國立雲林科技大學資訊管理系
機器學習
Department of Information Management
National Yunlin University of Science and Technology
Machine Learning

專案作業一
Project assignment one

Student Name： 吳承峻
Student ID： B10523036
E-mail： B10523036@yuntech.edu.tw

Student Name： 吳沛錡
Student ID： B10523006
E-mail： B10523006@yuntech.edu.tw

Student Name： 紀政廷
Student ID： B10523012
E-mail： B10523012@yuntech.edu.tw

Student Name： 林郁凱
Student ID： B10523032
E-mail： B10523032@yuntech.edu.tw

指導教授：許中川博士
Advisor：Chung-Chian Hsu, Ph.D.

中華民國109年4月
April 2020

摘要

本研究使用 Python 語言及 Keras 開發的 ANN 模型，對根據人口普查數據進行類別預測與數值預測，分別是:預測收入是否>$50K/年或<=$50K/年，以及預測每週的工作時數。使用 UCI machine learning repository 中的 Adult 資料集進行模型建置，此資料集包含的特徵有年齡、工作類別、教育程度、職業、資本收益、資本損失、工作時數、祖國...等等，從這些特徵中，預測收入狀況與可能的工作時數。 經過模型訓練結果，類別預測之結果 Accuracy 約為”0.84”的準確率，數值預測之結果 RMSE 約為”0.01”。

第一章、緒論

1.1 動機

UCI machine learning repository 中的 Adult 資料集內收集了 48842 位成年人的個人資料，選擇此資料集的原因是此資料集給予了許多相關的基本資料，使本研究能夠透過機器學習來進行更多面相的判別工作時數以及收入是否與一些個人資料有相對應的關聯。

1.2 目的

透過 ANN 找出 UCI machine learning repository 的 Adult 資料集之最佳模型訓練成果，並能夠準確預測收入是否>$50K/年或<=$50K/年，以及預測每週的工作時數。

第二章、方法

2.1 實作說明

本研究的實作過程，首先將原始資料做前置處理。透過使用 Pandas 套件將資料移除缺失值和 sklearn.preprocessing 的 LabelEncoder 套件加以編碼，再以 sklearn.preprocessing 的 MinMaxScaler 套件將資料進行正規化即完成資料的前置處理。

2.1.1. 類別預測方面，收入>$50K/年或<=$50K/年；預測模型的績效衡量指標為 Accuracy：

將正規化後的資料給予 Keras 的 models.sequential 套件當中，利用 Keras 的 layer 套件增加隱藏層，再以 RMSprop 進行優化。最後以 matplotlib.pyplot 套件進行性能指標 Accuracy 評估及輸出圖表，比較 training error 及 generalization error 的差異。

2.1.2. 數值預測方面，每週工作時數；預測模型的績效衡量指標為 RMSE：

將正規化後的資料給予 Keras 的 models.sequential 套件當中，利用 Keras 的 layer 套件增加隱藏層，再以 Adam 進行優化。最後以 matplotlib.pyplot 套件進行性能指標 RMSE 評估及輸出圖表，比較 training error 及 generalization error 的差異。

2.2 操作說明

本研究執行環境為 Python 3.6，使用 Jupyter Notebook 開啟 hw1B10523036.ipynb 檔案，然後依序執行程式碼，程式執行過程中會載入 data 資料夾下的所有檔案，並且需要引入 Pandas、numpy、sklearn、Keras matplotlib 等套件。

第三章、實驗

3.1 資料集

- 名稱：Adult 資料集
- 原始資料筆數：48842
- 正規化後之訓練資料筆數：30162
- 正規化後之測試資料筆數：15059

表一：Adult 資料集欄位介紹

欄位	欄位名稱	內容
0	age	continuous
1	workplace	Private, Self-emp-not-inc, Self-emp-inc, Federal-gov, Local-gov, State-gov, Without-pay, Never-worked
2	fnlwt	continuous
3	education	Bachelors, Some-college, 11th, HS-grad, Prof-school, Assoc-acdm, Assoc-voc, 9th, 7th-8th, 12th, Masters, 1st-4th, 10th, Doctorate, 5th-6th, Preschool
4	education-num	continuous
5	marital-status	Married-civ-spouse, Divorced, Never-married, Separated, Widowed, Married-spouse-absent, Married-AF-spouse
6	occupation	Tech-support, Craft-repair, Other-service, Sales, Exec-managerial, Prof-specialty, Handlers-cleaners, Machine-op-inspct, Adm-clerical, Farming-fishing, Transport-moving, Priv-house-serv, Protective-serv, Armed-Forces
7	relationship	Wife, Own-child, Husband, Not-in-family, Other-relative, Unmarried
8	race	White, Asian-Pac-Islander, Amer-Indian-Eskimo, Other, Black
9	sex	Female, Male
10	capital-gain	continuous
11	capital-loss	continuous
12	hours-per-week	continuous
13	native-country	United-States, Cambodia, England, Puerto-Rico, Canada, Germany, Outlying-US(Guam-USVI-etc), India, Japan, Greece, South, China, Cuba, Iran, Honduras, Philippines, Italy, Poland, Jamaica, Vietnam, Mexico, Portugal, Ireland, France, Dominican-Republic, Laos, Ecuador, Taiwan, Haiti, Columbia, Hungary, Guatemala, Nicaragua,

