

doi: 10.7690/bgzd.2025.09.012

基于知识图谱嵌入的音乐主题推荐算法优化算法

刘灵凡

(武汉设计工程学院成龙影视传媒学院, 武汉 430205)

摘要: 针对音乐推荐领域面临的多源异构数据整合困难、语义关联挖掘不充分以及个性化推荐精度不足等问题, 提出一种融合知识图谱与深度学习的推荐算法。通过动态爬虫技术和 UIE 智能抽取框架构建多维度音乐数据体系, 采用“语义计算+词形匹配”的双重融合策略实现知识图谱的精准构建。引入 TransR 模型进行知识图谱的深度语义嵌入, 并结合用户历史行为特征构建“内容-行为”双通道推荐模型。实验结果表明: 该算法在推荐准确性、排序合理性和用户满意度等关键指标上均显著优于现有推荐算法, 研究成果不仅为音乐推荐提供了新的技术路径, 而且验证了知识图谱在提升推荐系统可解释性方面的独特作用。

关键词: 爬虫技术; 自回归算法; 知识融合算法; TransR 算法; 音乐主题评价矩阵

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Optimization of Music Theme Recommendation Algorithm Based on Knowledge Graph Embedding

Liu Lingfan

(Jack Chen Movie and Media College, Wuhan Institute of Design and Science, Wuhan 430205, China)

Abstract: In order to solve the problems in the field of music recommendation, such as the difficulty of multi-source heterogeneous data integration, insufficient semantic association mining and insufficient accuracy of personalized recommendation, a recommendation algorithm based on knowledge mapping and deep learning is proposed. Through dynamic crawler technology and UIE intelligent extraction framework, a multi-dimensional music data system is constructed, and the precise construction of knowledge map is realized by using the dual integration strategy of "semantic computing + word form matching". The TransR model is introduced to embed the deep semantics of knowledge map, and the "content-behavior" dual-channel recommendation model is constructed based on the user's historical behavior characteristics. The experimental results show that the proposed algorithm is significantly superior to the existing recommendation algorithms in the key indicators of recommendation accuracy, ranking rationality and user satisfaction, and the research results not only provide a new technical path for music recommendation, but also verify the unique role of knowledge mapping in improving the interpretability of recommendation systems.

Keywords: crawler technology; autoregressive algorithm; knowledge fusion algorithm; TransR algorithm; music theme evaluation matrix

0 引言

随着人工智能、大数据分析技术^[1]、互联网技术的飞速发展, 音乐平台成为互联网用户获取和享受海量音乐资源的重要渠道, 并逐渐成为人们日常生活中不可或缺的一部分。用户在享受丰富音乐资源选择的同时, 也面临着“信息过载”的挑战, 如何从海量的音乐资源中为用户精准推荐符合其喜好的音乐, 成为一个亟待解决的问题。音乐推荐算法作为解决这一问题的关键技术, 其重要性不言而喻。现有的音乐推荐算法在应对用户个性化需求、提高推荐质量等方面仍存在诸多挑战; 因此, 急需提出一种有效的音乐主题推荐算法。

目前, 相关研究人员针对海量数据下的推荐算

法展开了大量研究。牛雪磊等^[2]利用知识图谱对海量数据之间的相关性展开描述, 结合 KGCF 模型挖掘出数据的深度预习交互信息。结合相似性矩阵与 Baseline 分析用户偏好, 进而实现信息推荐。Baseline 分析算法在数据稀疏性、用户行为多样性等多种因素的影响下, 会导致分析结果的准确性受限, 进而影响推荐系统的整体性能。Duan 等^[3]对数据实施初步挖掘后, 构建知识图谱, 并将其嵌入双线性网络中, 在网络中利用注意机制和自注意分层编码结构对用户偏好实施建模, 利用 KGCR 算法自动生成候选项目实施排序, 并实现对话推荐。KGCR 算法在面临处理大规模知识图谱时, 信息处理效率下降明显, 且对于噪声和不完整信息的处理能力较

