

빅데이터를 위한 트랜스포머 기반의 언어 인식 기법

황치곤¹ · 윤창표² · 이수욱^{1*}

¹광운대학교 · ²경기과학기술대학교

Transformer-based Language Recognition Technique for Big Data

Chi-Gon Hwang¹, Chang-Pyo Yoon², Soo-Wook Lee^{1*}

¹Kwangwoon University · ²GyeongGi University of Science and Technology

E-mail : duck1052@kw.ac.kr / cpyoon@gtec.ac.kr / wook@kw.ac.kr

요 약

최근, 빅데이터 분석은 기계학습의 발전에 따른 다양한 기법들을 이용할 수 있다. 현실에서 수집된 빅데이터는 단어 간의 관계성에 대한 의미적 분석을 바탕으로 같거나 유사한 용어에 대한 자동화된 정제기법이 부족하다. 빅데이터는 보통 문장의 형태로 구성되어 있고, 이에 대한 형태소 분석이나 문장의 이해가 필요하다. 이에 자연어를 분석하기 위한 기법인 NLP는 단어의 관계성과 문장을 이해할 수 있다. 본 논문에서는 빅데이터를 시계열 접근법인 RNN의 단점을 보완한 기법인 트랜스포머와 리포머의 장단점에 대해 연구한다.

ABSTRACT

Recently, big data analysis can use various techniques according to the development of machine learning. Big data collected in reality lacks an automated refining technique for the same or similar terms based on semantic analysis of the relationship between words. Big data is usually in the form of sentences, and morphological analysis or understanding of the sentences is required. Accordingly, NLP, a technique for analyzing natural language, can understand the relationship of words and sentences. In this paper, we study the advantages and disadvantages of Transformers and Reformers, which are techniques that complement the disadvantages of RNN, which is a time series approach to big data.

키워드

NLP(Natural Language Processing), RNN(Recurrent Neural Network), Transformer, Reformer

1. 서 론

최근 정형, 비정형 데이터로부터 사회현상을 분석하기 위한 기법으로 빅데이터를 이용하고 있다. 빅데이터는 기존의 데이터와 달리 단순히 데이터를 수집, 정제 그리고 가공하는 것뿐만 아니라 수많은 데이터를 모아 한꺼번에 해석을 넘어서 새로운 사실 발견 및 예측을 가능하게 한다. 한마디로 우리가 다양한 데이터들을 수집, 종합하여 그 자료들을 통해 결론을 도출해내는 것과 달리 빅데이터는 과거의 데이터들을 바탕으로 미래의 사건을 예

측할 수 있는 것이다[1].

이러한 이유로 기계를 통한 언어의 이해는 중요하다. 언어를 인공지능 분야에서 연구하는 자연어 처리(NLP, Natural Language Processing)는 인공지능 기술의 한 분야로 형태소 분석, 품사 태깅, 구문 분석 등 다양한 기술을 통해 자연어의 이해와 생성, 분석을 다루는 커뮤니케이션 기술을 말한다. 특히 사전학습된 언어모델(PLM, Pre-trained Language Model)이 소개된 이후 감성 분석, 문장생성 등 자연어처리의 모든 분야에서 성능이 뛰어나게 향상되었고, 이와 관련한 연구가 빅데이터 분야

에서뿐만 아니라 언어학, 경영학 등 다양한 분야에 걸쳐 응용되어 진행되고 있다[2].

이러한 자연어처리를 위한 기술로 최근 트랜스포머[3]를 기반으로 하는 학습 모델들이 많이 등장하고 있고, 트랜스포머의 어텐션 연산에서 요구하는 메모리 문제를 해결하기 위해 제시한 리포머(Re(Trans)former)[4]가 있다. 이에 대해 본 논문에서는 자연어처리를 위한 두 기술을 비교하여 언어 인식을 위한 기법을 연구한다.

