

自动化技术、计算机技术

# 基于 PairWise 排序学习算法研究综述

熊李艳 陈晓霞\* 钟茂生 黄晓辉

(华东交通大学信息工程学院,南昌 330013)

**摘要** Learning to Rank (L2R) 技术是对搜索结果进行排序,是近几年的研究热点。现关于 L2R 中的 PairWise 方法进行分析,PairWise 方法将排序问题转化为二元分类问题,其缺点是只考虑两篇文档的相对顺序,而不考虑文档出现在搜索结果列表中的位置。另外,不同的查询拥有的文档对数目不同,结果会向拥有文档对较多的查询偏移。对常用的 PairWise 算法的损失函数及其求解方法、基本思想、算法框架、效用评价以及算法应用进行概括分析。

**关键词** PairWise 损失函数 优化方法

中图分类号 TP301.6; 文献标志码 A

## 1 L2R 概述

随着互联网信息不断增长,搜索引擎成为关键技术,出现各种不同的搜索结果排序学习算法。传统的两个搜索排序学习算法是 PageRank<sup>[1-4]</sup> 和 HITS<sup>[5]</sup>,PageRank 使用用户随机点击链接到达某个网页的概率来排序网页<sup>[6]</sup>。HITS 利用网页的入链和出链产生权威值(authority)和中心(hub)这两个分数<sup>[7]</sup>。为更好地解决排序问题出现了 L2R<sup>[8-10]</sup>。L2R 是一种监督性排序学习方法<sup>[11]</sup>。排序函数学习算法研究的目的是结合机器学习算法,根据反馈信息自动优化排序模型的参数,最小化排序损失<sup>[12]</sup>。

L2R 算法主要包括三种类别: PointWise、PairWise<sup>[13-15]</sup> 和 ListWise<sup>[16-20]</sup>。

PointWise 方法的主要思想是将信息检索中的排序问题转化为多分类问题或者回归问题<sup>[21]</sup>。这类方法主要有 Subset Rank<sup>[22]</sup>、McRank<sup>[23]</sup>、OC SVM<sup>[24]</sup>、RankProp<sup>[25]</sup>、Prank<sup>[26]</sup>、OAP-BPM<sup>[27]</sup>等。

PairWise 方法是一类重要的排序学习方法,它

以偏序文档对作为训练样例,通过判断不同文档与查询的相关性大小关系来为文档排序<sup>[28]</sup>。主要有 RankNet<sup>[29]</sup>、LambdaRank<sup>[30]</sup>、LambdaMART<sup>[31]</sup>、RankingSVM<sup>[32]</sup>、IR SVM<sup>[33]</sup>、RankBoost<sup>[34]</sup>等。

ListWise 方法将每个查询对应的所有搜索结果列表作为一个训练样例,根据这些训练样例训练得到最优评分函数  $F$ ,使用评分函数计算得分形成最终的排序结果。ListWise 常用方法有 Ada-Rank<sup>[35]</sup>和 SoftRank<sup>[36]</sup>等。三类 L2R 算法的优缺点如表 1。

表 1 三类 L2R 排序学习算法的优缺点

Table 1 The advantages and disadvantages of L2R

L2R	优点	缺点
PointWise	每个文档为单独训练数据 算法简单	同一类文档无法排序 从单文档分类角度计算,忽略了文档之间的相对顺序
PairWise	只需对所有文档对进行分类,得到文档集的偏序关系	只考虑每对文档之间的偏序关系 假设所有文档对是相互独立的,与实际不符 不同的查询拥有的文档对数目不同,结果会向拥有文档对较多的查询偏移
ListWise	直接对文档结果进行优化,效果最好	很难找到合适的目标来代替原有的优化目标 很难找到合适的优化算法进行求解

## 2 PairWise 的损失函数及求解

### 2.1 损失函数

损失函数<sup>[37-42]</sup>是一种衡量损失和错误程度

2017年1月6日收到

国家自然科学基金

(61363072, 61462027)资助

第一作者简介:熊李艳(1968—),教授。研究方向:数据库系统、自然语言处理、决策支持系统、数据挖掘。

\*通信作者简介:陈晓霞(1987—),硕士研究生。研究方向:数据挖掘。E-mail: chenxiaoxia970508@163.com。

引用格式:熊李艳,陈晓霞,钟茂生,等. 基于 PairWise 排序学习算法研究综述[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(21): 184—190

Xiong Liyan, Chen Xiaoxia, Zhong Maosheng, et al. Survey on pairWise of the learning to rank [J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(21): 184—190

的函数。PairWise 使用到的损失函数有以下两种。

### 2.1.1 铰链损失函数

铰链损失(hinge loss)函数<sup>[43-45]</sup>形式如下:

$$\min_{\mathbf{w}} L(\mathbf{w}) = \sum_{i=1}^l \tau_{k(i)} \mu_{q(i)} [1 - z_i \langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i^{(1)} - \mathbf{x}_i^{(2)} \rangle]_+ + \lambda \|\mathbf{w}\|^2 \quad (1)$$

