

兼容异构数据的稳定评估模型

曹玉红¹ 赵 乙² 陈佳桦³

¹(中国电子学会 科技评价中心 北京 100036)

²(清华大学 计算机科学与技术系 北京 100084)

³(北京大学 软件与微电子学院 北京 102600)

E-mail: caoyh100@126.com

摘 要: 随着我国科技实力的不断提升, 各类评价活动以及参与申报奖励的项目数量和质量都在稳步提升. 为了缓解专家评委的打分压力, 现有项目评价机制往往采用先分组再综合的评价方式. 然而, 在将不同分组中的项目进行统一排序时, 不同分组的组间评价差异为统一排序带来了新的挑战. 基于分组评价与统一排序的矛盾, 本文设计了一种提高平行分组评价公平性的稳定评估模型, 用以帮助不同分组专家打分产生的异构数据可以统一排名. 该算法使用归一化方法消除不同小组专家在彼此独立场景下进行打分产生的组间差异. 基于反复改进原理, 实现项目分数和专家权重的互评, 进而求得专家的稳定权重值来消除组内专家之间因评价标准不同而导致的差异. 最终使处理后的数据可以用于整体排序.

关 键 词: 平行分组评价; 异构数据; 归一化; 反复改进原理

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-1220(2021)09-2011-06

Stable Evaluation Model Compatible with Heterogeneous Data

CAO Yu-hong¹ ZHAO Yi² CHEN Jia-hua³

¹(Center for Science and Technology Evaluation, Chinese Institute of Electronics, Beijing 100036, China)

²(Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

³(School of Software & Microelectronics, Peking University, Beijing 102600, China)

Abstract: With the continuous improvement of scientific and technological strength, various evaluation activities, as well as the number and quality of projects participating in the application of awards are steadily increasing. To relieve the scoring pressure of the expert judges, the existing project evaluation mechanism often adopts the evaluation method of grouping and then comprehensively sorting. However, when these projects in different groups are sorted in a unified manner, the evaluation differences between different groups bring new challenges. Based on the contradiction between group-based evaluation and unified ranking, in this paper, we design a stable evaluation model to improve the fairness of parallel group-based evaluation, so that the heterogeneous data generated by experts in different groups can be ranked uniformly. The algorithm utilizes a normalization method to eliminate the differences between groups caused by different experts scoring in independent scenarios. Based on the principle of repeated improvement, the project scores and the expert weights are evaluated mutually to obtain a stable weight value of the experts, eliminating the differences caused by the different evaluation standards among the experts. Finally, the processed data can be used for overall ranking between different groups.

Key words: parallel group-based evaluation; heterogeneous data; normalization; principle of repeated improvement

1 引 言

排序是生产和生活中用来对事物的价值或者重要程度进行评估的重要手段, 并且具有显著的现实意义. 比如, 对于有序的集体而言, 可以迅速从中选择出符合要求的个体, 提高人们制定最优决策的效率. 此外, 排序操作在具有重要社会意义的同时, 也是计算机系统中数据操作的基础.

1.1 社会意义

在社会生活中, 优秀人才的推荐、项目优劣的整体评估、各类报奖评优活动的决策, 都是建立在排序的基础上. 合理公平的排序对于国家的优秀人才选拔、项目资金的合理分配、评

奖评优的公平公正具有重要意义, 是维护社会稳定、激励人们进步、促进国家未来发展的重要基石.

在大型评价活动中, 为了对各个项目进行客观公正的评价, 首先需要制定合理的评价指标, 其次需要专业客观的评价专家和严谨的评价算法^[1]. 在日常生活中, 笔试和面试是两种常用的评价方法. 笔试评价对受试者的评估流程相对固定和客观. 然而, 面试评价可能因为评价专家的个人经历以及专业背景的不同而掺杂专家的主观情感. 特别地, 为了缓解参与评价的项目众多而评价专家的人数和时间有限的矛盾, 在实际生活中常常采用平行分组评价的方法. 此类场景类似于研究生入学面试、毕业答辩、公务员面试等场景, 并且具备本质

收稿日期: 2021-04-29 收修改稿日期: 2021-07-28 作者简介: 曹玉红, 女, 1968年生, 硕士, 高级工程师, 研究方向为科技成果转化以及人才培养等服务平台和工作体系; 赵 乙, 男, 1994年生, 博士研究生, 研究方向为网络空间安全; 陈佳桦, 女, 1998年生, 硕士研究生, 研究方向为网络空间安全.

