

研究论文

基于图神经网络的兴趣点推荐方法研究进展

方金凤, 陈祖颐

摘要 交叉学科是新科学的生长点,是科学发展的必然趋势。基于位置服务的重要应用——兴趣点推荐,作为计算机学科与地理信息学科相交叉的研究课题,对于推动2个学科在时空数据分析等相关领域的交叉融合研究具有重要作用。分析了兴趣点推荐的影响因素即地理位置、时间因素、社交关系和流行度,重点阐述了基于图神经网络的兴趣点推荐方法,包括基于图注意力网络、图卷积网络、图自编码器的推荐,并对其特点进行对比;讨论了在兴趣点推荐中存在的一些关键挑战,如数据稀疏性、冷启动问题和用户动态偏好问题,并针对各项挑战提出相应的解决思路,提出了结合多种影响因素的推荐,跨领域推荐以及动态偏好推荐的发展趋势。

关键词 兴趣点推荐;基于位置的服务;图神经网络;推荐算法

随着移动网络的快速发展和智能设备的普遍应用,基于位置的服务(如 Yelp、Foursquare、携程、美团、今日头条、Google 地图等)逐渐深入到社会生活的各个领域,兴趣点推荐(point of interest recommendation, POI recommendation)作为基于位置服务的重要支撑技术已成为当前时空数据管理和人工智能领域的研究热点^[1-2]。兴趣点推荐主要根据用户在位置社交网络(location-based social networks, LBSN)中的签到或打卡记录从大量地理位置中为用户推荐其可能感兴趣的地点。作为一种新型社交网络,位置社交网络不仅能够记录用户位置信息,还能提供用户与周围人和场所的互动信息。一方面,商家根据这些数据挖掘用户偏好、预测用户感兴趣的地点并向用户进行推荐,进而吸引大量的客户,提高商家的收益;另一方面,用户通过兴趣点推荐系统过滤无用信息,便于出行规划,解决了用户的选择恐惧症

即“信息过载”问题。因此,基于位置社交网络的兴趣点推荐系统应运而生。

1 兴趣点推荐的影响因素

兴趣点推荐是指对 LBSN 中的大量数据信息进行分析,进而为用户推荐其可能感兴趣的地点,其推荐效果受多种因素影响。(1) 地理位置。移动用户位置不固定,考虑该因素能更准确获取用户兴趣偏好,用户通常倾向于访问距离较近的位置^[3-6]。(2) 时间因素。用户访问地点与时间紧密相关,如工作日和假期的访问地点差异明显,已有研究通过对时间属性建模、融入上下文信息等方式,将时间信息融入推荐模型以提升精确度^[3-6]。(3) 社交关系。人们的兴趣爱好选择常受社交圈影响,在推荐过程中融入社交关系,能缓解数据稀疏性问题并提高推荐精确性^[5-6],可通过计算用户偏好和相似性、寻找相似用户群体、整合好友间相似度和信任度等方法实现。(4) 流行度。流行度高的地点会吸引众多用户^[7],可通过分析用户生成

辽宁工程技术大学电子与信息工程学院,葫芦岛 125105

收稿日期: 2024-01-05; 修回日期: 2024-07-19

基金项目: 辽宁省教育厅理工类项目(JYTQN2023211)

作者简介: 方金凤, 讲师, 研究方向为时空大数据、兴趣点推荐、轨迹预测等, 电子邮箱: lmfangziyi@163.com

引用格式: 方金凤, 陈祖颐. 基于图神经网络的兴趣点推荐方法研究进展[J]. 科技导报, 2025, 43(9): 76-83; doi:10.3981/j.issn.1000-7857.2024.01.00099

内容、提取流行度特征、挖掘流行时间等方式,将流行度融入推荐算法,为用户提供更精确的推荐。

2 基于图神经网络的推荐方法

基于图神经网络的兴趣点推荐能够通过有效的图结构建模和复杂的特征学习^[8-9],综合考虑地理位

置、时间、社交关系和流行度等多方面因素,例如,通过节点表示学习位置特征和时间动态性,通过社交网络信息建模用户间的关系,同时平衡推荐结果中的流行度偏差,从而提高推荐的个性化和准确性,更好地满足用户的多样化需求,如图1所示。

