

기계번역 사후교정(Automatic Post Editing) 연구

박찬준¹, 임희석^{2*}

¹고려대학교 컴퓨터학과 석박사통합과정, ²고려대학교 컴퓨터학과 교수

Automatic Post Editing Research

Chan-Jun Park¹, Heui-Seok Lim^{2*}

¹Master & Ph. D. Combined Student, Department of Computer Science and Engineering, Korea University

²Professor, Department of Computer Science and Engineering, Korea University

요약 기계번역이란 소스문장(Source Sentence)을 타겟문장(Target Sentence)으로 컴퓨터가 번역하는 시스템을 의미한다. 기계번역에는 다양한 하위분야가 존재하며 APE(Automatic Post Editing)이란 기계번역 시스템의 결과물을 교정하여 더 나은 번역문을 만들어내는 기계번역의 하위분야이다. 즉 기계번역 시스템이 생성한 번역문에 포함되어 있는 오류를 수정하여 교정문을 만드는 과정을 의미한다. 기계번역 모델을 변경하는 것이 아닌 기계번역 시스템의 결과문장을 교정하여 번역품질을 높이는 연구분야이다. 2015년부터 WMT 공동 캠페인 과제로 선정되었으며 성능 평가는 TER(Translation Error Rate)을 이용한다. 이로 인해 최근 APE에 모델에 대한 다양한 연구들이 발표되고 있으며 이에 본 논문은 APE 분야의 최신 동향에 대해서 다루게 된다.

주제어 : 기계번역, 기계번역 사후교정, 딥러닝, 인공지능경망 기계번역, 트랜스포머

Abstract Machine translation refers to a system where a computer translates a source sentence into a target sentence. There are various subfields of machine translation. APE (Automatic Post Editing) is a subfield of machine translation that produces better translations by editing the output of machine translation systems. In other words, it means the process of correcting errors included in the translations generated by the machine translation system to make proofreading. Rather than changing the machine translation model, this is a research field to improve the translation quality by correcting the result sentence of the machine translation system. Since 2015, APE has been selected for the WMT Shaed Task. and the performance evaluation uses TER (Translation Error Rate). Due to this, various studies on the APE model have been published recently, and this paper deals with the latest research trends in the field of APE.

Key Words : Machine Translation, Automatic Post Editing, Deep Learning, Neural Machine Translation, Transformer

*This research was supported by the MSIT(Ministry of Science and ICT), Korea, under the ITRC(Information Technology Research Center) support program(IITP-2020-2018-0-01405) supervised by the IITP(Institute for Information & Communications Technology Planning & Evaluation) and National Research Foundation of Korea(NRF) grant funded by the Korea government(MSIP) (No.NRF-2017M3C4A7068189).

*Corresponding Author : Heuseok Lim(limhseok@korea.ac.kr)

Received March 6, 2020

Accepted May 20, 2020

Revised April 27, 2020

Published May 28, 2020

1. 서론

기계번역이란 소스문장(Source Sentence)을 타겟 문장(Target Sentence)으로 번역하는 시스템을 의미하며 구글 번역기, 네이버의 파파고 등을 통해 일반인들에게 친숙한 대표적인 자연언어처리 시스템이다. 규칙기반, 통계기반을 거쳐 최근에는 주로 딥러닝 기반의 기계번역 시스템인 Neural Machine Translation (NMT)에 대한 연구가 주로 이루어지고 있다. 기계번역의 모델 자체를 연구하는 사람들도 많이 존재하나 최근에 WMT 연구 동향을 살펴보면 기계번역의 하위분야들을 연구하는 사람들이 증가하고 있다.

기계번역에는 다양한 하위분야가 존재하며 대표적으로 병렬 코퍼스 필터링(Parallel Corpus Filtering), 기계번역 품질 예측(Quality Estimation), 기계번역 사후 교정(Automatic Post Editing)이 존재한다. 병렬 코퍼스 필터링이란 기계번역의 학습데이터로 쓰이는 병렬 코퍼스의 품질을 높이기 위하여 학습데이터의 적합하지 않은 병렬 쌍을 제거하는 작업을 의미한다. 정제와는 완전히 다른 개념으로 학습에 적합하지 않을 시 해당 부분을 수정하는 것이 아닌 아예 삭제해버린다. 이로 인하여 고품질의 학습데이터를 구축할 수 있으며 이는 자연스레 모델 성능향상으로 이어지게 된다. 최근 병렬 말뭉치들을 얻기 위하여 웹사이트 데이터를 크롤링하는 사례가 많은데 해당 데이터 같은 경우 상당히 많은 노이즈(Noise)가 존재하기에 정제 및 필터링 작업이 필요하다.