上的相似性.对于这些场景,分组导致的组与组之间专家和项目水平的差异、以及同组内专家对评价标准的理解差异加重了面试过程中的不公平现象.

1.2 计算机系统中的作用

除了社会意义外,排序对于检索系统、推荐系统等计算机系统同样具有重要意义.概括来讲,计算机系统许多实际应用也可被视为一个分组评价排序问题.具体地,企业之间需要建立自己的检索系统,但是由于各个企业对数据隐私的重视使各个企业之间的数据形成了数据孤岛,在此基础上构建的基于联邦学习的排序算法^[2]可以被抽象为一个分组评价排序问题.在联合检索系统中,将多个子系统检索结果列表合并成一个列表^[3],同样需要解决如何进行综合排序的问题.除此之外,计算机系统排序应用还有数据挖掘中对实体解析的记录对进行排序^[4],个性化推荐系统中对反馈数据进行排序^[5],程序设计中的归并排序,等等.排序作为计算机操作数据的基础,研究如何更加合理地排序对于提升用户的使用体验,进而提高应用系统的商业价值具有重要意义.

1.3 相关工作

本文以排序的社会应用为背景,重点研究如何提高分组评价排序中的公平性.比如,一些研究人员利用多目标优化方法研究了如何更加合理、更加科学地对面试中的老师和学生进行分组^[6].随着深度学习等学习类算法的发展,一些研究人员利用循环神经网络和注意力机制对面试者的人格特征进行学习^[7],以准确预测面试者的总体得分.针对面试者感受到的不公平,一些研究人员提出使用机器人作为中间代理人来提高面试者的公平感知^[8].

本文基于网页重要性评估的 PageRank 算法和 HITS 算法中用到的反复改进原理,设计了一种可以兼容异构数据的稳定评估模型.本文的主要工作如下:

- 1) 建立了处理分组评价排序问题的稳定评估模型,该模型可以兼容处理分组带来的异构数据;
- 2) 分析了分组带来的组内偏差和组间偏差,并在模型中建立相关步骤消除组内、组间偏差;
- 3) 通过专家权重和项目得分互评,以项目得分作为中介,实现专家对专家之间的权重评价;
- 4) 建立完整实验对模型的有效性进行了验证.

2 背景知识

本小节将介绍异构数据的基本概念以及在本文中的具体概念.同时,本小节以网页重要性评估为例,简要介绍反复改进原理以及相关算法.

2.1 异构数据

异构数据指的是一个整体数据中部分个体数据包含不同的数据特性.根据导致数据差异的原因不同,异构数据可以按照不同层次进行划分.比如,在计算机体系结构层次的异构中,数据由于存储的物理来源不同而产生异构特性.在存储的逻辑模型层次的异构中,数据分别在不同的业务逻辑中存储和维护,导致含义相同的数据在表现形式方面存在异构特性.在异型信息系统中使用不同信息描述方法及信息域划分标准,导致对同一实体的描述信息在语义表述和逻辑结构方面

存在异构特性^[9].这些层次的异构阻止了各个系统之间的信息交互和资源共享.

本文的异构数据指的是不同分组之间的专家打分存在整体差异以及由于个人对评价标准理解不能达到高度一致而导致同组专家评估时产生的差异.除此之外,本文的异构数据也包含不同分组之间项目数和专家数不同时获得的原始评分数据维度存在的微小差异.为了对异构数据进行整体利用,首先需要对数据进行转换,使数据具有相同的表现形式和含义^[10].对异构数据转换的核心是指定统一标准.在本文中,统一标准指的是消除分组带来的组间偏差和专家评价标准不一致带来的组内偏差,使各个专家的评价标准尽可能统一.

2.2 反复改进原理

网页重要性评估是搜索引擎关注的基本问题.其中,PageRank 算法和 HITS 算法是基于网页链接分析的两个重要网页排序算法,其思想都是基于反复改进原理.本文设计的模型也是利用反复改进原理,并且对 PageRank 算法和 HITS 算法中的部分理念进行了融合.

