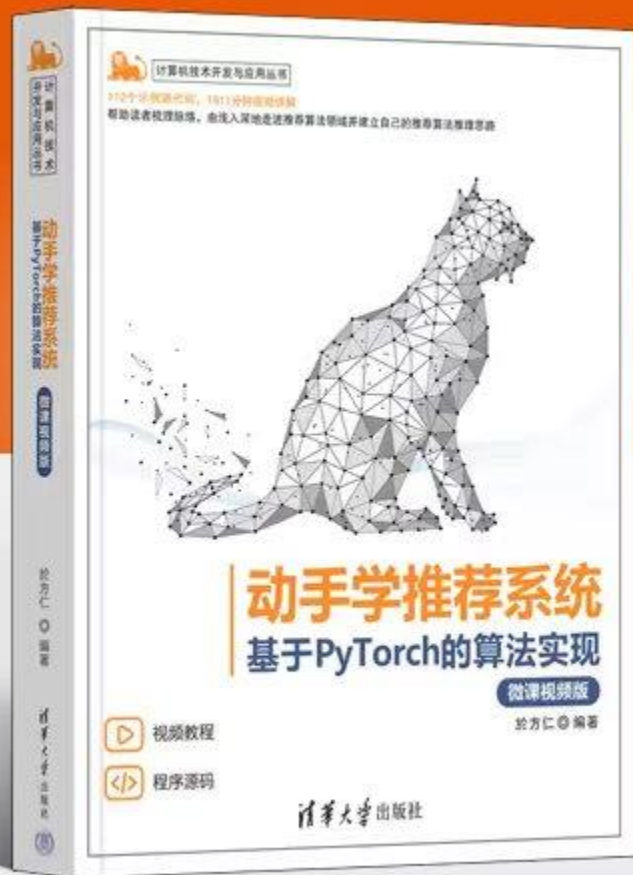


深度学习推荐系统入门

主讲人：於方仁



计算机技术与应用丛书

- 112个示例源代码, 1911分钟视频讲解
- 帮助读者梳理脉络, 由浅入深地走进推荐算法领域并建立自己的推荐算法推理思路

动手学推荐系统

基于PyTorch的算法实现

微课视频版

於方仁◎编著



视频教程

定价：79.00元



程序源码

ISBN: 978-7-302-60628-4

苏州中贸大数据创始人
浙江清华长三角研究院主任
小冰公司CEO
烯牛数据资深数据科学家

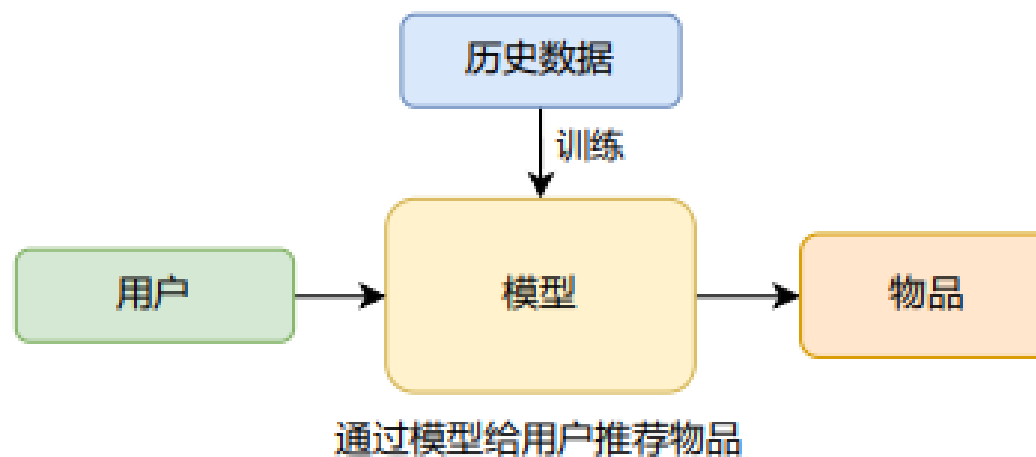