기계번역 품질 예측(Quality Estimation: QE)이란 정답번역문을 참고하지 않고 기계번역 모델의 입력으로 사용한 원문과 기계번역 모델이 생성한 결과만을 가지고 번역 결과의 품질을 예측하는 시스템을 의미한다. 이와 같은 연구가 필요한 이유는 먼저 기계번역 시스템이 출력한 문장들은 여전히 많은 번역 오류들이 존재하며 동일한 기계번역 시스템 내에서도 다양한 번역품질의 결과들이 생성되는 문제가 있기 때문이다.

일반적으로 기계번역 문장에 대해 번역품질을 판단하기 위해서는 기계번역 문장과 정답번역문의 비교를 해야 하지만, 정답번역문이 존재하는 경우는 매우 한정적이다. 사용자가 정답번역문 없이 번역 품질을 판단하기 위해서는, 원시문장과 기계번역문장을 모두 보고 번역이 잘 되었는지를 확인해야 하며 이는 많은 시간과 노력이 요구된다. 특히 기계번역을 사용하는 사람들 같은 경우 원시언어나 목표언어를 잘 알지 못하는 사람들이 대다수 사용하게 되는 경우가 존재하는데 이러한 사용자의 경우

기계번역이 도출한 번역 결과가 좋은 품질인지 좋지 못한 품질인지 판단하기가 난해하다. 이러한 문제점에 입각하여 정답번역문 없이 자동으로 번역품질을 예측할 수 있는 기계번역 품질 예측 연구의 필요성이 날로 증가하고 있다. 이와 더불어 번역문장에 대한 번역품질 예측은 번역오류가 있는 번역문장을 사전에 선별하여 번역문장 교정 시에 도움을 줄 수 있는 장점이 존재한다. 해당 연구는 국내에서 포항공대, ETRI에서 많은 연구가 진행되었다.

Automatic Post Editing(APE)이란 기계번역 시스템의 결과물을 APE 모델이 자동으로 교정하여 기존 모델이 도출한 번역결과와 비교하여 품질 좋은 번역결과를 만들어내기 위한 기계번역의 하위분야이다. 이는 기계번역 모델 자체를 변경하는 것이 아닌 기계번역 시스템의 번역결과를 교정하기 위한 또 하나의 기계번역 시스템을 만드는 연구라 정의할 수 있다.

2015년부터 매년 WMT Shared Task의 한 분야로 대회를 열고 있으며 이로 인해 해당 Task에 대한 문제정의, 평가방법 등이 명확히 설정되었다[1]. 성능 평가 지표는 TER(Translation Error Rate)을 사용하며 TER이 낮을수록 사후 교정을 잘 수행한 것으로 평가한다. 2018년부터 Transformer를 기반으로 딥러닝 기반 APE에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있으며 해당 기술과 관련하여 많은 논문들이 발표되고 있다. 따라서 본 논문은 Automatic Post Editing 분야의 최신동향에 대해서 다루게 된다. 최근에 발표된 모델에 대한 장점 및 한계점 등을 본문에서 자세히 서술하며 과거 APE 기술적 흐름과 WMT에서 발표된 모델에 대해서 자세히 서술한다. 더 나아가 APE와 기계번역 품질 예측의 장점을 결합하여 다양한 응용방안을 제시한다.

해당 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 Automatic Post Editing의 역사 및 특징에 대해서 살펴본 후 WMT에 소개된 모델을 2016년부터 2018년까지 살펴본다. 더 나아가 WMT 2019에서 우수한 성능을 거둔 1, 2등의 모델에 대해서 자세히 살펴본 후 Quality Estimation과 Automatic Post Editing의 조합을 통해 어떠한 파이프라인 시스템을 이룰 수 있는지 소개한다. 이후 결론으로 마무리한다.

