

2010 TOPCO 崇越論文大賞

論文題目：

結合網路程序分析法、多目標資料包絡分析法與
多目標粒子群演算法於供應商評選問題

報名編號： F0027

結合網路程序分析法、多目標資料包絡分析法與 多目標粒子群演算法於供應商評選問題

摘要

本研究發展一個混合式供應商評選機制，此方法由 ANP、MODEA 與 MOPSO 建構而成，簡稱為 AMODP。AMODP 不僅考量多項供應商評選因子，同時亦對 MODEA 模式之投入項與產出項訂定權重範圍限制。為了有效率地求解 MODEA 模式，本研究提出了一個以多目標粒子群為基的新演算法，稱為 CNSPSO。其在 NSPSO 基本流程中加入禁忌名單機制及聚類機制以改善求解效率。CNSPSO 與 NSGA-II 及 NSPSO 以三個測試函數進行求解效率比較，結果顯示 CNSPSO 可獲得較高的求解品質。最後將 AMODP methodology 導入血壓計供應商評選案例中，結果顯示 AMODP methodology 可有效地進行供應商評選。

關鍵字：網路程序分析法、多目標資料包絡分析法、多目標最佳化、供應商評選機制

壹、導論

Kokangul and Susuz(2009)指出供應商評選在生產中扮演一個重要的角色，因為產品的主要成本大部份在於原物料的購買，傳統製造業者需要花費將近銷售額的 60%在採購原物料與零件，汽車產業大約佔總利潤的 50%，高科技產業則高達 80%。Florez Lopez(2007)亦指出供應商評選為採購管理中最重要功能之一。因此本研究將發展一供應商選擇模式，此模式主要由 ANP、MODEA 及 MOPSO 構成。期能藉由 AMODP 協助企業選擇良好的供應商以降低營運成本。

供應商評選問題是一個多準則決策(Multi Criteria Decision Making, MCDM)問題。ANP 及 DEA 為眾所皆知的 MCDM 方法。本研究提出之 AMODP 整合 ANP 和 MODEA，並結合 CNSPSO 進行供應商績效評價以選出較為適切的供應商。在實務上，影響問題的因素常存在著相互影響的關係，ANP 可針對問題的回饋與相依性納入考量。對 MODEA 模式，ANP 可根據決策者之偏好適切地決定績效衡量準則之權重限制範圍以提昇模式的合理性。此外，本研究提出一個以 NSPSO 為基之改良式演算法-CNSPSO，禁忌名單機制之目的為使粒子於演化時避免皆搜尋到相同解而落入區域解的情況，聚類機制之目的則在於使搜尋到的非支配解集合不會過於集中，以有效進行 MODEA 模式求解。選擇 NSPSO 之主要原因為已有文獻指出此方法可成功地應用於多目標最佳化問題(Benabid et al., 2009; Liu, 2009)。

本論文的組織架構描述如下：第一章為緒論，闡述本研究之研究動機與目的。第二章文獻探討，將探討有關供應商選擇、供應商評選準則、ANP、MODEA 與 MOPSO 之相關文獻。第三章建構 AMODP 方法論之架構，說明如何決定供應評選準則及其權重範圍設定、資料正規化、建構 MODEA 模式與 CNSPSO 演算法流程介紹。第四章衡量 CNSPSO 之求解績效，介紹標準測試函數與績效指標，並說明如何設定參數與結果分析。第五章透過健康照護產業相關產品-血壓計為案例以驗證所提出之供應商評選方法論的合適性，說明與驗證本方法論之效益。最後，第六章為結論，歸納本研究之結論與建議。

貳、文獻探討

一、供應商選擇與供應商評選準則

Wang and Che(2007)指出合適的供應商可以降低存在於產業中的風險。Chen *et al.*(2006)亦指出做好妥善的供應商管理並建立起供應鏈體系，對企業體系的整體競爭力將有長久性的影響。因此，供應商評選遂成為企業組織內營運管理中一個重要的議題，而發展一適當的方法進行供應商評選為此議題內首要之任務。

Dickson(1966)最早提到有關供應商評選的準則，在其研究相關文獻中指出 50 項不同的供應商衡量標準，並從中摘要出 23 項做為供應商選擇的評選指標，強調以成本、交期與品質為供應商評選中最重要之三項準則。Weber *et al.*(1991)以 Dickson 之評選指標為基礎，調查於 1967 到 1990 年間各項評選指標在不同文獻上出現之頻率。結果發現對於所有的準則而言，並非每種產業都適用，各種供應商評選準則各有其優、缺點，適用的情況也不盡相同，並指出最重要的三項準則為成本、交期與品質。以上兩篇文章均提及成本、交期、品質、設施產能、技術能力與地理位置等評選準則。零件供應商評選牽涉到的因素很多，舉凡成本、交期、品質、可靠度、技術能力及售後服務等皆是，故供應商評選為多準則決策問題(Xia and Wu, 2007; Ustun and Demirtas, 2008)。綜合上述文獻，我們可知供應商評選是所有活動中的第一步，現今被視為成功的關鍵因素，且成本、交期與品質為供應商評選中最主要考量之指標。

二、網路程序分析法與其應用

層級分析法(Analytic Hierarchy Process, AHP)是由 Saaty 於 1971 年所提出的，主要適用於不確定情況及具有多個評估準則的決策問題上，其應用範圍非常廣泛，包括資源分配、方案選擇、決定優先順序、解決衝突、規劃、績效衡量等問題(Kokangul and Susuz, 2009; Ozgen *et al.*, 2008; Kuei *et al.*, 2008; Kinra and Kotzab, 2008; Xia and Wu, 2007)。AHP 假設每一階層的元素均要相互獨立，並未考量多條

件間相互依賴的特性，而將複雜問題系統化以進行評估。然而，現實生活中的問題常存在相依或回饋關係，隨著問題愈大，關係也愈錯綜複雜，此時若再使用獨立性的假設，則有可能過度簡化問題。

ANP 是由 AHP 所延伸而來，將 AHP 加上回饋與相依的機制，避免使評估結果產生偏差。近年來亦有許多研究應用 ANP 進行供應商夥伴評選，如：(Celebi *et al.*, 2010; Hsu and Hu, 2009; Tseng *et al.*, 2009; Wu *et al.*, 2009; Lin, 2009; Ustun and Demirtas, 2008)。

三、多目標資料包絡分析法

資料包絡分析法(Data Envelopment Analysis, DEA)的基本觀念可追溯至 Farrell 於 1957 年所提出的效率衡量方法，主要是衡量多項投入與多項產出之受評單位 (Decision making unit, DMU) 相對效率的一種方法。DEA 不但能找出各 DMU 的效率值，還能指出各 DMU 應如何調整其投入與產出項之組合，以便達到較高的效率。