收稿日期: 2024-09-21; 修回日期: 2024-10-19

第一作者: 刘灵凡(1989—), 女, 湖北人, 硕士。

弱, 算法的应用存在显著局限性。凤丽洲等^[4]采集网络新闻数据, 在数据实施了语义关系梳理及实体目标确定后, 基于注意力机制分析单个词组与新闻属性之间的关系度。结合 Transformer 分析用户浏览过程中的关注点变化情况, 基于分析结果生成候选推荐信息, 并按照相关性计算结果予以推荐。Transformer 模型的复杂性导致在训练和推理过程中需要大量的计算资源。尤其是在处理大规模数据集时, 需要大规模并行计算能力, 这增加了系统的运行成本。Cui 等^[5]基于情感分析算法从网络评论信息中提取情感特征。然后, 构建面向情感增强的协作知识图谱。利用图形注意机制聚合不同用户节点的信息分析结果, 完成个性化推荐。该方法涉及情感分析、知识图谱构建、图形注意机制等多个复杂的技术领域, 内部机制复杂, 导致在实现过程中遇到技术兼容性问题, 增加了系统的复杂性和开发难度。

当前推荐算法研究虽然取得了一定进展, 但在实际应用中仍面临诸多挑战。笔者提出一种基于知识图谱嵌入的音乐主题推荐算法优化方法, 以实现更精准、高效的推荐目标, 为音乐推荐领域提供新的技术思路和方法支撑。

1 知识图谱构建

1.1 信息抽取

利用爬虫技术^[6]对各大音乐平台内音乐作品主题信息、用户交互数据实施动态获取, 引入 UIE 框架分析数据的关联分析以及实体识别。

UIE 框架可利用任务目标估计的方式, 对数据爬虫结果展开统一格式抽取。设随机数据抽取目标类型为 $r_i, i=1, 2, \dots, m$, m 表示数据类型总数; 爬虫数据文本序列的 SEL 结构化的信息为 $x_i, i=1, 2, \dots, n$, n 表示样本数据数量。基于 UIE 框架得到爬虫数据的 SSI 信息如式(1)所示:

$$y = r \oplus x = (r_1, r_2, \dots, r_m, x_1, x_2, \dots, x_n)。 \quad (1)$$

式中 \oplus 为拼接运算符号。

利用 Encode 函数对 y 实施编码, 将输入信息转换为一种更适合后续处理的格式, 过程可描述为 $G = \text{Encoder}(y)$ 。

引入自回归算法^[7], 从 G 中实现相关信息的解码抽取, 过程如下:

$$y_j^d = \text{Decoder}[G; g_1^d, \dots, g_{j-1}^d]。 \quad (2)$$

式中: Decoder 函数为解码编码器输出的隐藏状态;

g_j^d 为解码器在前 j 个时间步长的隐藏状态;

g_1^d, \dots, g_{j-1}^d 为 1 至 $j-1$ 时间步长的隐藏状态。

通过上述方法可实现图信息的抽取, 并通过编码和解码的过程, 对信息实施更深层次的处理和分析, 有助于更好地理解 and 利用图中的信息, 从而支持复杂的应用场景。

1.2 知识融合

将信息抽取结果输入 spaCy 语言处理库中, 对信息中的实体展开初步识别, 随后利用 HowNet 语义知识库对信息抽取结果展开实体语义匹配。设 Fa_i 、 Ea_j 分别为随机音乐主题实体与用户交互信息实体, 现基于语义匹配算法对 2 实体之间的关联关系展开计算, 过程如式(3)所示:

$$\text{Sim}_a(Fa_i, Ea_j) = \beta \cdot (\beta + s)。 \quad (3)$$

式中: β 为 HowNet 义元层可调节参数; s 为 2 实体之间的距离, 可通过欧式距离算法^[8]获得。

通过上述方法可识别出不同表达方式下的用户音乐试听过程中产生的交互数据与音乐库内音乐相关信息中的相似关系。

在语义关系分析的基础上, 引入词形匹配算法, 对用户交互数据与音乐库内音乐相关信息中的相似词形展开匹配。设音乐平台内用户交互数据中第 q 个实体为 Fc_q , 平台内音乐作品主题信息中的第 p 个实体为 Ed_p , 并用 $g^{Fc_q} = g_1^{Fc_q}, g_2^{Fc_q}, \dots, g_m^{Fc_q}$ 表示 Fc_q 中的属性名集合, $g^{Ed_p} = g_1^{Ed_p}, g_2^{Ed_p}, \dots, g_n^{Ed_p}$ 表示 Ed_p 中的属性名集合。此时实体词属性之间的关联度可通过式(4)计算:

$$\text{Sim}_b(g^{Fd_p}, g^{Ec_q}) = m^{-1} \cdot \left[\sum_{g_i \in Fd_p, g_j \in Ec_q} \text{sim}_{\text{edit}}(g_i^{Fd_p}, g_j^{Ec_q}) \right]。 \quad (4)$$

