

# 類神經網路

Homework #2 RBF

Breast Cancer classification

指導老師：李建誠

學生姓名：林冠廷

學號：1010329

系級：通訊系 4A

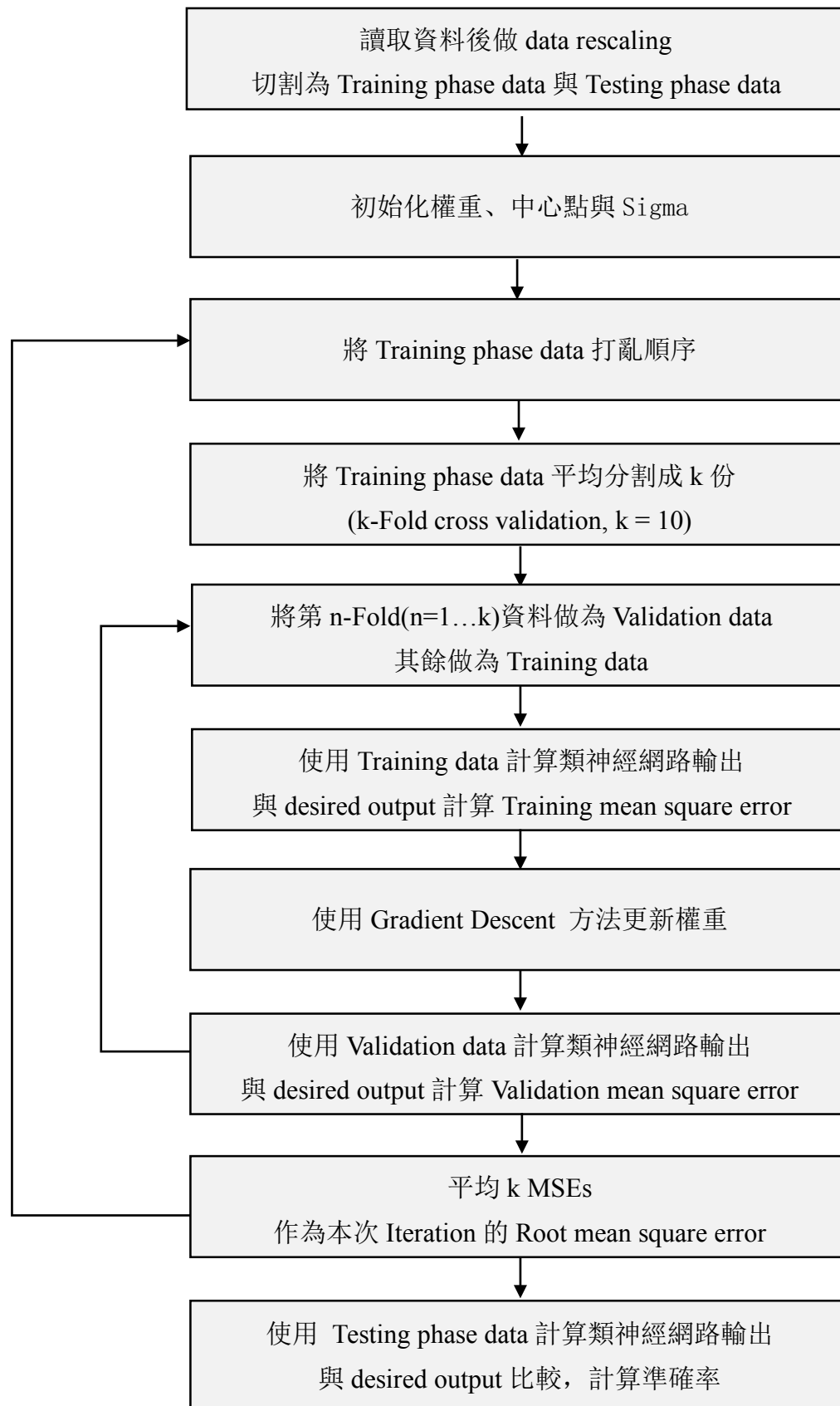
## A. 實驗目的

設計 RBF Network，對乳癌資料庫做學習，根據Clump Thickness, Uniformity of Cell Size, Uniformity of Cell Shape, Marginal Adhesion, Single Epithelial Cell Size, Bare Nuclei, Bland Chromatin, Normal Nucleoli 與 Mitoses 九個參數，判斷患者罹患良性或惡性腫瘤。