MODEA 是由 DEA 延伸而來，其主要改善 DEA 無法有效辨別具有效率之 DMU 的問題。Li and Reeves(1999)提出之 MODEA 原始模式如公式(1)所示：

$$\begin{aligned}
 & \text{Max} \quad Z_k = \sum_{r=1}^s u_{rk} * y_{rk} \text{ (or } \text{Min} \quad d_k \text{)} \\
 & \text{Min} \quad M \\
 & \text{Min} \quad \sum_{j=1}^n d_j \\
 & \text{s.t.} \quad \sum_{r=1}^s u_{rk} * y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_{ik} * x_{ij} + d_j = 0, j = 1 \dots n \\
 & \quad \sum_{i=1}^m v_{ik} * x_{ik} = 1 \\
 & \quad u_{rk} \geq \varepsilon > 0, r = 1 \dots s; \quad v_{ik} \geq \varepsilon > 0, i = 1 \dots m \\
 & \quad M - d_j \geq 0, j = 1 \dots n; \quad d_j > 0, j = 1 \dots n
 \end{aligned} \tag{1}$$

其中， Z_k ：第 k 個 DMU 之相對效率值； v_{ik}, u_{rk} ：分別代表第 k 個 DMU 之投入項 i 與產出項 r 之權重值； x_{ij}, y_{rj} ：分別代表第 j 個 DMU 之投入項 i 與產出項 r 之準則評估值； d_j ：第 j 個受評單位之損耗值； M ：所有受評單位之損耗值最大者。

Zerafat *et al.*(2009)應用 DEA 建立多目標線性規劃數學模式，在群體決策下選擇最好的替代方案。Wei *et al.*(2008)提出一雙目標 DEA 模式，利用兩個權重參數藉以描述決策者的喜好對產出項增加與投入項減少之影響，搜尋生產可能集合中的非支配解，進而找出具有效率的 DMU。Lozano and Villa(2007)利用 AHP 結合兩種 MODEA 模式進行港口物流管理的績效評估，其研究結果表示兩種模式皆為有效率

的評估方法。Korhonen and Syrjanen(2004)結合DEA與MOLP求解資源配置問題。Chiang and Tzeng(2000)提出以模糊多目標規劃法求解DEA，利用MaxMin的觀念求解一組對所有DMU最有利的權重值，使各目標同時之達成值為最大，其研究指出該方法可以有效增加DEA的判別力(Discriminating Power)。

四、多目標粒子群演算法

MOPSO處理多目標問題的方法時使用Pareto front的概念來描繪出解集合。在PSO的架構，尋找個體最佳位置的解，在多目標問題上就是目前的粒子搜尋到的非支配解集合，而全域最佳解則是非支配解集合中的一個。故如何由眾多的非支配解中挑選出一個來做為全域最佳解，就變成一個重要的議題。

近年來，許多學者利用MOPSO解決多目標最佳化問題的方法，這些方法提出如何選擇較好的局部引導，以利於下次飛行速度的更新(Coello and Lechunga, 2002; Fieldsend and Singh, 2002; Parsopoulos and Vrahatis, 2002; Mostaghim and Teich, 2003)。Li (2003)使用非支配解排序的觀念及二種無需設定參數的方法發展出非支配解排序粒子群最佳化 (Non-dominated sorting particle swarm optimization, NSPSO)，演算流程中加入了非支配解排序、排擠比較機制及利基方法(Niching Method)，並產生新的群體來取代(Replacement)過於集中的粒子。研究指出NSPSO只需幾個步驟就可快速且可靠地收斂至柏拉圖前緣線，並且所得到柏拉圖解的分佈性與收斂性良好。NSPSO擁有保留較佳解的策略及保持解差異性的機制，但若第一次搜尋時，非支配解數與整體族群數量比較起來呈現較少的情況時，除了接近Pareto front的解會被保留至下一代，另有一些非真正接近Pareto front的解也會被保留，如此將會影響演算法之收斂性。故本研究於NSPSO基本流程中加入了精英保留策略與聚類機制(Tsai *et al.*, 2010)及禁忌名單，發展CNSPSO演算法。

參、AMODP methodology for supplier selection

本節呈現本研究提出之供應商選擇架構，其主要包含4個部份，每個部份將詳細描述於後續小節。

一、決定供應商評選準則及準則權重

評選準則之建立為供應商選擇首要的工作。本研究參考相關期刊、研究報告等文獻，先彙整出影響供應商評選的關鍵參考準則。爾後再以問卷方式收集專家們對所建立之參考準則的評分。專家主要為相關產業之專業人士。Ex. 採購經理、研發長。參考準則之評分方式採用Likert (1932)所提出的5級評分法，此5級評分法之意義及分數為：將重要程度劃分成5個尺度分別代表「非常不重要」、「不重要」、「普通」、「重要」、「非常重要」，而其分數依序為1到5分，當專家所評估的值越高

即代表參考準則越重要。參考準則具有較低之專家總評分，則此參考準則將予以刪除，否則將納入供應商評選準則中。確認主要評選準則後，以ANP尺度衡量方式建立問卷並取得各準則之權重。ANP執行方式可參閱(Saaty, 1996)。

二、資料正規化及準則權重範圍決定

Ramanathan(2006)提出傳統DEA模式對於投入項與產出項的權重範圍不設限，因此可以保留投入項與產出項的原始單位且單位大小亦不設限。本研究以ANP方法為各評選準則建立一合理範圍，且為了避免投入項與產出項的單位不同導致探討效率時會產生誤差，因此將所有的投入項與產出項進行正規化。在投入項與產出項的設定上，以望小準則為投入項，而望大準則為產出項。正規化的方法如公式(2)所示：

$$\begin{aligned} x'_{ij} &= \frac{x_{ij}}{\max\{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}\}}, i = 1 \dots m \\ y'_{rj} &= \frac{y_{rj}}{\max\{y_{r1}, y_{r2}, \dots, y_{rm}\}}, r = 1 \dots s \end{aligned} \quad (2)$$

其中， x_{ij}, y_{rj} ：分別代表第*i*個投入項與第*r*個產出項之DMU_j之準則評估值。

應用ANP進行評估時，因為每位專家對問題的認知不同，所得到的成對比較判斷值也不同，最後得到的評選準則之權重值也不同。根據Sarkis(1999)所提出之ANP權重範圍建立方法，即以極大值與極小值的方式求得最終各評選準則之權重範圍。

三、建構 MODEA 模式

藉由上述求得之各評選準則權重範圍，將其導入至MODEA模式作為權重範圍限制，將Li and Reeves(1999)提出之原始模式改寫如公式(3)所示：

$$\begin{aligned} f_1 : \text{Max} \quad & Z_k = \sum_{r=1}^s u_{rk} * y_{rk} \\ f_2 : \text{Min} \quad & M \\ f_3 : \text{Min} \quad & \sum_{j=1}^n d_j \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{r=1}^s u_{rk} * y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_{ik} * x_{ij} + d_j = 0, j = 1 \dots n \\ & \sum_{i=1}^m v_{ik} * x_{ik} = 1 \\ & U_r \geq u_{rk} \geq L_r, r = 1 \dots s; \quad U_i \geq v_{ik} \geq L_i, i = 1 \dots m \\ & M - d_j \geq 0, j = 1 \dots n; \quad d_j > 0, j = 1 \dots n \end{aligned} \quad (3)$$