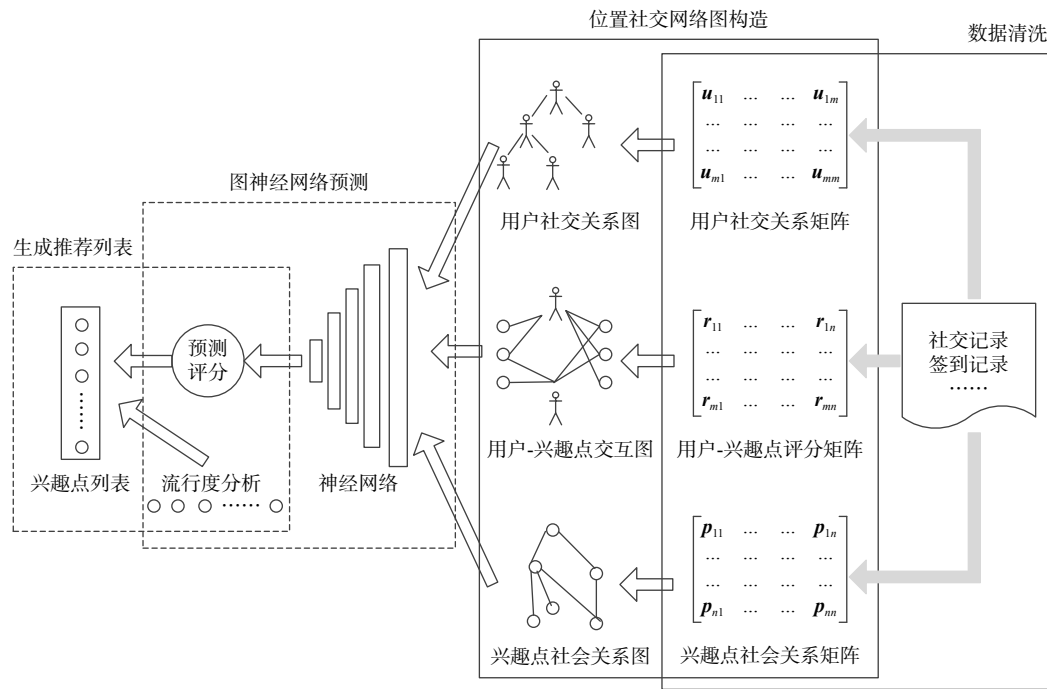


图1 基于图神经网络的兴趣点推荐整体框架

2.1 基于图注意力网络的兴趣点推荐

基于图注意力网络(graph attention networks, GAT)的推荐^[10-21]旨在对用户行为和兴趣点之间的关系图建模,从中学习用户偏好和行为规律,并利用图注意力机制捕获不同节点之间的关系权重,自动进行合理的权重分配,避免了计算复杂的矩阵操作。Li等^[10]利用注意力机制学习图中节点信息和关注度,计算不同因素对每个推荐结果的影响,从而根据最具影响力的因素进行更精准地推荐。Zhang等^[11]对复杂社会关系进行建模,利用注意力机制学习用户社交访问节点的权重,同时融入地理和时间特征预测用户偏好,提高推荐精度。Shi等^[12]利用时间级注意力机制捕获不同时段对用户偏好的影响,结合个人偏好和时间特征为用户推荐兴趣点。Zhang等^[13]利用图注意力网络分别捕捉用户对单个POI和区域POI的偏好,结合区域信息和用户偏好进行POI推荐。刘志中等^[14]

利用图注意力网络学习含有社交关系的用户特征,利用标号二部图神经网络学习含有用户POI交互偏好的用户特征与POI特征,利用会话图神经网络学习含有用户POI转移偏好的POI特征,最后融合上述特征对用户和POI进行表示。Wang等^[15]提出一种意图感知图神经网络模型IAGNN,设计分层注意力网络来学习用户对POI的全局和局部偏好,同时利用GNN捕捉用户意图,从而实现更可靠的推荐。Wu等^[16]提出多通道图注意力网络MGAN,利用图注意力机制从多张不同影响因素的特征图中学习POI表示,从多方面推测出用户偏好进行推荐。Gong等^[17]提出双图注意力网络预测框架GE2AT,将注意力机制分别引入用户和位置、用户和社交的二分图中,根据周围不同权重的邻居节点共同学习用户的偏好特征。