## B. 實驗方法

1. 讀入資料
2. 將九項輸入參數Rescale 到 0.01~0.99之間，輸出參數為二維，各表示良性腫瘤與惡性腫瘤
3. 將所有資料分割成Training phase data與Testing phase data
4. 初始化權重  
(0~0.4~0.4 uniform)
5. 從Training data中隨機選取資料點當作center
6. 將初始sigma設定為  $1/\sqrt{\text{\# of neurons}}$
7. 將Training phase data平均分割成k份 (k-Fold CS,  $k = 10$ )
8. 計算類神經網路輸出與錯誤
9. 計算Training Square Error
10. 根據Error使用Gradient Descent 方法更新權重、Center與Sigma
11. 計算Validation Square Error
12. 計算RMSE
13. 使用Testing phase data計算神經網路準確率

### C. 實驗流程



## D. 程式操作介面

The image shows a software window titled "S1010329-RBF". It features two buttons at the top: "Load Data" and "Train model". Below these are several input fields for training parameters, arranged in two columns. The parameters include "Hidden L1 neurons" (6), "Initial learning rate" (0.5), "Learning Rate shift" (500), "k-fold k" (10), "Minimum learning Rate" (0.001), "Iteration times" (1500), "Testing Data Ratio" (0.5), and "Terminal Ratio" (0.1). There is a checked checkbox for "Rescale" and a dropdown menu for "Learning rate adjust" set to "Search-then-converge". A large empty white box occupies the lower half of the window. At the bottom, a progress bar shows "9999/9999" and a timer displays "00:00:00:000".

Hidden L1 neurons	6	Initial learning rate	0.5
Learning Rate shift	500	k-fold k	10
Minimum learning Rate	0.001	Iteration times	1500
Testing Data Ratio	0.5	Terminal Ratio	0.1