欄位	欄位名稱	內容
		Scotland, Thailand, Yugoslavia, El-Salvador, Trinadad&Tobago, Peru, Hong, Holand-Netherlands
14	salary	<=50K,>50K

表二：顯示部分 Adult 資料集

欄位	0	1	2	3	4
0	39	50	38	53	28
1	State-gov	Self-emp-not-inc	Private	Private	Private
2	77516	83311	215646	234721	338409
3	Bachelors	Bachelors	HS-grad	11th	Bachelors
4	13	13	9	7	13
5	Never-married	Married-civ-spouse	Divorced	Married-civ-spouse	Married-civ-spouse
6	Adm-clerical	Exec-managerial	Handlers-cleaners	Handlers-cleaners	Prof-specialty
7	Not-in-family	Husband	Not-in-family	Husband	Wife
8	White	White	White	Black	Black
9	Male	Male	Male	Male	Female
10	2174	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0
12	40	13	40	40	40
13	United-States	United-States	United-States	United-States	Cuba
14	<=50K	<=50K	<=50K	<=50K	<=50K

3.2 前置處理

對 Adult 資料集進行資料前置處理。先將原始資料 Adult.test 的第一行去掉，使用 Numpy 套件的 nan 將缺失值以 NaN 代替，再以 dropna 將擁有 NaN 的整筆資料移除，即完成處理移除擁有缺失值的資料。接下來將資料集當中的”,”及空白移除，再以 sklearn.preprocessing 的 LabelEncoder 套件將種類型屬性值的欄位轉換成 label 標籤。最後將資料以 sklearn.preprocessing 的 MinMaxScaler 套件進行正規化即完成資料的前置處理，分別進行 Adult 資料集的類別預測及數值預測。

