

## 資訊專題競賽報告

### 基於基因演算法之定向天線無線充電站排程演算法

#### (Scheduling Algorithm for Wireless Energy Harvesting Power Station using Directional Antennas Based on Genetic Algorithm)

專題題目說明、價值與貢獻自評 (限100字內)：

本文在多個充電站的環境下，使用了一個能量傳輸效率的模型，建構適應函式，並以基因演算法進行排程的最佳化，計算區域中所有裝置的電量達到全滿所需的最短時間及傳輸順序。經由實驗證明，相較於貪婪演算法，本文提出之演算法整體平均能節省約10%的時間，達到更高的效率，且有良好的收斂結果。

專題隊員：

姓名	E-mail	負責項目說明	專題內貢獻度(%)
許庭偉	tingwewe@gmail.com	研究相關知識，設計演算法	50%
洪郁修	elison8934678@gmail.com	研究相關知識，設計演算法	50%

指導教授簡述及簡評：

本專題由兩位同學針對無線充電的排程問題進行最佳化演算法之設計與效能分析，透過閱讀相關文獻後，他們嘗試使用 PYTHON 進行無線充電的模擬，並進一步思考如何進行最佳化演算法之設計，他們使用了基因演算法作為架構，並將排程問題導入該架構，實驗結果亦證明了基因演算法可以有效應用於此最佳化問題中。

他們將此成果整理後投稿至 2022 Symposium on Digital Life Technologies，並已被接受於 5/14 上午進行口頭報告。雖然研討會因疫情改為線上發表，但是兩位同學的投入與努力已經獲得肯定。

指導教授簽名：王丕中

中 華 民 國 1 1 1 年 5 月 2 日

## 目錄

- 一、摘要
- 二、專題研究動機與目的
- 三、專題重要貢獻
- 四、團隊合作方式
- 五、設計原理、研究方法與步驟
- 六、實驗與結果
- 七、效能評估與成果
- 八、結論
- 九、參考文獻

## 一、摘要

在使用定向天線(directional antennas)進行能量傳輸的感知無線電網路中，無線射頻能量(radio frequency energy)發射站需要最佳化充電方向的排程，以達到更高的傳輸效率。本文在多個充電站的環境下，使用了一個能量傳輸效率的模型，建構適應函式，並以基因演算法(Genetic algorithm)進行排程的最佳化，計算區域中所有裝置的電量達到全滿所需的最短時間及傳輸順序。在效能評估中我們實作了另外三種演算法作為對照：隨機(Random)、輪流(Round Robin)以及貪婪演算法(Greedy)。經由實驗證明，本文的基因演算法相較於其他三種方法，能找到更好的排程方法，相較於貪婪演算法，基因演算法整體平均能節省約 10% 的時間，達到更高的效率，且有良好的收斂結果。

**關鍵字：**無線充電(energy harvesting);物聯網(internet of thing);定向天線(directional antenna);基因演算法(genetic algorithm)

## 二、專題研究動機與目的

### 2.1 研究動機與目的

隨著科技發展，近年來諸如物聯網、邊緣運算等無線訊號傳輸科技受到高度重視，不僅僅只有高科技產業正在使用這些科技，許多傳統產業，如農業、養殖業、紡織廠等皆開始朝數位化發展，以達到更精準、更高效率的管理。然而這些散布各地的裝置能儲存的電量不高，且所在位置也可能造成更換電池的困難，因此這些裝置採用能量採集(Energy Harvesting)的方式充電，由附近的發射站提供無線射頻能量。

能量發射站有全向型天線以及定向型天線兩種選擇，本文研究考慮定向型天線的傳輸。在散佈著許多感測器的網路中，感測器的分布可能不均勻(某個區域可能是農田，有許多灑水裝置；有些區域可能是山區或是偏僻地區，感測裝置較少)。

在本研究中，我們假設在不均勻的感測器分布下，並且擁有多個能量發射站以

定向進行能量傳輸，發射站需決定各個方向的能量發射順序，以達到最高效率。

## 2.2 相關研究

隨著物聯網科技的普及，終端裝置數量快速上升，行動邊緣運算(Mobile edge computing)及能源採集(Energy Harvesting)被用來解決這些龐大的運算量。整個系統的效能就取決於裝置的能源採集、傳輸以及任務卸載(task offloading)，因此為了優化邊緣運算系統的能源效率，文獻[1]提出了一個無線邊緣運算網路的模型，分析系統的能源採集、任務卸載、任務計算及能源消耗，生成傳輸機率的目標函數(1)。然而眾多的參數導致此模型的複雜度大幅上升，因此使用差分進化演算法(Differential Evolution Algorithm)作為此問題的最佳化演算法，實驗證實此演算法能有效的解決裝置能源短缺的問題，且擁有比其他方法更好的收斂結果。

在採用能源採集的感知無線電網路中，無線電能源發射站有全向型天線及定向型天線兩種選擇，如何選擇使訊號傳輸更有效率便是一個重要的議題。文獻[2]研究提出裝置的傳輸機率(Transmission Probability)高度的依賴於可用頻譜(Spectrum Availability)以及裝置被充電的機率。經實驗發現相較於全向型天線，定向型天線能減少許多來自不同方向的干擾、聚焦訊號的方向，有效的增加頻譜利用率，因此使用定向型天線比起全向型天線有更高的傳輸機率。其中也提到發射站與周邊裝置的能量傳輸效率與天線增益、裝置與發射站的距離、路徑損耗(Path loss)、瑞利衰弱(Rayleigh fading)有關，並提出了一個模型。