2. 기계번역 사후교정 역사

1994년 최초의 사후 교정시스템이 제안되었으며 일

본어를 영어로 번역한 문장에서 관사 선택의 문제를 해결하기 위한 연구가 진행되었다. 초기의 사후 교정 시스템에 대한 연구는 번역에서 자주 발생하는 오류에 대한 수정 규칙을 작성하여 번역문에 적용하는 방식이었다[3]. 즉 규칙기반 방식이라고 할 수 있다. 이후 통계기반 기계번역을 이용한 자동 사후 교정 모델[4]이 등장한 이후로 일종의 번역문제로 해당 Task를 바라보기 시작했다. 이후 2015년 WMT의 공동 캠페인 과제로 선정되었다. 이로 인해 형식 및 성능 평가 방법(TER, BLEU)[5,6]이 명확해졌다. 2017년 Convolution to Convolution를 이용한 모델이 우승하였으며[2] 2018년 Multi Source Transformer를 이용한 모델이 우승 [7] 2019년 BERT를 이용한 모델[8,9]이 우승하였다. 즉 과거에는 주로 규칙 및 통계기반 기법을 적용한 사후 교정시스템 연구가 진행되었으며 이후 사후 교정 연구를 번역문제로 바라보게 되었고 현재에는 Transformer 모델을 적용하여 딥러닝 기반 연구가 이루어지고 있다.

국내에서 포항공대에서 많은 연구가 이루어지고 있으며 WMT 2019에서 근소한 차이로 2등 차지하였다[10]. 학습데이터 구성은 크게 3가지로 이루어져 있으며 원문(SRC), 번역문(MT), 사후교정 결과(PE)의 트리플로 이루어져 있다. 추가적으로 최근 많은 연구들에서 WMT에서 제공하는 데이터셋과 더불어 eSCAPE 데이터[11]를 많이 사용한다.

학습데이터 구조적 특성에 착안하여 최근 연구는 SRC와 MT를 별도의 소스로 간주하는 다중 소스 번역문제(Multi Source translation Problem)로 간주한다. 이러한 구조적 특성을 기반으로 Multi Source Transformer 구조를 바탕으로 많은 연구가 이루어지고 있다[12-15]. 2018년까지는 각 입력과 교정문 사이의 의존성을 별도로 학습하고 이들을 더하여 최종 입출력 의존성을 얻었으나 2019년부터는 입력과 교정문 사이의 관계성을 고려하는 연구가 진행되었다. 더 나아가 현재는 대부분의 자연언어처리 Task에서 좋은 성능을 보이는 Pretrain-finetuning 구조인 BERT를 적용한 연구가 진행되고 있다.

2.1 WMT 2016부터 WMT 2018까지의 연구

Fig. 1은 WMT 2016에 제안된 모델로 기존 Encoder-Decoder 구조에 새로운 입력을 처리하기 위한 Encoder를 추가한 구조이다[16]. Attention을 각 입력에 별도로 적용하여 문맥정보를 가지고 오는 것이 특징이다. WMT 2017에서는 Convolution to Convolution 모델이 우승

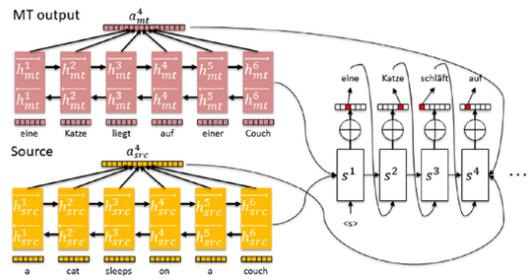


Fig. 1. WMT 2016 Winner Model, The architecture of the multi-encoder translation model[16]

을 차지하였다[2]. WMT 2018부터 본격적으로 Transformer[17]를 적용한 모델이 등장하기 시작하였으며 이 기조는 현재까지도 유지되고 있다. 다중 소스 번역문제로 정의하여 Automatic Post Editing 모델을 바라보았으며 특징은 크게 2가지로 나눌 수 있다.

먼저 번역문과 원문을 하나의 입력으로 처리하며 원문의 정보는 학습자료로 사용한다. 두번째로 번역문과 원문을 각각의 입력으로 처리한다.