黄元兵
王挺
李迪
周煜东

联袂推荐

深度学习推荐系统入门

- 推荐系统：一种给用户推荐其喜欢物品的系统。

- 基于数学建模的推荐系统：
 - 通过历史数据训练模型
 - 通过模型预测用户喜爱的物品
 - 将模型预测的物品推荐给用户



- 深度学习：一种搭建神经网络建模的机器学习方法。

课程结构

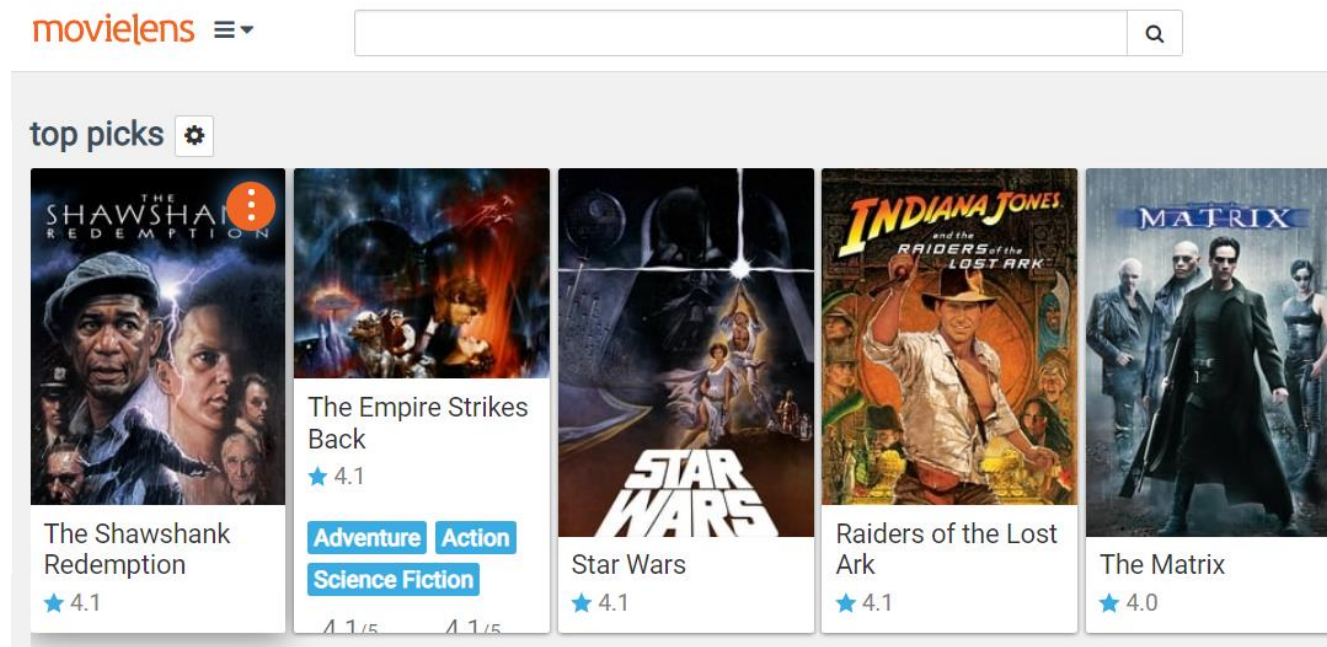
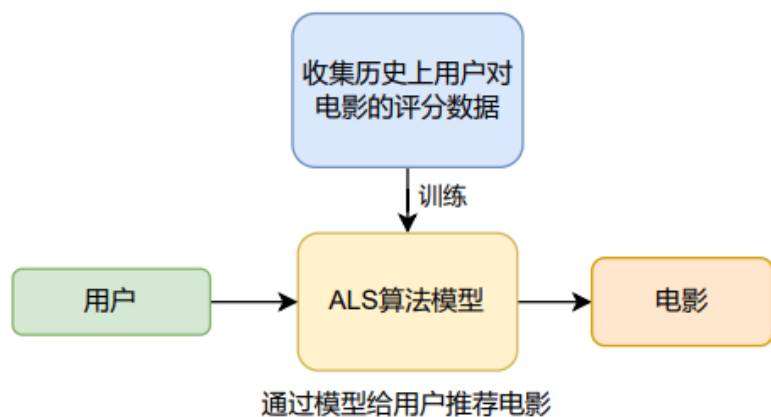
1. 基于深度学习推荐系统的优势
2. 经典推荐算法ALS
3. ALS的深度学习版本推导
4. 实战案例——基于深度学习版本ALS的电影推荐系统

