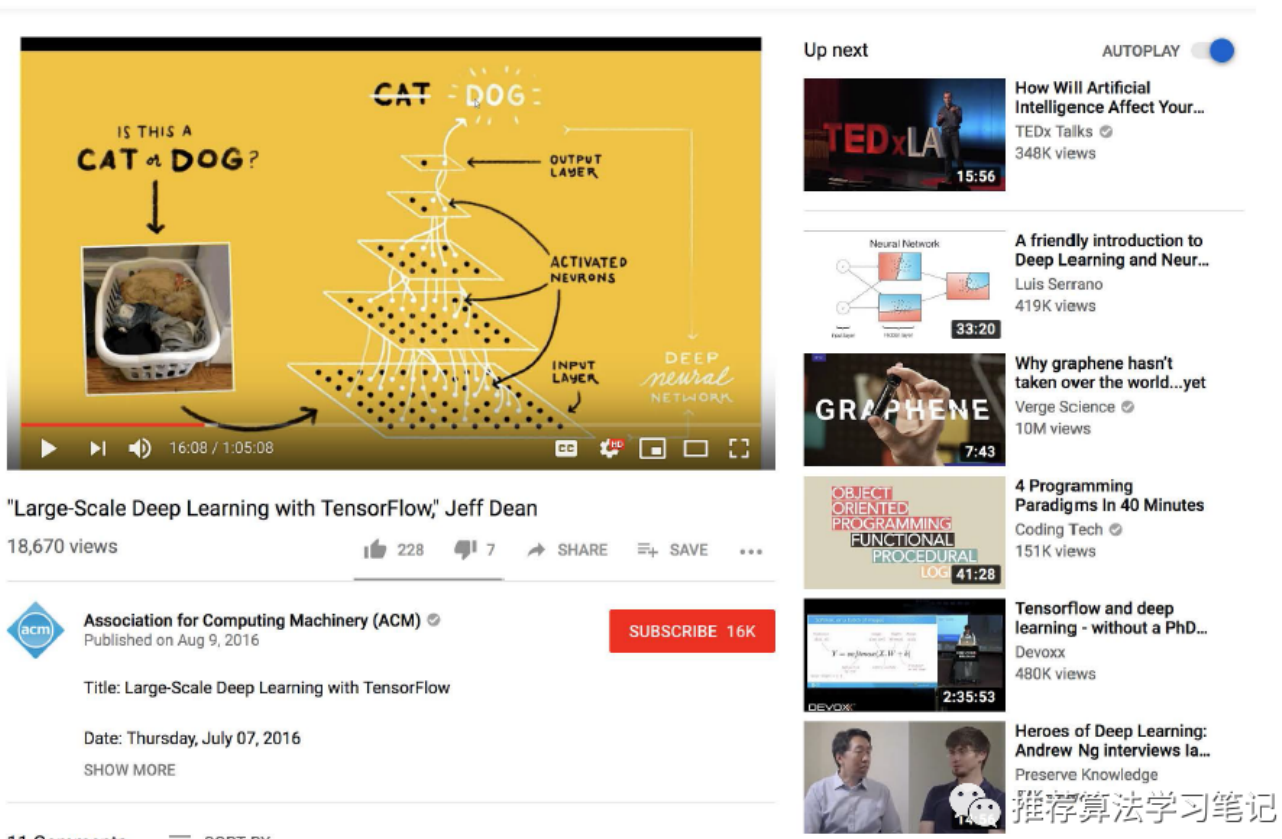


[深度模型] Youtube是怎么使用多任务模型做相关推荐的

原创 xxxhuang 推荐算法学习笔记 5月21日

本文主要介绍的paper是来自谷歌的《Recommending What Video to Watch Next: A Multitask Ranking System》。主要介绍Youtube是怎么做相关推荐的。

