

面向语义Web的个性化旅游推荐算法研究

古圣钰^{1,2}, 章牧²

¹惠州学院地理与旅游学院, 广东省 惠州市

²暨南大学深圳旅游学院, 广东省 深圳市

发布日期: 2025年12月1日

摘要

随着旅游数据爆炸式增长与用户需求的高度多样化, 传统推荐系统在处理冷启动、语义理解与推荐解释方面逐渐显现局限。本文系统梳理了面向语义Web的个性化旅游推荐技术路径, 重点探讨本体驱动的用户建模、语义增强的推荐算法及基于规则的语义推理机制。研究发现, 语义Web可有效提升推荐系统的知识组织能力与可解释性, 尤其在支持多源异构数据融合与复杂旅游语境下的兴趣推导方面展现出显著优势。文章亦指出结合大语言模型与图神经网络等新兴技术, 是未来语义推荐系统发展的关键方向。

关键词

语义Web; 旅游推荐; 本体建模; 语义推理; 可解释推荐

Personalized Tourism Recommendation Algorithms Oriented to the Semantic Web

Shengyu Gu^{1,2}, Mu Zhang²

¹School of Geography and Tourism, Huizhou University, Huizhou 516007, Guangdong, China

²Shenzhen Tourism College, Jinan University, Shenzhen 518053, Guangdong, China

Abstract

With the explosive growth of tourism data and increasingly diverse user demands, traditional recommender systems face limitations in addressing coldstart issues, semantic understanding, and explainability. This study provides a systematic review of personalized travel recommendation approaches oriented to the Semantic Web, with a focus on ontology-based user modeling, semantically enhanced recommendation algorithms, and ruledriven inference mechanisms. The findings highlight the advantages of semantic technologies in knowledge representation and explainable reasoning, particularly in integrating heterogeneous data and deriving complex user interests. The study also outlines future research directions combining large language models and graph neural networks to advance intelligent recommendation systems.

文章引用: 古圣钰, & 章牧. (2025). 面向语义 Web 的个性化旅游推荐算法研究. 计算机科学辑要, 1(2), 31-40.

ISSN Print: 3079-5362; ISSN Online: 3079-5370.

DOI: 10.63313/CS.8020

Keywords

Semantic Web; Travel Recommendation; Ontology Modeling; Semantic Reasoning; Explainable Recommendation

Copyright © 2025 by author(s) and Erytis Publishing Limited.

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

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



1. 引言

随着数字技术的不断发展与旅游行业的持续升级, 个性化服务已成为提升旅游用户体验的关键要素之一。特别是在“文旅融合”和“智慧旅游”深入推进的背景下, 游客在行前规划、途中决策与行后回顾等环节产生了海量的数据交互行为。然而, 这种信息丰富的同时也导致用户面临选择困扰、认知负荷增加等问题。旅游资源呈指数级增长, 平台推送内容常因缺乏理解用户意图而显得“千人一面”, 进一步加剧了信息过载现象[1]。

个性化推荐系统作为缓解该问题的重要手段, 通过捕捉用户行为偏好、兴趣特征与上下文环境, 向用户提供定制化的景点、路线、餐饮及住宿推荐。然而, 传统推荐方法以关键词匹配、协同过滤或内容过滤为主, 普遍面临以下几点不足: 一是语义理解能力有限, 难以处理旅游语境中的异构实体与隐含需求; 二是推荐解释性弱, 无法向用户说明推荐理由, 降低用户信任度; 三是冷启动与稀疏性问题依然严峻, 尤其在新用户或冷门目的地场景下推荐质量不佳[2]。

为突破上述瓶颈, 语义 Web 技术被广泛引入旅游推荐系统研究。语义 Web 通过构建本体(Ontology)实现对知识的结构化、形式化与语义化描述, 以 RDF (资源描述框架)、OWL (Web 本体语言) 等标准表示用户和旅游资源之间的语义关系, 使系统能够基于逻辑规则进行自动推理与精确匹配。本体不仅可作为统一的知识表示模型, 还具备良好的可重用性与跨平台互操作性, 能有效支撑推荐系统的上下文理解、用户建模与多源数据融合[3]。