基于深度学习推荐系统的优势

1. 效果更好
2. 逻辑简单
3. 扩展性高

经典推荐算法ALS

- 以电影推荐系统为例。



经典推荐算法ALS

$$\begin{matrix} A \in user \times item \\ \begin{array}{|c|c|c|c|c|c|c|} \hline & & & & & & \\ \hline & & & & & & \\ \hline & & & & & & \\ \hline & & & & & & \\ \hline & & & & & & \\ \hline \end{array} \end{matrix} = \begin{matrix} P \in user \times k \\ \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline & & & \\ \hline & & & \\ \hline & & & \\ \hline & & & \\ \hline & & & \\ \hline \end{array} \end{matrix} \times \begin{matrix} Q \in item \times k \\ \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline & & & \\ \hline & & & \\ \hline & & & \\ \hline & & & \\ \hline & & & \\ \hline & & & \\ \hline & & & \\ \hline \end{array} \end{matrix}$$

- 交替最小二乘(Alternating Least Squares, ALS)推荐算法提出于2016年, 最早被称为隐因子模型(Latent Factor Model, LFM)。
- A矩阵是形状为用户数量乘以物品数量的共现矩阵, 分解成[用户数量×k]的P矩阵, [物品数量×k]的Q矩阵, k是超参。而这两个矩阵中每一行对应维度为k的向量可被称为该用户或物品的隐因子。本质上是矩阵分解的一种算法。

经典推荐算法ALS

- 训练方式:

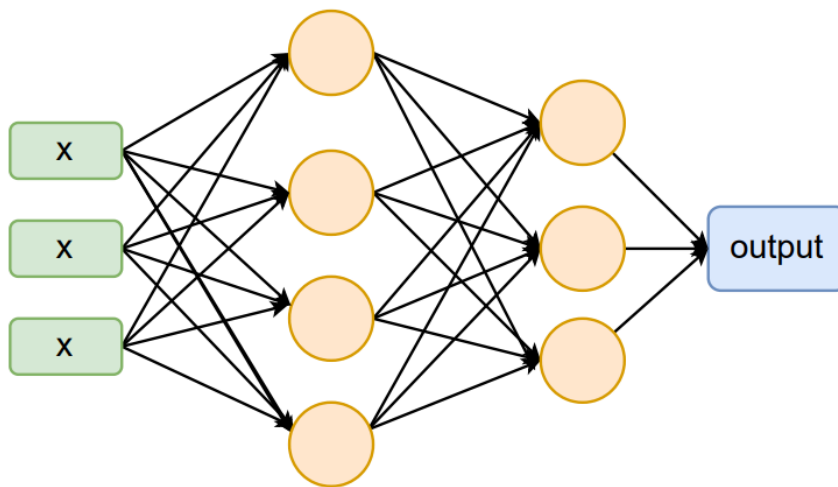
1. 设: 全局目标函数: $A = P \cdot Q^T$, 单个 u 与单个 i 的评分预测: $r'_{ui} = P_u \cdot Q_i^T$, 损失函数: $loss = (r_{ui} - r'_{ui})^2$, 其中 r_{ui} 是历史中用户 u 对电影 i 的真实评分记录
2. 求得:
 - 损失函数对 P_u 的偏导 $= -2 * (r_{ui} - P_u \cdot Q_i^T) * Q_i$
 - 损失函数对 Q_i 的偏导 $= -2 * (r_{ui} - P_u \cdot Q_i^T) * P_u$
3. 随机初始化 PQ 矩阵。
4. 随机采样用户 u 与物品 i , 计算对应的 $P_u \cdot Q_i^T$ 与真实的评分 r_{ui} 计算损失函数。
5. 设学习率为 l , 对 P_u 与 Q_i 在梯度负方向进行迭代更新, 也就是:
 - $P_u += l * (r_{ui} - r'_{ui}) * Q_i$
 - $Q_i += l * (r_{ui} - r'_{ui}) * P_u$
6. 重复4~5步骤若干次, 或者损失函数小于某个阈值。
7. 输出训练好的 PQ 矩阵。

