

计连架构 成长之路

SACC 第十届中国系统架构师大会

SYSTEM ARCHITECT CONFERENCE CHINA 2018

2018年10月17-10月21日 北京海淀永泰福朋喜来登酒店







全民K歌 推荐系统

基于社交&UGC内容的个性化推荐

腾讯音乐集团高级算法工程师 黄昕











Contents 大纲



整体介绍

业务介绍 系统架构 算法架构



特征工程

社交特征 ID特征 内容特征



推荐排序

协同算法比较排序模型比较



平台建设

整体流程 特征处理















系统架构

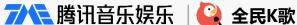








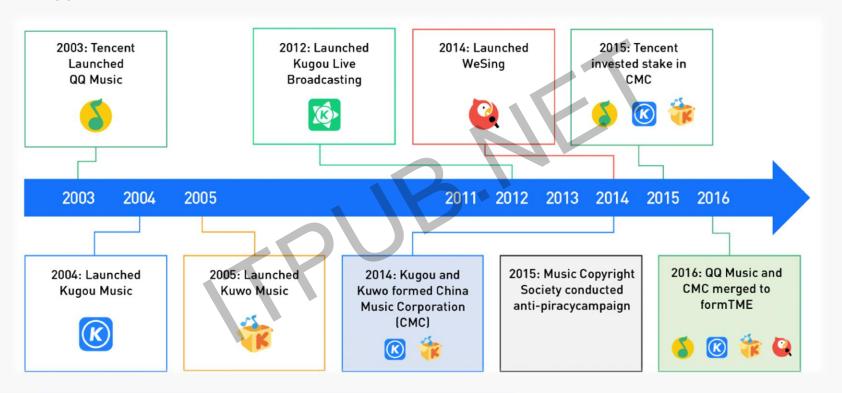








腾讯音乐集团发展历史



















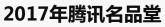
直播







社交



















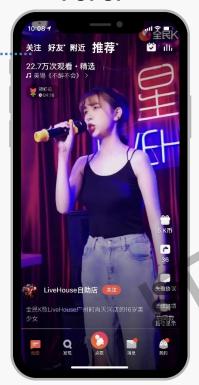




POPUP

基于兴趣

基于用户音乐偏 好+内容偏好做 个性化视频推荐





FEED

基于用户发布/转

包含推荐音频/视

发内容

频/好友















| | 特征构造

社交特征

ID特征

内容特征













FaceBook EdgeRank









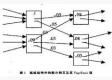




1.1、pagerank影响力:

使用用户间关注+听歌+送礼的有向边构造图,计算每个节点的影响力: 使用以上方法讲行影响力评估的好处:

- 1)排除了僵尸粉丝、不互动粉丝的影响。
- 2)考虑了粉丝的质量,例如一些用于刷量 的小号,不会传递出较高的影响力。





1.2、personal pagerank影响力:

从用户u对应的节点以开始游走,游走到任意节点按照概率α决定继续 游走,1-α的概率从以重新游走。经过多次游走后,得到其他用户对 用户u的个性化影响力。(注意:初始化时只有V,为1,其余点为0)

$$ppr(i) = (1 - \alpha)r_i + \alpha \sum_{j \in in(i)} \frac{ppr(j)}{|out(i)|} \qquad r_i = \begin{cases} 1 & i = u \\ 0 & i \neq u \end{cases}$$