2.2.1 PageRank 算法

PageRank 算法是在 1998 年由 Google 创始人 Lawrence Page 和 Sergey Brin 提出来的基于链接分析的网页排序算法^[11].PageRank 算法利用网络的拓扑信息,能有效地识别出网络中的重要节点^[12].对于网页的重要性,PageRank 算法主要从两个维度来判断:某一个网页是否被多次引用,以及某一个网页是否被重要性很高的网页引用^[13].在 PageRank 算法中,通过各个网页之间关联关系来衡量各个网页彼此之间的影响力,通过网络中出链入链的影响力,最终找出对网络具有最大影响程度的关键节点^[14].PageRank 算法首先会确定每个网页的 PageRank 值(简称为 PR 值),然后根据 PR 值的大小对网页的重要程度进行排序.若是某个网页 X 中包含了指向网页 Y 的链接,则视为网页 X 对网页 Y 投了一票.如果有很多网页链接都指向了网页 Y,则说明网页 Y 的重要程度较高.相应地,网页 Y 的 PR 值也就比较大.通过多次计算,反复更新网络中每个网页的 PR 值,最终求得每个网页的稳定 PR 值.

2.2.2 HITS 算法

传统 PageRank 算法的局限性在于网页将自己的 PR 值平均分配给了该网页链接链出的节点,这与实际应用中网络节点交换的信息量并非平均分配这一事实不符^[12].因此,康奈尔大学学者提出了 HITS 算法^[15]来改进 PageRank 算法中 PR 值平均分配给链出节点这一局限性.HITS 算法中提出了两个重要概念:“枢纽(Hub)”页面和“权威(Authority)”页面.具体地,Hub 值用来衡量网页的出链,Authority 值用来衡量网页的入链,两者综合起来对网页的质量进行评估.Authority 页面通常会更多地被其他网页引用,而 Hub 页面则通过许多关键链接引用更多的 Authority 网页.质量高的 Hub 页面应该尽可能多地包含 Authority 页面,质量高的 Authority 页面则应该拥有尽可能多的与其链接的 Hub 页面.因此,网页的 Hub 值和 Authority 值可以相互评估.一个页面的 Authority 值是链接至该页面的其他页面 Hub 值之和;一个页面的 Hub 值是它链接的页面的 Authority 值总和^[16].Authority 值和 Hub 值利用反复改进原理,在迭代中不断更新、相互优化.

本文提出的稳定评估模型,利用反复改进原理求得专家

评估项目分数的稳定权重值.

3 稳定评估模型

本小节将详细介绍本文提出的稳定评估模型, 该模型可以处理实际生活和计算机系统中分组评价排序问题. 该模型的处理过程可以分为偏离剔除、组间偏差调整、组内偏差调整三个步骤. 为了便于描述模型的每个步骤, 表 1 列出了文中常用的符号及其意义, 每个符号的具体含义同时取决于符号的下标.

表 1 符号说明
Table 1 Symbol Description

符号	意义
E	一个小组内全部专家的集合
e_i	第 i 位专家 $i=1, \dots, m$
\bar{e}_i	第 i 位专家所有项目打分的平均值
X	一个小组内全部项目的集合
x_j	第 j 个项目 $j=1, \dots, n$
\bar{x}_j	第 j 个项目所有分数的平均值
s_{ij}	第 i 位专家给第 j 个项目的打分
r_{ij}	第 i 位专家打分中第 j 个项目的排名
r_j	考虑所有专家打分的项目 j 的综合排名
w_i	第 i 位专家的权重系数

在表 1 中 m 是一个组内专家的数量, n 是该组内项目的数量.

3.1 偏离剔除

关于偏离剔除, 指的是通过计算相关数据, 剔除一位专家的打分. 根据专家之间的打分对比和专家个人打分的离散程度, 本文设计了两种偏离剔除方案.