然而，在定向型天線進行能量傳輸前，必須先確定往哪個方向傳輸最有效率，且網路中裝置的電量及位置可能隨時都在變化，如何估算各個方向的傳輸效率，並選出最佳解成為了一大問題。文獻[3]提出了一個能量傳輸演算法，藉由部分可觀測馬可夫決策過程(Partially observable Markov decision process)選出當下最佳解，並在觀察期驗證此解的效率是否達到一定門檻，藉此找到最佳的能量傳輸方式。

在多個能量發射站的環境下，[5]提出了一個能源利用感知運行控制演算法(Energy Utilization-Aware Operation Control Algorithm)，在維持電網能

量損耗不超過一定程度的同時，最小化感測器的能量中斷機率。

由於行動裝置有電池電量及運算能力的限制，[6]提出一種以磁感應進行充電的能源採集方式，每個行動裝置都可以分享多餘的電力給鄰近的裝置。甚至，每個行動裝置更能將計算任務卸載到鄰近的裝置，達到更高的效率。而為了達到最高效率，必須解決資源分配問題，此文獻使用量子粒子群優演算法(quantum-behaved particle swarm optimization algorithm)來最大化能量效率。

在採用無線充電的行動邊緣運算環境中，如何達到整體運算的高能源效率是重要的議題，[7]提出了用戶合作方法，在兩個用戶的遠近問題(near-far problem)中，將距離基地台較遠的用戶的任務傳送到較近的用戶，再由較近的用戶上傳任務到伺服器，藉此提升整體的能源效率。而[10]提出了一個能源損耗最小化的演算法，基於 Lyapunov 最佳化框架，在每個時間段透過迭代演算法實現能量和資料傳輸的時間分配、任務卸載的比例、資料傳輸功率和 CPU 週期頻率的最佳結果。而針對最佳化能量傳輸問題，[8]利用馬可夫決策過程(Markov decision process)生成模型，得到最佳的能源管理政策。由於環境中殘留的無線訊號之能量密度很低，所以必須增加平均能量輸出，[9]設計了一個用來收集來自 GSM-1800 頻段的能量的整流天線(Rectenna)。

### 三、 專題重要貢獻

本文使用了[2]的能量傳輸效率模型計算發射站到各個感測器的能量傳輸效率，藉此來最小化整體的充電時間。然而，眾多的參數(發射站與感測器的距離、發射站數量、傳輸過程的路徑損耗(Path Loss)、感測器電量等)導致問題較為複雜，因此我們使用基因演算法解決此最佳化問題。我們以各個發射站每單位時間要傳輸的方向作為染色體，並由能量傳輸機率的模型與最小化時間的目的生成適應函數，經 1000 個世代後得到最佳化結果，並與其他三種方法比較。

實驗結果證實，本文使用之基因演算法與其他方法的時間成本有顯著差異，能達到更好的能源效率。

### 四、 團隊合作方式

研究前期兩人共同加強背景知識，研讀相關論文，每周固定向教授、研究生報告進度，具備足夠知識後，共同設計演算法，並進行實驗，最後將結果整理成報告書。

## 五、設計原理、研究方法與步驟

### 5.1 系統模型

#### 5.1.1 無線充電基地台

如圖 1 所示，此處採取三個使用定向天線的無線充電基地台，其無線充電的範圍為 90 度，灰色區域為可充電範圍，每秒可變換一次充電方向，目標為求得將範圍內所有感測器的平均電量達到全滿的 98%（因為浮點數精度的問題，無法達到準確的 100%，故將電量超過 98% 視為充滿）所需的最短時間，實際上感測器能接收到的能量會受路徑傳輸損失的影響。

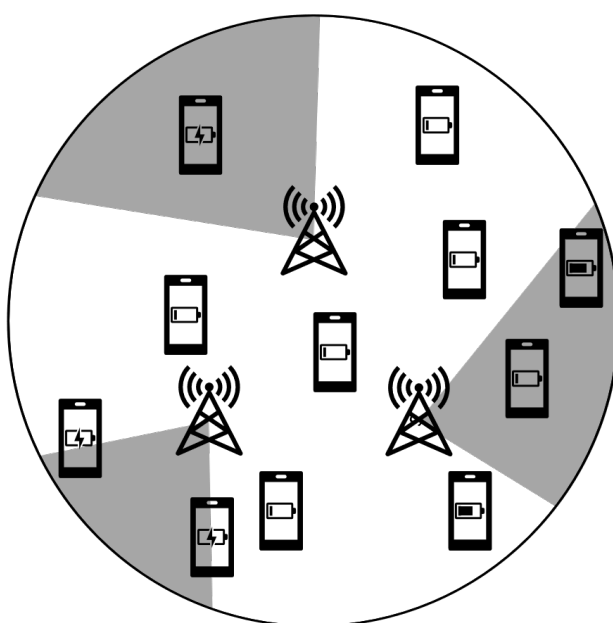


圖 1 無線充電基地台與感測器分布圖

#### 5.1.2 感測器

網路中的感測器最多可儲存 5 焦耳的電池能量，假設所有感測器充電前的電量為均勻分布( $\sim U[0,5]$ )，使用定向天線，其訊號接收角度範圍皆與充電站一樣。所有感測器的分布會在以充電站為原點的方圓 15 公尺內，如圖 2 所示。

