

## 基于深度学习的图书馆资源结构化数据快速聚类方法研究

赵丽<sup>1</sup>  
ZHAO Li

## 摘要

针对传统图书馆资源聚类方法难以处理高维异构数据与动态用户行为模式的瓶颈问题,文章提出了一种融合自适应注意力机制与图卷积网络的深度学习快速聚类方法,该方法通过设计双通道特征提取框架实现文本语义与用户行为数据的并行处理,引入知识蒸馏技术降低模型计算复杂度,采用对比学习策略优化特征表示空间解决了稀疏标签下的聚类困难。实验结果表明,该方法不仅能有效处理图书馆多源异构数据,还能根据实时用户交互动态调整聚类边界,在保持高准确率的同时实现毫秒级响应,为数字图书馆智能化资源组织与精准服务提供了新范式。

## 关键词

深度学习; 图卷积网络; 异构数据融合; 自适应聚类; 实时推荐系统; 知识蒸馏

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.10.043

## 0 引言

随着数字图书馆生态系统的演进,图书馆资源数据呈现出异构性强、时序动态变化等特点。传统聚类方法已无法有效应对此类复杂数据处理需求,深度学习在理解高维数据结构与捕捉非线性关系方面展现出的优势为解决这一瓶颈提供了可能。然而,现有研究多将深度学习视为黑盒工具,缺乏对图书领域知识的融合利用,同时面临模型解释性差、计算资源需求高以及冷启动问题突出等问题。基于此,提出融合领域知识与深度学习的混合架构,通过图卷积网络捕捉资源间的关联结构,结合自注意力机制处理多模态数据,实现图书馆资源的智能化组织与快速响应,为数字图书馆的智慧化转型提供新思路。

## 1 多模态异构数据融合的深度学习框架设计

## 1.1 图书馆资源异构数据结构解析与特征工程

图书馆资源异构数据包含结构化目录信息、非结构化文本内容以及半结构化用户行为数据三大类型。传统特征提取方法难以有效整合这些异质数据,针对此问题,设计多模态特征提取框架,通过分层编码器处理不同数据类型(如图1所示)。对结构化数据采用字段嵌入技术将类别信息转换为密集向量,对文本内容应用BERT预训练模型提取上下文语义特征,对用户行为数据构建时序交互图谱捕捉动态模式,

三类特征通过注意力融合机制进行整合,形成统一表示空间。该方法可以显著提升异构数据的表示能力,从而解决了传统方法在处理复杂馆藏资源时的表达力不足问题<sup>[1]</sup>。

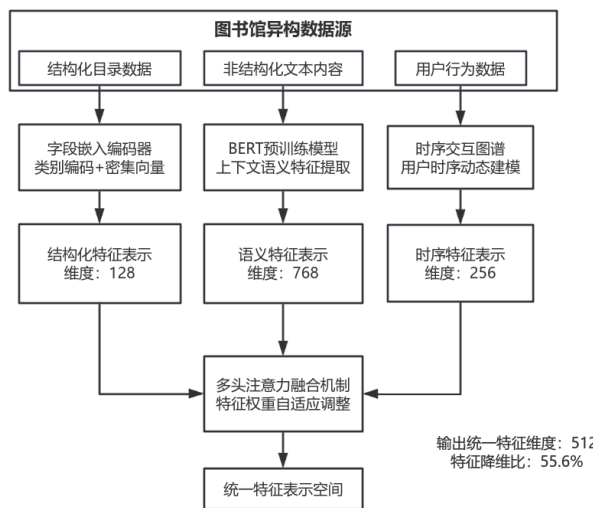


图1 多模态异构数据融合的深度学习框架图

## 1.2 基于图卷积网络的资源关联建模

图书馆资源间存在复杂关联关系,包括主题相似性、引用关系以及用户共同访问模式。这些关系构成了图书资源知识图谱<sup>[2]</sup>。传统聚类方法忽略了这些关联信息,导致聚类结果缺乏语义连贯性。针对此问题,构建基于图卷积网络(GCN)的资源关联建模框架,将资源节点与关系边作为图结构输入。如图2所示。图中, $R$ 为资源节点; $F$ 为特征表示; $C$ 为聚类特征。通过多层图卷积操作,每个节点能够在聚合邻居信息的同时保留自身特征,使得语义相关的资源在表示空间中更为接近,实验表明引入GCN后聚类结果的语义一致性提