3.1.1 方案 1

方案 1 的核心思想是通过将专家评分和项目评分的平均值对比来计算该专家评分的偏离程度. 具体地, 将每位专家对所有项目的打分与该项目的平均分作差后的平方求和作为该专家的误差, 由符号 δ_i^1 表示, 相应的计算方法如公式 (1) 所示.

$$\delta_i^1 = \sum_{j=1}^n (s_{ij} - \bar{x}_j)^2 \quad (i=1, \dots, m) \quad (1)$$

在得到每一位专家的偏离度之后, 利用公式 (2) 来决定被剔除的专家编号.

$$k = \operatorname{argmax}(\delta_i^1) \quad (i=1, \dots, m) \quad (2)$$

在求出偏差最大的专家编号 k 之后, 剔除专家 k 对所有项目的打分.

3.1.2 方案 2

方案 2 的核心思想是通过将某位专家对所有项目的评分和该专家所有打分的平均分对比, 剔除对各个项目打分偏离最大的专家. 将专家对所有项目的打分与该专家所有打分的平均分作差后的平方求和后作为该专家的误差, 以此来衡量专家打分的离散程度, 由符号 δ_i^2 表示, 相应的计算方法如公式 (3) 所示.

$$\delta_i^2 = \sum_{j=1}^n (s_{ij} - \bar{e}_i)^2 \quad (i=1, \dots, m) \quad (3)$$

在得到每一位专家的偏离度之后, 将公式 (2) 中的 δ_i^1 替换为 δ_i^2 , 并且利用公式 (2) 的逻辑来求出偏差最大的专家编号 k , 然后剔除该专家 k 对所有项目的打分.

方案 1 有利于找到与其他专家意见相差较大的专家进行剔除, 进而提高后续处理的公平性. 方案 2 有利于找到评分范围过于离散的专家评分进行剔除, 诸如存在恶意打低分或者高分. 具体地, 在步骤 1: 偏离剔除中, 使用哪种偏离剔除方案可以由使用人员根据具体的使用场景自行决定.

3.2 组间偏差调整

为了消除部分评价小组评价宽松则整体成绩偏高, 而部分评价小组评价严格则整体成绩偏低的现象在整体排名中引发的不公平问题, 即组间差异, 需要对剔除一位专家的打分后的所有分数进行归一化. 归一化方法为 Min-Max 归一化, 即公式 (4).

$$s_{ij}^* = \frac{s_{ij} - \min}{\max - \min} \quad (4)$$

在公式 (4) 中 \min 代表对于专家 i , 该专家所有打分中的最小值, \max 代表该专家所打分中的最大值.

公式 (4) 中 s_{ij} 为归一化之前的原始数据, s_{ij}^* 为归一化之后的数据, s_{ij}^* 的数据范围为 $[0, 1]$. 为了使数据保持原来的数量级, 公式 (5) 将数据映射到指定的范围内.

$$s_{ij}' = L + s_{ij}^* \times (U - L) \quad (5)$$

在公式 (5) 中 L 为指定范围的下界, U 为指定范围的上界. 下界和上界的具体值可以根据实际的应用场景而定.

3.3 组内偏差调整

关于组内偏差调整, 本文提出给每位专家分配一个权重来消除组内各个专家对考核标准的理解和评价标准的不一致而引发的不公平现象. 基于 PageRank 算法和 HITS 算法中所使用的反复改进原理, 本文将某一个专家的评分和其他专家的评分进行比较来验证该专家打分的合理性, 进而通过调整专家的权重来提高评分的公平性. 在反复改进的过程中, 专家的权重改变会影响项目整体分数的变化, 进而项目的排名也可能发生变化, 项目整体分数变化后再重新计算专家的权重, 实现专家和项目分数, 专家和专家之间相互评分.

在初始阶段, 本文提出的方法设置所有专家的权重为 1, 即 $w_i = 1$ ($i=1, \dots, m, i \neq k$); 而所有项目的总排名均为 0, 即 $r_j = 0$ ($j=1, \dots, n$). 随后, 将某一个项目 j 的归一化分数与专家的权重相乘, 得到项目 j 考虑不同专家权重的权重分数 ws_j ($j=1, \dots, n$), 即公式 (6).

$$\begin{bmatrix} ws_1 \\ \vdots \\ ws_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_{11} & \cdots & s_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{m1} & \cdots & s_{mn} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_m \end{bmatrix} \quad (6)$$

