

融合用户行为分析的旅游推荐系统优化研究

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

在文旅数字化与智能推荐深度融合背景下, 传统旅游推荐系统在理解用户多源行为数据、识别语义偏好与提供可解释推荐方面存在显著不足。本文系统综述了用户行为建模方法, 归纳显性与隐性行为数据类型, 探讨语义Web技术在行为建模中的优势。通过构建包含RDF/OWL本体、语义推理引擎与行为意图图谱的分层推荐架构, 本文对上下文感知、实时推荐与深度学习模型进行了分类比较, 评估其在推荐精度、响应速度与可解释性方面的优化效果。结合系统性能瓶颈与用户隐私挑战, 提出未来在图神经网络、强化学习、联邦建模与多模态行为融合等方向的发展趋势。研究表明, 语义增强的行为分析模型是推动旅游推荐系统智能化、可信化与可持续发展的关键路径。

关键词

语义Web; 旅游推荐; 用户行为分析; 本体推理; 可解释推荐; 智能系统优化

Optimization of Tourism Recommender Systems Through User Behavior Analysis

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 deep integration of digital tourism and intelligent recommendation, traditional tourism recommender systems face significant limitations in interpreting multi-source user behavior, semantic preference extraction, and explainable recommendation generation. This study presents a comprehensive review of user behavior modeling approaches, classifying explicit and implicit behavior types and highlighting the semantic Web's advantages in behavior abstraction. A layered recommendation architecture is proposed, integrating RDF/OWL ontologies, reasoning engines, and behavioral intent graphs. Context-aware, real-time, and deep learning-based methods are compared in terms of accuracy, latency, and interpretability. Addressing challenges in system

文章引用: 古圣钰, 章牧. (2025). 融合用户行为分析的旅游推荐系统优化研究. 计算机科学辑要, 1(2), 1-10. ISSN Print: 3079-5362; ISSN Online: 3079-5370.

DOI: 10.63313/CS.8017

scalability and user privacy, the study outlines future directions in GNNs, reinforcement learning, federated profiling, and multi-modal behavior fusion. The findings suggest that semantic-enhanced behavior analysis is pivotal for building intelligent, trustworthy, and sustainable tourism recommender systems.

Keywords

Semantic Web; Tourism Recommendation; User Behavior Analysis; Ontology Reasoning; Explainable Recommendation; Intelligent System Optimization

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

随着数字经济的持续演进与文旅融合的不断深入,旅游行业正在从传统的信息展示型服务向智能化、个性化推荐服务加速转型。海量的景区资源、路线选择、用户评论、价格波动等信息在在线旅游平台(Online Travel Agency, OTA)和社交网络中持续涌现,极大丰富了用户的选择空间。然而,这也导致了“信息过载”问题的日益加剧,用户在决策过程中常常面临认知负荷过重、筛选效率低下等困境[1]。

在推荐系统的研究领域,用户行为被普遍认为是驱动个性化推荐的核心要素之一。用户的点击、浏览、收藏、评价、行程规划等行为不仅反映其显性偏好,也蕴含深层次的兴趣迁移、情境关联与语义偏好信息。如何精准识别、建模并有效利用这些行为数据,成为提升旅游推荐系统智能化水平的重要命题[2]。

传统的旅游推荐系统多依赖协同过滤(Collaborative Filtering)、基于内容的过滤(Content-based Filtering)等经典算法。尽管上述技术在早期发展中取得一定效果,但其对用户行为的建模能力仍较为有限,难以全面捕捉用户在不同时间、空间、设备乃至社交环境下的复杂需求表达,导致推荐系统在精度、时效性、可解释性等方面仍存在较大提升空间。