其中， Z_k ：第 k 個 DMU 之相對效率值； v_{ik}, u_{rk} ：分別代表第 k 個 DMU 之投入項 i 與產出項 r 之權重值； x_{ij}, y_{rj} ：分別代表第 j 個 DMU 之投入項 i 與產出項 r 之準則評估值； U_i, L_i ：分別代表投入項 i 之權重值上下限； U_r, L_r ：分別代表產出項 r 之權重值上下限； d_j ：第 j 個受評單位之損耗值； M ：所有受評單位之損耗值最大者。

四、CNPSO computational procedure for solving MODEA model

CNPSO computational procedure 如圖 1 所示：

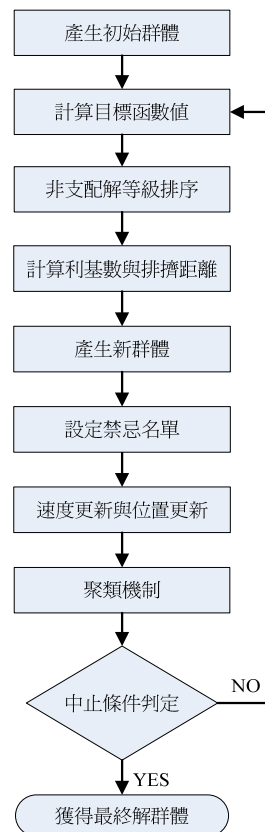


圖 1 CNPSO computational procedure

(一) 編碼與產生初始群體

編碼部份，每個粒子代表一組可行解，包含了 4 個投入項之權重值(以 v_i 表示， $i = 1, 2, 3, 4$)與 4 個產出項之權重值(以 u_i 表示， $i = 1, 2, 3, 4$)如圖 2 所示。

v_1	v_2	v_3	v_4	u_1	u_2	u_3	u_4
-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------

圖 2 粒子結構

完成粒子的編碼後，便可開始產生群體，首先先隨機產生一粒子數大小為 N

初始母體 P_0 。 P_0 中的投入項權重值與產出項權重值及速度皆以隨機方式產生；投入、產出項權重值的初始值範圍設定為介於由 ANP 計算所得之權重範圍，速度值範圍為介於 $[-1,1]$ 。

(二) 非支配解等級排序

非支配解排序主要目的為將初始母體 P_0 依各個粒子的目標函數值劃分成若干組不同等級的非支配解集合。首先計算出群體各粒子之目標值(公式(3))，接著計算出各粒子被其他粒子支配的數量，若粒子的被支配數為 0，表示該粒子不受其他解支配，則將它們定義為等級 1，並將其移出群體中。再從剩下的群體中計算粒子被其他粒子支配的數量，若粒子的被支配數為 0，則將它們定義為等級 2。如此篩選群體並依順序增加等級值，直到整個群體被排序完畢。

(三) 利基方法

利基方法主要分為兩個部份：計算利基數與排擠距離。利基數為等級為 1 之粒子於 σ_{share} 距離內涵蓋的粒子數， σ_{share} 的計算如公式(4) (Li, 2003)。若粒子 i 的利基數愈小，表示該粒子相鄰解的個數越少，解的集中程度較低；反之，若粒子 i 的利基數愈大，表示該粒子相鄰解的個數越多，解的集中程度較高。

$$\sigma_{share} = \sum_{m=1}^M \frac{(f_m^{\max} - f_m^{\min})}{N-1} \quad (4)$$

其中， $f_m^{\max}$ 與 $f_m^{\min}$ 表示在由非支配解集合所構成之前緣線上各粒子目標 m 的最大與最小值； N 為粒子數大小。

粒子 i 的排擠距離 CD_i 計算方式如公式(5) (Deb et al., 2002)所示，在邊界二個粒子的排擠距離值直接設定為無窮大。各粒子的優劣是由等級與排擠距離判定，辨別時先比較各粒子之等級，等級數小者為佳，若等級數相等時則須再以排擠距離進行判斷，排擠距離則以數值大者為佳。

$$CD_i = \sum_{m=1}^M \frac{|f_m(x_{i+1}) - f_m(x_{i-1})|}{f_m^{\max} - f_m^{\min}} \quad (5)$$

其中， $|f_m(x_{i+1}) - f_m(x_{i-1})|$ 表示解 x_{i+1} 與解 x_{i-1} 在目標 m 的距離； $f_m^{\max}$ 與 $f_m^{\min}$ 表示屬於各等級中所有粒子在目標 m 的最大與最小值。

(四) 產生新群體

產生粒子數大小為 N 的新群體 P_{g+1} 。 P_{g+1} 候選名單的決定是依據解群體中粒子的等級及排擠距離來決定。依等級由小至大將粒子選入 P_{g+1} 名單中，若粒子具有相同等級時，再依粒子之排擠距離判定。排擠距離愈大之粒子優先進入 P_{g+1} ，直至名

單內有 N 個粒子。

(五) 設定禁忌名單

設立另一儲存空間，空間大小設為 3 倍的粒子數 N ，儲存每個粒子近三代的最佳值並持續更新。爾後當新一代最佳值產生時，將名單中最舊一代之值移除，以儲存新一代的最佳值。

(六) 速度更新與位置更新

更新粒子速度的方法使用 Clerc(1999)提出的壓縮因子法(Constriction factor method, CFM)。使用壓縮因子的目的是為了防止速度的成長超出界線，因此在壓縮因子法中並不需要對更新速度進行限制及與位置，其計算方式如公式(6)，位置更新公式如(7)所示。規定各粒子更新之後的解不得與禁忌名單中的解相同，若與禁忌名單中的解相同時，則該粒子重新進行速度與位置更新。

$$v_{id}^{j+1} = k(v_{id}^j + \phi_1 \times rand() \times (p_{id} - x_{id}^j) + \phi_2 \times rand() \times (g_d - x_{id}^j)) \quad (6)$$

$$k = \frac{2}{2 - \phi - \sqrt{\phi^2 - 4\phi}}, \quad \phi = \phi_1 + \phi_2, \quad \phi > 4$$

其中， v_{id}^j 為粒子 i 於維度 d 之第 j 代速度值； p_{id} 為粒子 i 個體最佳值於維度 d 所處的位置； g_d 為族群總體最佳值於維度 d 所處的位置(g_d 所屬的粒子為於等級 1 內具有最小利基數之粒子)； k 為壓縮因子； ϕ_1, ϕ_2 為等加速度常數(Acceleration constant)； $rand()$ 表示為均勻分佈於[0,1]之間獨立的隨機變數。

$$x_{id}^{j+1} = x_{id}^j + v_{id}^{j+1} \quad (7)$$

其中， x_{id}^j 為粒子 i 於維度 d 之第 j 代位置； v_{id}^j 為粒子 i 於維度 d 之第 j 代速度值。

(七) 聚類機制

將經由位置更新後所得之群體與原群體合併，形成一新的群體。於此新的群體中進行非支配解排序，並將等級為 1 之非支配解暫存於外部儲存空間內。將這些暫存的解與原外部儲存空間的解進行非支配解判別，保留非支配解並剔除受支配解。針對每個解賦予半徑為 r 之聚類範圍。任選一解做為聚類中心，並將其他落入此中心之聚類範圍內之解剔除。針對剩餘的解進行聚類中心選取及聚類範圍搜尋，直到所有的解皆被判定過。只保留標記為聚類中心的解之目的在於藉此保持搜尋到之非支配解的差異性，概念如圖 3 所示。聚類半徑 r 值如公式(8)所示：

$$r = \frac{\text{Min}\{(f_m^{\max} - f_m^{\min}) | m = 1 \dots M\}}{2N} \quad (8)$$