在得到权重分数之后, 利用 Min-Max 归一化公式对每个项目的权重分数进行归一化, 从而得到 ws_j^* ($j=1, \dots, n$). 随后, 基于每个项目权重分数来计算项目排名. 紧接着, 用考虑所有专家评价意见后所有项目的权重分数重新计算专家的权重值, 进而更新专家的权重值. 通过这种方式, 以项目的权重分数作为中介, 实现专家之间权重的相互影响和专家权重与项目分数的相互评价.

$$\begin{bmatrix} nw_1 \\ \vdots \\ nw_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_{11} & \cdots & s_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{m1} & \cdots & s_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} ws_1^* \\ \vdots \\ ws_n^* \end{bmatrix} \quad (7)$$

在利用公式 (7) 计算得到的 $[nw_1, \dots, nw_m]$ 后, 通过 Min-

Max 归一化后得到更新后所有的专家权重 $[w_1, \dots, w_m]$. 每次计算完项目的权重分数后, 用权重分数重新对所有项目进行排名. 当排名不变的次数达到指定次数时, 停止更新专家的权重, 得到的最新权重即为每位专家的最终权重值. 在本文中, 当排名次数连续 10 次保持不变时, 计算出的专家权重值为稳定专家权重值.

计算专家权重值的步骤可以描述为算法 1.

算法 1. 专家权重值计算算法

输入: 各位专家对项目的原始分数矩阵: group_value

项目的初始排名: previous_rank

专家的初始权重: $W_0 = [w_1, \dots, w_m]$

排名保持不变的次数: keep_times

输出: 每位专家稳定的权重值: $W = [w_1, \dots, w_m]$

1. 公式(6) 计算项目的权重分数
2. 用权重分数计算项目的新排名 new_rank
3. if(new_rank 等于 previous_rank)
4. keep_times 加 1
5. else
6. keep_times 置为 0
7. if(keep_times 等于停止次数)
8. return $[w_1, \dots, w_m]$
9. else
10. 公式(7) 更新 $[w_1, \dots, w_m]$ 返回步骤 1

通过算法 1 可以得到每位专家的稳定权重值, 将进行组间归一化后的分数与各位专家的权重相乘, 可以得到项目的最终得分, 从而可以消除组间、组内偏差, 进而实现所有项目的整体排名.

3.4 模型整体描述

基于反复改进原理的专家权重与项目分数互评的稳定评估模型的整体流程描述为算法 2.

算法 2. 模型整体流程描述

输入: 专家对所有项目的打分

输出: 所有项目排名

1. 用公式(1)/(3) 结合公式(2) 计算每组偏离度最大的专家编号 k
2. 每组剔除编号为 k 的专家打分
3. 使用公式(4) 对每个打分进行归一化
4. 用公式(5) 将归一化的打分映射到 $[L, U]$ 的范围
5. 执行算法 1 得到每组专家的权重值
6. 将步骤 5 的各个专家权重乘步骤 4 的分数
7. 对步骤 6 中所有项目分数进行排序

4 实验与结果分析

本文用两组评价数据对提出的模型进行了测试. 一共 30 个项目, 分为两组: 第 1 组 17 个项目, 编号为 1-17; 第 2 组 13 个, 编号为 18-30. 每组均有 9 位评审专家. 为了后续叙述方便, 本文将简单地使用平均值计算项目最终得分的方法记为 AVE(Average) 方法, 而将本文提出的稳定评估模型记为 SEM(Stable Evaluation Model) 方法.

4.1 组间偏差调整验证

在平行分组评估中, 不同组的专家对项目的评价标准和理解可能存在较大差异. 而且, 在实际生活中, 由于同一个组的专家可以商量和讨论, 同一组专家的评价标

准将会趋向于一致, 不同组专家的评价标准则更大概率存在较大差异. 为了验证本文提出的稳定评估模型(SEM) 能够减小组间的偏差, 图 1 和图 2 展示了验证结果.

