【其他应用算法】构建一个科学的排行榜体系

前面的专栏文章中，我从最常见的内容推荐开始讲起，直到讲到了最复杂的深度学习在推荐系统中的应用原理，这些推荐算法都有一个特点：智能。

所谓智能，就是带有学习性质，能够和复杂的用户端形成互动，在互动过程中，算法参数得到更新和进化。

但是，智能这个高大上的词语，一定要以数据为前提的，我在专栏的第二篇文章中就和你透露过，推荐系统中有一个顽疾就是冷启动，冷启动就是没有数据，没有数据怎么和用户玩呢?

一个新用户来了，什么数据都还没有，推荐系统对其一无所知。这时候，你就需要一个排行榜了。

为什么要排行榜

排行榜，又名热门榜，听上去似乎是一个很常见的东西，原来它也算是推荐算法的一员？是的，它不但是，并且非常重要，而且其中也有不少的学问。

那么说排行榜到底有哪些用处呢?

1. 排行榜可以作为解决新用户冷启动问题的推荐策略。这个不难理解，当一个新用户刚注册时，可以把最近产品中热门的物品推荐给他。
2. 排行榜可以作为老用户的兴趣发现方式。即使是老用户，也可以在享受个性化推荐的同时去浏览热门的物品，从中看看哪些感兴趣，哪些不感兴趣，这些行为都是补充或者更新用户兴趣的数据来源。
3. 排行榜本身就是一个降级的推荐系统。推荐系统本身是一个软件，因此也会有出现问题的时候，也会有推荐不出来的时候，这个时候考虑到服务的可用性，用排行榜作为一种兜底策略，可以避免推荐位开天窗。

今天，我就和你聊聊如何根据自己的产品特点构建一个合理的排行榜。

排行榜算法

最简单的排行榜，就是直接统计某种指标，按照大小去排序。在社交网站上，按照点赞数、转发数、评论数去排序，这是一种最常见、最朴素的排行榜。

类似的做法还有，在电商网站上按照销量去排序。

这样的做法也算是推荐算法？当然我确实很难说它不是，因为确实简单，容易上线运行，但我只能说这样做不靠谱，不靠谱的原因在于以下的几个问题。

1. 非常容易被攻击，也就是被刷榜；
2. 马太效应一直存在，除非强制替换，否则一些破了纪录的物品会一直占据在榜单中；
3. 不能反映出排行榜随着时间的变化，这一点和马太效应有关。

既然朴素的排行榜有这些弊端，那么就针对他们来一一设计应对措施。

1.考虑时间因素

接下来，我要把用户给物品贡献的行为看做是用户在投票，这个很容易理解，好像热门的东西都是大多数人投票民主选举出来的。

排行榜中的物品，你可以想象它们每一个都是炙手可热的，都有一定的温度，那么这个温度按照热力学定律来讲，随着时间推移就一定会耗散到周围，温度就会下降。

或者，把排行榜想象成一个梯子，每个物品都在奋力往上爬，他们的动力来自用户的手动投票，物品本身都要承受一定的重力，会从梯子上掉下来，用户投票可以抵挡部分重力，投票数不及时或者不够，排行榜上的物品就会掉下来。

把这个规律反映在排行榜分数计算公式中，就比简单统计数量，再强制按照天更新要科学得多。Hacker News计算帖子的热度就用到了这个思想，它们的做法用公式表达是下面这个样子。