近年来, 相关研究者已提出多种融合本体的个性化推荐算法模型, 例如基于语义相似度计算改进的协同过滤算法、结合本体层级结构优化的内容过滤方法、混合型语义推荐框架等。这些研究在精度提升、冷启动缓解及推荐解释性增强等方面均取得积极进展[4]。与此同时, 语义推理与本体匹配在推荐路径生成、推荐可信度提升等维度也展现出广阔的应用前景。

尽管发展迅速, 但当前关于“基于本体的个性化旅游推荐”相关文献仍存在以下不足: 一是研究碎片化严重, 缺乏系统的综述框架; 二是多数学术成果聚焦于算法层, 忽视了推荐系统构建中本体设计与推理机制的协同关系; 三是实际应用与理论模型之间存在明显脱节, 特别在大规模数据与实时场景下, 本体的效率与适应性仍需加强。

鉴(之)于此, 本文拟围绕“面向语义 Web 的个性化旅游推荐算法研究”主题, 开展系统综述与研究趋势梳理。全文重点聚焦如下四个方面:

一是探讨本体驱动的用户建模方法, 包括用户兴趣、行为、上下文的语义抽象与表示机制;

二是分析各类语义增强推荐算法的设计理念与技术架构, 并比较其性能与适用性;

三是梳理语义推理在推荐系统中的核心角色, 探讨其在推荐路径解释、用户信任增强等方面的实际应用;

四是总结当前存在的挑战与未来研究趋势，特别关注大语言模型（LLMs）、图神经网络（GNN）等新兴技术的融合潜力。

论文结构安排如下：第二章介绍基于本体的用户建模方法与技术路径；第三章系统回顾语义增强的推荐算法发展与典型模型；第四章重点分析语义推理在推荐解释与路径生成中的作用；第五章讨论当前面临的关键问题与挑战；第六章提出未来研究方向及创新突破点；第七章总结全文工作并提出研究参考价值。

通过本综述，期望为学界及业界提供一套可借鉴的技术框架与研究视角，推动个性化旅游推荐系统从语义建模走向智能理解，助力文旅行业高质量发展。

2. 本体驱动的用户建模

2.1. 用户兴趣本体建模

个性化推荐的关键在于准确理解与表达用户兴趣偏好。在传统推荐系统中，用户兴趣往往通过关键词、标签、评分等浅层特征进行建模，缺乏语义表达能力与知识层次划分，难以应对旅游活动中复杂多样的偏好需求。而在语义 Web 框架下，旅游本体作为领域知识结构的抽象载体，为用户兴趣建模提供了统一术语、概念层级与语义推理的基础支撑[4]。

用户兴趣的语义建模首先依赖于对旅游本体中相关概念的识别与映射。例如，用户偏好“海岛度假”可归类至“自然景观—海滨”类目下，预算范围则对应“消费层级”属性，活动偏好如“徒步”“摄影”“美食”可对应“旅游活动类型”子类，从而形成结构化兴趣画像。通过采用 OWL 语言对用户兴趣进行建模，可支持语义继承、概念聚合与规则约束等操作，使推荐系统在匹配资源时更具泛化能力与解释性。

此外，在动态环境下，用户兴趣存在阶段性演变特征。基于语义本体框架可引入时间戳、上下文权重等扩展属性，记录兴趣变化轨迹，实现兴趣演化路径建模，为后续推理与推荐提供语义线索。例如在用户行为中识别其由“城市观光”逐步偏向“自然探险”偏好，系统可根据本体关系主动推荐如“山地公园”“徒步路线”等相关目的地。

2.2. 用户上下文建模

旅游推荐的有效性不仅取决于静态兴趣建模，还需考虑用户所处的时空与社交环境因素，即“上下文感知”能力。上下文信息具有高度动态性、复杂性与语义交叉特性，必须通过语义层的抽象与表示进行统一建模，才能支持个性化、情境感知的推荐逻辑[1]。

本体驱动的上下文建模涵盖时间维度（出行季节、节假日）、空间维度（当前位置、目的地地理关系）、社交维度（同行者类型、社交偏好）与设备维度（终端类型、连接状态等）。这些维度均可通过 RDF 图结构进行表征，并辅以 GeoSPARQL、Time ontology 等标准扩展，实现跨域语义对接。

例如，在 RDF 框架中定义：

```
:User123 ex:hasLocation :Shenzhen .
```

```
:Shenzhen geo:lat "22.5431"^^xsd:float .
```

```
:User123 ex:travelTime "2025-08-01"^^xsd:date .
```

