

FCU



ePaper

逢甲大學學生報告 ePaper

深度學習用於網路切片分類之實作

Deep Learning for Network Slice Classification

作者：楊洛麟、陳煒杰

系級：通訊碩二

學號：M1011234、M1032130

開課老師：陳立勝

課程名稱：機器學習於物聯網之設計與應用

開課系所：通訊工程學系

開課學年： 111 學年度 第 1 學期



中文摘要

隨著物聯網(IoT)的發展，網路的用戶量急劇增加，服務特徵複雜，因此 5G 網路服務需要極多樣化的服務質量(QoS)要求。目前 5G 標準根據場景和用戶需求將網路進行劃分，不同場景提供不同的延遲、可靠性、用戶連接數量等等客製化網路，透過 SDN 及 NFV 技術實現網路切片。在未來設計 5G、6G 的研究中，如何在有限的頻寬中合理分配資源、提升服務質量，網路切片和 AI 技術備受關注。

第一部分使用 Kaggle 資料集用於神經網路的訓練，搭建深度神經網路(Deep Neural Networks, DNN)，根據不同的延遲時間、封包損失率等等用戶使用特徵，進行切片類型的分類。切片類型之間關係各自獨立，對類別的輸入與輸出使用 one-hot Encoding 表示，消除類別間的潛在關係。針對模型訓練結果透過權重正規化(weights regularization)、減少模型大小、加入 Dropout 解決過擬合(overfitting)問題。

第二部分使用模糊平均(fuzzy-c-means)為主方法將沒有標記的訓練資料進行聚類(clustering)及降維(dimensionality)任務。對於多用戶、多業務共存的網路，通過 FCM 對每個服務進行處理，最後將具有相似特徵的服務分配到同一個切片上。針對切片分類的任務分成三階段進行，首先會由切片粒度著手，將不同服務做優先權的排序。其次使

深度學習用於網路切片之實作

用 fuzzy-c-mean 對用戶進行深度聚類，優先將資源分配給目標用戶。
最後針對複雜網路環境中各用戶情況，靈活調整切片資源，動態適應
通訊需求變化。

關鍵字:、聚類、降維、模糊平均、獨熱編碼、深度神經網絡



Abstract

With the development of the Internet of Things (IoT), the number of network users has increased dramatically, and the service characteristics are complex. Therefore, 5G network services require extremely diverse Quality of Service (QoS) requirements. The current 5G standard divides the network according to scenarios and user needs. Different scenarios provide customized networks with different delays, reliability, and number of user connections. Network slicing is realized through SDN and NFV technologies. In the future design of 5G and 6G research, how to rationally allocate resources and improve service quality in limited bandwidth, network slicing and AI technology have attracted much attention.

The first part uses the Kaggle data set for the training of the neural network and builds the neural network. Slice types are classified according to different user usage characteristics such as delay time and packet loss rate. The relationship between slice types is independent, and one-hot Encoding is used to represent the input and output of the category, eliminating the potential relationship between categories. For the model training results, through weights regularization, reduce the size of the model, and add Dropout to solve the problem of overfitting.

The second part uses fuzzy-c-means as the main method to perform clustering and dimensionality tasks on unmarked training data. For a network where multiple users and multiple services coexist, each service is processed through FCM, and services with similar characteristics are finally assigned to the same slice. The task of slicing classification is divided into

three phases. First, the slice granularity will be used to prioritize different services. Secondly, use fuzzy-c-mean to perform deep clustering on users, and allocate resources to target users preferentially. Finally, according to the situation of each user in a complex network environment, flexibly adjust slice resources and dynamically adapt to changes in communication requirements.

Keyword : clustering 、 dimensionality 、 deep neural networks (DNN) 、 fuzzy-c-means 、 one-hot encoding

