體或模糊知識庫其準確率及複雜度的測量值是相近的。從 PSO 的觀點來看，一個粒子會有向其他粒子移動的傾向並再影響到其他粒子。此現象可看成是粒子與粒子間的互相告知。如果要量測從此族群中所組合出來不同的模糊知識庫，那我們應該期望在相同區域的模糊知識庫應有相關的適性來代表其準確率及複雜度的效率。一個粒子趨近至潛在目標的移動原則為評估，比較，及仿效。

PSO 演算法的核心概念為，位置及速度。每個粒子紀錄其目前位置及其本身目前為止的最佳位置，然後每個粒子前進到其他某些擁有較佳適性值粒子的位置。等式(4)及(5)為速度函數及位置函數。在圖 11 中我們可看出，原始速度，區域最佳函數及全域最佳函數皆為向量，它們指引著粒子從位置 $x_{id}(t-1)$ 移動到位置 $x_{id}(t)$ 。

$$V_{id}(t) = V_{id}(t) + C_1 \text{Rand}() (P_{id} - X_{id}) + C_2 \text{Rand}() (P_{gd} - X_{id}) \quad (4)$$

$$X_{id}(t) = X_{id}(t-1) + V_{id}(t) \quad (5)$$

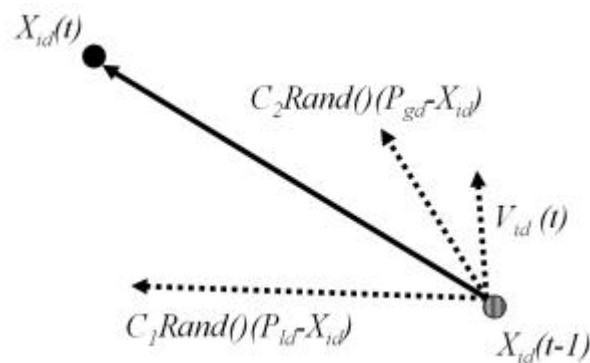


圖 11. 粒子的移動被區域最佳引力，全域最佳引力及原始速度的力量所影響。

PSO 演算法步驟如圖 12 所示。依據第 4 章所介紹的模糊知識庫編碼，我們將現有的模糊知識庫編碼為第一迭代，每個粒子代表一個知識庫。我們已隨機數值來初始化每個粒子的速度及位置。然後，以準確率函數(1)及複雜度函數(2)來評估每個粒子在測試知識庫的正確性。在這些步驟中，我們剔除掉重複的規則。於是，我們使用適性值函數(3)來評估每個粒子的適性值，越大越好。如果新的適性值比原來的區域最佳值還好，我們將此新值紀錄為此粒子的新 Pbest 值。而同時，如果此 Pbest 比全域最佳值還好，我們也將此值紀錄為新的 Gbest 值。鑒於模糊規則集及歸屬函數的特性不同，我們使用離散型 PSO(DPSO)(Kennedy, 1997)操作來更新每個粒子的規則部分並使用連續型 PSO(CPSO)(Kennedy, 1995)操作來更新每個粒子的歸屬函數部分。在我們的解法中我們設定 c_1 及 c_2 為 1.49445。在更新之後，如果歸屬函數的間隔距離未保持在遞增次序。我們將對其重新排序為遞增的次序使其合理化。重複這些步驟直到找出預定的適性值或到達預定的迭代數。我們將會找出最接

近於最佳解的模糊知識庫組合。

Particle Swarm Optimization Algorithm for FKBs Integration	
1.	Randomly generate an initial population of fuzzy knowledge bases
2.	While scheduled fitness value or scheduled iterations is not satisfied
3.	For i = 1 to FKB-population size
4.	Calculate each particle's fitness value
5.	If the fitness value is better than the Pbest in history
6.	Set current value as the new Pbest
7.	Choose the best Pbest as the new Gbest
8.	For i = 1 to FKB-population size
9.	Evaluate particle velocity according to equation(4)
10.	Evaluate particle position according to equation(5)

圖 12 模糊知識庫整合所用的 PSO 演算法步驟

六、實驗與討論

我們以所提出的 PSO 為基礎的方法建造了一個模擬系統，其所用之設備為個人電腦，作業平台為 Windows XP 系統，並以 Visual Studio .NET 的 C++ 語言及 Windows Template Library 程式庫來開發而成。藉以展示所提出方法之效能並將之應用在兩個模擬應用上，也就是學生程式學習型態診斷及適性化學習服務之組合。第一個應用為整合不同的教師之診斷知識來有效的加強學習型態之診斷。第二個應用將析取出一個最通用的適性化學習組合規則。於開發期間所遭遇到的第一個問題便是如何將模糊規則的 if-then 語意轉化為 PSO 所需的粒子編碼，對應的解決方法為將之轉為 XML 來表示之，再以程式剖析之，或將每條規則的特性值及類別以表格表示之再利用試算表軟體配合巨集程式來產生所需的 PSO 粒子編碼。