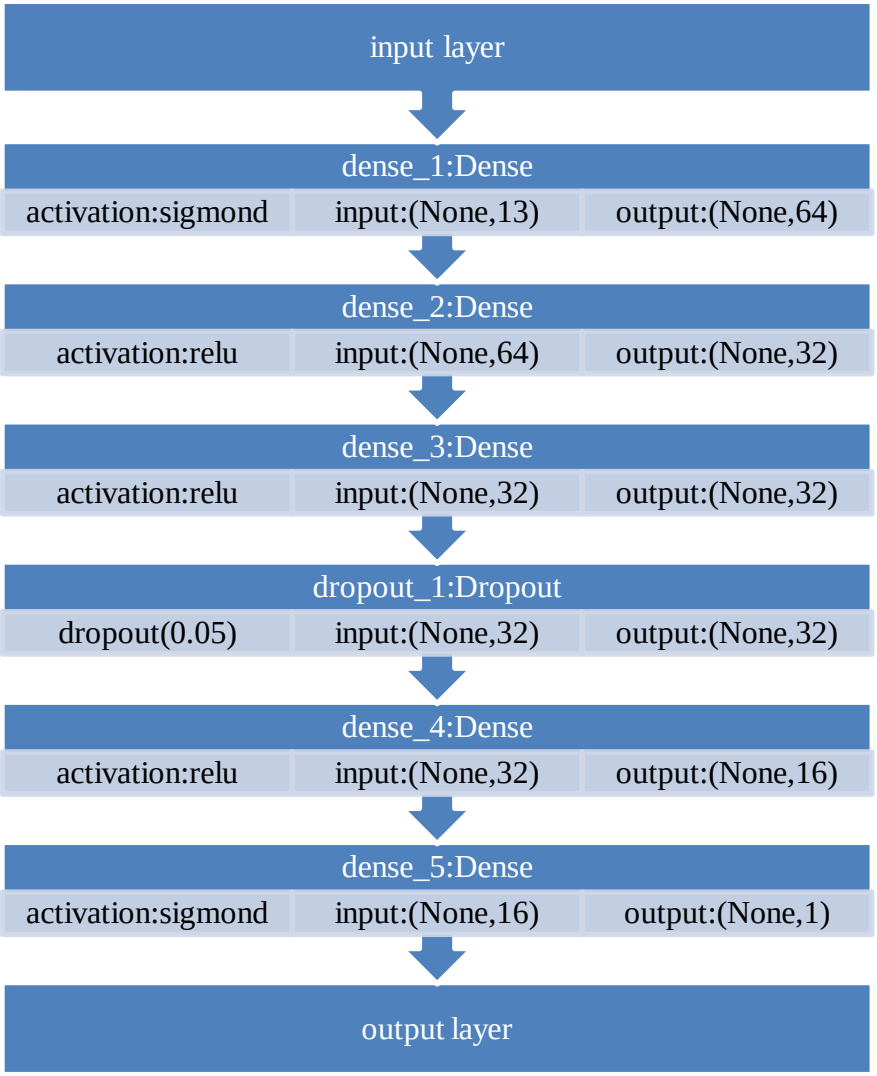
3.3 實驗設計

	優化器	績效衡量指標
類別預測方面 >$50K/年或<=$50K/年	RMSprop	Accuracy
數值預測方面 每週工作時數	Adam	RMSE

3.3.1 類別預測方面，收入>$50K/年或<=$50K/年

實驗設計步驟：

1. 匯入前置處理完的資料
2. 經過 6 層隱藏層



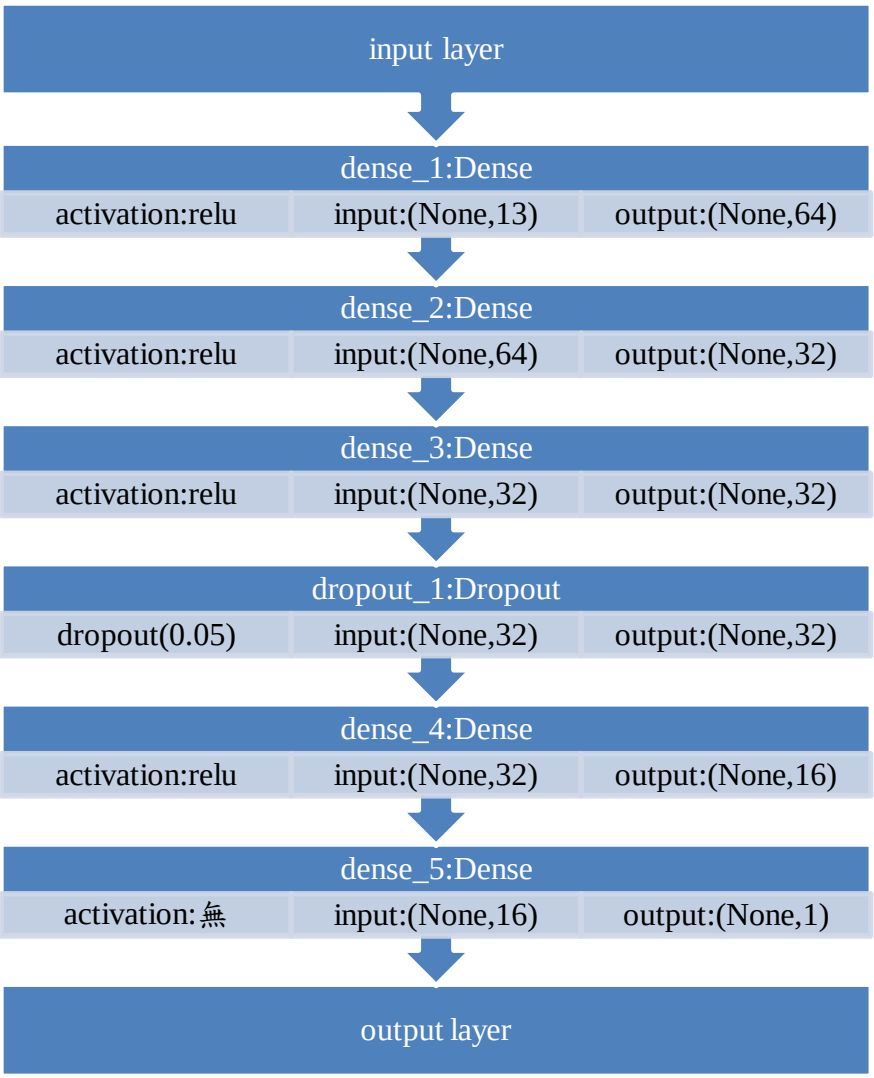
3. 使用 RMSprop 優化
4. 將 1-3 的步驟重複 100 次且每 128 筆資料就要修正權重一次。