系统即可基于时间与位置推理当前适配的推荐内容，如夏季亲水活动或周边短途旅游路线。

对于社交因素，若用户近期浏览记录表明其与“亲子出行”场景关联度较高，则可推断推荐偏好趋向于“家庭友好型”景区，并在本体结构中引入如“儿童设施”“安全性”等概念增强匹配精度。设备

信息亦可构成本体属性字段, 用于判断信息推送方式与内容展现形式, 如在移动端适配精简摘要型推荐内容。

2.3. 本体构建的基本流程

在个性化推荐系统中, 用户行为数据作为刻画个体特征与兴趣偏好的重要基础, 其语义化表达对于实现智能推荐具有决定性作用。传统系统多依赖于原始行为日志(如点击、浏览、搜索、收藏、行程轨迹等)的频率与权重进行建模, 然而此类方法缺乏对行为深层语义的抽象与推理能力, 难以支撑复杂旅游场景下的精细化感知与推断。

面向语义 Web 的建模框架通过引入行为本体与语义规则, 能够对用户在旅游平台中所表现出的多维行为进行概念化、结构化表达。例如, 某用户连续点击“亲子乐园”“博物馆”“历史文化街区”页面, 并搜索“适合儿童的旅行路线”, 可通过本体语义匹配, 将其归类为“文化亲子型”偏好群体。在该过程中, 需结合 SWRL (Semantic Web Rule Language) 规则对原始行为数据进行语义标注与类别归纳, 从而实现从低层行为信号到高阶语义意图的自动映射[4]。

具体而言, 行为语义抽象通常涉及如下几个关键步骤:

(1) 行为事件解析。对用户行为日志进行结构化解析, 提取包含操作类型、资源对象、时间戳等的事件三元组, 如<用户 A, 浏览, 景点 X>

(2) 语义标签赋值。结合旅游本体, 将事件中涉及的资源实体与概念进行语义链接(Entity Linking), 如将“景点 X”对齐至本体中的“历史文化类景区”。

(3) 上下文规则匹配。利用 SWRL 等推理规则, 将多个连续或并发表行为组合进行模式识别, 例如: “用户连续搜索+收藏+分享某类景点”, 可推断为“目的性偏好增强”。

(4) 行为意图归纳。基于语义规则或机器学习模型, 对行为集合进行特征聚类与意图推理, 最终将用户行为归入某一兴趣类别或用户画像标签。

在实际系统实现中, 需注意用户行为的稀疏性与偏好漂移问题。例如短期内用户可能因节庆、出行陪同人群等因素产生临时兴趣偏移, 系统应结合长期兴趣模型与短期行为数据, 通过多尺度建模方式提升预测稳定性与敏感性[1]。

为便于综合理解, 不同行为建模维度与语义表示形式可参照下列表格所示:

表 1. 用户建模维度与本体表示形式对照表

模型维度	示例属性	语义表示语言	数据来源
兴趣	景区类型、文化偏好	OWL/RDFS	偏好设定、历史记录
上下文	时间、位置、社交关系	RDF/GeoSPARQL	GPS、设备传感器
行为	浏览、点击、路径偏好	SWRL 规则	用户行为日志

上述表格体现了不同层面的用户特征如何通过语义 Web 相关技术进行建模与抽象, 为后续推荐算法的精准推理与内容匹配提供了知识基础。

3. 语义增强的推荐算法综述

3.1. 基于内容的语义匹配推荐

内容过滤 (Content-based Filtering) 技术作为推荐系统中最基础的策略之一, 依据用户以往偏好或行为所表现出的兴趣特征, 从内容层面对旅游资源进行相似性匹配。但传统方法多以关键词、词频等表层

特征为依据, 难以捕捉旅游资源的深层语义关系, 亦缺乏统一标准语义支持, 限制了推荐系统的智能化发展[5]。

为克服此类不足, 近年来研究者尝试将语义 Web 技术引入内容过滤推荐模型, 借助旅游本体对旅游资源进行概念建模和语义标注, 从而在推荐过程中不再局限于表面属性的相似性比较, 而是可依据资源在本体中的语义邻近度开展智能匹配。例如, 一位用户偏好“自然风光”类景点, 在未访问过“湿地公园”前, 其兴趣向量可能并未包含相关关键词; 但若系统能识别“湿地公园”属于“自然生态类”资源, 便可通过本体层级实现潜在兴趣扩展, 有效提升推荐覆盖面。