6-1 學習型態診斷知識庫整合

為了加強學生的程式設計能力，我們有提出一個計畫來研究電腦程式設計的教學，評價，評估，診斷，及指令的改善。此計畫的其中一個目標就是去診斷出學生的特定學習型態。已經有八種學習型態被提出來，也就是 active, reflective, sensing, intuitive, visual, verbal, sequential, global(Felder, 1988)這八種。依據學生們的學習型態，我們能夠向他們建議擁有特定教學型態的適性化學習活動。在此計畫中，為了因應這些複雜的學習型態因素及特性，我們設計了 12 種類型的審查

來測驗學生，並設計了診斷規則來查測出他們的學習型態。

我們邀請了 30 位教師利用他們的教學經驗來設計出學習型態診斷規則。然後，我們將使用本研究所提出的 PSO 為基礎的模糊知識庫整合方法來整合這些建議的規則庫。學習型態類別及審查類型特性如下所示；另外這些語意值皆為相同的 {*low*, *medium*, *high*}。

Learning Style classes: {*Active, Reflective, Sensing, Intuitive, Visual, Verbal, Sequential, Global*}

Examination Type features: {*Operation_application, Cooperative_programming, Method_design, Individual_programming, Case_study, Theory_study, Diagram_illustration, Text_illustration, Sequential_order, Single_concept, Interlock_order, Comprehensive_concept*}

每一種審查類型特性的英文縮寫如下所示：*Operation application (O.A.)*, *Cooperative programming (C.P.)*, *Method design (M.D.)*, *Individual programming (I.P.)*, *Case study (C.S.)*, *Theory study (T.S.)*, *Diagram illustration (D.I.)*, *Text illustration (T.I.)*, *Sequential order (S.O.)*, *Single concept (S.C.)*, *Interlock order (I.O.)*, *Comprehensive concept (C.O.)*；而每一個特性值的英文縮寫如下所示：*low(L)*, *medium(M)*, *high(H)*；以及學習型態的英文縮寫為 (*L.S.*)。

在此實驗中，我們蒐集了 30 個模糊知識庫來作整合。使用了 60 個學生的資料，其中 40 用來作為整合之用另外 20 個則為測試資料。初始的 30 個模糊知識庫的推論效能如表 1 所示紀錄著它們詳細的準確率及規則數目。這 30 個學習型態診斷模糊知識庫的規則來自於 30 位不同的教師。表 2 及表 3 分別

為這些模糊規則集中的二個案例。

表 1 初始的 30 個學習型態診斷知識庫之效能列表

Diagnosis bases	Accuracy	Number of rules	Diagnosis bases	Accuracy	Number of rules
Base 1	50%	10	Base 16	60%	8
Base 2	55%	10	Base 17	63%	9
Base 3	50%	9	Base 18	50%	8
Base 4	50%	10	Base 19	43%	9
Base 5	40%	8	Base 20	50%	8
Base 6	53%	10	Base 21	53%	9
Base 7	43%	8	Base 22	63%	9
Base 8	63%	11	Base 23	43%	7
Base 9	43%	7	Base 24	50%	9
Base 10	50%	9	Base 25	10%	9
Base 11	53%	8	Base 26	30%	8
Base 12	50%	8	Base 27	53%	8
Base 13	50%	10	Base 28	50%	8
Base 14	43%	9	Base 29	63%	14
Base 15	40%	8	Base 30	55%	8

表 2 教師 1 所提出來的規則庫案例

<i>O.A</i>	<i>C.P</i>	<i>M.D</i>	<i>I.P</i>	<i>C.S</i>	<i>T.S</i>	<i>D.I</i>	<i>T.I</i>	<i>S.O</i>	<i>S.C</i>	<i>I.O</i>	<i>C.O</i>	<i>L.S.</i>
<i>L</i>	<i>H</i>	<i>H</i>	<i>M</i>	<i>H</i>	<i>L</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>Active</i>
<i>M</i>	<i>M</i>	<i>H</i>	<i>M</i>	<i>H</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>H</i>	<i>L</i>	<i>H</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>Reflective</i>
<i>H</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>H</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>H</i>	<i>Sensing</i>
<i>H</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>L</i>	<i>H</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>L</i>	<i>H</i>	<i>M</i>	<i>Intuitive</i>
<i>M</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>H</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>L</i>	<i>H</i>	<i>M</i>	<i>Intuitive</i>
<i>H</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>H</i>	<i>H</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>L</i>	<i>H</i>	<i>M</i>	<i>Intuitive</i>
<i>H</i>	<i>H</i>	<i>H</i>	<i>M</i>	<i>H</i>	<i>L</i>	<i>L</i>	<i>H</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>Visual</i>
<i>L</i>	<i>H</i>	<i>H</i>	<i>H</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>H</i>	<i>H</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>M</i>	<i>H</i>	<i>Verbal</i>
<i>L</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>H</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>H</i>	<i>Sequential</i>
<i>M</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>H</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>H</i>	<i>M</i>	<i>Global</i>