其中， $f_m^{\max}$ 與 $f_m^{\min}$ 表示由非支配解集合所構成之前緣線上各粒子在目標 m 的最大與最小值； N 為粒子數大小。

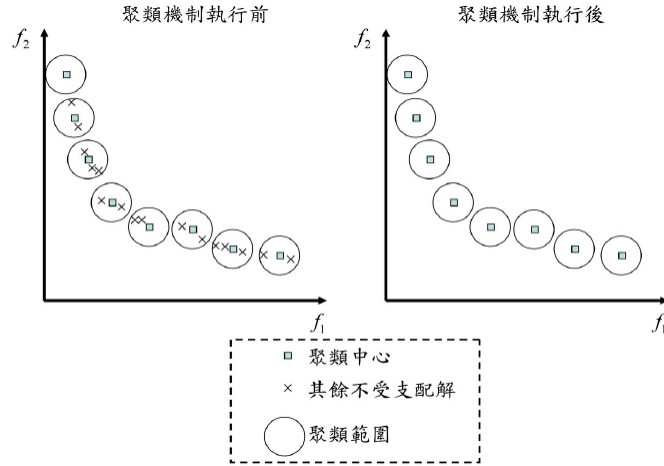


圖 3 聚類機制示意圖

(八) 最終解群體

判斷是否到達設定之終止條件，採用的停止條件為執行之世代數，當演化次數達到設定之世代數即停止；否則繼續演化。當達終止條件後外部儲存空間所保留之非支配解集合即為最佳解集合。

肆、CNSPSO 之求解績效評價

本節以 3 個標準測試函數與績效指標來驗證所提出的 CNSPSO 演算法之執行績效，並與常見的兩個演算法：NSGA-II 及 NSPSO 進行比較，比較情況將於以下小節詳述之。

一、測試函數與績效指標

本研究所使用的三個測試函數為：SCH(Schaffer, 1985)、KUR(Kursawe, 1991) 及 ZDT2(Zitzler et al., 2000)。這些函數常被用以驗證演算法之求解績效，函數說明如表1所示：

表 1 測試例題說明

問題	變數 維度	變數(x) 範圍	目標函數(minimize)	引用文獻
SCH	1	$[-10^3, 10^3]$	$f_1(x) = x^2$ $f_2(x) = (x-2)^2$	(Tsai <i>et al.</i> , 2010; Gong <i>et al.</i> , 2010; Rodríguez <i>et al.</i> , 2009)
KUR	3	$[-5, 5]$	$f_1(x) = \sum_{i=1}^{n-1} (-10 \exp(-0.2 \sqrt{x_i^2 + x_{i+1}^2}))$ $f_2(x) = \sum_{i=1}^n (x_i ^{0.8} + 5 \sin x_i^3)$	(Gong <i>et al.</i> , 2010; Wang <i>et al.</i> , 2009; Salazar-Lechuga and Rowe, 2005)
ZDT2	30	$[0, 1]$	$f_1(x) = x_1$ $f_2(x) = g(x)[1 - (x_1/g(x))^2]$ $g(x) = 1 + 9(\sum_{i=2}^n x_i)/(n-1)$	(Tsai <i>et al.</i> , 2010; Gong <i>et al.</i> , 2010; Tripathi, 2007)

Zitzler *et al.*(2000)指出多目標最佳化演算法績效指標主要有三個衡量標的：(1)精確性：最終非支配解集合中收斂於柏拉圖前緣線上的解要多；(2)分佈性：最終非支配解集合各點呈現均勻分配；(3)延展性：最終非支配解集合所涵蓋的範圍要廣。本研究使用過去研究中常用的指標來比較不同多目標演算法的執行績效，分別介紹如下：

● 精確性方面：

1. **非支配解數(The number of non-dominated solutions, NNS)**：Rahimi-Vahed *et al.*(2007)指出由 NNS 可看出每一演算法最後所能找到的非支配解數。
2. **柏拉圖解數(The number of pareto solutions, NPS)**：Schaffer(1985)指出大多數的研究皆使用 NPS 來衡量多目標演算法之績效。每一演算法所找到的柏拉圖解數是將所有演算法的非支配解收集並進行等級排序而得。
3. **錯誤率(Error ratio, ER)**：Rahimi-Vahed *et al.*(2007)指出從 ER 可得知演算法朝柏拉圖前緣線收斂的程度。其定義如公式(9)所示：

$$ER = \frac{\sum_{i=1}^n e_i}{n} \quad (9)$$

其中， n 為演算法所找到的非支配解數； e_i 為二元變數，若非支配解 i 為柏拉圖解，則 $e_i = 0$ ；否則， $e_i = 1$ 。 ER 愈接近 1 表示收斂於柏拉圖前緣線上的非支配解數量愈少。

● 分佈性方面：

4. **差異性量測(Diversity metric, DM)**：Deb *et al.*(2002)計算非支解之間的差異性。其定義如公式(10)所示：

$$DM = \frac{d_f + d_l + \sum_{i=1}^{n-1} |d_i - \bar{d}|}{d_f + d_l + (n-1)\bar{d}} \quad (10)$$

其中， d_f 與 d_l 為柏拉圖前緣線上兩末端的解與鄰近非支配解的距離， d_i 為非支配解與鄰近解之間的距離， $\bar{d}$ 為 d_i 的平均值。

● 延展性方面：

5. **最大延展度(Maximum Spread, MS)**：Zitzler *et al.*(2000, Rahimi-Vahed *et al.*(2007)量測非支配解集合分佈範圍的指標。MS 定義如公式(11)所示：

$$MS = \sqrt{\sum_{m=1}^M \left(\max_{i=1}^n f_m^i - \min_{i=1}^n f_m^i \right)^2} \quad (11)$$

其中， n 為非支配解的數量， M 為目標函數的個數。由定義可知道 MS 為非支配解集合中兩個最遠的解之間的距離，若 MS 愈大，即表示所搜尋到之非支配解的延展度愈好。

二、參數設定

為了要解決零件供應商評選之多目標問題，本研究發展改良式多目標粒子群演算法進行模式求解。其中參數包含了粒子數 N 、世代數 G 、認知參數 ϕ_1 與群居參數 ϕ_2 、最大速度 V_{max} 。為了使決策系統達到最佳的效能，先進行各項參數的實驗設計，以求得最佳的參數組合並進行不同演算法之間的比較。

