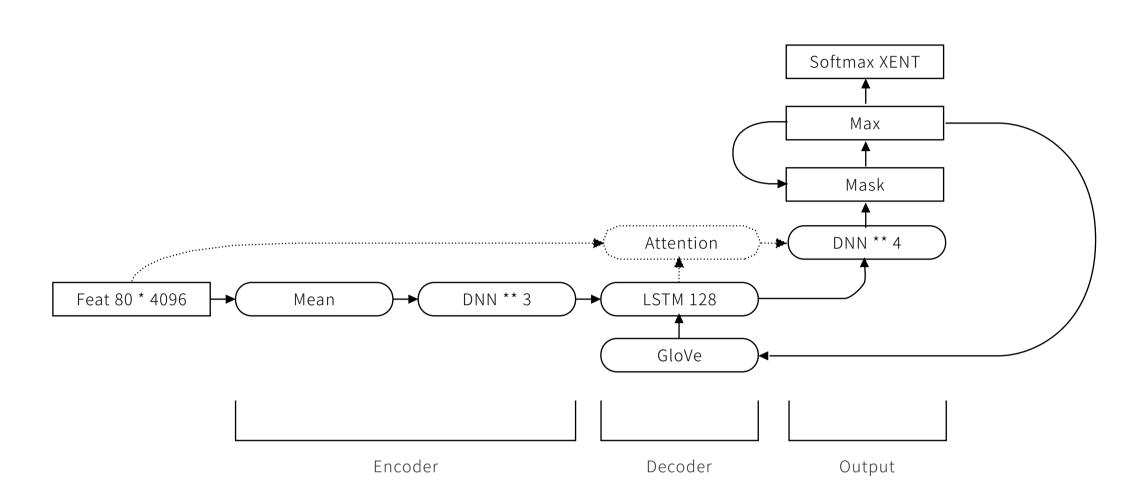
# ADL Homework #2 Report

b04902013 鄧逸軒

## 1. Model Description

Encoder 是把 80 個 frame 的特徵做平均之後, 用 3 層的 DNN 轉成 decoder 的初始狀態. Word embedding 使用 GloVe (840B 300D). Decoder 由一層 LSTM 構成, 輸出對 80 個 frame 做 attention 之後與原始輸出接起來, 用 4 層 DNN 轉換成每個字的機率. 每層都有 dropout 0.2. 使用 RMSProp 做優化.

#### Network Structure



### 2. Attention Mechanism

RNN 的輸出會和每個 frame 算 attention, 之後把 feature 做加權平均之後和 RNN 的輸出連接起來.

$$a_{ik} = softmax (W_{att} \cdot \tanh (W_{enc}u_i + W_{dec}v_k))$$

$$s_k = \sum_{i=0}^{80} a_{ik}u_i$$

$$c_k = [s_k; v_k]$$

Attention 在 RNN 更深的時候會影響效果非常多, 不過在架構較淺的時候沒有什麼效果. 因為最終的模型我是採用 1 層 RNN 作為 decoder, 所以沒有加入 attention.

P.S. 作業要實做的 attention 我放在另外一個資料夾內.

## 3. How to improve your performance

在 decoder 輸出的時候, 我把前面預測過的字用個 mask 去掉, 也就是說他不會預測出重複的字, 儘管這沒有讓 BLEU 變高, 但是預測出來的句子看起來比較自然. 冠詞剛好因為句首的要是大寫, 所以主詞和受詞都可以有一個冠詞, 而不會被去掉.

## 3. Experimental Results and Settings

### 3.1 Schedule Sampling

使用 Schedule sampling 之後 BLEU 會增進非常多, 但是句子變得殘缺不全, 輸出很多都變得像是 'A man is a the.'只剩下文法.

試著調高使用 true label 的比率之後雖然有改善, 但看起來還是不太自然.考慮到最後是用 peer review, 我決定不使用 schedule sampling.

### 3.2 Language Modeling

原本Decoder 輸入的是 embedding, 想說能不能改成輸入一些更高層次的特徵, 所以我訓練了一個 Language Model, 使用 LM 中 RNN 的 output 作為 decoder 的 input. Language Model 的準確率大概可以到 90%

因為這次的作業允許使用外部 Data, 我去找了 LM1B 的資料來做訓練, 不過最後都沒獲得比較好的結果, 所以沒有使用在最終的模型裡面.

### 3.3 Parameter Tuning

Encoder 使用 RNN 或是取平均效果都差不多, 抱著越簡單的模型越好的想法, 我用平均取代掉 Encoder 的 RNN.

#### Test Set BLEU Score

Net		Dec * 1 Attention					
BLEU	0.65	0.62	0.50	0.64	0.63	0.64	0.64