鉴于用户兴趣的动态演进特性及多维度特征间的复杂交互关系,动态建模方法在兴趣点推荐中展现

出显著优势,因此近期研究开始探索更精细化的动态建模方法与深度融合机制。Fan 等^[18]利用自注意力机制捕获用户签到和 POI 访问的时间特征,以更好地反映时间的动态变化,从而实现对用户动态兴趣的捕捉。Fu 等^[19]提出一种新型融合用户短期和长期兴趣的自监督 POI 推荐模型 SLS-REC,该模型利用注意力机制捕获用户与兴趣点交互的时间演化,同时采用基于动态传播机制的图神经网络来突出关键特征信息,从而捕捉用户的兴趣进行推荐。Zhang 等^[20]基于相关属性构建异构图和同构图,结合两图中的用户信息和 POI 信息,并馈送到图注意力网络中,从而生成用户和 POI 的最终嵌入表示。Meng 等^[21]采用图注意力机制学习用户社交网络的表征,再根据用户兴趣点交互图学习 POI 的表征,最后推荐出最佳的兴趣点。

2.2 基于图卷积网络的兴趣点推荐

基于图卷积网络(graph convolutional network, GCN)的推荐^[22-33]目前应用非常广泛,其核心思想是根据图和节点从局部图的邻域信息中迭代地聚合特征信息,并根据聚合得到的特征信息向用户推荐兴趣点。Li^[22]提出一种异构图卷积网络算法 HGCNR,对用户子图和兴趣点子图进行图卷积,捕获更丰富的用户信息和兴趣点信息,从而生成 POI 推荐结果。Wu^[23]提出基于时域的图卷积网络 TRGCN,通过 GCN 学习图中每个节点在特定时间的表示,同时预测用户对 POI 的偏好,推荐出更精确的兴趣点。Zhang 等^[24]利用多图卷积网络学习用户和 POI 的表示,并根据用户评论内容捕捉用户偏好,最终实现个性化推荐。Wu 等^[25]通过 GCN 分别从用户-POI 图和时间-POI 图中提取节点特征,并从时空上下文的角度预测用户对 POI 的偏好得分。Mo 等^[26]提出一种时间感知 GCN 模型来提取时间信息中包含的丰富协作信号,根据时间信息将用户签到划分为多个子图,并构建边传播模块以实现信息的传播。Liu 等^[27]采用改进的图卷积网络挖掘用户和 POI 在 3 类关系图中的协同影响,提取用户和 POI 的特征信息。Gan 等^[28]使用 GCN 提取用户与 POI 交互的连接信息及文本特征,并融合位置保护算法向用户推荐 POI,同时缓解用户位置信息泄露问题。

GCN 网络在处理图结构数据方面表现出色,能够有效利用图结构信息并对节点之间的关系进行建模。然而,仅通过 GCN 网络难以有效处理复杂的时

空动态特性和多源异构信息。因此,近期的研究开始采用更复杂的建模技术,例如门控机制、超图网络 and 对比学习策略,这些方法能够更全面地捕捉用户行为的时空动态特性,增强推荐的准确性和鲁棒性。Anjiri 等^[29]构建了一个带有合并和细化门的门控 GCN 模型,用来获取用户和 POI 的信任网络图和空间邻接矩阵图中的同质现象,基于同质性效应实现兴趣点推荐。Luan 等^[30]提出使用异构图来建模具有空间和时间信息的用户签到轨迹,从异构图中提取子图,并为每个子图构建邻接矩阵,最后通过神经网络融合邻接矩阵以获得 POI 和 POI 类别的向量表示。Pan 等^[31]将图卷积神经网络和协同过滤算法相结合使用图像去噪编码器代替领域聚合,以更好捕捉用户与旅游兴趣点相邻节点之间的关系和特征。闵昭浩等^[32]提出一种融合地理和时空信息的对比兴趣点推荐方法 IGST-CL。采用图卷积网络捕获地理影响,采用时间注意力机制和超图网络联合学习用户-POI 交互行为的动态表示,并基于对比学习策略进一步增强模型推荐性能。Zhao 等^[33]提出一种多尺度时空超相关网络 HyperMST,该网络通过跨共享图卷积网络建模地理和历史信息,同时采用多尺度超图注意机制来捕获跨不同时间尺度的动态 POI 相关性。