Transformer 같은 경우 기본적으로 하나의 Encoder를 사용하기에 1번째 특징의 경우 모델의 구조를 변경하지 않고 그대로 사용 가능하나 2번째 특징의 경우 모델의 구조를 변경시켜야 한다. 즉 다중 Encoder 구조로 변경해야 한다. 원문을 처리하는 Encoder와 번역문을 처리하는 Encoder를 각각 구성해야한다. 즉 2개의 Encoder는 각각 번역문과 원문을 입력으로 받아 각 문장들의 자가 의존성을 학습하고 결과를 Decoder에 전달하게 된다. 이에 따라 Decoder의 내부구조를 변경해야 하는데 Decoder 같은 경우 하나의 Encoder 출력만을 고려하여 작성되었기에 각 Encoder 출력에 대해 별도로 Attention Layer를 구성해야 한다. 또한 그 결과를 더하여 이후 Layer로 전달할 수 있도록 Sub Layer를 구성해야 한다. 결론적으로 Decoder에서 각 Encoder 출력에 대해 별도의 Attention을 수행하고 그 결과를 더하여 결과에 반영하는 구조이다.

Fig. 2는 WMT 2018에서 가장 우수한 성적을 보인 모델의 구조이며 Common Parameters를 사용하는 것이 특징이다[7]. 즉 공유 가중치를 가진 2개의, Transformer 인코더를 이용해 원시문과 번역문을 각각 인코딩한 것이 특징이다.

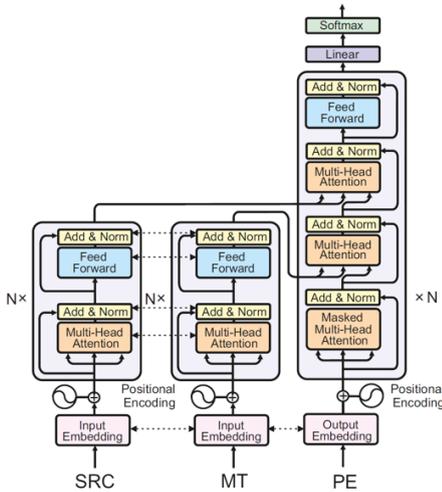


Fig. 2. Winner Model in WMT 2018 [7]

3. 최신 연구 동향

본 장에서는 가장 최신의 연구인 WMT 2019에서 제안한 모델의 대한 분석을 진행한다. 먼저 포항공대에서 제안한 모델에 대해 분석하며 이후 해당 Task에서 1등을 거둔 Unbabel의 BERT기반 모델에 대하여 분석한다.

3.1 Encoder-Decoder와의 상관관계 파악

2019년부터 Encoder-Decoder Attention 구조에 대한 다양한 연구를 진행하였다. 먼저 포항공대에서 디코더의 다양한 구조에 따른 성능 변화를 실험하였다. 총 5가지의 디코더 구조를 설계하여 실험을 진행하였다[18]. 각 구조에 대한 그림은 Fig. 3과 같다.

#A는 두 Attention의 결과를 단순히 더하는 구조이다. #B와 #C는 각 Attention 결과를 순차적으로 참조하되 원문과 번역문 중 어떤 쪽을 먼저 고려할 것인지에 차이이다. #D는 번역문과 원문 사이의 Attention을 계산하여 전달하는 구조 즉 번역문과 원문 사이의 관계성을 모델링 할 수 있다. #E는 #D에 더해 원문과의 Attention을 먼저 참조하도록 구성한 구조이다.

실험결과는 Table 1과 같으며 #E가 가장 좋은 성능을 보였다(TER 기준). 즉 원문과 번역문 사이의 관계를 고려하는 것이 성능향상에 중요한 요인임을 알 수 있는 연구이다. 즉 해당 연구는 디코더의 다양한 구조를 변경하여 실험해봄으로 번역문과 원문을 분리하여 Attention

을 진행하는 것보다 함께 Attention을 진행하는 것이 더 좋은 성능을 낼 수 있는 구조임을 밝혀내었다.

