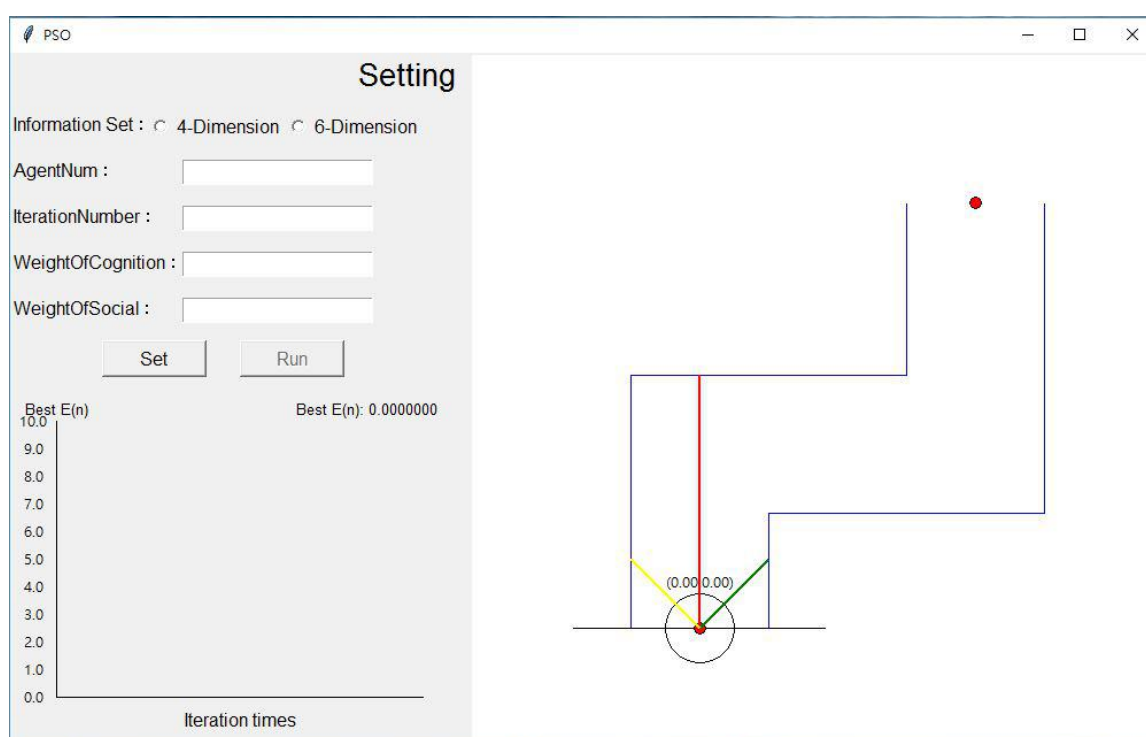


HomeWork3 Report

資工 4A_102502511_黃宇謙

前言：

本次實驗使用 PSO 演算法來修正 RBFN 的參數，使車子可以根據 RBFN 走到終點。



實驗目的：

使用助教提供的檔案當訓練資料，訓練 RBFN，並使用 PSO 演算法，找出誤差最小、最適當的參數值。

細節：

RBFN：

目的：

將距離輸入值丟入 RBFN 中，用 RBFN 之運算得到車子轉彎的角度。

實作方式：

$$F(\underline{x}) = \sum_{j=1}^J w_j \varphi_j(\underline{x}) + \theta = \sum_{j=0}^J w_j \varphi_j(\underline{x})$$

$$\varphi_j(\underline{x}) = \exp\left(-\frac{\|\underline{x} - \underline{m}_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right)$$

依照上述兩公式建造而成，其中 J 為神經元個數，X 為距離輸入，W、M、 σ 由基因提供，初始為 Random 值。而本次實驗中我有將 W 和 θ 正規化為 0~1，因此後面在算收斂誤差時，須將期望輸出值 Y 正規化到 0~1。

PSO 演算法：

目的：

找出最好的 RBFN 參數。

初始化個體：

預先準備指定數量的個體，每個個體分別存放 RBFN 的所有參數值，每個個體大小為 $1 + (2 * J(\text{隱藏神經元個數})) * p$ (輸入資料維度) 的矩陣。

