

基于个性化排名算法的高考志愿可视推荐研究

李俊锟¹, 李学俊¹, 王桂娟¹, 陈华容¹, 周颖鑫¹, 吴亚东²

(1. 西南科技大学 计算机科学与技术学院, 四川 绵阳 621000;

2. 四川轻化工大学 计算机科学与工程学院, 四川 自贡 643000)

摘要: 高考志愿填报对考生个人发展至关重要, 如何有效提升高校志愿填报效率是考生关注的重要问题。针对这一问题, 该文提出了一种基于交互式排名算法的高考志愿个性化可视推荐方法。首先, 设计了一种个性化志愿推荐算法 (NCEF-Rank), 通过多目标决策方法量化考生对不同属性特征的偏好, 并将其加权至高校多维属性特征中, 从而构建新的高校偏好对关系。然后, 利用排名支持向量机 (Ranking Support Vector Machine, RankSVM) 算法模型推荐出个性化的志愿排名列表。其次, 采用多视图协调可视化技术, 设计了一套交互式的高考志愿推荐可视分析框架。该框架支持用户交互式挖掘志愿的多维属性特征, 建立个性化的决策路径, 并展示多维属性的排名规则, 从而帮助用户高效地从众多的可选志愿中挑选出符合自身个性化需求的高校和专业。最后, 通过性能评估和案例分析, 验证了算法和框架的有效性。

关键词: 高校数据可视化; 多维度可视分析; 交互式排名; 个性化推荐

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2025)01-0200-08

doi: 10.20165/j.cnki.ISSN1673-629X.2024.0285

Research on Visual Recommendation of Novel College Entrance Filling Recommendation Based on Interactive Ranking Algorithm

LI Jun-kun¹, LI Xue-jun¹, WANG Gui-juan¹, CHEN Hua-rong¹,
ZHOU Ying-xin¹, WU Ya-dong²

(1. School of Computer Science and Technology, Southwest University of Science and Technology,

Mianyang 621000, China;

2. School of Computer Science and Engineering, Sichuan University of Science and Engineering, Zigong 643000, China)

Abstract: College entrance examination voluntary reporting is crucial for candidates' personal development. Improving the efficiency of this process is a significant concern for candidates. To address this, we propose a personalized visual recommendation method for college entrance examination volunteers based on an interactive ranking algorithm. Firstly, a personalized volunteer recommendation algorithm (NCEF-Rank) is designed. It uses a multi-objective decision-making method to quantify candidates' preferences for different attributes, integrating them into a new partial order pair relationship of universities. Then, the Ranking Support Vector Machine (RankSVM) is then used to recommend a personalized volunteer ranking list. Secondly, multi-view coordination visualization technology is employed to design an interactive visual analysis framework for college entrance examination voluntary recommendations. This framework allows users to interactively explore multidimensional attribute features, establish personalized decision-making paths, and display ranking rules, aiding users in efficiently selecting universities and majors that meet their needs. Finally, the effectiveness of the proposed algorithm and framework is validated through performance evaluations and case analyses.

Key words: university data visualization; multidimensional visual analysis; interactive ranking; personalized recommendations

0 引言

高考志愿填报对个人发展至关重要^[1], 缺少合适的工具和正确的填报方法, 考生容易因盲目填报导致无法被心仪大学录取, 甚至全志愿滑档^[2]。商业网站

方面, 当前主流的高考志愿填报网站, 例如掌上高考 (<https://www.gaokao.cn/>)、阳光高考 (<https://gaokao.chsi.com.cn/>), 考生需要从多个复杂页面中浏览关键的信息。学术研究方面, 现有的志愿添加推

收稿日期: 2024-06-17

修回日期: 2024-10-18

基金项目: 四川省科技计划项目 (2023YFG0307)

作者简介: 李俊锟 (1999-), 男, 硕士研究生, 研究方向为可视推荐; 李学俊 (1975-), 男, 副教授, 硕导, 博士, 研究方向为数据可视化与人机交互; 通信作者: 王桂娟 (1981-), 女, 讲师, 博士, 研究方向为自动可视化。

