

추천 분야에서의 지식 그래프 기반 어텐션 네트워크 모델 성능 향상 기법 연구

김경태¹, 민찬욱², 김진우², 안진현³, 전희국⁴, 임동혁⁵

¹광운대학교 인공지능응용학과

²광운대학교 인공지능융합학과

³제주대학교 경영정보학과

⁴주핀다

⁵광운대학교 정보융합학부

kkt9601@kw.ac.kr, a4073631@kw.ac.kr, 3_jin7@kw.ac.kr, jha@jejunu.ac.kr heegook@finda.co.kr, dhim@kw.ac.kr

A Study on Augmentation Method for Improving the Performance of the Knowledge Graph Based Attention Network Model

Gyoung-Tae Kim¹, ChanWook Min², JinWoo Kim², JinHyun Ahn³, Hee-Gook Jun⁴, Dong-Hyuk Im⁵

¹Dept. of Artificial Intelligence Applications, Kwangwoon University

²Dept. of Artificial Intelligence Convergence, Kwangwoon University

³Dept. of Management Information Systems, Jeju National University

⁴Finda, Seoul, Korea

⁵School of Information Convergence, Kwangwoon University

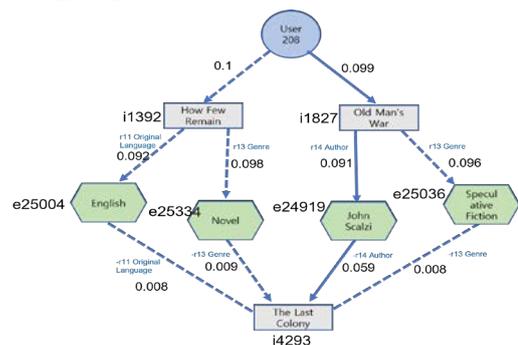
요 약

추천시스템은 개개인의 성향에 따른 맞춤형 추천이 가능하기 때문에 음악, 영상, 뉴스 등 많은 분야에서 관심을 받고 있다. 일반적인 추천시스템 모델은 블랙박스 모델이기 때문에 추천 결과에 따른 원인 도출을 할 수 없다. 하지만 XAI의 모델은 이러한 블랙박스 모델의 단점을 해결하고자 제안되었다. 그 중 KGAT는 Attention Score를 기반으로 추천 결과에 따른 원인을 알 수 있다. 이와 같은 AI, XAI 등의 딥 러닝 모델에서 각각의 활성화 함수는 상황에 따라 상이한 성능을 나타낸다. 이러한 이유로 인해 데이터에 맞는 활성화 함수를 적용해보는 다양한 시도가 필요하다. 따라서 본 논문은 XAI 추천시스템 모델인 KGAT의 성능 개선을 위해 여러 활성화 함수를 적용해보고, 실험을 통해 수정한 모델의 성능이 개선됨을 보인다.

1. 서론

최근 딥 러닝의 상용화에 따라 추천시스템, 이상탐지, 자연어처리, 등 다양한 분야에서 인공지능의 활용이 증가하고 있다. 추천시스템은 개개인의 성향에 따른 맞춤형 추천이 가능하기 때문에 음악, 영상, 뉴스, 쇼핑에 이르기까지 많은 분야의 관심을 받고 있다 [1,2]. 하지만 일반적인 추천시스템의 경우 원인과 최종 결과에 대한 상관관계를 알 수 없는 블랙박스 기반 모델이기 때문에 원인 분석에 어려움이 있다. 따라서 결과에 대한 원인을 사용자가 분석할 수 있는 모델인 설명가능한 인공지능(XAI, Explainable AI) 연구가 활발히 진행중이다[3,4]. 이와 같은 AI, XAI 등의 딥러닝 모델에서 활성화 함수 설정은 중요하다[5,6]. 본 연구에서는 선행연구를 바탕으로 지식그래프 기반

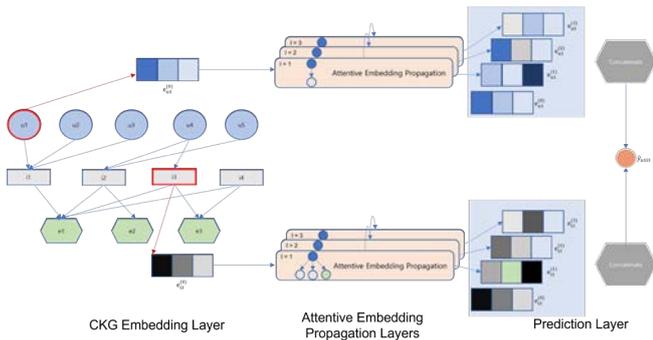
추천 XAI에서의 최적의 활성화 함수를 개선함으로써 추천시스템 분야에서 지식 그래프 기반 어텐션 네트워크 모델인 KGAT[7]의 성능을 향상시키는 방법에 대하여 연구한다.