一. 背景



如上图所示，在Youtube或者其它视频网站，当我们在观看一个视频的时候，网站通常会给我们推荐与这个视频相关的视频

在设计和开发这样的推荐系统的时候，我们往往遇到以下两个挑战：

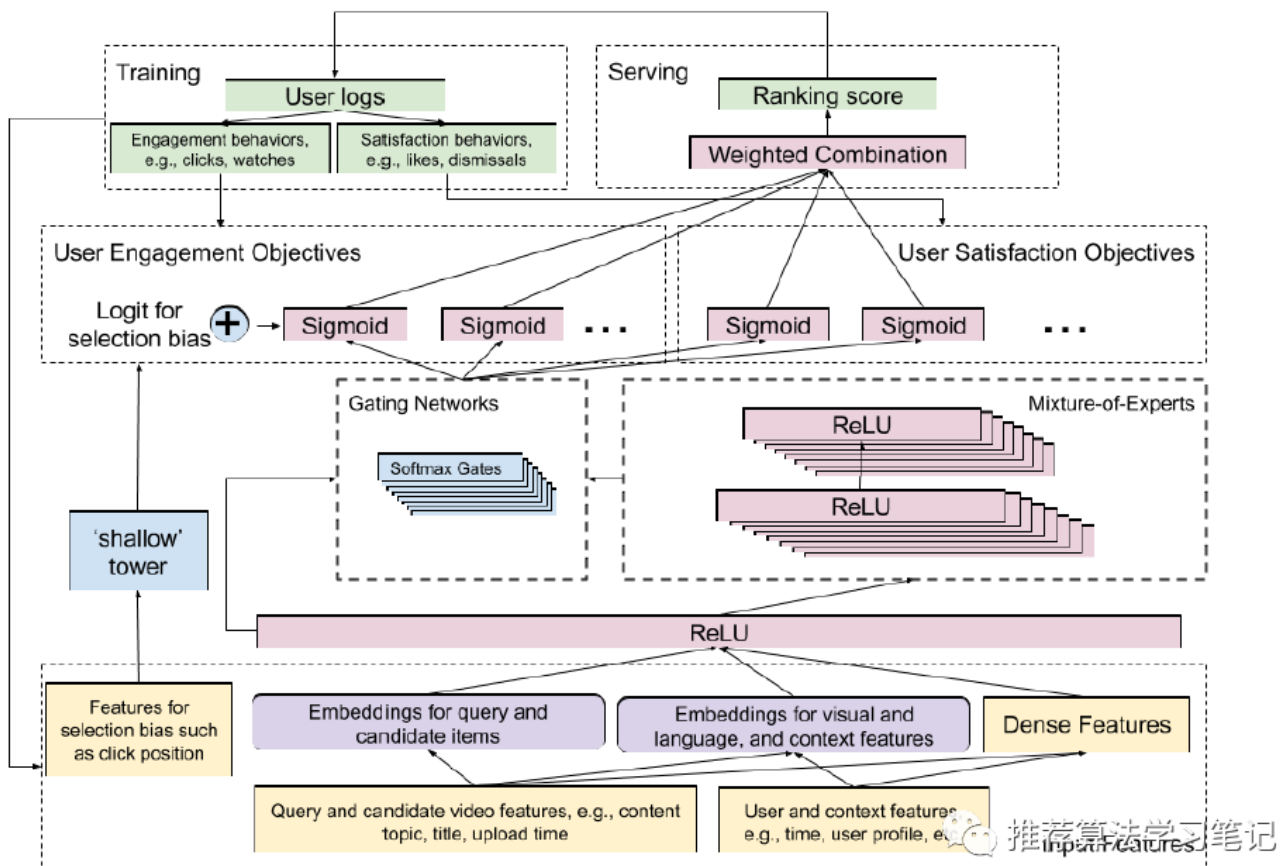
- (1) 我们想要优化和预估的目标是多个的，例如点击率，视频完成率，用户是否喜欢这个视频，是否会分享等等
- (2) 用户点击相关的视频，不一定是真正喜欢这个视频，而是很有可能是因为它排在相关推荐比较靠前的位置而已。如何消除这种偏差也是推荐系统需要考虑的问题

