

# 作业4

## 1 用于推荐的潜在特征 (100 分)

注意：请使用原生的 Python 库，如 numpy、pandas 等来解决这个问题。运行时间通常需要几分钟，但具体时间可能取决于您使用的系统。

这个问题的目标是实现随机梯度下降算法，用于构建一个潜在因子推荐系统。我们可以使用它向用户推荐电影。

假设我们有一个评分矩阵  $R$ 。该矩阵的元素  $R_{iu}$  对应于用户  $u$  对项目  $i$  的评分。矩阵  $R$  的大小为  $m \times n$ ，其中  $m$  是电影的数量， $n$  是用户的数量。

矩阵的大多数元素是未知的，因为每个用户只能对少数电影进行评分。

我们的目标是找到两个矩阵  $P$  和  $Q$ ，使得  $R \simeq QP^T$ 。矩阵  $Q$  的维度是  $m \times k$ ，矩阵  $P$  的维度是  $n \times k$ 。这里的  $k$  是算法的一个参数。

我们将误差定义为

$$E = \left( \sum_{(i,u) \in rating} (R_{iu} - q_i \cdot p_u^T)^2 \right) + \lambda \left[ \sum_u \|p_u\|_2^2 + \sum_i \|q_i\|_2^2 \right]. \quad (1)$$

在这里， $\sum_{(i,u) \in rating}$  表示我们仅对用户对该项进行了评分的（用户，项目）对进行求和，即矩阵  $R$  的  $(i, u)$  元素是已知的。 $q_i$  表示矩阵  $Q$  的第  $i$  行（对应于一个项目）， $p_u$  表示矩阵  $P$  的第  $u$  行（对应于一个用户  $u$ ）。 $q_i$  和  $p_u$  都是大小为  $k$  的行向量。 $\lambda$  是正则化参数。 $\|\cdot\|_2$  是  $L_2$  范数， $\|p_u\|_2^2$  是  $L_2$  范数的平方，即  $p_u$  的元素平方和。

### (a) [40 分]

用  $\epsilon_{iu}$  表示误差  $E$  相对于  $R_{iu}$  的导数。 $\epsilon_{iu}$  的表达式是什么？在随机梯度下降算法中， $q_i$  和  $p_u$  的更新方程是什么？请给出你的推导，并在最终的  $q_i$  和  $p_u$  表达式中使用  $\epsilon_{iu}$ 。

### (b) [60 分]

实现该算法。从磁盘读取矩阵  $R$  的每个元素，并为每个元素更新  $\epsilon_{iu}$ 、 $q_i$  和  $p_u$ 。

强调一下，不允许将矩阵  $R$  存储在内存中。你必须逐个从磁盘读取每个元素  $R_{iu}$ ，并在每次迭代中应用更新方程（对每个元素都进行更新）。算法的每次迭代都会读取整个文件。

选择  $k = 20$ 、 $\lambda = 0.1$  和 迭代次数 = 40。从  $\eta = 0.1$  开始，找到一个良好的学习率  $\eta$  的值（不允许修改  $k$  或  $\lambda$ ）。对于下面讨论的训练集 ratings.train.txt，在 40 次迭代后，误差  $E$  应该小于 65000；你应该观察到  $q_i$  和  $p_u$  均不再变化。

根据  $\eta$  的值，可能会遇到以下情况：

- 如果  $\eta$  太大，误差函数可能会收敛到一个较高的值，或者可能不会单调递减。它甚至可能发散，使向量  $p$  和  $q$  的分量等于  $\infty$ 。
- 如果  $\eta$  太小，误差函数没有足够的时间显著减小并达到收敛。因此，它可能会单调递减但不收敛，即在 40 次迭代后可能具有较高的值，因为它尚未收敛。

使用压缩包中的 data 中的数据集来解决这个问题。它包含以下文件：

- ratings.train.txt：这是矩阵  $R$ 。每个条目由用户 ID、电影 ID 和评分组成。

**绘制目标函数  $E$ （在式(1)中定义）在训练集上随迭代次数变化的值。您找到的  $\eta$  是多少？**

你可以使用任何编程语言来实现这一部分，但建议使用 Python 以提高速度。Python 应该能够在几分钟内获得一个可运行的解决方案。

提示：如果您对算法的某些步骤不确定如何进行，以下提示可能会帮助您，如果您有其他方法，不一定需要遵循这些提示。

- $P$  和  $Q$  的初始化：我们希望对于所有用户  $u$  和物品  $i$ ，都有  $q_i$  和  $p_u$ ，使得  $q_i \cdot p_u^T \in [0, 5]$ 。实现这一目标的一个好方法是将  $P$  和  $Q$  的所有元素初始化为  $[0, \sqrt{5/k}]$  范围内的随机值。
- 更新方程：在每次更新中，我们使用  $p_u$  来更新  $q_i$ ，并使用  $q_i$  来更新  $p_u$ 。使用旧值计算  $q_i$  和  $p_u$  的新值，然后更新向量  $q_i$  和  $p_u$ 。
- 你应该在完成一次完整的训练迭代之后，计算  $E$ 。在迭代过程中计算  $E$  是不正确的，因为  $P$  和  $Q$  仍然在更新中。

**需要提交的内容:**

- (1)  $\epsilon_{iu}$  的方程。在随机梯度下降算法中的更新方程 [(a)]
- (2)  $\eta$  的值。绘制  $E$  与迭代次数的折线图。确保你的图表有 y 轴，以便我们能够读取  $E$  的值。只需要使用你选择的  $\eta$  绘制一张图即可 [(b)]
- (3) 请将所有代码上传到 gitee[(b)]