式(1)中,  $\tau$  是排序参数,用于调整排序对之间的偏置;  $\lambda$  是查询参数,用于调整查询间的偏置;  $k(i)$  表示实例对  $i$  的排序列表;  $\tau_{k(i)}$  表示  $k(i)$  的排序参数;  $q(i)$  表示实例对  $i$  的查询;  $\mu_{q(i)}$  表示  $q(i)$  的查询参数;  $\mathbf{w}$  表示当前实例的预测向量。

### 2.1.2 交叉熵损失函数

交叉熵损失(cross entropy loss)函数<sup>[46-49]</sup>是用来衡量神经网络的预测值和实际值的一种方法。其形式如下:

$$C = -\frac{1}{n} \sum_x [y \ln a + (1-y) \ln(1-a)] \quad (2)$$

式(2)中,  $x$  表示样本;  $n$  表示样本总数;  $y$  为期望输出;  $a$  为神经元实际输出,并且交叉熵具有非负性,当  $a$  和  $y$  接近时,损失函数接近于 0。

## 2.2 优化方法

### 2.2.1 梯度下降法

梯度下降法<sup>[50-52]</sup>是沿着负梯度方向不断迭代求解极小值或极大值的计算过程。梯度下降公式为

$$a_{k+1} = a_k + \rho_k s^{-(k)} \quad (3)$$

式(3)中,  $s^{-(k)}$  表示负梯度方向;  $\rho_k$  表示搜索步长。对于具体的函数  $f(a)$  在点  $a$  处可微且有定义,那么函数  $f(a)$  在  $a$  点沿着负梯度方向下降最快。若  $a_{k+1} = a_k - \gamma \nabla f(a)$   $k \geq 0$ 。取  $\gamma > 0$  并足够小时  $f(a_k) \geq f(a_{k+1})$ ,可以得到  $f(a_0) \geq f(a_1) \geq f(a_2) \geq \dots$ ,那么  $a_k$  可能收敛到期望的极值。

### 2.2.2 二次规划

二次规划(quadratic programming)<sup>[53-55]</sup>是一种非线性优化方法,具有求解简单的优点。形式如下:

$$\begin{cases} \min f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{Q} \mathbf{x} + \mathbf{c}^T \mathbf{x} \\ \text{s. t.} & \mathbf{x} \in D \end{cases} \quad (4)$$

式(4)中,  $D$  是  $R^n$  中的一个多面体;  $\mathbf{c} \in R^n$ ;  $\mathbf{Q}$  是一个  $n \times n$  的实对称矩阵。

## 3 PairWise 算法基本思想

PairWise 方法将查询的搜索结果列表转换成文档对,并进行人工相关性标注。如图 1 所示。

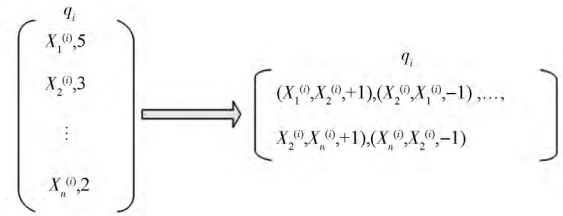


图 1 PairWise 方法

Fig. 1 Methods of PairWise

### 3.1 Ranking SVM 基本思想

Ranking SVM 算法是通过在训练集构造样本有序数据对的方式将排序问题转化为应用支持向量机方法解决的二分类问题<sup>[56]</sup>。其优化函数形式<sup>[57]</sup>如下:

$$\begin{aligned} \min_{\omega, \xi} & \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^m \xi_i \\ \text{s. t.} & y_i \langle \omega, \mathbf{x}_i^{(1)} - \mathbf{x}_i^{(2)} \rangle \geq 1 - \xi_i; \\ & \xi_i \geq 0 \quad i = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (5)$$

式(5)中,  $\omega$  为参数向量;  $\mathbf{x}$  为文档的特征;  $y$  为文档对之间的相对相关性;  $\xi$  为松弛变量。

### 3.2 IR SVM 基本思想

将 Ranking SVM 应用于文档检索时有两个因素必须考虑:第一,在结果列表中排名前几的文档排序正确与否对信息检索至关重要;第二,相关文档的数量随查询的变化而变化。IR SVM 方法就是通过修改 Ranking SVM 中的 Hinge Loss 来解决两个问题,即采用梯度下降和二次规划方法来进行损失函数优化。IR SVM 在 Ranking SVM 基础上继续优化其损失函数<sup>[58]</sup>。