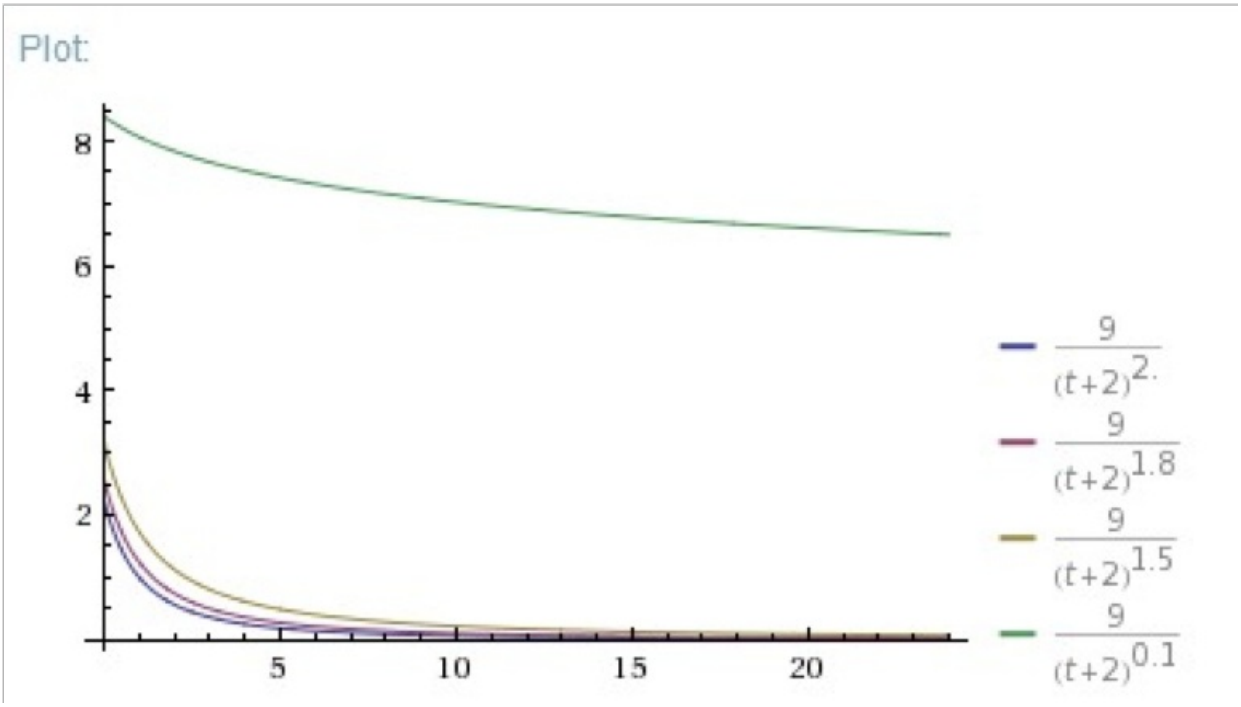
$$\frac{P-1}{(T+2)^G}$$

公式中三个字母分别代表如下意义：

1. P：得票数，去掉帖子作者自己投票。
2. T：帖子距离现在的小时数，加上帖子发布到被转帖至Hacker News的平均时长。
3. G：帖子热度的重力因子。

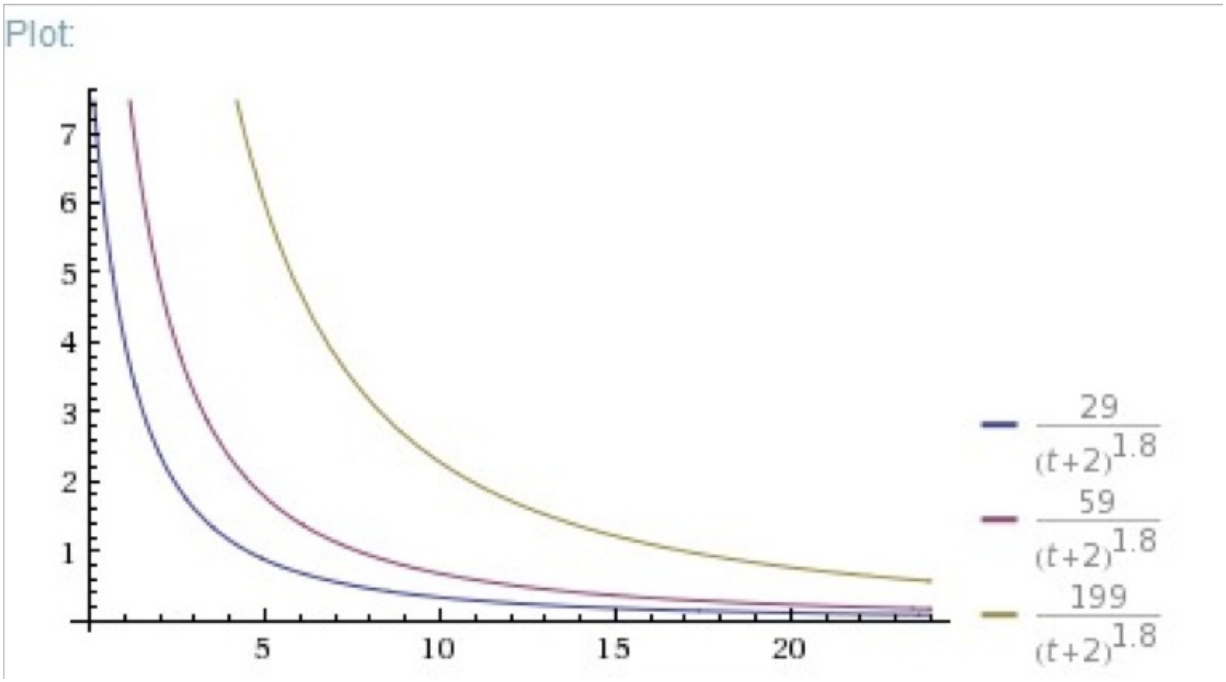
公式中，分子是简单的帖子数统计，一个小技巧是去掉了作者自己的投票。分母就是将前面说到的时间因素考虑在内，随着帖子的发表时间增加，分母会逐渐增大，帖子的热门程度分数会逐渐降低。