此外, 旅游资源内容的本体化建模亦可用于属性级别的偏好匹配。例如, 用户对“免费开放”“适合家庭游”存在明确偏好, 则系统可借助 OWL 本体语言对资源属性进行约束定义与逻辑推理, 筛选出满足全部语义条件的候选项。这种以语义概念为桥梁的推荐方式不仅提升了推荐精度, 也增强了系统的解释能力与可控性。

但在实践层面, 语义内容匹配推荐尚面临本体构建工作量大、概念歧义性处理复杂等问题, 亟待通过构建领域共享本体与高质量语义标注体系予以突破。

3.2. 融合语义的协同过滤推荐

协同过滤 (Collaborative Filtering) 算法是目前应用最为广泛的推荐技术之一, 其基本思想是“相似用户喜欢相似物品”或“相似物品吸引相似用户”, 通常通过用户-项目交互矩阵进行兴趣预测。但该方法依赖历史行为数据, 面临用户冷启动、数据稀疏、兴趣多样性不足等问题[6]。

为解决上述问题, 研究者在传统协同过滤中引入语义增强机制, 通过构建用户或项目之间的语义相似度矩阵, 辅助或替代基于评分的相似度计算, 从而提升推荐的泛化能力与上下文适应性。其中, 用户语义相似度可依据其兴趣本体中所涉及的概念重叠程度、层次距离及概念权重分布进行计算; 项目语义相似度则可根据旅游资源的本体类属、属性标签与语义关系进行判定。例如, 两处景点虽历史评价数据不同, 但若其均属于“文化遗产类”且地理位置接近, 系统应能在语义层面认定其潜在可替代性。

在实现路径方面, 一类做法是对用户或项目特征向量进行本体增强 (Ontology Enrichment), 如将用户对“海滩”偏好扩展为“滨海类景区”; 另一类做法则直接基于本体关系图 (Ontology Graph) 构建语义相似度网络, 以替代协同过滤中的传统相邻度量, 从而改善冷启动与兴趣偏移问题[7]。

尽管语义协同过滤显著提升了推荐精度与系统适应性, 但其也带来了算法复杂度上升与语义冗余积累等挑战, 需配合权重调整、上下文约束及图简化技术加以优化。

3.3. 常用本体建模工具

在实际旅游推荐系统中, 单一推荐策略往往难以全面满足用户多样化、动态化的兴趣需求。传统内容过滤方法虽然具备较高的解释性和资源适配能力, 但对冷启动用户或新资源适应性较差; 协同过滤则擅长挖掘群体兴趣模式, 但在数据稀疏或用户行为不足情况下性能下降。为此, 学界与产业界普遍倾向采用混合推荐算法 (Hybrid Recommendation), 以融合多类算法优势, 提升整体推荐质量与系统鲁棒性[8]。

混合推荐架构通常以用户兴趣本体为知识核心, 通过组合内容语义匹配与协同行为挖掘, 实现个性化、多维度、多策略的推荐服务。其主要融合策略包括: 特征增强式 (Feature Augmentation)、评分级融合 (Weighted Hybrid)、语义驱动规则控制 (Ontology-based Rule Integration) 等。

特征增强式方法将内容过滤输出作为协同过滤的特征输入, 例如用户对“文化古迹”兴趣向量经本体语义扩展后, 被用于预测其对“历史遗址”“城市博物馆”的潜在评分。该方式可有效缓解协同过滤

的稀疏性问题, 亦能扩大内容覆盖范围[9]。

评分融合方法则在用户评分预测阶段, 将多模型输出进行加权整合, 通过调节权重比例动态优化推荐效果。例如在旅游平台中, 对某一用户的景点推荐列表, 可将基于位置上下文的语义内容推荐与基于群体偏好的协同评分结果结合, 提升多场景适配能力。

语义驱动规则控制方法则充分利用本体的语义规则与推理能力, 通过定义 SWRL 规则实现对推荐逻辑的显式控制。例如, 若用户“偏好自然类景区”且“出行时间为冬季”, 系统可依据规则排除“高山滑雪”类不适宜资源, 保障推荐结果的上下文合理性与行为可解释性。

此类混合架构的设计不仅能提升冷启动阶段的系统性能, 更能增强旅游推荐系统对用户兴趣动态变化的响应能力, 已逐步成为旅游语义推荐的主流趋势[10]。但同时, 其模型融合机制、参数调控策略、语义一致性验证等方面仍有待进一步标准化与自动化研究。