针对上述问题,语义 Web 技术为用户行为建模提供了全新的技术路径。该技术以本体(Ontology)为核心构建知识表示体系,借助 RDF、OWL 等标准语言构建行为模式之间的概念图谱,配合 SPARQL、SWRL 等语义查询与推理机制,可有效挖掘用户行为背后的语义结构关系,实现行为数据的标准化表示与智能推理[3]。相较于传统以“行为标签”驱动的推荐逻辑,语义 Web 所支持的“概念—关系—上下文”三位一体建模方式,在用户行为的语义抽象与个性化建模方面具有更强表达力。

近年来,用户行为驱动的推荐系统研究逐渐聚焦于深层次行为分析与上下文语义增强的融合方向。一方面,研究者尝试通过构建用户画像、兴趣演化模型、行为序列建模等方式强化行为识别能力;另一方面,深度学习、图神经网络(GNN)等人工智能技术的引入,也为复杂行为建模提供了新的突破口。然而,在多源行为数据融合、模型泛化能力、实时推荐反应、可解释推荐机制等方面,仍存在诸多技术挑战与研究空白[4]。

基于上述背景,本文拟围绕“融合用户行为分析的旅游推荐系统优化”主题开展系统性文献回顾与趋势梳理。主要目标包括:一是厘清用户行为在旅游推荐优化中的理论地位与建模方法;二是归纳用户行为数据的类型划分与语义抽象路径;三是系统总结融合行为建模的推荐技术发展趋势,包括上下文感

知推荐、实时推荐机制与深度学习建模方法；四是剖析推荐系统在推荐精度、响应速度、解释性与用户信任等方面的优化策略；五是展望多模态行为融合、强化学习机制、隐私保护等未来研究重点方向。

全文结构安排如下：第二章综述用户行为分析的基本理论与建模方法；第三章梳理融合用户行为的旅游推荐技术发展路径；第四章总结当前推荐系统的优化研究进展；第五章归纳推荐系统面临的技术挑战与未来研究趋势；第六章为结语部分，提出本文综述研究的参考价值与实践启示。

本研究旨在为旅游推荐系统开发者、研究人员及政策制定者提供一份系统、深入、面向未来的用户行为建模与推荐系统优化的知识参考。

2. 用户行为分析的理论与方法

随着旅游推荐系统对用户个性化体验要求的不断提升，用户行为数据逐渐成为驱动推荐系统优化的核心资源。如何系统识别用户行为类型、构建多维画像并结合语义技术提取行为意图，成为当前旅游智能推荐领域的重要研究方向[5]。本章拟围绕用户行为数据的类型划分、兴趣建模方法及语义增强行为分析模型三个方面展开系统性论述。

2.1. 用户行为数据类型分析

用户行为数据通常可分为显性行为（Explicit Behavior）与隐性行为（Implicit Behavior）两大类。显性行为通常表现为用户主动操作，如点击、评分、评论、收藏等，具备明确的意图表达，易于采集与建模。隐性行为则体现为用户在使用系统过程中所产生的非主动反馈，如页面停留时间、鼠标移动轨迹、浏览顺序、跳出率、路径选择等，蕴含深层偏好但建模难度更大。

在旅游推荐场景中，显性行为常作为用户兴趣判定的直接依据，适用于冷启动与标签训练阶段；而隐性行为则更能体现用户在真实交互过程中的潜在偏好，对推荐系统的实时响应与精准推送具有重要价值[6]。

为系统归纳不同类型用户行为的数据来源、建模难度与潜在语义抽象路径，现构建如下对照表（见表1），以便于后续系统设计参考。

表 1. 用户行为数据类型与特征分析对照表

行为类型	示例数据	数据采集方式	建模难度	潜在语义标注方式
显性行为	点赞、评分、评论	表单输入、事件日志	中等	OWL 概念直接映射
隐性行为	浏览路径、停留时长	设备传感器、行为日志挖掘	高	行为规则 + SWRL 推理