### 3.3 RankBoost 基本思想

RankBoost 算法用提升方法来组合若干弱排序模型来构造最后的排序模型<sup>[59]</sup>。学习过程中的损失函数定义为:

$$L(H) = \sum_{x_0, x_1} D(x_0, x_1) [H(x_1) \leq H(x_0)] \quad (6)$$

式(6)中,  $H$  是最终的排序函数,  $[[\pi]]$  表示当  $\pi$  预测正确时  $[[\pi]]$  值为 1,预测错误,则为 0。

### 3.4 RankNet 基本思想

RankNet 算法是基于样本对级别方法的一种典型的网页排序算法,是利用梯度下降的原理,基于神经网络来进行模型的构造和应用的<sup>[60]</sup>。其 RankNet 交叉熵损失函数的形式如下:

$$C = -\frac{1}{n} \sum_x [y \ln a + (1-y) \ln(1-a)] \quad (7)$$

式(7)中,  $x$  表示样本;  $n$  表示样本总数;  $y$  为期望输出;  $a$  为神经元实际输出, 并且交叉熵具有非负性, 当  $a$  和  $y$  接近时, 损失函数接近于 0。

### 3.5 LambdaRank 基本思想

图 2 中, 每条线条表示一篇文档, 蓝色表示与查询相关的文档, 灰色表示与查询不相关的文档。

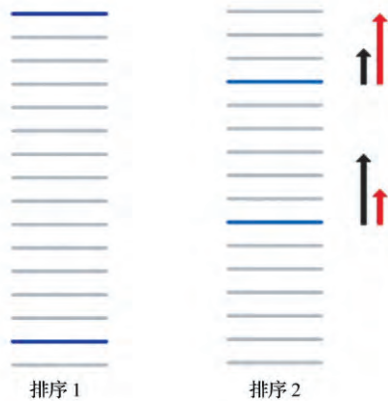


图 2 查询的相关文档

Fig. 2 Related documents of query

在 RankNet 中优化的目标是优化 pairwise errors 值。LambdaRank 是在这个基础上提出进一步调整迭代梯度<sup>[61-62]</sup>。

### 3.6 LambdaMART 基本思想

LambdaMART 算法是将 Lambda 和 MART<sup>[63]</sup> 相结合, Lambda 是在 LambdaRank 算法中提出的梯度, 在 LambdaMART 算法中用于求解 MART 过程中的梯度。将梯度由原来的负梯度变成了正梯度。

## 4 PairWise 算法

### 4.1 Ranking SVM 和 IR SVM

假设存在输入向量空间  $X \in R^n$ , 其中  $n$  表示特征数。存在一个排序的输出向量空间, 用  $Y = \{r_1, r_2, \dots, r_q\}$  表示, 其中  $q$  表示排序文档数。进一步假设存在一个整体排序列表  $r_q > r_{q-1} > \dots > r_1$ , 其中  $>$  表示偏好关系。一个排名函数集  $f \in F$  存在并且它们中的每一个都可以确定偏好关系:  $x_i > x_j \Leftrightarrow f(x_i) > f(x_j)$ 。IR SVM 根据不同排序位置重要程度不同及查询召回的数量不同进行了损失函数的修改, 整体算法框架与 Ranking SVM 相同。

### 4.2 RankBoost

#### RankBoost 算法

已知: 初始化样本对权重分布  $D_1: X \times X$ 。

初始化:  $D_1 = D$ 。

循环  $t = 1, \dots, T$ :

用分布  $D_t$  训练弱学习器

得到弱排序  $h_t: X \rightarrow R$

选择  $\alpha_t \in R$

$$\text{更新 } D_{t+1}(x_0, x_1) = \frac{D_t(x_0, x_1) \exp\{\alpha_t [h_t(x_0) - h_t(x_1)]\}}{Z_t}$$

其中  $Z_t$  是归一化因子。

$$\text{输出最终排序: } H(x) = \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x)$$

### 4.3 RankNet

选择一个可导的排序函数, 这里选择 sigmoid 函数。把所有结果分成文档对, 计算文档对的排名概率。在文档对中, 如果文档  $i$  在文档  $j$  的前面, 概率为

$$P_{ij} = \frac{1}{1 + e^{-\sigma(s_i - s_j)}} \quad (8)$$

式(8)中,  $s_i, s_j$  是文档  $i$  和文档  $j$  的特征。文档  $i$  在文档  $j$  的前面的真实概率为

$$\bar{P}_{ij} = \frac{1}{2}(1 + s_{ij}) \quad (9)$$

使用交叉函数作为损失函数,

$$C_{ij} = -\bar{P}_{ij} \lg P_{ij} - (1 - \bar{P}_{ij}) \lg(1 - P_{ij}) \quad (10)$$

把  $P_{ij}, \bar{P}_{ij}$  代入式(10)得

$$C_{ij} = \frac{1}{2}(1 - S_{ij}) \sigma(s_i - s_j) + \lg(1 + e^{-\sigma(s_i - s_j)}) \quad (11)$$

由于参数  $\sigma$  只决定 sigmoid 函数的形状, 对结果影响不大, 这里取  $\sigma = 1$ , 则交叉熵化简如下:

$$\begin{cases} S_{ij} = 1, C_{ij} = \lg(1 + e^{-(s_i - s_j)}) \\ S_{ij} = 0, C_{ij} = \frac{1}{2}(s_i - s_j) + \lg(1 + e^{-(s_i - s_j)}) \\ S_{ij} = -1, C_{ij} = (s_i - s_j) + \lg(1 + e^{-(s_i - s_j)}) \end{cases} \quad (12)$$

