

임베딩 기법과 딥러닝 기법을 이용한 영화 추천 시스템 설계

유원희*, 임희석*
*고려대학교 컴퓨터공학과
e-mail : gala@koera.ac.kr

A Design for Movie Recommender System using Embedding and Deep-Learning Technique

WonHee Yu*, Heuseok Lim*

*Dept of Computer Science and Engineering, Korea University

요 약

일반적으로 협업 필터링 기반의 추천 시스템에서는 사용자와 아이템 간의 상호 작용이 희박하게 나타나는 문제 때문에 성능상의 한계점을 가지고 있다. 이 문제는 전통적으로 사용되었던 기계 학습의 입력 특성들이 의미적으로 관계가 없도록, 독립적으로 표현하기 때문이다. 본 논문에서는 임베딩 기법을 이용하여 서로 독립적으로 표현되었던 아이템들을 의미적으로 표현되는 벡터로 바꾸고, 최근 협업 필터링 기반의 추천 시스템으로 많이 사용되는 RNN 을 사용하여 모델링한 시스템을 제안한다. 제안된 모델은 최근에 발표된 추천시스템들과 동등하거나 그 이상의 성능을 보일 것으로 기대된다.

1. 서론

일반적으로 협업 필터링 기반의 추천 시스템에서는 사용자와 아이템 간의 상호 작용이 희박하게 나타나는 문제 때문에 성능상의 한계점을 가지고 있다. 이 문제는 전통적으로 사용되었던 기계 학습의 입력 특성들이 의미적으로 관계가 없도록, 독립적으로 표현하기 때문이다. 본 논문에서는 임베딩 기법[1]을 이용하여 서로 독립적으로 표현되었던 아이템들을 의미적으로 표현되는 벡터로 바꾸고, 최근 협업 필터링 기반의 추천 시스템으로 많이 사용되는 RNN[2][3]을 사용하여 모델링한 시스템을 제안한다.

제안 모델은 첫 번째로 잠재적으로 상호 독립적인 특성으로 표현된 아이템들을 의미적으로 연관성을 가지는 표현방법으로 변환하는 방법을 제안한다. 해당 방법은 자연어처리연구 분야에서 사용하는 단어 임베딩 전략(Word Embedding Strategy)방식을 적용하였다. 두 번째로 표현된 아이템들을 순서를 가지는 사건(sequence)으로 가정하여 딥러닝 방식으로 학습하는 방법을 제안한다. 마지막으로 제안된 방법들을 하나로 합쳐서 나타낸 설계 모델을 제안한다. 해당 모델은 표현된 아이템 구조를 입력으로 하는 딥러닝 방식

의 RNN 로 이루어져있다.

2. 아이템 임베딩

아이템 임베딩(Item Embedding)은 sparse 하게 표현되어 있는 아이템을 dense 하게 표현해주는 방법이다. 해당 방법은 Word Embedding 방법들 중에서 skip-gram 형태의 Embedding 방식을 차용한다[4].

아이템 열 ($i_1, i_2, i_3, \dots, i_T$)가 주어졌다고 했을 때 아이템 임베딩은 다음과 같이 정규화 표현될 수 있다.

$$P(i_t | i_{t-k}, \dots, i_{t-1}, i_{t+1}, \dots, i_{t+k}) \quad (1)$$

수식 (1)을 최적화 문제로 해결하기 위하여 *log-likelihood* 형태로 표현하면 다음과 같이 표현된다.

$$L(\theta) = \sum_{-k \leq j-1, j \leq k} \log P(i_{t+j} | i_t) \quad (2)$$

수식(2)를 목적 함수로 하여 신경망 학습을 진행한다.

3. 신경망 추천 모델

추천 모델은 입력으로 아이템 열 ($i_1, i_2, i_3, \dots, i_T$)가 주어졌을 때 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$P(i_t | i_{t-n+1}, \dots, i_{t-1}) \quad (3)$$

수식 (3)을 최적화 문제로 해결하기 위하여 *log-likelihood* 형태로 표현하면 다음과 같이 표현된다.

$$L(\theta) = \sum_{t=1}^T \log P(i_t | i_{t-n+1}, \dots, i_{t-1}) \quad (4)$$

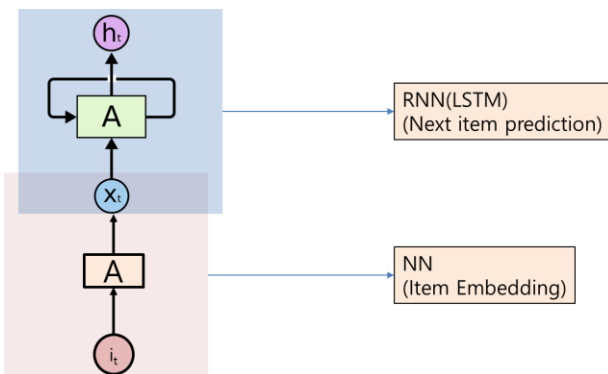
수식 (4)를 목적 함수로 하여 신경망 학습을 진행한다.

4. 제안 모델

제안 모델은 Embedding 층과 Prediction 층으로 나누어진다. Embedding 층은 2. 아이템 임베딩에서 설명한대로 입력으로 주어지는 아이템 열을 Embedding 하여 의미적으로 연관성이 있는 벡터 형태로 표현된다. 학습에 사용되는 알고리즘은 일반적인 Backpropagation 알고리즘을 사용하고 Activation Function 은 Softmax 를 사용한다.

Prediction 층은 Embedding 된 아이템 벡터를 입력으로 하는 RNN 신경망 추천 모델이고 추천되는 영화 데이터를 출력으로 한다. 학습에 사용되는 RNN 모델은 최근 가장 성능이 높다고 알려진 LSTM 을 사용한다.

해당 구조를 그림으로 나타내면 아래 그림과 같다.



(그림 1) 제안 모델

5. 결론

제안 모델은 협업 필터링 기반 추천 시스템에서 나타나는 사용자-아이템 상호작용의 데이터가 sparse 하게 나타나는 문제를 해결하고 주어진 데이터가 순서를 가지는 데이터로 가정했을 때 가장 성능이 좋은 것으로 알려진 RNN(LSTM)을 결합하여 기존

에 제안된 협업 필터링 기반 추천 시스템의 성능을 향상시킬 수 있다.

향후에는 제안된 모델을 실제 데이터로 광범위하게 실험하여 실제 성능을 측정, 검증하려고 한다.

Acknowledgement

본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신기술진흥센터의 정보통신·방송 연구개발사업의 일환으로 수행하였음. [2016(B0101-16-0340), 개인과 집단지성의 디지털콘텐츠화를 통한 유통 및 확산 서비스 기술 개발]

참고문헌

- [1] Du, Nan, et al. "Recurrent Marked Temporal Point Processes: Embedding Event History to Vector." Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. ACM, 2016.
- [2] Faruqui, Manaal, et al. "Morphological inflection generation using character sequence to sequence learning." arXiv preprint arXiv:1512.06110 (2015).
- [3] Sutskever, Ilya, Oriol Vinyals, and Quoc V. Le. "Sequence to sequence learning with neural networks." Advances in neural information processing systems. 2014.
- [4] Mikolov, Tomas, et al. "Distributed representations of words and phrases and their compositionality." Advances in neural information processing systems. 2013.