利式(4)可以分析出哪些词汇在音乐内容中更受欢迎, 帮助发现用户流内流行趋势。

基于式(3)和(4)对数据实体的语义、词义属性关联性展开融合计算, 得到式(5)所示 2 实体间的最终关联关系:

$$F = \omega_1 \cdot \text{Sim}_a(Fa_i, Ea_j) + \omega_2 \cdot \text{Sim}_b(g^{Fd_p}, g^{Ec_q})。 \quad (5)$$

式中 ω_1 、 ω_2 分别为 2 关联关系的融合权重。

设定实体间的最终关联关系阈值 ψ , 知识图谱中可能存在描述同一实体的多个节点, 若 Sim 计算结果大于 ψ , 则判断 2 实体对齐^[9-10], 可将 2 实体合并, 减少知识图谱中的冗余信息, 提高数据的质

量和可用性；若 Sim 计算结果小于或等于 ψ ，则判断 2 实体不对齐，并确认 2 个实体是不同的个体，它们在知识图谱中应该保持独立的节点。

通过上述方法确定了知识图谱中的独立节点之后，构建一个图形结构，其中每个节点代表一个候选实体，而边则象征着实体之间的关联程度，利用式(5)可以实现 2 个实体节点之间的关联强度的量化。通过关联节点的链接，即可完成知识图谱的有效构建。

笔者提出的知识图谱构建方法相较于传统方法具有显著优势：在信息抽取阶段，采用 UIE 框架结合自回归算法实现多源异构音乐数据的结构化抽取，通过编码-解码机制有效解决了传统方法中数据格式不统一、语义理解不充分的问题；在知识融合环节，融合了 spaCy 实体识别、HowNet 语义计算和词形匹配算法，通过多维度相似度计算实现了音乐实体间语义关联的精准量化，显著提升了知识图谱的语义表达能力和数据质量。特别是通过设定动态阈值实现的实体对齐机制，有效解决了传统知识图谱构建中常见的冗余节点问题，使构建的知识图谱兼具结构精简性和语义丰富性，为后续音乐主题推荐提供了更准确的知识表示基础。

2 音乐主题推荐

2.1 知识图谱嵌入

知识图谱包含头实体、尾实体以及实体之间的关联关系 3 部分，设知识图谱中的用户交互实体为尾实体 t ，音乐作品主题信息实体为头实体 h ，实体之间的关联关系为 r ，则构建的知识图谱可用三元组^[11] $H=(h, r, t)$ 表示，此时 $H=(h, r, t)$ 内实体关系被投影至低维向量空间的过程，即为知识图谱嵌入过程。

考虑到传统方法在处理知识图谱嵌入时往往无法有效区分不同类型的关系，因此，所提方法引入 TransR 模型实现图谱的优化嵌入。TransR 模型架构如图 1 所示。

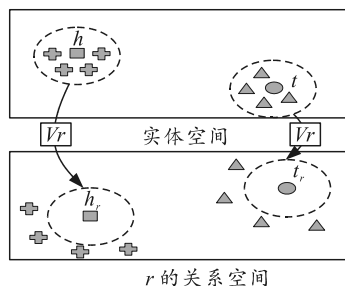


图 1 TransR 模型架构

设 r 的变换矩阵为 V_r ，TransR 的嵌入公式如式(6)所示：

$$V_r e_t = V_r e_h + e_r. \quad (6)$$

式中 e_t 、 e_h 、 e_r 分别为三元组中尾实体、头实体以及关联关系的嵌入表示。

通过上述方法可将知识图谱内实体 h 、 t 投影至 r 所在的低维向量空间。利用式(7)可实现 $H=(h, r, t)$ 投影的评分：

$$f(h, r, t) = \|V_r e_h + e_r - V_r e_t\|_2^2. \quad (7)$$

$f(h, r, t)$ 的评分结果越高，则表示在知识图谱中的实体关系推断结果越可靠，在后续音乐主题推荐过程中优先推荐头实体对应的音乐主题。

设置阈值投影评分 ζ ，将 $f(h, r, t) > \zeta$ 的三元组定义为真实三元组 T ，反之则定义为非真实三元组 T' 。TransR 的训练过程如式(8)所示：

$$\mathcal{L}_{\text{TransR}} = \sum_{(h, r, t) \in T} \sum_{(h', r', t') \in T'} \ln \varphi[f(h', r', t') - f(h, r, t)]. \quad (8)$$

