



凌运 (/users/150227) 2017-11-16 23:24:51 (最初创作于: 2016-11-14 17:20:45)

3004 阅读

知识体系: 机器学习 (/articles/?kid=201) 修改知识体系

文章标签: 算法 (/search?q=算法&type=INSIDE\_ARTICLE\_TAG) 2016双11 (/search?q=2016双11&type=INSIDE\_ARTICLE\_TAG) Porsche (/search?q=Porsche&type=INSIDE\_ARTICLE\_TAG) 修改标签  
 标签历史 (/articles/66100/tags/history)

附加属性: 作者原创



# Online Learning to Rank with Neural Network

## 问题背景

### 为何要Online?

LTR ( Learning To Rank) 在搜索、推荐场景都有着较为广泛的应用，只要有较为全面的日志回流，我们都能从odps中获取离线数据，进行模型的训练。举个简单的例子，我们可以抽取每天曝光而没有行为的宝贝作为负例，每天在搜索场景有点击、购买的宝贝作为正例，用抽取的排序特征分作为特征，训练带权的LR( logistic regression) 来形成一个point wise的tr任务。

梦想总是美好的，现实是残酷的。在淘宝主搜场景，凡是做过LTR都知道，离线的AUC好，并不等于在线的排序效果能够提升。一个主要原因是每天用于训练的宝贝（包括正例、负例）都是经过搜索曝光的，相对没有曝光的宝贝，只是冰山一角。我们根据其中的样本训练得到要作用于“冰山”的模型，有时甚至是适得其反。

曾经懵懂，也傻傻地用离线数据训练这样的模型练练手，发现特征分U2S(用户到店铺) 的权重非常大，显然，这样的权重放在线上并不合理，而造成这个现象的原因是，线上投放的U2S的权重过小，搜集到的样本这个分都偏小；对少有的U2S高分的商品用户确实发生了行为；而当新权重投放上线之后，情况可能发生反转，搜集到的样本这个分都偏大，对少有的U2S低分商品可能用户也发生行为，因此该分的权重又应变小。

正是因为新生效的排序权重会影响线上曝光的商品，而转而影响训练结果，如此循环的情况下，为了弥合训练和投放的gap，我们亟需Online LTR在淘宝主搜场景的应用。

此外，双十一那样的大促场景，用户的购买习惯也不是前期的模型所能包涵的，Online LTR 实时投放、搜集结果、完成训练的循环，也对业务指标带来提升。



## Online在淘宝主搜的历史

双十一一直是检验Online算法效果的试金石。在2014年，学长们就已经开始在双十一中引入特征实时的概念，加入实时的商品特征抓住当天的爆款商品，提升GMV。

在2015年，MAB( Multi-Armed Bandit) <http://www.atatech.org/articles/44963> (<http://www.atatech.org/articles/44963>) 的实时策略寻优在双十一搜索双链路实时计算 <http://www.atatech.org/articles/44909> (<http://www.atatech.org/articles/44909>) 中发挥出重要作用，通过提前拍好的离散权重组合，MAB能在双十一当天实时选择出最优策略进行投放。此外，借助Pora平台（Porsche平台的前身）实现的更丰富的实时特征分也已有所运用。



在2016年，对Online的要求也更高。首先，我们希望可以在策略层面实现连续权重的Online LTR。相比MAB离散权重组合需要人工事先拍好，在线连续权重每个特征分的权重听着就会觉得拥有更大可以调整的想象空间。其次，之前的权重组合，我们并没有对不同Query和不同用户进行细分，今年，我们希望可以对不同Query和不同用户有不同的排序权重发生作用，而不只是停留在特征分的个性化。

## 凭什么能做Online LTR

经过近几年对于实时计算平台的技术积累，工程团队已经开发出可运用于多个场合的基于流式的Porsche机器学习平台，<http://porsche2017.alibaba-inc.com> (<http://porsche2017.alibaba-inc.com>)，其对于日志解析、特征抽取和实时训练等功能的支持，大大方便了我们对于Online LTR的开发。同时，对于高并发的支持，也使得OnlineLtr在工程上可以实现。这其实是能做Online LTR最最关键的一环。

## Online LTR算法

### 基本算法

在理论研究上，LTR技术可以说是相当成熟了，总体来说，我们在point-wise的，训练带权的LR ( Logistic Regression ) 模型出发，一步步构建我们的Online LTR模型。

#### LR算法

基本的LR算法通过最小化如下loss function得到 $\mathbf{w}^*$ ：

$$L(\mathbf{w}) = \sum_i n_i \log(1 + \exp(-y_i \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i))$$

其中 $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^m$ 是每个排序中商品的特征分， $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^m$ 是所学的特征分的权重， $y_i \in \{-1, +1\}$ 是正负样本的label， $n_i \in \mathbb{R}$ 是不同样本根据来源例如点击、成交不同而带来的不同权重。