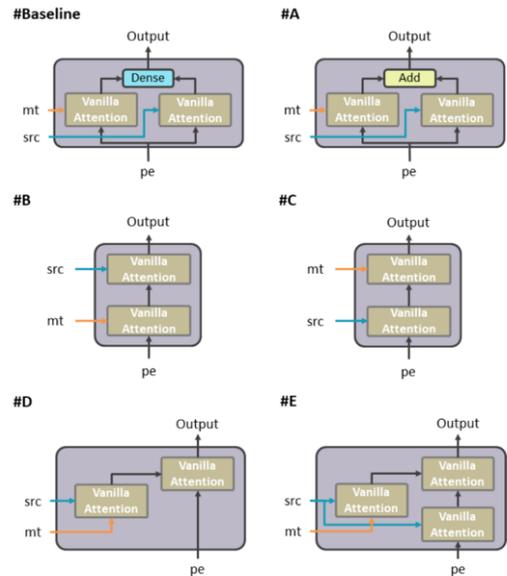


Fig. 3. Encoder-Decoder Attention Structure. [18]

Table 1. Encoder-Decoder Structure Results [18]

Model	Dev	Test16	Test17
No-Edit	24.814	24.765	24.481
Baseline	19.390	19.705	19.883
#A	19.015	19.506	19.756
#B	19.192	19.469	19.847
#C	19.415	19.597	19.681
#D	19.122	19.220	19.670
#E	19.000	19.155	19.477

3.2 원시문과 기계번역문간 효과적 관계모델링에 관한 연구

원시문과 기계번역문간의 효과적인 관계모델링에 대한 연구도 포항공대에서 진행되었다[19]. Joint Representation과 Combined Attention이라는 구조를 제안했으며 이를 통해 원시문과 기계번역문간의 관계성을 파악하여 성능향상을 이루어낼 수 있다.

3.2.1 Joint Representation

Joint Representation이란 포항공대에서 제안한 구

조 로 소스문장(SRC)과 번역문장(MT)의 독립적인 인코딩 표현을 생성한다. 번역문장 인코딩 모듈은 기계번역 시스템의 디코딩 과정을 모방하기 위해 Masked Multi-Head Attention을 적용하였으며 각각 인코딩 된 SRC와 MT는 별도의 인코딩 모듈을 통해 Joint Representation을 생성하며, Multi Head Attention 계층으로부터 각 번역 단어에 원시문장의 문맥정보가 포함된 인코딩 결과를 얻을 수 있다. 결론적으로 SRC와 MT의 관계를 파악하는 것에 중점을 둔 방법론이다.

3.2.2 Combined Attention

Combined Attention이란 Encoder의 두 출력(Joint Representation)과 독립적으로 인코딩 된 번역문을 함께 고려해 교정단어를 생성하기 위한 디코딩 모듈이다. 교정단어 생성 시 중요도에 따라 두 출력이 다른 가중치가 부여되며, 가중 합을 통해 최종결과를 얻는다.

해당 연구는 원시문과 번역문 각각을 독립적으로 인코딩했던 기존 연구와 다르게 번역문 인코딩 과정에서 원시문의 문맥정보를 포함하는 Joint Representation 즉 공동표현을 모델링하였다. 또한 Decoder에서 공동표현과 독립적으로 인코딩 된 번역문을 함께 고려해 context vector를 생성하는 결합 주의 집중(Combined Attention) 계층을 제안하였다. 모델의 전체적인 구조는 Fig. 4와 같다.

3.3 WMT 2019

3.3.1 Postech

기존 WMT 2018의 문제점은 다음과 같다. SRC와 MT를 각각의 분리 된 Encoder를 적용하여 두개의 값을 단순히 Sequential하게 처리하거나 단순 Concatenating을 진행한다. 즉 두 개 사이의 관계를 파악하기 쉽지 않다.

이를 위해 Joint Multi Source Encoder, Multi Source Attention Layer가 제안되었다[10,20]. Joint Multi Source Encoder같은 경우 3.2.1에서 설명한 내용과 동일하다. Multi Source Attention Layer 같은 경우 크게 2가지 구조를 제안하였다. Multi Source Parallel Attention 과 Multi Source Sequential Attention을 제안하였다. Multi Source Parallel Attention이란 Linear Combined를 진행한 것을 의미하며 Multi Source Sequential Attention이란 Sequentially Combine 한 것이다.

