人工神經網路是一種使用大量的相連人工神經元來模仿生物神經網路能力的計算系統。人工神經元是生物神經元的簡單模擬，它首先會從外界環境或其他人工神經元來取得資訊，在經過非常簡單的計算之後，再輸出其結果至外界環境或其他人工神經元。神經元是神經網路的基本組成單元，其負責執行神經網路中訊號的產生、傳遞與處理等功能。基本上，神經細胞係透過輸入神經樹突接收由其他神經細胞輸入的微波訊號，再藉由透過神經細胞核進行處理。其處理過程是將所收集到的訊息做一個加總的動作，之後經過一次非線性的轉換，產生一個新的微波訊號。神經元對於訊號強度有一門檻，倘若產生的微波訊號強度超過門檻，則新的訊號便會藉由神經軸突傳送至其他的神經細胞。

一般而言，常被用於處理分類或預測相關議題的人工神經網路包含倒傳遞（Back Propagation）神經網路、輻狀基底函數（Radial Basis Function）神經網路以及小波（Wavelet）神經網路等多種模型，其中又以倒傳遞神經網路最被廣為使用。倒傳遞神經網路是一種具有學習能力的多層前饋式神經網路。除了輸入層與輸出層之外，倒傳遞神經網路還具備有至少一層的隱藏層。圖 1 所示之內容即為一具有三層結構的倒傳遞神經網路。在倒傳遞神經網路中，任意兩個位於同一層內部中的神經元彼此並不相連，而位於相鄰層間的神經元則是彼此連接。此外，輸入層中的神經元主要負責接收來自於外部世界的輸入訊號 (例如：風向、風力、溫室形狀與結構)，並將這些訊號發送給位於隱藏層中的神經元。而位於隱藏層中之神經元的最主要作用則是藉由權重值來表現前一層神經元交互作用後的結果，進而識別所欲處理問題的內在結構與特徵。至於輸出層中的神經元則是負責接收由隱藏層中各神經元所發送之訊號，並將最後運算所得之內容 (例如：溫室各面向所受風壓) 予以輸出。



圖1. 一個具有三層結構的倒傳遞神經網路

倒傳遞神經網路的運作過程可分為學習與回想兩個階段。在學習階段中，吾人首先將問題領域所得之訓練樣本的資料輸入至網路，並比較實際輸出值與預期輸出值兩者之間的誤差。之後，再利用最陡坡降法計算輸出層各神經元的權重修正量，並且將該誤差值向後發送至隱藏層，藉以修正隱藏層各神經元的權重值。此一過程將反覆被執行直到神經網路所輸出之誤差值低於預定的目標為止。圖 2 所示之內容即為倒傳遞神經網路之學習階段的運作流程。一旦神經網路被訓練完成，吾人便可於後續的回想階段解決所欲處理之分類、預測以及雜訊過濾等問題。此一階段之運作流程如圖 3 所示。



圖2. 倒傳遞神經網路學習階段的運作過程



圖3. 倒傳遞神經網路回想階段的運作過程

倒傳遞神經網路具有學習準確度高以及回想速度快等優點。但若訓練樣本數量越多，則學習過程的反覆運算次數也越多，進而導致學習速度下降。此外，神經元的初始權重值、輸入門檻值以及學習速率值的設定，都將影響訓練的速度；而隱藏層的層數及神經元的個數，也影響著訓練速度及回想的準確度。因此，本計畫將利用智慧計算技術優化倒傳遞神經網路，以期能夠提升預測、決策準確度。

禁忌搜尋（Tabu Search）、遺傳演算法（Genetic Algorithms，GAs）、粒子群最佳化（Particle Swarm optimization，PSO）、螞蟻族群最佳化（Ant Colony Optimization，ACO）以及灰狼最佳化方法（Grey Wolf Optimization，GWO）是幾種常用於發展智慧計算方法的隨機搜尋技術。一般而言，這些技術的基本原理皆是源自於對日常生活或自然界現象的觀察與模仿。例如：藉由模仿人類記憶功能以引導演算法於求解過程中避免陷入區域最佳的困境係禁忌搜尋演算法的中心思想。此一演算法的主要特色是藉由一禁忌串列（Tabu List) 記錄求解過程中搜尋過的解，用以避免重覆的搜尋程序以及陷入區域最佳解。此一演算方法在開始執行時會先建立一個必要的禁忌串列並產生一個初始解且將之視為現行解。在設定目前的全域最佳解為渴望標準（Aspiration Level) 之後，禁忌搜尋演算方法會針對目前的現行解進行移步運算而產生出數個鄰近解。接著再由這些個鄰近解中選出最佳的解，並檢查該解是否存在於禁忌串列中。若該解確實存在於禁忌串列中且又優於渴望標準，則將該解加入禁忌串列，並將其更新為渴望標準。若該解不存在於禁忌如此串列中，則直接將其加入禁忌串列中，更新目前的全域最佳解為渴望標準，並將現行解更新為目前的全域最佳解，重覆執行到終止條件到達為止。