2.3 基于图自编码器的兴趣点推荐

基于图自编码器(graph auto-encoder, GAE)的推荐^[34-44]将聚合邻域节点的思想融入编码器中,使其能在图结构上进行传递信息和编码,从而半监督或无监督地学习图节点信息,并对图结构数据进行解码来充分提取用户节点与兴趣点间连接关系特征,是常规自编码器在图结构上的扩展。Xu 等^[35]提出基于图自编码器的内容感知推荐模型 GraphCAR,将图卷积网络作为编码器分别为用户和项目建模,增强二者间的交互性以提供更精准的推荐。Chang 等^[36]利用图自编码器挖掘兴趣点访问和地理关系图,增强 POI 之间潜在的地理影响,根据 POI 特征估计用户偏好,推荐更准确的兴趣点。Yu 等^[37]利用 2 个编码器分别提取用户签到的兴趣点类别和时间特征,在时间模式中准确捕获用户偏好,提高兴趣点推荐的准确性。刘金鑫^[38]提出一种融合社交影响的图自编码器推荐方法 SIGA,将用户之间的社交影响力与 GAE 相结合,利用编码器获得用户的交互信息并提取特征,从而向用户推荐。

为进一步提升推荐系统的性能和适应性,研究人员开始在基于图自编码器的兴趣点推荐方法中引入创新的模型结构和学习策略。通过引入多视角学习、变分推理等技术,增强对用户行为复杂模式的捕捉能力,从而提供更加个性化和精准的推荐服务。Gan等^[39]提出基于变分推理的图自编码器,将用户交互行为等信息编码为随机变量,并根据 VIGA 框架推测用户复杂兴趣,从而进行推荐。Abinaya 等^[40]将用户偏好作为自编码器的输入,并通过注意力机制将上下文特征与用户偏好相结合,以提供适合用户的兴趣点。Wang 等^[41]提出一种异构图注意力自动编码器 HGATE,通过堆叠的编码器解码器学习节点属性,同

时融入分层注意力机制学习节点间的相关性,最终提取特征信息进行推荐。Zhu 等^[42]提出一种基于会话的新型模型,利用多视角变分图自编码器和多视角注意力网络从共现属性图中学习统一的兴趣点表示。温雯等^[43]利用变分自编码器和 GNN 捕获用户行为的交互关系,结合注意力机制推测用户访问 POI 的概率,以实现兴趣点推荐。Zhang 等^[44]结合了图神经网络和掩码建模的优势,提出自监督学习框架 MaskPOI,联合基于边缘掩码的图自动编码器和基于特征掩码的图自动编码器共同捕获表示学习的空间和属性信息。表 1 总结了 GAT、GCN 与 GAE 等方法中的代表算法、主要技术及优点。