择的优势进行深入研究。在此基础之上总结4个设计需求。

R1:增量学习。大多数考生对本省内高校的了解有限,对外省高校的了解更是少之又少。因此,该框架应该让用户逐步了解自己择校的过程。

R2:在有效时间段内对所有高校进行探索分析。考生成绩需要高于一个学校的调档线才有机会被选择高校录取,选取近三年的高校数据,对高校的录取情况进行深入研究。

R3:探索高校多维属性特征的分布情况。不同高校包含不同多维属性特征,理解各个属性特征的含义和内在联系,对择校的过程进行深入研究。

R4:个性化择校。根据考生对多维属性及特征的偏好程度来挑选满足个人需求的高校。

2.3 设计目标

根据总结的设计需求,该文提出以下5点来满足可视分析框架的设计目标。

G1:可视化高校信息、高校地理分布信息、高校专业信息等并支持用户基础信息录入,支持用户对不同信息的可视化分析,逐步筛选高校(R1)。

G2:可视化近三年高校数据。通过对比考生成绩和高校调档线,提供高校录取的风险评估(R2)。

G3:可视化高校多维属性及特征。展示所有高校的多维属性的分布情况,以及属性特征的细节信息,让用户直观理解属性及特征的分布特点(R3)。

G4:可视化高校筛选过程中个人对多维属性及特征的偏好。支持用户调整选择的多维属性以及属性特征的优先级关系,实时调整个人偏好(R4)。

G5:可视化不同偏好下的高校排名。支持用户根据个人偏好组合属性,自定义排名策略,根据不同策略下排名变化得到最终筛选结果(R3,R4)。

2.4 总体设计流程

根据设计要求,该文构建了一套交互式志愿推荐框架。该框架旨在分析高校多维度数据,并为高考毕业生提供个性化建议,其中,预处理模块旨在分析大量文本信息,从中过滤出高校相关的有效信息,并在这些有效信息中挖掘多维属性,提取高校多维属性特征(G1,G2,G3)。个性化推荐算法模块旨在接收隐式数据信息以及实时交互的数据信息(G4),建模不同类型的用户行为,提高框架的个性化推荐能力。可视化模块通过多视图协同交互展示多维数据信息以及志愿筛选结果(G5)。

3 个性化志愿推荐算法

针对传统高考志愿推荐算法个性化程度较低的问题,该文提出一种量化不同类型用户行为的推荐算法

模型,通过改进 RankSVM 算法来优化面向高校多维属性的推荐方法。

3.1 用户隐式反馈行为量化

高校本身的多维属性信息在用户筛选的过程中产生的交互行为作为隐式反馈行为,为了合理地量化该类型行为来表达用户对多维属性的偏好,该文将高校排名看作是数据点对的差分向量($d_i - d_j$, d_i 和 d_j 是一组有限的成对的数据点)。假定一个偏序对关系(d_i, d_j)代表排名中相邻的两个高校,如果 d_i 的排名得分高于 d_j , $d_i - d_j = 1$;否则 $d_i - d_j = -1$,偏序对差值作为标签提示 d_i 相比 d_j 哪一个更好,据此构建用于输入的带标签的训练样本(x_i, y_i),其中 x_i 是特征向量, y_j 是相关性标签。该文的目标是学习一个线性模型(公式1)来判断相关性。

$$f(x) = \mathbf{w}^T * \mathbf{x} + b \quad (1)$$

其中, \mathbf{w}^T 是权重向量, \mathbf{x} 是输入特征向量, b 是偏置项。求解目标函数(公式2和公式3):

$$\min\left(\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + L\right) \quad (2)$$

$$L = C \sum_{i=1}^N \sum_{j \neq i}^N \max(0, 1 - (f(x_i) - f(x_j))) \quad (3)$$

其中, $\|\mathbf{w}\|$ 表示权重向量 w 的范数, C 是正则化系数,来推导目标的特征权重 RW_i 。因此,用户交互行为总是可以产生一组属性特征权重,作为影响高校排名的因素,该文将这种由算法推导出的权重信息作为隐式反馈的用户行为量化。

3.2 用户显示反馈行为量化

用户的主动交互行为能够直接说明用户感兴趣的内容,该文使用特定的多目标决策方案,通过将层次分析法和排名相结合,支持用户主动调整排名来表明其对高校多维属性特征的偏好程度,根据排名的优先级

关系来创建判断矩阵 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{1,1} & \cdots & a_{1,k} \\ \vdots & a_{i,j} & \vdots \\ a_{k,1} & \cdots & a_{k,k} \end{bmatrix}$,其中 k 表