对于曝光无行为item，点击、成交，我们可以分别设计不同的权重，实现目标的调整。很多我们想要的效果，也可以通过调整目标来完成，非常有趣，后文我们会讲到。

另外，选择LR线性模型是配合排序引擎生效而采用，并且其解释性强，很方便定位badcase在哪里。

## Query和用户信息引入

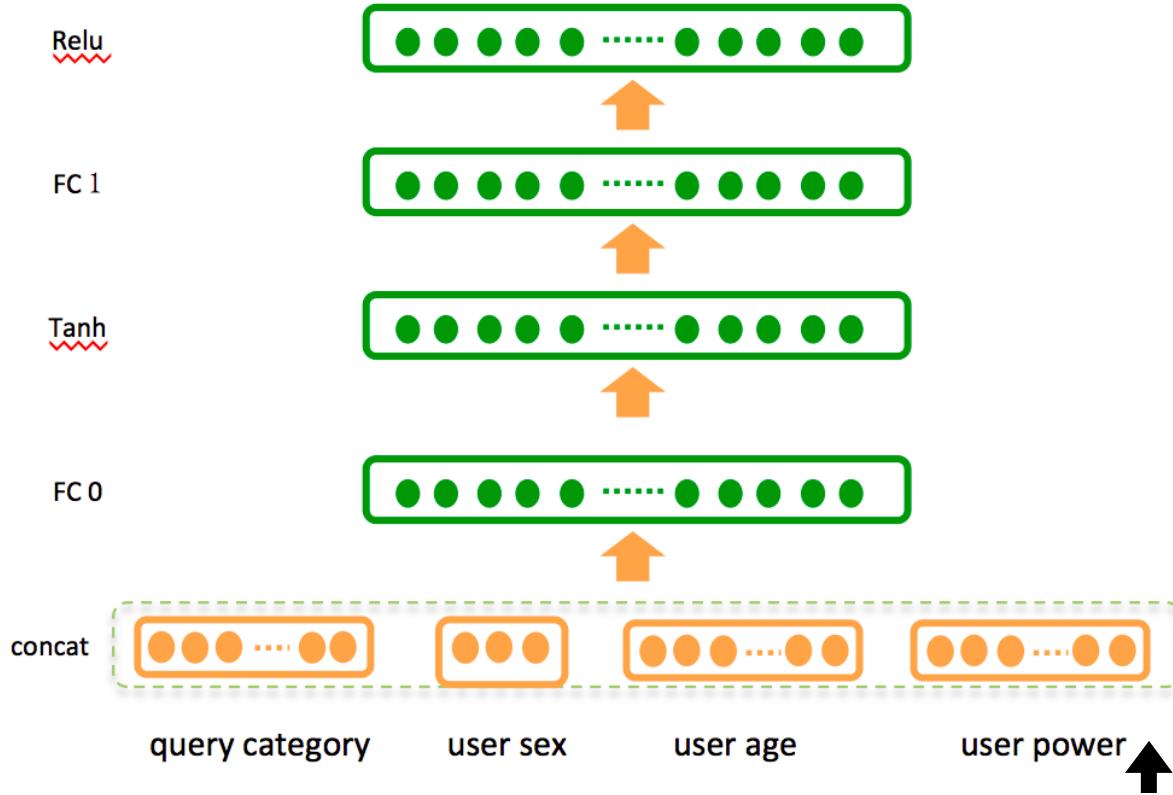
以上的算法，我们可以学习到对所有用户和Query的统一的一组权重。为了达到权重的个性化，最直接的一种方式是对不同Query和人群的组合，分别组织样本，学习得到不同的权重。这看似自然的事情，也许在离线我们能做，因为我们可以使用一周甚至一个月的样本；而对于在线，这会造成流量的分散，所得的流量在个性化细分后都不足以使得模型捕捉到实时变化甚至稳定。

因此我们将Query和用户的组合表达成一个不是one hot编码的向量 $s$ ，然后修改loss function为：

$$L(\mathbf{w}) = \sum_i n_i \log(1 + \exp(-y_i \mathbf{w}(\mathbf{s})^T \mathbf{x}_i))$$

其中 $s \in \mathbb{R}^k$ 是跟query、用户特性相关的向量； $\mathbf{w}(\mathbf{s})$ 是 $\mathbb{R}^k \rightarrow \mathbb{R}^m$ 的函数，以期使得不同的query和用户拥有不同的排序权重。

$\mathbf{w}(\mathbf{s})$ 在实际中我们设计为表达能力足够强的神经网络结构来实现。整体的网络结构如图：



(<http://ata2-img.cn-hangzhou.img-pub.aliyun->

[inc.com/eb68fbb2be53e94ae68e6cda3914d1f4.png\)](http://inc.com/eb68fbb2be53e94ae68e6cda3914d1f4.png)

可以看到，为了输出的权重w都为正，我们在神经网络的最顶层采用了relu层。

在Porsche中，我们实现了类似caffe的较为灵活的神经网络框架，用于训练，并在qp中实现了网络的前向计算，根据用户的实时个性化特征，计算应有的权重。

## 样本权重n与目标选择

和传统的推荐、搜索排序不同，淘宝的主搜目标一般都不是CTR或者NDCG，而是搜索引导的成交额，也会有成交笔单价不能下降甚至有所提升的约束。而在point-wise的LTR方法中<sup>^\wedge</sup>调整样本权重n，能让我们间接地实现这个目标。