表 3 教師 12 所提出來的規則庫案例

<i>O.A</i>	<i>C.P</i>	<i>M.D</i>	<i>I.P</i>	<i>C.S</i>	<i>T.S</i>	<i>D.I</i>	<i>T.I</i>	<i>S.O</i>	<i>S.C</i>	<i>I.O</i>	<i>C.O</i>	<i>L.S.</i>
<i>L</i>	<i>H</i>	<i>H</i>	<i>M</i>	<i>H</i>	<i>L</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>Active</i>
<i>M</i>	<i>M</i>	<i>H</i>	<i>M</i>	<i>H</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>H</i>	<i>L</i>	<i>H</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>Reflective</i>
<i>H</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>H</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>H</i>	<i>Sensing</i>
<i>H</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>L</i>	<i>H</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>L</i>	<i>H</i>	<i>M</i>	<i>Intuitive</i>
<i>H</i>	<i>H</i>	<i>H</i>	<i>M</i>	<i>H</i>	<i>L</i>	<i>L</i>	<i>H</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>L</i>	<i>Visual</i>
<i>L</i>	<i>H</i>	<i>H</i>	<i>L</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>H</i>	<i>H</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>M</i>	<i>H</i>	<i>Verbal</i>
<i>L</i>	<i>M</i>	<i>M</i>	<i>H</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>Sequential</i>
<i>M</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>H</i>	<i>M</i>	<i>L</i>	<i>L</i>	<i>H</i>	<i>M</i>	<i>Global</i>

在此實驗中，速度的參數 C1 及 C2 各自被設定為 1.4945。此固定的數值設定在許多的研究中包括本實驗皆可達到高的效能。實驗的結果展示出以 PSO 為基礎的知識整合確能建立起一個有著較好的準確率及較低的複雜度之整合模糊知識庫。實驗結果如表 4。準確率提高至 85 % 而複雜度則降到 8 個規則。

表 4 學習型態診斷規則庫整合後之結果

模糊規則庫	準確率	規則數目
整合後的規則庫	85%	8

6-2 服務組合知識庫之整合

為了達到情境感知計算的目標，我們已經發展出一套 Web 2.0 的適性化混搭系統(Huang, Huang, Lee & Yang, 2008)，以提供基於使用者情境資訊的適性化混搭服務。在此實驗中，我們基於在以情境為基礎的模糊知識庫整合方法工具上提出了一個實際的應用於為了支援學生的適性化學習活動而作的以

情境為基礎的學習服務組合。適性化學習服務組合的目的是要提供一組基於學生的學習能力，學習教材困難度，學習推薦度，教材的受歡迎度，時程資訊及位置資訊而定的學習服務組合。基於本實驗的環境所在，課程為以國立中央大學電腦科學與資訊工程學系中的為主。我們設計了十二種學習服務組合式樣以拿來推論及利用。所以，我們必須整合來自於不同學生的多個以情境為基礎的學習服務組合規則執行以找出一個最大眾的且有效率的情境為基礎的組合知識以使用在通用服務平台之上。此應用的情境如圖 13 所示。以 PSO 為基礎的知識整合方法將會對來自不同學生所提出的多個組合規則執行整合動作。然後它將訓練出一個最佳化的組合規則庫以使用在適性化混搭平台上。所以，適性化學習服務組合就能以這最通用的組合知識來提供給學生們合理且有效的服務組合。