示维度的大小,即高校属性特征的数量, $a_{i,j}$ 表示第 i 特征相对第 j 个特征的重要程度,最终的特征权重计算公式为:

$$A_{w_i} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \frac{a_{ij}}{\sum_{k=1}^n a_{kj}}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

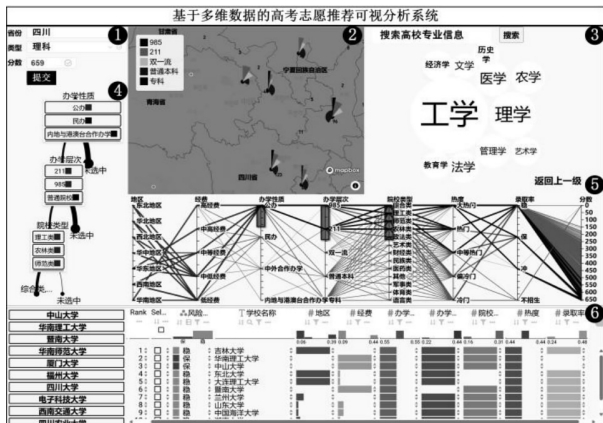
其中, a_{ij} 是矩阵中的一个元素, a_{kj} 表示在配对比较矩阵中第 k 行第 j 列的元素。用户每次调整属性特征排名时都会改变其权重,该文将用户主动行为生成的权重信息作为显式反馈的用户行为量化。

最终结合隐式反馈数据,对高校多维属性进行加权求和,重新构建具有用户偏好的新偏序对关系,然后

通过 RankSVM 算法模型进行训练,得到个性化志愿推荐排名列表。

4 交互式排名可视化设计

根据以上分析任务,该文提出了面向高校多维属性的交互式排名可视化分析框架,通过多个视图可视化高校的多维属性及特征,同时利用不同视图之间的联动交互进行多维数据分析和个性化推荐,可视化整体设计如图 2 所示。

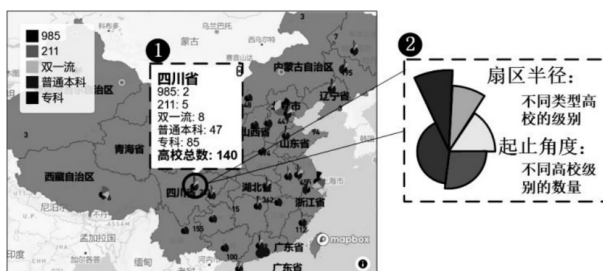


(1)用户基础信息;(2)高校地理分布视图;(3)高校专业层次气泡视图;(4)层次节点路径视图;(5)高校多维属性概览视图;(6)交互排名视图

图 2 可视化界面

4.1 高校地理分布视图

为深入分析高校的地理分布以及高校级别的分类情况,该文设计并实现了一个高校地理分布视图,其集成了两种信息表现形式:一是精细到地理坐标的全国高校位置分布图(图 3),二是展示高校级别分类统计(图 3(1))的玫瑰图(图 3(2))和精细到地理坐标的全国高校分布图。高校地理分布视图通过地图上的点表示各个高校的精确位置,为研究高校布局提供了直观的地理视角。玫瑰图则以扇形图表的形式细分显示各个级别的高校所占的比例,每个扇区的大小和颜色根据高校的类型和等级差异而变化,从而使用户能够快速了解不同类型和级别的高校数量,通过编码不同扇区的半径、弧长和颜色为用户呈现一个立体化、层次分明的高校分布。



