「放射狀基底函數網路」，其網路架構如圖1所示，為兩層的網路；假設輸入維度是I，以及隱藏層類神經元的數目是J，那麼網路的輸入可以表示成：

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

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

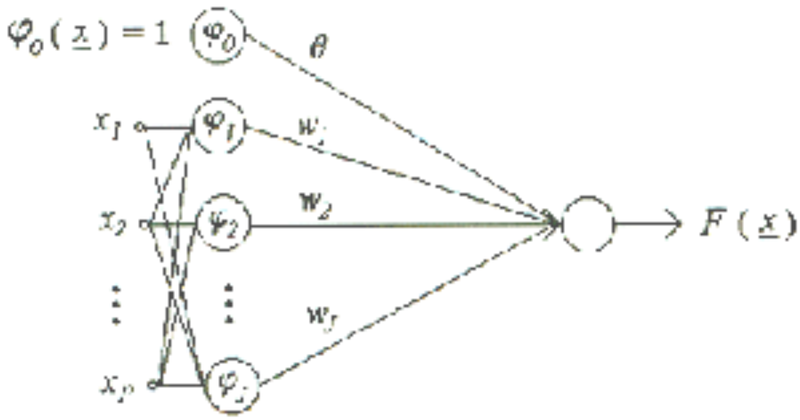

圖1：放射性基底函數網路的架構。

而 $\varphi_j(\underline{x})$ 我們選用高斯型基底函數：

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

其中 $\underline{x} = (x_1, x_2, \cdots, x_i)$ 、$\underline{m}_j = (m_{j1}, m_{j2}, \cdots, m_{ji})$ 、|| || 代表向量絕對值

適應函數為：

$$E(n) = \frac{1}{2}\sum_{1}^{N}(y_n - F(\underline{x}_n))^2 \qquad (1)$$

N：作業1產生的N筆成功到達目標的訓練資料

y_n：表示訓練資料的方向盤期望輸出值

<為了計算方便，我們在此把訓練資料x_i正規化到 -1~1之間>

請用基因演算法，找出w_j , m_j , σ_j，在不同的數字J下，最好的基因向量。其中基因向

量維度公式為:

Dim(j) = 1 +j + i*j +j

即 (θ ,w_1 ,w_2 , …, w_j , m_{11}, m_{12}, …, m_{1i}, m_{21}, m_{22}, …, m_{2i}, …, m_{j1}, m_{j2},…, m_{ji}, σ_1, σ_2, …, σ_j)

例如J為9、輸入x為3維向量，則表示基因向量是1+9+3*9+9=46維度的向量；又例如J為7、輸入x為3維向量，則表示基因向量是1+7+3*7+7=36維度的向量。演算的目標是使得評估函數 $E(n)$ (式1) 越小越好。

基因向量中

θ 範圍為 -1~1之間

w_j範圍為 -1~1之間

m_{ji}範圍跟x_i範圍一樣

根據高斯函數的原理，σ_j範圍則為0~1之間。但同學們也可以嘗試以大一點的值來初始化，觀察訓練過程會有什麼改變

由於 $\varphi_j(\underline{x})$ 的值介於0~1之間，若我們把期望輸出值y_n由 -40 ~ 40度正規化到 -1~1之間，即可保證落於網路的輸出值域之中，使得網路有能力逼近我們的期望值。

舉例而言，假設目前有一組4D輸入資料[22, 8.4, 8.4, 0]，

若我們以[0,80]作為距離的值域區間，[-40,40]作為角度的值域區間對資料正規化，

可得到[-0.45, -0.79,-0.79, 0]

若J取1，則基因向量為6維，假設為[1,1,1,1,1,1]

則$\varphi_1(\underline{x})$ = 0.0142

則$F(\underline{x})$ = 1.0142，$E(n)$ = 0.5143

將$F(\underline{x})$反正規化，即得到網路對於目前3個距離的響應角度。由上述的例子可以看出，網路的輸出不見得會落在-40~40之間，同學們可以想想看該如何處理這個問題。

基因演算法中需要包含[複製，輪盤式選擇，競爭式選擇，交配，突變] 這些步驟

程式要能設定迭代次數，族群大小，突變機率，交配機率以及網路J值。

訓練出來的網路優劣可由平均誤差值 $$Error(t)=\frac{\sum_{1}^{N}\left\|(y_n-F(\underline{x}_n))\right\|}{N}$$ 來判斷

請找出一組設定值使得程式在數百次迭代後能夠通過軌道，並請跑出車子軌跡。