

# 智慧型垃圾桶決策之進化演算法於懸臂樑最佳化設計

邱進東\* 郭信川\*\*

\*德霖技術學院 機械工程系 副教授

\*\*國立台灣海洋大學 系統工程暨造船學系 副教授

## 摘要

本文基於差分進化演算法(differential evolution algorithms)，採用垃圾桶決策模式為邏輯架構，提出智慧型垃圾桶決策之進化演算法(IGCMEA)，以演算法之族群系統模擬人類社會組織，在進行決策的過程中，遇到問題與目標不明確、方法不明確及人員流動性等問題等情境時，與與會各方代表人員相互溝通、互斥、妥協與轉化，研擬對應之解決方針，並採用分組與分群之研議機制，進行較客觀、合理且迅速確實的擇優方式。

本文最後利用 IGCMEA 對 100 維 Rosenbrock Function 進行最適化測試，可達成迅速且令人滿意效果，同時利用 IGCMEA 對懸臂樑，進行形狀最佳化，結果與文獻中利用基因演算法效果好，說明 IGCMEA 具有卓越的尋優性能。

**關鍵字：**最適化設計、差分演算法、垃圾桶決策模型

## An Intelligent Garbage Can Decision-Making Model

## Evolution Algorithm for Cantilever Beam Optimum Design

Jinn-Tong Chiu\* Hsin-Chuan Kuo \*\*

De Lin Institute of Technology, Department of Mechanical Engineering Associate Professor\*  
Department of Systems Engineering and Naval Architecture National Taiwan Ocean University  
Associate Professor\*\*

### Abstract

Based on differential evolution algorithms, in a framework of garbage can decision-making model, we proposed an Intelligent Garbage Can Decision-Making Model Evolution Algorithm (IGCMEA) to simulate the decision-making process in human social organizations. In a decision-making process, when faced with issues such as unclear goals and technologies participators turnover, etc., representatives of all participating parties will communicate, argue, compromise and adapt with each other, in order to find a solution to the problems. Group meetings are conducted to choose the best solution in a more objective, reasonable and efficient way.

At last, we used IGCMEA to carry out an optimization test on the 100-dimensional Rosenbrock Function, achieving an efficient and satisfactory result. We also optimized the cantilever beam using IGCMEA and got a better result than when using the genetic algorithm method as in the literature, illustrating the superior power of IGCMEA.

**Keywords:** optimum design; differential evolution algorithms; garbage can decision-making model.

## 壹、緒論

多年來，數學規劃法在工程以及商業管理等領域最佳化問題之研究，透過目標函數以及限制條件的梯度資訊來提供搜尋最佳值的方向，皆有廣泛之應用。在結構工程最佳化設計問題中，尺寸設計、形狀設計以及拓樸設計等問題均有探討，其限制條件包含應力、位移等結構反應，以及尺寸比例。然而面對大型結構工程設計問題，設計變數眾多且限制條件繁複時，若使用敏感度分析梯度資訊越形困難[1,2]。專家學者於最佳化方法搜尋性能之探討中，發現線性規劃、非線性規劃、整數規劃以及動態規劃等傳統演算方法對於複雜的大型規模實際工程問題，常常不能有效的求解最佳化問題，因此最佳化方法逐漸跨進模仿人類基因遺傳模式、自然生態學中動物覓食遷移行為概念以及社會科學人類的行為概念，試圖模擬開發出數值模式的進化演算法。

1975年，John H. Holland 取法自然界『物競天擇，適者生存』的概念納入演算法中提出所謂的基因遺傳演算法(Genetic Algorithms, GA)[3]，這種啟發式演算法成為近三十年來熱門的研究主題。之後陸續有其他的仿生概念完成的族群式演算法[4,5]。大部分研究垃圾桶決策理論[6]的學者，都只專精於正確地描述其複雜的組織決策現象，很少探究隱藏在現象背後的原因，而其決策過程的正確描述也是必要的，但這個動作僅僅是決策系統化理論建構的起點而已。

決策為行政中的一個重要環節，有關行政決策的理論模式，包括下列三者：

### (1) 古典模式(Classical Model)：

由 Frederick Winslow Taylor 於 1947 年所提出[7]，基本概念近似一種樂觀的策略，假設決策者為完全理性，並使用最可能的方法來達成目標，其結果是完美的。主要特徵有：

- (a) 確定問題。
- (b) 建立目標和目的。
- (c) 尋找可能的做法。
- (d) 分析可能造成的後果。
- (e) 在確立目標與目的情況下，評估所有可能的選擇。
- (f) 選取最佳的選擇。
- (g) 這決定是可實行、可評估的。

### (2) 行政模式(Administrative Model)：

由 Herbert Simon 於 1974 年所提出[8]，基本概念近似一種滿意的策略，認為決策者做決定時，受限於現有的知識、資源和訊息，不可能做出完美的決策，只能努力讓決策結果令人滿意。主要特徵有：