- 推荐方式:

1. 对用户 u 推荐电影时。首先通过用户 u 与候选的电影 i 得到对应的 P_u 与 Q_i 。
2. 通过计算 $P_u \cdot Q_i^T$ 预测用户 u 对候选的电影 i 的评分。
3. 遍历所有用户未交互过的电影, 得到所有的预测评分, 排序获取前 k 个推荐给用户。

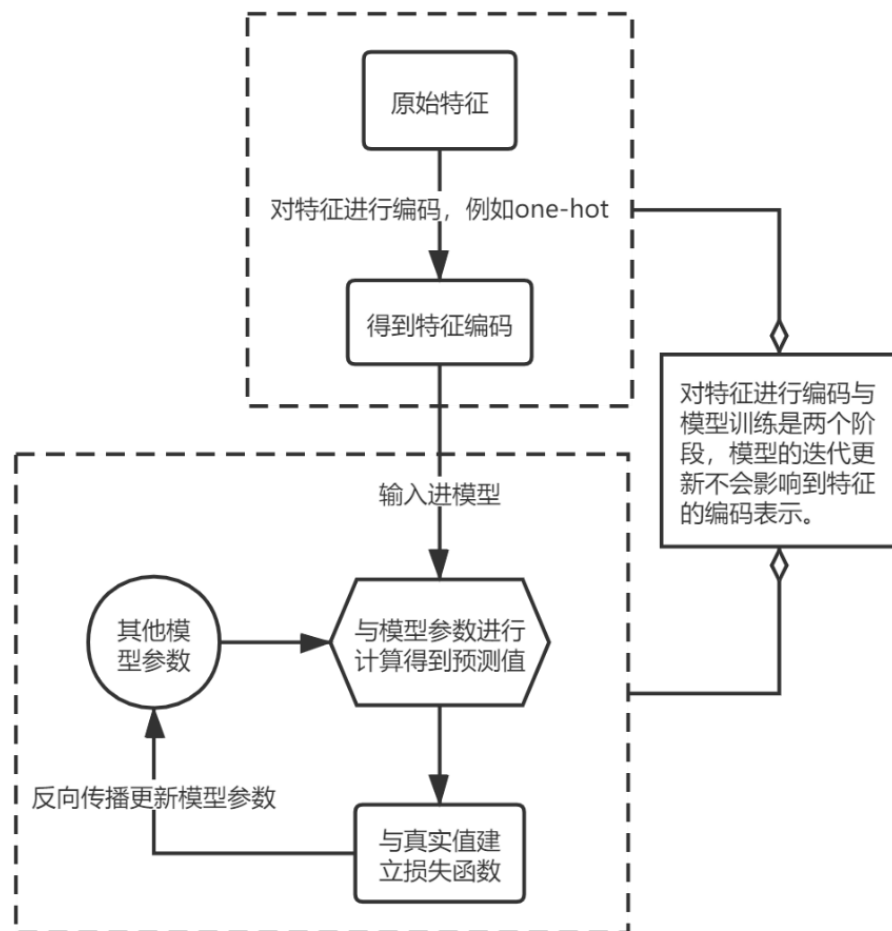
深度学习神经网络

- 神经网络：最初的神经网络被称为，多层感知机(Multilayer Perceptron, MLP)，也叫人工神经网络 (ANN, Artificial Neural Network)。可简单理解为输入到输出之间包含了若干个隐藏层的结构。实际上每一层都是一个线性变化与非线性激活函数的计算。