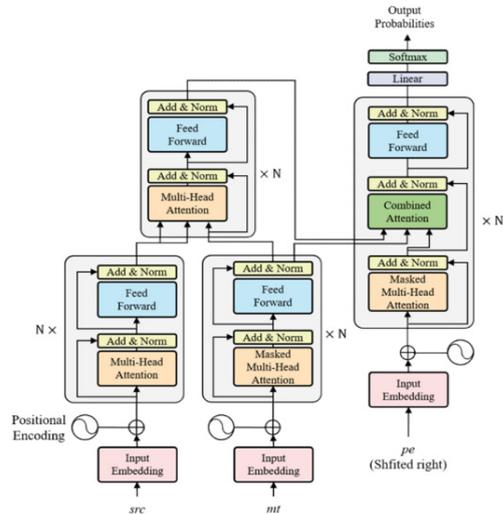


Fig. 4. Overall Architecture of Combined Attention and Joint Representation model [19]

3.3.2 Unbabel

Unbabel은 BERT를 적용한 모델을 제안하였으며 WMT 2019에서 우승을 차지하였다[8].

Single BERT Encoder를 사용하며 SRC와 MT의 Joint Representation을 제안하였으며 Multilingual BERT를 Pretrain 모델로 사용하였다. 즉 SRC와 MT를 [SEP]로 연결한 구조이다. 또한 Conservativeness Penalty를 사용하였다. 이는 단순히 휴리스틱을 적용한 방법론이며, 학습데이터의 교정률이 적은 특징을 반영하여 SRC와 MT에 등장하지 않은 단어들에 대해 Penalty를 주는 방법이다.

WMT 2019의 최종결과는 Table 2와 같으며 Unbabel에서 제안한 모델구조는 Fig. 5와 같다. Unbabel이 가장 우수한 성적을 거두었으며 이를 이어 POSTECH이 우수한 성적을 거두었다. BLEU 점수 같은 경우 오히려 POSTECH이 제일 높은 성적을 거두었다.

Table 2. WMT 2019 APE Shared Task Results[8]

System	TER	BLEU
Unbabel	16.06	75.96
POSTECH	16.11	76.22
USSAR DFKI	16.15	75.75
FBK	16.37	75.71
UsS MTL	16.77	75.03
IC USFD	16.78	74.88
BaseLine	16.84	74.73
ADAP DCU	17.07	74.30

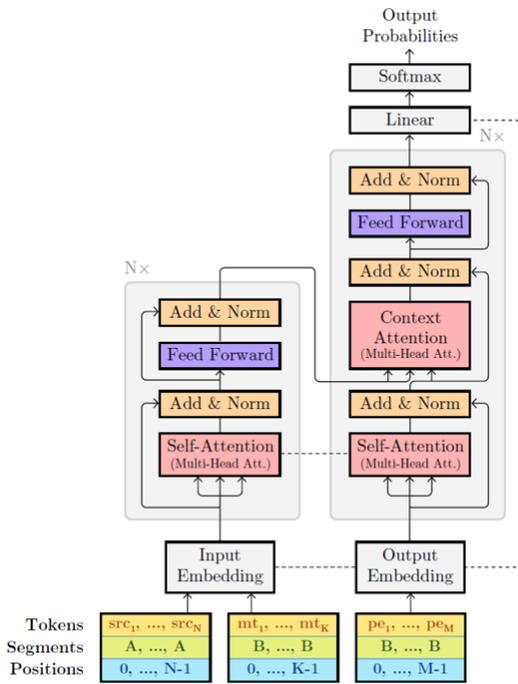


Fig. 5. Bert Based Encoder-Decoder Model [8]

4. Quality Estimation과 Automatic Post Editing의 조합

기계번역 시스템 결과를 향상시키기 위한 Quality Estimation(Q.E)와 Automatic Post Editing(APE)을 결합하는 다양한 전략을 조사해 보았다.

Quality Estimation은 APE 교정의 활성체이자, 지표이자, 사용자에게 전달되는 최종 번역 결과물의 선택자 역할을 한다[21].

활성체로서의 QE를 APE와 결합하는 시스템의 경우 번역문에 대하여 문장 단계(sentence-level)의 품질 예측을 진행하며 예상 TER 점수가 특정 임계치 이하일 경우 자동 교정을 할 수 있도록 한다. 즉 QE 예측은 번역결과에 대해 예측된 품질이 특정 임계치 이하일 때, APE Decoding을 돕는다. 즉 APE를 실행할지 말지를 결정하는 기준 역할을 한다. 이는 TER 점수를 예측할 수 있는 번역결과에 대한 문장단계 QE를 실시하고 이 예측에 대한 임계치를 설정하면서 진행된다. 예측 TER이 임계치 이하라면, 번역은 충분히 좋은 것으로 간주되고 APE 단계를 적용하는 것을 불필요한 것으로 여겨 해당 단계를

진행하지 않고 번역문을 그대로 출력하게 된다. 반면 예측 TER이 임계치 이상이면, APE Decoder가 작동되고 그 결과를 최종 출력으로 선정한다.