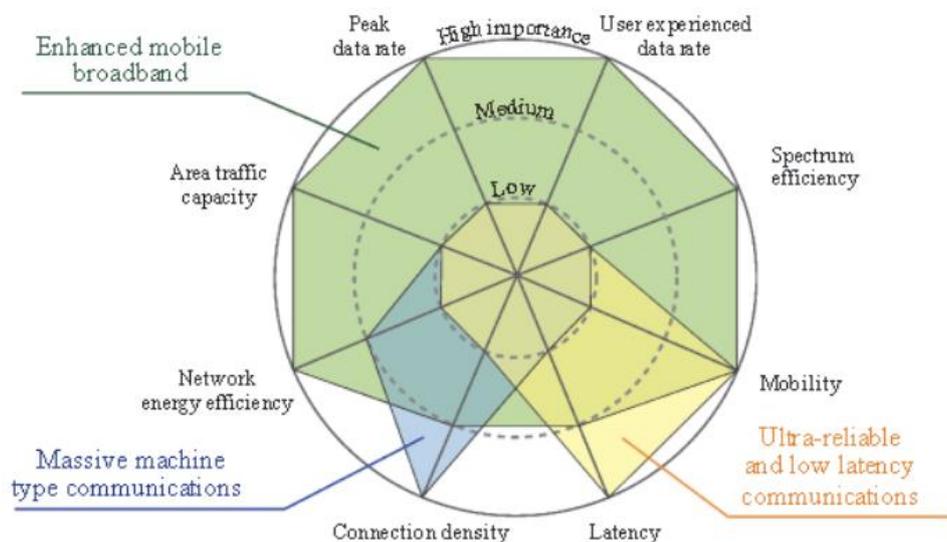


目次

一、動機、目的	6
二、先前方法研討	7
Case1:使用 Deep Neural networks	7
Case2:使用 fuzzy-c-mean	8
三、問題定義	10
四、規畫、設計之架構與方法	11
五、結果	13
六、專業名詞縮寫全名	14
七、參考文獻與資料	15

一、動機、目的

在 5G network slicing 技術發展背景下，3GPP 同時也定義出不同應用場景，例如:eMBB、mMTC、URLLC、V2X、HMTc。如何透過機器學習動態分配資源提高服務質量在 5G 及 6G 的主要研究方向之一。



<圖一> 不同使用情境中各關鍵特性的重要性分布

資料來源: ITU-R M.2083-0 Figure 4

進行網路切片時切片會依照切片類型和使用者等級產生切片優先權，本報告 DNN 監督式學習與研究 fuzzy-c-mean 為主的非監督式學習方法的方法進行切片的分類。