其中，重力因子的选择根据情况而定，重力因子越大，帖子的热度衰减越快，不同的重力因子对比如下图所示。



可以看到，重力因子越大，衰减越快。

再看一下，相同重力因子选择的情形下，不同的得票数的对比。



这这个示意图可以看到，这个公式仍然能够反映出相同时间的帖子之间的相对热度差别。

另一个考虑时间因素的排行榜算法是牛顿冷却定律。物品受关注度如同温度一样，不输入能量的话它会自然冷却，而且物体的冷却速度和其当前温度与环境温度之差成正比。将这一定律表述为公式就是下面的样子：

$$ T(t) = H + C e^{-\alpha t} $$

公式中字母的意义如下。

- H：为环境温度，可以认为是平均票数，比如电商中的平均销量，由于不影响排序，可以不使用。

- C：为净剩票数，即时刻t物品已经得到的票数，也就是那个最朴素的统计量，比如商品的销量。
- t：为物品存在时间，一般以小时为单位。
- α ： 是冷却系数，反映物品自然冷却的快慢。

问题来了，这个反映物品自然冷却快慢的 α 该如何确定呢？有一个更直观的办法。假如一个物品在时间过去B个单位后，因为增加了A个投票数，而保持了热门程度不变，那这样的话 α 应该是多少呢？简单把这个描述列成方程就是下面的样子。

$$ C e^{-\alpha t} = (C+A)e^{-\alpha (t + B)} $$

可以解得。

$$\alpha = \frac{1}{B}ln(1 + \frac{A}{C})$$

用这个公式加上自己产品的要求来确定 $alpha$ 就容易得多，假如按照B = 24，也就是过一天来看，我来举几个例子。

直观解释	A/C	alpha
投票数翻倍	1	0.03
投票数增加两倍	2	0.05
投票数增加三倍	3	0.06
投票数增加三百倍	300	0.24

你可以在自己的产品中，设定一个假设，然后计算出相应的 α 来。

2.考虑三种投票

前面的热度计算方法，只考虑用户投票和用户弃权两种，虽然这种情况很常见，但是还有一些产品会存在运行用户投反对票的情形，比如问答网站中对答案的投票，既可以赞成，又可以反对。在这样的情形下，一般这样来考虑：

1. 同样多的总票数，支持赞成票多的，因为这符合平台的长期利益；
2. 同样多的赞成票数，支持最有价值的，同样这符合平台长期利益。

以国外某著名程序员问答网站为例，你就不要打听到底是哪个网站了，这个不重要，下面看一下他们对热门问题的热度计算公式：

$$ \frac{(log_{10}Qviews)\times{4} + \frac{Qanswers \times{Qscore}}{5} + \sum_{i}{Ascore_{i}}} {(\frac{Qage}{2}+\frac{Qupdated}{2}+1)^{1.5}} $$

这个公式有点复杂，其中的元素意义如下：

- Qviews: 问题的浏览次数。
- Qanswers:问题的回答数。
- Qscore：问题的得分（赞成数-反对数）。
- Ascore：答案的得分。
- Qage: 问题发布距离当前的时间。
- Qupdated: 问题最后一次修改距离当前的时间。

这个问题热门程度计算方式，也考虑了时间因素。分母反映了问题的陈旧程度，修改问题可以让问题不要衰老过快。分子有三部分构成：

- 左边是问题的浏览量，反映了问题的受关注程度；
- 中间是问题的回答量和问题本身的质量分数的乘积，高质量、回答多的问题占优势；
- 右边是答案的总质量分。

3.考虑好评的平均程度

前面两种排行榜分数计算法，都是以用户投票的绝对数量作为核心的，那么换个思路来看，从比例来看也是可以的。这也是一些点评网站常常采纳的模式，比如电影点评网站通常会有一个Top250，这也是一种排行榜，以好评比例作为核心来计算排行榜分数。下面来看看这种排行榜。

一个经典的好评率估算公式，叫做威尔逊区间，它这样估算物品的好评率：

$$ \frac{\hat{p} + \frac{1}{2n}z^2_{1-\frac{\alpha}{2}} \pm z_{1-\frac{\alpha}{2}}\sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n} + \frac{z^2_{1-\frac{\alpha}{2}}}{4n^2}} }{1 + \frac{1}{n}z^2\_{1-\frac{\alpha}{2}}} $$

实在是对不起你啊，又给你搞出了一个超级复杂的公式。实际上，你照着公式中所需的元素去统计就可以计算出排行榜了。我解释一下这个公式中所需的元素，你就可以照着去搬砖了，可以不必理解其中的原理。

- $\hat{p}$ 就是好评率，比如一百个点评的商品，99个给了好评，那么这个值就是0.99
- $z_{1-\frac{\alpha}{2}}$ 是一个置信水平为 $alpha$ Z统计量，这个查表就可以得到。

威尔逊区间考虑了评价的样本数，样本不足时，置信区间很宽，样本很足时，置信区间很窄。那么这个统计量有哪些应用呢，比如说下面的几个情况。

1. 多大比例的人们会采取某种行为?
2. 多大比例的人认为这是一个Spam?
3. 多大比例的人认为这是一个“值得推荐的”物品呢?