☒ Rescale

Learning rate adjust: Search-then-converge

9999/9999 00:00:00:000

## E. 實驗參數

### 1. Neuron Network

#### a. 一層隱藏層與一層輸出層

##### 1. Number of neurons:

a. Hidden layer : 60

b. Output layer : 2

### 2. Learning rate adjusting

a. Search then converge , slope = 0.5,  $\tau=500$ , initial learning rate = 0.5

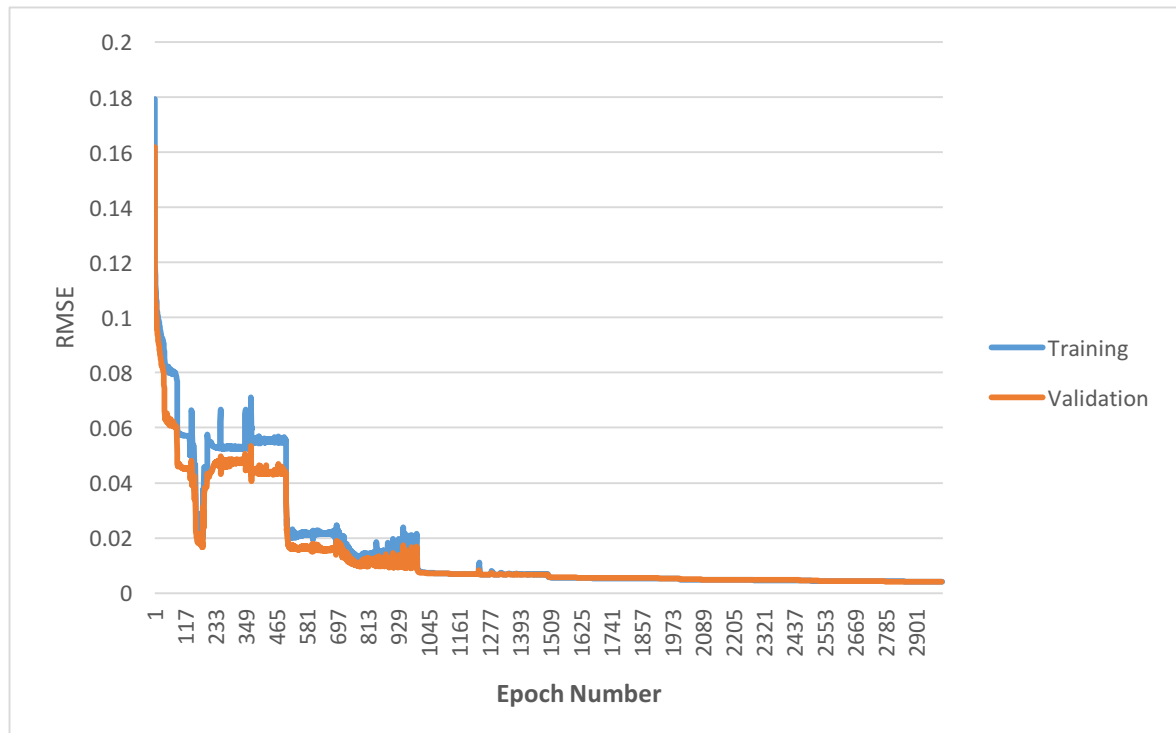
### 3. cross validation

a. K-fold,  $k = 10$

### 4. Iteration times

a.  $K = 3000$

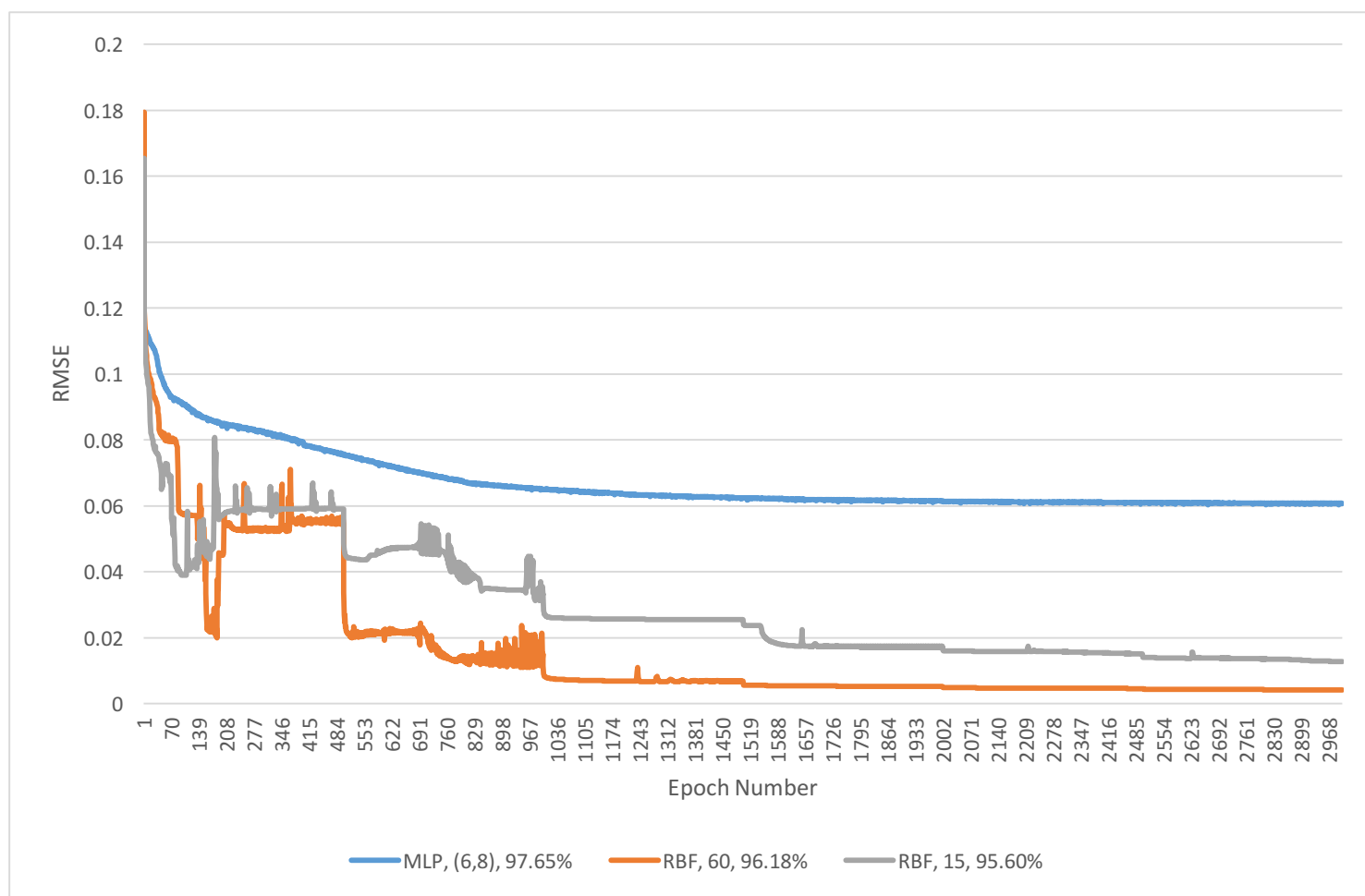
## F. 實驗結果(準確率: 96.18%)



