분자구조 이미지 SMILES 변환 AI 경진대회

2020.10.15

조 승 제





목차

- I. 모델 소개
 - I) Seq to Seq 응용 Model
 - II) Baseline Code Model
 - III) Proposed Model
- Ⅱ. 실험
- Ⅲ. 다른 문제 응용 가능성
- IV. 결론
 -) 요약
 - II) 추후 연구 가능성
- V. 대회에 참여하며
 - l) 좋았던 점
 - Ⅱ) 아쉬웠던 점

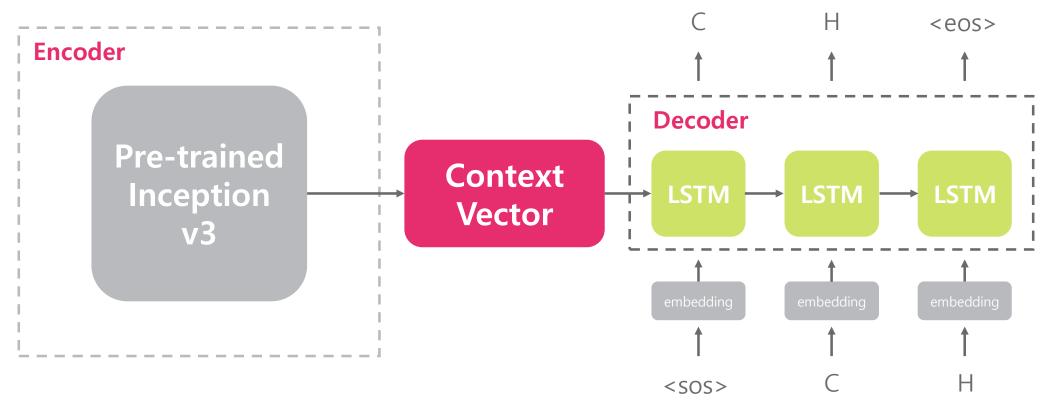




Seq-to-Seq 응용 Model

모델 설계: Seq-to-Seq Model의 Encoder를 Inception v3 모델로 재구성하여 Context Vector를 생성

한계점: 회귀 모델의 단점인 Gradient Vanishing이 발생

