| 논문 제목 |
| --- |
| [Group-Based Recurrent Neural Networks for POI] |
| 저자, 소속, 출처 |
| GUOHUI LI, QI CHEN, and BOLONG ZHENG, Huazhong University of Science and Technology, HONGZHI YIN, University of Queensland, QUOC VIET HUNG NGUYEN, Griffith University, XIAOFANG ZHOU, University of Queensland, 2020. GroupBased Recurrent Neural Networks for POI Recommendation. ACM/IMS Trans. Data Sci. 1, 1, Article 3 (February 2020), 18 pages  ACM/IMS Trans 2020 |
| 논문 요약 |
| **[사용자 그룹화]**  - poi를 위치에 따라 k-means clustering로 지역을 나눔  - 카테고리(C)와 지역(R)에 따라 분류  사용자 방문 기록의 카테고리와 위치로 관심사 파악 -> 그룹화  이 그룹화를 위해 Latent Factor Model, MF 기법 사용 – 실제 방문 횟수를 사용해 MF 로 사용자,poi별 선호도를 파악해 그룹화  그룹별로 별도의 RNN 모델 학습 -> 그룹별 고유한 선호와 행동 패턴 반영  **[리뷰데이터 Pos/Neu/Neg로 분류, 점수 합산]**  리뷰 데이터에서 Aspect를 추출 -> 리뷰 텍스트에서 공통된 카테고리의 단어들을 하나의 Aspect로 묶음(ex-Food,Flavor,snack ... -> Food), +1, 0, -1로 표현, Aspect의 긍정/중립/부정 값들의 평균을 sentiment score로 사용, poi의 average\_rating(z)과 sentiment score를 사용해 감정 점수(y) 계산. => 긍정이 많을수록 y값이 커짐  또한 유저의 리뷰의 별점과 k번째-aspect에 대한 언급 횟수(빈도수)로 attention score를 계산.이 attention 스코어는 사용자가 해당 리뷰에서 어떤 aspect에 더 많은 관심을 기울이는지 반영한다.=> 많이 말한 단어에 점수를 더 많이 줌  [RNN을 위한 사용자,POI 임베딩 정의]  특정 시간 t에서의 사용자 임베딩 : 해당 시간에 방문한 visiting embedding + review transition matrix \* 어텐션 점수,  visiting embedding : t-1의 poi 임베딩\*W + Time transition matrix \* t-1의 visiting embedding |
| 논문의 강점, 약점 |
| [강점]   * 시/공간적 특성과 리뷰로부터 sentiment score를 추출하여 다측면에서 추천을 진행하였음   [약점]   * 단어(aspect)에 집중해서 감정 점수를 측정하기 때문에 문장 전체의 의도 파악을 하기 어렵다.   + “스테이크의 맛도 좋고 가게의 분위기도 좋아. 하지만 서비스가 굉장히 불친절해서 다신 안가.” 같은 문장은 긍정적인 단어가 많아서 작성자의 의도와는 다르게 비교적 좋은 sentiment score를 받는다 * k-means clustering으로 지역을 나누는데, 지역의 경계에 대해서는 학습이 잘 안될 수 있다. * 비교 모델이 다 옛날이다(2014~2017) |
| 데이터 설명 |
| Yelp  사용자별 리뷰 개수 평균 : 4.002개  POI당 리뷰 개수 평균 : 30.24개  10개 이상의 방문 기록을 가진 사용자만 사용  사용자별로 가장 많이 언급된 12 aspects 만 사용  카테고리 또한 14개로 추려서 사용하였음 |

| 논문 제목 |
| --- |
| [ReEL: Review aware Explanation of Location Recommendation] 2018 |
| 저자, 소속, 출처 |
| Ramesh Baral, XiaoLong Zhu, S. S. Iyengar, Tao Li,  School of Computing and Information Sciences Florida International University Miami  UMAP’18, July 8–11, 2018, Singapore |
| 논문 요약 |