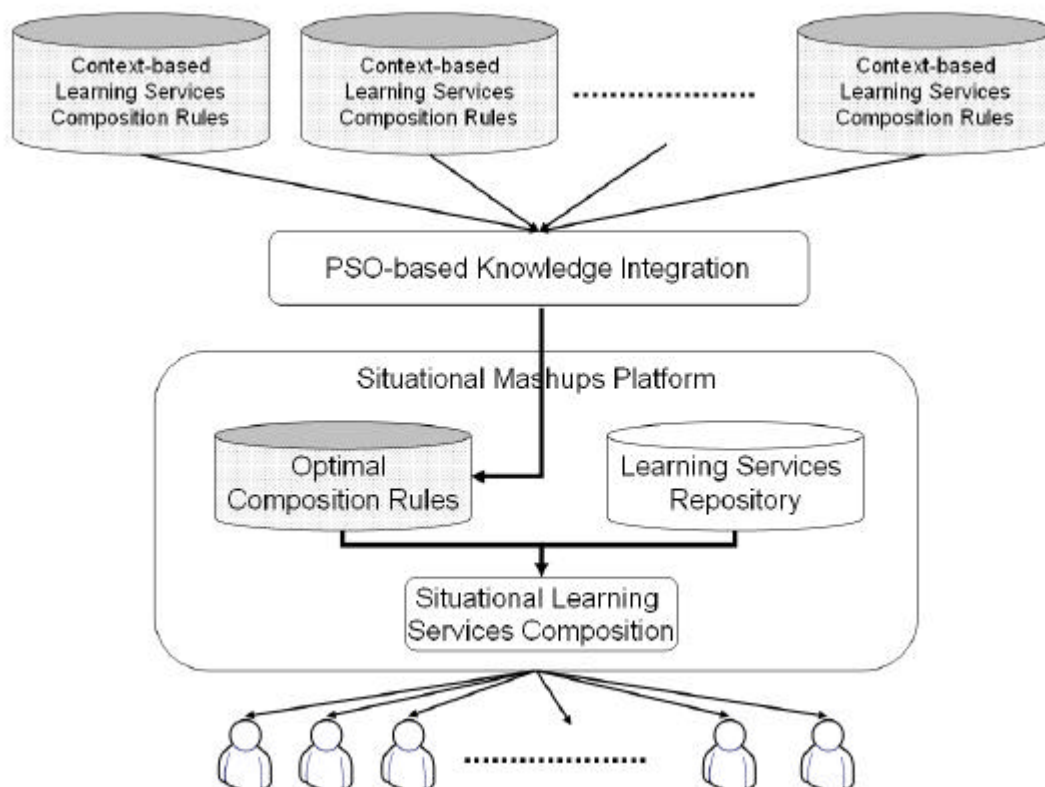


圖 13 整合多個以情境為基礎的學習服務組合規則以供在情境感知學習環境中的通用適性化混搭使用。

在此實驗中，我們收集了十個模糊知識庫來作整合運用。使用了 120 個學生的資料，80 個案例用來整合而另外 40 個用來測試。初始的十個模糊知識庫的推論效能如表 5 所示紀錄著它們詳細的準確率及規則數目。這十個模糊規則庫的組合規則由十位不同的學生所提出。表 6 及表 7 為這些規則庫中的兩個案例。在這些模糊知識庫中總共有十二種不同的服務組合樣式類別： $\{Pattern\ 1, Pattern\ 2, Pattern\ 3, Pattern\ 4, Pattern\ 5, Pattern\ 6, Pattern\ 7, Pattern\ 8, Pattern\ 9, Pattern\ 10, Pattern\ 11, Pattern\ 12\}$ ，及六個模糊集合： $\{Learning\ capability, Material\ difficulty, Learning\ recommendation, Material\ popularity, Time\ support, Device\ support\}$ 。模糊集合的英文縮

寫如下所示：*Learning capability(L.C.)*，*Material difficulty(M.D.)*，*Learning recommendation(L.R.)*，*Material popularity(M.P.)*，*Time support(T.S.)*，以及 *Device support(D.S.)*。每個模糊集合的語意值如下所示，而其相對應的歸屬函數則如圖 14 所示。

$$D_{L.C.} = \{low, normal, high\}$$

$$D_{M.D.} = \{easy, normal, hard\}$$

$$D_{L.R.} = \{low, normal, high\}$$

$$D_{M.P.} = \{unpopular, common, popular\}$$

$$D_{T.S.} = \{low, normal, high\}$$

$$D_{D.S.} = \{low, normal, high\}$$

表 5 初始的十個以情境為基礎的組合模糊規則庫效能列表

Fuzzy Rule bases	Accuracy	Number of rules
Rule base 1	60%	12
Rule base 2	40%	7
Rule base 3	47%	21
Rule base 4	48%	16
Rule base 5	35%	8
Rule base 6	45%	10
Rule base 7	50%	15
Rule base 8	53%	12
Rule base 9	48%	16
Rule base 10	42%	11

表 6 學生 1 所提出的規則庫案例

Learning capability	Material difficulty	Learning recommendation	Material popularity	Time support	Device support	Composition pattern
normal	hard	low	unpopular	high	high	Pattern 1
high	easy	low	popular	low	normal	Pattern 2
low	normal	normal	common	high	high	Pattern 3
low	normal	normal	common	low	high	Pattern 4
normal	hard	normal	popular	high	normal	Pattern 5
low	normal	high	unpopular	normal	high	Pattern 6
high	hard	normal	common	high	high	Pattern 7
high	normal	low	unpopular	low	normal	Pattern 8
normal	easy	low	common	low	normal	Pattern 9
high	easy	low	popular	high	normal	Pattern 10
low	hard	normal	popular	low	low	Pattern 11
normal	hard	normal	unpopular	low	high	Pattern 12

表 7 學生 2 所提出的規則庫案例

Learning capability	Material difficulty	Learning recommendation	Material popularity	Time support	Device support	Composition pattern
normal	hard	low	unpopular	high	low	Pattern 1
low	normal	normal	common	high	high	Pattern 3
low	normal	normal	popular	low	high	Pattern 4
normal	normal	high	unpopular	normal	high	Pattern 6
high	hard	normal	common	high	high	Pattern 7
high	normal	low	unpopular	low	normal	Pattern 8
normal	hard	normal	unpopular	low	high	Pattern 11

