# 大作业 推荐系统任务书

## **1.1实验目的**

1. 了解推荐系统的多种推荐算法并理解其原理。
2. 实现User-User的协同过滤算法并对用户进行推荐。
3. 实现基于内容的推荐算法并对用户进行推荐。
4. 对两个算法进行电影预测评分对比。
5. 在学有余力的情况下，加入minihash算法对效用矩阵进行降维处理。

## **1.2 实验内容**

给定MovieLens数据集，包含电影评分，电影标签等文件，其中电影评分文件分为训练集train\_set和测试集test\_set两部分

**基础版必做一**：基于用户的协同过滤推荐算法

对训练集中的评分数据构造用户-电影效用矩阵，使用pearson相似度计算方法计算用户之间的相似度，也即相似度矩阵。对单个用户进行推荐时，找到与其最相似的k个用户，用这k个用户的评分情况对当前用户的所有未评分电影进行评分预测，选取评分最高的n个电影进行推荐。

在测试集中包含100条用户-电影评分记录，用于计算推荐算法中预测评分的准确性，对测试集中的每个用户-电影需要计算其预测评分，再和真实评分进行对比，误差计算使用SSE误差平方和。

选做部分提示**：**此算法的进阶版采用minihash算法对效用矩阵进行降维处理，从而得到相似度矩阵，注意minihash采用jarcard方法计算相似度，需要对效用矩阵进行01处理，也即将0.5-2.5的评分置为0，3.0-5.0的评分置为1。

**基础版必做二**：基于内容的推荐算法

将数据集movies.csv中的电影类别作为特征值，计算这些特征值的tf-idf值，得到关于电影与特征值的n（电影个数）\*m（特征值个数）的tf-idf特征矩阵。根据得到的tf-idf特征矩阵，用余弦相似度的计算方法，得到电影之间的相似度矩阵。

对某个用户-电影进行预测评分时，获取当前用户的已经完成的所有电影的打分，通过电影相似度矩阵获得已打分电影与当前预测电影的相似度，按照下列方式进行打分计算：

选取相似度大于零的值进行计算，如果已打分电影与当前预测用户-电影相似度大于零，加入计算集合，否则丢弃。（相似度为负数的，强制设置为0，表示无相关）假设计算集合中一共有n个电影，score为我们预测的计算结果，score’(i)为计算集合中第i个电影的分数，sim(i)为第i个电影与当前用户-电影的相似度。如果n为零，则score为该用户所有已打分电影的平均值。

要求能够对指定的userID用户进行电影推荐，推荐电影为预测评分排名前k的电影。userID与k值可以根据需求做更改。

推荐算法准确值的判断：对给出的测试集中对应的用户-电影进行预测评分，输出每一条预测评分，并与真实评分进行对比，误差计算使用SSE误差平方和。

选做部分提示：进阶版采用minihash算法对特征矩阵进行降维处理，从而得到相似度矩阵，注意minihash采用jarcard方法计算相似度，特征矩阵应为01矩阵。因此进阶版的特征矩阵选取采用方式为，如果该电影存在某特征值，则特征值为1，不存在则为0，从而得到01特征矩阵。

**选做部分：**

本次大作业的进阶部分是在基础版本完成的基础上大家可以尝试做的部分。进阶部分的主要内容是使用迷你哈希（MiniHash）算法对协同过滤算法和基于内容推荐算法的相似度计算进行降维。同学可以把迷你哈希的模块作为一种近似度的计算方式。

协同过滤算法和基于内容推荐算法都会涉及到相似度的计算，迷你哈希算法在牺牲一定准确度的情况下对相似度进行计算，其能够有效的降低维数，尤其是对大规模稀疏01矩阵。同学们可以使用哈希函数或者随机数映射来计算哈希签名。哈希签名可以计算物品之间的相似度。

最终降维后的维数等于我们定义映射函数的数量，我们设置的映射函数越少，整体计算量就越少，但是准确率就越低。大家可以分析不同映射函数数量下，最终结果的准确率有什么差别。

对基于用户的协同过滤推荐算法和基于内容的推荐算法进行推荐效果对比和分析，选做的完成后再进行一次对比分析。