- (a) 常常先設定目標再產生抉擇方案。
- (b) 做決策是一個目標-手段的分析；決策的過程像是一個行動環；而目的有時會隨著對結果的分析而改變。
- (c) 檢驗決策好壞與否的重點在於以該手段達成目的是否令人滿意。
- (d) 致力於問題的探索，直到合理的方案被確定。
- (e) 依賴理論和經驗。

### (3) 漸進模式(Incremental Model)：

由 Charles Lindblom 於 1959 年所提出[9]，基本概念近似一種不斷地在某種限度之下進行比較的策略，認為決策者受限於現有的知識、資源與證據，不可能做出既完美又滿意的決策，只有透過

不斷比較，找出最符合現狀的可行方案。主要特徵有：

- (a) 目標設定和方案產生，經常是同時發生的，所以手段-目的的分析並不適當。
- (b) 好的決定在於：做決定者能同意那些為目標所忽視的做法。
- (c) 許多的方案和結果在考慮過後會被放棄，只留下一個符合當前的做法。
- (d) 分析同樣受限於現存狀況和計畫方案之間的差異。
- (e) 做法是避開理論，不斷地採用比較具體、實際的選擇方案。

Charles Lindblom 認為當待解決的問題具有高度複雜性、不確定性，而且充滿爭議性時，可能這是唯一可行的決策模式。這種決策模式很像是踩石子過河，走一步，算一步，我們可以把這個過程當做是決策參與者知道要朝問題目標去努力，但實際做法要如何安排，很顯然地大家都不確定，都會等到事情處理到了一個階段，進行結果之評估，再修正努力方向繼續下去，非常符合人類社會組織決策之真實過程。垃圾桶決策模式較接近漸進模式，若探究其內涵，可推論出，整個組織的決策過程就像是一種演化的過程(Evolving Process)。

鑑此，本文嘗試以社會科學組織決策『垃圾桶決策模式』來詮釋族群式演算法中族群系統之演化思維，基於差分進化演算法架構，提出智慧型垃圾桶決策之進化演算法，並應用於實際的結構工程最佳化問題。

## 貳、差分演算法

差分進化演算法[10]係由 Rainer Storn 和 Kenneth Price 於 1997 年所提出，以簡易的數學運算，採用 GA 的突變與交配運算子，透過父子世代個體之競爭模式進行族群式演化的搜尋，具有強勁的收斂能力以及尋優能力[11,12]。採用每代族群個體的取代、演化作為下一代更新的處理。處理新族群的過程分三個基本的運算過程：突變(Mutation)、交配 (Crossover)、選擇 (Selection)。

差分進化演算法的流程步驟：

### (1) 初始化

產生  $NP$  個體：

$$X_i^G = X_{\min} + \rho_i(X_{\max} - X_{\min}), \quad i = 1, 2, \dots, NP \quad (1)$$

其中： $X_i^G$  為第  $G$  世代中個體  $i$  向量， $\rho_i$  介 (0, 1) 之間，是採均勻分佈之隨機數。

### (2) 突變(Mutation)

突變(Mutation)產生方式，係採用擾動向量，基本上是由基準向量加上比例因數  $F$  (突變因子) 與差異向量的乘積，而差異向量是由任兩個或多個隨機向量差所組成。以圖 1.說明，基準向量  $X_{r_1}^G$ ，差異向量為  $X_{r_2}^G$  與  $X_{r_3}^G$  之間的差(相減)，三向量均以隨機選取  $r_1, r_2, r_3$  之個體解。

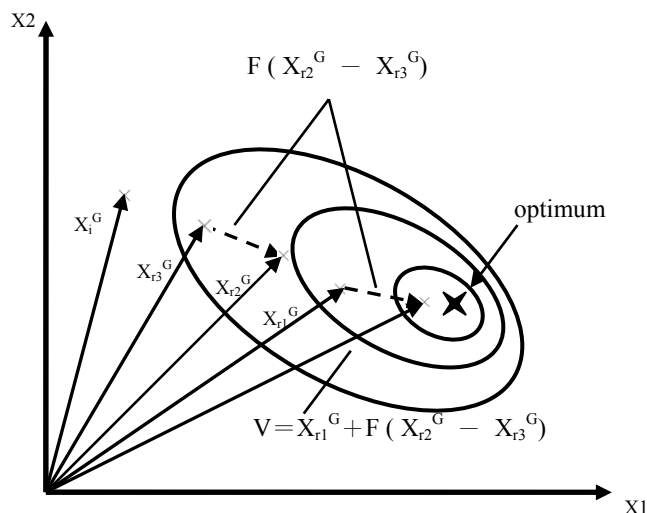


圖 1 突變時擾動向量產生的方式

突變向量操作式如下：

$$V^{G+1} = X_{r1}^G + F(X_{r2}^G - X_{r3}^G) \quad (2)$$

其中:  $F$  為突變因子 (Mutation factor) 介於  $(0, 2)$  之間,  $r1, r2, r3$  為相互不同個體, 皆於第  $G$  代群體中隨機選擇。  $X_{best}$  於第  $G$  代群體中最好個體。