如表所示，隐性行为虽难以直接采集并解析，但其反映的行为意图更具连续性与深层次语义特征，在用户行为图谱构建中的作用日益凸显。

2.2. 用户画像构建与兴趣演化建模方法

用户画像（User Profile）是对用户行为、兴趣、背景信息、社交关系等维度的结构化建模，是驱动个性化推荐的核心输入变量。在旅游场景中，用户画像需综合考虑静态属性（如年龄、性别、常驻地）与动态行为（如浏览偏好、出行频率、出发时间段）等多种因素。

当前主流建模方法包括基于用户会话（Session-based Modeling）、生命周期建模（Life-cycle Modeling）、基于位置上下文的建模（Location-aware Modeling）等。研究显示，用户的兴趣具有明显的阶段性与情境相关性，传统静态建模方式难以应对行为迁移与偏好演化，亟须动态更新机制[7]。

例如，某用户在节假日搜索自然风景类景点，而在工作日期间更偏好城市短途旅行，推荐系统如能捕捉其行为演化趋势并及时调整画像模型，将显著提升个性化程度。

建模过程中, 可引入“兴趣时间窗口”与“偏好演化轨迹”机制, 结合用户的历史行为流序列, 动态调整其兴趣中心 (Center of Interest), 并引入时间衰减函数对旧行为赋予较低权重, 从而实现实时兴趣更新。

2.3. 语义增强的用户行为分析模型

随着语义 Web 技术的快速发展, 将用户行为与本体语义模型融合, 已成为提升推荐系统智能化水平的重要方向。语义增强行为分析 (Semantic-enhanced Behavior Modeling) 通过构建行为概念图谱、行为类型本体与行为意图推理规则, 实现对用户操作序列的深层理解与抽象表达[8]。

该类模型通常包含三大要素: (1) 行为本体 (Behavior Ontology): 用于描述旅游活动类型、交互动作、设备状态等; (2) 语义规则 (如 SWRL): 用于抽象隐性行为与行为序列间的逻辑关系; (3) 推理引擎 (如 Jess、Pellet): 负责执行基于规则的行为推理, 实现意图识别与画像更新。

例如, 当用户在移动设备上频繁搜索“高海拔+清凉+徒步”类景点时, 可通过语义规则推理其偏好为“避暑型户外旅游者”, 并更新其画像标签, 从而驱动精准推荐。

此外, 行为建模可结合 RDF 表示结构化行为链, 利用 SPARQL 查询语言实现语义行为模式的快速检索与聚合分析。部分研究进一步引入图嵌入算法与本体表示学习技术, 对用户行为进行向量化处理, 以增强模型泛化能力与计算效率[9]。

综上所述, 用户行为分析正从“数据采集—行为标签”的浅层建模, 向“语义抽象—意图推理”的深层理解阶段跃迁。如何在保持实时性与可扩展性的基础上, 提升行为模型的解释性与动态性, 将成为旅游推荐系统优化的关键技术方向。

3. 融合用户行为的旅游推荐技术综述

在智能文旅体系加速构建背景下, 推荐系统从单一静态模型逐步演进为融合上下文、行为、语义与深度学习的复合型系统。特别是在旅游推荐场景中, 用户需求高度个性化、场景变化频繁, 使得系统必须对用户行为进行动态感知与精准建模。为此, 推荐算法逐步融合用户行为分析, 构建以实时反馈与语义理解为核心的技术框架。下文将从上下文感知、实时建模与深度学习三个方向, 梳理当前技术发展路径与代表性模型。

3.1. 上下文感知推荐方法进展

上下文感知推荐 (Context-Aware Recommender Systems, CARS) 是指在传统推荐模型基础上, 融合时间、地点、设备状态、天气等上下文信息, 提升推荐结果与用户当前情境的匹配度。该类方法尤其适用于旅游场景, 因其用户行为受出行时间、季节气候、设备类型等影响显著[5]。

典型的上下文集成方式主要包括以下三类: (1) 前置过滤 (Pre-Filtering): 在推荐前通过过滤上下文条件限定候选项; (2) 后置过滤 (Post-Filtering): 推荐结果生成后再通过上下文条件加权排序; (3) 上下文建模 (Contextual Modeling): 将上下文信息纳入推荐模型参数训练过程。

