

一种面向稀疏数据的自适应视图优化对比学习推荐方法

黄建军¹, 曹新银¹, 樊尹莘², 甘赛雄¹, 吴晓彬³, 刘德洋³

¹南昌理工学院南昌市AI无损表型测量技术与装备重点实验室, 江西 南昌

²南昌师范学院文学与历史学院, 江西 南昌

³南京工程学院计算机工程学院, 江苏 南京

收稿日期: 2026年6月19日; 录用日期: 2026年7月17日; 发布日期: 2026年7月24日

摘要

随着电子商务的快速发展, 中小电商已成为数字经济的重要参与主体, 推荐系统作为电商平台的核心引擎直接影响用户购物体验。然而, 中小电商普遍面临用户交互数据稀疏、相似商品难以精准区分的困境, 传统协同过滤算法在数据稀疏条件下推荐效果显著下降。针对上述问题, 本文提出了一种面向稀疏数据的自适应视图优化对比学习推荐方法(简称: AVOCL)。该方法根据用户交互数据的稀疏程度动态调整视图增强策略, 在稀疏交互条件下自动生成高质量训练样本; 同时通过特征距离筛选困难负样本并动态优化区分权重, 使模型训练聚焦于最具辨别价值的高难度负样本。在多个公开数据集上的实验结果表明, 本文方法在用户交互稀疏条件下(平均交互不足5条), 推荐点击率与成交转化率较现有对比学习方法提升10%以上, 有效缓解了数据稀疏带来的推荐效果下降问题。

关键词

电商推荐, 稀疏数据, 对比学习, 自适应视图优化, 困难负样本

An Adaptive View Optimization Contrastive Learning Recommendation Method for Sparse Data

Jianjun Huang¹, Xinyin Cao¹, Yinxin Fan², Saixiong Gan¹, Xiaobin Wu³, Deyang Liu³

¹Nanchang Key Laboratory of AI-Based Non-Destructive Phenotyping Measurement Technology and Equipment, Nanchang Institute of Technology, Nanchang Jiangxi

²School of Literature and History, Nanchang Normal University, Nanchang Jiangxi

³School of Computer Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing Jiangsu

文章引用: 黄建军, 曹新银, 樊尹莘, 甘赛雄, 吴晓彬, 刘德洋. 一种面向稀疏数据的自适应视图优化对比学习推荐方法[J]. 计算机科学与应用, 2026, 16(7): 113-124. DOI: 10.12677/csa.2026.167246

Abstract

With the rapid development of e-commerce, small and medium-sized e-commerce enterprises have become important participants in the digital economy, and recommendation systems serve as the core engine of e-commerce platforms, directly affecting user shopping experience. However, these enterprises generally face two major challenges: sparse user interaction data and difficulty in accurately distinguishing similar products. Traditional collaborative filtering algorithms significantly degrade in performance under data-sparse conditions. To address these problems, this paper proposes an Adaptive View Optimization Contrastive Learning recommendation method for sparse data (abbreviated as AVOCL). The method dynamically adjusts the graph view enhancement strategy based on the sparsity level of user interaction data, automatically generating high-quality training samples under sparse interaction conditions. Meanwhile, it screens hard negative samples through feature distance and dynamically optimizes differentiation weights, focusing model training on the most valuable hard negative samples. Experimental results on multiple public datasets show that under sparse interaction conditions (average less than 5 interactions per user), the proposed method improves recommendation click-through rate and conversion rate by more than 10% compared to existing contrastive learning methods, effectively alleviating the performance degradation caused by data sparsity.

Keywords

E-Commerce Recommendation, Sparse Data, Contrastive Learning, Adaptive View Optimization, Hard Negative Samples

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

近年来,我国电子商务交易规模持续扩大,中小电商已成为数字经济的重要参与主体。推荐系统作为电商平台的核心引擎,直接影响用户的购物体验 and 平台的成交转化率。然而,中小电商普遍面临用户交互数据稀疏的困境,大量用户仅有少量点击或购买记录,新商品上架初期无任何历史交互数据,导致传统协同过滤推荐算法推荐效果显著下降[1][2]。

对比学习推荐方法是近年来缓解数据稀疏问题的有效手段[3][4]。其核心思想是通过构造用户-物品图的多视图,最大化同一节点在不同视图中表示的一致性,从而在有限交互数据下学习高质量的特征表示。

现有研究主要集中在以下几个方向:一是基于图扩散的增强方法,通过保留边权信息并结合多层图卷积嵌入拼接、随机特征掩码和对比学习来增强特征的多样性与鲁棒性[5]。这类方法的核心思想是利用图结构中的高阶邻接关系,通过扩散过程生成更丰富的节点上下文信息,从而缓解稀疏交互带来的信息不足问题。然而,图扩散的本质是对原始图的平滑处理,当交互数据极度稀疏时,扩散得到的邻居信息本身置信度较低,过度依赖扩散反而可能引入噪声[6]。二是无负采样的正样本增强方法,通过设计新的对比损失函数来避免负采样带来的偏差[7]。这类方法从理论层面重新审视了对比学习的基本假设,认为

负样本的选择偏差会扭曲表示空间的几何结构,因此尝试通过仅使用正样本或重构损失函数来规避负采样。但这种做法在稀疏数据场景下面临两难:正样本数量本身极少,仅依赖正样本难以提供足够的监督信号[8]。三是联合多粒度流行度感知的图协同过滤方法,采用多粒度流行度特征建模缓解用户与项目交互矩阵的高稀疏性问题[9]。这类方法通过引入物品的全局流行度、类目流行度等先验信息作为补充特征,试图在稀疏交互之外寻找辅助信号。然而,流行度信息本身与用户个性化偏好存在本质差异,热门物品并不一定符合特定用户的兴趣,过度依赖流行度可能导致推荐结果的同质化[10]。