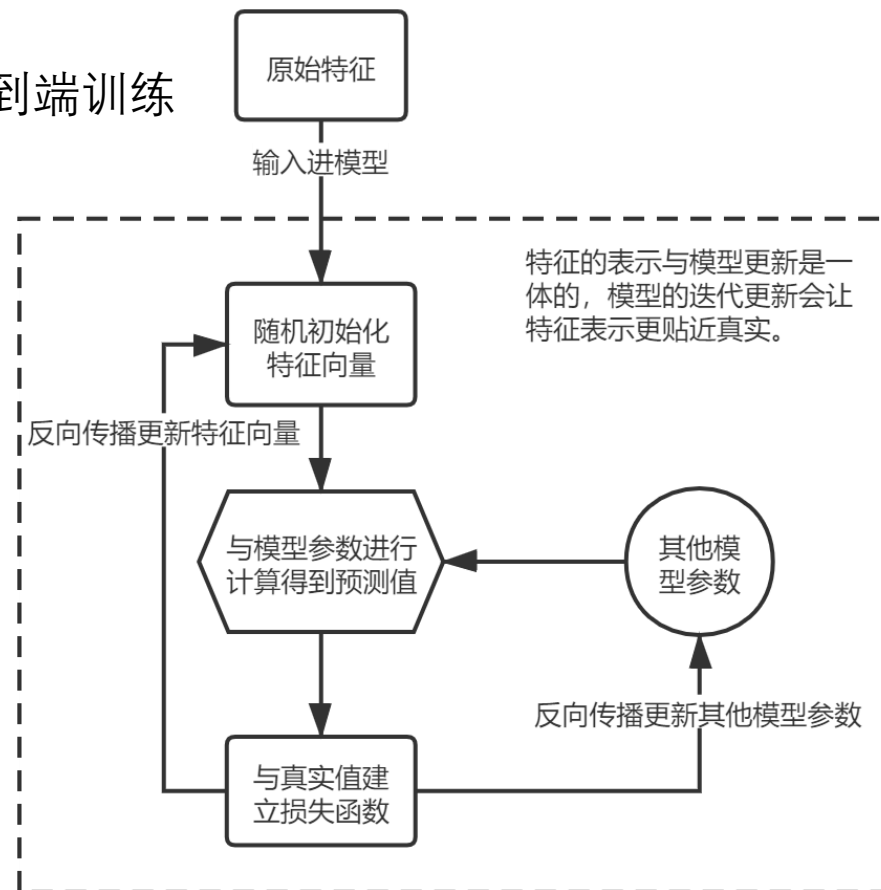


深度学习端到端训练

➤ 传统机器学习训练



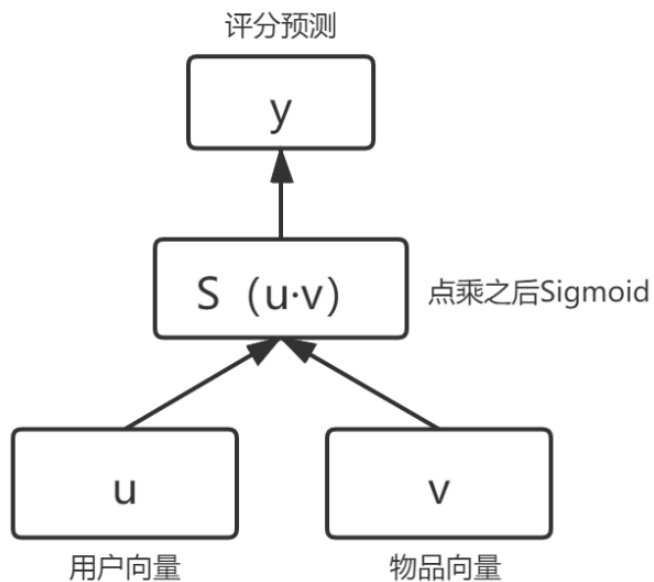
➤ 端到端训练



Embedding: 对于样本而言，在神经网络中会先随机初始化一个Embedding层，每个样本对应一个随机初始化的Embedding向量。而随着模型的迭代更新，该向量也会随之迭代更新。