二、 先前方法研討

Case1:使用 Deep Neural Networks

Step1:匯入必要套件

Step2:讀取資料

顯示資料

檢查資料型態

Step3:資料前處理

轉換資料型態

分割資料集

Step4:資料標準化

Step5:建立格式訓練資料

Step6:建立並訓練網路模型

搭建全連接模型

設定訓練的優化器、損失函數、指標函數

建立模型儲存目錄

設定回調函數

訓練網路模型

Step7:訓練結果

歷史紀錄

繪製損失值(loss)折線圖

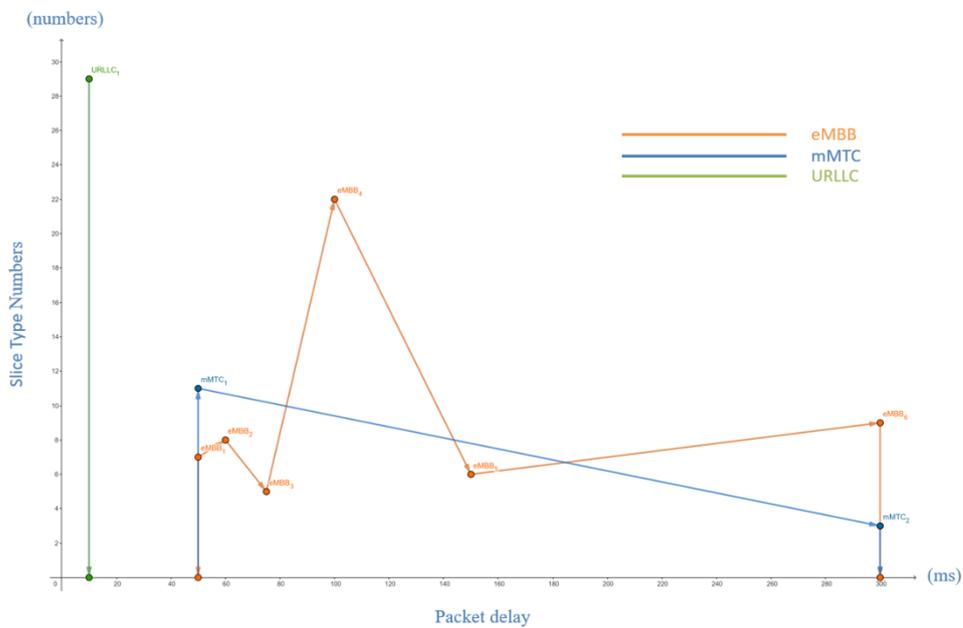
繪製效能指標折線圖

測試資料的誤差百分比



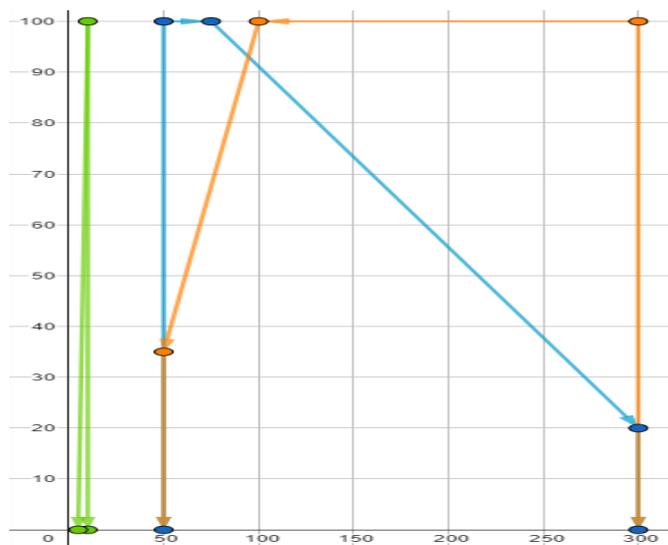
Case2:使用 fuzzy-c-mean

使用 fuzzy-c-mean 對沒有標記標準答案的資料集進行降維 (clustering)，不同應用場景針對封包延遲、封包損失率會有不同標準，對於相同的標準引入隸屬度概念可以提高分類的精準度，同時在動態分配資源上針對相似特性的 slice 採取共享資源的切割。



<圖二> 資料集前 100 筆封包延遲與切片類型分佈圖

資料來源：自行繪製

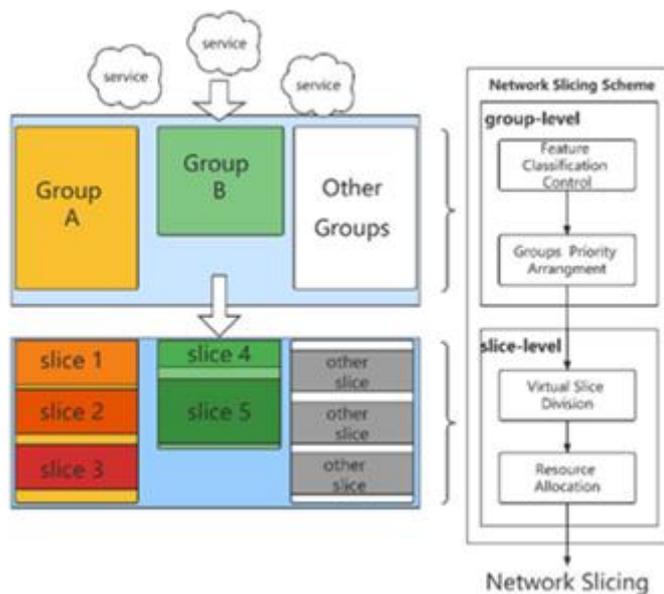


<圖三> 針對圖二繪製隸屬度函數

資料來源：自行繪製

針對前 100 筆封包延遲資料進行分析，透過資料的分布設計三種網絡切片對封包延遲的隸屬函數(membership fuction)，URLLC 切片類型的封包延遲大約在 10ms 附近，eMBB、mMTC 兩種切片皆分布在 50ms 到 300ms 範圍。

三、 問題定義



<圖四> 切片等級示意圖

資料來源： 論文[1]

Network slice 依照切片的粒度(granularity)分為 group level 合 slice level。group level 會依照封包損失、封包延遲相關資訊進行特徵分類，網路切片的優先權排序，進入 slice level 後會進行虛擬化切片的分割以及資源上的分配。