計算個體移動速度：

每個個體有各自的移動速度，他們各自會往表現最好的個體靠近，同時也會向自己歷程中最好的表現位置靠近，這是 PSO 的要點，不但要參考別人，也要觀摩自己。其中我設置兩個變數為 WeightOfCognition、WeightOfSocial，分別代表參考別人、觀摩自己的程度。

$$\underline{v}_i(t) = \underline{v}_i(t-1) + \varphi_1(\underline{p}_i(t) - \underline{x}_i(t-1)) + \varphi_2(\underline{p}_g(t) - \underline{x}_i(t-1))$$

P_i 、 P_g 分別為自身歷程最佳和群體最佳個體， φ_1 、 φ_2 對應 WeightOfCognition 和 WeightOfSocial

P_i 、 P_g 取決於適應函數，本次的適應函數為計算誤差值，因此越小越佳。

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_1^N (y_n - F(x_n))^2$$

位置更新：

計算好個體移動速度，便可以開始更新位置，新位置為舊位置加上移動速度。

$$\underline{x}_i(t) = \underline{x}_i(t-1) + \underline{v}_i(t)$$

RBFN 計算：

由上述方式找到表現最好的 DNA 後，將依序放到 RBFN 的參數之中，藉由此 RBFN 來計算出車子轉彎角度，將感測器測得的距離丟入 RBFN 便可以計算出車子所需轉動的角度。（*由於上面有正規化計算出的結果為 0~1，必須將其還原成 -40~40 的狀態）

