融合时序特征模型与注意力机制的用户行为预测方法

张伟
新国脉数字文化股份有限公司，上海 200060
DOI: 10.61369/TACS.2026070008

摘　　要： 针对用户行为数据时序复杂、特征关联隐蔽、动态适配难、泛化能力弱等几个问题，本文提出一种结合时序特征模型和注意力机制的用户行为预测方法。阐述研究背景、研究意义、研究难点及研究路径，提出多层时序特征提取、特征关联融合、动态注意力优化、行为模式泛化验证四个策略，用数字文化服务平台项目验证方法来检验其有效性。可以给用户行为预测提供技术上的借鉴，从而提高数字化平台智能服务水平。

关 键 词： 时序特征模型；注意力机制；用户行为预测；方法研究

A User Behavior Prediction Method Integrating Temporal Feature Model and Attention Mechanism

Zhang Wei
China Digital Culture Group Co., Ltd., Shanghai 200060

Abstract: Aiming at the problems of complex time sequence, hidden feature correlation, difficult dynamic adaptation and poor generalization ability existing in user behavior data, this paper proposes a user behavior prediction method combining temporal feature model and attention mechanism. This paper elaborates the research background, significance, difficulties and technical routes, and puts forward four strategies including multi-layer temporal feature extraction, feature correlation fusion, dynamic attention optimization and behavior pattern generalization verification. The effectiveness of the proposed method is verified through a digital cultural service platform project. The research results can provide technical references for user behavior prediction and improve the intelligent service capability of digital platforms.

Keywords: temporal feature model; attention mechanism; user behavior prediction; method research

在数字化的时代里，互联网平台所累积起来的用户行为数据十分丰富，对这些用户的精准行为预测成了个性化服务、风险控制以及经营改善的关键依托。传统的预测方法大多使用单一的静态模型来预测用户的行动，不能体现用户行为之间的时序联系以及动态的变化特点，而且筛选出的关键行为信息较少，容易造成预测精度低、泛化性差等问题。因此需要将时序特征建模和注意力机制结合起来，提出新的预测方法来挖掘时序维度的行为规律，突出核心的行为特征，提高用户行为预测的准确性和可靠性，给各种数字化场景的智能决策提供技术支持。[1]

一、融合时序特征模型与注意力机制的用户行为预测方法研究难点

（一）多维时序特征提取难度大

用户行为数据维度高、噪声大、时序跨度不一样，各种行为类型的数据分布存在较大差别，很多高频行为的信息重复出现，低频重要的行为被忽略。时序数据是非线性的、非平稳的，使用传统的特征提取方法很难同时兼顾短期瞬时行为的波动和长期行为的演化趋势。另外，多源行为数据格式不统一、缺失值分布随机，又加大了有效时序特征筛选和结构化转换的难度，容易造成提取出来的特征信息不完整、代表性差，不能很好地刻画出用户的动态行为本质。[2]

（二）特征关联性建模精度不足

用户行为之间存在着复杂的非线性联系、隐性的依赖关系，时序序列中的前后行为有递进、因果或者弱的关联。现有的建模方式大多只关注行为序列的表面时序关系，不能很好地挖掘出各个维度特征之间的深层次交互规律，对于远距离时序依赖和跨维度隐性关联的把握比较弱。[3] 单一模型结构不能适应各种不同的关联模式，容易造成关联特征丢失、建模偏差等问题，不能很好地刻画出用户行为的内在逻辑，直接影响到后面预测的可靠性。

（三）注意力权重动态适配困难

用户的行动受到时间、场景等各方面的动态影响，同一个行为在不同的时序节点、不同的用户群体中所产生影响的大小是不一样的。静态权重分配方式不能适应行为重要性动态变化，容易

Copyright © This Work is Licensed under A Commons Attribution-Non Commercial 4.0 International License.