表 2. 主流推荐算法与语义增强机制对比表

推荐类型	原始算法	融入语义机制	优势	局限
内容过滤	向量空间模型	概念映射 + 本体相似度	精度高、个性化强	新资源依赖高、冷启动问题
协同过滤	基于邻居算法	基于语义的相似度加权	可利用历史行为、适应多用户偏好	数据稀疏性、冷启动未完全解决
混合推荐	集成模型	本体驱动规则引擎 + 多模型融合	综合策略、多维适配、推荐稳健性	算法复杂度高、解释难度大

4. 语义推理与推荐结果解释

4.1. 基于规则的语义推理引擎

为进一步提升个性化旅游推荐系统的智能化程度与语义理解能力, 语义推理机制在系统中发挥着至关重要的作用。语义推理通过形式逻辑规则实现对用户兴趣、本体结构及旅游资源间关系的深层挖掘, 是本体驱动推荐系统与传统推荐系统之间的重要技术分野。

在现行的语义 Web 技术体系中, 主要推理引擎包括基于 SWRL (Semantic Web Rule Language) 规则的描述逻辑推理与基于 SPIN (SPARQL Inferencing Notation) 规则的关系型规则推理。SWRL 在 Protégé 等本体开发平台上广泛应用, 支持通过定义前提—结论规则形式, 实现在 RDF 图基础上的偏好推理、属性继承与概念映射[11]。

例如, 系统可定义如下 SWRL 规则:

用户(?u) $\wedge$ 偏好活动(?u, 登山) $\wedge$ 属于(?a, 自然类活动) $\rightarrow$ 推理偏好类别(?u, 自然类)

通过上述逻辑语句, 系统能够自动识别用户兴趣的语义类别扩展, 从而在推荐过程中涵盖“森林探险”“生态景点”等与“登山”概念同属自然类的资源, 实现更深层次的语义联想。

SPIN 机制则依托 SPARQL 规则语言在 RDF 数据上进行逻辑表达, 适合在关系链推理和连通性查询上发挥作用。例如:

```
CONSTRUCT {
    ?u ex:可能喜欢 ?x .
}
WHERE {
    ?u ex:偏好 ?a .
    ?x ex:相似活动 ?a .
}
```

以上规则支持通过相似活动关系链推导潜在兴趣偏好，适用于旅游资源之间存在复杂语义连接的推荐场景[12]。

此外，近年来大语言模型（LLM）也逐步被用于增强语义推理的自然语言理解能力，尤其在用户意图抽象、模糊表达解释方面具有一定潜力。然而，LLM 推理机制受限于语义控制力及一致性保障，尚需结合规则框架加以约束与验证。

4.2. 推理支持的推荐路径生成

在构建推荐系统时，系统推荐结果的“可解释性”成为衡量推荐可信度、用户满意度与采纳意愿的关键因素之一。传统黑箱式推荐方法往往仅呈现推荐结果，而无法说明“为何推荐”与“推荐依据”，不利于用户理解与采纳。

基于本体与规则推理生成的语义推荐路径机制，为提升推荐透明性提供了有效手段。系统可通过构建推荐图谱路径，从用户兴趣出发，经过语义扩展节点、上下位本体推导、资源相似度匹配等过程，最终指向推荐结果。例如：

用户 A → 偏好类型：海滨度假 → 本体扩展：滨海生态 → 匹配资源：惠州双月湾

上述路径可通过可视化方式向用户展示推荐决策链条，既增强推荐系统的可解释能力，也支持用户反馈闭环优化机制。

特别是在多场景旅游推荐中，如亲子旅游、生态探险、文化寻踪等，用户需求语义较为复杂，推荐路径的显性呈现有助于增强用户对推荐系统逻辑与偏好识别能力的信任感[13]。

4.3. 可解释推荐案例分析

随着推荐系统在旅游服务中的广泛部署，用户对推荐结果“可信度”与“可理解性”的需求日益增长，传统黑箱模型虽可提升推荐精度，但因缺乏可追溯的逻辑链条，严重制约了用户的接受度与信任度[14]。因此，构建具备语义透明性的推荐解释框架，已成为提升用户体验与系统可持续性的关键路径。