可以看下效果：

- 当纯粹以CTR为目标时，不考虑成交样本，得到结果：

整体数据		综合排序		销量排序		更多指标											
日期	桶号	操作	成交金额	成交转化率	成交UV	成交笔数	客单价	笔单价	UV	IPV	IPV_UV	C宝贝成交金额	C宝贝成交笔数	C宝贝IPV	B宝贝成交金额	B宝贝成交笔数	CTR
	<b>平均值</b>	基准★	2100.90万	7.47%	24.20万	33.24万	86.80	63.19	324.22万	1970.09万	203.19万	1303.51万	21.22万	1423.07万	797.38万	12.02万	30.06%
	测试	详情对比	2192.18万 <b>4.34%</b>	7.98% <b>6.87%</b>	25.94万 <b>7.16%</b>	36.29万 <b>9.16%</b>	84.52 <b>-2.62%</b>	60.41 <b>-4.41%</b>	325.10万 <b>0.27%</b>	2141.55万 <b>8.70%</b>	207.25万 <b>2.00%</b>	1375.43万 <b>5.52%</b>	23.79万 <b>12.07%</b>	1625.77万 <b>14.24%</b>	816.74万 <b>2.43%</b>	12.50万 <b>4.02%</b>	32.63% <b>8.56%</b>
2016-09-14	基准★		2079.96万	7.38%	23.87万	32.63万	87.13	63.74	323.66万	1885.05万	200.64万	1307.35万	20.90万	1382.01万	772.62万	11.73万	29.93%
	测试	详情对比	2162.11万 <b>3.95%</b>	7.86% <b>6.51%</b>	25.48万 <b>6.75%</b>	35.45万 <b>8.63%</b>	84.85 <b>-2.63%</b>	61.00 <b>-4.31%</b>	324.40万 <b>0.23%</b>	2050.44万 <b>8.77%</b>	204.79万 <b>2.07%</b>	1387.99万 <b>6.17%</b>	23.36万 <b>11.78%</b>	1556.36万 <b>14.27%</b>	774.11万 <b>0.19%</b>	12.09万 <b>3.02%</b>	32.57% <b>8.80%</b>
2016-09-15	基准★		2121.83万	7.56%	24.54万	33.86万	86.47	62.67	324.78万	2055.13万	205.74万	1299.68万	21.55万	1484.13万	822.15万	12.31万	30.17%
	测试	详情对比	2222.25万 <b>4.73%</b>	8.10% <b>7.21%</b>	26.39万 <b>7.54%</b>	37.13万 <b>9.67%</b>	84.21 <b>-2.61%</b>	59.85 <b>-4.50%</b>	325.80万 <b>0.31%</b>	2232.65万 <b>8.64%</b>	209.71万 <b>1.93%</b>	1362.88万 <b>4.86%</b>	24.21万 <b>12.35%</b>	1695.19万 <b>4.53%</b>	859.37万 <b>4.98%</b>	12.92万 <b>4.98%</b>	32.69% <b>8.35%</b>

(<http://ata2-img.cn-hangzhou.img-pub.aliyun-inc.com/185babda1853170044e8711dd8812567.png>)

- 引入成交价格信息，以GMV为目标，得到结果：

整体数据		综合排序		销量排序		更多指标											
日期	桶号	操作	成交金额	成交转化率	成交UV	成交笔数	客单价	笔单价	UV	IPV	IPV_UV	C宝贝成交金额	C宝贝成交笔数	C宝贝IPV	B宝贝成交金额	B宝贝成交笔数	CTR
	<b>平均值</b>	基准★	2244.01万	7.52%	25.79万	35.67万	87.00	62.92	342.93万	2132.27万	217.44万	1427.82万	22.98万	1540.74万	816.19万	12.69万	29.57%
	测试	详情对比	2460.50万 <b>9.65%</b>	8.34% <b>10.86%</b>	28.69万 <b>11.25%</b>	40.51万 <b>13.57%</b>	85.75 <b>-1.44%</b>	60.74 <b>-3.46%</b>	344.15万 <b>0.36%</b>	2284.11万 <b>7.12%</b>	220.94万 <b>1.61%</b>	1522.60万 <b>6.64%</b>	25.74万 <b>12.01%</b>	1624.76万 <b>5.45%</b>	937.91万 <b>14.91%</b>	14.77万 <b>14.91%</b>	31.43% <b>16.39%</b> <b>6.26%</b>
2016-09-27	基准★		2319.81万	7.81%	26.97万	37.15万	86.03	62.44	345.15万	2154.62万	219.18万	1489.98万	23.99万	1559.74万	829.83万	13.16万	29.86%
	测试	详情对比	2537.62万 <b>9.39%</b>	8.66% <b>10.86%</b>	30.00万 <b>11.24%</b>	42.22万 <b>13.62%</b>	84.60 <b>-1.66%</b>	60.11 <b>-3.73%</b>	346.32万 <b>0.34%</b>	2306.08万 <b>7.03%</b>	222.68万 <b>1.60%</b>	1584.73万 <b>6.36%</b>	26.91万 <b>12.15%</b>	1645.16万 <b>5.48%</b>	952.90万 <b>14.83%</b>	15.31万 <b>14.83%</b>	31.69% <b>16.32%</b> <b>6.11%</b>
2016-09-28	基准★		2254.64万	7.54%	25.96万	35.92万	86.85	62.77	344.14万	2159.52万	218.71万	1423.28万	23.15万	1561.17万	831.36万	12.77万	29.58%
	测试	详情对比	2501.00万 <b>10.93%</b>	8.36% <b>10.84%</b>	28.89万 <b>11.29%</b>	40.71万 <b>13.35%</b>	86.57 <b>-0.33%</b>	61.43 <b>-2.14%</b>	345.56万 <b>0.41%</b>	2310.89万 <b>7.01%</b>	222.44万 <b>1.70%</b>	1539.22万 <b>8.15%</b>	25.85万 <b>11.68%</b>	1640.01万 <b>5.05%</b>	961.77万 <b>15.69%</b>	14.86万 <b>15.38%</b>	31.45% <b>6.30%</b>
2016-09-29	基准★		2157.59万	7.20%	24.45万	33.93万	88.23	63.59	339.50万	2082.68万	214.44万	1370.20万	21.79万	1501.32万	787.39万	12.14万	29.28%
	测试	详情对比	2342.89万 <b>8.59%</b>	7.99% <b>10.87%</b>	27.20万 <b>11.23%</b>	38.59万 <b>13.75%</b>	86.14 <b>-2.37%</b>	60.71 <b>-4.54%</b>	340.57万 <b>0.32%</b>	2235.36万 <b>7.33%</b>	217.72万 <b>1.53%</b>	1443.84万 <b>5.37%</b>	24.45万 <b>12.22%</b>	1589.11万 <b>5.85%</b>	899.05万 <b>14.18%</b>	14.14万 <b>14.18%</b>	31.14% <b>16.49%</b> <b>6.38%</b>

(<http://ata2-img.cn-hangzhou.img-pub.aliyun-inc.com/a19e347d30a7232f76a5c13365401be0.png>)