四、規畫、設計之架構與方法

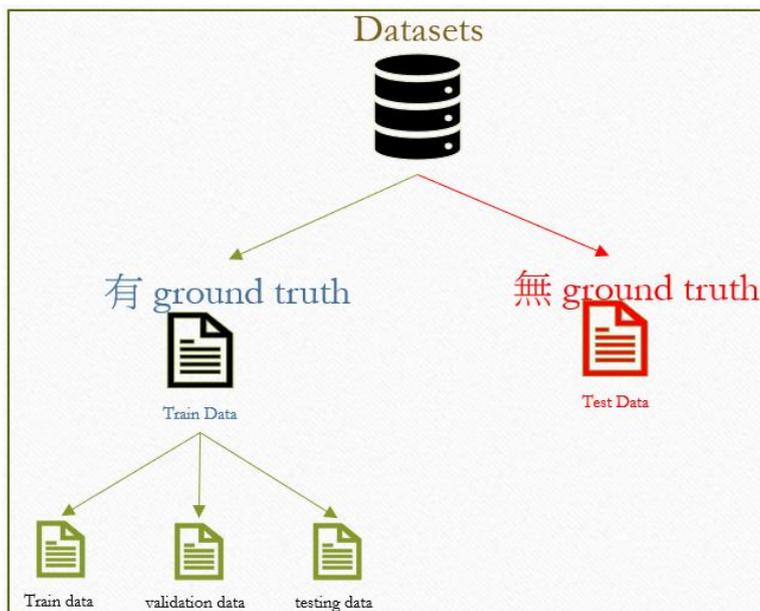
本報告中使用兩種方法來對 slice 進行分類，資料集(Dataset)採用 Kaggle 提供的 5G Network Slicing Recognition 進行訓練，資料集分別提供有標準答案(ground truth)的訓練資料和無標準答案的測試資料，資料切割如圖。資料集中共包含 17 筆資訊(包含一筆標準答案)。



<圖五> 神經網絡流程圖

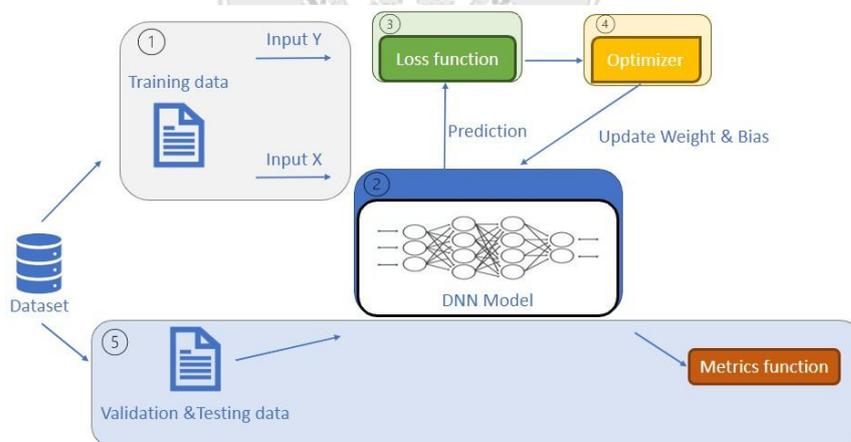
資料來源：自行繪製

- Time
- Package Loss Rate
- Rackage Delay
- IoT
- LTE/5G
- LTE/5G Category
- GBR
- Non-GBR
- AR/VR/Gaming
- Healthcare
- Industry4.0
- IoT Devices
- Public Safety
- Smart City & Home
- Smart Transportation
- Smartphone
- Slice type (ground truth)



<圖六> 資料集切割圖例

資料來源：自行繪製



<圖七> 神經網路、layer、損失函數、優化器的關聯

資料來源：自行繪製

$$CCE = - \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=0}^C y_{i,j} \log(\hat{y}_{i,j})}{N}$$