造成权重分配失衡，过分看重无关的行为或者忽略重要的行为。动态调整权重的时候，要实时察觉时序行为的重要性变动，行为的随机性、突发性较强，权重更新容易产生滞后或者误判，不能很好地达成权重和行为重要性的精准对应，削弱了模型对于核心行为特征的聚焦效果。[4]

（四）复杂行为模式泛化能力弱

用户行为模式具有个性化、多样性和异质性特点，不同的用户群体、不同的场景下用户的行为主体的行为规律是不一样的，有些用户会表现出非常规、碎片化的复杂行为模式。模型在某个数据集上训练之后，容易产生局部行为特征上的过度拟合现象，不能很好地迁移到新的用户群体或者新场景中去，对于稀疏、异常、小众的行为模式识别和预测效果不好。同时复杂的多行为模式具有明显的分散性、不规律性，模型很难找到行为模式的普遍性，无法实现不同场景、不同群体的预测。[5]

二、融合时序特征模型与注意力机制的用户行为预测方法研究路径

（一）构建多层时序特征提取框架

以分层递进的方式对挖掘出的行为数据进行多尺度时序建模，并从中提炼出用户的特征。底层使用时序降噪和归一化处理来去除数据噪声，统一多源数据格式，填补缺少的时序片段，中层用多粒度时序卷积和循环神经网络结构分别提取出短期行为波动和长期行为演化规律，分开了高频冗余信息和低频关键特征，顶层设计特征筛选模块用信息熵和相关性分析剔除无效特征保留高区分度的时序特征，得到一个全面而有代表性特征集，给后面建模提供可靠的输入。[6]

比如在 “某数字文化服务平台”中，工作人员主要使用自研的时序数据管理和特征处理技术，把原始的行为流水逐步转换为高价值的时序特征的过程。对接 Web 端、移动端、小程序端等多个端口的用户行为数据源，每天收集用户登录、浏览、点击、检索、收藏、分享、在线会议、电子阅读、空间互动等行为日志超过千万条，得到一个庞大的、多维度的、高时序密度的行为数据集。工作人员主要做全链路数据清洗工作，剔除异常访问、无效点击、重复请求等噪声，使用自研的内存备份和缓存机制来弥补由于网络波动、系统维护等原因造成的时序片段缺失，保证时序序列连续、时间戳对齐。接着主要根据自研的特征模型，使用多粒度时序卷积和循环网络并行建模来提取短期瞬时行为波动、中期周期性行为规律、长期稳定行为偏好特征；最后主要引入信息熵、特征重要度排序，筛选出高区分度、低冗余的核心特征，得到标准化时序特征集，为后续模型训练和行为预测提供高质量的输入。

（二）建立特征关联融合分析模型

研究重点在于发现特征间的深层次耦合关系，用多维关联建模的方法将时序特征和行为特征融合在一起。采用非线性关联函数来描述各个维度时序特征之间的隐性联系和交互关系，克服了表层时序关联的不足；创建跨维度特征融合层，使用特征拼接，加权融合以及交叉变换把这些时序特征同用户属性，场景特征结合起来，加强特征间的协同表征水平；加入依赖捕捉模块，精确捕捉远距离时序依赖及因果联系，探究行为序列的内在逻辑，改善模型对于繁杂行为关联的刻画精确度，保证预测模型的基础可靠程度[7]。

比如在某数字文化服务平台项目中，工作人员主要是使用自研的用户行为特征模型，从用户行为序列、设备信息、访问时间、交互程度、内容喜好、参加会议、阅读记录等各个方面数据出发，构建起特征之间的关联以及深度融合的分析过程[8]。本项目以历史行为时序数据为处理对象，共处理超过15.6亿条用户行为信息，涉及15万个用户账号以及其中50% 的日活用户；工作人员主要依靠计算行为之间的共现概率、转移概率、互信息系数等方法，对用户的各种行为进行深层次的分析，挖掘出用户之间存在着递进、并行、因果、隐性的依赖关系，从而发现远距离时序依赖和跨维度隐性联系。同时采用非线性映射的方法，把离散的行为特征、连续的时间序列特征、静态的属性特征交叉变换，得到高维的联合特征空间；进一步搭建融合网络，使用自研的分布式交互架构，对多源特征进行加权融合和协同表征，提高特征表达的能力，准确地刻画出用户行为内在的逻辑，从而得到支持行为预测的高可靠性特征融合模型。

（三）设计动态注意力权重优化机制

研究以权重自适应调整逻辑为依托，依据时序演化规律来达到注意力权重和行为重要性相匹配的目的。采用时序感知权重更新策略，实时检测行为时序节点的特征贡献度，根据行为的重要程度变化动态调节权重分配，避免出现静态权重的适配缺陷；建立权重反馈校正模块，使用模型预测误差反向迭代来改进权重参数，减少权重滞后和误判的问题；改善权重分配的均衡性，把高频的行为和低频的关键行为的权重占比统一起来，加强模型对主要行为特征的集中度，提高模型对动态行为改变的反应精确度。[9]