| [리뷰데이터 사용 방법]  리뷰 텍스트는 문장별로 분리되고, 불용어 제거 후, 각 문장에서 중요한 Aspect term을 추출하여 3개의 aspect에 대한 레이블을 부여함("Tasty **free** hot **breakfast** and **friendly staffs**").이렇게 처리된 데이터는 CNN-based sentence-aspect classifier에 입력되어 각 문장의 aspect 레이블을 예측하고, 이 분류 과정을 통해 사용자가 리뷰를 통해 특정 POI에 대해 어떤 측면(예: 서비스, 분위기, 음식 등)에서 긍정적인 평가를 했는지 파악할 수 있다.(the reviewer cares about the "Price" and "Service" aspects,)  이렇게 파악한 aspect와 POI를 연결한 bipartite graph를 구성, 이 그래프는 사용자가 POI의 어떤점이 좋은지 파악할 수 있다. 이 때 연결 가중치로 Aspect의 빈도와 긍정성 점수를 사용한다. 이를 사용해 ReEL-Core 에서 가장 중요한 연결만 남겨 강하게 선호하는것이 무엇인지 파악하고 , ReEL-Dense에서 전체 네트워크에서 유사성이 높은 밀집 부분그래프를 찾아내 사용자가 선호할만한 POI를 추천해준다. |
| 논문의 강점, 약점 |
| [강점]   * 추천 이유를 설명할 수 있어(aspect 확인) 사용자의 신뢰도를 높일 수 있다 * 리뷰 텍스트로부터 다양한 aspect를 추출하여 이분 그래프를 생성하기 때문에 사용자의 다차원적인 선호도를 모델링 할 수 있다.   [약점]   * 문장 사이의 문맥을 파악하지 못한다 * 긍정적인 연결만 존재한다(부정적인 측면은 명시적으로 고려하지 않는다) * 리뷰 데이터를 제외한 다른 컨텐츠 정보(지리, 이미지, 시간 등)를 사용하지 않는다 * 비교 모델이 다 옛날 모델이다 |
| 데이터 설명 |
|  |

| 논문 제목 |
| --- |
| [GUIDE AND SELECT: A TRANSFORMER-BASED MULTIMODAL FUSION METHOD FOR POINTS OF INTEREST DESCRIPTION GENERATION] 2024 |
| 저자, 소속, 출처 |
| Shenzhen International Graduate School, Tsinghua University, China 2 Peng Cheng Laboratory, China 3 Meituan, China  IEEE-ICASSP 2024 |
| 논문 요약 |
| **카테고리, 리뷰, 공간적 맥락 정보를 활용하여 POI에 대한 설명을 만들어냄.**  [Input Factor Encoding Method]  카테고리와 리뷰 텍스트를 BERT에 넣어 마지막 layer의 output을 representation으로 사용함. 공간적 맥락 정보는 트랜스포머 구조를 사용하여 인코딩하며, 모든 카테고리 텍스트를 연결하고 좌표 정보는 학습 가능한 2차원 위치 인코딩으로 표현함.    [Guider-Select Multimodal Fusion Method]  가이더 : global representation vector(리뷰,카테고리,컨텍스트 정보의 인코딩 결과에서 전역 정보를 대표하는 벡터([CLS]토큰)들을 concat)를 Transformer에 넣어 guidance matrix (F^G)를 얻는다.  선택기 :  디코더(GPT-2)의 self attention 출력 D^s를 기반으로 guidance matrix F^G에 대한 attention score를 계산한다(q : D^s, k : F^G). 다음으로 선택기는 각 입력 요소에 대해 Attention Score a\_G를 계산한다. 또한 동일하게 디코더의 selfattention 출력 D^s를 기반으로 각 입력 요소 I에 대해 attention score a\_I를 계산한다.(q: D\_s, k: I)  F: 입력된 모든 모달의 정보를 종합적으로 반영, I : 각 모달의 구체적인 정보를 반영  위 2개의 어텐션을 아마다르곱(element wise)연산을 해주어 선택기의 fusion result F^s를 만들어준다. |
| 논문의 강점, 약점 |
| [강점]   * 리뷰, 카테고리, 공간적 맥락 정보를 효율적으로 융합하는 새로운 방법 제시   [약점]   * 데이터셋을 Meituan 라는 중국의 대형 온라인 플랫폼에서 정보를 수집했기 때문에 다른 데이터셋에 대해서도 잘 동작하는지 검증이 필요함 |
| 데이터셋 |
| 관련 연구[1](Description Generation for Points of Interest)과 동일 |

| 논문 제목 |
| --- |
| [Description Generation for Points of Interest] 2021 |
| 저자, 소속, 출처 |