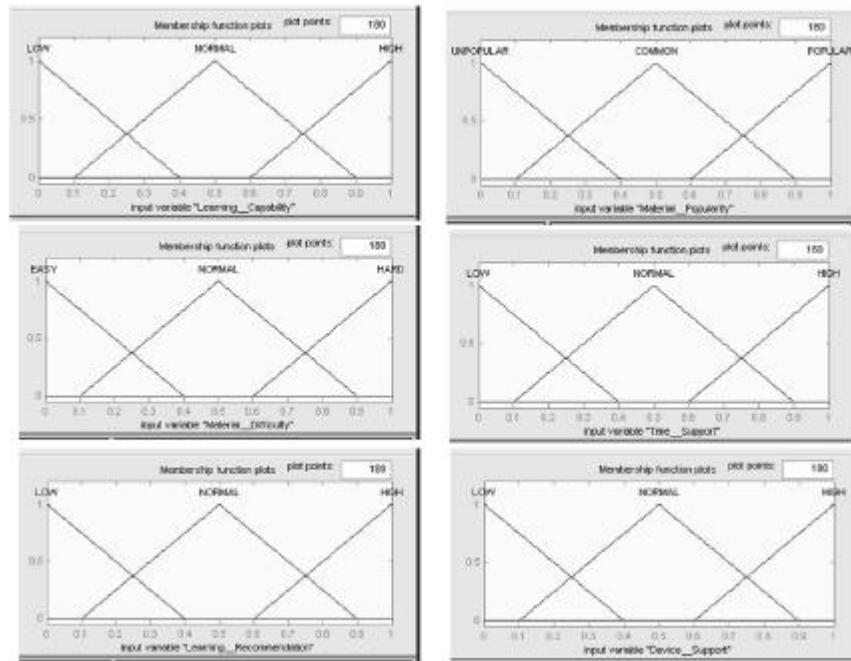


圖 14 對應於模糊集合的歸屬函數：learning capability , material difficulty , learning recommendation, material popularity , time support, 以及 device support。

於此實驗中初始的規則集數量為 10 個而初始的規則數量為 128 條。表 8 展示了第 1 迭代中的粒子 1 及粒子 7 的知識庫編碼和對應的適性值。表 9 可看出在第 10 迭代粒子編碼元素的改變及適性值的變化。

表 8 第 1 迭代中的粒子 1 及粒子 7

粒子	知識庫編碼	適性值
1	010001100100001001000000000000000000 001100100001100010000000000000000000 100010010010001001000000000000000000 100010010010100001000000000000000000 010001010001001010000000000000000000 100010001100010001000000000000000000 001001010010001001000000000000000000 001010100100100010000000000000000000 010100100010100010000000000000000000 001100100001001010000000000000000000 100001010001100100000000000000000000 010001010100100001000000000000000000	$0.6/12/12.8=$ 0.0039
7	0000000000000000000010001100100001100 000000000000000000000000000000000000 001010010010001001100010010010001001 010010010001100001001010010001100001 000000000000000000000000000000000000 010010001100010001010010001001010001 001001010010001100001001010100001001 001010100001100010001010100100100010 010100100010100010000000000000000000 001100100001001010000000000000000000 100001010001100100010001010001100100 000000000000000000000000000000000000	$0.5/15/12.8=$ 0.0026

表 9 第 10 迭代中的粒子 1 及粒子 7

粒子	知識庫編碼	適性值
1	010001100100001001000000000000100000 011100100000110010000001000000010000 100010010010001000000001000000000000 100010010010100001000000000000000000 010000010000001010000000000000000000 100010000000010001000000000000000010 001001010010001001100000000000000100 001010100100100010000000000000000000 010100100010000010000000000000000000 001100100001001011000000000000000000 100001010001100100000000100001000000 010001000100111001000100000100000100	$0.2/5/12.8=$ 0.0031
7	010001000100100001000101100100000000 001100100000100010000001010000000000 001010010010001001000010000100001001 100010010011100001000000010001000000 000000010001000000000000000000000000 000001001100010001010010001000011000 001001010010001001001101010000001000 001010100001100110001010100000000010 010100100011100010000000000001000000 101100100001001010000000000000000000 100001110001101100010000010100010000 010000000100100001000000000000000000	$0.08/2/12.8=$ 0.0031

在此實驗中，速度的參數，C1 及 C2 各自被設定為 1.4945。此固定的數值設定在許多的研究中包括本實驗皆可達到高的效能。實驗的結果展示出以 PSO 為基礎的知識整合確能建立起一個有著較好的準確率及較低的複雜度之整合模糊知識庫。實驗結果如表 10。準確率提高至 80 % 而複雜度則降到 12 個規則。

表 10。服務組合規則庫整合後之結果

模糊規則庫	準確率	規則數目
整合後的規則庫	80%	12

從這些實驗中，我們可以觀察到某些粒子有著較低的適性值。這些粒子代表著其規則推論效能也較為低弱，或甚至是沒有用及妨害整合的粒子。比起剔除掉這些規則，我們也可以將這項資訊回饋給教師們。進而可協助教師們設計出更有效或實用的指令規則來使用在學習設計或方針上。這對於相關的最佳化研究將是更為正面的做法。

為了展示以 PSO 為基礎的模糊知識整合之效能，本研究同樣的比較了 PSO 與 GA 演算法兩者之間的適性求值及符合規則之變化。PSO 為基礎的方法設定：執行 500 迭代，10 個初始粒子， $c1=1.49445$ ， $c2=1.49445$ 。而 GA 為基礎的方法其設定為：執行 500 迭代，10 個初始基因，交配率為 0.95，突變率為 0.8。經由圖 15，我們可以看出 GA 為基礎的方法在一開始的時候可以符合較多的可用規則。然而，經過之後的迭代計算，PSO 為基礎的方法將會發掘出更多的可用規則。而以適性求值的變化

來看(如圖 16), 在一開始時 GA 為基礎的方法會有比較好的適性值; 但在最後的計算結果中, PSO 的效能為 0.005 遠比 GA 的 0.0042 來得好。