5. 以 Accuracy 當作績效衡量指標，比較 training error 及 generalization error 的差異。

3.3.2 數值預測方面，每週工作時數

實驗設計步驟：

1. 匯入前置處理完的資料
2. 經過 6 層隱藏層

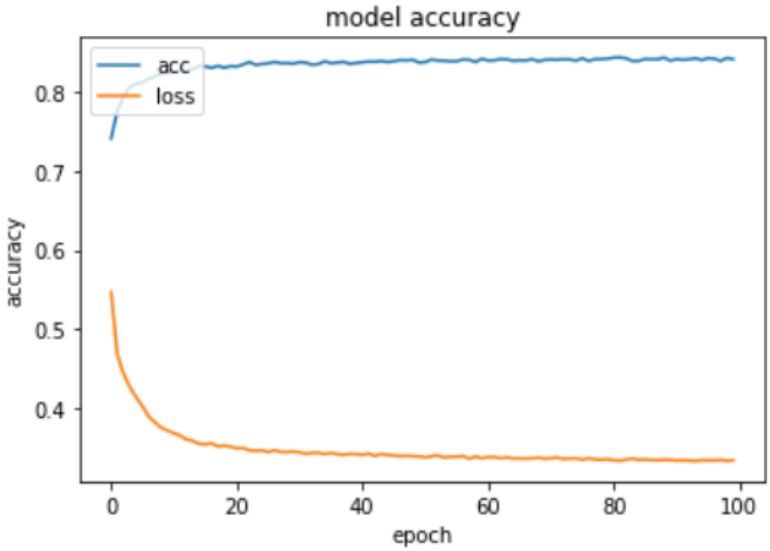


3. 使用 Adam 優化
4. 將 1-3 的步驟重複 100 次且每 128 筆資料就要修正權重一次。
5. 以 RMSE 當作績效衡量指標，比較 training error 及 generalization error 的差異。

3.4 實驗結果 (呈現結果)

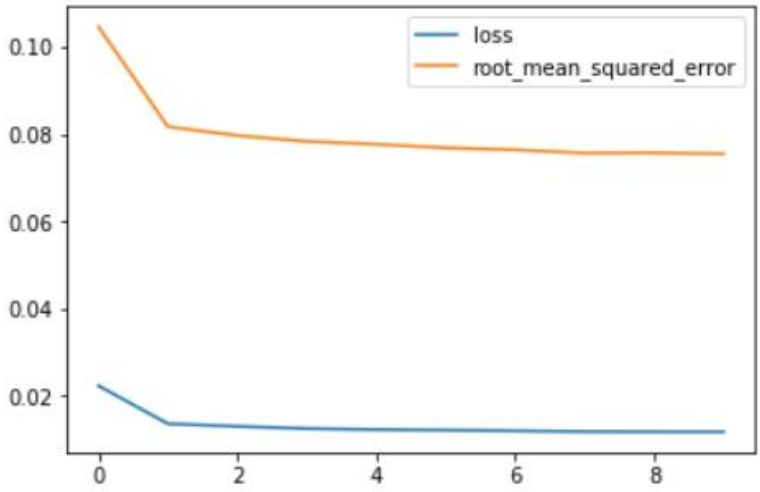
- 類別預測方面，收入>$50K/年或<=$50K/年

```
Test Acc : 0.842297476743797
Test Loss : 0.33149393729242194
```



- 數值預測方面，每週工作時數

```
test_mse_score :0.012089548234654218
test_mae_score :0.07447683093168281
```



第四章、結論

我們使用類神經網路對 UCI ML repository Adult dataset 分別進行數值預測與類別預測。我們能夠確認我們的模型根據人口普查數據分別能夠預測收入是否>$50K/年或<=$50K/年，以及預測每週的工作時數。經過本研究的測試發現，若將遺失值運用找尋該欄位出現最多次的資料補齊，將有可能會降低學習效果，因此我們將有缺失值的資料移除，在機器學習的方面我們嘗試了各種不同的組合，最終我們選用六層的學習架構，並且其中包含了一層 Dropout，而在每一層的寬度我們選用了 64、32 以及 16，如此一來得出本研究最佳的結果。