| Meng Zhou† Academy for Advanced Interdisciplinary Studies Peking University, China [zhoumeng15@pku.edu.cn](mailto:zhoumeng15@pku.edu.cn) Jingbo Zhou†∗ Business Intelligence Lab Baidu Research, China [zhoujingbo@baidu.com](mailto:zhoujingbo@baidu.com) Yanjie Fu Department of Computer Science University of Central Florida,Unite  2021 IEEE 37th International Conference on Data Engineering (ICDE) |
| 논문 요약 |
| POI의 카테고리 : one-hot, POI의 리뷰 : POI에 적힌 유저들의 리뷰들을 모두 하나의 long sequence로 concat함, 공간적 정보를 추출하기 위해 nearby map을 tensorC로 압축함  [리뷰 사용방법]  리뷰 시퀀스를 Transformer모델에 넣어 key information을 얻어낸다. 이 때 Transformer 모델은 하나의 임베딩 레이어와 6개의 셀프어텐션 레이어로 구성되어있다.(multi head self attention 버젼도 있음)  임베딩 레이어의 아웃풋 차원 : 리뷰개수 \* emb  [지리적 정보 활용]  POI를 중심으로 특정 반경 내의 지역을 추출하고, 이 지역을 여러 개의 그리드로 나눈다. 이후 각 그리드 내에 포함된 POI의 수와 카테고리별 분포를 계산. 이 정보를 이용해 각 그리드와 카테고리에 대한 정보를 포함하는 다차원 텐서 C를 생성  생성된 텐서 C는 주변 환경의 구조적 및 범주적 정보를 담고 있어, POI의 공간적 문맥을 모델에 제공한다 |
| 논문의 강점, 약점 |
| [강점]   * 리뷰를 모아 한번에 처리하기 때문에, 리뷰 사이의 문맥 정보를 파악할 수 있다. * 멀리 떨어진 단어끼리 의미를 연결할 수 있는 장거리 의존성을 학습할 수 있다.   [약점]   * 모든 리뷰를 concat하여 한 번에 Transformer의 인풋 임베딩에 넣기때문에 메모리 사용량에 부담을 줄 수 있다. * 너무 많은 정보에 초점을 맞추게 되어, 실제로 중요한 부분에 어텐션을 주는 데 방해가 될 수 있다. |

| 논문 제목 |
| --- |
| BERT4Rec , 2019 |
| 저자, 소속, 출처 |
| Fei Sun, Jun Liu, Jian Wu, Changhua Pei, Xiao Lin, Wenwu Ou, and Peng Jiang Alibaba Group, Beijing, China  CIKM ’19, November 3–7, 2019, Beijing, China |
| 논문 요약 |
| “Transformer 모델에 문장이 아닌 POI 시퀀스를 input으로 넣어 POI 추천을 진행한 모델”  기존 연구는 과거의 정보만 반영하는 단방향 모델(RNN, LSTM, GRU)을 사용해 Sequential Recommendation을 진행했다. 하지만 Transformer 모델을 사용한다면 양방향 컨텍스트를 이해할 수 있다.   * 데이터셋: 사용자가 시간 순으로 상호작용한 아이템(예: 방문한 POI)의 시퀀스가 데이터로 사용됩니다. 각 사용자의 행동 로그는 아이템 시퀀스로 표현되며, 이는 모델 학습 및 예측의 기반이 됩니다.     [입력 임베딩]   * 아이템 임베딩: 시퀀스 내의 각 아이템(POI)은 임베딩 레이어를 통해 고차원 벡터로 변환. 이 임베딩은 아이템의 추상적 특성을 포착함 * 위치 임베딩: Transformer 모델은 기본적으로 시퀀스의 순서 정보를 고려하지 않으므로, 위치 임베딩을 통해 각 아이템의 위치 정보를 모델에 제공함. 이를 통해 시퀀스 내에서 아이템의 순서를 고려할 수 있음 * 최종 입력 벡터: 아이템 임베딩과 위치 임베딩은 합쳐져 각 아이템의 최종 입력 벡터를 형성합니다.     [Transformer Layer 통과 및 모델 학습]   * Transformer Layer: 합쳐진 임베딩 벡터는 Transformer 레이어(Trm)로 전달. 여기서, 멀티-헤드 셀프 어텐션 메커니즘을 통해 시퀀스 내 각 아이템이 다른 모든 아이템과의 관계를 학습. 이 과정은 양방향 컨텍스트 정보를 활용하여 각 아이템의 표현을 풍부하게 만듦. * Masking & Prediction: 모델 학습 시, 아이템 시퀀스 중 일부를 무작위로 선택하여 [MASK] 토큰으로 대체합니다. 그런 다음, 모델은 마스킹된 아이템이 무엇인지 예측하도록 학습됩니다., 모델이 양방향 컨텍스트를 활용해 누락된 아이템을 정확히 예측할 수 있도록 돕습니다.   [최종 예측]   * 마스킹된 아이템에 대한 모델의 예측은 출력 레이어에서 처리됩니다. 이 레이어는 Transformer 레이어의 출력을 사용하여 최종적으로 다음에 사용자가 상호작용할 가능성이 있는 아이템에 대한 확률 분포를 생성합니다. |