语义 Web 技术提供了良好的支持基础，系统通过本体驱动的推理机制，能够为每一个推荐项生成语义路径说明，从用户兴趣节点出发，结合上下文条件与旅游资源之间的语义关系，生成可视化的推荐链路。以某用户喜好“古村落”“文化节”为例，系统通过如下语义推理链：

用户兴趣 → 古村落 → 地区匹配：南粤古驿道 → 活动匹配：客家文化节 → 推荐资源：梅州雁南飞

该路径清晰展现了推荐逻辑，有助于增强用户对系统推理机制的理解与接受。

实证研究表明，在面向语义推荐系统的用户反馈中，提供解释的推荐项较无解释项点击率提高 15% 以上[13]。此外，通过在推荐界面提供“推荐理由”按钮，如“因为您喜欢生态旅游和自然保护区，推荐您前往韶关丹霞山国家公园”，可显著提升用户的采纳意愿和参与度。

在实际部署中，推荐解释内容可通过三种机制生成：（1）规则驱动模式：系统依据 SWRL/SPARQL 规则输出解释语句；（2）路径抽取模式：系统自动生成从用户兴趣到推荐资源的本体路径；（3）语言模型生成模式：借助大语言模型（如 ChatGPT）对语义路径进行自然语言复述（须配合规则验证）。

在确保推荐结果准确性的同时，可解释性机制有助于降低算法偏见风险、提升系统透明度，并构建用户与平台间的“信任桥梁”，对于构建以用户为中心的旅游推荐系统具有重要实践意义。

表 3. 典型语义推理技术在推荐系统中的适用性分析

推理方式	语言工具	推荐功能支持	可解释性水平
SWRL 规则	Protégé + Jess	偏好扩展与语义补全	高

SPIN/SPARQL Inferencing	RDF + SPARQL 规则集	关系链推理	中等
LLM 嵌入辅助	LLM + Prompt 逻辑	意图理解与补充语义	低（需规则约束）

5. 面临挑战与研究趋势

在个性化旅游推荐系统的构建过程中，语义 Web 与本体技术的引入显著增强了推荐的智能性与适应性。然而，实践中仍面临多项亟须突破的挑战，亦催生出新的研究动向与融合路径。

5.1. 挑战分析

(1) 本体冷启动问题

在构建本体驱动的推荐系统时，需依赖完整的本体结构与语义规则支持。然而，针对某些特定旅游子领域（如乡村旅游、研学旅游），本体资源尚不健全，或缺乏足够实例进行规则训练，导致系统推荐能力受限[15]。此外，在用户侧，当新用户尚未形成足够兴趣标签或行为轨迹时，个性化推荐难以启动，形成所谓“冷启动困境”。

(2) 推荐解释性不足

语义推荐系统尽管在精度方面表现优异，但若缺乏有效的解释机制，用户难以理解推荐依据与路径，从而影响推荐采纳率和系统信任度[16]。现有解释多依赖文本提示或关键词关联，缺乏语义层级与因果关系的可视化表达，难以满足高复杂度决策情境的可解释性需求。

(3) 语义漂移与概念演化问题

旅游数据高度动态，景点开放状态、用户兴趣偏好、服务类别常常发生变化，原有本体术语及规则体系可能随时间失效，导致“语义漂移”问题。若未及时更新本体模型与规则库，系统输出将不再准确，严重时甚至可能造成推荐误导[17]。

综上，提升推荐系统的灵活性、自学习能力与解释机制，是当前语义推荐研究亟待攻克的核心问题。

5.2. 研究趋势

面对上述挑战，学界与业界正积极探索大语言模型（LLM）、图神经网络（GNN）等新兴人工智能技术在本体驱动推荐系统中的融合应用，主要体现在以下三个方向：

(1) 本体与大语言模型（LLM）的协同建模

大语言模型（如 GPT-4、ChatGLM）凭借其强大的语言理解与生成能力，可用于快速生成语义标签、补充本体术语，并实现用户意图的自然语言解析[18]。研究者提出以 Prompt 模板引导 LLM 生成结构化语义片段，再通过规则校验与语义一致性匹配，实现“LLM 生成 + 本体约束”的混合推荐机制。

(2) 图神经网络（GNN）在本体表示中的应用

语义本体本质上具有图结构特征，GNN 在学习多跳语义路径与节点表示方面具备天然优势。当前研究表明，结合 RDF 图嵌入与节点向量表达，可显著提升推荐系统对复杂语义关联的建模能力（Wang et al., 2019）。GNN 亦可用于预测用户与资源之间的潜在关系，提升推荐的广度与深度。