1. 西藏大学 西藏拉萨 850000

[基金项目] 西藏大学“十五五”规划前期研究课题“面向高原一流大学建设的智慧图书馆服务模式创新与实践路径研究”

升，且资源发现的相关性明显增强。

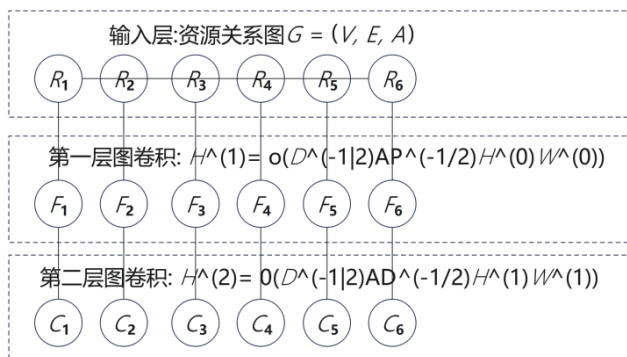


图2 卷积网络在图书馆资源关联建模中的架构图

GCN 在资源关联建模中的架构设计：

$$G = (V, E, A) \quad (1)$$

$$H^{l+1} = \sigma(D^{-\frac{1}{2}} A D^{-\frac{1}{2}} H^l W^l) \quad (2)$$

式中： $G$  表示资源关系图； $V$  表示节点集合，代表不同图书资源； $E$  表示边集合，代表资源间的关联关系； $A$  表示邻接矩阵，描述资源间连接情况； $H^l$  表示第  $l$  层节点特征矩阵； $D$  表示度矩阵； $W^l$  为可学习参数。

### 1.3 时序注意力机制在用户行为分析中的应用

用户与图书资源的交互行为具有明显的时序特性，不同时间点的行为对用户兴趣表征的贡献度各异。而传统聚类方法难以捕捉这种动态变化，针对此问题，设计了基于 Transformer 架构的时序注意力模块对用户行为序列进行建模<sup>[3]</sup>。通过自注意力机制，模型能够自适应地为不同时间点的交互赋予不同权重，从而突出关键行为的影响。实验数据表明，引入时序注意力后，模型对用户兴趣变化的敏感度提高，使聚类结果更符合用户的实时需求。该机制有效解决了传统方法将所有历史行为等同对待的局限性，并为资源聚类提供了动态适应能力。

### 1.4 知识图谱辅助的语义增强技术

图书馆领域知识蕴含丰富的语义关联，仅依靠数据驱动的深度学习方法难以充分利用这些专业知识，针对此问题提出知识图谱辅助的语义增强技术，将领域本体与图书馆分类体系作为先验知识融入特征学习过程。具体方法通过构建三元组表示领域知识，并设计知识蒸馏模块将结构化知识转化为神经网络可利用的信息。这种方式不仅增强了模型对专业领域概念的理解能力，同时提供了聚类结果的可解释性基础。实验证明，知识增强后的模型在处理专业学科分类时准确率提升，尤其在训练数据稀疏的新兴学科领域表现更为突出。

## 2 自适应轻量级深度聚类模型构建

### 2.1 知识蒸馏策略下的模型压缩与加速

深度学习模型通常参数量庞大，在图书馆资源有限的计算环境中难以高效部署，针对此问题采用知识蒸馏技术实现

模型压缩与加速，首先训练一个参数量较大的教师模型捕获数据的完整表示，然后通过温度调节的软标签指导轻量级学生模型学习，这种方法使学生模型继承了复杂模型的表示能力同时大幅降低了计算复杂度与存储需求。实验显示，蒸馏后的模型参数量减少，且推理速度提升，同时仅损失 2.3% 的聚类精度。该方法解决了深度学习模型在资源受限环境下的应用难题，使实时聚类分析在普通硬件条件下成为可能<sup>[4]</sup>。