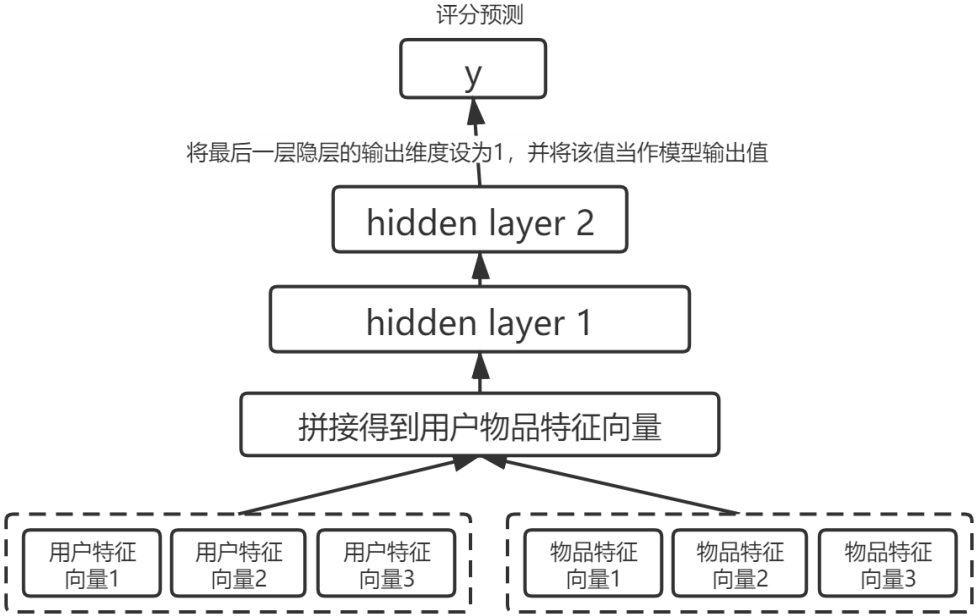
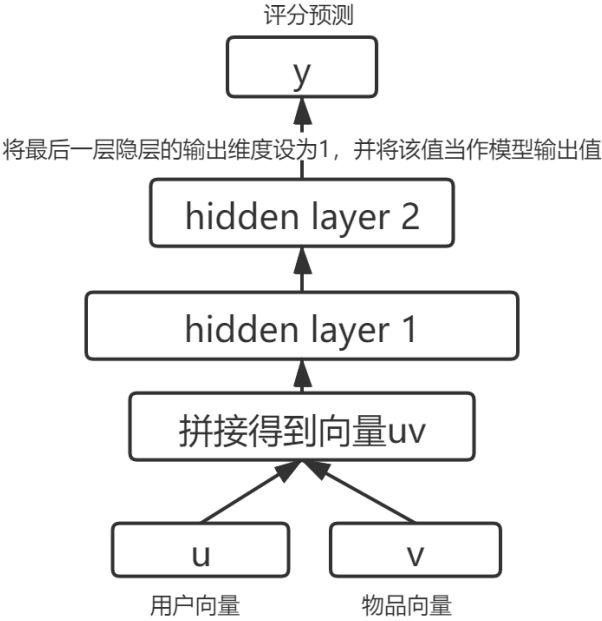
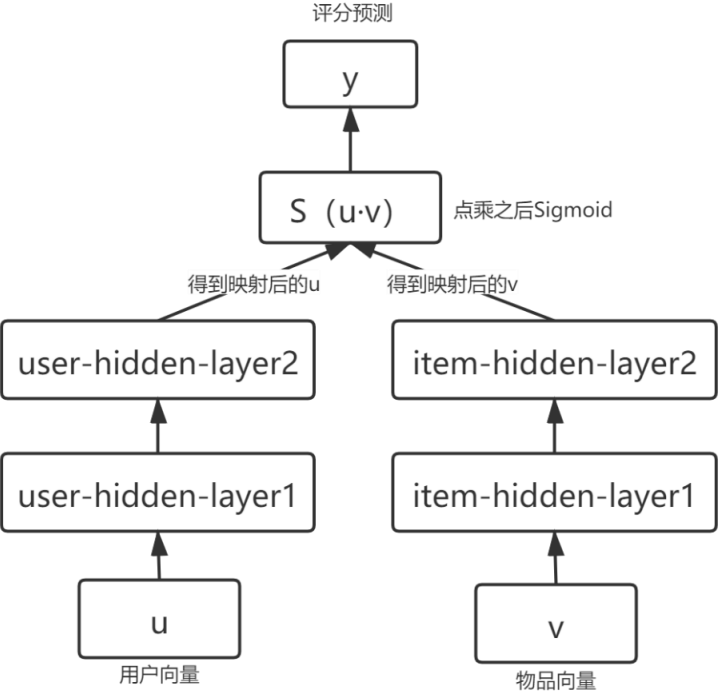
ALS的深度学习版本