Li(2003)將NSPSO的 N 與 G 分別設定為200與100與NSGA-II進行比較。Rahimi-Vahed *et al.*(2007)則將多目標基因演算法的 N 與 G 設定為50與50來求解小範圍組裝線次序之問題。Tripathi *et al.* (2007)在比較實驗中將NSPSO與NSGA-II的 N 與 G 都分別設定為100與250。Clerc(1999)與Clerc and Kennedy (2000)在研究中指出 ϕ_1 與 ϕ_2 之和必須大於4，才能確保加入壓縮因子之粒子群加速函數的最佳化能力。文中並未明確指出此兩參數的最佳組合，僅建議兩參數設定值為 $\phi_1 = \phi_2 = 2.05$ 。Zhang *et al.* (2005)進一步指出當 $\phi_1 = 2.8$ 與 $\phi_2 = 1.3$ 時，將可加快族群的收斂速度，進而提升演算法的能力。在 V_{max} 設定方面，Clerc and Kennedy (2000)指出不需對 V_{max} 設限，即可有不錯的收斂能力。Eberhart and Shi (2000)卻指出在執行加入壓縮因子之粒子群最佳化時，若同時考量速度限制，將可達到較好的執行績效。整合以上學者之經驗，本研究將實驗設計之因子與水準設定如表2所示並進行實驗。

表 2 實驗設計因子與水準

因子	水準一	水準二	水準三
世代數 G	50	100	250
粒子數 N	50	100	200
認知參數 ϕ_1 與群居參數 ϕ_2	(2.05, 2.05)	(2.8, 1.3)	—
最大速度 $V_{\max}$	不設限	± 1	—

在本研究中演算法是以 Visual Basic 2005 程式語言撰寫，在 Access 2003 進行資料庫系統之建置，並在 Intel Core 2 Duo CPU E7400 2.8 GHz, 2GB RAM 的環境下執行。在各參數組合均重複 10 次來獲得 ER 之平均值來進行比較分析，實驗設計結果如表 3 所示。從結果可知，當 CNSPSO 參數組合 ($G, N, \phi_1, \phi_2, V_{\max}$) 為 (250, 200, 2.05, 2.05, ± 1) 時，最終所獲得的非支配解集合有較佳的精確性。因此本研究依據此結果設定參數，並與其他演算法進行執行績效之比較分析。

表 3 CNSPSO 參數實驗設計結果

(ϕ_1, ϕ_2)	$V \max$	G								
		50			100			250		
		N								
		50	100	200	50	100	200	50	100	200
(2.05,2.05)	不設限	0.307	0.348	0.335	0.397	0.347	0.301	0.347	0.319	0.282
	± 1	0.416	0.381	0.283	0.381	0.413	0.297	0.388	0.317	0.231
(2.8,1.3)	不設限	0.298	0.311	0.343	0.459	0.357	0.355	0.329	0.339	0.301
	± 1	0.385	0.372	0.364	0.429	0.346	0.349	0.440	0.347	0.309

三、結果分析

CNSPSO 與 NSGA-II 及 NSPSO 求解績效比較分析結果(實驗執行次數 $n = 30$, $\alpha = 0.05$)如表 4 所示。由 ANOVA 分析結果可得知，三個演算法在各測試函數中之所有衡量指標皆有顯著的差異。針對不同類型的問題，在求解績效的表現上亦有所不同。首先，SCH 問題中，由 NNS 與 NPS 指標可發現 CNSPSO 與 NSPSO 皆可獲得的接近於粒子數大小的非支配解個數，顯著優於 NSGA-II。而且三個演算法的 ER 指標皆接近於 0，表示三個演算法在 SCH 問題中所求得之非支配解皆有效的收斂於柏拉圖前緣線上，擁有良好的精確性。在分佈性的表現上，由 DM 可看出 CNSPSO 略優於 NSGA-II，而 NSPSO 的 DM 指標值大於 1，表示其差異性的表現非常差。而由 MS 指標中看出 CNSPSO 與 NSGA-II 擁有較好的延展性，NSPSO 最差。KUR 問題中，CNSPSO 可獲得較多的非支配解個數，NSGA-II 次之，NSPSO 最差；雖然 CNSPSO 在 ER 指標上略遜於 NSGA-II，但其所獲得之柏拉圖解個數仍較 NSGA-II 來得多。差異性方面，在 DM 指標上，CNSPSO 皆略優於 NSGA-II 與 NSPSO。延展性方面，CNSPSO 最佳，NSGA-II 次之，NSPSO 最差。

最後，ZDT2 問題中，在精確性方面，CNSPSO 不僅可獲得 160 個非支配解，在非支配解集合中，幾乎皆為柏拉圖解，在 NNS、NPS 及 ER 指標上皆優於其他兩者，其中又以 NSGA-II 為最差。在分佈性方面，CNSPSO 表現最為優異，NSPSO 與 NSGA-II 在 DM 指標上的差距不大。而由 MS 指標中看出 CNSPSO 與 NSGA-II 擁有較好的延展性，NSPSO 最差。綜觀各種績效指標我們可以發現 CNSPSO 在精確性、分布性與延展性皆優於 NSPSO 與 NSGA-II。而 NSPSO 與 NSGA-II 則在不同問題中表現各有優劣。

表 4 各演算法績效結果比較表-測試例題

SCH						
績效指標	CNSPSO	NSPSO	NSGA-II	ANOVA 分析		事後比較
				F 檢定	p-value	
NNS	197.867	197.467	82.333	2170.81	4.07E-43	CNSPSO, NSPSO > NSGA-II
NPS	197.733	197.467	81.533	2110.579	7.31E-43	CNSPSO, NSPSO > NSGA-II
ER	0.001	0.000	0.009	11.335	1.16E-04	NSPSO, CNSPSO < NSGA-II
DM	0.948	1.071	0.978	29.493	9.97E-09	CNSPSO < NSGA-II < NSPSO
MS	5.465	1.031	5.628	582.145	2.39E-31	NSGA-II > CNSPSO > NSPSO
KUR						
績效指標	CNSPSO	NSPSO	NSGA-II	ANOVA 分析		事後比較
				F 檢定	p-value	
NNS	80.000	27.733	42.333	30.408	6.84E-09	CNSPSO > NSGA-II > NSPSO
NPS	61.800	19.667	36.933	21.189	4.34E-07	CNSPSO > NSGA-II > NSPSO
ER	0.237	0.333	0.136	3.929	0.027	NSGA-II < CNSPSO, NSPSO
DM	0.911	0.972	0.918	16.479	5.21E-06	CNSPSO, NSGA-II < NSPSO
MS	12.783	4.071	8.922	99.533	1.16E-16	CNSPSO > NSGA-II > NSPSO
ZDT2						
績效指標	CNSPSO	NSPSO	NSGA-II	ANOVA 分析		事後比較
				F 檢定	p-value	
NNS	159.267	49.267	29.200	54.952	1.88E-12	CNSPSO > NSPSO > NSGA-II
NPS	151.267	21.267	1.333	72.603	2.34E-14	CNSPSO > NSPSO > NSGA-II
ER	0.065	0.582	0.954	53.409	6.78E-12	CNSPSO < NSPSO < NSGA-II
DM	0.816	0.918	0.949	34.121	1.58E-09	CNSPSO < NSPSO < NSGA-II
MS	1.329	0.898	1.321	28.278	1.66E-08	CNSPSO, NSGA-II > NSPSO