(그림 1) KGAT를 이용한 추천 예

2. 배경지식

추천 시스템 분야에서 지식그래프 기반 어텐션 네트워크 모델인 KGAT(Knowledge Graph Attention for Network)는 (그림 1)과 같이 user208 에게 어텐션 네트워크를 통해 "The Last Colony"라는 책을 추천한다. 또한 지식그래프를 통해 원인 분석(user208 이 작가 "John Scalzi"의 저서 "Old Man's War"를 읽었고, 따라서 해당 작가의 또 다른 책 "The Last Colony"를 추천한다)을 가능하게 한다. 이러한 방법을 토대로 사용자는 도출된 결과에 대하여 이해함으로써 만족감과 신뢰감을 얻을 수 있다. KGAT 는 기존의 방법론인 협업 필



(그림 2)KGAT 의 3 단계 구조

터링과 지도학습의 문제점을 해결하고자 Collaborative Knowledge Graph(CKG)를 제안했다. CKG 는 기존 그래프 뉴럴 네트워크 기반 방법[8]에서 더 나아가 어텐션에 기반한 3 단계(CKG Embedding Layer, Attentive Embedding Propagation Layers, Prediction Layer)의 임베딩 레이어 구조를 제안하였다(그림 2). Embedding Layer 는 TransR[9]를 이용하여 객체와 관계의 임베딩을 학습시킨다. 그 후 Attentive Embedding Propagation Layers 에서 임베딩을 학습할 때 주변 이웃 노드를 기반으로 각 노드의 임베딩을 새로 학습하며 어텐션 메커니즘을 사용하여 주변 이웃 노드들의 정보를 어느 비중의 가중치로 가져올지 정한다. 이후 원본 노드 임베딩과 새로 만들어진 노드 임베딩을 집계한다. 마지막으로 Prediction Layer 에선 Attentive Embedding Propagation Layers 에서 나온 여러 개의 벡터들을 융합한 후 사용자와 아이템의 벡터를 내적하여 최종적으로 예측을 하는 방법이다.

3. 방법론

활성화 함수는 AI 모델에서의 인공신경망 학습과정에서 필수적인 요소이다. 그만큼 활성화 함수의 중요성이 부각되기 때문에 활성화 함수는 많은 개선이 있어왔다. 각 활성화 함수들은 상황에 따라 상이한 성능을 보이기 때문에[6] 모든 상황에서 최고의 성능을 나타내는 활성화 함수는 존재하지 않는다. 데이터에 맞는 활성화 함수를 적용해보는 다양한 시도가 필

요하다.

ReLU[11]계열 함수의 경우 다른 활성화 함수인 Sigmoid 함수를 사용했을 때 나타나는 문제점인 기울기 소실 문제를 해결하기 위해 제안되었다. 따라서 활성화 함수는 Sigmoid 함수가 아닌 ReLU 계열을 사용한다. [7]에서의 Attentive Embedding Propagation Layers 에서 사용되는 LeakyReLU[10]활성화 함수를 다양한 종류의 활성화 함수로 변경하였다. 활성화 함수의 종류로는 기존에 적용이 되어있던 LeakyReLU 와 성능 비교를 위해 ReLU(Rectified Linear Unit)[11], ELU(Exponential Linear Unit)[12], PReLU(Parametric ReLU)[13], SELU(Scaled ELU)[14], GELU(Gaussian Error Linear Units)[15], Softplus[16]를 적용한다.

4. 실험

XAI 추천 모델인 KGAT 모델과 아마존 북 데이터셋을 사용하고 활성화 함수를 변경한 후 실험을 진행하였다.