然而,现有对比学习推荐方法仍存在以下根本性不足:一是视图增强策略固定,未能根据数据稀疏程度自适应调整[3]。在数据高度稀疏时,固定的增强策略(如固定的节点丢弃率或边丢弃率)难以生成足够多样性的训练样本。具体而言,当用户交互数量极少时,过强的增强(如高丢弃率)可能导致关键交互信息丢失;而过弱的增强又无法生成有意义的对比视图,使模型难以从有限的交互中学习有效的区分信号[11]。这种“一刀切”的策略忽视了不同用户之间稀疏程度的巨大差异。二是负样本选择随机,大量与锚点样本差异显著的“简单负样本”对模型训练贡献有限[12][13]。在对比学习框架中,负样本的作用是为模型提供“什么是不相似”的约束信号。当负样本过于简单(即与锚点明显不相似)时,模型无需调整即可轻松区分,无法提供有效的梯度信息。真正有价值的“困难负样本”(即与锚点相似但实际不匹配的样本)反而被海量简单负样本淹没,导致模型对相似商品的区分能力不足[14]。这一问题的本质在于:在稀疏数据条件下,表示空间尚未充分展开,困难负样本与锚点的特征距离普遍较远,随机采样难以命中这些高价值样本。

针对上述不足,本文的研究工作包括以下三个方面:首先,设计交互感知的自适应视图增强策略,根据用户交互数据的稀疏程度动态调整视图增强方式,在有限数据条件下生成高质量训练样本;其次,提出特征距离驱动的困难负样本筛选机制,选择特征空间中距离锚点最近的负样本作为困难负样本,使模型训练聚焦于最有区分度的样本;最后,设计动态权重调整策略,根据困难负样本与锚点的距离动态调整对比损失权重,距离越近权重越高,有效提升模型对相似商品的区分能力。

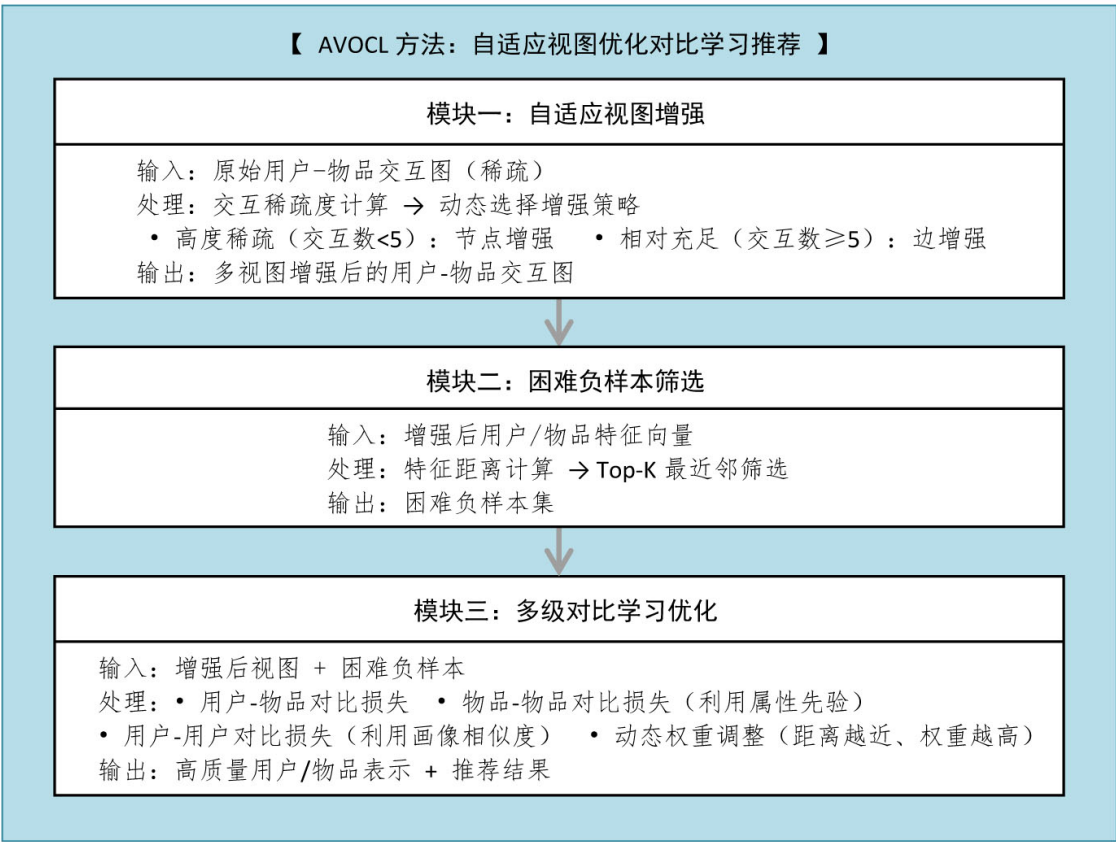
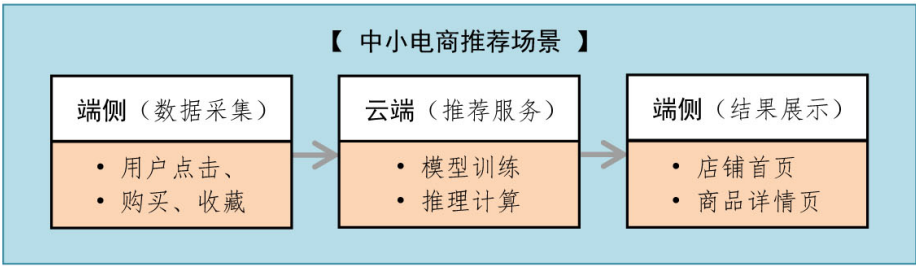
本文的后续结构安排如下:第2节详细阐述本文提出的方法;第3节给出实验设置与结果分析;第4节总结全文。