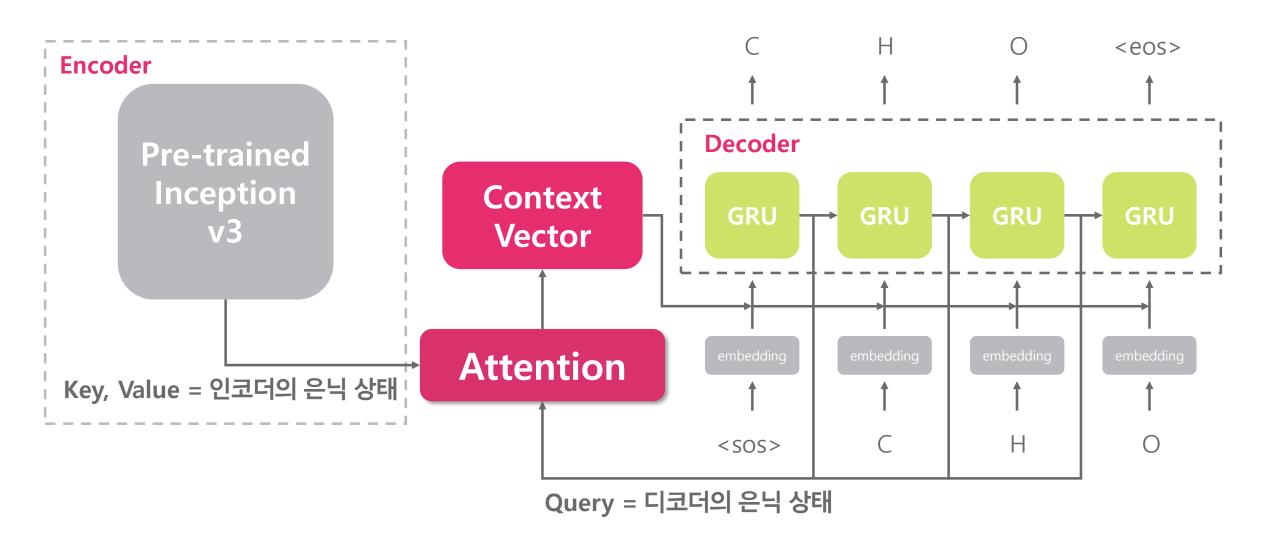






Baseline Code Model

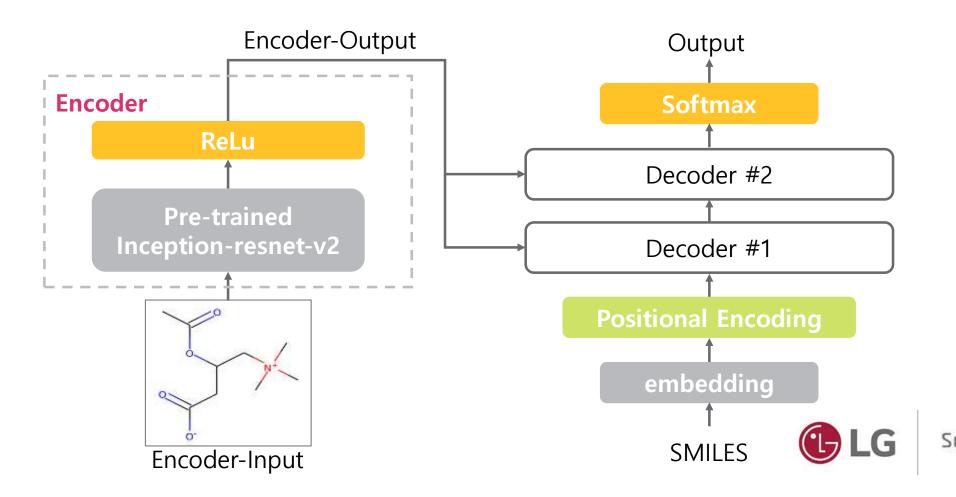
모델 설계: Attention Mechanism을 이용하여 Decoder에서 매 시점 마다 Context Vector를 참고



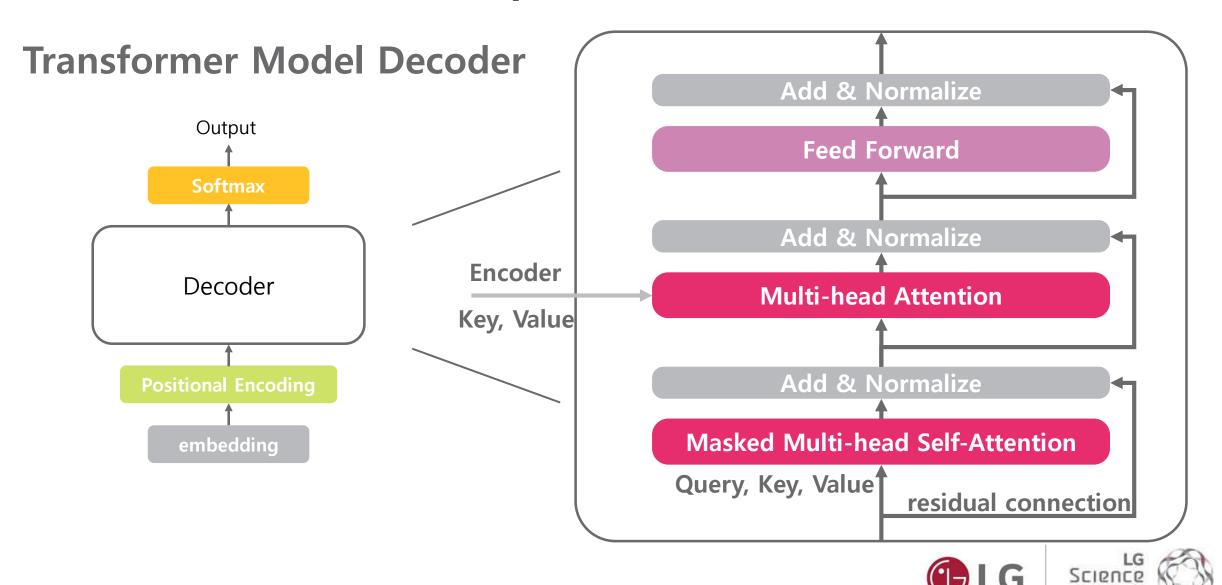
Proposed Model

모델 설계 : Transformer Model의 Encoder를 Inception-resnet-v2 모델로 구성

장점: Gradient Vanishing 해결, Classification 성능 향상, Attention Mechanism 의 사용으로 연관 있는 단어에 집중