DE 突變策略[9]：

a. DE/best/1

$$X_{best} + F(X_{r1} - X_{r2}) \quad (3)$$

b. DE/rand/1

$$X_{r1} + F(X_{r2} - X_{r3}) \quad (4)$$

c. DE/rand-to-best/1

$$X_{r1} + F(X_{best} - X_{r1}) + F(X_{r2} - X_{r3}) \quad (5)$$

d. DE/best/2

$$X_{best} + F(X_{r1} + X_{r2} - X_{r3} - X_{r4}) \quad (6)$$

e. DE/rand/2

$$X_{r5} + F(X_{r1} + X_{r2} - X_{r3} - X_{r4}) \quad (7)$$

使用者由上述突變策略中，選出一種適合問題的突變策略以產生突變向量。

第 $G$ 代個體 $i$ 的向量表達為：

$$X_i^G = (X_{1i}^G, X_{2i}^G, \dots, X_{ni}^G) \quad (8)$$

突變向量表達為：

$$V^{G+1} = (V_1^{G+1}, V_2^{G+1}, \dots, V_n^{G+1}) \quad (9)$$

### (3) 交配(Crossover)

交配操作亦以隨機方式進行。

父代 $X_i^G$ 與 $V^{G+1}$ 交配產生的子代向量為：

$$y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$$

$$y_j = \begin{cases} V_j^{G+1}, & \text{if } r_j \leq CR \text{ or } j = l \\ X_{ji}^G, & \text{if } r_j > CR \text{ and } j \neq l \end{cases} \quad (10)$$

此處， $j = 1, 2, 3, \dots, n$ ，隨機整數 $l \in \{1, 2, \dots, n\}$ ，隨機數 $r_j \in U(0, 1)$ ，交配率(crossover constant, CR)， $0 \leq CR \leq 1$ 。

### (4) 評估與選擇(Evaluation and Selection)

父代與經突變及交配的子代，兩代個體作競爭，擇優保留。

$$(X_i^{G+1}) = \arg \min \{F(X_i^G), F(y)\} \quad (11)$$

找尋下代族群中的最佳個體。

$$(X_{best}^{G+1}) = \arg \min \{F(X_i^G)\} \quad (12)$$

其中： $F(X)$ 代表目標函數值（適應值）。

(5)重複步驟(2)到步驟(4)，直到目標值（適應值）達到期望值或世代數已達到最大世代數為止。

## 參、智慧型垃圾桶決策族群式進化演算法

### 1. 垃圾桶決策模型

March 與 Cohen 根據 Simon 的『有限理性』觀點[13]，認為決策者受限於外在資訊之不足、與人類的客觀情感會影響理性判斷的程度，所以不可能做出完美的決策，於 1972 年[7]提出實際決策的組織情形，存在有另一種決策模式：處於無政府狀態下(Organized Anarchies)的決策模式，是一種非理性決策模式，這種模式具有三項特徵：

#### (1)問題目標不明確(Problematic/Objective Preferences)

決策參與者對於問題與目標的偏好呈現不一致，而且須要透過行動過程來發現決策參與者之偏好，無法以之為基礎來採取行動。

### (2)方法不確定(Unclear Technology)

組織參與者只知道在決策過程中必須改善問題，但是卻不了解個人具體該進行哪些努力工作，所以只能就個人認知觸及的部分進行試誤法(Try and Error)。

### (3)人員流動性(Fluid Participation)

組織在進行決策時，若是議題較具爭議必須重長計議，決策時間 拉長後，進行決策的常常不是同一群人，而決策參與者也可以來自各個利益團體與各行各業之人士。

在此種模糊不清的情境之下，將每個決策過程視為一個容器(Receptacle)或垃圾桶，裡面川流著決策者、問題與解決方案等決策要素則以垃圾(Garbage)代表之，對此非理性決策模式稱之為垃圾桶決策模式，此決策模式的決策常常決定於四股力量，即所謂垃圾桶決策模型架構之主導變數(Governing Variables)：問題/目標 (Problems/Objectives)、解決方案 (Solutions)、參與人員(Participants)、和決策的機會 (Opportunities)。

鑑於以上的決策過程中的三種模糊情境，吾人進一步提出此三種情境的對應解決方針，並以目標做為引導來完成問題的釐清：

- 目標不清楚：必須破除矛盾，採用整合異議模式。
- 方法不確定：必須跳脫窠臼，開拓創意思維。
- 人員流動性：必須強化意見交流，掌握解決問題時機。

將組織決策過程中進行分組討論之智慧型概念，再引入本文發展垃圾桶決策之族群式進化演算法中，此演算法稱之為智慧型垃圾桶決策之進化演算法(Intelligent GCM Evolution Algorithm, IGCMEA)

## 2.智慧型垃圾桶決策之族群式進化演算法

智慧型垃圾桶決策之族群式進化演算法係基於差分進化演算法，以垃圾桶決策模式為族群演化邏輯，兩者主要項目的對照如下：

individuals in a population → participants in an organism;

search space → solution (alternatives) space;

mutation strategy → garbage decision model;

objective (fitness) function → satisfaction function;

$X_{best}$  → the most satisfied evolutionary solution(alternatives).