伍、Implementation of AMODP methodology in 血壓計之 supplier selection

第 4 節已驗證 CNSPSO 可有效處理多目標問題並進行了參數設定。為了更進一步驗證所提出的方法論之合適性，本節以一個案例進行實證。案例中 A 公司主要生產血壓計產品，其供應產品零件的廠商主要有 16 家，利用本研究所提出之供應商評選機制來評選出具有效率的最適供應商集合。

一、決定供應商評選準則及準則權重

首先，參考相關期刊、研究報告等文獻，彙整出影響供應商評選的關鍵參考準則。再以問卷方式收集專家們(該公司之執行長、採購經理等高階主管)對所建立之參考準則的評分。參考準則之評分方式採用Likert (1932)所提出的5級評分法，刪除具有較低專家評分之參考準則，最後整理得4大構面共計8項評選準則。爾後，針對某大專院校醫療器材高階人材培訓專班的同學進行專家問卷，透過ANP模式對供應商評選準則進行1-9分之相對重要性評分，來綜合專家對供應商評選指標之重要性觀感，最後獲得評選指標之相對權重，計算出評選準則之權重後，根據Sarkis(1999)所提出之ANP建立權重的方法，取其極大與極小值作為多目標DEA模式中權重的範圍限制。供應商之評選準則與其範圍限制如表5所示：

表 5 供應商評選準則與其權重範圍

準則構面	評選指標	投入/產出 變數	權重平均值	權重極大值	權重極小值
價格	採購成本	投入項 1	0.108	0.314	0.032
	運輸成本	投入項 2	0.068	0.245	0.01
交期	準時送達率	產出項 1	0.241	0.369	0.096
品質	可靠度	產出項 2	0.235	0.257	0.037
	品質缺失率	投入項 3	0.145	0.256	0.047
服務	供應產能	產出項 3	0.077	0.235	0.017
	保固時間	產出項 4	0.064	0.132	0.008
	維修週轉時間	投入項 4	0.062	0.128	0.008

二、建構 MODEA 模式

在投入項與產出項的設定上，以望小準則為投入項，而望大準則為產出項。為了避免投入項與產出項的單位不同導致探討效率時會產生誤差，因此將所有的投入項與產出項之數據進行正規化。正規化後投入項與產出項資料如表 6 所示。數據正規化後便可導入 MODEA 模式進行求解。

表 6 正規化後投入項與產出項資料表

供應商編號	投入項 1	投入項 2	投入項 3	投入項 4
	採購成本 (dollars)	運輸成本 (dollars)	品質缺失率 (%)	維修週轉時間 (days)
1	0.750	0.800	0.600	1.000
2	0.600	0.600	0.800	0.500
3	0.500	0.400	0.400	0.500
4	1.000	1.000	1.000	1.000
5	0.550	0.200	0.600	0.500
6	0.550	0.200	0.400	1.000
7	1.000	0.800	0.800	1.000
8	0.500	0.200	0.400	1.000
9	0.600	0.400	0.600	1.000
10	0.750	0.400	0.600	0.500
11	0.500	0.200	0.600	0.500
12	0.500	0.200	0.400	0.500
13	0.750	0.400	0.600	1.000
14	0.750	0.400	1.000	0.500
15	1.000	0.800	1.000	1.000
16	1.000	0.800	0.800	0.500
	產出項 1	產出項 2	產出項 3	產出項 4
	可靠度 (%)	供應產能上限 (units)	保固時間 (months)	準時送達率 (%)
1	0.947	1.000	0.667	0.909
2	0.895	1.000	0.667	1.000
3	0.737	0.800	0.333	0.889
4	1.000	1.000	1.000	0.909
5	0.632	0.800	0.333	0.808
6	0.684	0.800	0.333	0.909
7	0.947	0.900	0.667	0.909
8	0.684	0.800	0.333	0.859
9	0.684	0.800	0.333	0.859
10	0.737	1.000	1.000	0.909
11	0.632	0.900	0.667	0.859
12	0.632	0.800	0.333	0.808
13	0.737	0.800	0.333	0.859
14	0.737	0.800	0.333	0.808
15	0.842	1.000	0.667	0.909
16	0.789	0.900	0.333	0.808

三、供應商評選結果 by CNSPSO

經由 CNSPSO 進行案例求解，最適供應商評選結果如表 7 所示。供應商 1、4 與 10 之非支配解等級為 1，因此此三個供應商為第一優選。而供應商 5 具有最低之非支配解等級 5，因此其列為最後排序順位。

表 7 供應商排序結果-MODEA

MODEA					
供應商 編號	f1	f2	f3	非支配 解等級	排序
1	0.855	0.618	3.944	1	1
2	0.982	0.690	4.662	2	4
3	0.995	0.914	5.843	3	8
4	0.665	0.426	2.931	1	1
5	0.886	1.067	6.881	5	16
6	0.952	0.932	5.781	3	8
7	0.639	0.513	3.372	2	4
8	0.982	0.954	5.912	4	13
9	0.743	0.719	4.778	3	8
10	0.999	0.652	4.452	1	1
11	0.995	0.783	5.366	2	4
12	0.995	0.999	6.539	4	13
13	0.689	0.724	4.663	3	8
14	0.716	0.721	4.794	4	13
15	0.568	0.432	3.003	2	4
16	0.603	0.572	4.151	3	8

四、Comparisons of different algorithms in 血壓計之供應商評選案例

CNSPSO 與 NSGA-II 及 NSPSO 求解績效比較分析結果(實驗執行次數 $n = 30$, $\alpha = 0.05$)如表 8 所示。由 ANOVA 分析結果可得知，三個演算法之所有衡量指標皆有顯著的差異。在精確性的指標中，CNSPSO 不僅可獲得較多的非支配解個數，在非支配解集合中，平均有 26 個為柏拉圖解，在 NNS、NPS 及 ER 指標上皆優於其他兩者，其中又以 NSPSO 為最差。在分佈性表現上，由 DM 指標可看出 CNSPSO 略優於 NSGA-II 及 NSPSO。而由 MS 指標中看出 CNSPSO 擁有較好的延展性，NSPSO 次之，NSGA-II 最差。綜觀各種績效指標我們可以發現 CNSPSO 在精確性、分布性與延展性皆優於 NSPSO 與 NSGA-II。而 NSGA-II 與 NSPSO 則在不同問題中表現各有優劣。

