

推荐系统的分类：

1. 基于内容的推荐
2. 协同过滤推荐
3. 混合推荐

1 基于内容的推荐

会推荐给用户那些和他们之前看过的物品相似的物品。比如在亚马逊买书

局限性：1）有限制的内容分析-基于内容的技术经常被系统物品的显示关联的特征所限制。

2）过度特殊化-当系统根据用户画像来推荐高分系统的时候，用户只能被推荐和他们打过的相似物品。过度特殊化不仅仅是基于内容的系统不能推荐用户之前没见过的东西。在某些情况下，与用户见过的物品不应该被推荐，比如一样的文章不同的标题，因此，一些基于内容的推荐，过滤物品不仅仅依靠他们和用户的喜好不同，还有和之前看过的物品是否过度相似。

3）新用户问题（冷启动问题）-用于只有给许多物品打分之后，基于内容的推荐系统才能够理解用户的喜好，并且展现给用户可靠的推荐。因此，如果是一个新的用户，只有非常少的打分，是不能给到准确的推荐的。

2. 协同过滤的推荐方法

协同过滤推荐系统是要寻找用户 c 的“伙伴”，即其他有着相似品味的用户，然后只有伙伴都喜欢的物品，才能推荐给用户 c

具体又可以分为基于记忆的，基于模型的。

基于记忆的算法本质上是启发式的，他们预测打分是基于收集到的所有用户之前的打分物品。用户对物品的打分通常是基于（ N 个最相似的）其他用户对物品打分的聚合得到的。

要注意，基于内容和协同滤波都使用一样的信息检索文献的余弦测量方法。然而，基于内容的体检系统，用 $TF-IDF$ 权重的向量计算相似度，然而，协同滤波系统使用实际用户的打分来计算相似度。

对比基于记忆的方法，基于模型的方法就是用收到的打分训练一个模型(比如机器学习模型)，用来做打分预测的模型。

问题

- 1）新用户问题（冷启动）
- 2）新物品问题-新物品定期被加入到推荐系统里。协同滤波系统只依赖用户的喜好去做推荐。因此直到一个新的物品被一些用户打分之后，系统才能推荐他。
- 3）稀疏性-在任何推荐系统中，已经获得的打分数量与需要预测的打分的数量相比是非常小的。

混合方法

一些推荐系统使用混合的方法，结合了协同滤波和基于内容的方法，帮助避免这两种方法的限制，不同的方式结合着两种方法可以被分为以下几类：1）分别使用 2 种方法，在结合他们的预测。2）把基于内容的一些特征结合到协同滤波 3）把协同滤波的一些特征结合到基于内容的方法。4）构造一个综合模型，结合了基于内容和协同滤波的特征。

推荐系统的扩展能力

全面了解用户和物品-扩展更多的物品画像和物品画像 扩展基于模型的推荐系统技术

像在第2章讨论的那样，一些基于模型的方法提供了严格的打分预测方法，它们利用了统计学和机器学习的技术。然而，数学和计算机科学的其他领域，比如数学近似理论，也能有助于提升更好的打分预测方法，定义见公式（16）。基于近似方法的一个例子就是公式（16）里面定义的函数 u_{ij} 构成了下面将要定义的径向基函数。给出点集合 $X = \{x_1, \dots, x_m\}$ (where $x_i \in \mathbb{R}^N$)，未知函数 f （比如打分函数）在这些点的值，即 $f(x_1), \dots, f(x_m)$ ，一个径向基函数 $r_{f,X}$ 在整个 \mathbb{R}^N 中预测的值，给定对于所有的 $i=1, \dots, m$ ， $r_{f,X}(x_i) = f(x_i)$ ，有

多维度推荐系统

考虑格外的上下文信息，比如时间、地点和用户的公司，举个例子，当推荐度假套餐时，系统还应该考虑一年中的时间，用户计划和谁一起旅行，当时的旅行条件和限制，以及其他相关信息。

多规则打分

现在大部分的推荐系统都是处理单一规则打分，比如给电影和图书打分。然而，在一些应用，比如餐馆推荐，将多规则打分结合到推荐方法中是非常重要的，比如许多餐厅导航，像 **Zagat's Guide**，提供三个餐厅打分规则：事务、装修、服务。

无打扰

许多推荐系统都可以感觉到它在打扰你，他们需要从用户得到显示的反馈，经常是重要的用户参与。举个例子，在推荐新闻文章前，系统需要获取之前读过的文章的打分，而且一般需要很多。因为从用户抽取很多文章打分是不现实的，有些推荐系统用无打扰打分决定方法，其中某些代理被用来估计真实的打分。举个例子，用户阅读新闻文章的时间，可以作为该用户给出的文章评级的代理。文献 [18,53,66,74,94]中给出了一些获取无打扰用户反馈方法。然而，无打扰打分（比如读文章的时间）总是不准确的，不能完全代替用户的显示打分。因此，为了维持推荐系统某个级别的准确性，最小打扰的问题还需要被研究解决。