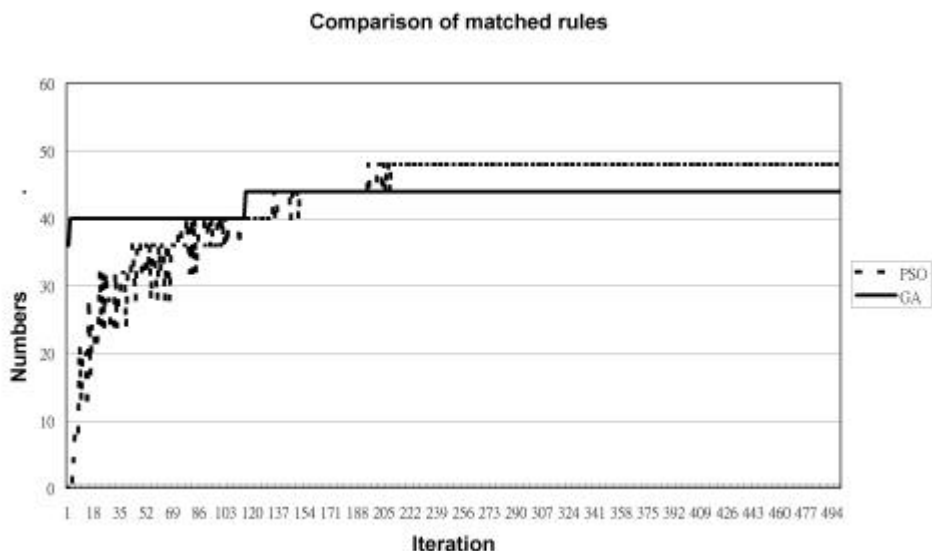


圖 15 PSO 與 GA 符合規則數變化的比較

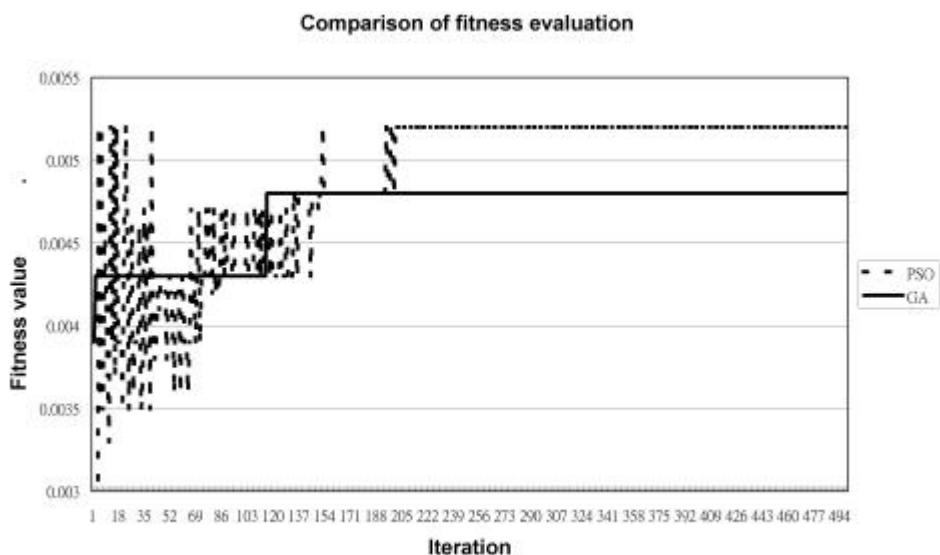


圖 16 PSO 與 GA 適性求值變化的比較

七、結論

在以模糊知識為基礎的知識工程方法中，模糊知識庫整合是一個極具挑戰性的研究主題，例如學習診斷知識系統(Chen & Bai, 2009)，財務策略知識系統(Wang & Lin, 2009)，以及基因序列預測知識系統(Polat & Günes, 2009)。專家們經常需要整合許多知識庫以用來解決更複雜的問題或支援更複雜的功能性需求。知識庫整合的挑戰在於如何塑模出知識庫的模型、整合知識庫的元素，以及評量其執行效能。

然而，傳統的方法並無法將知識整合這項工作做得很好，因為傳統方法在處理數目眾多的知識來源上是有困難的。而且這些方法經常需要專家的介入以處理此問題，這都將是時間與人力的消耗浪費。

基於此 PSO 的最佳化方法，有三個處理程序被發展出來以對模糊知識庫的整合做最佳化動作。第一個是對模糊知識庫中的模糊集合、歸屬函數，及模糊規則集的編碼研究。第二個是我們為了計算準確率及複雜度而設計了所需的目標函數。最後則是透過 PSO 的三個運作：評估，比較，仿效，來將最佳化的知識庫組合找出來。