- 在双十一前期，在GMV目标基础上，对低价成交进行非线性变换，降低权重，完成客单价的提升，得到结果：

整体数据		综合排序		销量排序		更多指标											
日期	桶号	操作	成交金额	成交转化率	成交UV	成交笔数	客单价	笔单价	UV	IPV	IPV_UV	C宝贝成交金额	C宝贝成交笔数	C宝贝IPV	B宝贝成交金额	B宝贝成交笔数	CTR
	<b>平均值</b>	基准★	2582.70万	7.14%	28.65万	39.33万	90.16	65.67	401.03万	3162.35万	290.38万	1784.20万	26.69万	2148.96万	798.50万	12.63万	1013.39万
	测试	详情对比	3029.97万 <b>17.32%</b>	8.11% <b>13.58%</b>	32.87万 <b>14.73%</b>	45.98万 <b>16.91%</b>	92.19 <b>2.25%</b>	65.90 <b>0.35%</b>	405.11万 <b>1.02%</b>	3483.64万 <b>10.16%</b>	299.82万 <b>3.25%</b>	2117.75万 <b>18.70%</b>	31.40万 <b>17.62%</b>	912.22万 <b>15.09%</b>	14.58万 <b>14.24%</b>	1010.37万 <b>15.42%</b>	-0.30%
2016-11-08	基准★		2592.45万	7.24%	28.59万	39.09万	90.69	66.33	394.97万	3050.03万	283.97万	1778.35万	26.40万	2080.79万	814.10万	12.68万	969.24万
	测试	详情对比	3021.67万 <b>16.56%</b>	8.28% <b>14.36%</b>	33.05万 <b>15.63%</b>	46.07万 <b>17.87%</b>	91.42 <b>0.80%</b>	65.59 <b>-1.11%</b>	399.34万 <b>1.11%</b>	3379.19万 <b>10.79%</b>	293.92万 <b>3.50%</b>	2097.77万 <b>17.96%</b>	31.24万 <b>18.33%</b>	923.90万 <b>15.55%</b>	14.83万 <b>13.49%</b>	1045.95万 <b>16.9</b>	974.79万 <b>0.57%</b>
2016-11-09	基准★		2572.94万	7.05%	28.71万	39.57万	89.63	65.02	407.10万	3274.68万	296.79万	1790.04万	26.99万	2217.13万	782.90万	12.58万	1057.55万
	测试	详情对比	3038.26万 <b>18.09%</b>	7.95% <b>12.80%</b>	32.68万 <b>13.84%</b>	45.89万 <b>15.96%</b>	92.97 <b>1.83%</b>	66.21 <b>0.93%</b>	410.88万 <b>0.93%</b>	3588.09万 <b>9.57%</b>	305.71万 <b>3.00%</b>	2137.73万 <b>19.42%</b>	31.55万 <b>16.93%</b>	2542.14万 <b>14.66%</b>	900.53万 <b>15.02%</b>	14.33万 <b>13.90%</b>	1045.95万 <b>-1.10%</b>

(<http://ata2-img.cn-hangzhou.img-pub.aliyun-inc.com/aa5703d25c2b746ab552fc98d49a90b9.png>)

- B/C流量调控

此外，在前期的实验中，我们成功地通过在学习目标中对B商品加权，在不引入特别针对B商品的特征分的情况下，仅利用B、C商品都有的通用的特征分，依然能做到B/C商品的流量调控，同时不影响GMV。

- 双十一活动商品加权

在今年的双十一预热期及双十一当天，基于Online LTR都可以通过目标的调整完成其一定的任务。例如在双十一期间对活动商品的点击、加购加权等方式，只要一个系数就可以完成所需要的调控，大大减少传统通过频繁比较、切换不同权重排序链达到换排序策略的做法，对排序的生效方式在淘宝主搜是一次革命性的进步。

## 实验结果

由于部分离线版本样本训练结果的特征权重过大，线上无法真实投放，我们没有对比offline的litr的效果。这里对比Online LTR在引入Query和用户信息s前后以CTR为目标的实验结果：

加query和用户信息s前：

整体数据		综合排序		销量排序		更多指标											
日期	桶号	操作	成交金额	成交转化率	成交UV	成交笔数	客单价	笔单价	UV	IPV	IPV_UV	C宝贝成交金额	C宝贝成交笔数	C宝贝IPV	B宝贝成交金额	B宝贝成交笔数	CTR
<b>平均值</b>	基准★		2368.66万	8.44%	27.94万	38.94万	84.77	60.82	331.08万	2048.10万	209.18万	1473.32万	24.67万	1468.34万	895.34万	14.28万	30.17%
	测试	详情对比	2462.05万 3.94%	8.96% 6.18%	29.69万 6.24%	41.96万 7.76%	82.93 -2.16%	58.67 -3.54%	331.25万 0.05%	2163.77万 5.65%	211.60万 1.15%	1537.71万 4.37%	26.79万 8.60%	1591.24万 8.37%	924.34万 8.60%	15.17万 3.24%	32.05% 6.29% 6.25%
2016-09-01	基准★		2455.61万	8.73%	28.88万	40.38万	85.04	60.81	330.65万	2032.19万	208.70万	1501.05万	25.37万	1450.51万	954.56万	15.01万	30.05%
	测试	详情对比	2548.53万 3.78%	9.26% 6.07%	30.63万 6.07%	43.40万 7.48%	83.21 -2.15%	58.72 -3.44%	330.63万 -0.00%	2151.33万 5.86%	211.19万 1.19%	1571.20万 4.67%	27.52万 8.49%	1576.11万 8.66%	977.33万 2.38%	15.88万 5.77%	32.00% 6.49%
2016-09-02	基准★		2287.72万	8.31%	27.13万	37.68万	84.33	60.72	326.48万	1968.28万	204.84万	1428.02万	23.91万	1410.17万	859.70万	13.77万	30.09%
	测试	详情对比	2404.56万 5.11%	8.82% 6.10%	28.81万 6.20%	40.65万 7.90%	83.46 -1.03%	59.15 -2.59%	326.79万 0.10%	2077.79万 5.56%	207.19万 1.14%	1505.50万 5.43%	25.97万 8.62%	1527.43万 8.32%	899.06万 4.58%	14.68万 6.64%	31.94% 6.16%
2016-09-03	基准★		2362.64万	8.28%	27.83万	38.77万	84.90	60.93	336.12万	2143.85万	214.00万	1490.88万	24.72万	1544.34万	871.76万	14.05万	30.36%
	测试	详情对比	2433.06万 2.98%	8.81% 6.38%	29.62万 6.45%	41.84万 7.91%	82.14 -3.26%	58.15 -4.57%	336.34万 0.07%	2262.20万 5.52%	216.43万 1.13%	1536.43万 3.06%	26.88万 8.70%	1670.18万 8.15%	896.62万 2.85%	14.96万 6.51%	32.21% 6.11%