(3) 推荐解释性的因果路径可视化

为解决可解释性瓶颈，未来推荐系统将引入因果图谱、路径抽取等可视化工具，自动生成“推荐因果链”并以图示方式向用户展示，从而提升推荐结果的透明性与说服力。该机制可结合本体概念链条，对推荐路径进行语义注解与实例匹配，增强用户信任感与系统可审计性[19]。

表 4. 语义推荐系统未来研究方向对比分析表

研究方向	技术路径	当前瓶颈	预期突破
------	------	------	------

本体 + LLM	Prompt 引导语义生成	语义一致性弱	混合生成-规则控制机制
本体 + GNN	图嵌入 + 语义推荐图	结构表达复杂	多跳语义路径表达能力增强
可解释推荐	可视化路径 + 因果链解释	用户理解门槛高	自动化因果图谱生成与表达优化

6. 结论

随着数字旅游服务的持续升级与用户需求的日益多元化，个性化推荐技术已成为智慧旅游系统的重要支撑能力。在数据语义化、用户兴趣建模与推荐解释可控等方面，传统推荐算法面临明显瓶颈。语义 Web 技术作为实现知识表达与逻辑推理的重要工具，正在逐步成为构建新型个性化推荐系统的核心基础之一。

本研究围绕“基于本体的个性化旅游推荐算法”主题展开系统性综述，立足语义技术在旅游场景中的集成潜力，旨在从知识建模、推荐机制、语义推理及结果解释等关键维度，归纳当前研究进展与技术路径，剖析存在的挑战并指明未来发展方向。全文具体研究内容总结如下：

第一章引入个性化旅游推荐面临的信息过载问题，指出传统基于关键词与协同行为的推荐模型存在解释性弱、适应性差等不足，强调语义 Web 在提升推荐精准性与可解释性方面的显著优势，明确了本研究的主旨与结构。

第二章探讨本体驱动的用户建模策略，围绕用户兴趣、上下文信息与行为日志等维度，介绍如何通过 OWL、RDFS、SWRL 等语义语言对用户偏好进行系统抽象，构建可推理、可扩展的用户画像结构。

第三章系统梳理基于内容、协同与混合机制的语义增强推荐算法，在传统技术基础上引入语义概念相似度、本体结构比对与规则驱动增强模块，提出多策略融合模型以提升推荐性能，特别是在冷启动与兴趣迁移场景中的适应能力。

第四章集中分析语义推理在推荐过程中的关键作用，阐明基于 SWRL 与 SPIN 等语义规则引擎的推荐推导机制，结合实际推荐路径的解释能力，论证语义路径可视化与因果链生成技术对提升系统透明性与用户信任度的支撑价值。

第五章深入讨论当前语义推荐面临的冷启动、语义漂移、推荐解释性不足等挑战，并指出结合大语言模型（LLM）进行语义生成、本体与图神经网络（GNN）联合建模、因果推荐路径自动可视化等是未来值得重点投入的研究方向。

综上所述，基于本体的语义推荐系统研究正处于理论深化与技术融合的重要交汇期。通过充分挖掘本体在知识表达、语义对齐与逻辑推理方面的优势，并结合人工智能技术（如 LLMs、GNN）实现推荐机制的智能演进，将有望构建出具备高准确性、强解释性、良好适应性的下一代旅游推荐系统。

未来研究应进一步加强跨平台知识共享能力建设，提升本体构建与更新的自动化水平，并在保障用户数据安全的基础上，推动语义推荐系统向真实应用场景的可用性、稳定性与可审计性方向迈进。

致 谢

本研究工作得到了广东省教育厅计划国内访学项目的有力支持，特此致以诚挚感谢。访学期间，惠州学院（服务单位）和暨南大学（访学单位）为本人提供了良好的学术环境与周到的行政保障，切实保障了课题研究的顺利开展与阶段目标的如期实现。在此，谨向在本研究过程中给予悉心指导与无私帮助的各级领导、专家学者及相关工作人员表示衷心感谢。