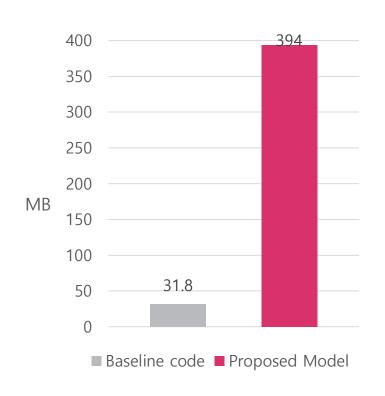
Proposed Model

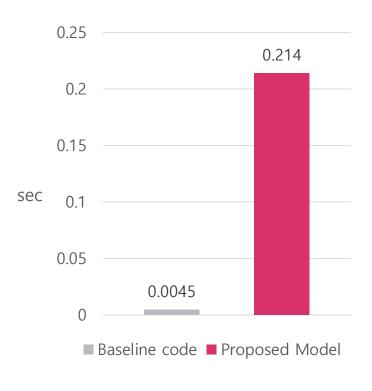


실험

❖ 저장된 모델 크기, 동작 시간, Test Set Score

- ➤ GTX 2070 기준
- ➤ Image feature 생성 후 test



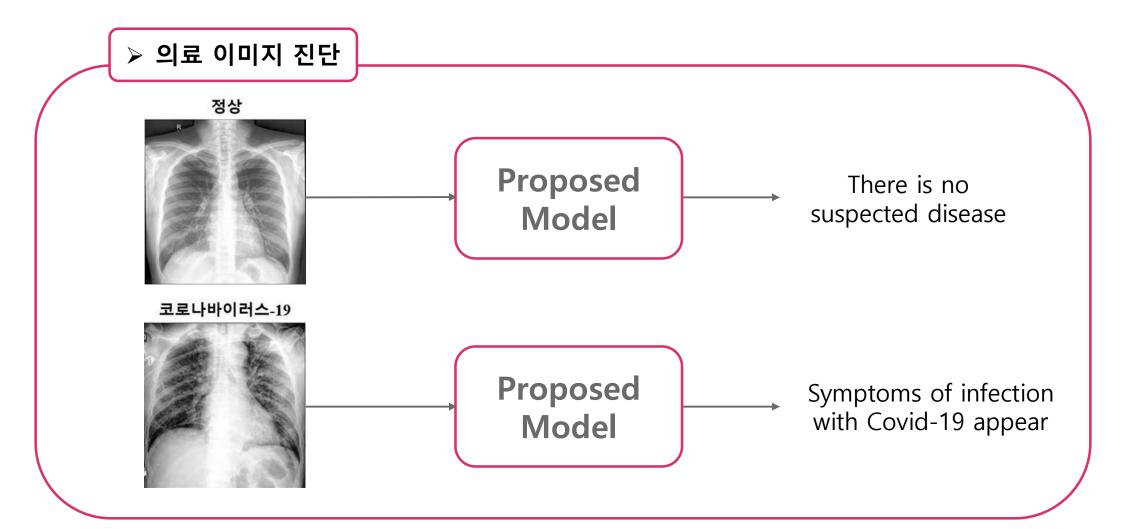








다른 문제 응용 가능성

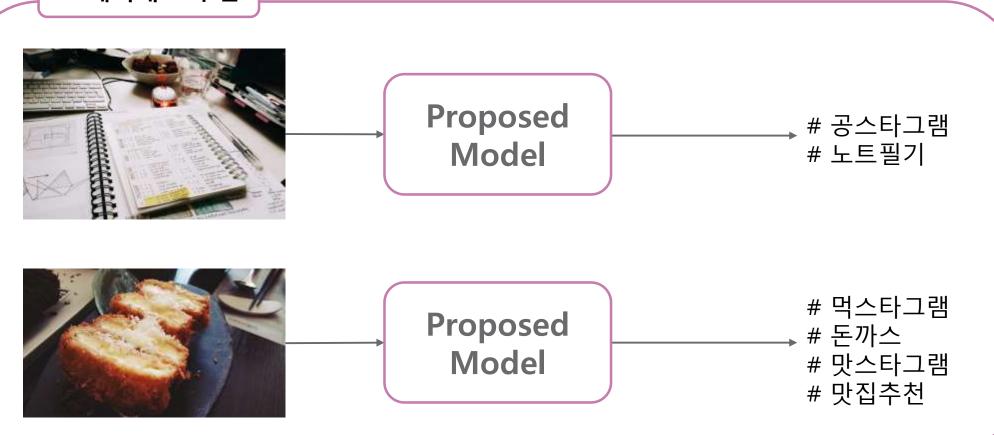






다른 문제 응용 가능성

➤ 해시태그 추천







결 론

✓ 요약

- Proposed Model은 Transformer 구조를 응용하여 the problem of Long-Term Dependencies 을 해결
- RNN을 사용한 모델들보다 성능이 향상
- SMILES 변환 뿐만 아닌 여러 Image captioning 주제에서 사용 가능한 모델

√ 추후 연구 가능성

- IMAGEBERT(1) 에서 소개한 사전 훈련 모델을 적용
- Pre-train inception-resnet-v2 모델의 Fine-Tuning
- Encoder에서 EfficientNet의 사용





대회에 참여하며

✓ 발전 과정

- 학과 교육과정을 벗어난 LSTM, GRU, Encoder-Decoder 구조의 이해
- Seq-to-Seq 모델의 train 방법인 **Teacher Forcing**의 이해
- Baseline code에서 제공한 Attention 기법의 이해
- Attention 기법을 사용한 Transformer 모델과 Masking 기법의 이해





감사합니다!