| 논문의 강점, 약점 |
| * Transformer 모델을 POI 추천분야에 잘 녹여내었다 * 다양한 컨텐츠 정보를 사용하지 않았다 |
| 사용 데이터 |
|  |

| 논문 제목 |
| --- |
| Bert4Loc |
| 저자, 소속, 출처 |
| 1 Department of Computer Science, Toronto Metropolitan University, Toronto, ON M5B 2K3, Canada; syedraza.bashir@torontomu.ca 2 Vector Institute of Artificial Intelligence, Toronto, ON M5G 1M1, Canada; shaina.raza@vectorinstitute.ai  Bashir, S.R.; Raza, S.; Misic, V.B. BERT4Loc: BERT for Location—POI Recommender System. Future Internet 2023, 15, 213 |
| 논문 요약 |
| [연구 배경]  기존 POI 추천 시스템 연구에서는 BERT로 시간적 문맥을 파악해 Sequential Recommendation을 진행하였다.(BERT4Rec)  우리 연구에서는 기존 BERT4REC에 추가 정보를 활용할 것이다.   * user feature : ID, reviews, ratings, timestamps * poi feature : ID, name, city  1. rating 기록, review의 존재로 implicit feedback score 1 생성 -> interaction sequences 생성 2. 리뷰들을 pos/neg(1~2별점) 그룹별로 감정 분석 진행 |
| 논문의 강점, 약점 |
| 실험 설명이 구체적이지 않아서 어떻게 사용했는지 알 수 없음 |
| Minor comments(오타, 논리부족, 용어에 대한 사전 정의 미흡 등) |
| 모델 설명에 대한 자세할 설명 부족 |

| 논문 제목 |
| --- |
| A Context-Aware Citation Recommendation Model with BERT and Graph Convolutional Networks, 2020 |
| 저자, 소속, 출처 |
| TEAMLAB, 가천대학교, 대한민국, Papago, NAVER, 대한민국  Jeong, C., Jang, S., Park, E. *et al.* A context-aware citation recommendation model with BERT and graph convolutional networks. *Scientometrics* **124**, 1907–1922 (2020). https://doi.org/10.1007/s11192-020-03561-y |
| 논문 요약 |
| “BERT로 인용이 필요한 문장의 문맥을 파악 + 논문-논문 Graph 로 관련 논문 추천”  [필요성]   1. 과학 논문의 급격한 증가로 인해 적절한 인용을 찾는 과정이 시간이 많이 소요되는 문제점이 존재 2. 기존의 문맥을 고려한 인용 추천 연구들은 인용 문장과 논문의 메타데이터(저자, 학회 등)를 활용했으나, 고성능 모델의 부재와 벤치마킹 데이터셋의 부족으로 인해 연구가 어려웠음 3. 본 연구는 이러한 문제를 해결하기 위해, 문맥 인식 논문 인용 추천을 위한 딥러닝 기반 모델과 잘 만든 데이터셋을 제안함     인용이 필요한 문장의 문맥 정보를 파악하기 위해 BERT모델로 [REF]의 양옆 문장들에서 문맥을 파악한 임베딩 추출.(ex - 최근 딥러닝 기술의 발전은 컴퓨터 비전 분야에 혁명적인 변화를 가져왔으며, 이는 [REF]에서 자세히 설명되어 있다.)  GCN을 사용한 VGAE를 통해 각 논문별 관계를 파악한 latent representation Z 추출, 노드와 엣지는 논문과 인용 관계이며 인코더에서 GCN을 통해 z 획득. 이후 Z\*Z^T로 재구성한 A\_hat과 A의 오차를 줄이는 방향으로 학습.  위 두 임베딩을 concat, FFNN을 통과해 최종 score 측정 |
| 논문의 강점, 약점 |
| 강점 : 문맥 정보가 부족해도 GCN에서 얻은 정보를 통해 더욱 정확한 추천이 가능, 기존에 존재하지 않았던 문맥 데이터셋을 구축하여 보다 세밀하게 모델을 훈련시킴  약점 : GCN의 영향을 받아 추천 시스템이 널리 알려지지 않은 논문보다 널리 알려진 논문을 추천할 확률이 높아 새로움이 부족할 수 있음 |
| Minor comments(오타, 논리부족, 용어에 대한 사전 정의 미흡 등) |