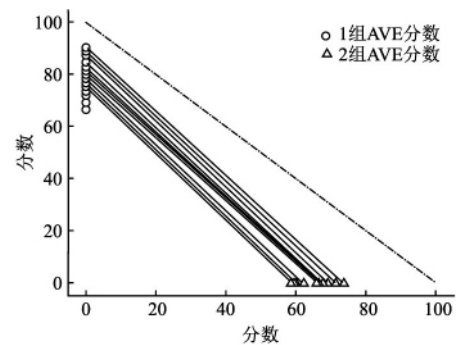


图 1 基于 AVE 方法的两组得分

Fig. 1 Scores of two groups with the AVE method

在图 1 中, 圆圈对应的纵坐标代表 1 组项目利用 AVE 方法计算的最终得分, 三角形对应的横坐标代表 2 组项目利用 AVE 方法计算的最终得分. 灰色虚线是斜率为 -1 的参照线. 将 1 组和 2 组对应名次的项目用黑色实线连接后, 两组的评价标准越是一致, 那么黑色实线的斜率应该越接近于 -1. 1 组项目的 AVE 分数整体分布在 $[60, 90]$ 之间, 2 组项目的 AVE 分数分布在 $[60, 80]$ 之间. 通过观察图 1 可以发现, 利用平均值方法计算的最终得分中, 1 组项目明显高于 2 组项目, 这说明两组专家打分的整体标准不一致, 2 组专家的评价标准要更加严格.

同理, 可以作出利用本文提出的 SEM 方法得到的 1 组项目和 2 组项目的得分图, 如图 2 所示. 图 2 中每个元素代表的含义与图 1 中的含义相同. 通过观察图 2 可以发现, 本文提出的 SEM 方法得到的 1 组项目和 2 组项目的得分整体都分布在 $[70, 100]$ 之间. 两组 SEM 分数对应名次的连线的斜率值更接近于 -1, 这说明 SEM 方法能够促进两组项目的评分标准更加一致.

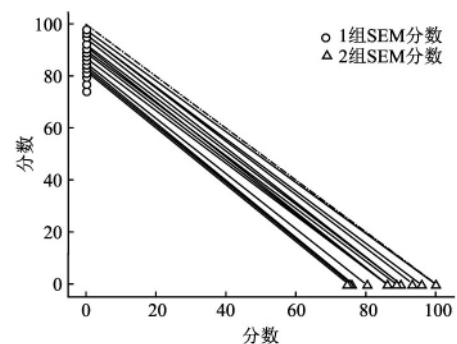


图 2 基于 SEM 方法的两组得分

Fig. 2 Scores of two groups with the SEM method

通过图 1 和图 2 对比, 可以证实本文提出的 SEM 方法能够有效地消除不同小组评价标准不同带来的组间偏差.

4.2 组内偏差调整验证

在平行分组评价中, 除了组间偏差, 还有组内偏差. 组内偏差是同一小组内的专家由于专业背景和对评价标准理解不

一致所导致。

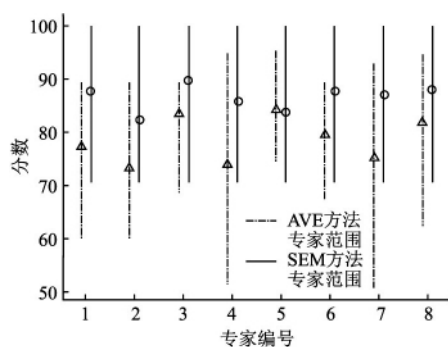


图3 专家评分分布

Fig.3 Distribution of expert scores

为了验证本文提出的模型能够有效地消除组内偏差,图3展示了专家评分分布。在图3中,横坐标代表剔除了1位专家后剩下8位专家依次排列的编号,纵坐标代表分数。虚线代表采用 AVE 方法时每位专家打分的范围,而三角形代表采用 AVE 方法时每位专家打分的平均值。实线代表采用 SEM 方法时,每位专家打分的范围,而五边形代表采用 SEM 方法时每位专家打分的平均值。通过观察图3可以发现,相比于原来的专家打分范围分布差异大,利用本文提出的 SEM 方法处理项目得分后,各位专家打分的范围分布一致且均匀。通过观察平均值分布可以发现,在打分平均值方面,相比于 AVE 方法而言,SEM 方法所得到的结果整体差异较小,进而证实本文提出的 SEM 方法能够有效地消除组内各个专家评价标准不一致的问题。