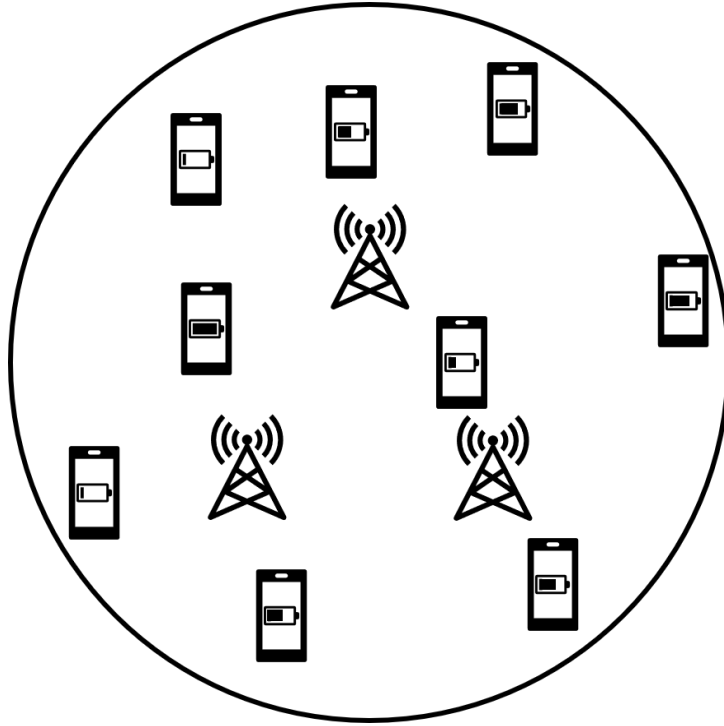


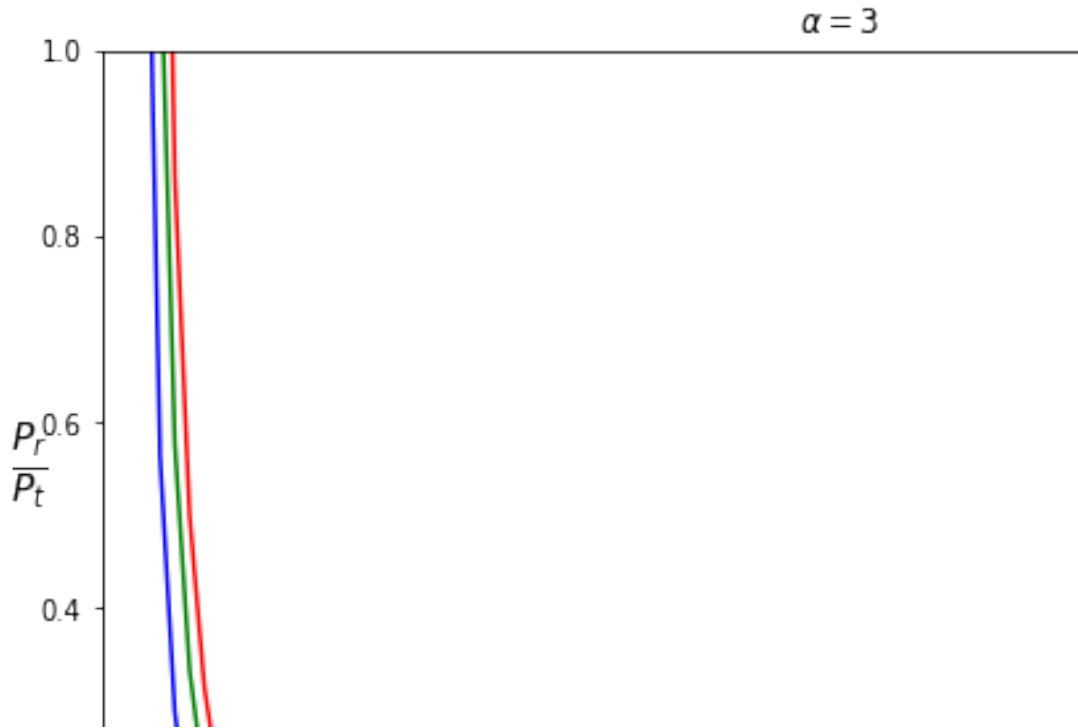
圖 2 感測器分布圖

### 5.1.3 路徑傳輸損失

無線充電電波在戶外傳輸時，其實際功率會受到路徑長短的影響，如圖三，稱為路徑損耗，可由(1)計算得知

$$\frac{P_r}{P_t} = \left( \frac{4\pi^2}{\theta_p \theta_s} \right) \times d^{-\alpha} \quad (1)$$

$P_r$  為實際接收功率； $P_t$  為發射站的發射功率，此處我們採用 5 瓦特； $p$  為無線充電站的發射範圍，此處設定為 90 度； $s$  為感測器的接收範圍，此處一樣與充電站同為 90 度； $d$  為感測器與充電站的距離； $\alpha$  為路徑損失指數，會隨者傳輸的環境不同而不同，在真空中為 2，都會區介於 2.7~6 之間，由於本篇研究的充電範圍為充電站的方圓 15 公尺內，因此這裡設定路徑損失指數為 3。