$C_{ij}$  随  $P_{ij}, \bar{P}_{ij}$  的变化情况如图 3。

采用神经网络来训练出排序函数,

$$o_i = g^3 \left[ \sum_j w_{ij}^{32} g^2 \left( \sum_l w_{jl}^{21} x_l + b_j^2 \right) + b_i^3 \right] \equiv g_i^3 \quad (13)$$

式(13)中,  $w$  表示权重;  $b$  表示阈值;  $x_l$  表示文档的特征向量。上标表示节点的层数, 下标表示每一个节点的响应层。对这个公式求导, 然后使用梯度下降法训练出损失函数中的参数, 得到排序模型。

### 4.4 LambdaRank

LambdaRank 算法是在 RankNet 算法的基础上分解损失函数的导数, 并对参数值 Lambda 引入 ND-

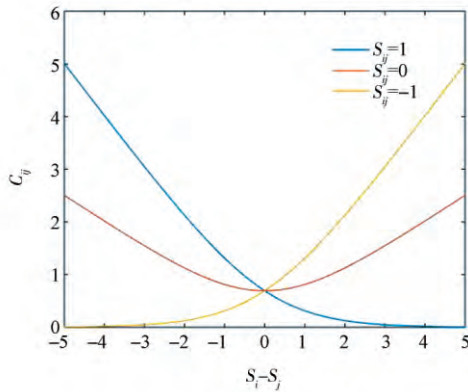


图3 交叉熵随概率变化

Fig. 3 The cost function of target probability

CG 评价指标进行改进。形式如下:

$$\lambda_{ij} = \sigma\left(\frac{1}{2}(1 - s_{ij}) - \frac{1}{1 + e^{\sigma(s_i - s_j)}}\right) \quad (14)$$

$$\frac{\partial C}{\partial w_k} = \frac{\partial C}{\partial s_i} \frac{\partial s_i}{\partial w_k} + \frac{\partial C}{\partial s_j} \frac{\partial s_j}{\partial w_k} = \lambda_{ij} \left( \frac{\partial s_i}{\partial w_k} - \frac{\partial s_j}{\partial w_k} \right) \quad (15)$$

对查询的 Lambda 进行累加,得到如下公式:

$$\delta w_k = -\eta \sum_{\{i,j\} \in I} \left( \lambda_{ij} \frac{\partial s_i}{\partial w_k} - \lambda_{ij} \frac{\partial s_j}{\partial w_k} \right) = -\eta \sum_i \lambda_i \frac{\partial s_i}{\partial w_k} \quad (16)$$

$$\lambda_{ij} = \frac{\partial C(s_i - s_j)}{\partial s_i} = \frac{-\sigma}{1 + e^{\sigma(s_i - s_j)}} |\Delta_{\text{NDCG}}| \quad (17)$$

#### 4.5 LambdaMART

LambdaMART 算法<sup>[64-65]</sup> 框架如下:

LambdaMART 算法	
初始化: 回归树的数量 $N$ , 训练样本的数量 $m$ , 每棵树的叶子数 $L$ , 学习率 $\eta$	
For 循环: $i$ 从 0 到 $m$	
$F_0(x_i) = \text{BaseModel}(x_i)$ // 如果 BaseModel 为空, 则令 $F_0(x_i) = 0$	
结束循环	
For 循环: $k$ 从 0 到 $N$	
For 循环: $i$ 从 0 到 $m$	
$y_i = \lambda_i$	
$w_i = \frac{\partial y_i}{\partial F_{k-1}(x_i)}$	
结束循环	
$\{R_{lk}\}_{l=1}^L$ // 在 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^m$ 上建立叶子树 $L$	
$\gamma_{lk} = \frac{\sum_{x_i \in R_{lk}} y_i}{\sum_{x_i \in R_{lk}} w_i}$ // 基于牛顿法设置叶子树权重	
$F_k(x_i) = F_{k-1}(x_i) + \eta \sum_l \gamma_{lk} I(x_i \in R_{lk})$ // 分步调整学习率 $\eta$	
结束循环	

## 5 PairWise 算法评价与应用

### 5.1 PairWise 算法的效用评价

现在用于 PairWise 算法的效用评价标准有 ND-CG<sup>[66-68]</sup>、AP<sup>[69]</sup>、MAP<sup>[70,71]</sup> 等。

针对任意的查询  $q_i$ , NDCG 关注的是通过学习后给出的每个候选文档的“排序等级”<sup>[72]</sup>, 公式如下:

$$\text{NDCG}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^n \frac{2^j - 1}{\log_2(1 + j)} \quad (18)$$