目前在模糊知識庫整合研究主題的文獻中並不重視對於模糊規則、模糊集合、歸屬函數之間的同步調節以及最小化的整合負荷的重要性，但它們卻是最佳化出一個有效且可靠的整合

式專家系統所需的要素。本研究調查了這些最佳化要素。以 PSO 為基礎的本方法將可確保最後的模糊系統擁有著較高的推論準確率及較低的規則複雜度。此貢獻將對專家系統在解決問題上提供更穩固的基礎。此外，此知識整合方法也能適用在許多的應用所需之上，例如學習診斷、氣候預測，以及模式分類等。對於這些領域，本研究的結果能夠協助領域專家們有效的整合他們分散的模糊知識。在知識整合的領域中仍然有著一些重要的內容尚待研究。我們同樣的也對如何加速最佳化知識組合的轉換感到興趣。未來，我們的研究將關注於如何在有效且高效的知識融合後還能夠保持住知識的完整性、正確性、一致性、簡潔性以及確認性上面。

參考文獻

- Abdennadher, S. & Fruhwirth, T. (2004). Integration and Optimization of Rule-Based Constraint Solvers. *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, 2004(3018), 198-213.
- Achiche, S. , Baron, L. & Balazinski, M. (2003). Real/Binary-Like Coded Genetic Algorithm to Automatically Generate Fuzzy Knowledge Bases. *International Conference on Control and Automation*, 793-803.
- Alonso, J. M. , Magdalena, L. & Guillaume, S. (2004). KBCT: a knowledge extraction and representation tool for fuzzy logic based systems. *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, 2, 989-994.
- Andrew, H. W. , Stashuk, D. W. & Tizhoosh, H. R. (2007). Fuzzy Classification Using Pattern Discovery. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 15(5), 772-783.
- Angus, F. M. H. , Shin, B. H. , Evan, Y. F. L. , & Stephen J. H. Y. (2008). Improving End-User Programming with Situational Mashups in Web 2. 0 Environment. *The Fourth IEEE International Symposium on Service-Oriented System Engineering(SOSE 2008)*, Taiwan.
- Bargiela, A. & Pedrycz, W. (2003). Recursive information granulation: aggregation and interpretation issues. *IEEE*

Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B, 33(1), 96-112.

Bellini, A. , Filippetti, F. , Tassoni, C. & Capolino, G. A. (2008). Advances in Diagnostic Techniques for Induction Machines. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 55(12), 4109-4126.

Bland, J. A. (2001). Optimal structural design by ant colony optimization, *Engineering Optimization*, 4(33), 425-443.

Bugarin, A. , Carinena, P. , Delgado, M. F. & Barro, S. (1996). Petri net representation of fuzzy reasoning under incomplete information. *26th International Symposium on Multiple-Valued Logic*, 172-177.

Celikyilmaz, A. & Burhan T. I. (2008). Enhanced Fuzzy System Models With Improved Fuzzy Clustering Algorithm. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 16(3), 779-794.

Chen, D. , & Zhao, C. (2009). Data-driven fuzzy clustering based on maximum entropy principle and PSO, *Expert Systems with Application*, 36(1), 625-633.

Chen, S. M. & Bai, S. M. (2009). Learning barriers diagnosis based on fuzzy rules for adaptive learning systems. *Expert Systems with Applications*, In Press, Corrected Proof.

- Chowdhury, S. R. S. & Hiranmay, S. (2008). A High-Performance FPGA-Based Fuzzy Processor Architecture for Medical Diagnosis. *IEEE Micro*, 28(5), 38-52.
- Coello, C. A. & Becerra, R. L. (2004). Efficient evolutionary optimization through the use of a cultural algorithm. *Engineering Optimization*. 2(36), 219-236.
- Cordon, O. & Herrera, F. (1997). A three-stage evolutionary process for learning descriptive and approximative fuzzy logic controller knowledge bases from examples. *Int. J. Approx. Reas.* , 4(17), 369-407.
- Echauz, J. R. , & Vachtsevanos, G. J. (1995). Fuzzy Grading System. *IEEE Transactions on Education*, 2(38), 158-165.
- Fukuda, T. & Kubota, N. (1999). An intelligent robotic system based on a fuzzy approach. *Proceedings of the IEEE*, 87(9), 1448-1470.
- Galindo, J. , Urrutia, A. & Piattini, M. (2004). Representation of fuzzy knowledge in relational databases. *15th International Workshop on Database and Expert Systems Applications*, 917-921.
- Ge, H. W. , Sun, L. , Liang, Y. C. , & Qian, F. (2008). An Effective PSO and AIS-Based Hybrid Intelligent Algorithm for Job-Shop Scheduling. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A*, 38(2), 358-368.

- Hansong X. & Zu, J.W. (2007). A New Constrained Multiobjective Optimization Algorithm Based on Artificial Immune Systems. *International Conference on Mechatronics and Automation*, 3122-3127.
- Harman M. & Jones B. F. (2001). Search-based software engineering. *Information and Software Technology*, 43, 833-839.
- Held, C. M. , Heiss, J. E. , Estevez, P. A. , Perez, C. A. , Garrido, M. , Algarin, C. & Peirano, P. (2006). Extracting Fuzzy Rules From Polysomnographic Recordings for Infant Sleep Classification. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 53(10), 1954-1962.
- Hiam, H. L. & Bin, Q. (2001). Fuzzy logic traffic control in broadband communication networks. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1, 99-102.
- Hopgood, A. A. & Hirst, A. J. (2007). Keeping a distance-education course current through eLearning and contextual assessment. *IEEE Transactions on Education*, 1(50), 85-96.
- Hwang, H. S. (1999). Automatic design of fuzzy rule base for modeling and control using evolutionary programming. *IEE Proceedings – Control Theory Applications*, 146(1), 9–16.