圖三 路徑損耗與距離關係圖

## 5.2 無線充電排程演算法

### 5.2.1 基因演算法

基因演算法屬於啟發式演算法的一種，藉由模擬現實中生物演化的方式來求得許多參數函數的最佳解。本文使用 pygad[4] 提供的基因演算法套件作為模擬充電的主要比較方法，以每個單位時間各個充電站所傳輸能源的方向當作染色體，目標為求得網路中所有感測器經由充電站充滿所需的最短時間。

接下來，我們將說明基因演算法每個階段設定的參數和適應函數。

#### Step 1 初始化

隨機產生解  $X_i$ ， $i \in [0, N \times P]$ ， $N$  為每個世代的個體數， $P$  為發射站數量。

#### Step 2 選擇

選擇方式採用 steady-state，選擇交配的數量為個體數的一半，確保解的適應狀態穩定上升。

#### Step 3 交配



使用 uniform 的方式來同時讓每個染色體都有機會變動，避免可能快收斂的染色體消失，增加解的多樣性，防止陷入區域最佳解。

#### Step 4 突變

突變方式採取隨機突變，突變機率為 10%。

#### Step 5 適應函數

適應函數的計算方式為公式(2)以及(3)

$$f(X_i) = \sum_{i=0}^n S_i \div (n \times S_{Max}) \quad (2)$$

$$f(X_i) = 100 \div T \quad (3)$$

(2)是系統未能在給定的時間內充電完成時，所使用的計算公式，以當前所有感測器的總電量百分比作為適應函數值，其中 $S_i$ 為第 $i$ 個感測器的電量， $S_{max}$ 則為感測器充滿時的電量，總共有 $n$ 個感測器。

(3)是當系統中的感測器全部充電完畢時的計算公式，以其充電完畢所消耗的時間與總時間的比值  $T$  作為函數值，因為充電完畢的適應程度較未能充完電的適應程度佳，故乘上常數 100 確保其值必定大於(2)。

### 5.2.2 Random

所有充電站在每單位時間都隨機選擇一個角度發射能量。虛擬碼如下：

```
sensor_list is a list containing capacity of each sensor
power_station_list is a list of power stations
order is a 2-D list which represents the charging direction order
for each power station,
time_slot is the total charging time
for i ( 0 to time_slot -1) do
```

```

    for p (power_station_list) do
        direction = uniform_distribution(0,2 $\pi$ )
        order[p][i]= direction
    end for
    update the capacity of each sensor in sensor_list
end for
return order

```

### 5.2.3 Round Robin

所有充電站的發射角度皆從 0 開始，對每個角度輪流充電，一開始朝  $0^\circ$  方向充電，下一秒朝  $30^\circ$  方向充電，依此類推。虛擬碼如下：

```

sensor_list is a list containing capacity of each sensor
power_station_list is a list of power stations
order is a 2-D list which represents the charging direction order
for each power station
time_slot is the total charging time
direction is the charging direction, initialized to 0
beam_width is a list containing the beam width of each power station
for i ( 0 to time_slot -1) do
    for p (power_station_list) do
        order[p][i]= direction
        direction <- direction + beam_width[p]
    end for
    update the capacity of each sensor in sensor_list

```

### 5.2.4 貪婪演算法

每個單位時間，充電站各自計算其最佳的發射角度，最佳發射角度的定義為一

個單位時間內能使所有感測器電量增加的總和為最多的發射角度。虛擬碼如下：

```
sensor_list is a list containing capacity of each sensor
power_station_list is a list of power stations
order is a 2-D list which represents the charging direction order

for each power station
time_slot is the total charging time
for i ( 0 to time_slot -1) do
    for p (power_station_list) do
        find the best_direction which has maximum power transformed
        order[p][i]=best_direction
    end for
    update the capacity of each sensor in sensor_list
end for
return order
```

## 六、實驗與結果

此章節將針對感測器拓樸、發射站發射角度等變因，比較基因演算法與上述的另三種演算法之差異。本實驗以兩種方式生成拓樸：

1.uniform distribution：拓樸呈隨機分布

2.BA 無尺度網路：圖中點的分群較明顯，較符合現實生活，例如高樓大廈之裝置相當密集，山區只有在有村莊的地區有較密集的裝置

以下分為三個部分，第一部分探討相同發射角度，不同裝置數，在 uniform 拓樸和 BA 無尺度網路之差異；第二部分探討本文提出之基因演算法在不同的拓樸環境下是否能穩定地找到最佳排程方式；第三部分探討不同發射角度對基因演算法效能的影響。

### 6.1 不同裝置數之成果差異

圖 4 為此實驗使用之 uniform 網路拓樸圖，而圖 5 為 BA 無尺度網路拓樸圖。此實驗為 50 個裝置，發射站發射角度為 90 度，重複計算 100 次，觀察結果是否符合預期 uniform 實驗結果如表 1，BA 實驗結果如表 2。在 uniform 的實驗結果中，GA 能比 greedy 節省約 10% 的時間，而 BA 的實驗結果中，GA 能比 greedy 節省約 13.8% 的時間。