지표로서의 QE를 APE와 결합하는 시스템의 경우는 단어 단계(word-level) 이진법 품질 예측을 통해 교정되어야 할 번역 결과문에서 문제가 있는 단어에 대한 품질을 알려준다. 즉 QE Label은 어떤 기계번역 결과의 토큰이 유지되거나 변경되어야 하는지를 식별하면서 APE Decoding 프로세스를 도와준다.

선택자로서의 QE를 APE와 결합하는 시스템의 경우는 문장과 단어 단계의 품질 예측을 통해 원래의 번역결과와 사후교정 결과 사이에서 가장 정확한 번역문을 식별하도록 한다. 즉 QE 예측은 기계번역문과 사후교정을 진행한 번역문 중 가장 좋은 문장을 최종 결과로 도출한다.

결론적으로 QE와 APE는 기계번역 품질을 높이기 위한 다양한 방식으로 결합 될 수 있으며 더 나아가 병렬코퍼스 필터링과 같은 또 다른 기계번역 하위분야를 추가 적용하여 해당 파이프라이닝 시스템의 성능을 향상시킬 수 있다.

5. 결론

Automatic Post Editing이란 기계번역 시스템이 생성한 결과물을 컴퓨터가 자동으로 교정해주는 것을 의미하며 최근에 많은 연구들이 이루어지고 있다. 2018년부터 Transformer기반의 APE 모델들이 다수 등장했으며 최근에는 Pretrain-Finetuning Approach를 적용한 BERT기반의 APE 모델이 가장 우수한 성능을 보이고 있다. 본 논문은 기계번역 사후교정 모델과 관련된 최신동향을 다루었으며 이와 더불어 또 다른 기계번역의 하위분야인 Quality Estimation과 어떻게 함께 적용할 수 있을지에 대해 소개하였다. 추후 APE 분야의 연구동향으로 Pretrain-Finetuning기법을 적용하는 기초가 유지될 것으로 판단되며 이에 대한 심도 있는 연구가 진행되어야 할 것이다.

REFERENCES

- [1] Bojar, O., Chatterjee, R., Federmann, C., Graham, Y., Haddow, B., Huck, M. & Negri, M. (2016, August). *Findings of the 2016 conference on machine translation. In Proceedings of the First Conference on*