y: 預期輸出
 ŷ: 深度學習經過softmax後的預測值
 f: Softmax function
 C: 類別數量
 N: 一個批次的資料量

Source: Lo-Lin Yang

<圖八> 損失函數

資料來源：自行繪製

五、 結果

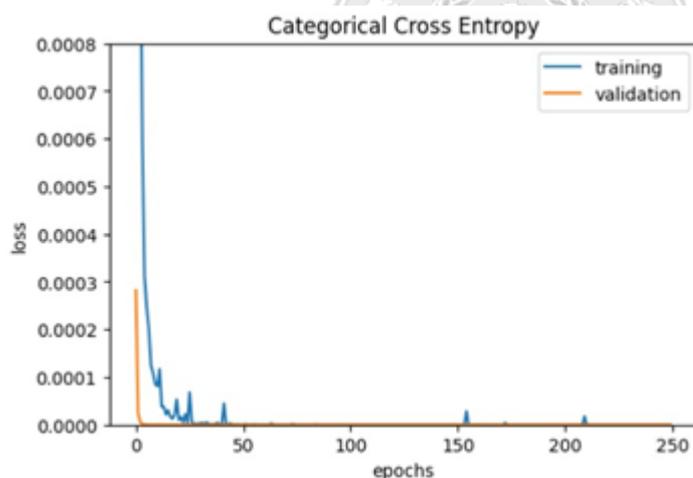
```
model = keras.Sequential(name='model-1') #建立sequential的model
model.add(layers.Dense(64,activation='relu',input_shape=(14,))) #第一層全連接層為64 unit，形狀設為(16,)實際輸入資料為(batch_size,14)
model.add(layers.Dropout(0.385))
model.add(layers.Dense(64,activation='relu')) #第二層全連接層為64 unit
model.add(layers.Dropout(0.364))
model.add(layers.Dense(3, activation='softmax'))
model.summary()
```

Model: "model-1"

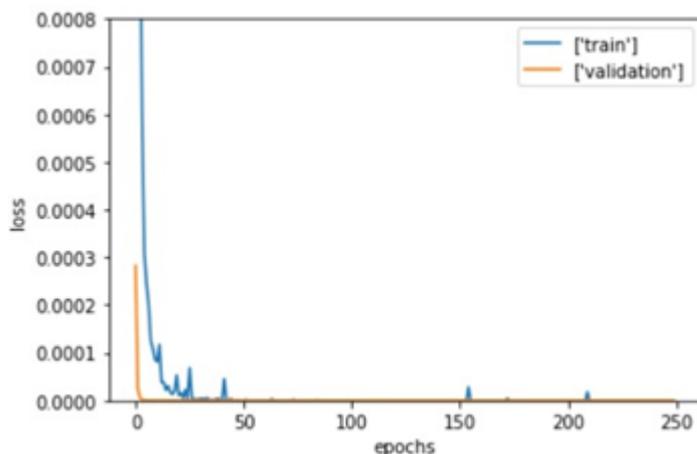
Layer (type)	Output Shape	Param #
dense (Dense)	(None, 64)	960
dropout (Dropout)	(None, 64)	0
dense_1 (Dense)	(None, 64)	4160
dropout_1 (Dropout)	(None, 64)	0
dense_2 (Dense)	(None, 3)	195

Total params: 5,315
Trainable params: 5,315
Non-trainable params: 0

<圖九> 程式碼



<圖十> 損失函數



<圖十一> 指標函數

六、專業名詞縮寫全名

IoT: Internet of Things

QoS: Quality of Service

FCM: fuzzy-c-means

DNN: Deep Neural Networks

eMBB: Enhanced Mobile Broadband

mMTC: Ultra-reliable and Low Latency Communications

URLLC: Massive Machine Type Communications

V2X: Vehicle to Everything

HMTC: High-Performance Machine-Type Communications

LTE: Long Term Evolution

GBR: Guaranteed Bit Rate

AR: Augmented Reality

VR: Virtual Reality



七、參考文獻與資料

[1] T. Fang, H. Xue, Z. Pan and S. Shimamoto, "A Lightweight Network Slicing Scheme for 5G Coexistence Network in Multitenant and Services," 2022 International Symposium on Networks, Computers and Communications (ISNCC), Shenzhen, China, 2022, pp. 1-6, doi: 10.1109/ISNCC55209.2022.9851815.

[2] A. Thantharate, R. Paropkari, V. Walunj and C. Beard, "DeepSlice: A Deep Learning Approach towards an Efficient and Reliable Network Slicing in 5G Networks," 2019 IEEE 10th Annual Ubiquitous Computing, Electronics & Mobile Communication Conference (UEMCON), New York, NY, USA, 2019, pp. 0762-0767, doi: 10.1109/UEMCON47517.2019.8993066.

[3] <https://www.kaggle.com/datasets/gauravduttakiit/network-slicing-recognition>

<圖一> ITU-R M.2083-0 Fig.4.

<圖四> [1] A Lightweight Network Slicing Scheme for 5G Coexistence Network in Multitenant and Services Fig. 1.