当你为每一个物品都计算一个威尔逊区间后，你可以采用前面讲到的Bandit算法，类似UCB的方式取出物品，构建成一个略带变化的排行榜。

最后，为你呈上某电影点评网站为电影排行榜计算分数的公式，它是另一种对好评率的应用，针对评分类型数据的排行榜。

$$\frac{v}{v+m} R + \frac{m}{v + m} C$$

这个排行榜计算公式，也有一个响当当的名字，叫做“贝叶斯平均”。其中的元素意义描述如下：

- R，物品的平均得分，这个很简单，有多少人评分，把他们评分加起来除以人数就是了；
- v，参与为这个物品评分的人数；
- m，全局平均每个物品的评分人数；

- C，全局平均每个物品的平均得分；

别看这个公式简单，它反映了这么几个思想在里面：

1. 如果物品没多少人为它投票，也就是评价人数不足，那么v就很小，m就很大，公式左边就很小，右边就很大，于是总分算出来很接近右边部分，也就是接近全局平均分C；
2. 如果物品投票人数很多，那么v很大，m很小，分数就接近它自己的平均分R。

这个公式的好处是：所有的物品，不论有多少人为它评分，都可以统一地计算出一个合理的平均分数，它已经被国内外电影评分网站采纳在自己的排行榜体系中，当然，它们肯定各自都有根据实际情况的修改。

总结

今天，我主要讲到了三种构建排行榜分数的算法，因为排行榜的意义重大，所以不可以太随便对待，甚至应该比常规的推荐算法更加细心雕琢。

一个最最朴素的排行榜就是统计一下销量、阅读量等，但要让排行榜反映出热度的自然冷却，也要反映出用户赞成和反对之不同，还要反映出用户评价的平均水平。

你不要被前面那个非常大的一坨公式所吓倒，实际上，它统计起来很方便。这些公式都是在实际生产中演化而来的，你根据这些原理结合自己实际遇到的问题，也可以设计出符合自己业务要求的排行榜公式。

最后，提一个小问题给你，对于最后一个排行榜公式，如何改进才能防止水军刷榜？你可以给我留言，我们一起讨论。感谢你的收听，我们下次再见。

精选留言

林彦

对于最后一个排行榜的水军刷榜问题我考虑到的因素有：

1. 单位时间的有效单个物品评论数不能偏离整个网站物品新发布之后同期的评论数太多；
2. 评分高峰期之后随时间的衰减幅度不会太快；
3. 参与评分的用户之前长期评分的数量(单位时间多次评分只算1次)越多，对权重的影响越大；
4. 像以前其他文章介绍的考虑评分和用户评分均值的差距；

5. 考虑评分地址的IP地址,其他设备标识是否重复，是否有有效身份标识，是否有有效付费(这部分用户如果比例太低会被作弊者利用)

2018-04-21 11:18

您的好友William

防止水军刷榜，就要观察水军的特征，其实不难发现，水军都是新注册帐号且只有一个评价或者两个评价，所以在贝叶斯平均的公式中把R换成用户加权平均，就是之前评分评得越多的用户说话越有分量，说话越少的用户意见越没有参考价值~
这个对于水军有效，但是对于脑残粉是无效的，那么对于脑残粉，老师在“看了又看”那篇博客中说物品中心化可以实现，但是这个是针对于计算关系矩阵的。

（以下我个人的想法，轻喷），其实正常没有脑残粉的评分，都是符合某些特定的分布，这个是可以人工专家engineer出来的，只要评分足够多，那么基本上都是会符合这些特定分布的。所以我们可以使用Wasserstein metric或者KL-divergence，从用户评分得出一个分布和我们专家得出来的分布进行比对，两个分布差距越大就说明这个评分越不正常。（就比如现实中评分3分左右的电影的分布很有可能就像高斯分布一样，那么有一个平均分为3分的电影，5分评分人超级多，1分的也超级多，明显就不正常，脑残粉刷5分，吃瓜群众1分给烂片这样，两个分布的“距离”就会很大。）。把这个“距离”也加到最终评分里面去作为权重就好了！

2018-10-09 16:15

刘大猫

干活满满的一章 衰减这个东西在确定种子集的时候也能用

2018-04-20 14:53

JOJOe

请问有无源码进行学习呢?

2018-04-20 09:58