在 RankNet 排序学习算法中,  $n = 15$ ;  $r_j$  表示第  $j$  条结果的评分等级;  $N_i$  为检索串  $i$  按照评分从高到低排序时的 DCG<sup>[73]</sup>, 用作归一化。NDCG 保证了查询返回结果的总体质量, 并且把更高质量的结果排在前面。

平均正确率 (AP) 通常用于信息检索领域, 定义如下:

$$\text{AP} = \frac{\sum_{j=1}^{n_i} P(j) y_{ij}}{\sum_{j=1}^{n_i} y_{ij}} \quad (19)$$

式 (19) 中,  $y_{ij}$  是  $d_{ij}$  的标签等级值, 用 1 或 0 表示相关或不相关。MAP 是在 AP 值基础上对所有文档进一步求平均。

### 5.2 PairWise 算法的应用

陈万礼等<sup>[74]</sup> 提出基于多源知识和 Ranking SVM 的中文微博命名实体链接, 利用 Ranking SVM 对候选实体集合进行排序, 从而得到目标实体。Zhao 等<sup>[75]</sup> 提出将 Ranking SVM 用于 Youtube 和 Facebook 中活跃用户的视频推荐。

Wu 等<sup>[76]</sup> 提出了一种基于标签和视觉关联的多模推荐, RankBoost 算法从不同的模型中学习排序特征的最优组合。高虎明等<sup>[77]</sup> 基于解决传统协同过滤的冷启动问题和扩展性问题, 提出了基于协同过滤和 RankBoost 算法的酒店推荐系统。宫明营等<sup>[78]</sup> 提出利用评测系统选择最优特征以及基于全特征集合选取图像特征的 RankBoost 相似图片重排序改进算法。

RankNet 排序学习算法最早应用于微软搜索引擎 Bing 中, 另外还有其他一些应用, 例如基于 RankNet 的重音识别<sup>[79]</sup>。基于 RankNet 的重音识别过程分为两个阶段。第一阶段为训练阶段, 提取音频特征, 对特征值进行归一化, 训练特征模型, 进行 RankNet 学习, 得到重音识别模型; 第二阶段为测试阶段, 文献 [80] 中将 LambdaMART 排序学习算法应用到搜索引擎下拉提示的自动补全中, 找出一些有明显用户群倾向的查询作为个性化排序模型。