(1)省高校级别分类统计;(2)高校级别分类玫瑰图

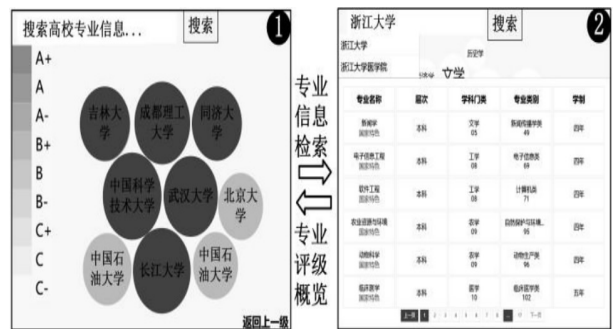
图 3 高校地理分布视图

4.2 高校多维属性平行坐标轴

在高校筛选过程中,考生会受到个人择校经验、兴趣爱好以及未来规划的影响,会拥有独特的择校逻辑,特别关注不同的高校多维属性。该文开展对高校的多维数据信息分析,并通过平行坐标轴将高校的关键属性特征进行了直观的展示。通过平行坐标轴描述高校多维属性之间关系,如图 2(5)所示,它表示了包括院校等级、学院类型、办学性质、地理位置等多个维度。为了个性化分析和满足考生的具体偏好,用户可以通过与平行坐标轴之间的交互,筛选出符合他们偏好的多维属性及特征。

4.3 高校专业层次气泡图

为提供一个全面的视图,展示高校专业的深层结构,该文设计了一个高校专业层次气泡图。该图涵盖了专业信息的三个层次:专业大类、专业门类以及一级学科,如图 4 所示。在气泡图中,每一个气泡代表一个特定的专业,气泡的大小和颜色与该专业学科评级相对应,用户能够直观地了解到哪些专业是当前教育市场上关注的热点。此外,气泡图允许用户根据感兴趣的学科分类进行横向对比,点击不同的层次气泡,可以展开进一步的细节信息。最后,提供了一个检索框,用于查看全国高校开设的所有专业信息及学科代码,供用户填写志愿,用户在洞察各个专业和学科特点的同时,还能对高校专业结构进行清晰的分析和评估。



(1)为具体学科分类下的高校学科评估等级;(2)为具体高校开设的专业信息

图 4 高校专业层次气泡图

4.4 高校交互排名视图

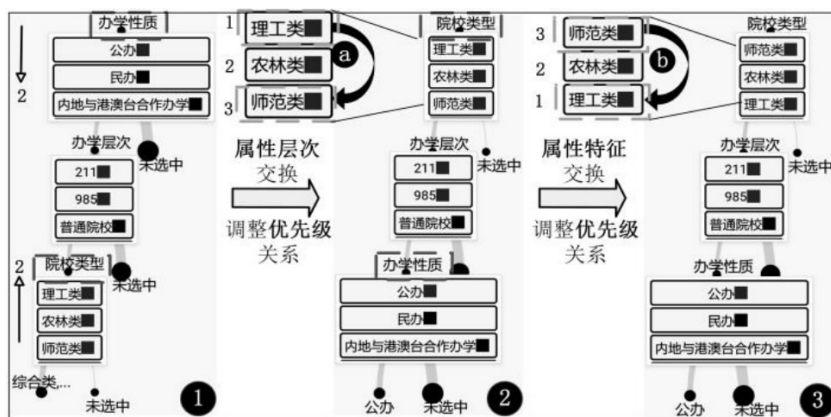
为让用户能够根据个人偏好和需求自定义设计多维属性的排名规则,受 Gratzl 等人^[13]提出的 LineUp 工具的启发,该文设计并实现了一个交互式高校排名视图。用户在进行初步筛选后,筛选出的高校将按照考生个性化需求呈现在交互式排名视图中(图 2(6))。为突出高考分数对最终选择高校的结果影响,通过颜色编码冲、稳、保三个属性值,代表考生分数与目标院校最低分数线之间的差值,三个属性的差值区间分别为 $[0,10]$ 、 $[10,20]$ 、20 以上。视图上部展示关键的高校属性信息,包括地区、经费、办学性质等属性

信息,属性名称下方还呈现了有关各个高校的该属性值的分布情况。同时,每个属性下方的柱状图长度和该属性值相对应,以使用户可以直观区分各个高校的特点。通过高校交互排名视图,用户可以自定义排名的权重和规则,动态观察和分析这些变化对高校排名带来的影响。

4.5 高校交互式层次节点路径图

在高校筛选过程中,不同的考生会关注不同的高校多维属性特征。为支持考生回溯和检验整个筛选的过程,该文设计层次路径结构可视化考生筛选高校的逻辑。层次节点路径由父子节点和连接父子节点的边两部分组成。节点展示用户在此层挑选中的多维属性