如在某移动端 OTA 平台中, 用户在夜间使用 iOS 设备搜索“温泉酒店”关键词, 则系统可根据时间段与设备偏好, 优先推荐具有夜景与高分评价标签的温泉酒店类资源。这种建模方式对推荐精度与用户满意度具有显著提升。

但目前上下文数据采集难度大, 部分情境参数如情绪、同行人员状态难以标准化表达, 限制了推荐效果的一致性[10]。

3.2. 动态用户建模与实时推荐机制

用户兴趣具有明显的动态性，其偏好表达会随时间、地理位置、旅行阶段等因素不断演化。因此，推荐系统须具备对用户意图的实时建模能力，支持快速响应其行为变化。

动态建模通常包含两大技术路径：（1）在线学习机制（Online Learning）：对用户的交互序列进行持续训练，如基于增量式 LDA（Latent Dirichlet Allocation）模型动态更新用户主题偏好；（2）基于行为流的语义识别：结合语义本体与用户操作日志，推理其当前目的，如将“搜索→点击→收藏→加入行程”行为链解释为“明确出行意图+目标偏好已定”。

例如，某 OTA 平台采用在线聚类机制，根据用户最近的搜索关键词与浏览行为实时调整其兴趣分布图谱，并通过语义增强匹配算法，实现精准资源推荐[11]。

实时推荐框架中，常引入缓存机制与行为预测模型以控制延迟，同时需与语义推理模块协同设计，避免因推理复杂性影响响应速度。

3.3. 深度学习与行为模式挖掘

近年来，深度学习模型在推荐系统中表现出强大的特征学习与非线性建模能力。特别是在用户行为模式识别方面，卷积神经网络（CNN）、长短时记忆网络（LSTM）、BERT4Rec 等技术广泛应用于旅游推荐系统中。

CNN 模型：适用于提取用户浏览行为中的局部模式，如多日点击流中的高频关键词组；

LSTM 模型：擅长建模用户行为的时间依赖性，适用于挖掘长时段兴趣转移过程；

BERT4Rec 模型：基于双向 Transformer 结构，能捕捉用户行为序列中的双向上下文，效果优于传统 RNN。

这些模型能够从复杂的用户行为轨迹中自动学习语义表示，并映射至旅游资源标签，完成端到端的推荐生成。但需指出，深度模型通常缺乏可解释性，难以直接呈现推荐理由，需结合语义规则进行路径标注与因果追踪。

为了系统性比较不同用户行为驱动推荐模型的技术特点、建模方式及其适用范围，特构建表 2 如下：

表 2. 主流用户行为驱动推荐模型技术比较表

模型类型	技术方法	行为建模方式	适用场景	局限性
上下文推荐	Context-Aware CF	行为 + 时间/地点	移动端旅游推荐	上下文捕获困难
实时推荐	Online Learning + LDA	浏览序列流建模	OTA 实时推荐	数据延迟敏感
深度学习推荐	LSTM, BERT4Rec	长时依赖 + 意图抽取	个性化内容推送	可解释性弱，训练复杂

从表 2 可见，不同技术路径各具优势，其中上下文推荐适合场景感知丰富的应用环境，实时推荐偏向短周期快速响应场景，而深度学习则适合行为历史丰富、需高精度意图识别的应用需求。当前研究正尝试将多种模型融合，并引入语义 Web 结构，以提升推荐系统的综合性能与可扩展能力。

4. 推荐系统优化研究进展

随着旅游推荐系统向多源异构、高并发交互和个性化深度建模演进，推荐效果的综合优化成为研究重点。当前系统不仅需保障推荐内容的准确性，还需兼顾系统响应速度、用户理解与信任建立等关键因素。本章将从精度提升、性能优化与用户体验三方面，系统梳理相关研究路径与关键技术手段。