如此，族群經幾世代進化後，最好個體則可視為組織參與者所決策最滿意方案。

於突變操作，IGCMEA 採用多樣性的選擇方式，將幾種突變策略放置於桶中，此桶稱為突變策略桶 (mutation-strategy can)；每世代之突變操作，從此桶中隨機選取一種進行之。再者，待族群成熟時機，使用『分群搜尋策略 (grouping search strategy)』，母體族群分為幾個子群，並整合各子群的搜尋表現，亦即於族群成熟之時間點，找出各子群各維變數的信心空間 (promising space) (例如：族群有 800 個體，假設優良個體數為 400，信心空間定義為此 400 優良個體的各維變數之上界限值與下界限值之區間)，再分別進行搜尋。因此，本文每隔幾個世代 (稱為評估世代數)，將母體族群分成三個子族群，並進行各組搜尋空間取定，如圖 2.所示：

(1) 第一組子族群：搜尋空間  $U^1$  為初始搜尋空間 (initial search space),  $U_i^0 = [x_i^0, \bar{x}_i^0]$ ,

$i = 1, 2, \dots, n$ 。  $x_i^0, \bar{x}_i^0$  分別為  $x_i$  上下界限。

(2) 第二組子族群：搜尋空間  $U^2$  為對信心空間 (promising space),  $U_i^p = [x_i^p, \bar{x}_i^p]$ , 放寬之。

(3) 第三組子族群：搜尋空間  $U^3$  係將信心空間以輪盤法 (roulette wheel selection model) 進行縮減為  $U_i^{pr} = [x_i^{pr}, \bar{x}_i^{pr}]$ , 再放寬之。

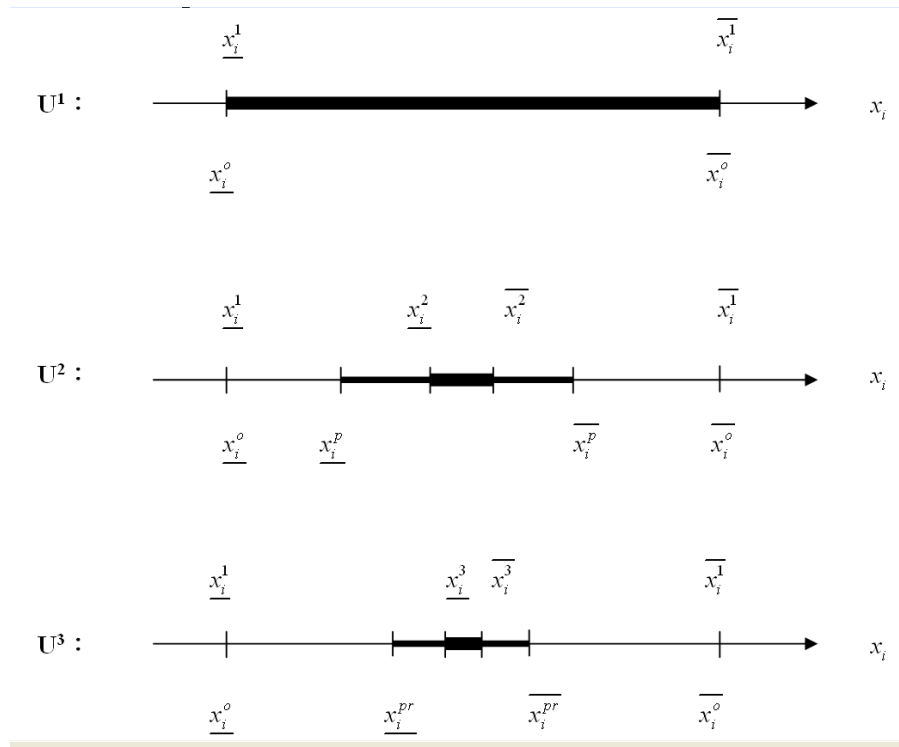


圖 2. IGCMEA 分群搜尋之各組取定示意圖

其中，輪盤法縮減信心空間的方式為：例如各維有 5 個分割區間，依照輪盤法的打靶機率模式，將族群中落入各維子區間之平均函數值較佳者，給予較高的被選取機會，最後，選取出來的空間為 5 個區間中的其中一個，期能產生迅速收斂之效果。IGCMEA 係於 MATLAB 環境下建置。

為模擬出上述人類社會之組織決策行為，本文設定四個操作參數：評估世代數、優良個體數、放寬比例以及分割區間數(本文之分割區間數定為 5)。為評估此思維的搜尋性，在後面的章節將針對其中三個主要的操作參數進行各項實驗，以展現智慧型分群搜尋概念之優點，而 IGCMEA 之流程圖將如圖 3 所示：

- (1) 評估世代數 (Evaluated generation numbers,  $N_E$ ): 在每隔一定評估世代數之際，族群進入分群策略階段，模擬小組定期開會討論之行為。
- (2) 優良個體數 (No. of better individuals,  $N_B$ ): 在該接受空間評估之族群中，由函數值表現較好的個體群，以其各維度的上下界限來決定信心空間，模擬會議進行時之方案抉擇的動作。

