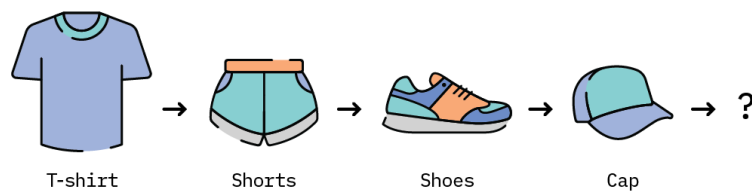


# 深度学习大作业

## 背景

序列推荐(session-based recommendation)是预测用户在一个交互序列中可能会喜欢的下一个商品。基于深度学习的序列推荐方法试图从用户的历史交互序列中学习和理解用户的行为，建模用户的偏好。

本次作业基于 PyTorch 框架构建深度学习模型, 尽可能提升序列推荐的性能。



## 数据

本次作业的数据集来自于 Amazon 电商平台, 包括 Beauty 和 Cellphones 两个类别。两个数据集均已划分好训练数据和测试数据, 数据中每一行为一条训练样本。其中 train\_sessions.csv 包括两个字段, session 字段为用户的历史匿名交互序列, label 为真实数据中用户下一次交互的产品; test\_sessions.csv 中仅包括 session 字段。

## 要求

输入: 每个 batch 输入 batch\_size 行训练数据。

输出: 1) 输出每条测试数据预测分数 top@20 的产品, 保存至 test\_result.csv 中, test\_result.csv 应包括 session 和 predict 两个字段, 其中 predict 是一个按照预测分数排序长度为 20 的列表。输出文件格式十分重要, 助教会根据输出文件计算模型的评估指标, 输出文件格式如下:

```
test_result.csv
1 session,predict
2 "[30, 31, 32, 33, 34]", "[198,231,1,23,54,24,13,2775,989,11,76,65,3578,977,890,3209,439,71,521,789]"
3
```

2) 输出训练集评估指标结果(HR@5,MRR@5,HR@20,MRR@20)。

评估指标:

HR@K(Hit Ratio)表示命中率, 即目标预测的覆盖率, 公式如下:

$$HR@K = \frac{\text{NumberofHits@K}}{|GT|}$$

其中分母是测试集合的总数量, 分子是 Top-K 推荐列表中包含真实值的推荐列表数量。

MRR@K(Mean Reciprocal Rank)表示基于推荐产品排名位置的准确度, 值越大表示真实值在排名推荐列表中排名靠前:

$$MRR = \frac{1}{|Q|} \sum_{i=1}^{|Q|} \frac{1}{\text{rank}_i}$$

其中|Q|是测试集合的个数, rank\_i 是第 i 组测试数据的第一个真实值在 top-K 推荐列表中排列的位置。例如: 预测评分 Top@5 为[1,2,3,4,5], 真实值为 3, 则 MRR@5=1/3。

除了两个数据集的 test\_result.csv, 本次作业还需提交完整可跑通的代码以及实验报告。实验报告中应详细展示建模过程、模型框架、实验结果、调参过程以及遇到的问题和思考。

## 参考代码

基础模型:

POP: <https://github.com/hidasib/GRU4Rec/blob/master/baselines.py>

Item-KNN: <https://github.com/hidasib/GRU4Rec/blob/master/baselines.py>

FPMC: [https://github.com/RUCAIBox/RecBole/blob/master/recbole/model/sequential\\_recommender/fpmc.py](https://github.com/RUCAIBox/RecBole/blob/master/recbole/model/sequential_recommender/fpmc.py)

深度学习模型:

GRU4REC: <https://github.com/hungthanhpham94/GRU4REC-pytorch>

NARM: <https://github.com/Wang-Shuo/Neural-Attentive-Session-Based-Recommendation-PyTorch>

SR-GNN: <https://github.com/CRIPAC-DIG/SR-GNN>

GCE-GNN: <https://github.com/CCIPLab/GCE-GNN>