4.3 剔除一位专家有效性验证

为了验证 SEM 方法剔除一位专家的操作的必要性,本文作出了剔除一位专家和不剔除一位专家两组项目的整体排序,如图4所示。

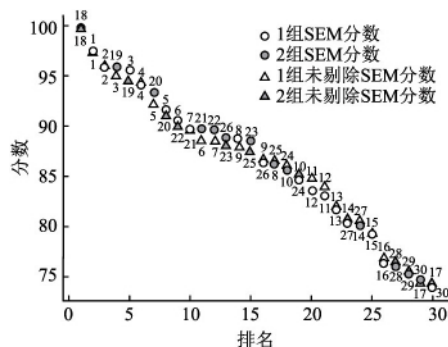


图4 剔除与不剔除一位专家分数散点图

Fig.4 Score and ranking of eliminated or not items

在图4中,横坐标代表排名,纵坐标代表分数。三角形代表未剔除一位专家计算出各个项目分数的排名,圆形代表完整地利用 SEM 方法计算出各个项目分数的排名。空心图形代表第1组项目,实心图形代表第2组项目。图形旁边的数据代表项目的编号。图形上方的文本代表剔除一位专家得到的项目排名对应的编号,即空心和实心圆形对应的项目编号。图形下方的文本代表未剔除一位专家得到的项目排名对应的编号。

号,即空心和实心三角形对应的项目编号。

通过观察图4可以发现,虽然剔除一位专家与否不会对所有项目的分数分布产生明显影响,但是却会影响一些项目的排名情况。本文将剔除与不剔除一位专家评分对项目排名的影响分为3种情况。情况1:对于所有专家都认可的优秀项目,如18、1、2号项目,剔除与不剔除不会影响项目的排名。情况2:对于个别专家对质量存在微小争议的项目,如19、3号项目,剔除与不剔除会影响项目前后的排名顺序。前两种情况都不能体现出剔除一位专家的必要性。但是对于第3种情况,如因为专家的专业背景与项目知识不同导致的差异、有专家恶意打低分、因私人关系打高分等情况,剔除一位专家能有效避免这些情况所引发的不公平现象,如6号项目。这与现实生活中大型体育赛事评分中需要去掉一个最高分、去掉一个最低分的目的一致。因此,剔除一位专家的打分具有合理性。而且,剔除一位专家有利于排除因专家个人偏好不同和恶意打分为行为所引发的不公平现象。

5 总结

针对平行分组评价中由于专家对打分标准的理解和评价标准不同产生的异构数据,本文提出了一种基于反复改进原理的稳定评估模型。首先,对打分专家的偏差进行计算,从而剔除一位专家的打分。然后,利用 Min-Max 归一化,消除组间差异。通过反复改进原理,计算出同一组内专家稳定的权重值,以消除组内各位专家的差异。通过不同维度的充分实验,实验结果验证了本文提出的稳定评估模型的有效性,并且证实了本文提出的稳定评估模型有利于消除平行分组评价中的不公平现象。

References:

- [1] Peng Ding-hong, Huang Zi-hang, Peng Bo. User demand-oriented product design quality evaluation model [J]. Journal of Chinese Computer Systems 2021 42(1): 218-224.
- [2] Shi Ding-yuan, Wang Yan-sheng, Zheng Peng-fei, et al. Cross-silo federated learning-to-rank [J]. Journal of Software, 2020 31(3): 695-709.
- [3] Yang Hong-guo, Shen De-rong, Kou Yue, et al. Full probability Markov ranking algorithm for the merging of multiple lists [J]. Journal of Chinese Computer Systems 2016 37(3): 401-405.
- [4] Sun Chen-chen, Shen De-rong, Li Yu-chun, et al. Research on record pair ranking for entity resolution with time constraint [J]. Journal of Software 2020 31(3): 695-709.
- [5] Sun Xiao-yi, Liu Hua-feng, Jing Li-ping, et al. Deep generative recommendation based on list-wise ranking [J]. Journal of Computer Research and Development 2020 57(8): 1697-1706.
- [6] Xu Yu-long, Sun Xiao-jing, Cao Li, et al. Multi-objective evolutionary based on matrix-coding to solve interview grouping problem [J]. Computer Engineering and Applications 2017 53(16): 249-257.
- [7] Chen Chu-jie, Lv Jian-ming, Shen Hua-wei. Fine-grained interview evaluation method based on keyword attention [J/OL]. Journal of Computer Research and Development, doi: 10.7544/j.issn1000-1239.2021.20200636.
- [8] Nørskov Sladjana, Damholdt Malene F., Ulhøi John P, et al. Applicant fairness perceptions of a robot-mediated job interview: a video