放寬比例 (Broaden ratio,  $B_r$ ): 於信心空間擬定後, 為確使族群之尋優效果顯著, 故將該信心空間予以放寬, 以模擬彈性決策。

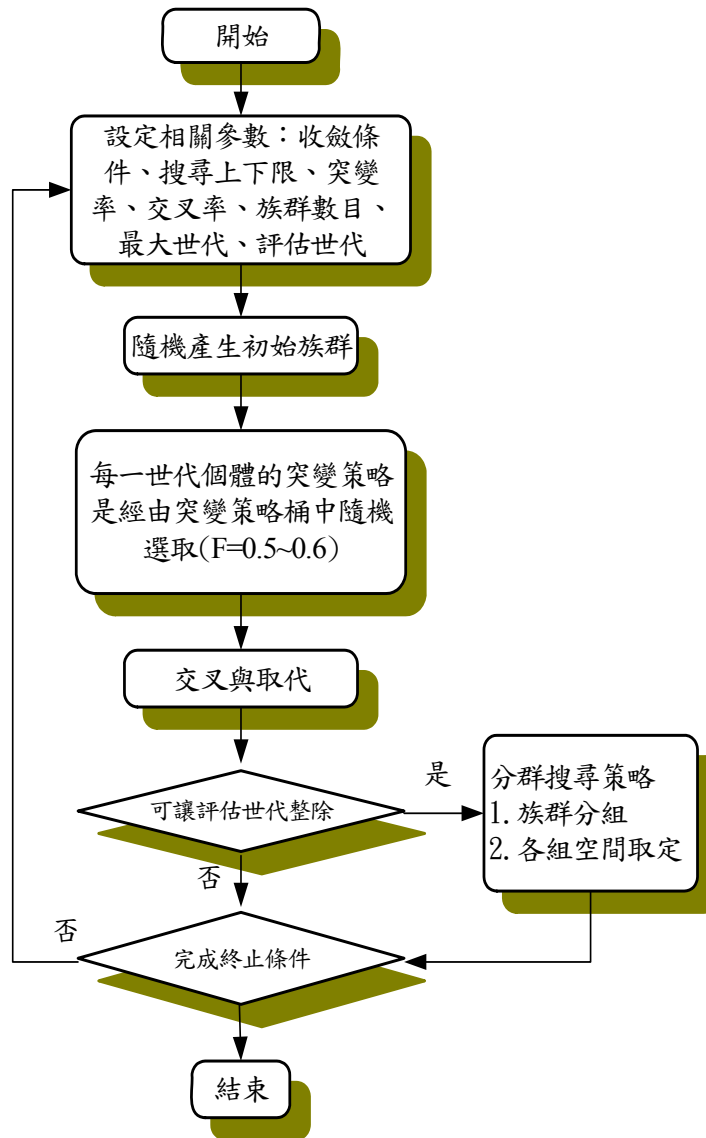


圖 3.Flow chart of IGCMEA

## 肆、實例與討論

本節將利用 IGCMEA 分別對 Rosenbrock Function 及懸臂樑做最佳化演算。

### 1. IGCMEA 對 100 維 Rosenbrock Function 探討

Rosenbrock Function :

$$F(X) = \sum_{i=1}^n (100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2) \quad (13)$$

minimum solution :  $X^* = \{1,1,\dots,1\}, F(X^*) = 0$



此函數為單極值函數，搜尋空間為

$$x_i \in [-30,30], \quad i = 1, \dots, n \quad (14)$$

等高線可以發現在極值附近為一狹長型的隙縫，猶如香蕉一樣形狀往極點收縮，是很難被搜尋到正確解的標竿函數之一，函數的二維

$F(X)$ 之立體圖與等高線圖分別顯示於圖 4.與圖 5.。

IGCMEA 於此函數求解的參數設定：

(1)突變策略設定為：

- 於每個世代從以下三種策略中任意挑選
  - (1) DE/best/1
  - (2) DE/rand-to-best/1
  - (3) DE/rand/2

(2)參數設定為：

- 維度  $n$  : 100
- 族群數 NP : 800 (NP = 5~10 × n[14])
- 最大世代數 MaxGen : 6000
- 突變參數 F = 0.5~0.6
- 交叉率 CR = 0.3 [14]
- 評估世代數有 100,200,300 世代三種
- 信心空間之放寬比例有 10,20,30 三種

(3) 優良個體數設定為：400

結果顯示於表 1.、2.與圖 6.、圖 7.。

由圖 6.得知，若評估世代間距拉長，如每隔 300 世代評估一次，族群可能已達成熟，族群信心空間無法提供多樣性。

由圖 7.得知，為了賦予演算法具有彈性評估的特性，進行了放寬比例為 10 倍、20 倍與 30 倍的實驗，發現太大的放寬倍數不易得到有效搜尋資訊，而太小雖可以得到有效之搜尋資訊，但世代數會相對拉長，由此可見，本實驗的放寬比例低於 30 倍可帶給 IGCMEA 收斂迅速又滿意的尋優結果。

