

一．推荐系统建模

推荐系统，如果用形式化的方式去描述实际上是拟合一个商家推荐系统的的函数，这个函数需要输入四个维度的变量。



第一个维度：浏览记录。浏览记录包含很重要的即时特征，反映了该用户在某一段时间想购买的想法。

第二个维度：收藏。潜在的消费者的特征记录，在某一时间或者达到某些条件时候，就可转换成消费者。

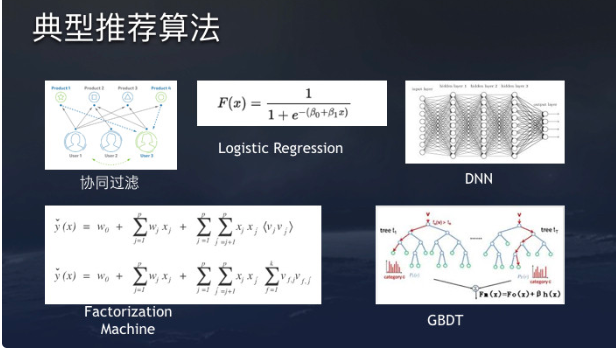
第三个维度：推荐。很重要的特征，一般是购买过，觉得好用的用户，很大几率会购买第二次，同时，在其朋友圈微博，都会产生辐射效应。

第四个维度：购买数量。直接特征，通过购买数量，反应消费者的需求，以及判断消费者的属性（职位，生活方式，习惯），可以方便以后针对性的进行推送。

1. 模型分析

推荐模型中，浏览记录，收藏，推荐，购买数量都是可以量化的目标，能用模型直接模拟做预估，看线上提升情况就知道做的好不好。

典型的推荐算法：



前面提到的公式y = F(Xi ,Xj ,Xk,Xm)，是一个很经典的监督学习问题。可实现的方法有很多，比如传统的协同过滤模型，监督学习算法Logistic Regression模型，基于深度学习的模型，Factorization Machine和GBDT等

一个优秀的工业级推荐系统需要非常灵活的算法实验平台，可以支持多种算法组合，包括模型结构调整。因为很难有一套通用的模型架构适用于所有的推荐场景。现在很流行将LR和DNN结合，前几年Facebook也将LR和GBDT算法做结合。

1. 数据处理

过滤噪声：过滤停留时间短的点击

惩罚函数：恶意刷单刷分的动作会被降权处理

时间衰减：随着用户动作的增加，老的特征权重会随时间衰减，新动作的贡献特征权重变大

惩罚展现：若一个商品并没有被点击，则相关特征会被惩罚

考虑全局背景：考虑给特定的人点击比例

1. 模型评估

事实上，很多因素都会影响推荐效果。比如侯选集合变化，召回模块的改进或增加，推荐特征的增加，模型架构的改进在，算法参数的优化等等，不一一举例。评估的意义就在于，很多优化最终可能是负向效果，并不是优化上线后效果就会改进。

全面的评估推荐系统，需要完备的评估体系、强大的实验平台以及易用的经验分析工具。所谓完备的体系就是并非单一指标衡量，不能只看点击率，购买率或者停留时长等，需要综合评估。