式中 $\varphi(\bullet)$ 为 Sigmoid 激活函数，当 $\mathcal{L}_{\text{TransR}}$ 计算结果小于预设阈值或训练次数达到上限，迭代结束。

通过式(8)训练方法的迭代，可使 TransR 模型快速完成知识图谱中实体的投影，提高知识图谱嵌入质量，随后基于式(6)完成知识图谱嵌入结果的输出。

2.2 音乐主题推荐

完成知识图谱的嵌入后， $H=(h, r, t)$ 的实体在低维空间可被表示成向量形式，设低维空间维数为 m 维，此时音乐平台内每个音乐的低维主题特征向量可表示为 $\vec{N}_i = (n_{i1}, n_{i2}, \dots, n_{im})$ ，取随机 2 个音乐主题的特征向量 \vec{N}_i 、 \vec{N}_j 计算二者相似度，过程如下：

$$\text{Dist}(\vec{N}_i, \vec{N}_j) = \sqrt{\sum_{l=1}^m (n_{il} - n_{jl})^2}. \quad (9)$$

式中 l 为当前特征层。

设平台内的音乐试听用户数量为 b ，音乐主题数量为 c ，此时可根据用户对 c 个主题音乐的历史音乐收听量数据，构建一个 $b \times c$ 矩阵 $S_{b \times c}$ ，用于评价 b 个用户对于 c 个音乐主题的主观评价。评价矩阵形式如式(10)所示：

$$S_{b \times c} = \begin{bmatrix} S_{11} & S_{12} & \cdots & S_{1c} \\ S_{21} & S_{22} & \cdots & S_{2c} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{b1} & S_{b2} & \cdots & S_{bc} \end{bmatrix}. \quad (10)$$

选取矩阵第 i 、 j 列元素 $\hat{S}_i = [S_{1i}, S_{2i}, \dots, S_{bi}]^T$ 、 $\hat{S}_j = [S_{1j}, S_{2j}, \dots, S_{bj}]^T$ 表示随机 2 个用户 i 、 j 的音乐主题喜爱度评分, 其中, \mathbf{T} 为矩阵转置向量, 引入余弦算法^[12]计算二者相似度, 过程如下:

$$\cos[\hat{S}_i, \hat{S}_j] = \frac{\hat{S}_i \cdot \hat{S}_j}{\|\hat{S}_i\| \|\hat{S}_j\|} \quad (11)$$

将式(11)计算结果作为用户行为的音乐主题选择特征。

基于式(9)和(11)计算结果, 可实现基于音乐平台用户历史音乐试听行为的高相关性音乐主题筛选:

$$\Gamma_{\text{user}} = \sum_{j=1}^c \varepsilon \cos[\hat{S}_i, \hat{S}_j] + (1 - \varepsilon) \text{Dist}(\bar{N}_i, \bar{N}_j) \quad (12)$$

式中 ε 、 $1 - \varepsilon$ 为权重系数。设置筛选阈值 τ 对 $\mathbf{S}_{b \times c}$ 中全部音乐展开遍历, 选择 $\Gamma_{\text{user}} > \tau$ 的主题音乐构成 Top- N 推荐列表。并根据 Γ_{user} 计算结果的取值对推荐列表内的主题音乐推荐顺序实施排序, 将 Γ_{user} 较大的主题音乐, 作为与用户历史音乐收听习惯相关性更高的优先推荐项, 推送给平台用户。

3 实验与分析

为了验证所提方法对用户音乐主题的推荐能力, 笔者采用 Last.fm 音乐数据集进行实验验证, 该数据集包含 10 000 条用户数据、50 000 条音乐作品及 1 000 000 条用户交互记录。实验构建的知识图谱采用 128 维的实体和关系嵌入表示, 并基于 TransR 模型进行训练, 将数据集按 8:1:1 的比例划分为训练集、验证集和测试集。通过这一实验设置, 旨在全面评估所提方法在音乐主题推荐任务中的性能表现, 验证其处理大规模用户-音乐交互数据的能力以及知识图谱嵌入的有效性。