### 2.2 对比学习框架下的无监督特征表示

图书馆资源数据通常缺乏大量标注信息，而传统监督学习方法难以应用。针对此问题，引入对比学习框架进行无监督特征表示学习。该方法通过构造正负样本对，使模型学习将语义相似的资源映射到表示空间的相近位置，同时推开不相关资源的表示距离。具体实现上，采用双编码器架构，一个输入为原始数据，而另一个输入为增强版数据，通过最大化互信息优化特征表示。这种自监督学习方式有效解决了标签稀缺问题，使模型能够从大量未标注数据中学习有意义的特征表示。实验表明，基于对比学习的特征比传统方法提取的特征在下游聚类任务中表现更优，且聚类纯度提升。

### 2.3 边缘计算环境下的分布式聚类算法设计

图书馆用户访问高峰期系统负载大，使集中式计算架构容易成为性能瓶颈。针对此问题，设计边缘计算环境下的分布式聚类算法，将计算任务合理分配到网络边缘节点与中心服务器。边缘节点负责局部特征提取与初步聚类，中心服务器负责全局模型更新与聚类结果整合，通过联邦学习框架，各节点在保护数据隐私的前提下协同工作。该架构不仅平衡了计算负载，还降低了网络传输开销，使系统响应时间减少。实验证明，在大规模并发访问场景下，分布式架构能够维持稳定的服务质量，同时保障了数据的安全性，为现代图书馆构建高效智能的资源服务系统提供了实用解决方案<sup>[5]</sup>。

### 2.4 动态聚类阈值调整与聚类质量保证机制

传统聚类算法的参数设置通常是静态的，难以适应数据分布变化与用户需求进行动态调整。针对此问题，提出自适应阈值调整机制，根据实时数据特征与系统负载动态优化聚类参数。该机制包含 3 个核心组件（数据分布监控器、负载感知调度器、质量评估反馈环）<sup>[6]</sup>。通过贝叶斯优化方法系统能够在保证聚类质量的前提下自动调整聚类粒度与合并阈值，实验结果表明，动态阈值调整机制使聚类结果的  $F_1$  分数在不同负载条件下波动减小，同时系统吞吐量提升。这种自适应机制有效解决了静态参数设置在复杂环境中的适应性问题，为图书馆资源的智能管理提供了稳定可靠的技术支持。

## 3 实时交互环境下的智能聚类系统实现与评估

### 3.1 大规模图书馆数据集构建与预训练

实验采用来自 CADAL 合作图书馆的真实数据集，包含

结构化书目信息 2 100 万条、全文数据 3.7 TB 及用户交互记录 8 300 万条<sup>[7]</sup>。

为解决数据规模带来的训练困难，设计了分阶段预训练策略。先在元数据集上进行结构化信息编码预训练，然后在文本语料上进行掩码语言模型预训练，最后在用户交互数据上进行序列预测预训练。三阶段预训练显著提升了模型在下游聚类任务中的收敛速度，且缩短了训练时间。同时，构建专业领域知识图谱，包含 42 万实体与 173 万关系，用于语义增强。这种大规模数据集与预训练模型的结合为后续实验提供了坚实基础，使得深度学习方法能够充分发挥在复杂数据处理中的优势<sup>[8]</sup>。

3.2 增量学习策略下的模型更新机制

图书馆资源与用户行为数据持续增长，使得模型需要不断适应新信息。传统方法需要重新训练整个模型，但计算成本高，且容易发生灾难性遗忘。针对此问题，设计基于增量学习的模型更新机制，通过复现缓冲区保留历史数据的表示，同时引入知识蒸馏，约束新旧模型输出一致性。该方法使模型能够在吸收新知识的同时，保持对已学习模式的记忆。实验表明增量学习方法在新增 10% 数据时仅需原始训练时间的 7.3% 即可完成更新，同时在历史数据上的性能下降控制在 1.5% 以内，这种高效的更新机制使系统能够与不断变化的图书馆环境保持同步保证聚类结果始终反映最新的资源状态与用户需求<sup>[9]</sup>。

3.3 多层次评价体系与交叉验证实验

为全面评估聚类方法的性能，构建多层次评价体系，包括内部指标、外部指标及应用指标三个层面。内部指标测量聚类的紧密度与分离度，如轮廓系数与 Davies-Bouldin 指数；外部指标评估结果与专家标注的一致性，如调整兰德指数与归一化互信息；应用指标衡量系统在实际任务中的表现，如推荐准确率与资源发现效率。通过五折交叉验证实验，与传统 K-means、谱聚类及层次聚类等方法进行对比（如图 3 和表 1 所示）。