(<http://ata2-img.cn-hangzhou.img-pub.aliyun-inc.com/0ffe55551dca6e95ed98c5f47bb72b99.png>)

加s后：

整体数据		综合排序		销量排序		更多指标											
日期	桶号	操作	成交金额	成交转化率	成交UV	成交笔数	客单价	笔单价	UV	IPV	IPV_UV	C宝贝成交金额	C宝贝成交笔数	C宝贝IPV	B宝贝成交金额	B宝贝成交笔数	CTR
<b>平均值</b>	基准★		2100.90万	7.47%	24.20万	33.24万	86.80	63.19	324.22万	1970.09万	203.19万	1303.51万	21.22万	1423.07万	797.38万	12.02万	30.06%
	测试	详情对比	2192.18万 4.34%	7.98% 6.87%	25.94万 7.16%	36.29万 9.16%	84.52 -2.62%	60.41 -4.41%	325.10万 0.27%	2141.55万 8.70%	207.25万 2.00%	1375.43万 5.52%	23.79万 12.07%	1625.77万 14.24%	816.74万 2.43%	12.50万 4.02%	32.63% 8.56%
2016-09-14	基准★		2079.96万	7.38%	23.87万	32.63万	87.13	63.74	323.66万	1885.05万	200.64万	1307.35万	20.90万	1362.01万	772.62万	11.73万	29.93%
	测试	详情对比	2162.11万 3.95%	7.86% 6.51%	25.48万 6.75%	35.45万 8.63%	84.85 -2.63%	61.00 -4.31%	324.40万 0.23%	2050.44万 8.71%	204.79万 2.07%	1387.99万 6.17%	23.36万 11.78%	1556.36万 14.27%	774.11万 0.19%	12.09万 3.02%	32.57% 8.80%
2016-09-15	基准★		2121.83万	7.56%	24.54万	33.86万	86.47	62.67	324.78万	2055.13万	205.74万	1299.68万	21.55万	1484.13万	822.15万	12.31万	30.17%
	测试	详情对比	2222.25万 4.73%	8.10% 7.21%	26.39万 7.54%	37.13万 9.67%	84.21 -2.61%	59.85 -4.50%	325.80万 0.31%	2232.65万 8.64%	209.71万 1.93%	1362.88万 4.86%	24.21万 12.35%	1695.19万 14.22%	859.37万 4.53%	12.92万 4.98%	32.69% 8.35%

(<http://ata2-img.cn-hangzhou.img-pub.aliyun-inc.com/27008a7273106941aa3332095f5a6d74.png>)

可以看到CTR有2%以上的提升。



此外，双十一当天，算法效果如下：

。 。 。 。 。 TODO 待纯净报表出来

# 惊喜

通过算法调整后，由于其权重都是连续调整，富含更多的可能，有些调整甚至是在我们看来非常大胆和粗犷的。特别惊喜的点是它让我们发现之前权重设置方法严重低估了个性化分数的作用。比如U2S（用户到店铺）的分数，最后学得在线上投放的权重是之前人工拍的100倍。而也正是因为之前该分被低估，导致离线数据训练时会得到非常非常高的权重。

## Trick（坑）集锦



整体的算法看来其实并不复杂，而真正能够把业务指标做到提升的往往是很多细节和trick。所以本文也重点在此多介绍一些基于Porsche平台设计Online LTR所用到的小技巧，避免大家走很多弯路。

### 输入特征的归一化

在不加正则项的情况下，传统的离线的batch learning在学习lr时，没有将数据进行仔细归一化，问题并不大。但在神经网络和Online的设定下，归一化会特别重要。而比较好的一种方式是减均值除以标准差。

注意，不是直接除以分数的波动范围，不是除以分数的最大值。

通过统计每个分数每天的均值和标准差你会发现，大部分分数均值和标准差相接近，但是也有些分，均值很大，而标准差很小，而标准差更能体现每个分数对于排序的影响能力。这个在离线训练可能不太重要，但是在线中由于输入排序特征分的数量级不同，很有可能造成权重收敛速度不同。举个例子：

以最普通的LR和SGD为例子，loss function 如下：

$$L(w_0, w_1) = \sum_i n_i \log(1 + \exp(-y_i(w_0 A_i + w_1 B_i)))$$

假设A和B两个分本是两个尺度相同的分，所得权重也接近；我们令A'=100\*A，A'得到的权重应只有B的1/100；但根据SGD更新公式，每一轮A'的w的权重梯度会比B大，A'必然比B先接近于收敛。