由實驗結果可看出，在此實驗中，基因演算法能找到更好的充電排程，以更短的時間將拓樸中的裝置全數充滿電。

而此實驗兩次基因演算法的 fitness 分布如圖 6，可以發現，1000 次的迭代能讓解充分收斂。

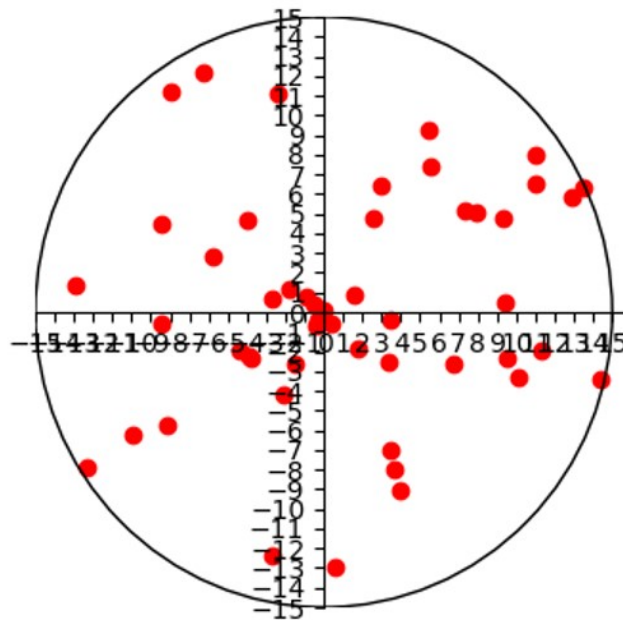


圖 4：Uniform Distribution 網路拓樸

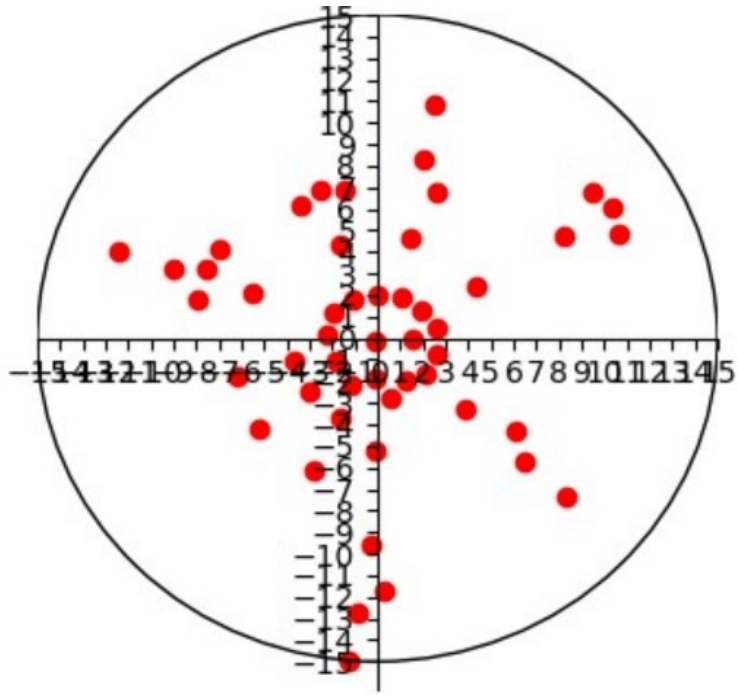


圖 5: BA 無尺度網路拓撲

表 1: Uniform Distribution 網路拓撲

	平均	最佳
Greedy	38	38
Random	131.62	103
Round Robin	129	129
GA	35	34

表 2: BA 無尺度網路拓撲

	平均	最佳
Greedy	36	36
Random	72.51	56
Round Robin	68	68
GA	31.98	31

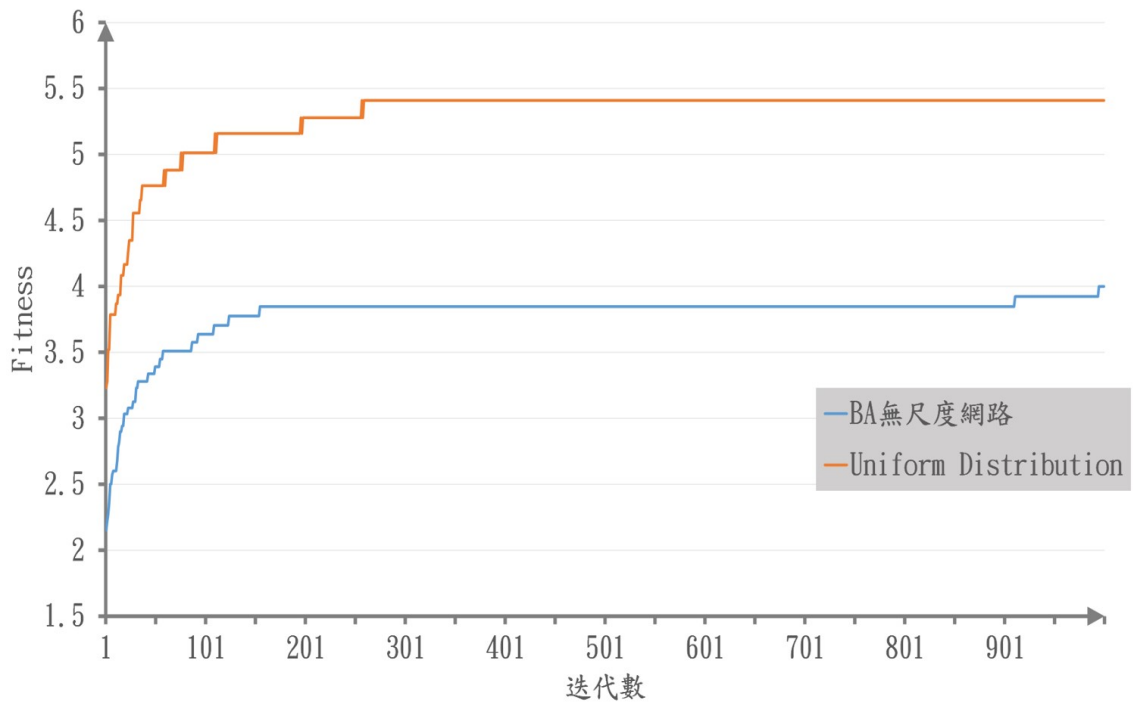