II. 트랜스포머와 리포머

NLP를 이용한 기술 현황은 최근 인공지능의 기계학습 기법의 발달에 따라 많은 분야로 확장되고 있다. 이는 언어모델, 문서분류, 문서생성, 문서 요약, 질의응답, 기계번역 등과 같은 분야로 확장되고 있다. 이를 위한 기법은 RNN(Recurrent Neural Networks), Seq2Seq(Sequence-to-Sequence) 모델, 어텐션(Attention) 기술, 트랜스포머(Transformer), GPT(Generative Pre-Trained Transformer), BERT(Bidirectional Encoder Representations form Transformer), BART(Bidirectional Auto-Regressive Transformers) 모델들이 있다[5].

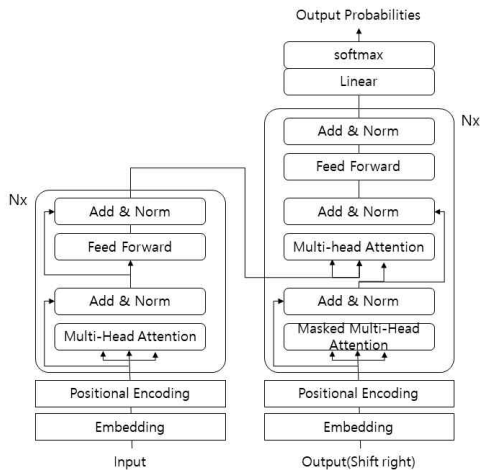


그림 1. Transformer Model Architecture[]

트랜스포머[3]는 그림 1과 같이 인코더나 디코더만 이용하는 방식의 모델에 관한 연구가 진행되었다. 이에 발전된 대표적인 모델들로 BERT와 GPT가 있다. 이 모델들은 훈련데이터의 양과 파라미터의 수들이 이전의 AI보다 크게 증가된 거대 AI 기술로 자리 잡아 자연어처리뿐만 아니라 이미지 처리에도 좋은 성능을 내고 있다. 트랜스포머는 다음 그림과 같다. 트랜스포머는 RNN의 입출력 종속적인 문제를 해결하기 위해 인코더-디코더 구조를 이용하여 성능 향상을 보였다.

이에 리포머[4]는 트랜스포머의 어텐션 연산을 큰 문장의 시퀀스를 이용할 때 계산시간이 많이 사용되어 LSH(Locality Sensitive Hashing) 알고리즘을 이용하여 계산의 부하를 줄일 수 있고, 계산시간의 증가에 따른 많은 기억공간이 필요함을 지적하였고, 이를 해결하기 위한 RevNets를 기반으로 한 reversible residual layers를 이용하였고, 이는 메모리상의 reversible 블록은 다음 레이어의 활성화를 위해 발생하는 메모리 소비 문제를 해결할 수 있도록 하였다.

III. 결 론

자연어처리를 위한 기법으로 트랜스포머를 기반으로 한 GPT와 BERT가 있으며, 이들은 큰 규모와 많은 자원을 필요로 한다. 이를 발전시킨 리포머가 있다. 이를 언어처리와 분석의 분야로 주목받는 빅데이터 분야에 의미적 분석을 위해 적용하면 높은 성능의 분석결과를 도출할 수 있을 것이다. 이에 본 논문에서는 트랜스포머와 리포머에 대한 내용을 살펴보았다. 향후 위 논문들을 바탕으로 자연어 처리 방법에 관해 연구할 예정이다.

References

- [1] J. M. Jo, "Effectiveness of normalization pre-processing of big data to the machine learning performance," *The Journal of the Korea institute of electronic communication sciences*, vol. 14, no. 3, pp. 547-552, 2019.
- [2] J. M. Park, "A Study on the Performance of Document Summarization Using Transformer-Based Korean Pre-Trained Language Model," M. S. Theses, ewha womans Univ. 2022.
- [3] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez and I. Polosukhin, "Attention is all you need," *Advances in neural information processing systems*, 30, 2017.
- [4] N. Kitaev, Ł. Kaiser, A. Levskaya, "Reformer: The efficient transformer," arXiv preprint arXiv:2001.04451, 2020.
- [5] H. S. Yun, Jason J. Jung, "Automated Fact Checking Model Using Efficient Transformer," *JKIICE*, vol. 25, no. 9, pp. 1275~1278, Sep. 2021.