| 여러 문맥들을 어떻게 BERT에 넣는지에 대한 설명이 없음. 보편적인 방식으로 문장들을 concat해서 [CLS]토큰을 문장 임베딩으로 사용한듯 |

| 논문 제목 |
| --- |
| Recommendation System Based on Deep Sentiment Analysis and Matrix Factorization, 2023 |
| 저자, 소속, 출처 |
| NING LIU 1,2 AND JIANHUA ZHAO 2  1College of Economics Management, Shangluo University, Shangluo 726000, China, 2Engineering Research Center of Qinling Health Welfare Big Data, Universities of Shaanxi Province, Shangluo 726000, China, Corresponding author: Ning Liu(liuning20122014@aliyun.com)  IEEE, Digital Object Identifier 10.1109/ACCESS.2023.3246060 |
| 논문 요약 |
| “rating matrix, review들로 Matrix Factorization과 Bert를 이용한 Sentiment Analysis로 추천 진행”  [필요성]  기존 딥러닝 모델들은 (1)정적 코딩인 word2vec을 사용하여 문맥 파악x, (2)리뷰데이터와 평점 데이터 간의 관계를 완전히 탐색하지 못함.  [방법]     1. user,item feature matrix H,I 생성    1. LDA(latent dirichlet allocation)를 통해 review에서 topic들 추출(토픽의 개수는 하이퍼파라미터)       1. LDA : 문서의 집합에서 주제를 모델링하기 위해 사용되는 비지도 학습 알고리즘, 문서는 주제(topic)의 혼합으로 간주되며 문서를 구성하는 각 단어가 특정 주제에 할당됨       2. ex- 축구, 야구 라는 단어는 “스포츠”라는 토픽에 높은 확률로 포함된다    2. 사용자의 리뷰들이 어떤 topic이 많을지를 나타내는 확률분포 생성    3. 이 확률 분포를 토대로 사용자/아이템 feature matrix 생성 2. H\*I^T 로 User-Item preference Matrix 생성    1. 위 User-Item preference Matrix를 U^T \* P 로 분해(U:user latent matrix, P : preference latent matrix)    2. Original rating matrix를 U^T \* V 로분해(U:위와 동일한 user latent matrix, V : item latent matrix) 3. Loss func : MF     F: num users, G:num items, R : rating matrix, S : User-Item preference Matrix   1. user-item rating matrix, \* : optimized value      1. 리뷰 문장을 토큰화-> 각 토큰(단어)별로 임베딩 벡터 계산 후 결합 -> Transformer 통과시켜 word vector 획득 (BERT Input Embedding에 넣는다는 뜻) 2. 이 word vector를 BiRNN 레이어에 통과시켜 sentiment feature를 얻는다.      1. ri : user-item rating matrix, s : sentiment rating matrix |
| 논문의 강점, 약점 |
| [강점]   * 리뷰와 rating 사이에 관계를 파악하면서 리뷰의 sentiment도 파악하였다   [약점]   * 리뷰의 품질에 따라 성능이 저하될 수 있다 |
| Minor comments(오타, 논리부족, 용어에 대한 사전 정의 미흡 등) |
|  |

| 논문 제목 |
| --- |
| CatGCN\_Graph\_Convolutional\_Networks\_With\_Categorical\_Node\_Features, 2023 |
| 저자, 소속, 출처 |
| Weijian Chen , Fuli Feng , Qifan Wang, Xiangnan He , Chonggang Song, Guohui Ling, and Yongdong Zhang , Senior Member, IEEE  IEEE TRANSACTIONS ON KNOWLEDGE AND DATA ENGINEERING, VOL. 35, NO. 4, APRIL 2023 |
| 논문 요약 |