另一方面，遺傳演算法則是由學者 Holland 於 1975 年所提出。此一演算法係植基於達爾文「物競天擇」演化理論的概念發展而成。達爾文的進化論強調所有物種都是基於適者生存的法則而存在。此一學說假設生物可藉由交配（Crossover）、突變（Mutation）及選擇（Selection）等過程繁衍出新的子代。針對吾人所欲求解問題之狀態空間，遺傳演算法試圖以模擬自然界物種演化過程的方式進行搜尋並藉此獲得問題的解答。在遺傳演算法中，相對應於所求解問題的一個可行解通常會被表示成為一個以字串方式編碼而成的染色體（或稱個體）。每個染色體係由許多的基因所組成。不同的基因內容使得染色體呈現出不同的特徵，而這些特徵在經過評估之後便會反映出該染色體相對於族群中其它染色體的適存值。基本上，適存值越高的染色體表示其所相對應解的品質越高。

在決定了編碼方式之後，吾人接著便可建立一個由數個初始染色體所組成的族群。通常，以隨機方式產生初始解是最直接的方法。一旦族群建構完成，族群中會有多組染色體配對被隨機選出，並藉由交配程序產生新的子代。交配運算的主要目的在於將不同染色體的部份基因予以交換，進而使得相對應解的理想特徵可以被保留至下一個世代。除了交配程序之外，另一種可用以產生新的子代的操作為突變程序。最常見的突變運算是從染色體中以隨機的方式選取一個基因並改變其內容或所在位置。此一程序之目的主要是賦予演算法在搜尋過程中具有跳脫局部最佳解陷阱的能力。在經過了交配和突變的運算過程之後，吾人便可藉由評估每個染色體的適存值以決定該染色體是否得以繼續存活而進入下一世代。常見的作法包括隨機抽樣（Stochastic Sampling）、決定性抽樣（Deterministic Sampling）或是混合以上兩種方法來選擇組成下一世代族群的染色體成員。遺傳演算法便是藉由重複執行交配、突變、評估、選擇等程序試圖找出欲求解問題的最佳解。顯而易見地，對於環境的適存程度越高的染色體而言，其在演化過程中得以存活的機率當然也就越高。如此反覆運作許多世代之後，吾人將能預期可獲致高品質的問題解。

至於粒子群最佳化方法則是由學者 Eberhart 與 Kennedy 所提出。此一演算方法主要是根據社會群體行為模式與模組化生物群體行為這兩個基本概念所發展而成。在社會群體中，各個個體主要以其自身與他人所擁有的經驗作為決策行為的考量依據，進而藉此建立個體自我學習與經驗傳遞的群體行為模式。粒子群最佳化方法便是藉由觀察自然界生物群體行為之後所得的結果，利用三種不同類型的向量塑模複雜的生物群體行為，包括：（1）跟隨最接近目標之個體移動；（2）朝著目標移動；以及（3）朝群體中心移動。在粒子群最佳化方法中，一個粒子於問題狀態空間中的所在位置係用以表示吾人欲求解之最佳化問題的一個解。每一個粒子皆會伴隨著由適應函式所評定的適存值，用以反映該粒子目前所得解的品質。粒子群最佳化方法亦可被視為是一種迭代式的演算法。在每次的迭代過程中，每一個粒子皆會記錄其在搜尋過程中所發現的最佳解資訊（亦即，個體最佳解），並藉由此一資訊修正該粒子的搜尋方向。吾人稱此一行為模式為粒子的「認知模式（Cognition Model）」。此外，粒子間亦會藉由相互的資訊傳遞途徑來獲得群體中的最佳解資訊（亦即，群體最佳解）並進一步加以參考。此種藉由群體最佳解資訊來修正粒子自身搜尋方向的模式，稱之為粒子的「社會模式（Social-Model）」。粒子群最佳化方法中的粒子便是透過認知模式與社會模式的交互運作，導引粒子個體往狀態空間中最為適切的方向移動，進而獲得欲求解問題的近似最佳解。

