Assignment 2

Introduction to Deep Learning

201911013 곽현우

Figure 1. Accuracy comparison for test set

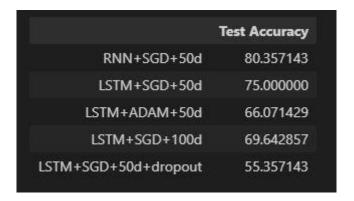
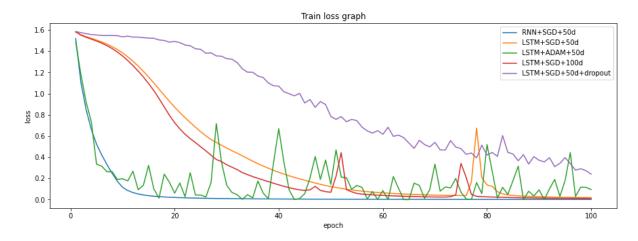


Figure 2. All emojis for test set





Figure 3. Training Loss Graph



Description

* experiments

A: RNN + SGD + 50d

B: LSTM + SGD + 50d

C: LSTM + ADAM + 50d

D: LSTM + SGD + 100d

E: LSTM + SGD + 50d + Dropout

1. Comparison of Optimizer

사용된 Optimizer 는 ADAM 과 Stochastic Gradient Descent(SGD)가 있다. SGD 의경우 전체 Dataset 을 다 보고 Weight 를 Update 시키는 것이 아니라 일부 Data 들을 보고 Weight를 Update 시키는 Optimizer 이다. ADAM의 경우 Update 시 Momentum 인자를 도입하여 이전에 Update 시킨 방향을 참고하고 Learning Rate 또한 이전 Update 된 한 Step 의 크기를 고려하여 조절되도록 하였다. 즉 ADAM 이 SGD 보다 좀 더 Global Minimum 에 빠르게 도달할 수 있다.

이는 위 Los Graph 에도 A 와 B 실험을 비교해보았을 때 ADAM 을 사용한 B 실험이 Loss 가 빠르게 수렴한다는 것을 통해 알 수 있다.

2. RNN Structure

사용한 RNN structure 는 RNN 과 LSTM 이다. RNN 은 특정 Sequence Data 가 순차적을 들어왔을 때 Hidden State 값을 도입하여 이전의 Data 들의 정보를 참고해 재귀적으로 Inference 하는 가장 기본적인 Model 이다. 그러나 이러한 RNN 은 Sequence Data 의 길이가 길어지면 Vanishing Gradient 문제가 발생하여 Weight 가 제대로 Update 되지 않는 문제가 발생한다.

이러한 문제를 해결하기 위해 LSTM 이라는 모델을 도입하였다. LSTM 은 Cell State 라는 값을 도입하여 장기기억과 단기기억을 통해 좀 더 RNN 보다 맥락 추론을 잘 할 수 있도록 한다.

위 실험에서는 RNN Structure 만 다르고 다른 조건은 동일한 실험 결과를 비교해보았을 때 RNN 이 LSTM 보다 좀 더 좋은 성능을 내고 있다. 이는 문장을 이루는 단어의 개수가 크지 않아 Long-Term Dependency 가 없었을 수 있다. 또한 LSTM 은 Cell 내부에 많은 Parameter 가 존재하므로 Optimization 하는 과정이 어렵기 때문에 RNN 이 LSTM 보다 좋은 성능을 냈을 것이라고 추측할 수 있다.

3. The Length of glove vectors

위 실험에서는 glove vector를 50 과 100을 사용하였다. Test Accuracy를 보면 차원이 50 이었을 때가 100 이었을 때 보다 더 높게 측정되었다. 이는 단어를 100 차원으로 표현했을 때 좀 더 분별성을 띌 수 있고 단어를 더 잘 표현했다고 해석할 수 있다.

4. Dropout

Dropout 은 특정 비율로 model 내 Node 들을 비활성화 시켜서 Overfitting 을 막는다. Train Loss Graph 에서 B와 E 실험의 graph 를 보면 Dropout 을 적용했을 때 Loss 값이 느리게 떨어지는 것을 볼 수 있는데 이는 Train Dataset 에 Overfitting 되지 않도록 한다는 것을 알 수 있다.

5. The Difference between Word2Vec and Glove

NLP 에서 특정 단어들을 하나의 벡터로 나타내는 것을 Embedding 이라고 하는데 Word2Vec 과 Glove 가 해당한다.

Word2Vec 은 SkipGram 과 CBOW 라는 방식이 있다.. SkipGram 이라는 방식은 특정 단어에 대한 주변 단어들과의 관계를 고려하여 Input 을 특정 단어의 Vector(One-Hot Encoding) Target 을 Input 의 이웃 단어의 Vector(One-Hot Encoding)으로 하여 Hidden Layer 를 추가한 뒤 학습시킨다. 학습이 완료된 후 특정 Word 를 Hidden Layer 들을 거쳐서 Vector 로 나타내는 방식이 Word2Vec 이다.

CBOW 는 SkipGram 과 반대로 주변 단어들을 Input 으로 중심 단어를 Target 으로 훈련시킨 후 Embedding 하는 방식이다.

Glove 는 Word2Vec 가 주변 단어들만 보고 Corpus 의 전체적인 통계정보를 반영하지 못한다는 한계를 해결한다. Glove 는 동시 등장행렬을 목표로 학습하도록 하며 최종적으로 두 단어의 Embedding Vector 의 곱이 동시 등장 확률의 Log 값이 되도록 하는 Embedding 방식이다.