表 1 图神经网络的各代表算法对比

类别	代表算法	主要技术	说明	优点
基于图注意力网络的推荐	IAGNN ^[15]	GAT	利用分层注意力网络来捕捉用户对 POI 的全局和局部偏好	更好地捕捉用户意图,实现个性化推荐
	MGAN ^[16]	GAT	利用图注意力网络从多张特征图中学习 POI 表示	在统一模型中从多方面学习用户偏好
	GE2AT ^[17]	GAT+multi-layer perceptron	将注意力机制引入二分图中共同学习用户偏好特征	充分考虑用户的社会影响力,有效缓解数据稀疏性问题
	SLS-REC ^[19]	GAT+dynamic propagation mechanism	利用注意力机制捕获用户与 POI 的时间演化	融合时间因素,缓解了 POI 之间影响力不平衡问题
基于图卷积网络的推荐	HGCNR ^[22]	GCN	对用户子图和兴趣点子图进行图卷积以获得更有效的节点信息	将复杂的多源异构数据分解为不同子图层以提取特征信息
	TRGCN ^[23]	GCN+attention mechanism	利用图卷积网络学习图中节点表示,提取不同时间下的用户偏好	考虑时间因素对用户偏好的影响
	IGST-CL ^[32]	GCN+attention mechanism+hypergraph	利用图卷积网络、时间注意力机制和超图网络等联合学习有效信息	能够缓解数据不平衡问题
	HyperMST ^[33]	GCN+attention mechanism+hypergraph	利用跨共享图卷积网络和多尺度超图注意机制建模地理和历史信息以及动态 POI 相关性	设置记忆增强嵌入和时空相干机制,更好整合时空关系
基于图自编码器的推荐	GraphCAR ^[35]	GAE	融合多源信息,进行端到端训练,实现内容感知的多媒体推荐	具有一定的通用性和可扩展性
	SIGA ^[38]	GAE+Social Influence	将社交影响力与图自编码器相结合	更好地依据社交关系进行特征提取
	HGATE ^[41]	Stacked GAE+attention mechanism	堆叠自编码器与注意力机制融合提取节点信息及相关性	从用户自身偏好和依赖关系两方面结合进行推荐
	MaskPOI ^[44]	GAE+GAE	采用双层图自编码器共同捕获空间和属性信息	能够缓解数据集标签稀疏的问题

3 面临的挑战和趋势展望

3.1 面临的挑战

1) 数据稀疏性。数据稀疏性是推荐过程中面临

的关键问题,即在 LBSN 的海量兴趣点中用户只对小部分兴趣点进行了访问行为,无法获得充足的用户行为数据,造成数据高度稀疏^[45-47]。此外,用户隐私保护机制的强化也导致部分敏感用户行为数据未被完整

记录。这些因素均会导致兴趣点推荐数据集的高度稀疏性,使得难以准确学习到用户对未访问兴趣点的偏好程度,在很大程度上限制了兴趣点推荐结果的准确性。

2) 冷启动问题。冷启动问题通常指新用户或新位置加入时推荐系统无法准确地预测用户兴趣偏好的问题^[48-49]。新用户因缺乏历史交互记录导致个性化偏好难以建模(用户冷启动),新 POI 因缺失用户反馈而无法有效表征其特征属性(物品冷启动)。系统缺少足够的历史数据来了解用户与兴趣点之间的交互,从而无法建立可靠的模型。冷启动问题在兴趣点推荐中不可避免,是限制兴趣点推荐领域发展的重要挑战。

3) 用户动态偏好问题。用户动态偏好问题指的是用户的偏好会随时间和环境市场而动态变化,导致推荐算法挖掘出的用户偏好信息可能不再准确匹配其当前的兴趣,该现象被称为“概念漂移”或“时间漂移”,表明用户的偏好已经从以前的状态演变到了新的状态^[50-51]。目前许多兴趣点推荐方法忽略了不同时间偏好对用户当前决策行为的不同影响,难以获得较为理想的兴趣点推荐结果。因此,如何构建动态偏好学习模型,准确捕获用户不同时间段的偏好并为其做出精准推荐是目前该领域亟待解决的重点难题。

3.2 趋势展望

1) 结合多种影响因素的推荐。目前的兴趣点推荐系统主要依据用户和位置 2 方面因素来进行推荐,如用户的个人偏好、访问兴趣点的时间、兴趣点的流行度等。随着对用户偏好了解的逐步深入,需要考虑更多的因素来提高推荐效果和用户满意度,如天气、交通等外界环境因素。此外,融合多种影响因素的推荐也能在一定程度上弥补稀疏数据,缓解数据稀疏性问题,提高推荐系统的覆盖率和准确性,为用户提供更好的个性化推荐体验,但多种影响因素的融合会增加计算复杂度,造成方法难以实现。因此,在推荐系统模型中高效地融入更多的影响因素变得极其重要,这也逐渐变成一个具有挑战的研究方向。

2) 跨领域推荐。跨领域推荐是指在不同领域中为用户进行推荐的过程。通常情况下,一个推荐系统的建立与维护都会很消耗资源和时间,而不同领域之间的数据种类和特征差异较大,同时在不同领域推荐