圖一

Epoch	Training MSE	Validation MSE
1	0.179320	0.162000
300	0.053162	0.048295
600	0.022287	0.016196
900	0.011524	0.009351
1200	0.006843	0.006868
1500	0.006859	0.006601
1800	0.005270	0.005454
2100	0.004771	0.004896
2400	0.004627	0.004705
2700	0.004316	0.004340
3000	0.004147	0.004034

表一



圖二、RBF 與 MLP 之 RMSE 比較

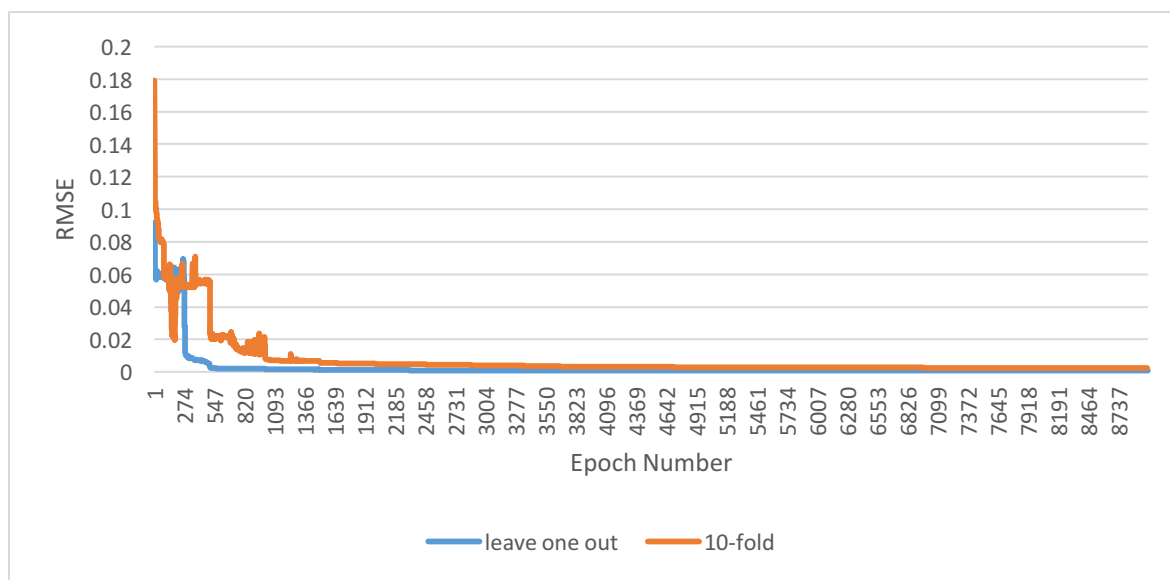
圖一與表一為在隱藏層使用60個神經元、學習率調整使用Search then converge (initial learning rate = 0.5, slope = 0.5,  $\tau=500$ )之實驗結果，在 Testing Data中的準確率為96.18%。

此類神經網路參數為本次實作準確率較佳之結果，可以觀察到對於類神經網路來說，有好的收斂策略是非常重要的，不僅不能收斂過快造成over fitting且還要兼顧訓練的速度。

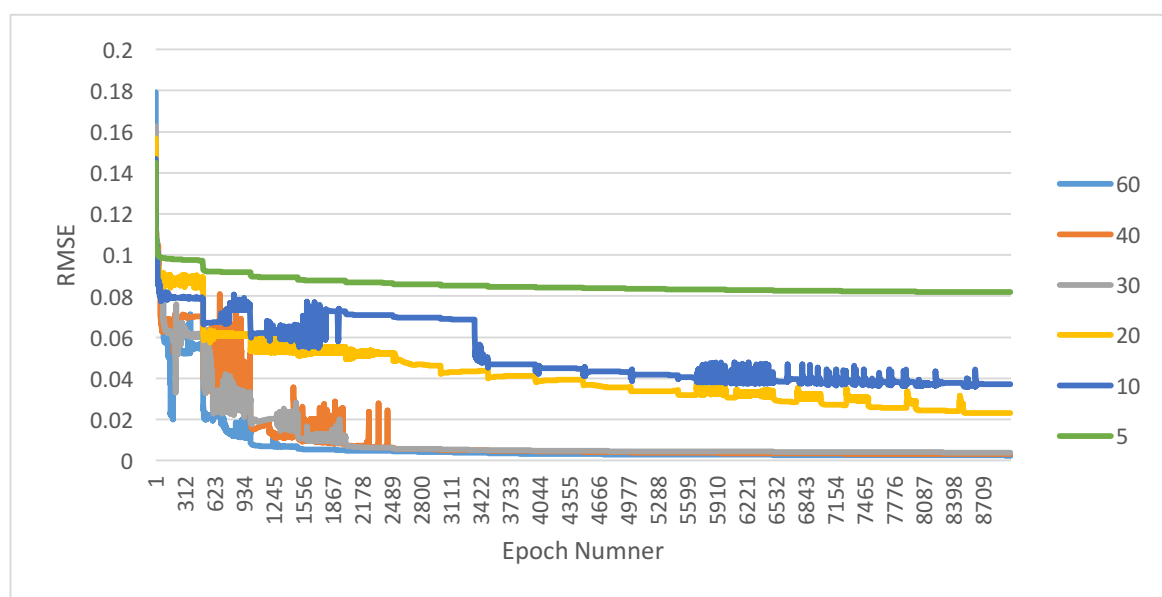
圖二為與Homework 1 MLP with BP類神經網路中最佳的參數分別於兩層隱藏層使用六個與八個神經元與RBF做比較。藍色線為MLP之 RMSE曲線，準確率為97.65%，橘色線為RBF使用60個類神經元之RMSE曲線，準確率為96.18，灰色線為RBF使用15個類神經元之RMSE曲線，準確率為95.6。