圖 6: fitness 收斂圖

接下來，我們進行不同裝置數的實驗，比較 10 個裝置、50 個裝置、100 個裝置的拓樸中，基因演算法的成效。圖 7 為使用 BA 無尺度網路之不同裝置數比較圖，由此結果可發現，基因演算法在 50 個裝置的拓樸較能拉開差距，因為過少的裝置數將造成整體複雜度低，greedy 能輕易找到最佳解。

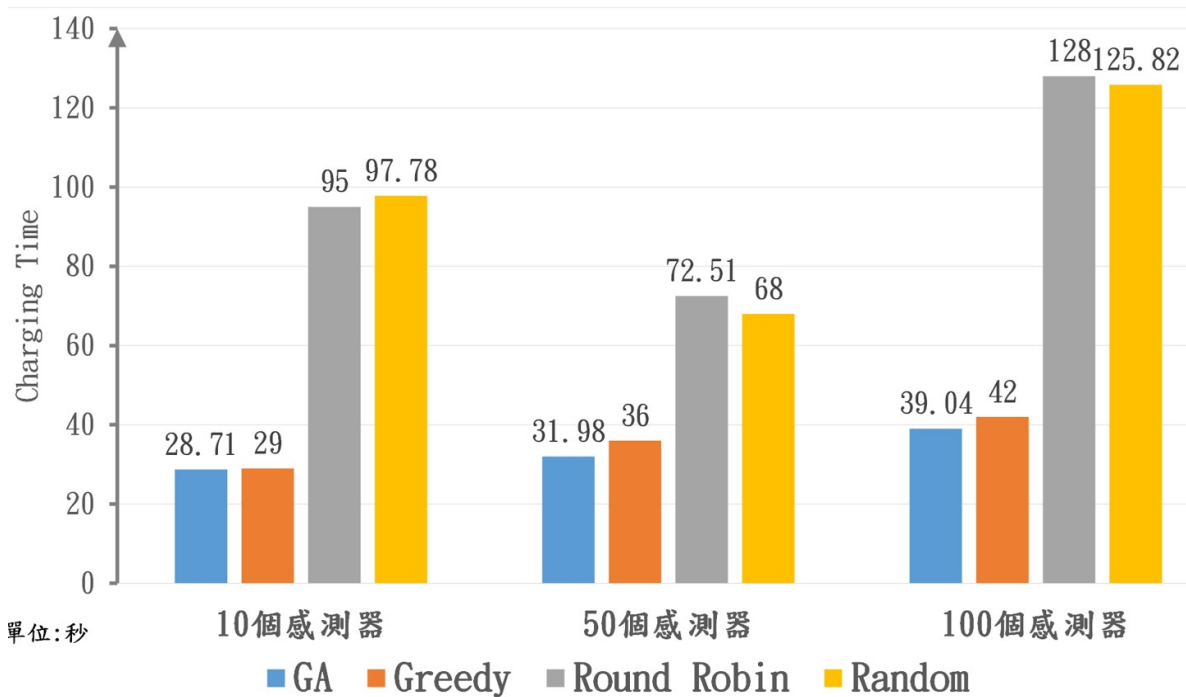


圖 7: 不同裝置數量使用各方法之時間比較圖

## 6.2 不同拓樸之基因演算法成效分析

接下來，我們將在 100 個不同拓樸的環境下執行本文提出之基因演算法，測試其穩定性。由實驗結果(如圖 8)可看出，在 BA 無尺度網路的環境下，基因演算法相較於貪婪演算法平均改善了 6.1%，而在 uniform 的環境下平均改善了 7.2%，顯現出基因演算法在眾多不同的拓樸環境下，皆能穩定地找到比其他方法更好的排程方式。且由 fitness 平均收斂圖(圖 9)可看出，本文提出之演算法在眾多不同的拓樸環境下皆能充份的收斂，找到最佳的充電排程。

