1. Model description

(1) RNN:

> Input

Dimension: 70(fbank)

Bi-directional LSTM

- 3 lavers
- Hidden dimension = 256
- 層與層之間加上 dropout, rate = 0.4
- Activation function(最後一層): ReLu

> Fully connected layer

- input dimension = 512
- output dimension = 256
- activation function: ReLu

Dropout layer

rate= 0.4

> Fully connected layer

- input dimension = 256
- output dimension = 49
- Log softmax

(2)CNN + RNN:

> Input

- Dimension: 70(fbank)

CNN (1 Dimensional)

- Input channels: 3 個, 對於每 一個時間點的 frame, 分別取 其前後一個 frame, 疊成 3 個 channel. 最前以及最後面皆以 1 個 zero vector 做 padding
- Output channels: 6 個
- Filter size= 5,每次沿著 feature 維度的方向平移 1
- activation function: ReLu

Max Pool

- Pool size = 2, 每次平移 1
- 最後將 features 扳平

Dropout layer

- Rate = 0.4

Bi-directional LSTM

- 3 layers
- Hidden dimension = 256
- 層與層之間加上 dropout, rate = 0.4
- Activation function on Last layer: ReLu

Fully connected layer

- input dimension=512
- output dimension=256
- activation function: ReLu

Dropout layer

rate= 0.4

> Fully connected layer

- input dimension = 256
- output dimension =49

Log softmax

2. Methods to improve performance

- I. 正規化特徵值:將數值減去平均再除以標準差,將數值控制在一定的範圍內,原本沒有正規化之前,不同維度的特徵值分布的範圍不太一樣,導致學習的效果不太好,經過正規化之後可有效改善表現。
- II. 使用雙向的 LSTM: 原先只有使用單向的 LSTM,表現不是很好,因為感覺一個音的辨識應該跟前後的音都有關係,故改用雙向的 LSTM,結果也有所改善。
- III. 加上 dropout layer 避免 overfitting:訓練的時候發現訓練資料集的正確率很高,然而驗證資料集的正確率卻不太好,因此推測有可能是 overfitting,故加上 dropout layer,經過幾次的實驗後覺得 dropout rate 設成 0.4 的效果較好。

3. Experimental results and settings

- I. 比較 RNN 與 CNN:
 - i. 若只有 RNN(如第 1 題(1)中描述的),在 kaggle 上表現大概是 12.29,
 - ii. 加了一層 CNN 之後,若 channel 數設成 1,表現大概是 12.27,進步不太多
 - iii. 加了一層 CNN 並且將 channel 數設成 3,也就是考慮前後各一個的 frame 之後,進步較多,在 kaggle 上的表現大概是 10.2,推測是因為可以捕捉到上下文的 local 的特徵,因此可以改善表現。

II. 比較 RNN 與 LSTM:

i. 在一樣的參數之下,RNN 收斂的速度比 LSTM 慢,當 LSTM 在訓練資料集的正確率已到達 85%上下時,RNN 的正確率還在 73%上下,且最後在測試資料集的表現也比較不好。