除了收敛速度考虑外，归一化后的特征所学得的权重放在一起也容易比较其重要程度，方便我们为了优化引擎性能，对特征分进行取舍。

### 权重生效的rescale

在淘宝主搜场景下，我们并不能一次将所有的排序特征分用于权重学习，有部分特征↑的权重例如相关性、运营的一些规则是不适合调整的，因此我们学到的局部分数最终都将需要和其他分加和进行排序。我们可以去取每个分数的均值，分别和学习得到的权重进行线性求

和，最终约束它的大小不超过相关性等分数的gap来生效。

在最开始的实验中，我们仅选取了小部分分数进行学习，因此当参与学习的分数生效作用不够大时，线上排序结果依然会被其他分数带跑，没有很高的提升。而尽可能放大参与学习分數的作用在实验中起到重要的作用。

## 样本的混合

Porsche是基于流式数据的机器学习平台，能够满足秒级的online learning。在上面搭建特征抽取流程时，其输入为TT日志。由于TT本身的设计，成交日志因为量相比搜索pv和搜索ipv少2个数量级，TT日志对于成交会呈现约每分钟来一批。

而成交数据大多都是权重非常大的正样本，直接用于训练，无疑会对模型更新造成影响；同时，在这一分钟内的其他没有成交日志进入的情况，我们就更加倾向于优化点击为代表的CTR指标，背离了我们对成交额目标的追求。在实验中我们可以看到模型会呈现分钟级的剧烈抖动。

为了解决上述问题，我们会缓存部分成交的样本，并将其大权重拆小，与点击样本混在一起用于模型的迭代学习更新。例如我们对于一个pv中无行为的商品设定为负例，权重为1；点击为正例，权重为1；成交为正例，权重为成交价格的2倍，例如200；我们在混合样本时，将大权重的成交样本拆成小权重如8（200的权重可以拆成25条权重为8的样本），和来自其他pv的1个点击正例、9个pv负例样本混合。整体正负例在50%左右。

这样还有一个好处，就是当日志延迟或者其他原因导致点击、成交样本比例出现异常时，算法有很强的鲁棒性可以停止训练，直到上游数据正常。

为了防止成交加权太多，导致堵塞buffer，影响正常训练。我们对buffer的size做了限制，满了就会删除最早的记录；同时对与当前时间戳延迟大于3分钟的样本进行了丢弃。

## 参数的投放时间间隔

策略的投放并不是越实时越好的，踩了一系列坑之后有如下原因：

1. 我们投放策略是通过写igraph实现的，过于频繁的投放会造成igraph的压力。
2. 从排序网络参数投放到用户接收到后进行搜索、点击成交有一段间隔时间而不是立即的。
3. 由于成交晚于pv, ipv；在使用成交的日志时，我们是把它和pv, ipv混在一起训练，这个混合样本的过程中如果线上投放策略已经发生较大改变会影响算法学习。

因此策略的学习虽然可以做到秒级实时，但是在在线上生效时我们选择5分钟投放一次。

## TODO:

以上是本文主要的内容，包含有算法和一些足以大大影响效果的trick。其中的一些trick并不能说是圣杯，更多的是想抛出这个问题，引起大家对一些细节的重视。

那还有一些想做，赶在双十一之前尚没有做的工作：

1. 现在用户的特征向量更多的是其长期的标签、属性；对于短期的行为尚没有引入。
2. 文章的  $s$  特征向量基本是些标签信息居多，如何能够深入到 user id 和 query id 的层面，再来做这件事，不只是算法，对工程也是个考验。
3. 文章的方法还是 point-wise 的 learning to rank； pair-wise 或者 list-wise 不知是否能更加有效。
4. 最终是产生排序的权重，那它其实还是依赖于可以调节的排序特征分的，那在顶层有这样一层 online ltr 的情况下，底层的分数是否应该做出些变化，尽可能满足顶层线性的要求？



## 搜索排序新纪元：

(这部分是基于之前 online ltr 的畅想，还没有做的)

如果把直接调整排序权重看成我们的手段，那我们调整目标中的参数空间会远远小于我们直接施加手段所需要的少得多。这让我们可以在宏观层面做很多事情。

之前的章节也已经提到，online ltr 在 b/c 流量调控、活动商品加权、和客单价提升方面只需要单个参数调整就可以轻松实现这些任务。

那在宏观层面，我们只需要对我们需要关心的指标进行目标设定，借助基本的控制理论在线调整 online ltr 目标中的个别参数就可以实现宏观目标的控制，还能有如下的优点：

1. 调整手段是所有可用的排序特征分，而非粗暴的加权
2. 整个优化过程可以实现分 query，分行业，分人群出不同的排序权重
3. 整个优化过程也可以尽可能减少 gmv 的损失

## 以 B/C 流量调控为例：

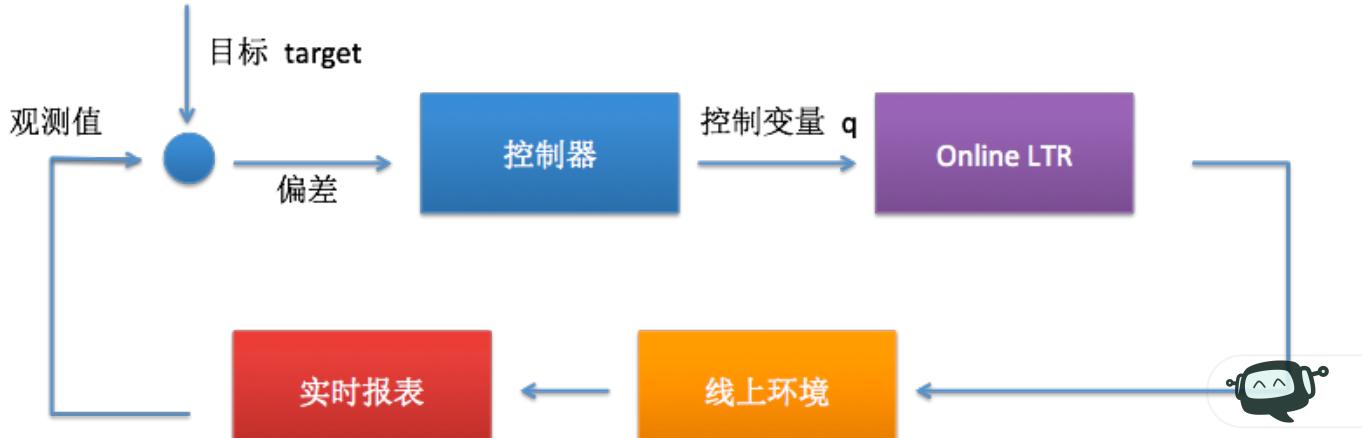
首先，确定目标例如为线上曝光或者点击的的 B/C 商品的流量比例 target；