- vignette-based experimental survey [J]. *Frontiers in Robotics and AI* 2020 ,doi: 10.3389/frobt.2020.586263.
- [9] Liu Cun-tao ,Zhao Wen-dong ,Yang Hua. Structured description model of heterogeneous information based on concept-logic tree [J]. *Communications Technology* 2019 52(11) : 2725-2733.
- [10] He Zhuo-heng ,Liu Zhi-yong ,Li Lu ,et al. Comparative study of XML parsing methods in heterogeneous text data conversion [J]. *Computer Engineering* 2020 46(7) : 286-293 + 299.
- [11] Brin S ,Page L. The anatomy of a large-scale hypertextual web search engine [J]. *Computer Networks and ISDN Systems* ,1998 , 30(1) : 107-117.
- [12] Wang Bin ,Wang Ya-yun ,Sheng Jin-fang ,et al. Identifying influential nodes of complex networks based on trust-value [J]. *Journal of Chinese Computer Systems* 2019 40(11) : 2337-2342.
- [13] Haveliwala Taher. Topic-sensitive PageRank: a context-sensitive ranking algorithm for web search [J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* 2003 15(4) : 784-796.
- [14] Li Chong ,Wang Yu-chen ,Du Wei-jing ,et al. Improved PageRank-based talent mining algorithm based on web of science [J]. *Journal of Computer Applications* 2021 41(5) : 1356-1360.
- [15] Kleinberg J M. Authoritative sources in a hyperlinked environment [J]. *Journal of ACM* ,1999 46(5) : 604-632.
- [16] Giannoulakis Stamatios ,Tsapatsoulis Nicolas. Filtering instagram hashtags through crowd tagging and the HITS algorithm [J]. *IEEE Transactions on Computational Social Systems* 2019 6(3) : 592-603.

附中文参考文献:

- [1] 彭定洪,黄子航,彭 勃. 用户需求导向的产品设计方案质量评价模型[J]. *小型微型计算机系统* 2021 42(1) : 218-224.
- [2] 史鼎元,王晏晨,郑鹏飞,等. 面向企业数据孤岛的联邦排序学习[J]. *软件学报* 2021 32(3) : 669-688.
- [3] 杨红果,申德荣,寇 月,等. 用于多列表合并的全概率马尔科夫排名算法[J]. *小型微型计算机系统* 2016 37(3) : 401-405.
- [4] 孙琛琛,申德荣,李玉坤,等. 时间约束的实体解析中记录对排序研究[J]. *软件学报* 2020 31(3) : 695-709.
- [5] 孙肖依,刘华锋,景丽萍,等. 基于列表级排序的深度生成推荐方法[J]. *计算机研究与发展* 2020 57(8) : 1697-1706.
- [6] 许玉龙,孙晓静,曹 莉,等. 基于矩阵编码的多目标进化求解面时分组问题[J]. *计算机工程与应用* 2017 53(16) : 249-257.
- [7] 陈楚杰,吕建明,沈华伟. 基于关键词注意力的细粒度面试评价方法[J/OL]. *计算机研究与发展* ,doi: 10.7544/issn1000-1239.2021.20200636.
- [9] 刘存涛,赵文栋,杨 华. 一种基于概念逻辑树的异构信息结构化描述模型[J]. *通信技术* 2019 52(11) : 2725-2733.
- [10] 何卓衍,刘志勇,李 璐,等. 异构文本数据转换中XML解析方法对比研究[J]. *计算机工程* 2020 46(7) : 286-293 + 299.
- [12] 王 斌,王亚云,盛津芳,等. 基于节点信任度的复杂网络关键节点识别[J]. *小型微型计算机系统* 2019 40(11) : 2337-2342.
- [14] 李 翀,王宇宸,杜伟静,等. 基于 Web of Science 的PageRank 人才挖掘算法[J]. *计算机应用* 2021 41(5) : 1356-1360.