4.1. 推荐精度与响应速度优化策略

在传统协同过滤和内容过滤算法基础上，引入语义表示、用户行为图谱和推理规则成为提升推荐精度的主流路径。通过构建本体层级结构与语义标签映射，系统可实现对用户偏好与资源标签之间的深层

关联识别。例如, 某用户对“山地户外活动”表现出高频浏览与点击行为, 通过本体推理可扩展推荐范围至“徒步”“高原景区”等概念相关资源, 从而提高推荐的覆盖广度与精准度[12]。

另一方面, 旅游推荐系统往往面临多用户高并发请求, 对系统响应速度提出较高要求。为此, 研究者普遍采用如下优化技术路径: (1) 图存储优化: 采用如 Blazegraph、Neo4j 等 RDF 图数据库, 通过三元组图结构实现快速路径查询与语义聚合; (2) 缓存机制设计: 对热门资源查询结果进行短期缓存, 提升热点推荐效率; (3) 语义压缩推理: 在大规模本体推理中, 引入预计算策略与 SWRL 规则压缩机制, 减少在线推理延迟[13]。

此外, 采用异步服务架构与流式数据处理机制 (如 Apache Flink) 也成为缓解响应瓶颈的重要手段。

4.2. 推荐解释机制与用户信任提升

推荐系统能否“解释其推荐原因”对提升用户满意度与平台可信度具有重要意义。在旅游场景中, 用户往往希望了解“为何推荐该景点/行程”, 以确认推荐是否真正符合其个性化需求。

基于本体的语义推理机制可为推荐结果提供明确的因果路径。例如: (1) 用户 A 近期浏览“江南园林”与“苏州文化古迹”; (2) 系统通过本体推理链: 江南园林 $\subset$ 中国古典园林 $\subset$ 文化景区; (3) 推荐路径生成: “苏州拙政园 (文化景区) $\rightarrow$ 用户偏好匹配 $\rightarrow$ 推荐推送”。

通过上述可视化语义路径, 系统可将推荐理由以结构化方式呈现, 增强用户认知透明度[14]。

常用可解释推荐技术工具包括: (1) Protégé + SWRL: 用于构建本体推理链; (1) Jena API: 实现路径查询与语义解释构建; (1) 可视化接口: 将推荐因果关系转为图示、流程图等形式。

研究表明, 推荐理由透明度越高, 用户对系统推荐结果的接受度越强, 尤其在初次使用场景中更为显著[15]。

4.3. A/B 测试与用户体验评估实践

系统优化效果的最终衡量仍需基于用户反馈进行实证验证。A/B 测试作为主流在线评估手段, 广泛应用于旅游平台推荐系统的效果评估过程中。其核心思路是: (1) 将用户划分为两个或多个实验组; (2) 每组接受不同推荐算法策略输出; (3) 收集并比对关键行为指标 (点击率、停留时长、跳出率等)。

旅游平台常采用以下评价指标: (1) CTR (Click Through Rate): 衡量推荐吸引力; (2) Dwell Time: 反映推荐内容的吸引深度; (3) Satisfaction Score: 基于用户评分或问卷反馈评估推荐满意度。

此外, 语义推荐系统还应重点关注用户认知负担与推荐信任度, 可通过“解释满意度调查”“路径理解测试”等辅助方式综合评估。

为了系统总结不同优化目标与技术策略之间的映射关系, 特构建如下技术分析对照表:

表 3. 推荐系统优化目标与技术策略映射表

优化维度	技术路径	常用工具/方法	成效评价指标
精度提升	语义增强 + 用户行为图	RDF4J, BERT	HR@k, NDCG
响应速度	图索引优化、缓存机制	Blazegraph, Neo4j	平均响应时长 (ms)
可解释性	OWL 路径推理 + 可视化展现	Protégé + Jena	用户信任评分、解释率

通过上述策略协同实施, 旅游推荐系统可在保障智能性基础上, 有效提升系统的“可用性—可扩展性—可信赖性”综合性能, 构建适应多源、多设备、多用户场景的智能推荐新生态。