| [배경 및 필요성]  GCN의 초기 레이어의 선형 결합(H0\*W0)에서는 feature embedding 사이에 상호작용을 파악하지 못한다. 또한 기존 연구(APPNP)에서 GCN의 초기 노드 표현이 그래프 학습에 영향을 미친다는 연구 결과를 바탕으로, 기존에 존재하지 않았던 카테고리 정보를 노드의 초기 표현으로 사용한 연구를 진행하였음      [방법]  Input Categorical Features of a Node : 사용자가 상호작용한 모든 카테고리  GCN의 input feature : category로 만든 multi-hot encoding을 통해 Local Interaction/Global Interaction을 구한다.   * Local Interaction Modeling   + 각각의 카테고리 사이에 관계를 파악   + ex) 성별-나이 카테고리의 쌍이 남성,25일 경우 디지털 매니아일 가능성이 높은데, 이는 따로 있을 때 보다 더 식별력이 뛰어나다. * Global Interaction Modeling   + 예측 타겟과 관련된 노드 특성 정보를 파악   + ex) 사용자가 노트북,휴대폰,운동화,스포츠웨어를 샀다-> 디지털 제품, 스포츠 특성 정보를 가짐 -> 앞으로 구매할 상품은 이 카테고리와 연관이 있을 것 이다   + 유저가 가진 모든 카테고리가 노드가 되고, 각각의 카테고리는 잠재적으로 서로 연관이 있다고 바라보고 모두 연결된 인공적인 Graph를 생성하여 학습한다   + 이 때 E는 Xaiver 로 초기화한 임베딩 벡터   + probe coefficient rho는 하이퍼 파라미터 . 위 이론(K-hob 이웃의 통합은 더작은 r을 사용한 1-hob 통합과 동일하다는 이론) 증명 부분에서 설명 있다는데 너무 길고 어려워서 pass함   + 위 수식들을 합쳐 GCN의 input representation으로 사용.   + GCN은 pure neighborhood aggregation 진행, loss는 cross entropy |
| 논문의 강점, 약점 |
| [강점]   * 카테고리 정보를 GCN 노드의 초기 representation으로 사용하는 새로운 접근법을 보여줌 * 비교 모델이 많아 객관적인 비교가 가능함 |
| 데이터셋 |
| 309, 2820개의 카테고리, |

| 논문 제목 |
| --- |
| Hybrid Recommendation System using Graph Neural Network and BERT Embeddings |
| 저자, 소속, 출처 |
| Shashidhar Reddy Javaji Krutika Sarode, University of Massachusetts Amherstsjavaji@umass.edu [ksarode@umass.edu](mailto:ksarode@umass.edu), University of Massachusetts Amherst  37th Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2023) |
| 논문 요약 |
| [배경 및 필요성]  디지털 콘텐츠의 증가로 사용자는 방대한 양의 정보와 콘텐츠 속에서 관심있고 유용한 콘텐츠를 효과적으로 찾기 어려움. 기존 시스템은 협업||콘텐츠 기반으로 나뉘었으니 이런 전통적인 방식은 콜드스타트, 데이터의 희소성 등의 문제를 해결하는데 한계가 있음.  [연구]    에니메이션의 장르(one-hot encoding)와 줄거리(문장들을 BERT에 통과시킨 후 나온 벡터들의 평균)를 concat 하여 GNN(Graph SAGE)의 node feature로 사용.  이 방법은 리뷰, 사용자 피드백 같은 다른 텍스트 기능을 통합할 수 있음이 명시되어있음 |
| 논문의 강점, 약점 |
| 강점 : 노드의 초기 표현을 랜덤한 값이 아닌 줄거리와 장르 정보를 담은 feature를 사용하였음  약점 :   * 평가할 때 비교 모델이 없어 객관적인 비교가 불가능하다.(Train/val/test의 Loss, Accuracy만 나와있음), * 모델의 구조를 나타내는 그림에 줄거리와 장르 정보를 합치는 부분이 없음 |
| 데이터 |
| Kaggle 데이터셋 - anime dataset |

| 논문 제목 |
| --- |
| U-BERT: Pre-training User Representations for Improved Recommendation |
| 저자, 소속, 출처 |
| Zhaopeng Qiu,1 Xian Wu,1 Jingyue Gao,2 Wei Fan1  1 Tencent Medical AI Lab  2 Peking University  fzhaopengqiu, kevinxwu, davidwfang@tencent.com, gaojingyue1997@pku.edu.cn  The Thirty-Fifth AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI-21) |