其次，确定 online ltr 的调整参数例如为 B 商品的点击、成交加权系数  $q$ ；

最后，选择合适的控制算法，例如万金油 PID 算法；



则有如下控制闭环：



(<http://ata2-img.cn-hangzhou.img-pub.aliyun-inc.com/d0e6d9c1f13db1afaab677a275d39aa7.png>)

评论文章 (20) 80 (/articles/66100/voteup) 0 91 收藏 (/articles/66100/mark/)

他们赞过该文章

则成 (/users/5259) 三桐 (/users/5262) 庆恩 (/users/6573) 喜德 (/users/6818) 仁重 (/users/7553)  
 项梁 (/users/8109) 赤松 (/users/15896) 帛逸 (/users/19201) 微宏 (/users/19248) 程辰 (/users/19404)  
 廷豹 (/users/19671) 玄木 (/users/19742) 一尘 (/users/19779) 揭谛 (/users/21495) 仁基 (/users/24830)  
 西克 (/users/24843) 晓惑 (/users/25360) 穆轩 (/users/28626) 天民 (/users/34562) 澄空 (/users/58969)  
 蒋公 (/users/64215) 毅行 (/users/64567) 影生 (/users/66008) 席奈 (/users/66349) 修信 (/users/66561)  
 协明 (/users/67100) 撼林 (/users/67644) 云志 (/users/68739) 京五 (/users/69176) 自贤 (/users/69822)  
 亿想 (/users/72176) 记忆 (/users/74137) 庙算 (/users/80602) 楠兮 (/users/80927) 易山 (/users/81509)  
 神石 (/users/81741) 王仿 (/users/82667) 切斯 (/users/92973) 从易 (/users/93410) 多恩 (/users/94265)  
 陵游 (/users/94831) 玲汐 (/users/97396) 弦木 (/users/100458) 葬青 (/users/102276)  
 秦弓 (/users/104597) 流深 (/users/105117) 云度 (/users/105122) 米源 (/users/114800)  
 清骞 (/users/116600) 松扬 (/users/121407) 达卿 (/users/122450) 遇乐 (/users/124945)  
 深言 (/users/126273) 牛耳 (/users/127956) 南吕 (/users/128527) 伽佑 (/users/130099)  
 汝熙 (/users/132217) 肆子 (/users/133027) 邻风 (/users/133469) 晴朝 (/users/146922)  
 劲柰 (/users/151517) 益风 (/users/152681) 七雨 (/users/153502) 忆襄 (/users/153593)  
 袁野 (/users/160802) 旭廷 (/users/160966) 哲予 (/users/190136) 湛渊 (/users/197505)  
 郭庆 (/users/203976) 张嶷 (/users/207016) 神药 (/users/209964) 沛之 (/users/224095)  
 宇淮 (/users/226622) 素数 (/users/240804) 寻晴 (/users/240955) 德盛 (/users/274311)  
 龙桥 (/users/296845) 廷枫 (/users/324771) 凯远 (/users/326116) 茂叶 (/users/424798)



- 相似文章**
- 网销宝全网版算法挑战与尝试 (/articles/15793)
  - DINER—多样性和新颖性增强的排序学习算法 (/articles/38645)
  - 天猫搜索2015双十一实时在线学习系统 (/articles/45111)

- 1688个性化推荐——在线CTR预估 (/articles/22516)
- 搜索双链路实时计算体系@双11实战 (/articles/44909)
- 网销宝匹配算法白皮书 (/articles/79689)

下一篇：Pairwise Learning to Rank with O...

1F 元涵 (/users/8200)

2016-11-14 18:22



赞，绝对是神器，有了他，双11当天我们可以安心买东西了，onlineltr代替我们接管全局。

邻风、凌运 赞同

15 2 (/comments/108944/voteup) | 0

2F 仁基 (/users/24830)

2016-11-14 18:48:20

很不错，短短的一年，快速进入角色，并在技术上有所突破，赞一个，下面需要继续努力完成最初的目标，你懂得

凌运 赞同

15 1 (/comments/108952/voteup) | 0

3F 微宏 (/users/19248)

2016-11-14 19:06:51

通读文章，细节决定成败。

凌运 赞同

15 1 (/comments/108956/voteup) | 0

4F 澄空 (/users/58969)

2016-11-14 19:08:19

怒赞！porsche平台人用人爱！

凌运 赞同

15 1 (/comments/108958/voteup) | 0

5F 究行 (/users/64567)

2016-11-14 19:59:52

深入细致！

15 0 (/comments/108971/voteup) | 0

6F 龙楚 (/users/35298)

2016-11-14 20:43:47



很细致的工作，赞

15 0 (/comments/108977/voteup) | 0

7F 奥萨 (/users/76063)

2016-11-14 21:13:30

有效果，也有踩坑的分享，怒赞！

0 (/comments/108982/voteup) | 0

8F 谷仁 (/users/150208)

2016-11-15 09:49:22

文章写的好棒！效果也很赞！

0 (/comments/108999/voteup) | 0

9F 念江 (/users/206011)