以下所有比較皆基於此參數設定做更動:Hidden Layer Neurons: 6, Iteration times: 9000, 10-Fold,

Learning rate adjust: Search then converge



圖三、10-Fold與leave one out之RMSE曲線差異



圖四、比較使用不同神經元數目之RMSE曲線差異



於圖三可以觀察到10-Fold與Leave one out 的RMSE曲線差異，使用Leave one out雖然可以快速將錯誤縮小，也最不浪費資料，但是花費的時間卻比10-Fold多了35倍左右。

於圖四可以明顯觀察到RBF對於使用的隱藏層類神經元數目對於神經網路的效果有顯著的差異，可以看到神經元樹木使用的越多，可以使RMSE越接近於零。

## G. 結論

在本作業中學習到了RBF(radial basis function) 的架構與精神，並且搭配使用Gradient Descent方法更新類神經網路參數實作了一類神經網路，根據Clump Thickness, Uniformity of Cell Size, Uniformity of Cell Shape, Marginal Adhesion, Single Epithelial Cell Size, Bare Nuclei, Bland Chromatin, Normal Nucleoli 與 Mitoses 九個參數，判斷患者罹患良性或惡性腫瘤，在測試各種參數過後，發現在隱藏層使用60個神經元、學習率調整使用Search then converge (initial learning rate = 0.5, slope = 0.5,  $\tau=500$ )，將資料平均分為兩部分:訓練資料與測試資料，使用訓練資料訓練類神經網路後再使用測試資料測試類神經網路，得到96.187%的準確率。

準確率	測試資料比	神經元數量	總迴圈數	k-Fold	初始學習率	$\tau$	花費時間(分)	Learning rate adjust
0.961877	0.5	60	3000	10	0.5	500	11.5	Search then converge
0.958944	0.5	60	3600	10	0.5	500	12	Search then converge
0.956012	0.5	60	1500	10	0.5	500	5	Search then converge
0.956012	0.5	60	1800	10	0.5	500	6	Search then converge
0.956012	0.5	15	90000	10	0.3	500	122	Search then converge
0.953079	0.5	40	9000	10	0.5	500	21	Search then converge
0.950147	0.5	30	9000	10	0.5	500	19	Search then converge
0.950147	0.5	5	9000	10	0.2	500	8	Search then converge
0.950147	0.5	18	90000	10	0.5	500	130	Search then converge
0.950147	0.5	6	1500	leave one out	0.5	500	42	Search then converge
0.947214	0.5	18	9000	10	0.5	500	16	Binary Sigmoid
0.944282	0.5	60	9000	10	0.5	500	29	Search then converge
0.944282	0.5	300	9000	10	0.5	500	120	Search then converge
0.944282	0.5	60	9000	leave one out	0.5	500	697	Search then converge
0.941349	0.5	6	9000	10	0.5	500	8.5	Search then converge
0.941349	0.5	200	90000	10	0.5	500	570	Search then converge
0.938416	0.5	10	9000	10	0.5	500	12	Search then converge
0.935484	0.5	8	9000	10	0.5	500	10.5	Search then converge
0.935484	0.5	20	9000	10	0.5	500	15	Search then converge
0.926686	0.5	12	90000	10	0.1	500	168	Search then converge
0.919118	0.2	12	90000	10	0.1	500	168	Search then converge
0.911765	0.3	21	9000	10	0.5	500	23	Binary Sigmoid