和此节点包含的高校数量。边展示此节点是否为用户所选属性的子节点,如果是,那么它与父节点之间的边还会展示该节点对应属性的框选范围。节点半径与此节点包含的高校数量成正比,边的宽度同样与其连接的子节点包含的高校数量成正比。用户在多维属性概览视图中确定筛选规则时,会同时生成与之对应的路径,用户通过调整不同层级多维属性节点的层次结构(图 5(1-2)),以及交换筛选的属性特征的排名顺序来表达自己对高校多维属性的偏好程度(图 5(2-3))。该视图旨在促进用户以交互方式构建其择校策略的逻辑结构。



(1)-(2)多维属性层次优先级关系调整,以及(2)-(3)多维属性特征优先级排名顺序调整。(a)以及(b)分别显示出属性特征的排名列表

图 5 个人偏好调整过程

5 评估

本节通过性能评估和案例分析来证明模型和框架的有效性。首先,采用区间采样法模拟用户与多维属性交互行为的方式来构建本次实验数据,以评估算法的性能;然后,通过两个案例来评估系统。

5.1 性能评估

5.1.1 实验数据与评估指标

本次实验数据使用软科中国大学排名数据(<https://www.shanghairanking.cn/rankings>),高校的排名受办学层次、学科水平、办学资源等 10 个多维属性值的评分影响。由于缺乏用户与高校多维属性的交互数据,该文将 2024 年软科中国大学排名和多维属性评分作为本次实验数据,采用模拟考生与多维属性交互的方法进行实验,具体设置如下。

在整理数据集时发现只有排名前一百的高校包含多维属性评分,且排名前一百的高校级别绝大多数为 985 和 211,其他级别的高校数量极少,故此只模拟用户与高校级别为 985 和 211 的多维属性交互。该文采用区间采样法分别模拟用户与不同数量多维属性的交互,属性数量区间[2,6],用户行为反馈数据如表 1 所

示,其中行为类型为 0 代表用户对属性的排名保持不变,-1 和+1 代表两个属性之间进行交换,-1 表示属性排名下降,+1 反之。

表 1 用户行为反馈数据集

用户	属性	行为类型
0	0	-1
0	1	+1
1	0	0
...

交互行为描述:用户在每种属性数量下随机选择不同维度属性交互 3 次,交互行为设置两项限制。(1)由于+1 和-1 两种行为表示用户交换两个不同属性的排名,因此,随机交互的过程保证两种行为成对存在。(2)排名第一属性交互行为不能设置为+1,其排名不可能再上升,排名最后的属性交互行不能设置为-1,其排名不可能再下降。

以上设置确保模拟用户行为的有效性,共产生 30 组交互文件,共 1 230 个推荐高校。计算每次交互后的归一化折损累计增益(Normalized Discounted Cumulative Gain, NDCG)(公式 5)和准确率

(Accuracy, ACC) (公式 6), 然后计算每次交互后 NDCG 和 ACC 的平均值, 作为最终的评估结果。

$$NDCG@n = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{\log_2(\text{Rank}_i + 1)} \quad (5)$$

$$\text{Accuracy}@n = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (6)$$

5.1.2 用户行为权重分布

用户行为会影响多维属性值, 导致目标排名改变, 因此, 本次实验将用户的三种类型交互行为进行量化, 采用客观赋权法中的熵权法, 并引入主观调整因子 α 对行为进行赋权。

该文将三种行为的数量转换为概率分布。假设总共有 N 个行为, 其中行为 0, -1, +1 的数量分别为 n_0, n_{-1}, n_{+1} , 然后,

(1) 计算每种行为的概率:

$$p_i = \frac{n_i}{N} \quad (7)$$

(2) 计算第 j 种行为的信息熵:

$$E_j = - \sum_{i=0}^{n-1} p_{ij} \ln(p_{ij}) \quad (8)$$

(3) 计算第 j 种行为权重:

$$w_j = \frac{1 - E_j}{\sum_{j=0}^3 (1 - E_j)} \quad (9)$$

为考虑主观因素对用户行为的影响, 该文在主观上认为用户调整属性排名上升是正反馈行为, 下降反之, 由于交换行为产生属性排名上升或下降的行为具有对称性, 因此设置正反馈行为主观因子 α 为 +1, 负反馈行为 α 为 -1。其次, 用户调整属性排名的行为比对属性排名调整不变的行为更能表达用户偏好, 因此设置排名调整保持不变的行为主观因子 α 为 0.5。最后对结果进行赋权 $w_j = \alpha w_j$, 行为量化的结果如表 2 所示, 其中 0 代表用户对属性排名调整不变, +1 代表调整属性排名上升, -1 反之。

