

벡터 단위 Masknet: 클릭률 예측 모델

성영, 조인휘
 한양대학교 컴퓨터소프트웨어학과

Shengy981217@gmail.com, iwjoe@hanyang.ac.kr

Vector-wise Masknet: A CTR(Click-Through Rate) Prediction Model

Ying Sheng, Inwhee Joe
 Dept. of Computer Science, Hanyang University

요 약

클릭률(CTR) 예측은 많은 실제 응용 프로그램에서 가장 기본적인 작업 중 하나가 되었으며 이 분야에서 많은 고급 모델이 나왔다. 그러나 가장 고전적인 CF(Collaborative Filtering) 모델에서 딥러닝 모델로 발전하는 과정에서 특징 교차의 기본 단위가 요소(비트 단위)가 아닌 특징(벡터 단위)이라는 사실을 기억하는 모델은 거의 없다. 이 논문에서는 Masknet 모델에 벡터 단위 교차를 적용하는 클릭률 예측 모델은 제안한다. MovieLens 에 대해 예측 결과는 89.24%로 나타나고 원본 모델보다 효과가 더 좋다.

1. 서론

클릭률(CTR) 예측은 사용자가 추천 항목을 클릭할 확률을 예측하는 것인데 개성화된 광고 및 추천 시스템에서 중요한 역할을 한다. 이 문제를 해결하기 위해 LR, Poly2 및 FFM 과 같은 많은 모델이 제안되었다. 최근에는 CTR 추정을 위해 DNN 을 사용하는 것도 이 분야의 연구 동향이였으며 FNN, wide & deep(W&D), xDeepFM 과 같은 일부 딥러닝 기반 모델이 도입되었다.[1]

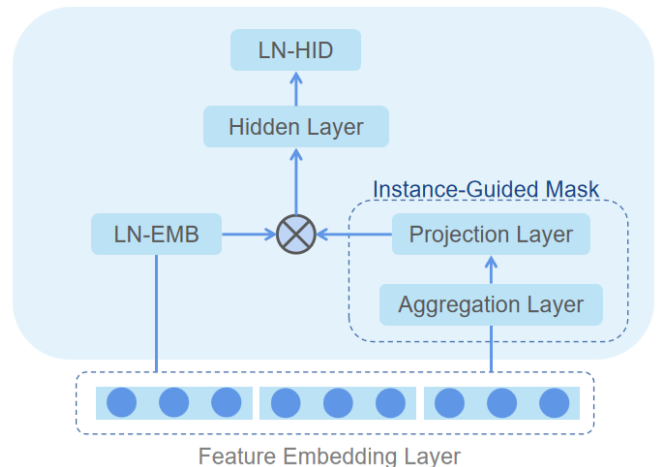
특징 교차는 CTR 작업에 매우 중요하며 순위 모델이 이러한 복잡한 특징을 효과적으로 포착하는 것도 중요하다. 특징 교차는 특징 간의 상호 작용이어야 하지만 대부분의 모델은 임베딩한 특징을 요소 수준에서 곱하고 특징 교차의 원래 의도를 위반했습니다. 특징 수준 교차를 사용한 모델은 xDeepFM 모델에서 제출한 CIN 네트워크 밖에 없다.[2] 실제로 2018 년에 제안된 xDeepFM 모델은 여전히 많은 작업에서 가장 좋은 성능을 발휘하는 모델 중 하나이고 일부 새로운 모델을 능가할 정도로 나타났다.

2. 본론

A. Masknet 모델

논문에서는 완전 연결 레이어 통한 데이터와 원본 데이터의 Hadamard 곱을 수행한 후 히든 레이어를 통

해 특징을 필터링하는 MaskBlock 구조를 제안한다.[1]



(그림 1) MaskBlock 구조

구조 다이어그램은 그림 1 에 나와 있으며 MaskBlock 이후의 결과

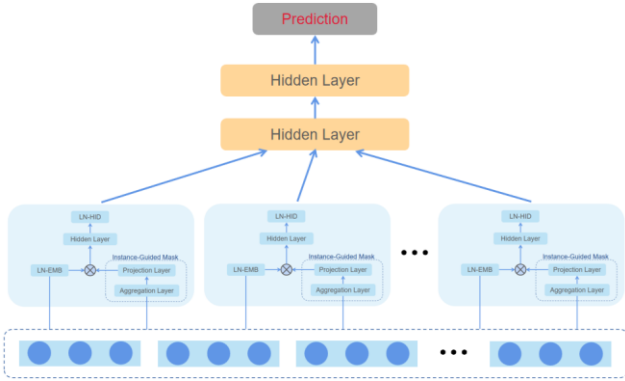
$$V_{out} = LN_HID(W_i(V_{IGM} \odot LN_EMB(V_{emb})))$$

그 중

$$V_{IGM} = W_{d2}(Relu(W_{d1}V_{emb} + \beta_{d1})) + \beta_{d2}$$

여기 보이는 Hadamard 곱은 비트 단위의 특징 교차이다. 두 개의 완전히 연결된 레이어 이후에는 데이터의 특징을 더욱 완벽하게 마이닝할 수 있으며, Lay

ernorm 은 모델 수렴 속도를 높이고 학습 시간을 단축한다. 특히 여기서는 layernorm 을 수행해야 하기 때문에 히든 레이어에는 바이어스 항이 없다.

