基于用户评测数据构造用户满意度的有监督学习建模

传统的点击数据如下:

$$\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^{n}$$

传统格式这种，可以用 pointwise，pairwise，listwise。选择哪一种主要适y_i的格式来定。

新的评测数据如下:

$$\{x_i^1, x_i^2, \ldots, x_i^m, y_i\}$$

其中 m 为参与评测的一个 query 下 doc 的个数，y_i是对本次排序的一个反馈。y_i的取值有五档，5,4,3,2,1.

基于上述评测数据有下面两种数据的使用方法。

1：若是只对 5 中的样本进行学习。

5 意味着本次的排序是非常合适的。然后可以按照位次生成新的 Label。按照如下的规则来生成 Label。

$$Label = \begin{cases} 5, position = 1 \\ 4, position = 2,3 \\ 3, position = 4,5 \\ 2, position \leq 10 \\ 1, position \leq 20 \\ 0, others \end{cases}$$

因为只有 5 完全满意才能保证排在前面的一定大概率优化后者，故可以做次假设。但是这样一来不能有效的利用那些排序结果不好的样本，其实这些样本作用更大。

2：对全部样本进行利用

不同位次的排序对于最终体验（5,4,3,2,1）的影响是不同的。第一条没排好和第 10 条没排好效果是不一样的。

所以关键一个步骤在于得到位次的权重。

这里提供一个按照曝光条数来的权重方案。统计每个位次的曝光条数。

假定第一个位置的曝光比例为 1。后面的位次的曝光比例按照曝光位次之比得到。

如此得到评测用的 m 条的曝光比例，记为 $\{w_1, \ldots, w_m\}$。作为归一化后得到的权重值仍然记为$\{w_1, \ldots, w_m\}, \sum w_i = 1$

记需要学习的 ranker 为 f。

我们可以得到整个排序最后的总分值为$\sum w_i f(x_i^1)$。

下面我们对$\sum w_i f(x_i^1)$进行分析。

3：$\mathbf{TS} = \sum \boldsymbol{w_i} \boldsymbol{f}(\boldsymbol{x_i^1})$分析

即一次排序的顺序为 $\pi = (\pi_i, \ldots, \pi_m)$,其得分分别为$F = (f_i, \ldots, f_m)$。

TS=$\sum \boldsymbol{w_i} f_i$。

3.1：问 TS 何时可以取得最大值。当时是$F = (f_i, \ldots, f_m)$满足$f_i \geq f_j, if\ i \leq j$

证明比较简单，这里先不展开了。

3.2：TS ≤ 1

由性质 1 和 2 可知，当我们的打分函数给定后，按照打分出来的最大值降次排序，能够得到最好的 TS 值。

这里我们将 TS 记为满意度度量指标。

4：利用 TS 求解 Ranker。

$$L(f,X,Y) = \min_{f}\|5TS - Y\|_F = \min_{f}\sum_{q=1}^{Q}\left\|\sum \boldsymbol{w_i} f(x_i,\theta) - Y_q\right\|_F$$

若$f(x_i,\theta) = \theta^T x_i$

$$\min_{f}\sum_{q=1}^{Q}\left\|\sum \theta^T \boldsymbol{w_i} x_i - Y_q\right\|_F = \min_{f}\sum_{q=1}^{Q}\left\|\theta^T \sum \boldsymbol{w_i} x_i - Y_q\right\|_F$$

记一个 query 下所有召回的 doc 的第 j 维特征为$(\sum \boldsymbol{w_i} x_i)_j$。

$$\sum \boldsymbol{w_i} x_i = \left[\left(\sum \boldsymbol{w_i} x_i\right)_1, \dots, \left(\sum \boldsymbol{w_i} x_i\right)_n\right]^{\boldsymbol{t}} = [\boldsymbol{t_1}, \dots, \boldsymbol{t_n}]^{\boldsymbol{t}}$$

则$\min_{f}\sum_{q=1}^{Q}\left\|\theta^T \sum \boldsymbol{w_i} x_i - Y_q\right\|_F = \|\theta^T T - Y\|_F$

其中$T \in \mathbb{R}^{n*m}$，n 为特征个数，m 为样本的个数。

对θ进行求导即可得θ的显示解。

$$(\theta^T T - Y)T^t = 0$$

可得 $\theta = inv(TT^t)^t TY^t \in \mathbb{R}^n$

若$f(x_i,\theta)$是网络结构，也可以进行求导，利用求导的链式法则。

若$f(x_i,\theta)$是 GBDT 结构，需要在进行推导，目前还没想到求解的思路，打算去看看 pairwise 的形式，看能不能有启发。