5. 当前挑战与未来研究

随着语义 Web 技术与旅游推荐系统不断融合, 用户行为分析逐渐成为提升推荐智能化水平的核心路

径。然而, 在实际系统建设与部署过程中, 研究与工程仍面临多重挑战, 包括数据融合难、语义建模复杂、用户隐私保护压力增大等问题。为进一步推动系统智能水平提升, 有必要系统识别当前存在的核心障碍, 并提出未来可行的研究方向, 以期后续科研与系统开发提供理论支持与路径启示。

5.1. 挑战问题总结

5.1.1. 多源异构行为数据融合困难

当前旅游推荐系统常需融合多端、多渠道、多格式的用户行为数据, 包括 OTA 平台点击日志、移动端位置追踪、社交媒体交互记录、智能终端语音输入等。该类数据不仅结构各异、更新频率不一, 而且数据语义层次不一致, 难以在统一框架内进行标准化集成。

传统数据融合方法主要依赖结构映射与数据清洗技术, 但在面对非结构化内容(如自由文本评论、视频标签、图像偏好)时, 往往无法保障语义一致性。此外, 不同设备与平台所采集的数据粒度与语义标签差异明显, 导致建模过程中存在“行为割裂”“偏好漂移”等问题。

5.1.2. 语义隐私泄露风险日益突出

随着用户行为数据的精细化采集, 推荐系统对个体用户的语义画像越来越精准。然而, 这种高维度、高关联度的语义建模也带来了数据隐私泄露的隐患。一旦用户在不知情的前提下被系统深度建模, 其浏览兴趣、行程习惯甚至经济状况等隐性特征将可能被暴露。

此外, 当前推荐系统在跨平台行为整合过程中, 普遍缺乏透明的隐私策略与技术控制机制。一些模型虽具备较高预测准确率, 但其训练过程涉及明文数据交换, 违背最小可用原则, 可能引发法律和伦理双重风险。

5.1.3. 用户语义建模存在动态漂移问题

用户行为具有明显的阶段性与情境依赖性, 例如节假日偏好不同于工作日, 旅游淡季需求不同于高峰期。若推荐系统缺乏对时间、情境、生命周期等因素的建模能力, 则无法实时反映用户兴趣的变化趋势, 进而导致推荐内容滞后或失真。

在实际系统中, 用户的兴趣演化往往表现为非线性、多阶段、多路径的过程, 现有的静态本体建模方式或定期更新机制难以覆盖行为变化的连续性, 形成语义建模的“更新瓶颈”。

5.2. 未来研究趋势

针对上述问题, 未来研究可从以下几个技术方向展开, 融合前沿智能方法与语义建模框架, 推动旅游推荐系统向更高水平演进。

5.2.1. 面向多模态行为融合的图建模路径

多模态行为融合已成为构建完整用户画像的重要技术方向。未来研究可引入图神经网络(GNN)技术, 通过构建“用户—行为—资源—语境”多类型图谱, 建模用户行为间的语义关系。

在模型训练过程中, 可结合属性图与本体结构, 进行节点特征传播与图嵌入学习, 实现跨模态行为数据的语义对齐。同时, 可探索“边权动态更新机制”, 对用户兴趣转移、行为路径权重变化进行建模, 提高系统对用户动态行为的捕捉能力。

5.2.2. 引入强化学习机制提升即时推荐能力

强化学习(Reinforcement Learning)已在智能推荐领域初显成效, 特别适用于高反馈、连续交互的旅游推荐场景。通过将用户点击、收藏、跳出等行为作为“奖励信号”, 系统可持续优化策略输出, 实

现自适应兴趣推荐。

未来研究可进一步融合语义标签体系，引入“语义奖励函数”机制，强化模型对用户偏好语义层面的理解。通过语义状态建模、策略网络调优和长期回报跟踪等技术路径，提升推荐的灵活性与即时响应能力。