- 用户与物品的隐因子，可以理解为用户与物品的Embedding。即 P 矩阵等效于随机初始化一个User Embedding层，而 Q 矩阵等效于随机初始化一个Item Embedding层。



ALS的深度学习版本

- 神经网络的扩展。



实战案例—基于深度学习版本ALS的电影推荐系统

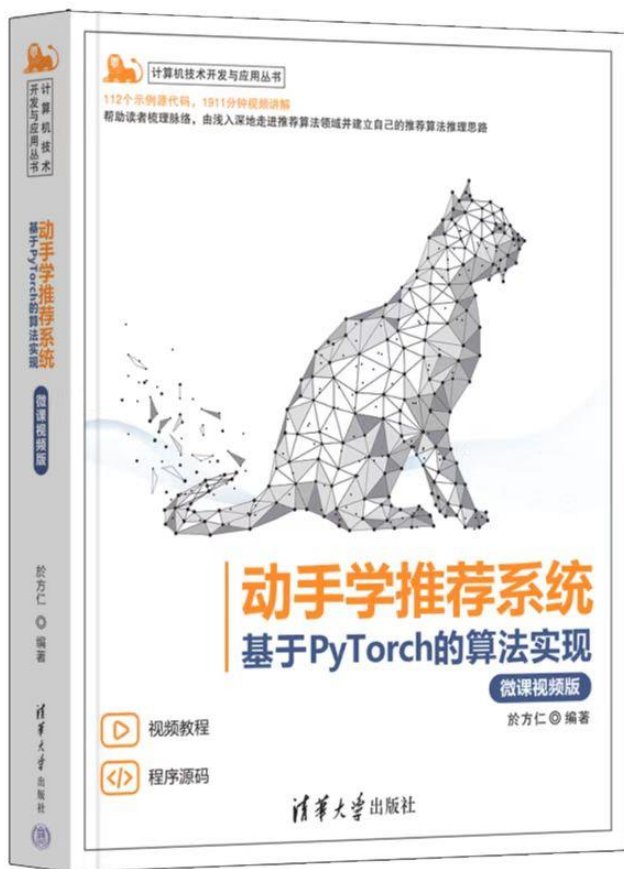
- 数据集: [MovieLens | GroupLens](#)
- 模型: 深度学习版本的ALS
- 训练: 利用PyTorch构建训练模型的脚本
- 评估:

$$MSE = \frac{1}{|A|} \sum_{(u,i) \in A} (r_{ui} - \hat{r}_{ui})^2 \quad \text{Mean Squared Error 均方误差}$$

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad \text{Root Mean Squared Error 均方根误差}$$

- 推荐
 1. 将目标用户与候选电影输入进训练好的模型预测评分
 2. 将评分从高到低排序获取前K个电影
 3. 将那前K个电影推荐给目标用户

书籍简介



- 第1章 推荐系统的初步了解
- 第2章 基础推荐算法
- 第3章 进阶推荐算法
- 第4章 图神经网络与推荐算法
- 第5章 知识图谱与推荐算法
- 第6章 推荐系统的构造
- 第7章 推荐系统的评估
- 第8章 推荐工程的生命周期

前置知识：真-极简神经网络入门

https://www.bilibili.com/video/BV1Ua411b7U5/?spm_id_from=333.999.0.0

答疑环节

谢谢