也为用户提供了更全面、多样、新颖的选择。并且跨领域推荐能够很好地解决冷启动问题,目前多数研究者通过挖掘不同领域内的相似用户或兴趣点从而进行推荐,例如,采用迁移学习技术^[52]实现一种跨城市 POI 推荐,将用户偏好迁移到不同城市,在一定程度上有效缓解了冷启动问题。然而,现有的跨领域推荐多数会对用户数据迁移,如果可以在基于图神经网络的兴趣点推荐系统研究中实现从一个用户-兴趣点关系图过渡到其他关系图,就可以实现不同图神经网络模型之间的数据信息迁移,从而能够更全面地进行推荐。因此,基于图神经网络的跨领域推荐也是一个值得关注的研究方向。

3) 动态偏好推荐。动态偏好问题是推荐系统中的一项重要挑战,推荐系统可以采用多种策略和技术,如聚类、跟踪兴趣漂移过程、分析用户历史行为和强化学习来适应用户兴趣的变化并实现更准确的个性化推荐。例如,通过混合神经网络可以实现用户复杂动态兴趣的建模,通过聚类分析用户多样性偏好,得出用户的偏好倾向。动态偏好推荐能够及时跟踪用户的兴趣变化,并根据最新数据进行实时推荐,避免了由于用户偏好发生动态变化而导致的推荐准确度降低现象,从而提供更符合用户当前需求的推荐内容。通过不断更新用户的偏好模型,系统可以适应用户的变化,提供更精准的推荐结果。因此,采用多种技术相结合来进行动态偏好推荐是一个值得尝试的研究方向。

参考文献(References)

- [1] Zhang Q R, Yang P, Yu J L, et al. A survey on point-of-interest recommendation: Models, architectures, and security[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2025: 1-20.
- [2] Gan M X, Ma Y X. Mapping user interest into hyper-spherical space: A novel POI recommendation method[J]. Information Processing & Management, 2023, 60(2): 103169.
- [3] Xu C H, Ding A S, Zhao K D. A novel POI recommendation method based on trust relationship and spatial-temporal factors[J]. Electronic Commerce Research and Applications, 2021, 48: 101060.
- [4] Wang E, Xu Y B, Yang Y J, et al. Zone-enhanced spatio-temporal representation learning for urban POI recommendation[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data