5.2.3. 面向隐私保护的联邦建模机制

考虑到跨平台用户行为整合的现实需求，联邦学习（Federated Learning）为行为数据隐私保护提供了可行路径。其核心在于“数据不出本地，模型同步更新”，在保障推荐效果的同时，实现数据最小化暴露。

在具体实现中，可探索如下优化路径：（1）同态加密集成机制：在模型交换过程中引入同态加密技术，确保模型参数传输过程中的安全性；（2）本体加密表达与规则保护：构建支持加密本体结构的推理引擎，防止本体结构暴露敏感语义。

5.2.4. 行为预测与语义演化模型协同发展

未来推荐系统需同时具备“当前状态识别”与“行为趋势预测”能力。在此基础上，可构建结合“语义演化图”与“行为意图图谱”的协同推理框架，支持：（1）用户兴趣变化轨迹建模；（2）场景变化对偏好的影响权重学习；（3）推理规则根据行为演化自动适配。

5.2.5. 跨设备行为整合与迁移学习机制探索

随着用户在手机、平板、PC 等多终端间频繁切换，推荐系统须具备“跨设备行为理解”与“多平台兴趣迁移”能力。可通过跨域迁移学习（Transfer Learning）、用户标识映射（User Linking）等技术，构建统一用户画像。

同时，应加强端侧智能推荐能力建设，推动边缘语义推理引擎部署，使系统具备更强的移动适应性与场景鲁棒性。

为系统展示上述未来研究方向与当前挑战间的对应关系，特构建如下分析总表：

表 4. 面向行为推荐系统的挑战与研究趋势概览表

研究方向	技术路径	当前瓶颈	潜在突破口
行为融合	多模态图表示学习	数据异构严重	跨模态语义表示对齐机制
即时推荐	强化学习 + 语义标签系统	用户反馈延迟，冷启动问题	基于语义奖励函数的策略优化
跨端推荐	联邦建模 + 同态加密	用户隐私不可控	加密本体结构与安全推理机制
演化建模	行为图 + 语义演化路径	用户意图转变难预测	多跳语义推理与趋势检测
场景适配	边缘计算 + 移动端推理	端侧性能受限	小型语义引擎部署与压缩技术

上述研究趋势不仅体现了旅游推荐系统语义智能演进的方向，也为融合用户行为的系统优化奠定了坚实技术基础。

6. 结论

在数字经济与智慧文旅协同发展的时代背景下，旅游推荐系统逐步从静态内容推送向行为感知驱动的智能推荐转型。用户行为数据作为刻画个性需求、识别兴趣演化与优化推荐路径的关键要素，已成为系统性能提升与用户体验优化的重要支撑。因此，围绕用户行为分析进行推荐系统优化研究，具备明显的现实需求与前沿价值。

本研究系统梳理了旅游推荐系统中用户行为分析的理论基础与主流方法，明确了显性与隐性行为的

建模差异, 剖析了语义增强用户画像构建的路径机制。在此基础上, 围绕行为数据融合、实时推荐机制、深度学习建模与语义表示协同等方面进行了系统性总结, 并指出了推荐系统可解释性与用户信任增强的关键技术节点。

研究表明, 语义 Web 提供的结构化本体模型与推理能力, 有效弥补了传统行为分析在语义理解、上下文关联与知识可扩展性方面的不足。特别是在动态建模与用户意图识别过程中, 语义机制通过引入规则约束与行为路径推理, 提升了模型的表达能力与解释透明度。随着本体构建自动化、语义规则学习与跨模态图融合技术的发展, 未来的行为建模将实现更加精准与泛化能力兼具的表达体系。

面向未来, 用户行为分析将在以下几个维度发挥更深远的优化作用: 一是多模态融合, 通过语音、图像、文本等多源行为建模增强用户刻画的全全面性; 二是跨平台理解, 借助联邦建模与设备识别机制, 实现用户行为在多终端间的连续感知; 三是可解释推荐机制强化, 构建因果链、兴趣路径等可视化解释图谱, 提升用户信任与系统接受度。