表 1.IGCMEA，100 維 Rosenbrock 於不同評估世代數之結果

評估世代數	100	200	300
F(x)	9.52E-06	9.96E-06	3.97
Generations	2565	2849	6000

表 2. IGCMEA，100 維 Rosenbrock 於不同放寬比例之結果

放寬比例(倍)	10	20	30
F(x)	9.75E-06	8.89E-06	3.98
Generations	4065	2564	6000

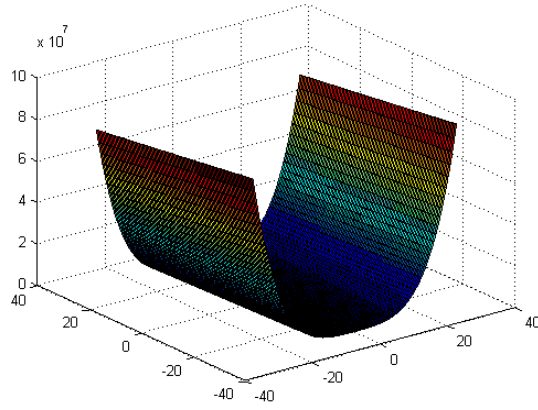


圖 4. 二維  $F(X)$  立體圖

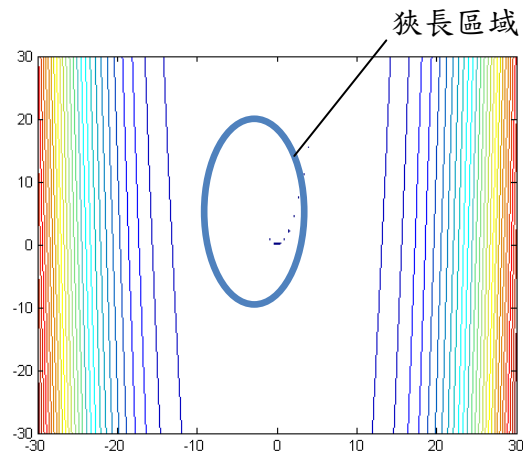


圖 5. 二維  $F(X)$  等高線圖

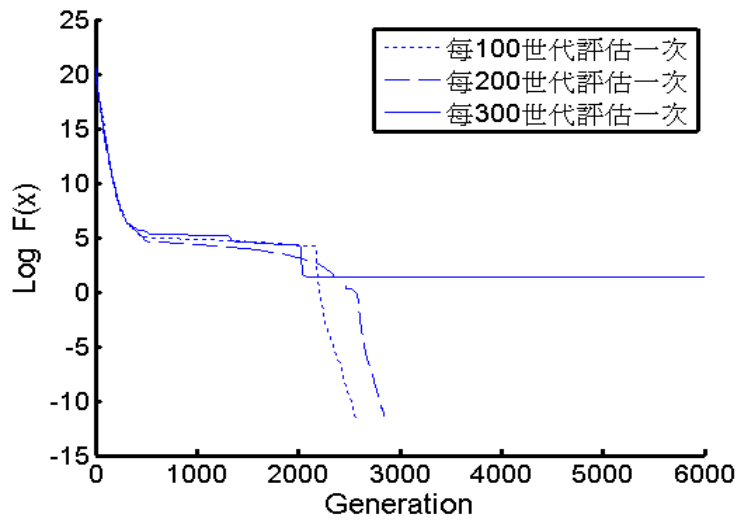


圖 6. IGCMEA，100 維 Rosenbrock 於不同評估世代數之搜尋結果

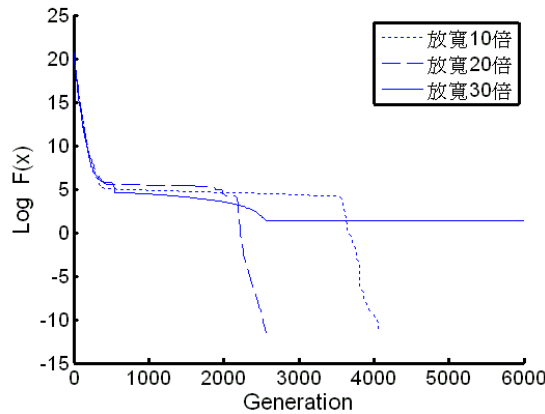


圖 7. IGCMEA，100 維 Rosenbrock 於不同放寬比例之搜尋結果

## 2. 懸臂樑輕量化問題之最佳化設計

此結構問題如圖 8.所示，為不連續矩形截面的懸臂樑設計問題，該問題目標函數為求解五個不同截面積之組配，以使懸臂樑所用材料體積為最少。設計問題共有 10 個設計變數，為一離散、連續域混合型設計問題，其變數設定如表 3.，設計變數為每個截面的高  $H_i$  與寬  $B_i$  ( $i=1\sim 5$ )，在懸臂樑自由端處施一外力  $P=50000N$ ，每段截面部分的左端應力值(Bending stress at z top fiber)最大限制為  $14000N/cm^2$ ，材料楊氏係數為  $200GPa$ ，於自由端的最大變形量不得高於  $2.715cm$ ，每段截面積形狀限制為每部分的高寬比不得高於 20；如此，此問題的最佳化數學模型如下：

$$\text{minimize} \quad V = \sum_{i=1}^5 100B_i H_i \quad (cm^3) \quad (15)$$

$$\text{subject to} \quad \begin{aligned} \delta_{\max} &\leq 2.715 \quad (cm) \\ \sigma_{\max} &\leq 14000 \quad N/cm^2 \\ H_i / B_i &\leq 20 \quad ,i=1,\dots,5 \end{aligned} \quad (16)$$