## 参 考 文 献

- Brin S, Page L. The anatomy of a large-scale hypertextual web search engine. *Comput Netw ISDN Syst*, 1998; 30( 1—7) : 107—117
- 王春芹. 一种基于链接结构的 PageRank 改进算法. *中国电子商务*, 2012; ( 2) : 14—15  
Wang Chunqin. I mprovement of PageRank algorithm by web link structure. *Chinese Electronic Commerce* 2012; ( 2) : 14—15
- 贺志明, 王丽宏, 张 刚 等. 一种抵抗链接作弊的 PageRank 改进算法. *中文信息学报*, 2012; 26( 5) : 101—106  
He Zhiming, Wang Lihong, Zhang Gang, *et al.* An improved PageRank algorithm with anti-link spam. *Journal of Chinese Information Processing*, 2012; 26( 5) : 101—106
- Page L. The PageRank citation ranking: bringing order to the Web. *Stanford Digital Libraries Working Paper*, 1998; 9( 1) : 1—14
- Kleinberg J M. Authoritative sources in a hyperlinked environment. *J ACM*, 1999; 46( 5) : 604—632
- 肖 骁. 基于文档间相似性的 Top-*k* 排序学习方法. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013  
Xiao Xiao. Top-*k* learning to rank based on similarity between documents. Harbin: Harbin Institute of Technology 2013
- 喻 依, 甘若迅, 樊锁海, 等. 基于 PageRank 算法和 HITS 算法的期刊评价研究. *计算机科学*, 2014; 41( S1) : 110—113  
Yu Yi, Gan Ruoxun, Fan Suohai *et al.* Journal evaluation based on PageRank algorithm and HITS algorithm. *Computer Science*, 2014; 41( S1) : 110—113
- Liu T Y. Learning to rank for information retrieval. *Intemational ACR SIGIR Conference on Research and Development in information retrieval*. ACM, 2010: 904—904
- Trotman A. Learning to rank. *Information Retrieval Journal*, 2005; 8 ( 3) : 359—381
- Burges C J C, Ragno R, Le Q V. Learning to rank with nonsmooth cost functions. *Advances in Neural Information Processing Systems 19*, *Proceedings of the Twentieth Conference on Neural Information Processing Systems*, Vancouver, British Columbia, Canada, December. 2006: 193—200
- Li H. A short introduction to learning to rank. *Ieice Transactions on Information & Systems*, 2011; 94( 10) : 1854—1862
- 林鹭贤. 基于 RankBoost 的排序函数学习算法研究. 广州: 中山大学, 2009  
Lin Luxian. Research on learing to Rank based on RankBoost. Guangzhou: Sun Yatsen University 2009
- 张艳凤. 基于稀疏表示的排序学习算法. 西安: 西安电子科技大学 2014  
Zhang Yanfeng. Learning to rank algorithm based on sparse representation. Xi'an: Xidian University 2014
- 郑海涛, 李 琪, 江 勇, 等. 一种基于排序学习的专家查找算法. 2013. 中国科技论文在线. <http://www.paper.edu.cn/releasepaper/content/201312—848>  
Zheng Haitao, Li Qi, Jiang Yong *et al.* Utilizing learning to rank for expert finding. 2013. Sciencepaper Online. <http://www.paper.edu.cn/releasepaper/content/201312—848>
- 程 凡, 仲 红. 基于 PairWise 的改进 Ranking 算法. *计算机应用* 2011; 31( 7) : 1740—1743  
Cheng Fan, Zhong Hong. Improved Ranking algorithm based on Pairwise method. *Jouranl of Computer Applications*, 2011; 31( 7) : 1740—1743
- 肖 敏. 基于列表级的相关文本排序学习算法研究. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2010  
Xiao Min. Learning to rank relational objects based on the listwise approach. Harbin: Harbin Institute of Technology 2010
- 蒋春恒. 基于 DEA 的列表型排序学习方法研究. 成都: 西南交通大学, 2014  
Jiang Chunheng. Research on DEA based on Listwise learning to rank method. Chengdu: Southwest Jiaotong University 2014
- 郑悦浩. 一种基于随机梯度下降的 ListNet 排序算法. 广州: 中山大学, 2011  
Zheng Yuehao. A ranking algorithm ListNet based on stochastic gradient descent. Guangzhou: Sun Yatsen University 2011
- 林 原, 林鸿飞. 基于神经网络的 Listwise 排序学习方法的研 究. *情报学报*, 2012; 31( 1) : 47—59  
Lin Yuan, Lin Hongfei. Research on Listwise approaches to learning to rank based on neural network. *Journal of The China Society for Scientific Andtechnical Information* 2012; 31( 1) : 47—59
- 李贤慧, 余正涛, 魏斯超, 等. 基于 Listwise 的深度专家排 序方法. *模式识别与人工智能*, 2015; 28( 11) : 976—982  
Li Xianhui, Yu Zhengtao, Wei Sichao, *et al.* Deep learning expert ranking method based on Listwise. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2015; 28( 11) : 976—982
- 张 平. 基于直接优化信息检索评价方法的排序学习算法研究. 大连: 大连理工大学 2013  
Zhang Ping. Research of learing to rank based on directly optimizing evaluation measures in information retrieval. Dalian: Dalian University of Technology 2013
- Cossock D, Zhang T. Subset ranking using regression. *Learning Theory, Conference on Learning Theory, COLT 2006, Pittsburgh, Pa, USA, June 22—25, 2006, Proceedings*. 2006: 605—619
- Li P, Burges C, Wu Q. McRank: learning to rank using multiple classification and gradient boosting. *Advances in Neural Information Processing Systems 20 ( NIPS 2007)*, 2008: 845—852
- Shashua A, Levin A. Ranking with large margin principles: two approaches. *Advances in Neural Information Processing Systems 15 ( NIPS 2002)*, 2003: 937—944
- Caruana R, Baluja S, Mitchell T. Using the future to “sort out” the present: rankprop and multitask learning for medical risk evaluation. *Advances in Neural Information Processing Systems ( NIPS) 1996;* ( 8) 959—965
- Crammer K, Singer Y. Pranking with ranking, *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2001; 1: 641—647
- Herbrich R, Graepel T, Obermayer K. Large margin rank boundaries for ordinal regression. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1999; 115—132
- 吴佳金, 杨志豪, 林 原, 等. 基于改进 Pairwise 损失函数的排序学习方法. 第六届全国信息检索学术会议论文集. 2010: 96—103  
Wu Jiajin, Yang Zhihao, Lin Yuan *et al.* Learning to rank based on improved Pairwise loss function. *Proceedings of the 6th National Conference on Information Retrieval*. 2010; 96—103
- Burges C, Shaked T, Renshaw E, *et al.* Learning to Rank using gradient descent, *Proceedings of the 22nd International Conference on Machine Learning*. ACM, 2005: 89—96