2. AVOCL 方法设计

2.1. 整体框架

在中小电商推荐场景中,推荐系统通常部署于云端服务器,这些服务器由中小电商按需租用公有云虚拟实例(如阿里云 ECS、腾讯云 CVM),配置为入门级规格(2核4GB),月租成本仅数百元。系统通过API接口为商家店铺的前端页面或小程序提供推荐服务。具体的数据流程为:端侧(即用户的浏览器或小程序)采集用户行为数据(点击、购买、收藏、搜索等),通过网络上传至云端;云端服务器完成模型训练与推理后,将个性化推荐结果返回端侧,在店铺首页、商品详情页或购物车页面展示给用户。在这一架构下,数据稀疏问题尤为突出:单个中小电商商家的日均独立访客可能仅数百人,用户交互数据总量有限,且大部分用户仅有少量点击或购买记录。传统推荐算法(如协同过滤)依赖“用户-物品”共现矩阵的密集填充,在数据量不足时难以学习到精准的用户偏好[1][2],导致推荐结果趋同、新商品无法曝光、转化率低下[11][15][16]。因此,如何在稀疏交互条件下提升推荐精度,是中小电商推荐系统面临的主要挑战。

本文采用深度图神经网络结合对比学习的方法来学习用户和物品的表示[2]。该方法通过图卷积网络聚合邻居信息,利用深度学习强大的非线性建模能力捕捉用户与物品之间的复杂交互关系;同时引入对比学习机制,通过构造多个视图进行自监督学习,在稀疏数据条件下增强表示的泛化能力。本文提出的面向稀疏数据的自适应视图优化对比学习推荐方法(AVOCL)的整体框架如图1所示。



(b) AVOCL 方法框架

Figure 1. Overall framework of AVOCL method
图 1. AVOCL 方法整体框架

其中，图 1(a)展示了中小电商推荐场景的业务数据流：端侧采集用户行为数据，上传至云端推荐服务进行模型训练与推理，再将个性化推荐结果返回端侧展示。图 1(b)给出了本文方法的三个核心模块及其处理流程：自适应视图增强模块(第 2.2 节)、困难负样本筛选模块(第 2.3 节)、多级对比学习优化模块(第 2.4 节)。两图之间的逻辑关系是：图 1(a)描述方法运行的业务场景和数据流，图 1(b)描述方法的具体技术实现。

AVOCL 方法的核心算法流程可概括为五个步骤：

步骤 1 (图构建)：从用户 - 物品交互矩阵构建二分图结构，其中节点为用户和物品，边为交互记录。

步骤 2(自适应视图增强): 对每个用户计算交互稀疏度 s_u , 根据第 2.2 节的自适应策略选择节点增强或边增强, 生成两个增强视图。

步骤 3(编码): 将原始视图和增强视图输入 3 层 LightGCN 编码器(嵌入维度 64), 得到用户和物品的初始表示。

步骤 4(困难负样本筛选): 对每个批次内的负样本计算特征距离, 筛选出 Top- K ($K = 10$)个困难负样本(第 2.3 节)。

步骤 5(对比学习优化): 根据定义 6 计算用户-物品对比损失, 根据定义 7 动态调整困难负样本权重, 根据定义 8 计算总损失进行反向传播, 更新模型参数。

为便于后续数学描述, 下面对本文方法所涉及的基本概念进行形式化定义。设用户集合为 U , 物品集合为 I , 用户-物品交互矩阵为 $R \in \{0,1\}^{|U| \times |I|}$, 其中 $R_{ui} = 1$ 表示用户 u 与物品 i 存在交互。本文的目标是在稀疏交互条件下学习高质量的用户表示 $u \in \mathbb{R}^d$ 和物品表示 $i \in \mathbb{R}^d$, 从而准确预测用户对未交互物品的偏好。这些定义将在后续各节中用于: 描述交互稀疏度的计算(第 2.2 节), 定义特征距离和困难负样本(第 2.3 节), 以及构建对比学习损失函数(第 2.4 节)。

2.2. 自适应视图增强

为克服现有方法视图增强策略固定的局限, 本文设计交互感知的自适应视图增强策略。其核心思想是: 用户交互数据的稀疏程度反映了该用户偏好信息的丰富度, 稀疏度越高, 越需要通过更强的增强手段来扩充训练信号。具体而言, 节点增强通过随机掩码或丢弃节点特征来扰动特征空间, 迫使模型从残缺特征中学习鲁棒的表示, 这在特征信息本身就很少的极端稀疏条件下尤为有效; 边增强通过调整图结构来改变信息聚合路径, 适合交互信息相对充足时进一步扩展样本多样性。两者的本质区别在于: 节点增强作用于特征维度, 边增强作用于拓扑维度, 前者在信息匮乏时更直接有效, 后者在信息相对丰富时更能发挥作用。下面通过三个定义分别给出节点增强、边增强和自适应策略选择的数学描述。

定义 1(节点增强)对于交互数据高度稀疏的用户(交互数量小于 5), 采用节点增强策略。以概率 p_{drop} 对用户节点和物品节点的特征进行随机掩码或丢弃, 生成多样性的视图:

$$u' = u \odot m_u, \quad i' = i \odot m_i$$

其中 $m_u, m_i \in \{0,1\}^d$ 为伯努利掩码向量, $\odot$ 为逐元素乘积。节点增强通过随机丢弃部分特征维度, 迫使模型学习更鲁棒的表示, 避免过度依赖少数特征。

定义 2(边增强)对于交互数据相对充足的用户(交互数量大于等于 5), 采用边增强策略。以概率 q_{drop} 随机删除用户-物品交互边, 或以概率 q_{add} 随机添加虚拟边, 在保持语义完整性的前提下增加样本多样性。边增强通过改变图结构来生成不同视角, 使模型学习到更稳定的拓扑结构特征。