二. 需了解的基础

MMoE模型：paper为《Modeling Task Relationships in Multi-task Learning with Multi-gate Mixture-of-Experts》

如果对MMoE模型没有了解，可以先看本人之前发表的关于介绍MMoE的文章[深度模型]谷歌多任务学习模型MMoE

三. 模型架构



上图便是Youtube相关推荐的模型架构，包含以下几部分

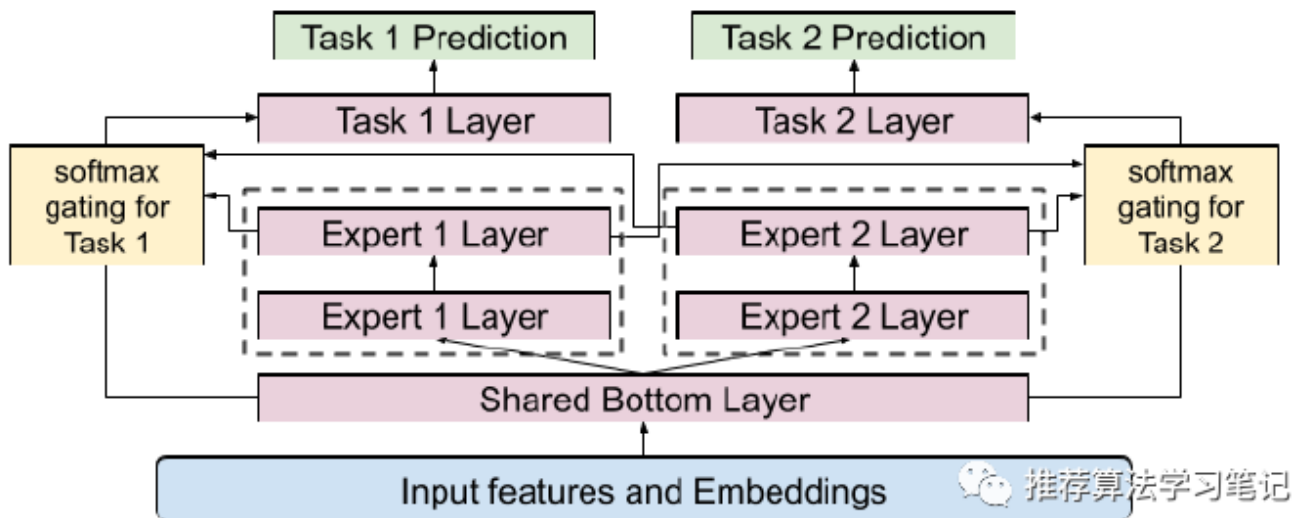
(1) 输入feature

最底下的就是我们的输入feature。它包含了3类feature：a) Query and candidate video features, 即当前正在观看的视频以及想要推荐的视频相关的feature；b) User and context features, 即观看用户特征以及上下文特征；c) features for selection bias, 例如相关视频的位置这一些跟偏差有关的特征

(2) 多任务深度模型MMoE

在架构图中间部分的右边就是我们的主模型。主要用来进行多任务学习。Query and candidate video features, User and context features经过embedding和一层ReLU层之后，然后进入到MMoE模型进行多任务学习并输出各个目标的logit值