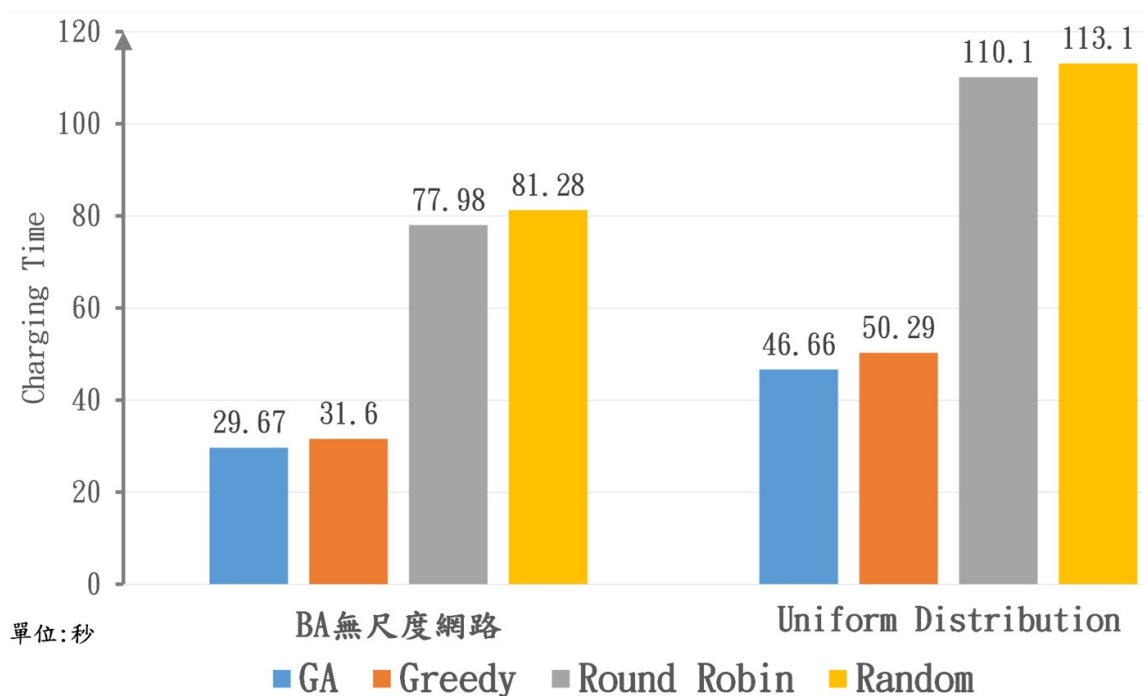


圖 8: 100 個不同拓樸使用各方法之平均時間比較圖

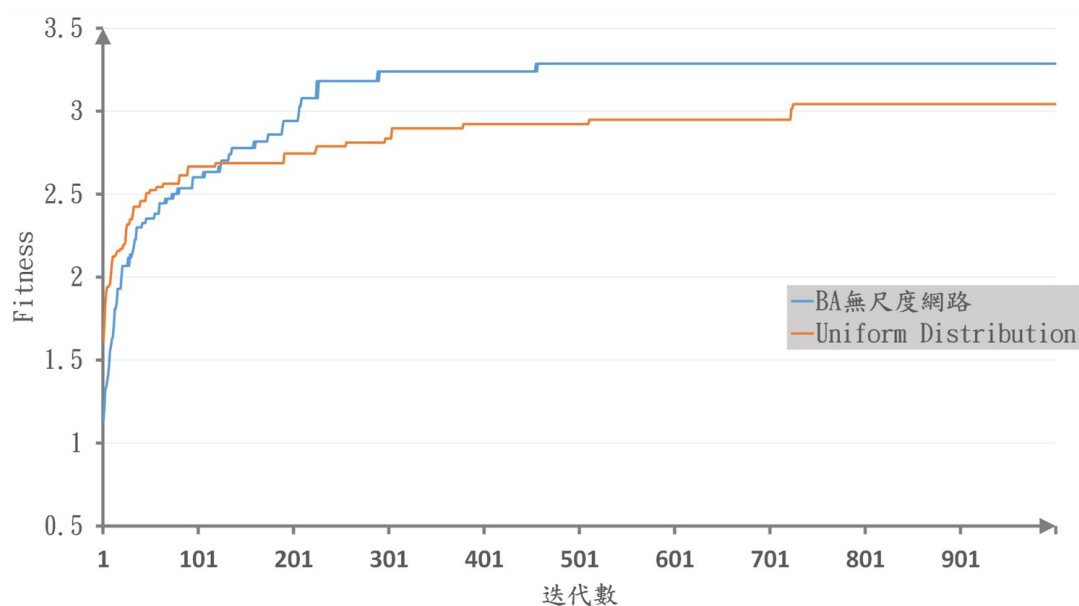


圖 9: 100 個不同拓樸之平均 fitness 收斂圖

### 6.3 不同發射角度之基因演算法成效分析

本實驗探討發射站發射角度為 45 度、60 度、90 度之基因演算法成效差異，圖 10 為實驗結果，由實驗結果可發現，發射角度越小，基因演算法與其他方法的差距越大，這是因為發射角度越小，單位時間能充電的區域越小，導致整體複雜度上升，greedy 難以判斷當下的最佳充電方向，其他方法則較容易浪費能量，像是 random 和 RR，在發射角度較小的情況下，將能量傳輸給已充滿電的裝置的機率較高。