- Ishibuchi, H. & Yamamoto, T. (2004). Fuzzy rule selection by multi-objective genetic local search algorithms and rule evaluation measures in data mining. *Fuzzy Sets and Systems*, 1(141), 59-88.
- Juang, C. -F. , & Wang, C. -Y. (2009). A self-generating fuzzy system with ant and particle swarm cooperative optimization, *Expert Systems with Application*, 36(3), 5362-5370.
- Jun, Z. , Wei, L. , Yiduo, L. & Jiatao, J. (2008). Fuzzy knowledge representation for fuzzy systems based on ontology and RDF on the Semantic Web. *International Conference on Information and Automation*, 1101-1105.
- Kephart, J. O. (1994). A biologically inspired immune system for computers. *The Fourth International Workshop on the Synthesis and Simulation of Living Systems*, 130-139.
- Kennedy, J. , & Eberhart, R. C. (1995). Particle swarm optimization. *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*. 4. 1942-1948.
- Kennedy, J. , & Eberhart, R. C. (1997). A discrete binary version of the particle swarm algorithm. *Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Piscataway, NJ*. 4104-4108.

- Klawonn, F. & Keller, A. (1995). Fuzzy clustering with evolutionary algorithms. *International Conference on Neural Networks*, Perth, Australia, 1942-1948.
- Kolman, E. & Margaliot, M. (2007). Knowledge Extraction From Neural Networks Using the All-Permutations Fuzzy Rule Base: The LED Display Recognition Problem. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 18(3), 925-931.
- Lekova, A. , Mikhailov, L. , Boyadjiev, D. , & Nabout, A. (1998). Redundant fuzzy rules exclusion by genetic algorithms. *Fuzzy Sets and Systems*, 1-3(100), 235-243.
- Liang, J. J. , Qin, A. K. , Suganthan, P. N. & Baskar, S. (2006). Comprehensive learning particle swarm optimizer for global optimization of multimodal functions. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 3(10), 281-295.
- Liping, L. , Shenoy, C. & Shenoy, P. P. (2006). Knowledge representation and integration for portfolio evaluation using linear belief functions. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A*. 4(36), 774-785.
- Lotfi, A. Z. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8 (3), 338–353.
- Marin, N. , Molina, C. , Serrano, J. M. & Vila, M. A. (2008). A Complexity Guided Algorithm for Association Rule Extraction

on Fuzzy DataCubes. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 16(3), 693-714.

Polat, K. & Günes, S. (2009). A new method to forecast of Escherichia coli promoter gene sequences: Integrating feature selection and Fuzzy-AIRS classifier system. *Expert Systems with Applications*, 36(1), 57-64.

Raguraman, S.M. , Tamilselvi, D. & Shivakumar, N. (2009). Mobile robot navigation using Fuzzy logic controller. *International Conference on Control, Automation, Communication and Energy Conservation*, 1-5.

Salman, A. , Ahmad, I. & Sabah, A. M. (2002). Particle swarm optimization for task assignment problem. *Microprocessors and Microsystems*, 26(8), 363-371.

Sarker, R. A. & Newton, C. S. (2007). Optimization modelling. CRC Press Taylor & Francis Group, Boca Raton London New York.

Wang, C. H. , Hong, T. P. , & Tseng, S. S. (1998). Integrating fuzzy knowledge by genetic algorithms. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2(4), 138-149.

Wang, C. H. , Hong, T. P. , Chang, M. B. , & Tseng, S. S. (2000). A coverage-based genetic knowledge-integration strategy. *Expert Systems with Application*, 19(1), 9-17.

- Wang T. C. , & Lin, Y. L. (2009). Applying the consistent fuzzy preference relations to select merger strategy for commercial banks in new financial environments. *Expert Systems with Applications*, 36(3), 7019-7026.
- Wang W. P. (2009). Evaluating new product development performance by fuzzy linguistic computing. *Expert Systems with Applications*, 36(6), 9759-9766.
- Yang, S. J. H. , Tsai, J. J. P. , & Chen, C. C. (2003). Fuzzy Rule Base Systems Verification Using High Level Petri Nets, *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 15(2), 457-473.
- Yang, S. J. H. (2006). Context Aware Ubiquitous Learning Environments for Peer-to-Peer Collaborative Learning. *Educational Technology & Society*, 9(1), 188-201.
- Zeng, X. J. , & Singh, M. G. (1996). Approximation accuracy analysis of fuzzy systems as function approximators. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 4(1), 44-63.
- Zhao, L. & Yang, Y. (2009). PSO-based single multiplicative neuron model for time series prediction. *Expert Systems with Applications*, 36(2), 2805-2812.
- Zitzler, E. , Laumanns, M. , & Bleuler, S. (2004). A tutorial on evolutionary multiobjective optimization. *Proceedings of the Workshop on Multiple Objective Metaheuristics*.