基本上，粒子群最佳化方法中的各個粒子係依據該粒子目前的速度、該粒子相距於個體最佳解的距離以及相距於群體最佳解的距離來更新其自身的速度。之後，再依據此一更新後的速度調整該粒子的位置，兼且更新粒子的搜尋距離與方向。此一更新規則定義如下：





其中， 與  分別表示粒子 *i* 在迭代 *t* 時位於狀態空間中的速度以及位置；至於  與  則是分別表示個體與群體最佳解的資訊。此外，*ϕ*1 與 *ϕ*2 代表學習因子，分別控制粒子往個體最佳解方向以及群體最佳解方向移動的權重；而符號 *r*1 與 *r*2 則是介於 0 和 1 之間的隨機變數。

此外，螞蟻族群最佳化技術則是源起於馬可‧朵麗哥（Marco Dorigo）等學者於 90 年代初期所提出之著名的螞蟻系統（Ant System，AS）演算方法。螞蟻系統的設計構想主要源自於對自然界螞蟻覓食行為的觀察。在真實世界中，螞蟻利用一種名為「費洛蒙（Pheromone）」的化學物質彼此溝通，進而以協同合作方式找出巢穴與食物之間的最短路徑。螞蟻系統便是以人工螞蟻模擬此一行為模式並將之應用在旅行推銷員問題的求解。螞蟻系統與傳統泛用啟發式演算方法在設計上的最大不同之處在於：此一系統的設計精神著重在建構問題解的過程。藉由學習以往建構問題解過程的經驗，人工螞蟻可以達成改善目前所建構解之品質的目的。

一般而言，基於螞蟻搜尋技術所發展而成之演算法的執行過程可概分為初始、建構以及回饋等三階段。初始階段主要是初始化演算法在執行時所需使用的參數；而建構階段則是著重在導引人工螞蟻在建構圖形上進行走訪，進而建構出問題可行解；至於回饋階段則是擷取眾多人工螞蟻在建構問題解過程中所獲得的經驗，進而使得該經驗成為其它人工螞蟻在後續決策過程中的參考依據。各階段的主要工作說明如下：

* 初始階段：本階段的主要工作項目在於決定演算法於執行時所使用參數的初始值。常用的參數包括：求解問題時所需使用的人工螞蟻數量、附加在建構圖形中每一個邊（或頂點）的初始費洛蒙濃度、費洛蒙蒸發率等。一般而言，各個演算法依其目的與設計方法的不同而有不同的參數值。例如：FANT-TMS 演算法只利用一隻人工螞蟻執行建構問題解的程序。此外，參數值的決定方式亦可被進一步區分為靜態與動態兩種類型。靜態類型係指參數值在演算法執行之前便已事先決定；反之，則稱為動態類型。例如：ACO-TMS 演算法便是根據所欲求解問題案例的特性，以動態方式決定求解問題時所需使用的人工螞蟻數量。
* 建構階段：建構階段的主要工作項目是執行人工螞蟻選取構成問題解之元件的程序。此一程序將在本階段中反覆執行直到所有人工螞蟻皆已建構出可行解為止。程序中通常包含了狀態轉移規則以及區域費洛蒙更新規則。狀態轉移規則旨在指引人工螞蟻在走訪建構圖形時的行進方向，使得越符合解題目標的構成問題解之元件有越大的機會被人工螞蟻所選取。現假設有一編號為 *k* 的人工螞蟻 *ak*，其在時間為 *t*-1 時的所在位置為建構圖形中的頂點 *vi*。若以螞蟻系統所採用的狀態轉移規則為例，則人工螞蟻 *ak* 在時間 *t* 時會由頂點 *vi* 行進至頂點 *vj* 的機率可定義如下：



其中，*τij*(*t*) 表示建構圖形中連接頂點 *vi* 與 *vj* 之邊 *eij* 所累積的費洛蒙濃度；*ηij*(*t*) 表示根據問題特性所定義的啟發值；*α* 與 *β* 係用以調整費洛蒙嗅跡與啟發值對於人工螞蟻決策行為的相對影響程度； 則是表示人工螞蟻 *ak* 位於頂點 *vi* 時所有可行進之頂點所構成的集合。當人工螞蟻 *ak* 建構出一個可行解之後，吾人便可根據構成該可行解之元件的內容以及區域費洛蒙更新規則適度增減建構圖形中之費洛蒙的量，藉此反映搜尋求解的現況並改變其它人工螞蟻建構問題解的行為，避免所有的人工螞蟻產生出相同的解。