突變策略設定為：

- 於每個世代從以下三種策略中任意挑選
  - (1) DE/best/1
  - (2) DE/rand-to-best/1
  - (3) DE/rand/2

參數設定為：

- 維度  $D$ ：10
- 族群數  $NP$ ：300
- 最大世代數  $MaxGen$ ：100
- 突變參數  $F = 0.5\sim 0.6$

(離散值域之維度採用  $F = 1$ ，在四種離散尺寸中均勻任意選擇)

- 交叉率 CR = 0.3
- 搜尋空間：各維設計範圍與值域表示於表 3.
- 評估世代數：5
- 優良個體數：150
- 放寬倍數：10

茲將懸臂樑輕量化問題之搜尋收斂圖、最佳設計之變形圖以及設計結果比較表示於圖 9、10. 與表 3。由表 4.可以發現到 IGCMEA 解到的懸臂樑形狀越靠近自由端的尺寸較 Fuat Erbatur [15]設計結果為細長，最佳設計經過後處理得知自由端最大變形量為 2.707cm 以及最大應力值(Bending stress at z top fiber)為 13889N/cm<sup>2</sup>，證明 IGCMEA 在結構尺寸最佳化之解題表現比文獻[15]採取的 GA 方法良好。

表 3. 懸臂樑問題設計範圍與值域

變數	設計範圍	值域
B1(cm)	2、3、4、5	離散
H1(cm)	45、50、55、60	離散
B2(cm)	2.4、2.6、2.8、3.1	離散
H2(cm)	45、50、55、60	離散
B3(cm)	2.4、2.6、2.8、3.1	離散
H3(cm)	45、50、55、60	離散
B4(cm)	2 ~ 5	連續
H4(cm)	40 ~ 55	連續
B5(cm)	1 ~ 4	連續
H5(cm)	30 ~ 45	連續

表 4. 懸臂樑問題 IGCMEA 與文獻[15]比較結果

變數	Fuat Erbatur[15]	IGCMEA
B1(cm)	3	<b>3</b>
H1(cm)	60	<b>60</b>
B2(cm)	3.1	<b>3.1</b>
H2(cm)	55	<b>60</b>
B3(cm)	2.6	<b>2.6</b>
H3(cm)	50	<b>50</b>
B4(cm)	2.262	<b>2.125</b>
H4(cm)	45.233	<b>42.509</b>
B5(cm)	1.75	<b>1.59</b>
H5(cm)	34.995	<b>31.812</b>
F(X)(cm <sup>3</sup> )	64403	<b>63763</b>