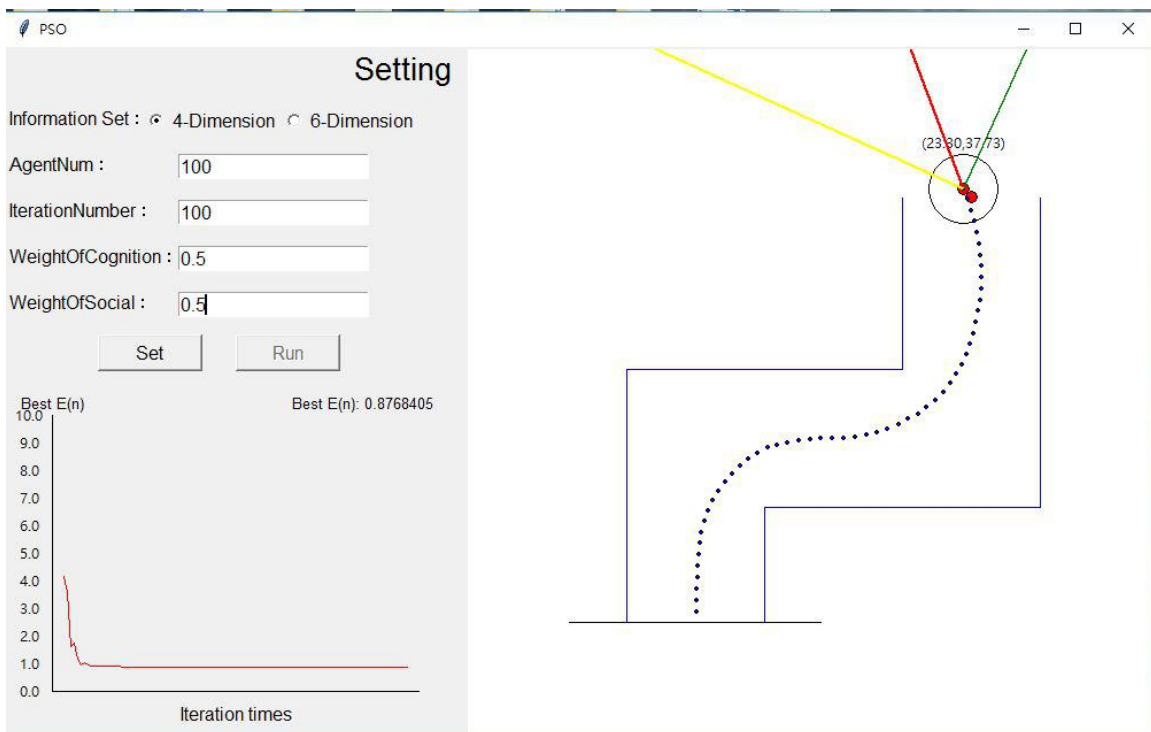
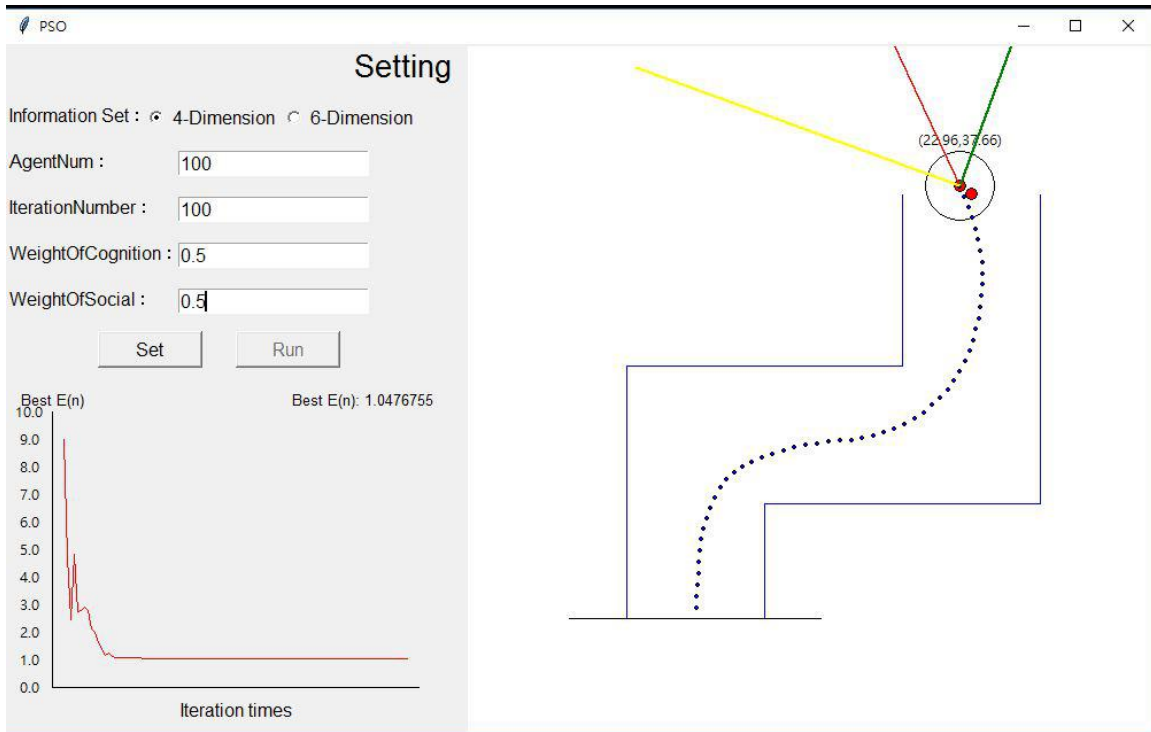
實驗結果：

1. 隱藏神經元超過 3 都有不錯的結果(在 4 維資料) , 但使用 6 維資料反而表現得不如使用 4 維資料好。
2. 使用訓練出來的 RBFN 大致上表現不錯 , 但偶而會因為過度訓練反而出現誤差小 , 結果卻不理想的情況。
3. 有速度上限 和 沒有上限 基本上不會差太多 , 當迭代次數夠都可以找到良好的結果。

心得：

本次實驗由於有上次的經驗 , 不出再重新弄懂 RBFN 和最佳化工具的關係 , 寫起來快很多 , 在這次 PSO 的程式中 , 我覺得寫出來的 PSO 跑得比基因演算法的效果還要好 , 大體上比基因演算法收斂的速度還要快 , 相比基因演算法 , PSO 的疊盪次數比較多 , 不過每次疊盪最低點會越變越低。

經過這兩次的實驗 , 我學會兩個最佳化的工具 , 希望以後可以把運算速度調得更好 , 執行出來的結果也可以更佳。



參考資料：

<http://morris821028.github.io/2014/05/19/lesson/hw-computational-intelligence/>