* 回饋階段：本階段的主要工作是擷取所有人工螞蟻在先前的搜尋過程中所獲得的經驗，並藉由整體費洛蒙更新規則在特定路徑上累積適量的費洛蒙，用以強化該經驗的參考價值，進而使得人工螞蟻在後續的決策行為中能依據此一資訊做出更為準確的判斷。此外，在進行整體費洛蒙更新之前，吾人亦可針對前一階段由人工螞蟻建構所得的解執行區域搜尋程序，藉以有效提昇所得解的品質

除了前述所提及的方法之外，近年來備受重視的隨機搜尋技術還包括了灰狼最佳化演算法。此一方法係植基於現實生活中的灰狼族群狩獵行為以及社會階級制度所發展而成。灰狼屬於食物鏈頂端的食肉動物，常以群居方式生活。牠們嚴守社會階級制度且分工明確，同時以協同合作方式進行狩獵。灰狼演算法將狼群中具有最強領導能力（亦即，具有最佳適存值）的個體標註為 *α* 狼，其在追捕獵物（尋優）過程中扮演領導者的角色，而其它的灰狼個體則根據社會階級由高而低被依序標記為 *β*、*δ* 以及 *ω*。在此，*β* 與 *δ* 狼是狼群中具有次佳適存值的兩個個體，牠們是 *α* 狼的候選者，並在追捕獵物（尋優）過程中協助 *α* 狼進行決策以及管理狼群；至於 *ω* 狼則是配合 *α*、*β* 以及 *δ* 狼對獵物進行攻擊。在整個追捕獵物的過程中，首先會由 *α* 狼帶領狼群進行搜索、跟踪並接近獵物。當距離獵物的範圍足夠小時，*β* 與 *δ* 狼會在 *α* 狼的指揮下採取包圍行動，並召喚周圍的 *ω* 狼對獵物進行攻擊。當獵物移動時，狼群所形成的包圍圈也會隨之移動，直至捕獲獵物為止。灰狼群體以迭代方式追捕獵物的步驟可概述如下：

步驟1. 初始化狼群與相關參數內容值。

步驟2. 隨機指定每一隻灰狼個體在問題解空間的位置。

步驟3. 計算每一隻灰狼個體的適存值。

步驟4. 根據適存值大小找出代表 *α*、*β* 以及 *δ* 狼的個體。

步驟5. 根據 *α*、*β* 以及 *δ* 狼的帶領，更新每一隻灰狼個體在解空間的位置。

步驟6. 重複執行步驟 3 直到終止條件成立為止。

基本上，灰狼演算法具有結構簡單、需調節的參數少以及容易實現等優點。在求解函式最佳化問題方面，研究結果顯示灰狼演算法的收斂速度與求解精確度均優於傳統的隨機搜尋技術（例如：遺傳演算法以及粒子群最佳化方法）。有鑑於此，本計畫將以整合萊維飛行模式之改良式灰狼演算法實現倒傳遞神經網路的優化。基於演算法中之灰狼位置具有實數表示的特性，我們可採取最直觀且簡單的設計法則，將灰狼位置編碼為一組浮點數字串，且該字串內容即為對應至類神經網路之權重參數的內容值。之後，便可透過灰狼演算法的執行程序決定出最佳的位置（亦即，倒傳遞神經網路之最佳權重參數）。圖 4 所示之內容即為一以浮點數字串編碼神經網路權重之範例。