2016-11-15 13:51:44



赞一个

0 (/comments/109055/voteup) | 0

10F 弦木 (/users/100458)

2016-11-15 15:35:36

很赞的工作，样本权重调整那块没太看懂：“正交为正例，权重为成交价格的2倍，例如200；我们在混合样本时，将大权重的成交样本拆成小权重如8，和来自其他pv的一个点击正例、9个pv负例样本混合”，实际用的时候是200还是8？8是根据正负样本比例定的么

0 (/comments/109087/voteup) | 2

凌运 (/users/150227)

2016-11-15 15:44:27

总共有200，每次用8，用25次的样子，因为是流式输入，所以一次输入200和分25次输入8在online情况下会有不同。8没有太多选择的对比实验，一般来说，比点击的1大效果就差不多。

0 (/comments/109087/subcomments/34963/voteup) |

弦木 (/users/100458)

2016-11-15 15:45:59

@凌运 (/users/150227) 了解，多谢~

0 (/comments/109087/subcomments/34965/voteup) |

写下你的评论...

11F 义钩 (/users/207092)

2016-11-15 16:10:04

remarkable

0 (/comments/109099/voteup) | 0

12F 长锐 (/users/82278)

2016-11-15 20:09:16

很细致很赞的工作。利用神经网络学习s的嵌入表达w(s)，再通过lr来学习模型优化目标。

但我还有几点疑惑请帮忙解答下：

1. 在众多加权种类的实现中，都是通过调节样本权重\$ n\_i \$来实现的吗？
  2. 在B/C流量调控中，PID控制的目标是target，输入是各类PID值，那么online ltr的学习训练目标是什么？
  3. 神经网络的更新周期是多久一次？
- 多谢了！

 0 (/comments/109164/voteup) |  1

凌运 (/users/150227)

2016-11-16 08:35:36



1. 是的，都是通过调整样本权重来完成。
2. 有了目标之后，你需要去调整你的排序，是通过调整\$ n\_i \$来完成的，比如对B商品加大权重。online ltr的学习目标不变，只是样本的权重发生了改变。
3. 基本每秒就会更新一次网络。

 0 (/comments/109164/subcomments/34980/voteup) | 

写下你的评论...

13F 武竹 (/users/81329)

2016-11-15 20:34:32

请问测试桶是什么算法了？Porsche的online learning是来一条日志就迭代一轮模型，这个没法通过join来判断吧？会不会存在用户的一条展示且点击日志，在获取展示日志中将其当做负样本，获取点击又当做正样本来训练了？

 0 (/comments/109168/voteup) |  3

凌运 (/users/150227)

2016-11-16 08:38:05

我们是通过来了ipv日志后，找其对应的pv日志，将pv中其他item设为负例。如果一个用户在pv中有a,b,c商品时，那确实在a商品点击来的时候，b,c会被当做负例的；当点击b来时，a,c就是负例。

 0 (/comments/109168/subcomments/34981/voteup) | 

武竹 (/users/81329)

2016-11-16 11:34:30

@凌运 (/users/150227) 那如果展示点击日志延时比较多的话，通过缓存机制查找是不是误差就比较大了啊？所有的场景相关点击都能找到对应的展示日志吗？

 0 (/comments/109168/subcomments/35006/voteup) | 

凌运 (/users/150227)

2016-11-16 11:39:29

@武竹 如果点击日志延时较多的话确实会造成训练数据的延迟，但是成交在没有点击日志的情况下会被丢弃，而缓存的也仅仅是成交的样本。我们实验中主要是针对主搜场景的展示、点击、成交，因此不确定其他场景是怎么样的。

 0 (/comments/109168/subcomments/35007/voteup) | 

写下你的评论...

14F 恒傅 (/users/13026) 2016-11-22 00:02:35

理解很到位，讲解很细致

0 (/comments/110119/voteup) | 0

15F 楠兮 (/users/80927) 2016-11-29 10:34:51

360度赞，大神

0 (/comments/111619/voteup) | 0



16F 天民 (/users/34562) 2016-12-08 16:52:34

帮助我理解的好文。

0 (/comments/113222/voteup) | 0

17F 朝圣 (/users/259116) 2016-12-24 22:19:25

赞好文~

0 (/comments/114956/voteup) | 0

18F 程辰 (/users/19404) 2016-12-27 21:00:44

没太看懂啊 神经网络训练的目标是啥 输出向量 是类似无监督的autoencoder过程吗

0 (/comments/115213/voteup) | 1

凌运 (/users/150227) 2016-12-28 08:56:11

输出是 $w(s)$ , 仔细看下文章哈~

0 (/comments/115213/subcomments/36758/voteup) |

写下你的评论...

19F 进一 (/users/173653) 2016-12-31 17:44:34

赞细致的工作~

0 (/comments/115622/voteup) | 0

20F 凛至 (/users/152705) 2017-01-02 16:39:36

感觉可以继续拓展Learning to Match的工作，现在直接是 $w(s)$ 和 $x$ 的内积，稍微复杂点的可以用bilinear的形式 $w(s) * W * x$ ，更复杂点的组合不同的matching score继续学习。



0 (/comments/115644/voteup) | 1

凌运 (/users/150227)

2017-01-04 15:18:47

主要还是受限于引擎性能和可解释性吧，就是能告诉说哪个分导致了这样的排序结果，确实可以做。

15 0 (/comments/115644/subcomments/36940/voteup) | 

写下你的评论...



写下你的评论...



评论

© 2018 阿里巴巴集团 版权所有 Copyright© 18 ATA. All rights reserved.   
([http://www.cnzz.com/stat/website.php?web\\_id=1254194462](http://www.cnzz.com/stat/website.php?web_id=1254194462))

ATA社区常见问题汇总 (/articles/67826)