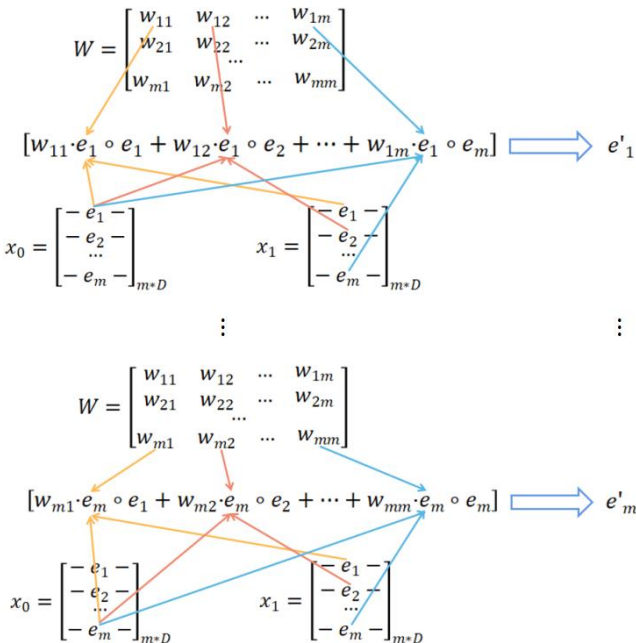


(그림 2) Masknet 구조

Masknet 구조 다이어그램은 그림 2 에 나와 있다. 임베딩 특징은 여러 개의 병렬 마스크블록 모듈로 전송된 후 히든 레이어로 전송되고 시그모이드 함수를 통해 예측 결과를 얻는다.

B. Vector-wise 교차

비트 단위 교차와 벡터 단위 교차의 개념은 xDeepFM 모델에서 처음 제안되었다. 비트 단위 교차 방식에서는 임베딩 벡터의 각 요소도 서로 영향을 미치므로 일반화 능력이 제한될 수 있으며 Field Vector 의 개념이 구현되지 않아 실제로 특징이 서로 교차하는 원래 의도에 어긋났다.



(그림 3) 벡터 단위 특징 교차 과정

모델이 학습하기를 원하는 것은 특징 간의 상호작용

또는 상관관계이기 때문에 임베딩의 관점에서 볼 때 자연적 특징과 특징 간의 상호작용 정보는 임베딩과 임베딩 간의 상호작용 정보여야 한다. 그러나 비트 단위 특징 교차에서는 임베딩 개념이 더 이상 실현되지 않는다. 가장 미세한 입도는 요소이므로 이러한 상호 작용에는 서로 다른 임베딩의 서로 다른 요소 간의 상호 작용뿐만 아니라 동일한 임베딩의 서로 다른 요소 간의 상호 작용도 포함되어 본질적으로 실제로 변경되었다.

C. 실험결과

결과를 확인하기 위해 Movielens 데이터 세트를 사용했다. Movielens 데이터 세트는 추천 시스템 연구 및 실험에 사용되는 고전적인 데이터 세트 중 하나이고 사용자 데이터, 영화 데이터, 영화에 대한 사용자 평가 정보라는 세 가지 특성을 가지고 있습니다.

<표 1> 실험결과

모델	정확도	로그 손실
FM	0.8437	0.3054
Masknet	0.8907	0.2459
Ours	0.8924	0.2388

우리는 클래식 FM 모델을 참조 항목으로 선택했으며 수정된 모델이 원래 모델보다 더 나은 성능을 보이는 것을 볼 수 있다.

3. 결론

본 연구에서는 기존 모델에 벡터 단위 교차를 적용하려고 시도한다. 기존 모델의 성능은 이미 매우 우수하지만 벡터 단위 교차를 통해 모델의 성능을 계속해서 향상시킬 수 있음을 알 수 있다. 이는 비트별 교차보다 벡터별 교차가 추천 시스템 분야에 더 적합하다는 것을 증명할 수 있다.

시간이 지날수록 점점 더 많은 새로운 모델이 등장할 것이고, 그들이 특징을 더 효과적으로 포착할 수 있다면 더 나은 결과를 얻을 수도 있을 것이다.

참고문헌

[1] Wang Z, She Q, Zhang J. MaskNet: Introducing feature-wise multiplication to CTR ranking models by instance-guided mask[J]. arXiv preprint arXiv:2102.07619, 2021.
 [2] Lian J, Zhou X, Zhang F, et al. xdeepfm: Combining explicit and implicit feature interactions for recommender systems[C]//Proceedings of the 24th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining. 2018: 1754-1763.