<표 1> 실험결과

	ReCall	NDCG
LeakyReLU(base)	0.1282	0.0675
ReLU	0.1284	0.0676
PReLU	0.1283	0.0678
ELU	0.1297	0.0687
SELU	0.1290	0.0685
GELU	0.1296	0.0684
Softplus	0.1252	0.0662

활성화 함수의 종류는 LeakyReLU, ELU 등 3 절에서 언급된 활성화 함수들을 사용하였다. 평가는 ReCall, 랭킹기반 추천시스템의 평가지표인 nDCG 를 사용하였다. nDCG 와 ReCall 의 경우 상위 20 개의 항목을 기준으로 평가하였다. 평가 결과 Softplus 를 제외한 활성화 함수들이 기존 모델보다 성능을 향상시키고 있으며, ELU 함수가 지식 그래프 기반 어텐션 네트워크 모델의 성능을 가장 높게 향상시키는 것을 확인할 수 있다(표 1).

5. 결론

본 연구는 설명가능한 인공지능 추천 모델인 KGAT 의 성능 향상을 위해 활성화 함수 부분을 개선하고자 하였고, 실험결과 활성화 함수 ELU 가 KGAT 모델의 성능을 가장 높게 개선함을 확인하였다. 향후계획으로는 다양한 데이터 환경에서의 실험 적용 및 활성화 함수 이외 네트워크 레이어 수정을 통한 개선 방법을 연구할 예정이다.

Acknowledgement

본 연구는 과학 기술정보통신부 및 정보통신기술진흥센터의 대학 ICT 연구센터지원사업의 연구결과로 수행되었음(IITP-2022-2018-0-01417).

참고문헌

- (2016).
- [16] Nair, Vinod, and Geoffrey E. Hinton. "Rectified linear units improve restricted boltzmann machines." *Icml*. 2010.
- [1] Nitu, Paromita, Joseph Coelho, and Praveen Madiraju. "Improvising personalized travel recommendation system with recency effects." *Big Data Mining and Analytics* 4.3 (2021): 139-154.
- [2] Sheikh Fathollahi, Mohamadreza, and Farbod Razzazi. "Music similarity measurement and recommendation system using convolutional neural networks." *International Journal of Multimedia Information Retrieval* 10.1 (2021): 43-53.
- [3] Antoniadi, Anna Markella, et al. "Current challenges and future opportunities for XAI in machine learning-based clinical decision support systems: a systematic review." *Applied Sciences* 11.11 (2021): 5088.
- [4] Mahbooba, Basim, et al. "Explainable artificial intelligence (XAI) to enhance trust management in intrusion detection systems using decision tree model." *Complexity* 2021 (2021).
- [5] Zeltner, Daniel, et al. "Squashing activation functions in benchmark tests: Towards a more eXplainable Artificial Intelligence using continuous-valued logic." *Knowledge-Based Systems* 218 (2021): 106779.
- [6] Zhang, Xia, et al. "A Study on Different Functionalities and Performances among Different Activation Functions across Different ANNs for Image Classification." *Journal of Physics: Conference Series*. Vol. 1732. No. 1. IOP Publishing, 2021.
- [7] Wang, Xiang, et al. "Kgat: Knowledge graph attention network for recommendation." *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining*. 2019
- [8] Kipf, Thomas N., and Max Welling. "Semi-supervised classification with graph convolutional networks." *arXiv preprint arXiv:1609.02907* (2016).
- [9] Lin, Yankai, et al. "Learning entity and relation embeddings for knowledge graph completion." *Twenty-ninth AAAI conference on artificial intelligence*. 2015.
- [10] Maas, Andrew L., Awni Y. Hannun, and Andrew Y. Ng. "Rectifier nonlinearities improve neural network acoustic models." *Proc. icml*. Vol. 30. No. 1. 2013.
- [11] Nair, Vinod, and Geoffrey E. Hinton. "Rectified linear units improve restricted boltzmann machines." *Icml*. 2010.
- [12] Clevert, Djork-Arné, Thomas Unterthiner, and Sepp Hochreiter. "Fast and accurate deep network learning by exponential linear units (elus)." *arXiv preprint arXiv:1511.07289* (2015).
- [13] He, Kaiming, et al. "Delving deep into rectifiers: Surpassing human-level performance on imagenet classification." *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*. 2015.
- [14] Klambauer, Günter, et al. "Self-normalizing neural networks." *Advances in neural information processing systems* 30 (2017).
- [15] Hendrycks, Dan, and Kevin Gimpel. "Gaussian error linear units (gelus)." *arXiv preprint arXiv:1606.08415*