圖4. 以浮點數字串編碼神經網路權重之範例

表一、功能項目操作清單與說明

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 功能項目 | 操作 | 說明 |
| 目錄管理 | 檢視 | 使用者可用滑鼠左鍵點擊目錄區中的目錄標題（狀態可能為展開或收起），若該目錄中包含任何的子目錄或知識內容，則該目錄會以收起或展開之對應方式呈現。 |
| 新增 | 1. 使用者可用滑鼠右鍵點擊目錄區中的目錄標題（此稱父目錄），之後再於彈出的功能選單中以滑鼠左鍵選取「新增」選項，系統接著便會在父目錄下新增一個子目錄。 2. 若使用者欲新增之目錄為金屬中心所負責維護，則過程中必須先通過密碼驗證程序方才得以執行此操作。 |
| 編輯 | 1. 使用者可用滑鼠右鍵點擊目錄區中的目錄標題，之後再於彈出的功能選單中以滑鼠左鍵選取「編輯」選項，則該目錄標題便會呈現可編輯狀態，供使用者自行設定目錄標題名稱。（註：目錄標題名稱不可為空字串。） 2. 若使用者欲編輯之目錄標題為金屬中心所負責維護，則過程中必須先通過密碼驗證程序方才得以執行此操作。 |
| 刪除 | 1. 使用者可用滑鼠右鍵點擊目錄區中的目錄標題，之後再於彈出的功能選單中以滑鼠左鍵選取「刪除」選項，經過再一次確認之後，系統便會將該目錄予以刪除。（註：目錄中此時不可存在任何子目錄或知識內容。） 2. 若使用者欲刪除之目錄為金屬中心所負責維護，則過程中必須先通過密碼驗證程序方才得以執行此操作。 |
| 查詢 | 使用者可於目錄區上方的文字欄位中輸入關鍵字，系統會將名稱中包含該關鍵字的所有目錄展開並以標註方式呈現。 |

表一、功能項目操作清單與說明（續）

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 功能項目 | 操作 | 說明 |
| 知識庫內容管理 | 檢視 | 1. 使用者可用滑鼠左鍵點擊目錄區中的知識內容標題，系統便會將顯示區的狀態切換為顯示模式，並且呈現相對應的知識內容與相關資訊。 2. 顯示區現階段所呈現之內容資訊包括：  * 階層位置； * 編寫人員姓名、編寫日期與時間； * 修改人員姓名、修改日期與時間；以及 * 知識內容本文。 |
| 新增 | 1. 使用者可用滑鼠左鍵點擊目錄區中的目錄標題，之後再以滑鼠左鍵點擊顯示區上方的「新增」圖鈕，系統接著會將顯示區的狀態切換為編輯模式，並且呈現空白的知識內容本文。 2. 在編輯模式中，使用者可針對知識內容執行常見的文書編輯操作（參見知識庫內容管理之編輯操作說明）。 3. 一旦使用者完成知識內容的新增，便可用滑鼠左鍵點擊顯示區上方的「儲存」圖鈕，系統不僅會儲存編寫知識內容的人員姓名、日期、時間與知識內容本文，同時也會在目錄區中的相對應位置新增一知識內容標題。 4. 若使用者欲新增之知識內容為金屬中心所負責維護，則過程中必須先通過密碼驗證程序方才得以執行此操作。 |
| 刪除 | 在編輯模式情況下，使用者可用滑鼠左鍵點擊顯示區上方的「刪除」圖鈕，經過再一次確認之後，系統會將目前正在編輯的知識內容以及目錄區中相對應的知識內容標題一併予以刪除。 |
| 查詢 | 在顯示模式情況下，使用者可利用瀏覽器所提供之查詢功能，以關鍵字方式查詢知識內容。 |
| 列印 | 在顯示模式情況下，使用者可利用瀏覽器所提供之列印功能輸出知識內容。 |

表一、功能項目操作清單與說明（續）

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 功能項目 | 操作 | 說明 |
| 知識庫內容管理 | 編輯 | 1. 使用者可用滑鼠左鍵點擊目錄區中的知識內容標題，之後再以滑鼠左鍵點擊顯示區上方的「編輯」圖鈕，系統接著會將顯示區的狀態切換為編輯模式，並且允許使用者針對知識內容執行常見的文書編輯操作。 2. 使用者針對知識內容本文所能採取的文書編輯操作包括：  * 變更修改人員姓名； * 變更知識內容編號與標題； * 設定內容文字的字型與字體； * 設定內容文字的粗體、斜體與底線； * 設定內容文字的對齊方式； * 剪下、複製、貼上內容文字； * undo/redo 前次編輯操作；以及 * 插入圖片與表格。  1. 一旦使用者完成知識內容的編輯，便可用滑鼠左鍵點擊顯示區上方的「儲存」圖鈕，系統將會儲存修改知識內容的人員姓名、日期、時間與修改後的知識內容本文。 2. 若使用者欲編輯之知識內容為金屬中心所負責維護，則過程中必須先通過密碼驗證程序方才得以執行此操作。 |