- 1)全局影响力高,但和我社交/兴趣圈较远的用户影响力降低。
- 2)和我点对点存在边,但和我社交/兴趣圈其他人不存在变的影响 力降低。

















实时性

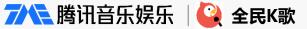












传统的画像计算



10代表男 01代表女 100000代表视频A 010000代表视频B

10 X 100000 点击

01 X 010000 点击

10 X 100000 点击

10 X 010000 不点击

01 X 100000 不点击

01 X 010000 点击



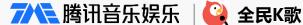




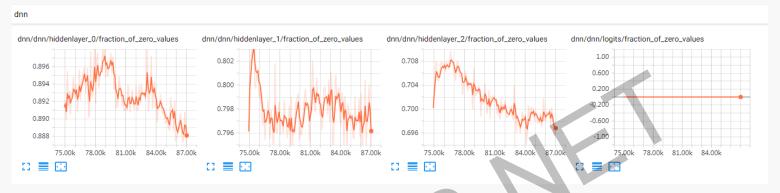






































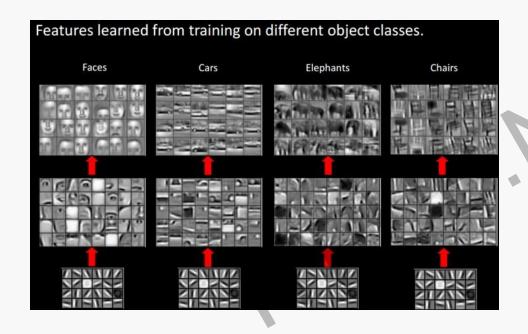












深度学习计算推动 隐特征的发展



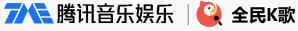






内容特征—音频理解







Spectrograms (None, 512, 128) 10s Slice 20ms per pixel Electronic

Conv2d+MaxPooling2+Dropout

Rock

Folk

Conv2d+MaxPooling2+Dropout

LSTM (None, 512)

Dense + Relu (None, 512)

Dense + Relu (None, 128)

Softmax(None, 4)

1) 卷积层构造局部特征

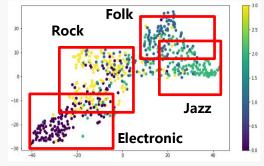
2) lstm构造序列特征

3)将隐藏层可视化(128维)

测试集多分类准确率73%

- 一般图片分类具有invariance(不变性);音 频图有时域和频域的物理意义。
- CNN通过filter size获取前后信息,但是受 限于size大小, long dependence方面不如 LSTM.

TSNE抽样可视化结果













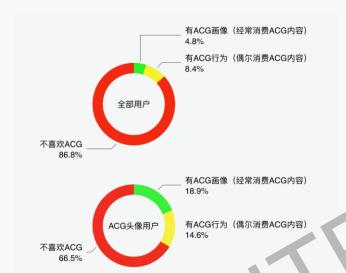




▽▽ 腾讯音乐娱乐 | 🎑 全民K歌



用户头像



视频关键帧

















13 推荐排序

协同算法比较

推荐算法比较

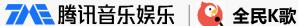
















$$w_{ij} = \frac{\frac{|N(i) \cap N(j)|}{|N(i)||N(j)|}}{\frac{1}{|\log(1+|N(u)|)}}$$

$$= \frac{1}{\frac{|N(i) \cap N(j)|}{|N(i)|^{\alpha}|N(j)|^{1-\alpha}}}$$

物品被点赞多的降权

SVD (2016)

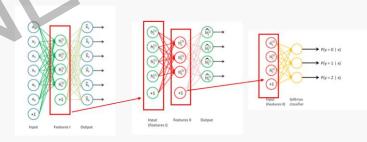
$$r_{ui} = \mu + b_i + b_u + q_i^T p_u$$

$$\mathbf{LFM}$$

$$r_{ui} = q_i^T p_u + x_u^T y_i$$

利用用户画像和物品标签进行优化

稀疏编码(2016-2017初)



 $c_{ui} = 1 + \alpha \log(1 + \varepsilon r_{ui})$















Input:

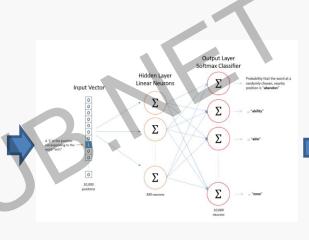
骑单车去海边找你

(窗口设2)

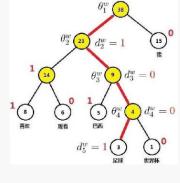


Ouput:

海边, 海边的卡夫卡 海边细浪, 遗忘的海边







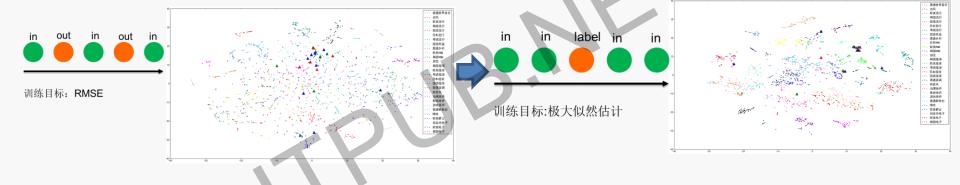








SVD VS WORD2VEC













树模型 ->深度模型

效果稳定,适合入门

减少人工,效果上限高







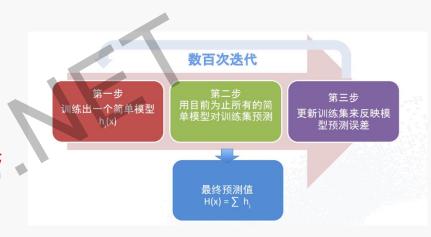






XGBoost (树模型)特点:

- 1)基础的原理:多个弱分类器逐步把分类效果提升;
- 2)需要人工构造大量特征;
- 3)效果稳定,训练和预测的效率都比较高,适合作为推荐系统第一个模型版本;

































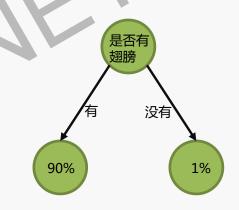






如何分类动物是否会飞?