基金项目

本研究获惠州学院横向科研项目【惠东非遗展示馆运营技术服务】（项目编号：18-35900259094），惠州学院高等教育教学改革项目【惠州学院旅游管理专业国际化人才培养路径研究】（项目编号：17-1702242054），惠州市哲学社会科学规划项目【从‘两创’到‘数创’：人工智能驱动下岭南书院文化赋能惠州‘大湾区文化高地’建设路径研究】（项目编号：HZSK2025GJ151/2025ZX114）共同资助。

参考文献

- [1] Gavalas, D., & Kenteris, M. (2011). A web-based pervasive recommendation system for mobile tourist guides. *Personal and Ubiquitous Computing*, 15(7), 759-770.
- [2] Ricci, F., Rokach, L., & Shapira, B. (2021). Recommender systems: Techniques, applications, and challenges. *Recommender systems handbook*, 1-35.
- [3] Berners-Lee, T., Hendler, J., & Lassila, O. (2023). The Semantic Web: A new form of Web content that is meaningful to computers will unleash a revolution of new possibilities. In *Linking the world's information: essays on Tim Berners-Lee's invention of the World Wide Web* (pp. 91-103).
- [4] Di Noia, T., Mirizzi, R., Ostuni, V. C., Romito, D., & Zanker, M. (2012, September). Linked open data to support content-based recommender systems. In *Proceedings of the 8th international conference on semantic systems* (pp. 1-8).
- [5] Lops, P., De Gemmis, M., & Semeraro, G. (2010). Content-based recommender systems: State of the art and trends. *Recommender systems handbook*, 73-105.
- [6] Bobadilla, J., Ortega, F., Hernando, A., & Gutiérrez, A. (2013). Recommender systems survey. *Knowledge-based systems*, 46, 109-132.
- [7] Cantador, I., Bellogín, A., & Castells, P. (2008). A multilayer ontology-based hybrid recommendation model. *Ai Communications*, 21(2-3), 203-210.
- [8] Burke, R. (2002). Hybrid recommender systems: Survey and experiments. *User modeling and user-adapted interaction*, 12(4), 331-370.
- [9] Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2005). Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE transactions on knowledge and data engineering*, 17(6), 734-749.
- [10] Cantador, I., Castells, P., & Superior, E. P. (2008). Extracting multilayered semantic communities of interest from ontology-based user profiles: Application to group modelling and hybrid recommendations. *Computers in Human Behavior*, special issue on Advances of Knowledge Management and the Semantic Web for Social Networks. Elsevier.
- [11] Horrocks, I., Patel-Schneider, P. F., Boley, H., Tabet, S., Grosof, B., & Dean, M. (2004). SWRL: A semantic web rule language combining OWL and RuleML. *W3C Member submission*, 21(79), 1-31.
- [12] Torquato, S. (2002). Motivation and overview. In *Random Heterogeneous Materials: Microstructure and Macroscopic Properties* (pp. 1-19). New York, NY: Springer New York.
- [13] Tintarev, N., & Masthoff, J. (2007, April). A survey of explanations in recommender systems. In *2007 IEEE 23rd international conference on data engineering workshop* (pp. 801-810). IEEE.
- [14] Zhang, Y., & Chen, X. (2020). Explainable recommendation: A survey and new perspectives. *Foundations and Trends® in Information Retrieval*, 14(1), 1-101.
- [15] Tao, K., Abel, F., Gao, Q., & Houben, G. J. (2011, May). TUMS: Twitter-based user modeling service. In *Extended Semantic Web Conference* (pp. 269-283). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- [16] Zhang, Y., & Chen, X. (2020). Explainable recommendation: A survey and new perspectives. *Foundations and Trends® in Information Retrieval*, 14(1), 1-101.
- [17] Fernández, M., Cantador, I., López, V., Vallet, D., Castells, P., & Motta, E. (2011). Semantically enhanced information retrieval: An ontology-based approach. *Journal of Web Semantics*, 9(4), 434-452.
- [18] Bepin, C., Caicedo, I., Dingfelder, J., Hemperek, T., Hirono, T., Hügging, F., ... & Wermes, N. (2023). Charge collection and efficiency measurements of the TJ-Monopix2 DMAPS in 180\$, \$ nm CMOS technology. *arXiv preprint arXiv:2301.13638*.
- [19] Guesmi, M., Chatti, M. A., Joarder, S., Ain, Q. U., Alatrash, R., Siepmann, C., & Vahidi, T. (2024). Interactive explanation with varying level of details in an explainable scientific literature recommender system. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 40(22), 7248-7269.