- Engineering, 2023, 35(9): 9628–9641.
- [5] 张稳, 伊华伟, 兰洁, 等. 融合时空-社交-顺序影响的多维兴趣点推荐[J]. 计算机工程与设计, 2024, 45(9): 2704–2711.
- [6] Zhu J, Lin H F, Gou Z N, et al. A dynamic and timely point-of-interest recommendation based on spatio-temporal influences, timeliness feature and social relationships[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2025, 14(2): 68.
- [7] Dietz L W, Sánchez P, Bellogín A. Understanding the influence of data characteristics on the performance of point-of-interest recommendation algorithms[J]. Information Technology & Tourism, 2025, 27(1): 75–124.
- [8] Wang Z H, Höpken W, Jannach D. A survey on point-of-interest recommendations leveraging heterogeneous data[J]. Information Technology & Tourism, 2025, 27(1): 29–73.
- [9] Song X Y, Liu Z Z, Meng L Q, et al. Accurate POI recommendation for random groups with improved graph neural networks and a multi-negotiation model[J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 7531.
- [10] Li Z Y, Cheng W, Xiao H Q, et al. You are what and where you are: Graph enhanced attention network for explainable POI recommendation[C]//Proceedings of the 30th ACM International Conference on Information & Knowledge Management. New York: ACM, 2021: 3945–3954.
- [11] Zhang J Y, Liu X, Zhou X F, et al. Leveraging graph neural networks for point-of-interest recommendations[J]. Neurocomputing, 2021, 462: 1–13.
- [12] Shi M H, Shen D R, Kou Y, et al. Attentional memory network with correlation-based embedding for time-aware POI recommendation[J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 214: 106747.
- [13] Zhang Z H, Zhu J H, Yue C B. Session-based graph attention POI recommendation network[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2022, 2022(1): 6557936.
- [14] 刘志中, 李林霞, 孟令强. 基于混合图神经网络的个性化POI推荐方法研究[J]. 南京大学学报(自然科学版), 2023, 59(3): 373–387.
- [15] Wang X L, Wang D J, Yu D J, et al. Intent-aware graph neural network for point-of-interest embedding and recommendation[J]. Neurocomputing, 2023, 557: 126734.
- [16] Wu Y S, Jin X, Huang H P. Muti-channel graph attention networks for POI recommendation[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2023, 44(5): 8375–8385.
- [17] Gong W H, Zheng K C, Zhang S B, et al. Deep pairwise learning for user preferences via dual graph attention model in location-based social networks[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 227: 120222.
- [18] Fan X H, Hua Y X, Cao Y B, et al. Capturing dynamic interests of similar users for POI recommendation using self-attention mechanism[J]. Sustainability, 2023, 15(6): 5034.
- [19] Fu J R, Gao R, Yu Y H, et al. Contrastive graph learning long and short-term interests for POI recommendation[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 238: 121931.
- [20] Zhang J K, Ma W M. Hybrid structural graph attention network for POI recommendation[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 248: 123436.
- [21] Meng L Q, Liu Z Z, Chu D H, et al. POI recommendation for occasional groups Based on hybrid graph neural networks[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 237: 121583.
- [22] Li Y. A POI recommendation algorithm based on the heterogeneous graph convolution network[J]. Scientific Programming, 2022, 2022(1): 9154712.
- [23] Wu H. A POI recommendation model with temporal-regional based graph representation learning[C]//Proceedings of IEEE 5th International Conference on Information Systems and Computer Aided Education (ICISCAE). Dalian: IEEE, 2022: 790–794.
- [24] Zhang S Z, Bai Z J, Li P, et al. Multi-graph convolutional network for fine-grained and personalized POI recommendation[J]. Electronics, 2022, 11(18): 2966.
- [25] Wu Z Y, Xu N. Point-of-interest recommendation model based on graph convolutional neural network[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2022(1): 7638117.
- [26] Mo F, Yamana H. EPT-GCN: Edge propagation-based time-aware graph convolution network for POI recommendation[J]. Neurocomputing, 2023, 543: 126272.
- [27] Liu J T, Yi H W, Gao Y X, et al. Personalized point-of-interest recommendation using improved graph convolutional network in location-based social network[J]. Electronics, 2023, 12(16): 3495.
- [28] Gan Y, Hu Z Y. Fusion privacy protection of graph neural network points of interest recommendation[J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2023, 14(4): 548–556.
- [29] Anjiri S N, Ding D R, Song Y. HyGate-GCN: Hybrid-Gate-Based Graph Convolutional Networks with dynamical ratings estimation for personalized POI recommendation[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 258: 125217.
- [30] Luan W J, Wang X Y, Qi L, et al. A GCN-based trip recommendation method incorporating reverse effect[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man, and