| 논문 요약 |
| [연구 내용]  “리뷰 데이터를 사용해 BERT모델을 fine-tuning 하여 사용자의 representation을 output으로 만드는 U-BERT를 만듬”, 이 때 User ID, Item ID, Domain(Category) ID가 함께 사용되며, 이를 통해 특정 Item의 Rating을 맞춰가며 pre-training stage 진행. 이 과정에서 U-BERT와 사용자 representation을 사전훈련함.    인기가 낮은 도메인의 경우 리뷰 댓글의 양이 매우 낮아 사용자의 표현을 제대로 얻을 수 없음. 본 연구에서는 콘텐츠가 풍부한 도메인의 리뷰 의견을 활용하여 콘텐츠가 부족한 도메인에 대한 추천 정확성을 높임  ex) 위 사용자는 서로 다른 두 도메인의 아이템에 대해 긍정적인 의견을 표현하기 위해 동일한 단어 그룹을 사용함. 자동차 도메인의 리뷰에서 댓글 습관을 모델링 하여 장난감 도메인에 적용하여 장난감에 대한 그의 평가를 더 잘 예측하고, 더 적합한 항목을 추천할 수 있음  [연구 방법]   * pre-training 단계에서 콘텐츠가 풍부한 도메인의 리뷰를 기반으로 사용자의 표현을 획득하기 위해 two self-supervision 작업을 수행한다. * fine-tuning 단계에서 supervised objective를 사용하여 콘텐츠가 부족한 도메인의 리뷰에 대한 사용자 표현을 구체화한다. * 또한 일반적인 BERT 애플리케이션과 달리 추천 작업을 수행하려면 사용자ID, 아이템ID, 리뷰 댓글을 동일한 프레임워크에서 모델링 해야한다. 위 두 단계에서 모두 사용자ID는 동일하게 유지되지만 아이템ID는 도메인 차이로 인해 중복되지 않는다. * 따라서 각각의 단계에서 다른 아키텍처를 도입한다.   **U-BERT 구조**  **pre-training stage : Masked Option Token Prediction, Opinion Rating Prediction**    **[Input layer]**  Review 텍스트를 단어별로 d차원의 임베딩으로 변환 후 BERT 통과, 단어개수 \* d의 리뷰 임베딩 S 획득 , 사용자 또한 U\*d 임베딩 생성, Domain ID 또한 I\*d 임베딩 생성  **[Review Encoder]**  Multi-layer Transformer 기반으로 리뷰의 의미론적 표현 S(단어 사이의 관계, 문맥 정보 등)를 얻고, User 임베딩 u와 Domain(Item)임베딩 o를 합친다.          또한 단어마다 사용자의 의견을 나타내는 정보성이 다르다(the와 great 중 great가 더 많은 정보를 제공한다). 그래서 Attention 메커니즘을 사용해 단어간에 중요성을 강조한 최종 리뷰 표현을 획득한다.      위에서 획득한 정보들을 융합하여 강화된 최종 사용자 표현 u\_hat을 획득한다    **Pre-Training Stage-** 리뷰와 사용자의 정보를 어떻게 합치는지 학습시키는 단계.  Task 1 : Masked Opinion Token Prediction  조건: 사용자의 고유한 리뷰 선호도를 학습하기 위해 user representation을 하나 더 추가한다, 무작위 마스킹이 아닌 리뷰에서 공통적으로 사용된 단어(opinion word)를 선택하여 마스킹한다. (이후 과정은 BERT와 동일)  Task 2 : Opinion Rating Prediction  리뷰는 두가지의 형태가 있음 1) 대략적이고 포괄적인 평가점수 2) 세밀하고 다양한 의견 토큰. 위 두 양식 모두 사용자 정보를 포함하고 있지만 사용자에 따라 “흥미로움”이란 단어를 별점 5점을 부여할 때 쓸 수도 있고, 4점을 부여할 때 쓸 수도 있음. 또한 표현의 다양성 때문에 동일한 최종 평가라도 의견 단어의 조합이 다양할 수 있음.  위에서 얻은 user 임베딩으로 전체 평점을 예측하고 실제 점수 사이에 제곱 오차를 최소화한다      s : 리뷰 마스크 집단, r\_p : pre-training corpus,    **Fine-Tuning U-BERT for Rating Prediction**  **Review Encoder**  특정 리뷰에 대한 점수를 예측하는 단계  Domain ID,User ID, User Reviews는 이전과 동일하고, 아이템ID만 새로운 임베딩을 생성한다. 또한 전 단계에서 pre-train된 리뷰 인코더를 사용한다. 아래는 사용자의 k번째 리뷰에 대한 representation이다.    