

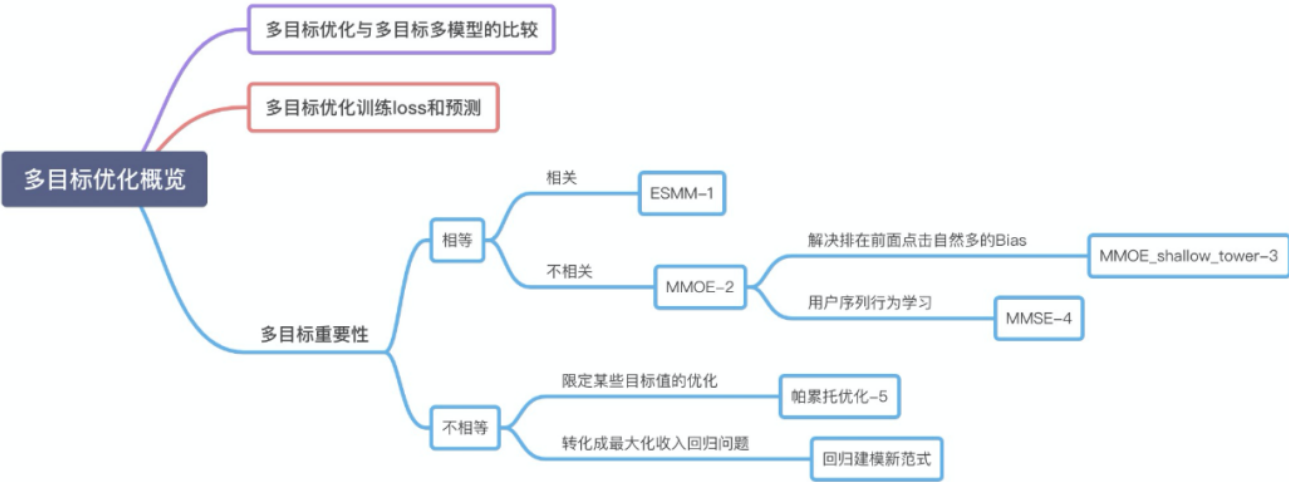
多目标优化概论及基础算法ESMM与MMOE对比

原创 樱园的玻尔兹曼机 樱园的玻尔兹曼机 1周前

一、总起

多目标优化现在成为了排序算法的主流方式。之所以有这个算法方向其实还是业务的需求驱动的，拿广告算法来说，主体逻辑是平台业务的目标是提升点击挣广告费，但广告主希望花出去的广告费能带来成交量。次逻辑是新广告主希望他买了广告就有成单的机会，不要冷启动买了广告也没有啥流量；对平台而言，（抛开反作弊刷单）希望提升平台吸引力，能让新广告主看到希望，也能让老买家持续爆单。

一张图概括全文：



樱园的玻尔兹曼机

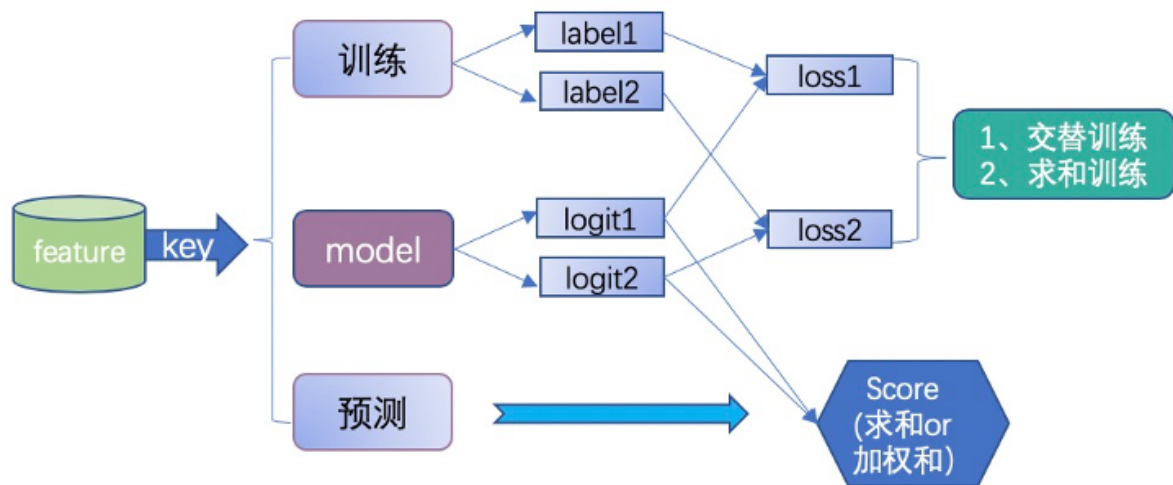
二、多目标优化的若干问题

好久没写文章玩了。写写对自己也是一次整理，这些问题很多是同事提出来的，就放出来跟大家一起看看。

问题一：多目标优化是否可以用多个模型，每个模型训练一个目标来做？

既然有多个目标，那是否可以每个目标训练一个模型，这样多个模型叠加一起精度更高？答案是否定的。抛开多个模型需要多套特征、多个模型运行时间长这个效率层面的不说，从效果上来说也是有缺陷的。拿广告排序来说，CTR的训练集范式key-label中 key为：userID+主商品itemcode+广告商品，label是点击，如果是CVR，则key-label中的key为userID+主itemcode+已点击的广告商品itemcode，label是转化，这里面有一个gap，就是说如果一个产品很好卖，但点击率比较低，他有可能进不了CVR的训练集；但如果你的模型是多目标一起优化的，训练集的key-label范式是userID+主商品itemcode+广告商品，label是点击 or 转化，就不会有这个问题了。这个点就是论文ESMM的motivation。