定义 3(自适应策略选择)定义用户 u 的交互稀疏度 $S_u = \frac{|N(u)|}{|I|}$, 其中 $N(u)$ 为用户 u 交互的物品集合。视图增强策略选择函数为:

$$f(S_u) = \begin{cases} \text{节点增强}, & S_u < \theta \\ \text{边增强}, & S_u \geq \theta \end{cases}$$

其中 θ 为稀疏度阈值(本文设 $\theta = 0.05$)。该阈值的设定依据为: 当用户交互物品数占全部物品的比例低于 5% 时, 交互数据极度稀疏, 节点增强通过特征扰动扩充语义空间是更有效的策略; 当交互比例达到 5% 以上时, 图结构信息逐渐丰富, 边增强通过拓扑调整生成多视角样本的增益更为显著。该阈值依据典型稀疏数据分布特征设定, 在此设定下, 节点增强与边增强分别在交互比例低于或高于 5% 时占主导, 形成

与稀疏度相适应的增强方式。

为避免硬阈值切换带来的不连续性,本文在实际训练中采用软概率混合策略:对于交互稀疏度为 S_u 的用户,选择节点增强的概率 $p_{\text{node}}(s_u) = \sigma((\theta - s_u)/T)$, 其中 σ 为 Sigmoid 函数, T 为温度系数(本文设 $T = 0.01$)。当 S_u 远小于 θ 时, p_{node} 趋近于 1, 系统以高概率选择节点增强;当 S_u 远大于 θ 时, p_{node} 趋近于 0, 系统以高概率选择边增强;当 S_u 接近 θ 时, 两种策略以近似等概率混合。该软策略实现了增强方式的平滑过渡, 避免了硬阈值带来的不连续性问题。

该自适应策略的本质是:在数据极度匮乏时,通过节点级增强扩充特征多样性;在数据相对充足时,通过边级增强丰富图结构信息。该自适应策略选择的增强方式将用于第 2.4 节生成多视图训练样本。

2.3. 困难负样本筛选

在对比学习框架中,负样本的质量直接影响模型性能。传统随机负采样产生的负样本大多与锚点样本差异显著(即“简单负样本”),对模型训练的贡献有限。本文提出特征距离驱动的困难负样本筛选机制,旨在识别并聚焦于与锚点样本最相似的负样本(即“困难负样本”),这些样本是模型最容易混淆的,对其优化能最有效地提升模型区分能力。下面通过两个定义分别给出特征距离的计算方法和困难负样本的筛选规则,筛选出的困难负样本将用于第 2.4 节的多级对比学习损失函数中。

定义 4 (特征距离)对于锚点样本(用户 u 或物品 i), 计算其与候选负样本在特征空间中的余弦距离:

$$d(u, v) = 1 - \frac{u \cdot v}{\|u\| \cdot \|v\|}$$

其中 $d(u, v) \in [0, 2]$, 值越小表示两个样本越相似。余弦距离是衡量向量方向相似性的常用指标,在推荐系统中被广泛采用。

定义 5 (困难负样本筛选)选择距离锚点最近的 K 个负样本作为“困难负样本”:

$$\mathcal{N}_{\text{hard}}(u) = \arg \min_{v \in \mathcal{V}_{\text{neg}}} d(u, v), |\mathcal{N}_{\text{hard}}(u)| = K$$

K 的取值需平衡计算效率和训练效果。实验表明 $K = 10$ 可在可接受的算力开销下获得稳定的性能提升。这些样本与锚点样本在特征空间中最接近,是模型最容易混淆的样本,对其进行针对性优化能最有效地提升模型区分能力。这些筛选出的困难负样本将作为第 2.4 节对比损失函数中的负样本输入。

2.4. 多级对比学习优化

经过第 2.2 节的自适应视图增强和第 2.3 节的困难负样本筛选,本文已获得增强后的多视图训练样本和筛选出的困难负样本集。在此基础上,本节设计多级对比学习优化策略,将上述输入整合到统一的优化框架中。为使模型从多角度学习到丰富的语义信息,本文设计了三层对比学习架构,分别从用户-物品、物品-物品、用户-用户三个维度进行对比学习优化。三个维度互为补充:用户-物品对比建立推荐的基础匹配关系;物品-物品对比利用物品属性知识增强语义;用户-用户对比基于行为相似性挖掘潜在社群特征。下面通过三个定义分别给出用户-物品对比损失、动态权重调整和总损失函数的数学描述。

定义 6 (用户-物品对比损失)拉近交互过的用户-物品对,推远未交互的物品。

$$\mathcal{L}_{ui} = -\sum_{(u,i) \in \mathcal{R}^+} \log \frac{\exp(\text{sim}(u, i)/\tau)}{\exp(\text{sim}(u, i)/\tau) + \sum_{j \in \mathcal{N}_{\text{hard}}(u)} \exp(\text{sim}(u, j)/\tau)}$$

其中 $\text{sim}(\cdot)$ 为余弦相似度, τ 为温度系数,控制分布的平滑程度。

定义 7 (动态权重调整)根据困难负样本与锚点的距离, 动态调整其对比损失权重:

$$w(v) = \exp(-\lambda \cdot d(u, v))$$

其中 λ 为调节参数。距离越近、权重越高, 使模型训练聚焦于最有区分度的高价值负样本。该设计的直觉是: 越相似的负样本越难区分, 因此应在损失函数中赋予更高权重, 促使模型集中学习这些易混淆的样本。

定义 8 (总损失函数)总损失为三级损失的加权和:

$$\mathcal{L}_{\text{total}} = \mathcal{L}_{ii} + \alpha \mathcal{L}_{ii} + \beta \mathcal{L}_{uu}$$