- Cybernetics (SMC). Kuching: IEEE, 2024: 1660–1665.
- [31] Pan L, Wei J Y, Lu Y J, et al. Travel interest point recommendation algorithm based on collaborative filtering and graph convolutional neural networks[J]. Computing and Informatics, 2024, 43(6): 1516–1538.
- [32] 闵昭浩, 张葵. 融合地理和时空信息的对比兴趣点推荐方法[J]. 计算机工程与设计, 2025, 46(2): 368–375.
- [33] Zhao Z Y, Wang C J, Xu K L, et al. HyperMST: Multi-scale spatio-temporal hypercorrelation network for POI recommendation[C]//Proceedings of ICASSP 2025–2025 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Hyderabad: IEEE, 2025: 1–5.
- [34] Lian X Q, Mi J C, Gao C, et al. Research on point-of-interest recommendation method based on graph autoencoders and long short-term preferences[C]//Proceedings of the 4th International Conference on Artificial Intelligence and Computer Engineering. New York: ACM, 2023: 864–869.
- [35] Xu Q D, Shen F M, Liu L, et al. GraphCAR: Content-aware multimedia recommendation with graph autoencoder[C]//Proceedings of the 41st International ACM SIGIR Conference. Ann Arbor, USA: Association for Computing Machinery, 2018: 981–984.
- [36] Chang B R, Jang G, Kim S, et al. Learning graph-based geographical latent representation for point-of-interest recommendation[C]//Proceedings of the 29th ACM International Conference on Information & Knowledge Management. New York: ACM, 2020: 135–144.
- [37] Yu F Q, Cui L Z, Guo W, et al. A category-aware deep model for successive POI recommendation on sparse check-in data[C]//Proceedings of The Web Conference 2020. New York: ACM, 2020: 1264–1274.
- [38] 刘金鑫. 自编码器在推荐系统中的应用研究[D]. 天津: 天津理工大学, 2022.
- [39] Gan M X, Zhang H. VIGA: A variational graph autoencoder model to infer user interest representations for recommendation[J]. Information Sciences, 2023, 640: 119039.
- [40] Abinaya S, Alphonse A S, Abirami S, et al. Enhancing context-aware recommendation using trust-based contextual attentive autoencoder[J]. Neural Processing Letters, 2023, 55(5): 6843–6864.
- [41] Wang W, Suo X Y, Wei X Y, et al. HGATE: Heterogeneous graph attention auto-encoders[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2021, 35(4): 3938–3951.
- [42] Zhu G X, Cao J, Chen L, et al. A multi-task graph neural network with variational graph auto-encoders for session-based travel packages recommendation[J]. ACM Transactions on the Web, 2023, 17(3): 1–30.
- [43] 温雯, 邓峰颖, 郝志峰, 等. 时空邻域感知的时序兴趣点推荐[J]. 计算机科学与探索, 2024, 18(7): 1865–1878.
- [44] Zhang H Y, Shi Z X, Li M, et al. MaskPOI: A POI representation learning method using graph mask modeling[J]. Electronics, 2025, 14(7): 1242.
- [45] Xun Y L, Wang Y J, Zhang J F, et al. Higher-order embedded learning for heterogeneous information networks and adaptive POI recommendation[J]. Information Processing & Management, 2024, 61(4): 103763.
- [46] Zhang X, Ye Z M, Lu J F, et al. Fine-grained preference-aware personalized federated POI recommendation with data sparsity[C]//Proceedings of the 46th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. New York: ACM, 2023: 413–422.
- [47] Liu C Y, Zhang H L, Tian Z S, et al. A generative-augmented deep matrix factorization model for POI recommendations[C]//Proceedings of ICASSP 2025–2025 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Hyderabad: IEEE, 2025: 1–5.
- [48] Noorian A. A personalized context and sequence aware point of interest recommendation[J]. Multimedia Tools and Applications, 2024, 83(32): 77565–77594.
- [49] Anijri S N, Ding D R, Song Y, et al. A multiplex hypergraph attribute-based graph collaborative filtering for cold-start POI recommendation[J]. IEEE Transactions on Big Data, 2025: 1–16.
- [50] Bayram F, Ahmed B S, Kassler A. From concept drift to model degradation: An overview on performance-aware drift detectors[J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 245: 108632.
- [51] Fan X Y, Ji Y Q, Hui B. A dynamic preference recommendation model based on spatiotemporal knowledge graphs[J]. Complex & Intelligent Systems, 2024, 11(1): 46.
- [52] Ni X L, Xiong F, Pan S R, et al. Community preserving social recommendation with cyclic transfer learning[J]. ACM Transactions on Information Systems, 2024, 42(3): 1–36.

Research progress on point-of-interest recommendation methods based on graph neural networks

FANG Jinfeng, CHEN Zuyi

School of Electronic and Information Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China

Abstract Cross-discipline is the growth point of new science and the inevitable trend of scientific development. The important application of location-based service, point-of-interest (POI) recommendation, as a research topic at the intersection of computer science and geographic information science, it plays an important role in promoting the cross-fertilization research of the two disciplines in the spatio-temporal data analysis and other related fields. This paper analyzes the influencing factors of POI recommendation, focuses on POI recommendation methods based on graph neural networks, including recommendation based on graph attention network, graph convolution network, and graph auto-encoder, with a comparative analysis of their respective characteristics; discusses some key challenges encountered in POI recommendation, such as data sparsity, cold start issues, and user dynamic preference issues, and proposes potential solution ideas to these challenges, makes prospects for the future development trend of POI recommendation.

Keywords POI recommendation; location-based service; graph neural network; recommendation algorithm ●



(责任编辑 王微)