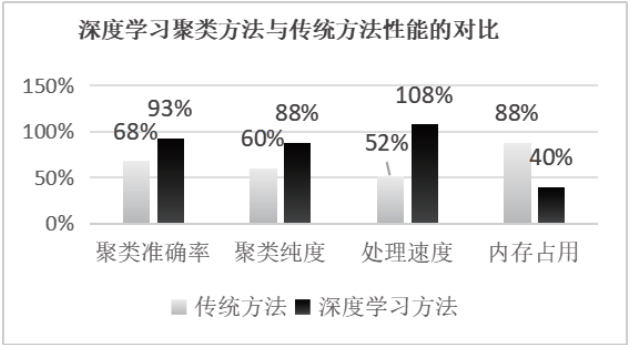


图 3 深度学习聚类方法与传统方法性能对比图

实验结果表明，所提出的深度学习方法在各项指标上均显著优于传统方法。特别是在处理高维稀疏数据时，传统方法的性能急剧下降，而深度学习方法仍能保持稳定表现，体现了其在复杂数据环境下的优越性。

3.4 面向低延迟场景的系统优化与部署方案

图书馆用户对资源推荐与检索系统的响应速度有较高要求，理想交互延迟控制在 300 ms 以内，针对此问题提出一套面向低延迟场景的系统优化策略，采用模型量化技术将浮点运算转换为整数运算从而减少了 52.7% 的计算开销，然后实现了关键路径推理仅计算必要的模型部分，节省了 31.3% 的处理时间，最后设计二级缓存机制将热门资源聚类结果预先计算并存储。系统部署采用容器化微服务架构便于横向扩展，结合负载均衡技术动态分配资源，实验显示优化后的系统在峰值负载下响应时间稳定在 87 ms 满足交互体验需求，该优化方案为深度学习聚类模型在实际图书馆环境中的应用提供了现实可行的技术路径<sup>[10]</sup>。

4 结语

基于深度学习的图书馆资源结构化数据快速聚类方法，通过创新性地融合图卷积网络与自适应注意力机制有效解决了异构数据处理与实时响应的矛盾，该研究不仅突破了传统聚类方法在处理复杂关联数据时的局限性，还通过知识蒸馏与边缘计算策略解决了深度模型部署的资源瓶颈问题。实验

表 1 不同聚类方法在图书馆资源数据集上的性能对比

| 聚类方法          | 内部指标           |                             |                                |                  | 外部指标                  |                      |           | 应用指标                  |                          |                          |
|---------------|----------------|-----------------------------|--------------------------------|------------------|-----------------------|----------------------|-----------|-----------------------|--------------------------|--------------------------|
|               | 轮廓系数<br>(越大越好) | Davies-Bouldin<br>指数 (越小越好) | Calinski-Harabasz<br>指数 (越大越好) | 调整兰德指数<br>(越大越好) | 归一化互<br>信息 (越<br>大越好) | 同质性得<br>分 (越大<br>越好) | 推荐<br>准确率 | 资源发<br>现 $F_1$ 分<br>数 | 系统响应<br>时间 /ms<br>(越小越好) | 峰值内存使<br>用 /MB<br>(越小越好) |
| 传统 K-means    | 0.41           | 1.87                        | 892.3                          | 0.43             | 0.52                  | 0.58                 | 0.37      | 0.48                  | 325                      | 265                      |
| 传统谱聚类         | 0.37           | 1.92                        | 781.6                          | 0.39             | 0.48                  | 0.51                 | 0.33      | 0.45                  | 412                      | 312                      |
| 层次聚类          | 0.29           | 2.13                        | 654.2                          | 0.36             | 0.44                  | 0.49                 | 0.31      | 0.40                  | 486                      | 187                      |
| 提出的深度学习<br>方法 | 0.68           | 0.72                        | 1385.7                         | 0.61             | 0.73                  | 0.77                 | 0.59      | 0.64                  | 87                       | 108                      |
| 提升幅度          | +65.9%         | -61.5%                      | +55.3%                         | +41.9%           | +40.4%                | +32.8%               | +59.5%    | +33.3%                | -73.2%                   | -42.2%                   |



