隊長：R06922002 姚嘉昇　組員：R06942054 潘仁傑、R06522620 王仁蔚

- **分工表**

	2-1	2-2	Report 2-1	Report 2-2
姚嘉昇 R06922002		嘗試 pre-train w2v + beam search		
王仁蔚 R06522620		嘗試 attention		
潘仁傑 R06942054		嘗試 scheduling		

- **README (Requirements)**

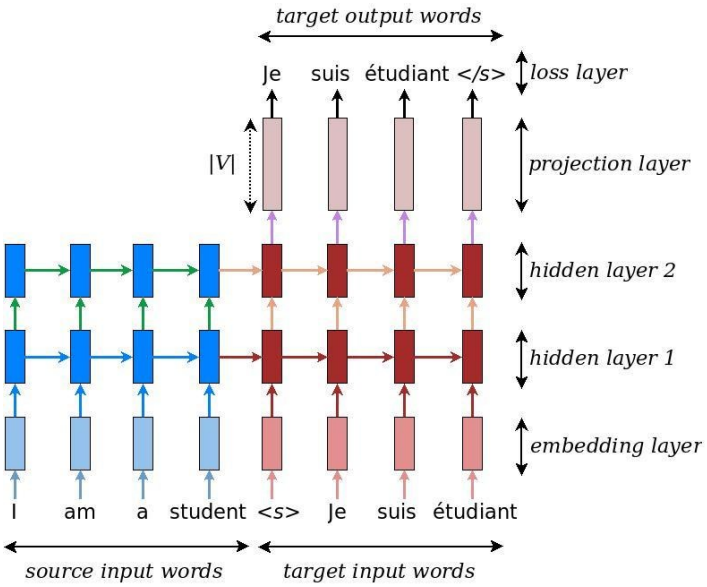
tensorflow-gpu==1.6.0
numpy==1.14.2
pandas==0.22.0

- **Model description (3%)**

參考 Tensorflow 之 Neural Machine Translation (seq2seq) Tutorial 架構圖(如下圖)，建構這次作業所使用的基礎模型，並將圖中 source input words 改為 source input images。

✓ 一層 Embedding layer　　(size = 1024)
✓ 兩層 Dynamic RNN　　(size = 1024)
✓ 最後一層 Projection layer

而 improved model 中分別加入 Luong Attention 及 Bahdanau Attention 機制，從 source input images 中挑選出幾個重要的 frame 丟入 seq2seq model 中的 decoder rnn。



- **How to improve your performance (3%)**

1. **Write down the method that makes you outstanding (1%)**

   我們總共嘗試了四種使用不同 Attention 機制的 model：

   - ✓ Luong Attention
   - ✓ Luong Attention with scale
   - ✓ Bahdanau Attention
   - ✓ Bahdanau Attention with norm

   其中 Bahdanau Attention with norm 的 **BLEU@1 最高，比未加 Attention 提升 0.02**。

2. **Why do you use it (1%)**

   A. 不論在 ML 或在 MLDS 都有聽過李老師提到 Attention，但都沒有實際使用過，趁著這次作業，實際 implement Attention 的機制。

   B. Attention 機制能有效增進 seq2seq 輸入長序列圖片之效果。

   C. Attention Mechanism 對輸入的 X 每一個部分賦予不同的權重，抽取出更加關鍵及重要的資訊，使模型做出更加準確的判斷。

   D. 在 Bahdanau paper 中傳輸路徑是 h(t-1)->a(t)->c(t)->h(t)，但 Luong 的路徑是 h(t)->a(t)->c(t)->h˜(t)，想藉由這次實驗了解兩者結果的差異。

3. **Analysis and compare your model without the method. (1%)**

   沒有使用 Attention 的 **BLEU@1** = 0.7010

   Bahdanau Attention 的 **BLEU@1** = 0.6965

   Bahdanau Attention with norm，**BLEU@1** = 0.7204

   可以發現若只單純加上 Bahdanau Attention 反而變差，若將 Attention 初始的 weight 做 normalize 之後提升到 0.7204，根據 *https://arxiv.org/abs/1704.00784* 中的 2.4 段有提到 weight normalization 可以降低 energy terms 的影響，也許是因為如此 BLEU 進步，但 Luong Attention with scale 卻沒有好的結果，這也是尚待討論的議題。

- **Experimental results and settings (1%)**

我們使用四種 Attention，分別為 Luong Attention 、Luong Attention with scale 、Bahdanau Attention 、Bahdanau Attention with norm，這四種 Attention model 的架構及參數都一樣，只差在不同的 Attention 機制，以下為 model 參數設定：

rnn_size = 1024　　num_layers = 2　(RNNlayer 數)　　dim_video_feat = 4096

embedding_size = 1024　　learning_rate = 0.0001　　batch_size = 29

max_gradient_norm = 5　　max_encoder_steps = 64　　max_decoder_steps = 15

sample_size = 1450　　dim_video_frame = 80

其中 sample_size 指的是每一個 epoch 只取 1450 筆 data 做 training。

下表是基於同架構同參數，但替換不同的 attention 機制得到的 BLEU@1 結果。

Method	BLEU@1
Without Attention	0.7010
Luong Attention	0.7054
Luong Attention with scale	0.6977
Bahdanau Attention	0.6965
Bahdanau Attention with norm	**0.7204**

以下隨機節錄了一些，Without Attention 及 Bahdanau Attention with norm 的 output 結果 (上排為 Without Attention，下排為 **Bahdanau Attention with norm，粗體為較優**)：

a woman is cutting a slab of tofu into small	(label 中沒有 slab、small)
a woman is cutting some meat	**(label 中沒有 meat)**
a woman is adding some ingredients to a bowl of water	**(label 中沒有 adding 、water)**
a woman is adding some meat to a bowl	(label 中沒有 adding, water, meat)
a person is adding water to a bowl	(label中沒有adding及water)
a man is adding some ingredients to a bowl	**(label 中有 ingredients)**
a man is slicing a piece of food	(label 中並沒有出現 food)
a woman is slicing a vegetable	**(label 中有 vegetable)**
a man is walking with a large in a garden	(label 中並沒有出現 walking)
a man is singing	**(label 中並沒有出現 singing 但句子較短)**

可以發現抽出來的五句是 Bahdanau Attention with norm 預測較準確。