- 30 Quoc C, Le V. Learning to rank with non-smooth cost functions. *Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems*, 2007; 19: 193—200
- 31 Burges C. From ranknet to lambdarank to lambdamart: an overview. Technical Report MSR-TR-2010-82, Microsoft Research, 2010
- 32 Cao H, Verma R, Nenkova A. Speaker-Sensitive emotion recognition via ranking: studies on acted and spontaneous speech. *Computer Speech & Language* 2015; 29(1): 186—202
- 33 Cao Y, Xu J, Liu T Y, *et al.* Adapting ranking SVM to document retrieval. *SIGIR 2006: Proceedings of the, International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, Seattle, Washington, USA, August. 2006: 186—193
- 34 Freund Y, Iyer R, Schapire R E, *et al.* An efficient boosting algorithm for combining preferences. *Journal of Machine Learning Research*, 1999; 4(6): 170—178
- 35 Xu J, Li H. AdaRank: a boosting algorithm for information retrieval. *SIGIR 2007: Proceedings of the, International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, Amsterdam, the Netherlands, July. 2007: 391—398
- 36 Taylor M, Guiver J, Robertson S, *et al.* SoftRank: optimizing non-smooth rank metrics. *International Conference on Web Search and Web Data Mining, WSDM 2008*, Palo Alto, California, USA, February. 2008: 77—86
- 37 Nikulin M S. Loss function. *Encyclopedia of operations research and management science*. New York: Springer US, 2001
- 38 Schorheide F. Loss function-based evaluation of DSGE models. *Journal of Applied Econometrics*, 2000; 15(6): 645—670
- 39 Jagerman D L. Some properties of the erlang loss function. *Bell Labs Technical Journal*, 1974; 53(3): 525—551
- 40 Christoffersen P, Jacobs K. The importance of the loss function in option valuation. *Journal of Financial Economics*, 2004; 72(2): 291—318
- 41 李小光. 混合损失函数支持向量回归机的性能研究. *西北大学学报(自然科学版)* 2011; 41(2): 210—214  
Li Xiaoguang. The performances of support vector regression with a hybrid loss function. *Journal of Northwest University (Natural Science Edition)* 2011; 41(2): 210—214
- 42 王琪, 任海平. 非对称损失函数下逆指数分布参数的 Bayes 估计. *齐齐哈尔大学学报(自然科学版)* 2014; (4): 79—83  
Wang Qi, Ren Haiping. Bayes estimation of parameter of inverted exponential distribution under asymmetric loss functions. *Journal of Qiqihar University (Natural Science Edition)* 2014; (4): 79—83
- 43 Moore R C. L1 and L2 regularization for multiclass hinge loss models. *Symposium on Machine Learning in Speech & Natural Language Processing* 2011
- 44 Lee C P, Lin C J. A study on L2-loss (squared hinge-loss) multiclass SVM. *Neural Computation*, 2013; 25(5): 1302—1323
- 45 Zhang Z, Chen C, Dai G, *et al.* Multicategory large margin classification methods: hinge losses vs. coherence functions. *Artificial Intelligence*, 2014; 215(10): 55—78
- 46 Boer P T D, Kroese D P, Mannor S, *et al.* A tutorial on the cross-entropy method. *Annals of Operations Research*, 2005; 134(1): 19—67
- 47 Rubinstein R Y, Kroese D P. *The Cross-Entropy Method*. New York: Springer, 2004
- 48 Margolin L. On the convergence of the cross-entropy method. *Annals of Operations Research*, 2005; 134(1): 201—214
- 49 Botev Z I, Kroese D P, Rubinstein R Y, *et al.* The cross-entropy method for optimization. *Handbook of Statistics*, 2013; 31: 35—59
- 50 Frederic P, Miller, *et al.* John McBrewster. *Gradient Descent*. Alphascript Publishing 2010
- 51 Bengio Y, Simard P, Frasconi P. Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1994; 5(2): 157—66
- 52 Baird L, Moore A. Gradient descent for general reinforcement learning. *Conference on Advances in Neural Information Processing Systems II*. MIT Press, 1999: 968—974
- 53 Nocedal J, Wright S J. Numerical optimization. *Journal of the Operational Research Society*, 2006; 52(2): 245—245
- 54 Gould N I M, Hribar M E, Nocedal J. On the solution of equality constrained quadratic programming problems arising in optimization. *Siam Journal on Scientific Computing*, 2000; 23(4): 1376—1395
- 55 Pardalos P M, Vavasis S A. Quadratic programming with one negative eigenvalue is NP-hard. *Journal of Global Optimization*, 1991; 1(1): 15—22
- 56 丁伟民. 排序学习中的 Ranking SVM 算法研究. *科技视界*, 2013; (30): 84—84  
Ding Weimin. Research of Ranking SVM algorithm in learning to rank. *Science & Technology Vision* 2013; (30): 84—84
- 57 Cao Y, Xu J, Liu T Y, *et al.* Adapting ranking SVM to document retrieval. *Proceedings of the 29th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*. ACM, 2006; 186—193
- 58 Gao Y, Gao W, Zhang Y. Query-level stability of IRSVM for replacement case. *Procedia Engineering*, 2011; 15: 2150—2154
- 59 缪志高. 半监督排序学习算法研究. 合肥: 中国科学技术大学 2014  
Miao Zhigao. Research on semi-supervised ranking algorithms. Hefei: University of Science and Technology of China 2014
- 60 吴桂宾. 基于神经网络的网页排序学习算法研究. 广州: 中山大学 2009  
Wu Guibin. Research on learning to rank for Web search. Guangzhou: Sun Yatsen University 2009
- 61 Donmez P, Svore K M, Burges C J C. On the local optimality of LambdaRank. *International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, SIGIR 2009*, Boston, Ma, USA, July. 2009: 460—467
- 62 Yue Y, Burges C. On using simultaneous perturbation stochastic approximation for learning to rank, and the empirical optimality of LambdaRank. *Tech. Rep. MSR-TR-2007-115 Microsoft Research* 2007
- 63 Friedman J H. Greedy function approximation: a gradient boosting machine. *Annals of Statistics*, 2000; 29(5): 1189—1232
- 64 Ferov M, Modrý M. Enhancing LambdaMART using oblivious trees. *arXiv preprint: 1609.05610*, 2016
- 65 金众威, 刘淑芬, 包铁, 等. 基于 LambdaMART 的个性化搜索检索模型. *吉林大学学报(理学版)*, 2016; 54(4): 821—826  
Jin Zhongwei, Liu Shufen, Bao Tie, *et al.* Personalized search and retrieval model based on LambdaMART. *Journal of Jilin University (Science Edition)* 2016; 54(4): 821—826
- 66 Järvelin K, Kekäläinen J. IR evaluation methods for retrieving