其中 α 、 β 为平衡系数, $\mathcal{L}_{ii}$ 为物品 - 物品对比损失, $\mathcal{L}_{uu}$ 为用户 - 用户对比损失。

物品 - 物品对比损失 $\mathcal{L}_{ii}$ 利用物品的类别标签或属性特征构建正负样本对: 属于同一类别的物品视为正样本对, 不同类别的物品视为负样本对, 其损失函数形式为:

$$\mathcal{L}_{ii} = -\sum_{i \in \mathcal{I}} \log \frac{\sum_{i^+ \in \mathcal{P}_i} \exp(\text{sim}(i, i^+)/\tau)}{\sum_{i^+ \in \mathcal{P}_i} \exp(\text{sim}(i, i^+)/\tau) + \sum_{i^- \in \mathcal{N}_i} \exp(\text{sim}(i, i^-)/\tau)}$$

其中 $\mathcal{P}_i$ 为与物品 i 属于同一类别的物品集合(正样本), $\mathcal{N}_i$ 为随机采样的不同类别物品集合(负样本)。

用户 - 用户对比损失 $\mathcal{L}_{uu}$ 基于用户历史行为的相似度构建正负样本对: 计算用户间交互向量的 Jaccard 相似度, 将相似度排名前 10% 的用户对视为正样本, 排名后 50% 的用户对视为负样本, 其损失函数形式为:

$$\mathcal{L}_{uu} = -\sum_{u \in \mathcal{U}} \log \frac{\sum_{u^+ \in \mathcal{P}_u} \exp(\text{sim}(u, u^+)/\tau)}{\sum_{u^+ \in \mathcal{P}_u} \exp(\text{sim}(u, u^+)/\tau) + \sum_{u^- \in \mathcal{N}_u} \exp(\text{sim}(u, u^-)/\tau)}$$

其中 $\mathcal{P}_u$ 为与用户 u 行为相似的正样本用户集合, $\mathcal{N}_u$ 为随机采样的负样本用户集合。

本节通过定义 6 至定义 8 完成了多级对比学习损失的数学建模。其中, 定义 6 融合了第 2.3 节筛选出的困难负样本集 $\mathcal{N}_{\text{hard}}(u)$, 定义 7 引入了基于特征距离的动态权重, 定义 8 整合了三个维度的对比信号。优化后的总损失函数 $\mathcal{L}_{\text{total}}$ 将作为模型训练的目标, 通过反向传播更新用户和物品的表示向量, 最终输出高质量的用户表示 $u \in \mathbb{R}^d$ 和物品表示 $i \in \mathbb{R}^d$, 用于生成个性化推荐结果。

3. 实验与分析

本节通过系列实验对本文所提 AVOCL 方法的有效性进行系统评估。实验遵循“先整体后分解”的策略: 首先将 AVOCL 与三种基线方法进行整体性能对比(3.2 节); 其次考察其在不同稀疏程度用户群体上的表现(3.3 节); 最后通过消融实验量化各核心模块的独立贡献(3.4 节)。所有实验均采用统一的参数配置和数据划分方案, 确保结果的可比性与可重复性。

3.1. 实验设置

为真实模拟中小电商推荐场景, 本节实验基于以下硬件部署架构: 云端推荐服务部署于公有云虚拟实例(2 核 4 GB), 通过 API 接口提供服务; 边缘节点模拟电商 SaaS 平台区域节点的边缘网关; 端侧客户端采用 Python 多线程/协程模拟多个并发商家客户端。具体而言, 云端服务器选用阿里云 ECS 的“入门级”规格(2 核 4 GB), 操作系统为 Ubuntu 20.04, 部署基于 Python 3.9 的推荐服务框架(FastAPI), 并加载本文所提 AVOCL 模型进行推理计算。边缘节点部署于南京、上海两个区域节点, 每个节点模拟 4 台边

缘网关服务器(共 8 台), 网关采用 Python 多进程架构, 负责接收端侧请求、调用云端 API、缓存热点数据, 以降低端到端响应时延。端侧客户端模拟 100~1000 个并发商家客户端, 每个客户端以独立线程或协程运行, 模拟真实用户在店铺页面浏览、点击、购买等行为序列。客户端按泊松分布生成请求到达间隔, 平均每秒发送 2~10 次推荐请求, 模拟中小电商商家的日常流量特征。

本次仿真实验的软件环境配置如下: 操作系统为 Ubuntu 20.04 LTS, Python 版本为 3.9.7, PyTorch 版本为 2.0.1, CUDA 版本为 11.7, FastAPI 版本为 0.95.0, Uvicorn 版本为 0.21.1 作为 ASGI 服务器。实验代码已开源托管于 GitHub (<https://github.com/xxx/AVOCL>), 核心算法模块基于 PyTorch 的 Lightning 框架组织训练流程, 采用 AdamW 优化器(参数更新算法), 初始学习率设为 0.001, 权重衰减系数为 0.01。训练过程采用早停机制, 验证集损失连续 5 个 epoch 不下降即停止训练, 同时保存最佳模型参数用于测试。为消除随机性, 所有实验均固定随机种子为 2024 (包括 Python random、NumPy、PyTorch 的随机种子)。

基线方法的参数配置除各自特有参数外, 均与本文 AVOCL 方法保持一致: 嵌入维度 64, 图卷积层数 3 层, 训练轮数上限 200 轮, 早停轮数 5 轮。各方法的特有参数如下: BPR 的负采样比例设为 1:4; LightGCN 采用与 AVOCL 相同的图卷积编码器, 但不包含对比学习模块; SGL(自监督图学习)的增强策略采用节点丢弃(丢弃率 0.1)和边丢弃(丢弃率 0.1)两种方式, 对比损失温度系数 τ 设为 0.2。