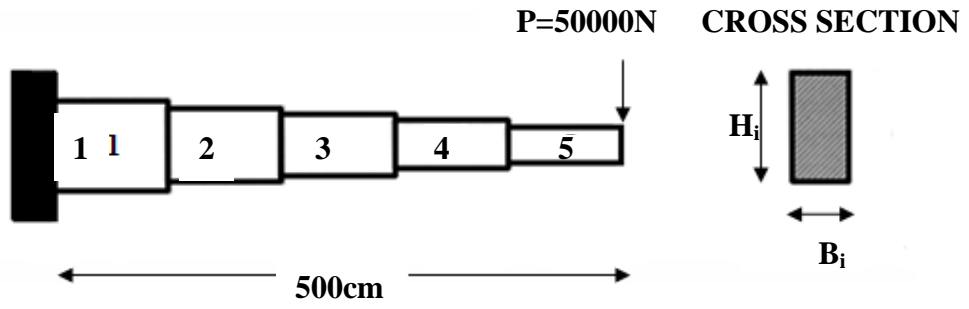


圖 8. 懸臂樑模型

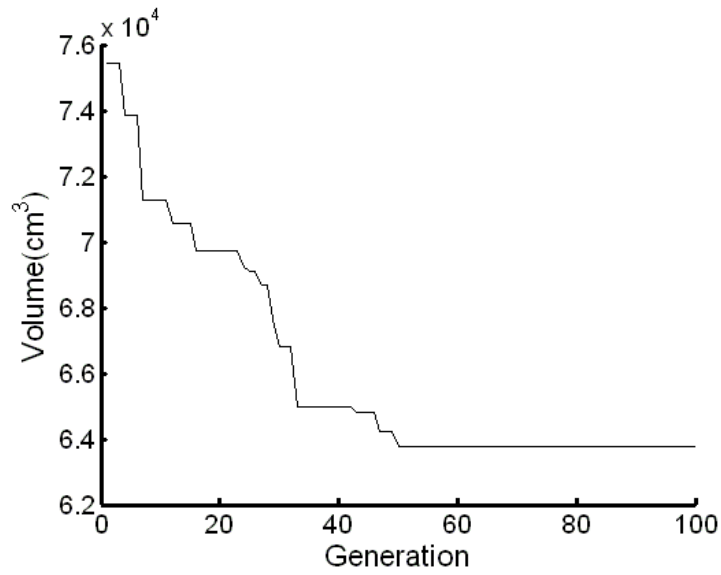


圖 9. 懸臂樑輕量化問題之搜尋收斂圖

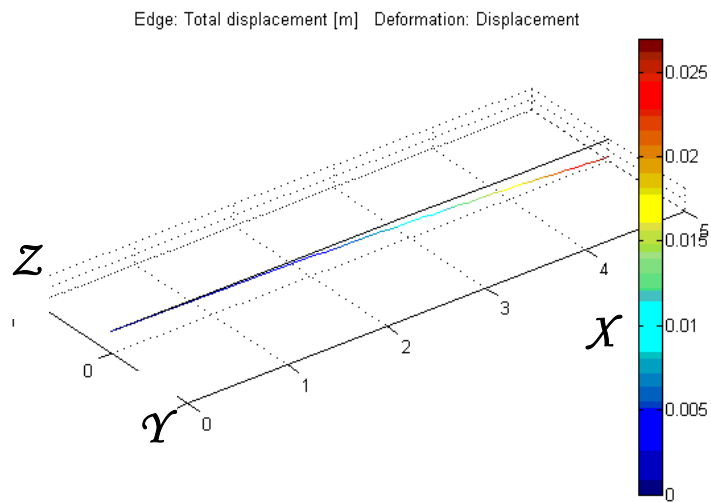


圖 10. 懸臂樑最佳設計之變形圖

## 伍、結論

1. 本文成功地將有限元素分析軟體 COMSOL Multiphysics 與 MATLAB 之間建置一個全自動最佳化的介面程式，透過 COMSOL Multiphysics 直觀而簡潔的圖形使用者介面與 MATLAB 方便而易懂的.m 編輯環境，可以提供一結構最佳化設計之發展平台。
2. 本文所提出的智慧型垃圾桶決策之進化演算法(IGCMEA)，在 Rosenbrock Function 上面進行測試，證明出其在搜尋全域最佳解之穩健與可行性。並且以這種新穎思維的全新演算方法在懸臂樑形狀最佳化問題上進行應用，得到令人滿意的設計結果。

## 陸、參考文獻

1. Pedersen, P., "Optimal Joint Positions for Space Trusses," Journal of the Structural Division, ASCE, Vol. 99, No. 12, pp. 2459-2475, 1973.
2. Khan, M. R., Willmert K. D., and Thornton, W. A., "An Optimality Criterion Method for Large-Scale Structures," AIAA Journal, Vol. 17, No. 7, pp. 753-761, 1979.
3. J. H. Holland, Adaptation in Natural and Artificial System: an Introductory Analysis with Applications to Biology, Control and Artificial Intelligence, University of Michigan Press, 1975.
4. Kennedy, J. and Eberhart, R. C., "Particle Swarm Optimization," Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, Vol. IV, pp. 1942-1948, 1995.
5. Kim, M., "Solving Traveling Salesman Problem Using Harmony Search," ENCE 677, Fall, 2003.
6. M. Cohen, J. March, J. Olson, "A Garbage Can Model of Organizational Choice", Administrative Science Quarterly, pp. 1-25, 1972.
7. F. W. Taylor, Scientific Management: Comprising Shop Management, the Principles of Scientific Management, Testimony before the Special House Committee, Harper & Row, New York, 1947.
8. Herbert Simon, "How Big is a Chunk?", Science, pp. 482-488, 1974.
9. Charles E. Lindblom, "Public Administration Review", Vol. 19, No. 2., pp. 79-88, 1959.
10. Rainer Storn, Kenneth Price. "Differential Evolution: A Simple and Efficient Adaptive Scheme for Global Optimization Over Continuous spaces", Global Optimization, pp.341-359, 1997.
11. Hendtlass Tim, Monstori Laszlo, Vancza Jozsef, Ali Moonis, "A Combined Swarm Differential Evolution Algorithm for Optimization Problems", International Conference on industrial and engineering applications of artificial intelligence and expert systems, Budapest, pp.11-18, 2001.
12. Hui-Yuan Fan, Jouni Lampinen, "A Trigonometric Mutation Operation to Differential Evolution", Journal of Global Optimization, pp.105-129, 2003.
13. Simon, H.A. Some further notes on a class of skew distribution functions. Information and Control, 3, 80-88, 1960.
14. K. E. Parsopoulos, D. K. Tasoulis, N. G. Pavlidis, V. P. Plagianakos, M. N. Vrahatis, "Vector Evaluated Differential Evolution for Multi-objective Optimization", Congress on Evolutionary Computation, pp.204-211, 2004.
15. Fuat Erbatur, "Optimal design of planar and space structures with genetic algorithms", Department of Civil Engineering, Middle East Technical University, 2000.