表 2 用户反馈行为量化结果

权重	行为	值
w_j	0	0.228
	-1	-0.271
	+1	0.271

5.1.3 实验参数设置

本次实验参数: 正则化参数 C 、优化问题参数 Dual、损失函数类型 Loss、最大迭代次数 Max_iter, 根据网格搜索找到最优参数集合 (C : 10, Dual: False, Loss: 'Squared hinge', Max_iter: 1000)。

5.1.4 实验设计

为验证提出的个性化志愿推荐算法的有效性, 与以下算法进行比较:

OCLPR^[17]: 提出线上百分位线性回归模型, 构建线上百分位解决多因素对线性回归模型的影响, 将多维属性作为多因素进行训练。

MFLSTM^[18]: 基于 LSTM 和多特征权重, 对多特征权重和录取概率排序。该文将多维属性作为多特征, 利用 LSTM 进行训练。

RankSVM^[19]: 将交互行为转换为排名, 使用 RankSVM 推导属性权重, 计算目标排名。

HHRA^[20]: 通过构建用户特征矩阵, 考虑到考生特征属性的重要程度不同, 采用改进的皮尔逊相关系数进行相似度计算, 该文根据高校属性评分构建特征矩阵进行训练。

LR^[21]: 基于逻辑回归 (Logistic Regression, LR) 的文献推荐系统, 采用逻辑回归模型作为排序模型, 对文献进行打分推荐。基于高校的特征和评分来构建模型, 通过 LR 算法模型进行训练。

5.1.5 实验结果与分析

本次实验结合案例分析, 根据推荐场景中填报志愿的个数设置指标 n 值, 对比实验结果如表 3 所示。

在志愿填报个数为 10 的推荐场景中, 准确率, 文中算法相对于 HHRA 提升了 33.33%, 相对于 MFLSTM 提升了 9.14%, 相对于 LR 提升了 7.10%, 说明文中算法预测结果具有更高的准确性, 能够更有效地预测用户的实际选择; NDCG, 文中算法相对于 HHRA 提升了 3.28%, 相对于 MFLSTM 提升了 5.59%, 相对于 LR 提升了 2.86%, 说明文中算法不仅能够提供更准确的预测结果, 还能够更好地对这些预测结果进行排名, 使得推荐结果更接近理想状态。

表 3 各算法性能指标对比结果

算法	NDCG@9	NDCG@10	ACC@9	ACC@10
OCLPR	0.706	0.700	0.726	0.713
RankSVM	0.747	0.730	0.756	0.707
MFLSTM	0.717	0.715	0.748	0.733
HHRA	0.735	0.731	0.607	0.600
LR	0.748	0.734	0.770	0.747
NCEF-Rank	0.770	0.755	0.852	0.800

MFLSTM 和 HHRA 考虑了项目的多维属性, 但对其组合的优先级关系考虑不够精细; LR 虽然考虑了用户行为量化对多维属性的影响, 但对用户交互行为的多样性考虑不足。相比之下, 文中算法在综合考虑多维特征和用户行为的基础上, 进一步细化了属性组合的优先级处理以及用户交互行为的多样性, 从而在准确率和推荐排名上取得了显著提升。