有翅膀的动物会飞。



注:案例来自于tensorflow2017峰会



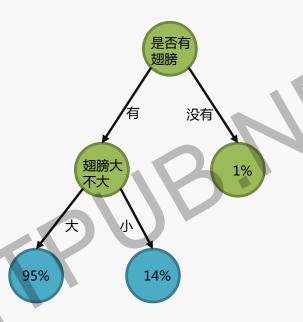














- 1)需要不断找到新的弱分类器减少 badcase;
- 2)需要有标签(是否有翅膀,大/小);









记忆+归纳

记忆(Wide): "老鹰会飞" "鹦鹉会飞"

归纳(Deep):"有翅膀形状的动物会飞"

记忆+归纳(Wide&Deep):"有翅膀形状的动物

会飞,但是企鹅不会飞"

1) deep层帮助我们从隐语义归纳特征,减少标签的依赖;

2)wide部分记忆部分case,减少对弱分类器的依赖。











| | 平台建设

特征处理













早期数据处理格式:

20180917,2118839820,2118913421,2118913421_1537129245_708,0.0,4935,101,1,6,2,23,0,764,1,764,0,3,4,7,2,4,7,4,7,2,4,7,0,0,0,0,0,1,1,764,0,5,3,10,2,3,10,3,10,2 20180917,2118839820,2118913421,2118913421 1537129245 708,1.0,4935,101,1,6,2,23,0,764,1,764,0,3,4,7,2,4,7,4,7,2,4,7,0,0,0,0,0,1,1,764,0,5,3,10,2,3,10,3,10,2 20180917,2118883921,2118794078,2118794078_1536999180_363,1.0,0,201,1,6,2,5,6,608,1,608,6,4,2,13,4,2,13,4,2,13,0,0,0,0,0,0,0,0,0,458,0,2,7,137,0,7,137,7,13 20180917,2118968827,2118794078,2118794078_1536996235_474,0.0,0,101,4,6,2,23,0,360,1,360,0,3,5,170,0,5,170,5,170,0,5,170,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,458,0,2,7,137,0,7,137 $20180917, 2118968827, 2118794078, 2118794078_1536996235_474, 1.0, 0, 201, 4, 6, 2, 23, 0, 360, 1, 360, 0, 3, 5, 170, 0, 5, 170, 0, 5, 170, 0, 5, 170, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 458, 0, 2, 7, 137, 0, 7, 137,$ $20180917, 2106268871, 2118715390, 2118715390_1537114666_182, 1.0, 2053, 101, 1, 6, 2, 16, 6, 608, 1, 608, 6, 3, 12, 53, 0, 11, 51, 12, 53, 0, 11, 51, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 9, 110, 608, 6, 3, 8, 48, 0, 12, 53,$ 20180917, 2106268871, 2118715390, 2118715390, 1537114666, 182, 0.0, 2053, 101, 1,6,2, 16,6,608, 1,608,6,3, 12,53,0,11,51,12,53,0,11,51,0,0,0,0,0,0,99,110,608,6,3,8,48,0,20180917, 2118086327, 2118704810, 2118704810, 1537016936, 806, 1.0,0, 201,1,3,2,17,6,608,1,608,6,3,9,35,2,9,35,0,0,0,0,0,9,35,2,9,35,60,61,608,6,3,2,6,6,2,6,620180917,2118466525,2118704810,2118704810_1537016936_806,0.0,0,101,1,6,2,12,6,608,1,608,6,3,5,23,3,5,23,5,23,3,5,23,0,0,0,0,0,19,19,608,6,3,2,6,6,2,6,6 20180917,2118466525,2118704810,2118704810 1537016936 806,1.0,0,201,1,6,2,12,6,608,1,608,6,3,5,23,5,23,5,23,5,23,5,23,0,0,0,0,0,0,19,19,608,6,3,2,6,6,2,6,6

- 1) 错位问题难以定位:
- 2)特征debug困难;
- 3)不定长的稀疏特征无法表达