表 8 各演算法績效結果比較表-案例

案例 績效 指標	CNSPSO	NSPSO	NSGA-II	ANOVA 分析		事後比較
				F 檢定	p-value	
NNS	26.758	5.200	11.092	1354.592	0.000	CNSPSO > NSGA-II > NSPSO
NPS	26.058	0.000	1.767	4596.573	6.52E-50	CNSPSO > NSGA-II > NSPSO
ER	0.115	1.000	0.885	3572.505	1.26E-47	CNSPSO < NSGA-II < NSPSO
DM	0.857	0.909	0.872	49.309	9.53E-12	CNSPSO < NSGA-II < NSPSO
MS	1.105	0.735	0.585	105.531	4.17E-17	CNSPSO > NSPSO > NSGA-II

五、Discussions on MODEA and classical DEA

由上述各績效指標可以發現 CNSPSO 無論在於案例或者測試函數皆有良好的績效表現，故本研究以 CNSPSO 於 MODEA 模式中所搜尋到各供應商之非支配解集合彙整並進行非支配解等級排序以找出真正位於效率前緣上之 DMU，並將結果(表 7)與傳統 DEA 之結果(表 9)進行比較。傳統 DEA 之第一目標值即為其效率值，第二與第三目標可由其權重值推算而得。在 MODEA 模式中，因其計算權重時除了追求自身 DMU 之效率最大化以外，尚考量其他 DMU，使其總差異最小化與最小化最大差異。故由結果可以發現，由傳統 DEA 求得之具效率值的 DMU，在 MODEA 模式便不見得成為最有效率之 DMU，如供應商 2 在傳統 DEA 模式裡排序名次為 1，而在 MODEA 模式中之排序名次變成 4。再比較各 DMU 之 f2 與 f3 可以發現 MODEA 模式計算所得之權重普遍可獲得較小總差異與較小之最大差異，亦即由 MODEA 模式所求得之投入項權重與產出項權重對所有 DMU 皆相對有利，故可改善傳統 DEA 只針對自身有利的條件進行評估的缺點。此外，因 MODEA 是利用 ANP 考量專家意見進而訂定出權重範圍限制，故可求得較合理且符合問題情境之各投入項與產出項權重值。

表 9 供應商排序結果- Classical DEA

Classical DEA				
供應商編號	f1	f2	f3	排序
1	0.976	1.001	5.151	9
2	1.000	0.975	7.887	1
3	1.000	1.088	6.539	1
4	0.825	0.442	2.306	12
5	0.995	3.167	18.263	8
6	1.000	1.517	8.369	1
7	0.732	0.474	2.471	14
8	1.000	1.413	7.601	1
9	0.814	0.919	5.589	13
10	1.000	1.001	6.739	1
11	1.000	1.249	8.467	1
12	1.000	1.238	7.482	1
13	0.718	0.616	3.668	15
14	0.965	0.897	6.321	10
15	0.633	0.599	4.949	16
16	0.899	1.199	9.899	11

陸、結論

成功的供應商評選是有效地結合企業管理人與其供應鏈夥伴的專業知識與經驗，並為企業降低成本進而創造利潤的一個重要的過程，因此供應商評選也已成爲企業競爭力重要的關鍵。近年來不同產業之供應商評選績效探討備受重視，因此本研究結合網路程序分析法(Alytic network process, ANP)、多目標資料包絡法(Multi-objective data envelopment analysis, MODEA) 與多目標粒子群演算法(Multi-objective particle swarm optimization, MOPSO)，發展供應商評選方法論。此外，爲有效求解模式，本研究提出了一個以多目標粒子群爲基的新演算法 CNSPSO。以健康照護產業相關產品-血壓計作爲實例探討與三個測試函數加以驗證演算法之求解績效與合適性。最後，選取表現較爲優異演算法求得之具有效率的供應商集合，比較其與傳統 DEA 之權重值分佈狀況，提供不同考量的方向給決策者，最後歸納出以下幾點結論及建議：

1. 本研究所提出之評選模式能在評選時將重要的影響因素作整體的考量，並以專家意見爲基求得各準則相對權重並以此作爲權重之範圍限制，且 MODEA 模式不僅追求自身 DMU 之效率最大化，亦將其他 DMU 納入考量，使其總差異最小化與最小化最大差異。研究結果顯示 MODEA 模式與傳統 DEA 模式所

求得的權重分佈相較之下，此模式能更貼進決策者本身的需求，其結果也較為客觀及合理化。

2. 在供應鏈管理下，買方與供應商之關係已不再敵對，買方與供應商逐漸走向合夥的雙贏局面，供應商的評估準則除了考量一般較常見之供應指標成本與交期外，亦應該重視其可靠度、品質、售後服務或供應產能等。因此，研究供應商選擇評估指標之動機，是希望未來在選擇供應商時，能選擇出合適產品的供應商，以提升產品的競爭力。
3. 本研究針對 CCR 模式改以多目標最佳化並設立權重範圍，但仍無法完全克服傳統 DEA 選取對各 DMU 自身最有利的權重為參考點進而決定效率之問題，未來能朝此一方向進行深入探討。

柒、參考文獻

1. Benabid, R., Boudour, M. and Abido, M. A., 2009. Optimal location and setting of SVC and TCSC devices using non-dominated sorting particle swarm optimization, *Electric Power Systems Research*, 79, 1668-1677.
2. Celebi, D., Bayraktar, D. and Bingol, L., 2010. Analytical Network Process for logistics management: A case study in a small electronic appliances manufacturer, *Computers & Industrial Engineering*, 58, 432-441.
3. Chen, C. T., Lin, C. T. and Huang, S. F., 2006. A fuzzy approach for supplier evaluation and selection in supply chain management, *International Journal of Production Economics*, 102(2), 289-301.
4. Chiang, C. I. and Tzeng, G. H., 2000. A multiple objective programming approach to data envelopment analysis', in Shi, Yang and Zeleny, Milan (ed.), *New Frontier of Decision Making for the Information Technology Era*, World Scientific, 270-285.
5. Clerc, M., 1999. The swarm and the queen: Towards a deterministic and adaptive particle swarm optimization, *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation*, Washington, DC, 1951-1957.
6. Clerc, M. and Kennedy, J., 2000. The particle swarm: Explosion, stability, and convergence in a multimodal complex space, *Proceedings of the Congress of Evolutionary Computation*, Washington, USA, 6, 58-73.
7. Coello, C. A. and Lechuga, M. S., 2002. MOPSO: A proposal for multiple objective particle swarm optimization, *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation*, Honolulu, HI, 2, 1051-1056.
8. Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S. and Meyarivan, T., 2002. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2), 182-197.
9. Dickson, G. W., 1966. An analysis of vender selection systems and decisions,