为了评价所提方法的可行性, 分别利用所提方法、文献[2]提出的协同过滤算法以及文献[5]提出的注意力网络算法对平台内指定用户实施音乐主题推荐, 算法迭代过程中, 引入 NDCG 对不同算法的推荐合理性展开评价。NDCG 衡量的是推荐列表中每个项目的相关性, 其计算结果越高, 则证明对应方法推荐列表中音乐主题与用户兴趣的相关性越高。结果如图 2 所示。所提方法构建的音乐主题推荐列表推荐内容, 与用户的历史音乐主题收听行为中潜在兴趣更加吻合。这是因为所提方法利用爬虫技术对音乐平台内的用户历史行为数据展开爬取后, 基

于 UIE 框架和自回归算法, 实现了有效信息的抽取, 利用知识融合算法, 实现了实体关联性的分析, 有效提高了后续推荐算法的推荐质量。

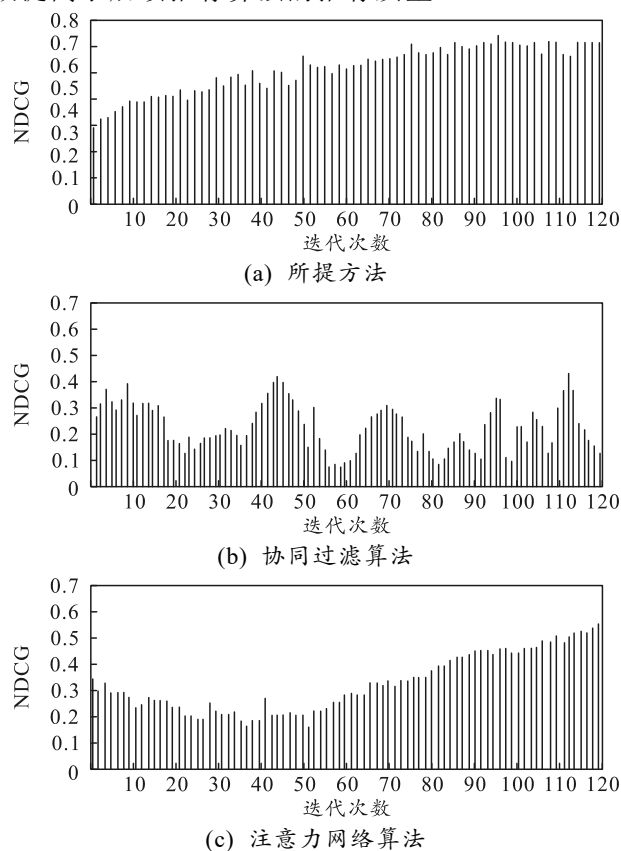


图 2 可行性对比

为了验证所提算法的合理性, 分别利用上述方法对 160 名平台用户实施音乐主题推荐。引入 MRR 指标对推荐列表内, 音乐主题的推荐顺序实施合理度检测。MRR 计算结果越高, 则证明对应推荐算法在推荐列表生成过程中, 能够将用户最感兴趣的音乐主题排在推荐列表的前面的概率越高, 即该算法的排序准确性越高。不同算法的 MRR 指标计算结果如图 3 所示。

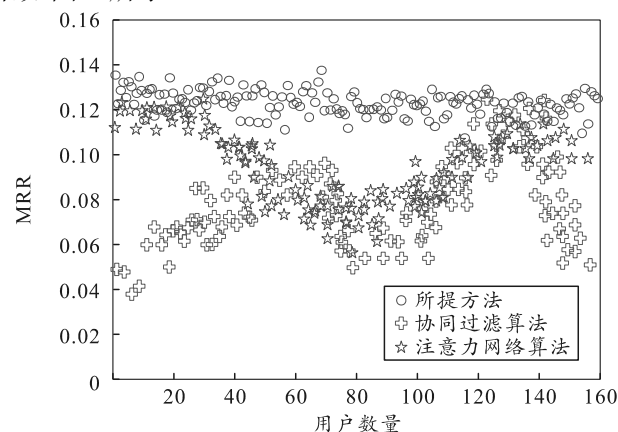


图 3 合理性对比

观察图3可发现：利用所提方法生成的推荐列表内，音乐主题的排序合理性更高，即用户在浏览推荐列表时更有可能快速找到他们感兴趣的内容。这是因为所提方法，实体机之间的相似度展开计算后，对海量实体实施了对齐操作消除了冗余数据，能够更加有效地组织和利用数据资源，通过实体间的链接，构成了知识图谱。知识图谱的结构化特性使得查询变得更加高效，用户可以快速找到所需的信息，并且更好地理解用户的需求和偏好，从而提供精准推荐。