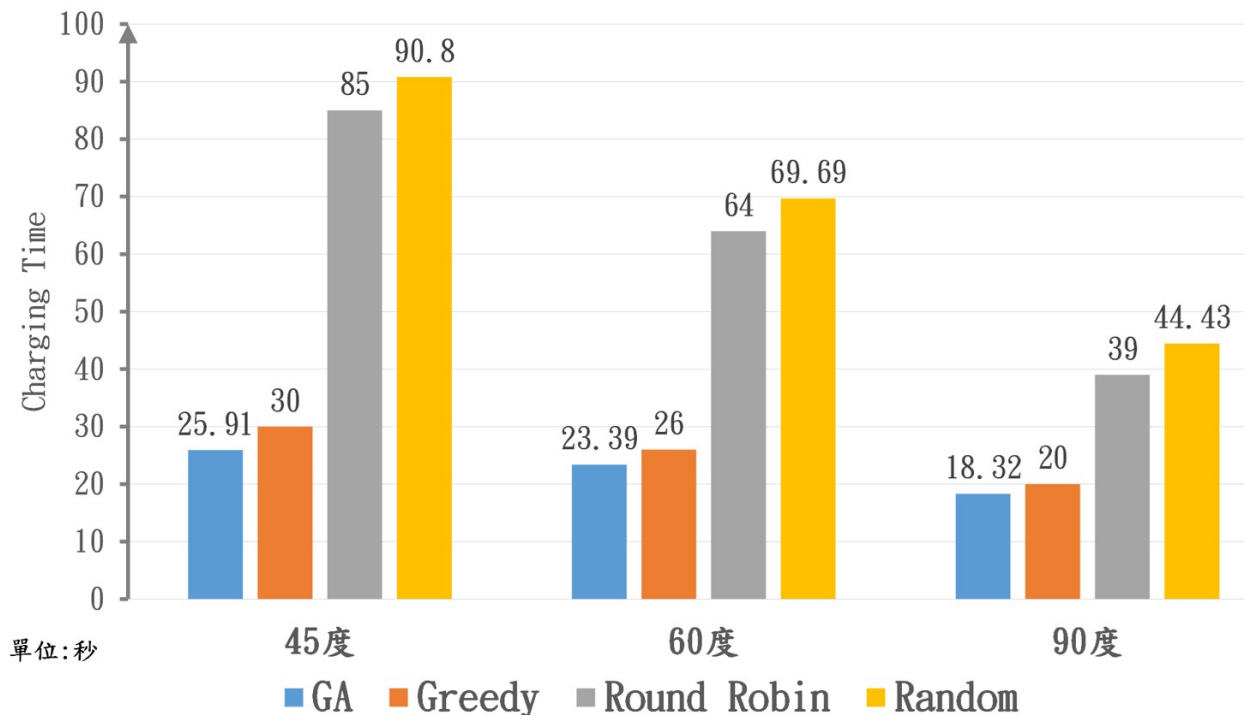


圖 10: 不同發射角度之實驗結果

## 七、 結論

在這次研究中，配有定向天線的充電站與物聯網設備的環境中，藉由無線充電對物聯網設備充電，為了透過最佳化充電方向的排程以達到最小化整體充電時間，本文使用基因演算法，將結果與另三種演算法比較，設定不同拓樸、設備數量、發射角度的實驗結果得知，本文提出之基因演算法確實能減少將拓樸中所有裝置充滿電所需的時間，同時減少能量的浪費，相較於貪婪演算法，基因演算法整體平均能節省約 10% 的時間。同時，我們也發現，發射站之發射角度越小，基因演算法與其他方法的效果差異越大，且若拓樸中的裝置數過多或過少，也會降低基因演算法與其他方法之差距。總而言之，本文提出之基於基因



演算法之定向天線無線充電站排程演算法，在裝置數量適中的環境下效果顯著，符合現實社會中的情況，能有效地縮短充電時間，減少能量耗損。

## 八、參考文獻

- [1] Y. Sun, C. Song, S. Yu, Y. Liu, H. Pan and P. Zeng, "Energy-Efficient Task Offloading Based on Differential Evolution in Edge Computing System With Energy Harvesting," in IEEE Access, vol. 9, pp.16383-16391, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3052901.
- [2] Q. Wang, H. Dai and W. Zhang, "Transmission probability of energy harvesting-based cognitive radio networks with directional antennas," 2017 23rd Asia-Pacific Conference on Communications (APCC), 2017, pp. 1-6, doi: 10.23919/APCC.2017.8304020.
- [3] H. Ko and S. Pack, "Observation-based directional energy transmission algorithm in energy harvesting networks," 2017 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC), 2017, pp. 908-912, doi: 10.1109/ICTC.2017.8190812.
- [4] PyGad – Python Genetic Algorithm, <https://pygad.readthedocs.io/en/latest/>
- [5] H. Ko, S. Pack and V. C. M. Leung, "Energy Utilization-Aware Operation Control Algorithm in Energy Harvesting Base Stations," in IEEE Internet of Things Journal, vol. 6, no. 6, pp. 10824-10833, Dec. 2019, doi: 10.1109/IIOT.2019.2942037.
- [6] J. Chen, Y. Zhao, Z. Xu and H. Zheng, "Resource Allocation Strategy for D2D-Assisted Edge Computing System With Hybrid Energy Harvesting," in IEEE Access, vol. 8, pp. 192643-192658, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3032033.
- [7] L. Ji and S. Guo, "Energy-Efficient Cooperative Resource Allocation in Wireless Powered Mobile Edge Computing," in IEEE Internet of Things Journal, vol. 6, no. 3, pp. 4744-4754, June 2019, doi: 10.1109/IIOT.2018.2880812.
- [8] Y. Zhang, D. Niyato, P. Wang, and D. Kim, "Optimal energy management policy of mobile energy gateway," IEEE Trans. Veh. Technol., vol. 65, no. 5, pp. 3685–3699, May 2016.
- [9] S. Shen, Y. Zhang, C. -Y. Chiu and R. Murch, "Directional Multiport Ambient RF Energy-Harvesting System for the Internet of Things," in IEEE Internet of Things Journal, vol. 8, no. 7, pp. 5850-5865, 1 April, 2021.
- [10] Chunlin Li, Jianhang Tang, Yang Zhang, Xin Yan, Youlong Luo, Energy efficient computation offloading for non orthogonal multiple access assisted mobile edge computing with energy harvesting devices, Computer Networks, Volume 164,2019.