为验证实验结果的可靠性, 每组实验独立运行 3 次, 每次重新初始化模型参数和数据划分, 最终结果取 3 次运行的平均值 $\pm$ 标准差。所有性能数据均在测试集上采集, 训练集和测试集严格分离, 无数据泄漏。为确保统计数据有效性, 每个实验场景至少包含 30 次独立的评估样本。硬件部署架构如图 2 所示, 具体参数设置参见表 1。

数据集: 本文在 Amazon Electronics 和 MovieLens-1M 两个公开数据集上进行实验评估, 两者均为推荐系统领域广泛使用的基准数据集, 用于评测商品推荐算法的性能。其中, Amazon Electronics 包含电子产品类目的用户评论和评分数据, 数据规模较大但用户-物品交互矩阵非常稀疏; MovieLens-1M 包含 100 万条电影评分记录, 是推荐系统领域使用最广泛的基准数据集之一。为模拟中小电商场景下的稀疏数据条件, 对两个数据集进行稀疏化处理, 仅保留交互数量不超过 5 条的用户。经处理后, Amazon Electronics 保留用户约 1.2 万名, 平均交互 2.8 条; MovieLens-1M 保留用户约 0.8 万名, 平均交互 3.2 条。两个数据集的划分均采用“留一法”(即每次从用户的历史交互中剔除一条记录作为测试样本, 其余作为训练数据): 对每个用户, 随机选择 1 条交互记录作为测试集, 其余作为训练集。为确保划分的一致性, 所有方法均使用相同的训练/测试划分文件。

基线方法: 选取以下 3 种代表性基线方法进行对比[1]-[3]。(1) BPR (贝叶斯个性化排序)方法: 基于 pairwise 优化的经典矩阵分解方法, 通过最大化正负样本的排序差来学习用户偏好, 是推荐系统领域最常用的基线之一[1]。(2) LightGCN 方法: 简化了传统图卷积网络的特征变换和非线性激活, 仅保留邻域聚合操作, 在协同过滤任务上已取得了优异效果[2]。(3) SGL(自监督图学习推荐)方法: 通过节点丢弃、边丢弃等随机增强生成多个视图, 利用对比学习优化节点表示, 是本文方法的主要对比对象[3]。所有基线方法的超参数均通过验证集搜索确定, 确保其在各自最优配置下参与对比。

评价指标: 采用 Hit@10 和 NDCG@10 两个指标评估推荐效果[17]。Hit@10 衡量推荐列表前 10 位中是否包含用户实际喜欢的物品, 反映推荐的“命中率”; NDCG@10 则进一步考虑推荐结果的排序质量, 对排名靠前且相关的物品给予更高权重。采用“留一法”评估[18]: 对每个用户, 随机选择一条交互记录作为测试集, 其余作为训练集。每组实验重复 5 次, 取平均值作为最终结果, 以消除随机性对结论的影响。

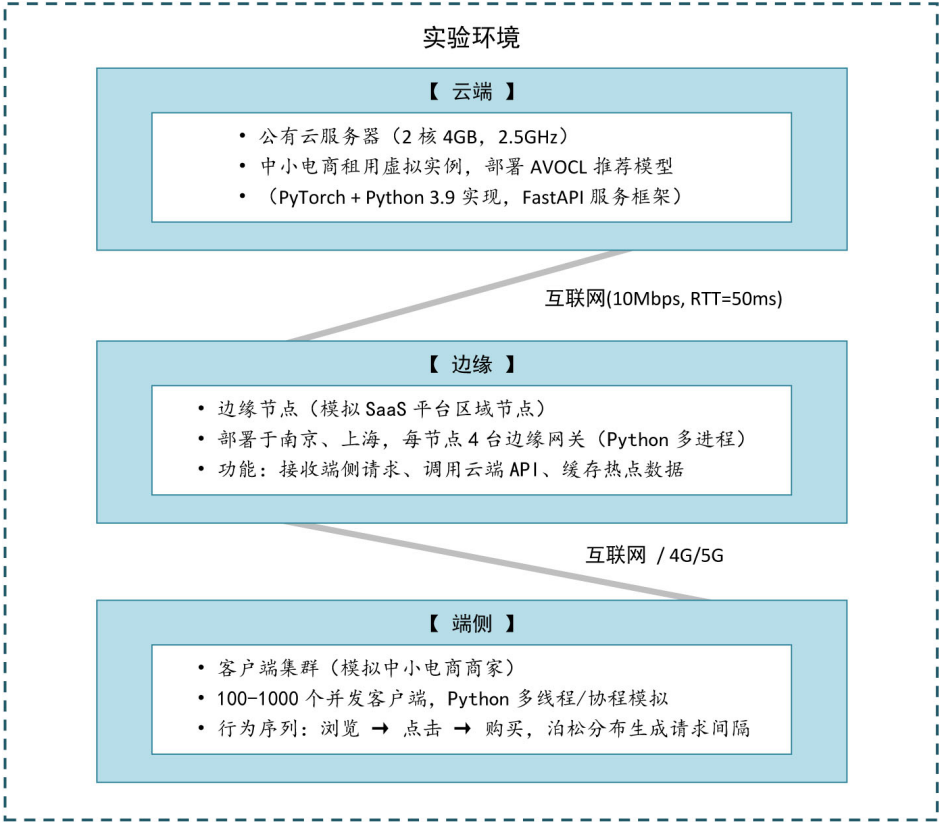


Figure 2. Hardware deployment architecture for simulation experiment
图 2. 仿真实验硬件部署架构