为了进一步验证所提算法的实际应用效果性，在上述实验的基础上，随机选择90名参与测试的平台用户实施满意度调研，对调研结果实施初步整理后，引入Hits@10评价指标，对列表前10项音乐主题推荐结果的满意度实施量化。Hits10的计算结果越高，意味着在对应的音乐主题推荐策略下，用户对于前10条推荐内容的满意度更高。不同算法的Hits@10评价结果如图4所示。

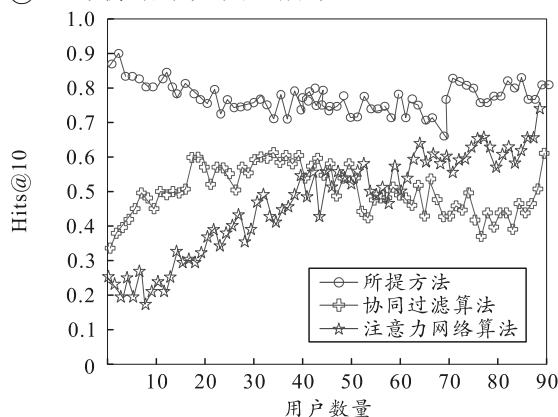


图4 满意度对比

分析图4可发现：在3种音乐主题推荐算法中，调研用户对所提算法的推荐结果满意度更高，这是因为所提方法利用TransR模型实现知识图谱内实体到低维向量空间的投影后，结合用户音乐主题评价矩阵的构建，明确了用户的音乐偏好和潜在的音乐兴趣，实现了基于用户个性化喜好的音乐主题推荐，从而提供了更加精准和符合用户期望的音乐推荐列表；因此，用户的整体满意度更高。

4 结束语

在竞争激烈的音乐市场，拥有优秀的推荐算法

可以成为显著提升平台的核心竞争力，有效吸引和保留用户群体。笔者所提方法对海量互联网数据实施有效抽取后，建立了知识图谱，对知识图谱内实体和关系实施映射后，结合相似度度量法，实现了音乐主题的有效推荐。后续可通过CNN、RNN等深度学习网络的引入，提高音乐主题推荐的准确性和深度，从而在复杂数据中自动学习和提取高级特征，从而更加准确地捕捉音乐内容和用户偏好，提升音乐平台整体服务质量。

参考文献：

- [1] 骆显宇, 秦雪迪, 谢宇鹏, 等. 智能数据可视分析技术综述[J]. 软件学报, 2024, 35(1): 356-404.
- [2] 牛雪磊, 杨军, 闫浩文. 融合知识图谱与协同过滤的地图推荐[J]. 地球信息科学学报, 2024, 26(4): 967-977.
- [3] DUAN G, XIE S, DU Y. Study on a User Preference Conversational Recommender Based on a Knowledge Graph[J]. Electronics, 2025, 14(3): 632.
- [4] 凤丽洲, 杨阳, 王友卫, 等. 基于Transformer和知识图谱的新闻推荐新方法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2023, 57(1): 133-143.
- [5] CUI Y, ZHOU P, YU H, et al. ASKAT: Aspect Sentiment Knowledge Graph Attention Network for Recommendation[J]. Electronics, 2024, 13(1): 216.
- [6] 田贵平, 赵婷婷. “双一流”背景下一流大学的示范效应研究——基于爬虫技术对高校调研行为的实证分析[J]. 清华大学教育研究, 2023, 44(5): 69-77.
- [7] NASIR M J M, KHAN R N, NAIR G, et al. Active-set based block coordinate descent algorithm in group LASSO for self-exciting threshold autoregressive model[J]. Statistical Papers, 2024, 65(5): 2973-3006.
- [8] 段晓峰, 高伟伟, 韩峰. 基于反射强度的改进欧式距离聚类钢轨点云分割方法[J]. 铁道学报, 2024, 46(2): 114-121.
- [9] 刘炜, 徐辉, 李卫民. 一种多模态知识图谱实体对齐方法[J]. 应用科学学报, 2024, 42(6): 1040-1051.
- [10] 牛泽群, 李晓戈, 强成宇, 等. 基于图注意力神经网络的实体消歧方法[J]. 山东大学学报(理学版), 2024, 59(3): 71-80, 94.
- [11] 余军, 过弋, 阮启铭. 基于集合预测的方面级情感三元组提取[J]. 中文信息学报, 2024, 38(8): 147-157.
- [12] 路世昌, 刘丹阳. 面向多车场冷链物流配送的改进正余弦算法[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(9): 326-337.