问题二：label是多个目标，比如说上文讲的点击和转化，那是怎么训练的？多个loss怎么融合的？在线预测又是怎样做的？



👤 樱园的玻尔兹曼机

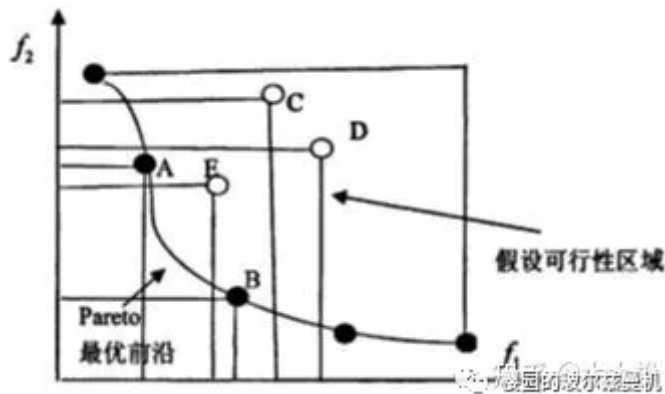
目前tensorflow训练多目标有两种方式，一种是交替训练，一种是把loss相加一起训练。

反思：

问题三：如果说两个目标彼此重要性不对等，且不是线性关系不对等，加权重参数没有表达力，应该如何优雅地解决？

方法一：帕累托优化，【5】是阿里2019年在Recsys发表的论文，当年获得了最佳论文提名奖。算法理解有一定难度和深度，从学术角度来看确实是有一定研究价值的，但我小试了下代码，发现收敛很难，loss跳跃比较厉害。

简单讲清楚这个算法，整个逻辑如下图：



图中黑点连线就是帕累托的KKT条件的边界线，举例：GMV不能低于200万，这个是黑点A对应的横坐标，OK，所有可行解都在该横坐标右边寻找。训练过程的最优化过程就是这样的，优化后先试算一下最终结果是否能满足KKT条件，满足才能算一次迭代。然后接着继续寻找。有点像带着脚镣跳舞。光滑、凸优化、甚至非凸优化都跟这个沾不上边。

方法二：这个是我19年做的一个工作。谈不上算法创新。主要是一个解决实际问题的AK47的法子。这个算法讲出来业务上是比较认可的。

详细的文章请移步这里：[基于deepFM的实时在线广告预测](#)

我简单讲一下主体逻辑。一次广告商品展示，成本就是流量的钱，可以按千次曝光的平均收益计算，如果这次曝光的收益低于平均收益，则他的回归数是负的；收益有两个部分，一个部分是点击收广告费，一个是成交了收平台服务费，用回归去学这个收益。

这样有几个好处：第一，曝光高成交高，但曝转率低的后面得到曝光的机会会少，因为他的收益低于平均千次曝光收益；第二，那些没曝光的新广告商品，他们的label是0，其实高于那些曝光量高低收益label为负的产品，因此他们得到曝光的机会会多。

不够优雅的地方是：并不是每个产品每个类目的平台服务费是一样的，也并不是每个类目的商品平均爆转收益是均衡的，这样计算label的时候是比较复杂的。

目前用的较多的算法ESMM和MMOE类的算法，都是基于目标的重要性是对等或线性相关来优化的，也一定程度上仿真建模解决了业务的需求。后面会细讲一下最基础的两个算法ESMM和MMOE，这里概括一下：

ESMM：定义 $p(\text{CTR})$ 为曝光到点击的概率，那么点击然后购买的概率为 $p(\text{CTCVR})$ ，他是定义在点击后的样本集上的，如果定义在曝光集上的曝转率，则为 $p(\text{CVR})$ ，从概率论角度看，很自然就知道 $p(\text{CVR})=p(\text{CTR}) * p(\text{CTCVR})$ 。文章就是这样算 $p(\text{CVR})$ 的。他的多目标就是CTR和CVR，两个目标是高相关的。

MMOE：从输入到输出从前往后：输入特征，然后经过特征组合器增强表达，接下来接入多个专家网络，然后接一个门控网络，去点选各专家网络，点选后输出logit去分目标计算Loss训练网络。这个算法的核心思想就是集成学习。整个思想范畴在随机森林里，不过表达方式用了深层net。这样每个专家网络可以专注一个方向去学习表达力，门控网络来计算每个专家网络跟目标匹配的权重。

这个研究方向目前还很活跃，19年和20年都有新的工作。19年工作是在MMOE基础上加一个跳跃连接层，用来消除bias（见【3】）。这里bias的定义是：如果一个视频排序在前，即使用户不感兴趣，也会去点开看一下；这样模型去学的数据就是有偏估计，这个问题的方法是拉平所有item，将他们放到同一个位置同一起跑线上看点击率，这个论文就是在MMOE基础上解决这个的。我觉得这个工作非常有实际业务价值。

另一个方向是今年的KDD2020的MMSE【4】。他的专家网络特征提取网络都用LSTM组成，可以学习用户的序列行为。效果非常不错。

参考文献：

- [1] Entire Space Multi-Task Model: An Effective Approach for Estimating Post-Click Conversion Rate
- [2] Modeling Task Relationships in Multi-task Learning with Multi-gate Mixture-of-Experts. MMOE
- [3] Recommending What Video to Watch Next: A Multitask Ranking System
- [4] Multitask Mixture of Sequential Experts for User Activity Streams. MMSE
- [5] A Pareto-Efficient Algorithm for Multiple Objective Optimization in E-Commerce Recommendation, at RecSys 2019

下载链接：<http://ofey.me/papers/Pareto.pdf>