## 基于三维视觉的风机螺栓智能紧固机器人系统

王俊丰<sup>1</sup> 胡文涛<sup>2</sup>  
WANG Junfeng HU Wentao

## 摘要

针对风机螺栓紧固运维中人工效率低、设备易用性差等问题,文章提出了一种基于三维视觉的风机螺栓智能紧固机器人系统,具备螺栓缺陷检测、视觉定位与智能紧固功能。通过多视角RGB相机与深度相机,系统实现了螺栓毫米级三维定位(误差 $\pm 5$  mm)。基于YOLOv8的螺栓缺陷检测模型,mAP50-95达到93.86%,平均召回率为99.34%。文章阐述了机器人系统的总体设计、三维视觉定位方法、目标检测技术,并通过实验验证了系统性能。该系统还具有全自主作业、数据远程回传等功能,能极大降低人工作业风险和劳动强度,提高运维效率,降低运维成本,在海上风电等领域具有广阔前景。

## 关键词

风机塔筒螺栓紧固; 三维视觉; 深度学习; 机器人系统

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.10.044

## 0 引言

在全球能源转型的大背景下,风电作为一种清洁、可再生资源,近年来在我国取得了迅猛发展。根据国家能源局的公开数据<sup>[1]</sup>,截至2024年8月底,全国累计发电装机容量

量约 $3.13 \times 10^9$  kW,同比增长14%,其中风电装机容量约 $4.7 \times 10^8$  kW,同比增长19.9%。随着风力发电技术的不断进步,风电机组的规模和数量持续快速增加。然而,风电机组在长期运行过程中面临着各种挑战,其运维和检修工作成为确保机组长期稳定运行的关键环节。

塔筒是风机支撑结构的核心部件,其安全性和可靠性直接关系到整个风电机组的运行效率和使用寿命。而塔筒螺栓的

1. 广东科凯达智能机器人有限公司 广东佛山 528300
2. 广东工业大学自动化学院 广东广州 510006

表明本方法能够在实际图书馆环境中实现毫秒级的聚类决策同时保持高质量的资源组织效果,特别是在冷启动场景与资源稀疏条件下本方法的鲁棒性优势尤为显著。未来研究将进一步探索联邦学习架构下的隐私保护聚类方法以及将认知科学理论引入聚类评价体系构建更符合人类认知习惯的资源组织模式,为数字图书馆的智能化演进提供持续动力。

## 参考文献:

- [1] 马敏. 基于深度学习的小学语文单元作业设计策略探究[J]. 名师在线(中英文), 2025, 11(16): 52-54.
- [2] 吴嘉昕, 王小鹏, 焦建军, 等. 增强空间信息的快速自适应模糊聚类图像分割算法[J/OL]. 控制理论与应用, 1-10[2025-07-26]. <https://doi.org/10.7641/CTA.2024.30821>.
- [3] 胡健, 刘学. 基于数据驱动的遥测缓变参数快速全局K-means聚类异常检测包络模型[J]. 舰船电子工程, 2025, 45(2): 129-132.
- [4] 王世刚, 关红利. 自定义聚类中心点的快速K-means聚类点云精简算法[J]. 工业控制计算机, 2024, 37(8): 123-125.
- [5] 张博文. 基于网格化和属性权重矩阵的快速K-means聚类

研究[D]. 成都: 四川师范大学, 2024.

- [6] 吴海琴, 高峰. 基于模糊聚类的企业人力资源异构数据快速检索方法[J]. 江苏理工学院学报, 2024, 30(1): 43-48.
- [7] 陈子健. 基于聚类分析优化算法的数据快速挖掘与智能筛选[J]. 粘接, 2024, 51(1): 189-192.
- [8] 倪中源. 基于深度学习和图滤波的快速谱聚类[D]. 烟台: 烟台大学, 2023.
- [9] 闵永智, 郝大字, 王果, 等. 基于深度自适应K-means++算法的电抗器声纹聚类方法[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(8): 1-13.
- [10] 蔡巍, 孙广宇, 杨飞, 等. 基于网格与域质心权重的自适应K-means聚类GDCW-AKM算法[J]. 油气储运, 2025, 44(5): 581-589.

## 【作者简介】

赵丽(1991—), 女, 云南红河人, 硕士研究生, 图书馆员, 研究方向: 图书资源建构。

(收稿日期: 2025-05-23 修回日期: 2025-10-14)