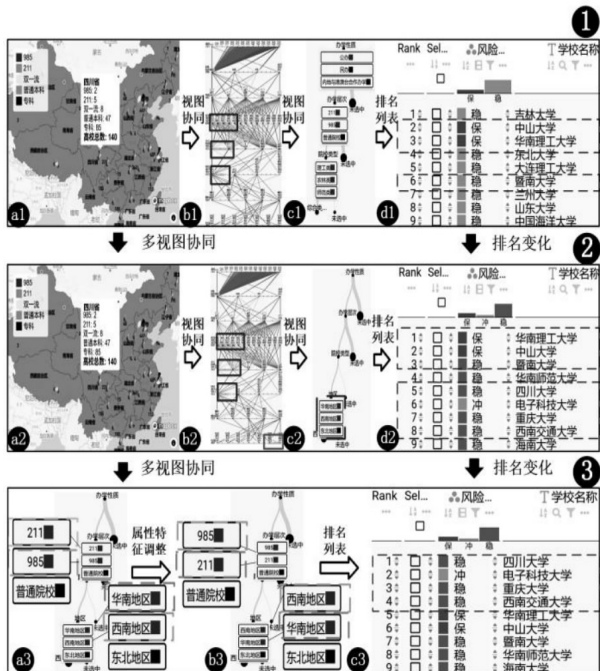
5.2 案例分析

两个案例通过分析不同地区和学科类型的两个考

生如何使用系统满足自身个性化志愿填报的过程来证明系统的有效性。

5.2.1 案例一

小明是四川地区的理科考生,希望使用该系统来探究自己的分数如何在 9 个平行志愿中匹配合适的高校。小明首先录入了自己的高考成绩、所在地区和学科类型,系统依此初筛出符合其分数预期的所有高校。小明的高考分数为 659 分,他特别关注院校级别和地理位置这两个多维属性特征。为了选择满意的高校,小明首先在层次节点路径图中选择了“院校级别”和“地区”这两个属性。根据优先级关系,小明选择多个多维属性特征,该属性特征在层次节点路径图中展示,如图 6(1-b1、c1)所示,小明的分数较高,且只想考虑家乡附近地区的高校,通过图 6(2-b2、c2)筛选地区属性,然后观察全国高校的地理分布情况(图 6(2-a2)),查看自己偏好高校所在地区。但是,小明还是更偏向西南地区的城市,在层次节点路径图中调整地区属性特征的排名,选择将西南地区排名上升一位,推荐的结果如图 6(3-c3)所示。推荐结果显示四川大学等西南地区的高校排名提升明显,其风险类型也能保证小明在满足自身个性化志愿填报的前提下不会滑档。



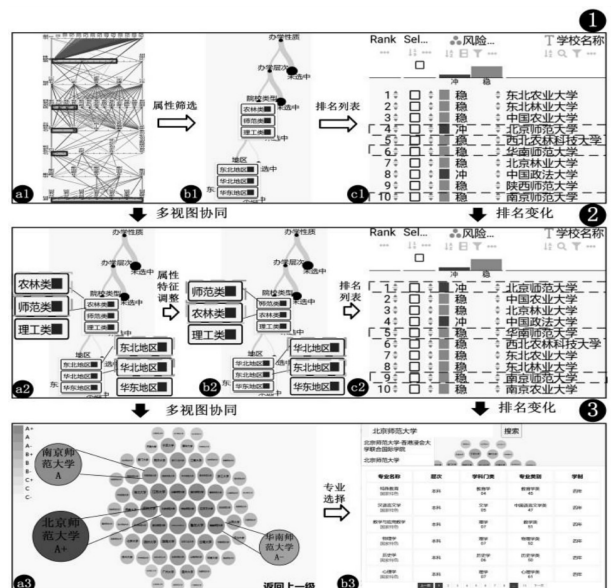
(1)用户初次筛选过程;(2)用户根据偏好进行二次筛选;(3)用户属性特征调整

图 6 用户案例一

5.2.2 案例二

小红是山东地区的文科考生,励志成为教师职业中的一员,希望使用该系统完成志愿填报。小红的高考分数为 638 分,在系统录入成绩相关信息后,她筛选

出了自己感兴趣的 5 个偏好属性(图 7(1-a1)),以此构建自己对属性的偏好逻辑并产生一组推荐排名列表(图 7(1-b1、c1))。根据自身对未来的职业规划,她通过图 7(2-a2)调整院校类型的排名,将师范类提升一位排名,然后,她通过图 7(2-b2)调整全国范围内不同地区排名的优先级关系,相对于自己家乡所在地区,她更喜欢华北地区的教育,将华北地区的排名调整至东北地区的前一位。最终根据两次属性特征的优先级关系调整来获取最终的志愿推荐列表,最后通过观察全国高校对教育学专业的评级(图 7(3-a3)),她找到了推荐列表中自己期望的高校,最后通过图 7(3-b3)检索出和教师职业相关的专业信息,进而完成志愿填报。



