

Hyperbolic Item GNN Recommender

Hyperbolic Item GNN Recommender — это рекомендательная система, использующая гиперболические геометрии и графовые нейронные сети для предсказания следующего айтема в последовательности взаимодействий пользователя.

Цель модели — найти эмбеддинги для айтемов. По этим эмбеддингам мы уже сможем делать персонализированную рекомендацию для пользователей, представив пользователя как агрегацию эмбеддингов айтемов в его истории.

Пайплайн обучения модели:

- Инициализации эмбеддингов айтемов (рандомная)
- GNN для эмбеддингов
- Вычисление функции лосса WMRB
- Шаг оптимизатора RSGD

Последние 3 операции выполняются по эпохам. Эмбеддинги айтемов всегда лежат на гиперболоиде и важно сохранять эту инвариантность. Почти все операции (агрегация, шаг оптимизатора, вычисление лосса) так же требуют того, чтобы они были вычислены по правилам гиперболической геометрии, поэтому в ноутбуке представлены отдельные функции для этих операций, формулы для них были взяты из статьи: <https://arxiv.org/pdf/1902.08648>. Также в этой статье можно найти формулы для WMRB и RSGD. Мы решали задачу в постановке warm-start scenario. По сути, пользователи с holdout были в тренировочном датасете, однако мы также делали дополнительно тестовый датасет, часть истории тех же пользователей, которая не входила в тренировочную выборку, но использовалась при предсказании holdout-a.

В качестве бейзлайнов было решено взять PureSVD, MP, RND, iALS. Измеряли метрики: NDCG@20, HitRate@20, Coverage. Датасет: MovieLens 1M. Ниже сводная таблица результатов:

PureSVD	ndcg=0.0186517	coverage=0.123102	hitrate=0.0475578
MP	ndcg=0.00802329	coverage=0.0173536	hitrate=0.0218509
RND	ndcg=0.00153559	coverage=0.984816	hitrate=0.00385604
iALS	ndcg=0.000810964	coverage=0.364154	hitrate=0.00128535

HyperbolicItemGNNRecommender ndcg=0.00589946 coverage=0.0404749 hitrate=0.0123001

Роли в команде:

- Валиев Арсен - реализация модели
- Фадеев Павел - сравнение с бейзлайнами и составление метрик
- Лазарев Артем - работа с датасетом и предсказания модели

Перспективы улучшения:

1. **Эксперименты с гиперпараметрами** — поиск оптимальных dim, n_layers, learning rate
2. **Дополнительные метрики** — добавление Precision@K, Recall@K, Novelty
3. **Strong-generalization тест** — переход от warm-start к более реалистичному сценарию