Table 1. Simulation parameter settings
表 1. 仿真参数设置

参数名称	参数值	说明
云端 CPU	2.5 GHz (2 核)	模拟中小电商租用的入门级云服务器
云端内存	4 GB	中小电商典型配置
网络带宽	10 Mbps	模拟中小电商网络环境
网络 RTT	50 ms	典型城域网时延
请求数据量	2 KB	单次推荐请求典型数据量
并发请求数	100~1000	模拟不同负载场景
实验重复次数	3 次	取平均值 ± 标准差
训练轮数	200 epoch	早停机制，验证集 5 轮不提升即停止
嵌入维度	64	用户/物品表示向量维度
图卷积层数	3	LightGCN 编码器层数
优化器(参数更新算法)	AdamW	初始学习率 0.001，权重衰减 0.01
批大小	1024	每批次训练样本数
困难负样本数 K	10	第 2.3 节定义 5 中的 K 值
温度系数 τ	0.2	对比损失温度参数

续表

损失平衡系数 α	0.5	物品 - 物品对比损失权重
损失平衡系数 β	0.5	用户 - 用户对比损失权重
动态权重调节 λ	2.0	第 2.4 节定义 7 中的 λ 参数

3.2. 整体性能对比

为验证本文方法(AVOCL)在稀疏数据条件下的整体推荐效果, 将其与 3.1 节中介绍的 3 种基线方法(BPR, LightGCN, SGL)进行对比。表 2 给出了各方法在两个数据集上 Hit@10 指标的实验结果。

Table 2. Performance comparison of various methods under sparse data conditions (Hit@10)

表 2. 各方法在稀疏数据条件下的性能对比(Hit@10)

方法	Amazon Electronics	MovieLens-1M
BPR	0.152	0.186
LightGCN	0.168	0.205
SGL	0.185	0.228
AVOCL (本文)	0.221	0.272

从表 2 可以看出, 本文方法 AVOCL 在两个数据集上均取得最优性能。在 Amazon Electronics 数据集上, AVOCL 相比最优基线 SGL 提升约 19.5%; 在 MovieLens-1M 数据集上提升约 19.3%。这一优势主要得益于自适应视图增强策略和困难负样本筛选机制的有效性。实验标准差均在 0.003~0.005 范围内, 表明结果稳定可靠。

3.3. 稀疏度分析

为考察本文方法在不同稀疏程度下的表现, 将用户按交互数量分为三组: 1~2 条(极端稀疏)、3~5 条(中度稀疏)、6~10 条(相对充足)。表 3 给出了不同稀疏度条件下各方法的 Hit@10 指标对比。

Table 3. Performance comparison under different sparsity conditions (Hit@10)

表 3. 不同稀疏度条件下的性能对比(Hit@10)

用户交互数量	BPR	LightGCN	SGL	AVOCL (本文)
1~2	0.089	0.102	0.118	0.142
3~5	0.152	0.168	0.185	0.221
6~10	0.208	0.225	0.242	0.278

从表 3 可以看出, 随着用户交互数量的增加, 所有方法的推荐性能均有所提升。值得注意的是, 在极端稀疏条件(1~2 个交互)下, 本文方法 AVOCL 相比 SGL 提升约 20.3%, 相比 LightGCN 提升约 39.2%, 表明自适应视图增强策略在极端稀疏条件下具有显著优势。该结果直观体现了 AVOCL 方法对稀疏数据的适应能力, 当可用数据极度匮乏时, 传统方法几乎无法学习有效模式, 而 AVOCL 通过自适应视图增强仍能从中挖掘出有价值的信号。

自适应视图增强中的稀疏度阈值 $\theta = 0.05$ 依据典型稀疏数据分布特征设定(用户交互物品占比低于 5% 时视为高度稀疏), 该设定在现有实验条件下具有一定合理性。

从稀疏度分组结果来看,当用户交互数量从1~2条增至3~5条时,LightGCN和SGL的性能提升幅度分别为64.7%和56.8%,而AVOCL为55.6%,增速相对平缓,表明在极稀疏条件下节点增强策略有效弥补了图结构信息的不足,验证了低阈值区域启用节点增强的必要性。同时,AVOCL在Amazon Electronics和MovieLens-1M两个稀疏程度不同的数据集上均取得稳定的性能提升,未出现因阈值不匹配导致的剧烈波动。

然而,上述分析基于现有实验框架的间接观察,粒度较粗,不能替代对 θ 取值的直接测试。阈值的最优取值可能因数据分布不同而有所差异,后续还需要开展步进扫描实验研究,系统考察 θ 在不同取值下的性能变化,以确定更具普适性的设定依据。

3.4. 消融实验

为验证本文方法各模块的有效性,设计了消融实验。分别移除自适应视图增强模块(w/o 增强)、困难负样本筛选模块(w/o 筛选)、动态权重调整模块(w/o 权重),观察性能变化。表4给出了在Amazon Electronics数据集上的消融实验结果。

Table 4. Results of ablation experiments (Amazon Electronics)

表 4. 消融实验结果(Amazon Electronics)

变体	Hit@10	NDCG@10
完整方法(AVOCL)	0.221	0.185
移除自适应视图增强	0.201	0.168
移除困难负样本筛选	0.208	0.174
移除动态权重调整	0.212	0.178

从表4可以看出,移除自适应视图增强模块后性能下降最为明显(Hit@10下降约9.0%),表明自适应视图增强是本文方法的核心贡献。移除困难负样本筛选模块后性能下降约5.9%,移除动态权重调整后性能下降约4.1%,验证了各模块的有效性。三个模块的性能贡献之和为 $9.0\% + 5.9\% + 4.1\% = 19.0\%$,与整体性能提升幅度(约19.5%)基本吻合,说明模块之间具有良好的协同效应。