(1)用户初次筛选过程;(2)用户调整属性特征优先级;(3)用户查询高校专业评级和开设专业信息

图 7 用户案例二

6 结束语

针对高考毕业生个性化志愿填报的需求,首先提出了一种交互式的个性化志愿推荐模型,为考生推荐出个性化志愿排名列表。然后,设计了一个面向高校多维数据的个性化可视推荐框架,支持用户调整偏好权重,满足个性化需求。最后,通过模拟用户行为和区间采样方法构建测试数据集,结合性能指标和对比分析证明算法的优越性,并通过两个案例展示推荐系统在不同地区和学科类型下的有效性和可行性。该文综合考虑了志愿填报相关的高校、专业和城市多维属性及特征,用户可根据自身需求获取志愿推荐,未来计划加入就业等更多与高校相关的多维属性,以及扩展数据周期范围,通过对比分析高校的发展趋势,挖掘高校的发展潜力。

参考文献:

- [1] 刘晨敏,陈澄. 学生高考志愿选择影响因素研究[J]. 成才,2023(19):87-89.
- [2] 杨秀芹,吕开月. 社会分层的代际传递:家庭资本对高考志愿填报的影响[J]. 中国教育学刊,2019(6):24-29.
- [3] 杨博凯,李晓瑜,黄一鸣,等. 基于遗传算法的高考志愿填报排序问题的研究[J]. 计算机科学,2016,43(S1):390-394.
- [4] 李明明. 从山东高考志愿填报看学生生涯规划选择路径[J]. 现代职业教育,2022(15):166-168.
- [5] 李佩,张红. 基于关联规则的在线高考报名咨询个性化推荐系统[J]. 计算机时代,2019(12):61-63.
- [6] 刘华强,刘建华. 新高考改革背景下考生择校行为可视化分析——以M大学为例[J]. 教育教学论坛,2022(9):49-52.
- [7] 孙浩然,武雪明,吉雪芸. 高考志愿智能推荐系统的设计与实现[J]. 电脑知识与技术,2023,19(9):41-45.
- [8] 叶孟财. 基于机器学习的高考志愿推荐系统设计[J]. 科技创新与应用,2024,14(9):118-121.
- [9] 曹超. 高考志愿填报指导可视化设计及其体验研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2016.
- [10] 王渚,杨耀,符致翔. Python在高考数据可视化分析中的应用[J]. 电脑知识与技术,2022,18(33):93-96.
- [11] 卜明伟,朱正平,罗政,等. 基于WebGIS的高校志愿填报智能推荐系统设计与实现[J]. 电脑知识与技术,2020,16(1):79-82.
- [12] CARENINI G,LOYD J. Valuecharts:analyzing linear models expressing preferences and evaluations[C]//Proceedings of the working conference on advanced visual interfaces (AVI'04). Gallipoli:ACM,2004:150-157.
- [13] GRATZL S,LEX A,GEHLENBORG N,et al. Lineup:visual analysis of multi-attribute rankings[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics,2013,19(12):2277-2286.
- [14] WALL E,DAS S,CHAWLA R,et al. Podium:ranking data using mixed-initiative visual analytic[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics,2017,24(1):288-297.
- [15] SHRESTHA H,CACHEL K,ALKHATHLAN M,et al. Fair-Fuse:interactive visual support for fair consensus ranking[C]//2022 IEEE visualization and visual analytics (VIS). Oklahoma City:IEEE,2022:65-69.
- [16] NETO M P,PAULOVICH F V. Multivariate data explanation by jumping emerging patterns visualization[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics,2022,30(2):1549-1563.
- [17] 边帅. 线上百分位回归模型在高校录取分数预测工程中的应用[D]. 唐山:华北理工大学,2020.
- [18] 王柏琦. 基于多特征权重的新高考志愿填报系统的设计与实现[D]. 沈阳:中国科学院大学(中国科学院沈阳计算技术研究所),2022.
- [19] LIU Q,REN Y,ZHU Z,et al. RankAxis:towards a systematic combination of projection and ranking in multi-attribute data exploration[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics,2022,29(1):701-711.
- [20] 温创新,黄桂萍,胡舟. 新高考志愿填报推荐系统的HHRA算法研究[J]. 现代计算机,2024,30(5):50-55.
- [21] 张良,江程,肖银涛,等. 基于逻辑回归的文献推荐系统的排序方法[J]. 中阿科技论坛:中英文,2024(6):87-91.