- Journal of Purchasing, 2(1), 5-17.
10. Eberhart, R. C. and Shi, Y., 2000. Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization, *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation*, La Jolla, CA, 1, 84-88.
 11. Fieldsend, J. E. and Singh, S., 2002. A Multi-Objective Algorithm based upon Particle Swarm Optimization, an Efficient Data Structure and Turbulence, *Proceedings of U.K. Workshop on Computational Intelligence*, Birmingham, UK, 37-44.
 12. Florez Lopez, R., 2007. Strategic supplier selection in the add-ad-value perspective: A CI approach, *Information Sciences*, 177(50), 1169-1179.
 13. Gong, M., Liu, C., Jiao, L. and Cheng, G., 2010. Hybrid immune algorithm with Lamarckian local search for multi-objective optimization, *Memetic Computing*, 2, 47-67.
 14. Hsu, C. W. and Hu, A. H., 2009. Applying hazardous substance management to supplier selection using analytic network process, *Journal of Cleaner Production*, 17, 255-264.
 15. Kinra, A. and Kotzab, H., 2008. A macro-institutional perspective on supply chain environmental complexity, *International Journal of Production Economics*, 115(2), 283-295.
 16. Kokangul, A. and Susuz, Z., 2009. Integrated analytical hierarch process and mathematical programming to supplier selection problem with quantity discount, *Applied Mathematical Modelling*, 33, 1417-1429.
 17. Korhonen, P. and Syrjanen, M., 2004. Resource allocation based on efficiency analysis', *Management Science*, 50(8), 1134-44.
 18. Kuei, C. H., Madu, C. N. and Lin, C., 2008. Implementing supply chain quality management, *Total Quality Management and Business Excellence*, 19(11), 1127-1141.
 19. Kursawe, F., 1991. A variant of evolution strategies for vector optimization, *Proceedings of the 1st Workshop on Parallel Problem Solving from Nature*, London, UK, Springer-Verlag, 193-197.
 20. Li, X., 2003. A Nondominated Sorting Particle Swarm Optimizer for Multiobjective Optimization, *Proceedings of Genetic and Evolutionary Computation GECCO 2003*, Berlin, Germany, 2723(1), 37-48.
 21. Li, X. B. and Reeves, G. R., 1999. A multiple criteria approach to data envelopment analysis, *European Journal of Operational Research*, 115, 507-517.
 22. Likert, R., 1932. *A Technique for the Measurement of Attitudes*, New York: Archives of Psychology, Vol. 140.
 23. Lin, R. H., 2009. An integrated FANP-MOLP for supplier evaluation and order allocation, *Applied Mathematical Modelling*, 33, 2730-2736.
 24. Liu, Y., 2009. Automatic calibration of a rainfall-runoff model using a fast and elitist

- multi-objective particle swarm algorithm, *Expert Systems with Applications*, 36, 9533-9538.
25. Lozano, S. and Villa, G., 2009. Multiobjective target setting in data envelopment analysis using AHP, *Computers & Operations Research*, 6, 549-564.
 26. Mostaghim, S. and Teich, J., 2003. Strategies for finding good local guides in multi-objective particle swarm optimization (MOPSO), *Proceedings of the IEEE Swarm Intelligence Symposium*, 26-33.
 27. Ozgen, D., Onüt, S., Gülsün, B., Tuzkaya, U. R. and Tuzkaya, G., 2008. A two-phase possibilistic linear programming methodology for multi-objective supplier evaluation and order allocation problems, *Information Sciences*, 178, 485-500.
 28. Parsopoulos, K. E. and Vrahatis, M. N., 2002. Particle swarm optimization method in multiobjective problems, *Proceedings of the 2002 ACM Symposium on Applied Computing*, Madrid, Spain, 603-607.
 29. Rahimi-Vahed, A. R., Mirghorbani, S. M. and Rabbani, M., 2007. A new particle swarm algorithm for a multi-objective mixed-model assembly line sequencing problem, *Soft Computing*, 11(10), 997-1012.
 30. Ramanathan, R., 2006. Data envelopment analysis for weight derivation and aggregation in the analytic hierarchy process, *Computer and Operations Research*, 33(5), 1289-1307.
 31. Rodríguez, J. E., Medaglia, A. L. and Coello Coello, C. A., 2009. Design of a motorcycle frame using neuroacceleration strategies in MOEAs, *Journal of Heuristics*, 15, 177-196.
 32. Saaty, T. L., 1996. *The analytic network process: Decision making with dependence and feedback*, RWS.
 33. Salazar-Lechuga, M. and Rowe, J. E., 2005. Particle swarm optimization and fitness sharing to solve multi-objective optimization problems, *The 2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 2, 1204-1211.
 34. Sarkis, J., 1999. A methodological framework for evaluating environmentally conscious manufacturing programs, *Computer and Industrial Engineering*, 36, 793-810.
 35. Schaffer, J. D., 1985. Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms, *Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms*, Pittsburgh, U.S.A., 93-100.
 36. Tsai, S. J., Sun, T. Y., Liu, C. C., Hsieh, S. T., Wua, W. C. and Chiu, S. Y., 2010. An improved multi-objective particle swarm optimizer for multi-objective problems, *Expert Systems with Applications*, 37, 5872-5886.
 37. Tseng, M. L., Jui, H. C. and Lawrence, W. L., 2009. Selection of optimal supplier in supply chain management strategy with analytic network process and choquet integral, *Computers & Industrial Engineering*, 57, 330-340.
 38. Tripathi, P. K., Bandyopadhyay, S. and Pal, S. K., 2007. Multi-Objective Particle

- Swarm Optimization with time variant inertia and acceleration coefficients, *Information Sciences*, 177(22), 5033-5049.
39. Ustun, O. and Demirtas, E. A., 2008. An integrated multi-objective decision-making process for multi-period lot-sizing with supplier selection, *The International Journal of Management Science*, 36(4), 509-521.
 40. Wang, H. S. and Che, Z. H., 2007. An integrated model for supplier selection decisions in configuration changes, *Expert Systems with Applications*, 32(40), 1132-1140.
 41. Wang, Z., Yang, Z., Tang, K. and Yao, X., 2009. Adaptive Differential Evolution for Multi-objective Optimization, *Proceeding of the 20th International Conference on Multiple Criteria Decision making MCDM 2009*, Chengdu/Jiuzhaigou, China, June 21-26, 35, 9-16.
 42. Weber, C. A., Current, J. R. and Benton, W. C., 1991. Vendor selection criteria and methods, *European Journal of Operational Research*, 50(1), 2-18.
 43. Wei, Q., Yan, H. and Xiong, L., 2008. A bi-objective generalized data envelopment analysis model and point-to-set mapping projection, *European Journal of Operational Research*, 190, 855-876.
 44. Wu, W. Y., Shih, H. A. and Chan, H. C., 2009. The analytic network process for partner selection criteria in strategic alliances, *Expert Systems with Applications*, 36, 4646-4653
 45. Xia, W. and Wu, Z., 2007. Supplier selection with multiple criteria in volume discount environments, *Omega*, 35(5), 494-504.
 46. Zerafat Angiz, L. M., Emrouznejad, A., Mustafa, A. and Rashidi Komijan, A., 2009. Selecting the most preferable alternatives in a group decision making problem using DEA, *Expert Systems with Applications*, 36(5), 9599-9602.
 47. Zitzler, E., Deb, K. and Thiele, L., 2000. Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: empirical results, *Evolutionary Computation*, 8(2), 173-195.