MMoE的结构如下所示



这里多了一层Shared Bottom Layer是因为输入的特征维度特别大，这样可以有效地减少参数个数和提升训练效率

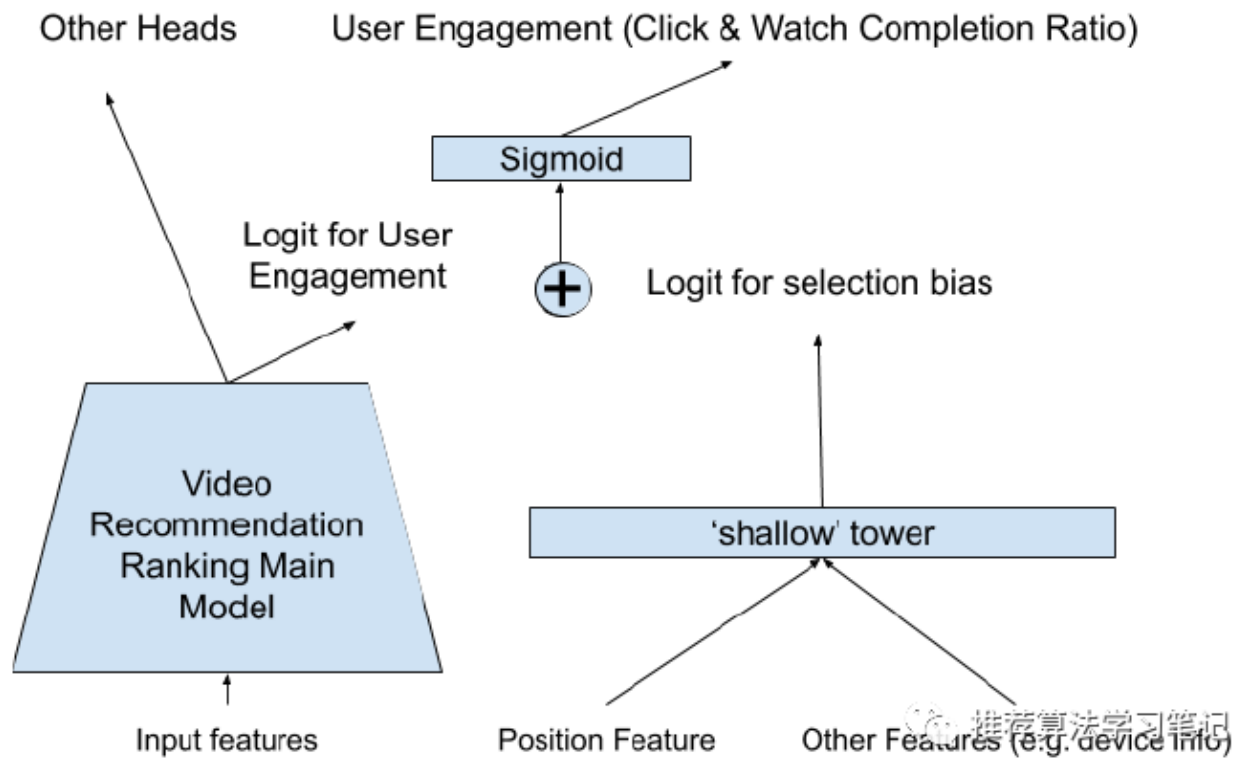
(3) shallow tower

在架构图中间部分的左边，引入了一个shallow tower（一般为逻辑回归或者FM等较简单的模型）来学习位置偏差。跟wide & deep有点类似，其中shallow tower是wide部分，MMoE是deep部分

(4) MMoE和shallow tower组合

在论文中，多任务被分成了两类：a) engagement objectives, 例如用户点击，观看完成度这些与位置偏差有关的目标；b)satisfaction objectives, 例如点赞，给视频评分这一些与位置偏差无关的目标

对于engagement objectives，我们需要和shallow tower算出的偏差值相加。而satisfaction objectives则不需要，如下图所示



然后再根据目标是二分类问题还是回归问题添加sigmoid函数，最后进行训练即可

(5) serving阶段

在serving阶段，我们通过模型可以计算得到各个目标的预估得分，然后将这些预估得分通过线性加权的方法将这些目标值相加起来，得到候选视频最终的得分。值得注意的是，这里线性加权的权重是人工设置的，不是模型训练出来的，需要人为进行调整来到达最终满意的效果

四. 总结

以上便是Youtube相关推荐的全部内容，如果有问题，欢迎随时和我联系~