이렇게 얻은 모든 리뷰에대한 표현을 row-wise concat하여 multi-review-aware user representation를 획득한다. (아이템도 동일)  **User & Item Encoder**    **Review Co-Matching Layer**  어떤 사용자는 가격을 중요하게 생각하지만, 다른 사용자는 신경쓰지 않을 수 있다. 사용자는 이러한 일반적인 측면과 선호도를 리뷰에서 표현한다. 따라서 우리는 사용자의 리뷰 의미론적 유사성을 통해 사용자의 우려사항과 그에따른 평가를 알 수 있다.    그런 다음 original representation과 attend representation간의 의미론적 유사성을 포착하기 위해 matching layer를 사용한다.  -,o : element-wise subtraction and multiplication operations    최종적으로 행별(row-wise) max pooling을 사용해 모든 위치에서 일치하는 정보를 융합, 사용자 리뷰 및 아이템 리뷰에 대한 포괄적인 표현을 얻는다    **Prediction Layer** |
| 논문의 강점, 약점 |
|  |
| Minor comments(오타, 논리부족, 용어에 대한 사전 정의 미흡 등) |
|  |

| 논문 제목 |
| --- |
| Neural Collaborative Embedding From Reviews for Recommendation |
| 저자, 소속, 출처 |
| XINGJIE FENG AND YUNZE ZENG, College of Computer Science and Technology, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China  IEEE Access |
| 논문 요약 |
| “BERT 모델을 통해 전역 문맥 파악과 동시에 단어 빈도 정보를 포착한다. 또한 각 리뷰의 기여도를 self-attention을 통해 학습시킨다.”  리뷰 텍스트의 장점 1) 리뷰 텍스트에는 해당 항목이 해당 rating을 획득한 이유를 직관적으로 설명하므로 모델의 특징을 파악하는데 도움이 된다. 2) 사용자마다 동일한 아이템에 대해 평가 포인트와 의견이 다르기 때문에 사용자 선호도를 효과적으로 학습할 수 있다 3) 아마존, 유튜브 등에서 쉽게 리뷰텍스트를 수집할 수 있다.  BERT 모델은 단어의 빈도 정보를 유지하고(기존 CNN 방식은 유지하지 못함), 문맥 정보 고려한다.  기존 Word2Vec이나 GloVe와 같은 Context-free 모델은 각 단어에 대한 표현이으로 동일한 단어는 동일한 표현을 갖는다.(ex- bank deposit, river bank에서 bank) 하지만 BERT는 문장의 다른 단어를 기반으로 각 단어의 표현을 생성하기 때문에 Global context information과 word frequency information을 고려할 수 있다.    module 1) ex - high 라는 단어는 high price에선 부정적인 감정이지만 high quality에선 긍정적인 감정이다. 또한 high를 두번 말한 것은 그만큼 강조한다는 것을 의미한다. BERT 모델은 기존 CNN 모델과 다르게 위 문맥 정보와 빈도를 포착할 수 있다  module 2) 또한 리뷰 텍스트의 임베딩을 사용자의 특징으로 바로 사용하는것은 옳지 않다. 1) 파란 글꼴처럼 리뷰의 모든 정보가 rating에 영향을 미치지 않기 때문이고 2)리뷰의 길이 제한으로 인해 사용자의 특성을 완전히 밝힐 수 없기 때문이다 .  [연구 방법]  사용자 u의 리뷰 R = {Ru1, Ru2 … Ruc}를 각각 BERT에 넣어 du={du1,du2…duc}를 얻는다. 이 때 c는 리뷰 개수 제한이며, c보다 적은 리뷰를 가진 사용자는 0 벡터를 추가하여 길이 c를 맞춰준다.(연구에선 10개, 20개로 실험했음)  각각의 리뷰는 사용자의 선호도를 모두 반영할 수 없으므로 어텐션을 적용시킨다.    이 어텐션 스코어로 사용자 선호도 벡터를 만든다(weighted sum)    위 사용자 벡터는 과거 리뷰로 구성되었지만, 몇몇의 리뷰는 사용자의 선호도와 관계없는 정보를 가지고있다. 때문에 이 text 임베딩에서 사용자의 선호도 pu를 획득하는 과정을 거쳐야한다.(Item도 동일), (초기 pu = User Embedding)  Loss func  위 과정을 통해 모델이 사용자의 text\_u를 바탕으로 각 사용자 u를 잘 식별할 수 있는지 측정한다.  이후 위에서 얻은 pu, pi를 곱해 Z를 얻고, Factorization Machine(deep neural network)에 넣어 최종 예측을 출력한다 |
| 논문의 강점, 약점 |
|  |
| Minor comments(오타, 논리부족, 용어에 대한 사전 정의 미흡 등) |
|  |