- highly relevant documents. International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. ACM, 2000: 41—48
- 67 Le Q, Smola A. Direct optimization of ranking measures. CoRR. abs/0704.3359. 2007; 2(4):381—383
- 68 Gao W, Liang L. Ontology similarity measure by optimizing NDCG measure and application in physics education. Future Communication, Computing, Control and Management. Springer Berlin Heidelberg, 2012:415—421
- 69 Zhu M. Recall, precision and average precision. University of Waterloo 2004
- 70 Shi Y, Karatzoglou A, Baltrunas L, *et al.* TFMAR: optimizing MAP for top-n context-aware recommendation. ACM Special Interest Group on Information Retrieval. 2012:155—164
- 71 Yue Y, Finley T, Radlinski F, *et al.* A support vector method for optimizing average precision. SIGIR 2007: Proceedings of the, International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, Amsterdam, the Netherlands, 2007(7): 271—278
- 72 程 凡, 王煦法. 一种新型直接优化 NDCG 的排序模型构造算法. 中国科学技术大学学报, 2013; 43(1):65—72  
Cheng Fan, Wang Xifa. A new ranking model constructing algorithm based on direct optimization of NDCG. Journal of University of Science and Technology of China, 2013; 43(1):65—72
- 73 Rvelin K, Kek, Inen J. Cumulated gain-based evaluation of IR techniques. ACM Transactions on Information Systems (TOIS), 2002; 20(4):422—446
- 74 陈万礼, 咎红英, 吴泳钢. 基于多源知识和 Ranking SVM 的中文微博命名实体链接. 中文信息学报, 2015; 29(5):117—124
- Chen Wanli, Zan Hongying, Wu Yonggang. Chinese micro-blog named entity linking based on multisource knowledge and Ranking SVM algorithm. Journal of Chinese Information Processing 2015; 29(5):117—124
- 75 Zhao X, Li G, Wang M, *et al.* Integrating rich information for video recommendation with multi-task rank aggregation. International Conference on Multimedia 2011, Scottsdale, Az, USA, November 28–December. 2011:1521—1524
- 76 Wu L, Yang L, Yu N, *et al.* Learning to tag. International Conference on World Wide Web, WWW 2009, Madrid, Spain, April. DBLP, 2009:361—370
- 77 高虎明, 李伟丽. 基于协同过滤和 Rankboost 算法的酒店推荐系统. 微计算机信息, 2010; 26(36):206—208  
Gao Huming, Li Weili. Hotel recommendation system based on collaborative filtering and Rankboost algorithm. Control & Automation, 2010; 26(36):206—208
- 78 宫明营, 王智愚, 孙立峰, 等. 基于 RankBoost 的实时相似图片重排序算法研究. 和谐人机环境联合学术会议. 2011  
Gong Mingying, Wang Zhiyu, Sun Lifeng *et al.* Based on RankBoost for real-time similarity image reordering algorithm. HHME 2011
- 79 万 玲. 基于 RankNet 的多层次英语口语重读识别方法. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2009  
Wang Ling. A rankNet based hierarchical sentence stress detection approach for spoken english. Harbin: Harbin Institute of Technology 2009
- 80 Shokouhi M. Learning to personalize query auto-completion. International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, 2013:103—112

## Survey on PairWise of The Learning to Rank

XIONG Li-yan, CHEN Xiao-xia\*, ZHONG Mao-sheng, HUANG Xiao-hui

(School of Information, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, P. R. China)

**[Abstract]** Learning to Rank (L2R) is useful for search results in a ranking task, which is a hot topic in recent years. The PairWise in L2R is studied and analyzed. The PairWise approach is transformed into binary classification problem in ranking of documents, but only relative order of two documents is considered, and the positions of the search result list is ignored in the documents. In addition, different queries have different numbers of document pairs, and the result is offset to more queries of document pairs. The loss function and its solution method were summarized, compared basic idea and algorithm framework, analyzed evaluation metrics and their applications of the commonly used PairWise algorithm.

**[Key words]** PairWise loss function optimization method