为凝练本研究所提出的核心技术思路与未来优化路径, 形成如下结构化汇总:

表 5. 用户行为驱动推荐系统优化路径总结表

优化维度	核心路径	支撑技术	应用前景
行为建模	显性+隐性行为多维融合	RDF/OWL+日志挖掘	构建动态用户画像
推荐机制	实时推荐+上下文建模	LDA、RL4Rec、GNN	OTA 平台、移动推荐场景
可解释性	本体推理 + 推荐路径可视化	Protégé + Jena	提升用户信任感与满意度
隐私保护	联邦建模 + 加密推理	同态加密、联邦学习	跨平台推荐与政策合规
系统性能	缓存机制 + 图存储 + 并行推理	Blazegraph、Neo4j	应对大规模行为数据

综上所述, 融合用户行为分析的旅游推荐系统优化, 不仅是推动旅游服务智能化升级的重要路径, 也是语义 Web 与人工智能深度融合的典型实践方向。未来应以用户价值为导向, 以数据安全为底线, 统筹行为建模、语义推理、系统架构与伦理保障的协同演进, 持续推进推荐系统的技术创新与应用落地。

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] Amirmazlaghani, M., Rezghi, M., & Amindavar, H. (2015). A novel robust scaling image watermarking scheme based on Gaussian Mixture Model. Expert Systems with Applications, 42(4), 1960-1971.

[2] Gomez-Uribe, C. A., & Hunt, N. (2015). The netflix recommender system: Algorithms, business value, and innovation. ACM Transactions on Management Information Systems (TMIS), 6(4), 1-19.

[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] Zhang, S., Yao, L., Sun, A., & Tay, Y. (2019). Deep learning based recommender system: A survey and new perspectives. *ACM computing surveys (CSUR)*, 52(1), 1-38.
 - [5] Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2010). Context-aware recommender systems. In *Recommender systems handbook* (pp. 217-253). Boston, MA: Springer US.
 - [6] Hu, Y., Koren, Y., & Volinsky, C. (2008, December). Collaborative filtering for implicit feedback datasets. In *2008 Eighth IEEE international conference on data mining* (pp. 263-272). Ieee.
 - [7] Koren, Y. (2009, June). Collaborative filtering with temporal dynamics. In *Proceedings of the 15th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining* (pp. 447-456).
 - [8] Middleton, S. E., Shadbolt, N. R., & De Roure, D. C. (2004). Ontological user profiling in recommender systems. *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, 22(1), 54-88.
 - [9] Zhang, S., Yao, L., Sun, A., & Tay, Y. (2019). Deep learning based recommender system: A survey and new perspectives. *ACM computing surveys (CSUR)*, 52(1), 1-38.
 - [10] Lamere, P. B. (2012, September). I've got 10 million songs in my pocket: now what?. In *Proceedings of the sixth ACM conference on Recommender systems* (pp. 207-208).
 - [11] Zhang, Q., Yang, P., Yu, J., Wang, H., He, X., Yiu, S. M., & Yin, H. (2025). A survey on point-of-interest recommendation: Models, architectures, and security. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*.
 - [12] Bellini, V., Schiavone, A., Di Noia, T., Ragone, A., & Di Sciascio, E. (2018). Computing recommendations via a knowledge graph-aware autoencoder. *arXiv preprint arXiv:1807.05006*.
 - [13] Wu, X., Zheng, Y., Che, Y., & Cheng, C. (2020). Pattern recognition and automatic identification of early-stage atrial fibrillation. *Expert Systems with Applications*, 158, 113560.
 - [14] 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.
 - [15] Herlocker, J. L., Konstan, J. A., & Riedl, J. (2000, December). Explaining collaborative filtering recommendations. In *Proceedings of the 2000 ACM conference on Computer supported cooperative work* (pp. 241-250).