- Machine Translation: 2, Shared Task Papers* (pp. 131-198).
- [2] Ondřej, B., Chatterjee, R., Christian, F., Yvette, G., Barry, H., Matthias, H. & Negri, M. (2017). *Findings of the 2017 conference on machine translation (wmt17)*. In *Second Conference on Machine Translation* (pp. 169-214). The Association for Computational Linguistics.
- [3] Allen, J. & Hogan, C. (2000, April). Toward the development of a post editing module for raw machine translation output: A controlled language perspective. In *Third International Controlled Language Applications Workshop (CLAW-00)* (pp. 62-71).
- [4] Simard, M., Goutte, C. & Isabelle, P. (2007, April). Statistical phrase-based post-editing. In *Human Language Technologies 2007: The Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Proceedings of the Main Conference* (pp. 508-515).
- [5] Snover, M., Dorr, B., Schwartz, R., Micciulla, L. & Makhoul, J. (2006, August). A study of translation edit rate with targeted human annotation. In *Proceedings of association for machine translation in the Americas, 2006*.
- [6] Papineni, K., Roukos, S., Ward, T. & Zhu, W. J. (2002, July). BLEU: a method for automatic evaluation of machine translation. In *Proceedings of the 40th annual meeting on association for computational linguistics* (pp. 311-318). Association for Computational Linguistics.
- [7] Junczys-Dowmunt, M. & Grundkiewicz, R. (2018). *Ms-uedin submission to the wmt2018 ape shared task: Dual-source transformer for automatic post-editing*. arXiv preprint arXiv:1809.00188.
- [8] Lopes, A. V., Farajian, M. A., Correia, G. M., Trenous, J. & Martins, A. F. (2019). *Unbabel's Submission to the WMT2019 APE Shared Task: BERT-based Encoder-Decoder for Automatic Post-Editing*. arXiv preprint arXiv:1905.13068.
- [9] Correia, G. M. & Martins, A. F. (2019). *A simple and effective approach to automatic post-editing with transfer learning*. arXiv preprint arXiv:1906.06253.
- [10] Lee, W., Shin, J. & Lee, J. H. (2019, August). Transformer-based Automatic Post-Editing Model with Joint Encoder and Multi-source Attention of Decoder. In *Proceedings of the Fourth Conference on Machine Translation, 3* (pp. 112-117).
- [11] Negri, M., Turchi, M., Chatterjee, R. & Bertoldi, N. (2018). *ESCAPE: a large-scale synthetic corpus for automatic post-editing*. arXiv preprint arXiv:1803.07274.
- [12] J. H. Shin, Y. K. Kim & J. H. Lee. (2019) Transformer-based Automatic Post-Editing for Machine Translation *KIISE Transactions on Computing Practices, 25(1)*, 64-69.
- [13] Pal, S., Herbig, N., Krüger, A. & van Genabith, J. (2018, October). A Transformer-Based Multi-Source Automatic Post-Editing System. In *Proceedings of the Third Conference on Machine Translation: Shared Task Papers* (pp. 827-835).
- [14] Shin, J. & Lee, J. H. (2018, October). Multi-encoder Transformer Network for Automatic Post-Editing. In *Proceedings of the Third Conference on Machine Translation: Shared Task Papers* (pp. 840-845).
- [15] Tebbifakhr, A., Agrawal, R., Negri, M. & Turchi, M. (2018, October). Multi-source transformer with combined losses for automatic post editing. In *Proceedings of the Third Conference on Machine Translation: Shared Task Papers* (pp. 846-852).
- [16] Libovický, J., Helcl, J., Tlustý, M., Pecina, P. & Bojar, O. (2016). *CUNI system for WMT16 automatic post-editing and multimodal translation tasks*. arXiv preprint arXiv:1606.07481.
- [17] Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. In *Advances in neural information processing systems* (pp. 5998-6008).
- [18] H. Shin, W. K. Lee, Y. K. Kim & J. H. Lee. (2019). Research for the Decoder Structure of Multi-encoder Transformer-based Automatic Post-Editing Model. *KIISE 2019*, 634-636.
- [19] W. K. Lee, H. Shin, Y. K. Kim & J. H. Lee. (2019). Transformer-based Automatic Post-Editing with Effective Relation Modeling between Source and its Translations. *KIISE 2019*, 619-621.
- [20] Lee, W., Park, J., Go, B. H. & Lee, J. H. (2019). *Transformer-based Automatic Post-Editing with a Context-Aware Encoding Approach for Multi-Source Inputs*. arXiv preprint arXiv:1908.05679.
- [21] Chatterjee, R., Negri, M., Turchi, M., Blain, F., & Specia, L. (2018, March). Combining quality estimation and automatic post-editing to enhance machine translation output. In *Proceedings of the 13th Conference of the Association for Machine Translation in the Americas, 1*, (pp. 26-38).

박 찬 준(Chan-Jun Park)

[학생회원]



- 2019년 2월 : 부산외국어대학교 언어처리창의융합전공 (공학사)
- 2018년 6월 ~ 2019년 7월 : SYSTRAN Research Engineer
- 2019년 9월 ~ 현재 : 고려대학교 컴퓨터학과 석박사통합과정
- 관심분야 : Machine Translation,

Grammar Error Correction, Deep Learning

· E-Mail : bcj1210@naver.com

임 희 석(Heui-Seok Lim)

[종신회원]



- 1992년 2월 : 고려대학교 컴퓨터학과 (이학학사)
- 1994년 2월 : 고려대학교 컴퓨터학과 (이학석사)
- 1997년 2월 : 고려대학교 컴퓨터학과 (이학박사)
- 2008년 2월 ~ 현재 : 고려대학교 컴퓨

터학과 교수

· 관심분야 : 자연어처리, 뇌신경 언어 정보 처리

· E-Mail : limhseok@korea.ac.kr