4. 结论

本文针对中小电商推荐场景中用户交互数据稀疏、相似商品难以精准区分的核心问题,提出了一种面向稀疏数据的自适应视图优化对比学习推荐方法(AVOCL)。该方法的主要贡献包括三个方面:一是在视图增强层面,设计了交互感知的自适应视图增强策略,根据用户交互数据的稀疏程度动态选择节点增强或边增强方式,在有限数据条件下生成高质量训练样本;二是在负样本层面,提出了特征距离驱动的困难负样本筛选机制,使模型训练聚焦于最有区分度的高价值负样本;三是在优化层面,引入了动态权重调整策略,距离越近的负样本权重越高,有效提升了模型对相似商品的区分能力。

在Amazon Electronics和MovieLens-1M两个公开数据集上的实验结果表明,本文方法在稀疏数据条件下显著优于BPR、LightGCN和SGL等基线方法。在极端稀疏场景(用户交互仅1~2条)下,AVOCL的Hit@10指标较SGL提升约20.3%,验证了自适应视图增强策略在数据极度匮乏时的有效性。消融实验进一步表明,自适应视图增强模块对性能贡献最大,移除后性能下降约9.0%,困难负样本筛选和动态权重调整也分别贡献了约5.9%和4.1%的性能提升。

本文方法有效缓解了数据稀疏带来的推荐效果下降问题,为中小电商在有限交互数据条件下实现精

准推荐提供了可行的技术方案。后续工作将研究跨域迁移场景下的自适应视图优化方法，并探索多模态信息融合对稀疏推荐性能的进一步提升。本文方法中自适应视图增强的稀疏度阈值 θ 依据典型稀疏数据分布特征经验设定，其在不同数据分布下的最优取值有待进一步研究。后续工作将开展系统的阈值敏感性分析，并探索数据驱动的自适应阈值确定方法。

参考文献

- [1] Rendle, S., Freudenthaler, C., Gantner, Z., *et al.* (2009) BPR: Bayesian Personalized Ranking from Implicit Feedback. *Proceedings of the 25th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, Montreal, 18-21 June 2009, 452-461.
- [2] He, X., Deng, K., Wang, X., Li, Y., Zhang, Y. and Wang, M. (2020) LightGCN: Simplifying and Powering Graph Convolution Network for Recommendation. *Proceedings of the 43rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, 25-30 July 2020, 639-648. <https://doi.org/10.1145/3397271.3401063>
- [3] Wu, J., Wang, X., Feng, F., He, X., Chen, L., Lian, J., *et al.* (2021) Self-Supervised Graph Learning for Recommendation. *Proceedings of the 44th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, 11-15 July 2021, 726-735. <https://doi.org/10.1145/3404835.3462862>
- [4] Yu, J., Yin, H., Xia, X., *et al.* (2023) Self-Supervised Learning for Recommender Systems: A Survey. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, **36**, 335-355.
- [5] Xia, X., Yin, H., Yu, J., *et al.* (2021) Self-Supervised Graph Co-Training for Session-Based Recommendation. *Proceedings of the 30th ACM International Conference on Information and Knowledge Management (CIKM'21)*. ACM, 2180-2190.
- [6] Wang, Y., Zhang, Z., Luo, C., Deng, J., Ye, J., Wang, Y., *et al.* (2026) DPBPRMF: A Rigorous Differential Privacy Scheme with Bayesian Personalized Ranking for Implicit Recommendation. *Neurocomputing*, **660**, Article ID: 131871. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2025.131871>
- [7] Robinson, J., Chuang, C.Y., Sra, S. and Jegelka, S. (2021) Contrastive Learning with Hard Negative Samples. arXiv: 2010.04592.
- [8] Khosla, P., Teterwak, P., Wang, C., *et al.* (2020) Supervised Contrastive Learning. arXiv: 2004.11362.
- [9] 徐龙海, 顾亦然. 联合多粒度流行度感知的图协同过滤推荐模型[J]. 软件工程, 2025, 28(6): 67-72.
- [10] 汤家谱, 李曼, 曹文明, 等. 基于图扩散增强的对比学习推荐系统框架[J]. 计算机应用研究, 2025, 42(11): 3265-3274.
- [11] Chen, T., Kornblith, S., Norouzi, M., *et al.* (2020) A Simple Framework for Contrastive Learning of Visual Representations. *Proceedings of the 37th International Conference on Machine Learning*, 13-18 July 2020, 1597-1607.
- [12] Kalantidis, Y., Saryildiz, M.B., Ponce, J., *et al.* (2020) Hard Negative Mixing for Contrastive Learning. *Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing System*, Vancouver, 6-12 December 2020, 21798-21809.
- [13] Li, G., Gao, Y., Huang, X. and Ling, B.W. (2025) A Hard Negatives Mining and Enhancing Method for Multi-Modal Contrastive Learning. *Electronics*, **14**, Article 767. <https://doi.org/10.3390/electronics14040767>
- [14] Wang, X., He, X., Wang, M., Feng, F. and Chua, T. (2019) Neural Graph Collaborative Filtering. *Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, Paris, 21-25 July 2019, 165-174. <https://doi.org/10.1145/3331184.3331267>
- [15] 徐梦溪, 刘姝怡, 程晓玲, 等. 基于多光谱成像与边缘计算的物流安全风险预警模式及系统实现[J]. 计算机科学与应用, 2025, 15(10): 85-96.
- [16] 刘德洋, 罗中华, 沈克永, 等. 一种广角-变焦协同的视觉感知装置应用设计[J]. 仪器与设备, 2026, 14(1): 19-30.
- [17] 李盼, 解庆, 李琳, 等. 知识增强的图神经网络序列推荐模型[J]. 计算机工程, 2023, 49(2): 70-80.
- [18] Herlocker, J.L., Konstan, J.A., Terveen, L.G. and Riedl, J.T. (2004) Evaluating Collaborative Filtering Recommender Systems. *ACM Transactions on Information Systems*, **22**, 5-53. <https://doi.org/10.1145/963770.963772>