比如在“某数字文化服务平台”的开发过程中，工作人员主要依靠自研的动态加密、完整性校验以及实时交互等技术，考虑到用户行为的重要性会随着时间、场景、用户身份等发生改变，所以创建出可以实时调整、自适应优化的权重分配方案。项目支持多用户同时在线，可以进行多人实时视频会议、在线阅读、三维空间交互、数字内容浏览等行为，行为类型丰富、时序波动大、重要性差别大；工作人员主要根据时序演化特征，不断计算每一个行为节点对于最终行为预测的贡献度，综合考虑行为频次、持续时间、交互深度、转化价值、内容价值等因素来更新各个行为的注意力权重。主要采用时序感知权重更新策略，根据行为重要性变化来动态调整权重比例，避免静态权重匹配出现偏差，主要建立误差反馈校正模块，使用预测偏差反向迭代的方式优化权重参数，减少权重滞后与误判，均衡高频常规行为和低频关键行为的权重分布，加强模型对核心行为特征的关注度，提高动态行为变化响应的准确性。

（四）搭建行为模式泛化验证体系

研究主要是通过提炼通用化的规律，并且开展多场景适应性测试工作来达到提升模型对复杂行为模式迁移作用的目的。使用

 Copyright © This Work is Licensed under A Commons Attribution-Non Commercial 4.0 International License.

多样化的数据集进行训练，包含各个用户群、各种场景的行为数据，提高模型对于不同行为规律的适应性，加入正则化、稀疏化约束来抑制模型对局部特征的过度拟合，提取出一般的、通用的行为主规律，创建起多维的验证体系，经由跨用户、跨场景、跨时段的测试来检验模型的泛化水平，对稀疏、异常行为模式加以改进，改善模型结构，提升模型在未知环境和用户群体中的预测稳定性和契合度[10]。

以“某数字文化服务平台”为例，工作人员依靠自研微服务架构、容器化部署和数据应用能力，创建起包含训练、测试、验证、迭代优化在内的完整体系，对模型跨用户、跨场景、跨时段迁移能力展开创建。项目在多个省份、城市和区域建立了园区、企业、社区、文旅场馆等各种类型的场景，获得了大量园区、企业、社区、文旅场馆等各个类型的用户多样性、差异性行为数据，形成了一个遍布全国各地、种类繁多的、大数据训练集，使模型可以更好地适应各种各样的行为规律。训练时会加入正则化以及稀疏化约束，防止局部特征过度拟合，提取出普适的行为规律；主要创建多维验证体系，开展跨用户、跨场景、跨时段的泛化检验，主要针对稀疏、异常、小众行为模式的预测情况展开评判；针对不足点主要迭代改良模型结构及特征选取方法，依靠自研的数据模型才能改善模型对于未知情形、新的用户群体的预测稳定性和适用程度。

三、结语

因此，本文主要研究的是融合时序特征模型和注意力机制的用户行为预测方法，对这一方法的研究背景、意义、难点及实现路径进行梳理，同时结合数字文化服务平台实际项目场景，对各个重要的策略进行了案例验证和方法说明。围绕多层时序特征提取、特征关联融合、动态注意力优化、行为模式泛化验证四个方面展开，给出各个方面的技术思路以及实施要点，很好地解决了多维时序特征提取、特征关联建模、注意力权重适配、复杂行为泛化等问题。研究成果可以给用户行为分析领域提供理论上的参照和实践上的借鉴，对提高数字化平台智能分析和服务能力具有积极的意义。

参考文献

[1] 李颖 . 短视频发展中的数字媒体技术与人工智能技术协同创新探析 [J]. 印刷与数字媒体技术研究 ,2025,(S2):58-65.DOI:10.19370/j.cnki.cn10-1886/ts.2025.S2.008.

[2] 李清华 . 基于机器学习的电商用户复购行为预测与细分研究 [D]. 兰州交通大学 ,2025.DOI:10.27205/d.cnki.gltec.2025.001207.

[3] 陈丽 . 基于双信号朴素贝叶斯分类器模型的电商用户行为预测 [J]. 新疆职业大学学报 ,2026,34 (1):70-75.DOI:10.27016/j.cnki.cn65-1228/g4.2026.01.011.

[4] 张巍 . 基于大数据分析与 AI 的用户行为预测策略研究 [J]. 电脑知识与技术 ,2026,22 (6):61-63.DOI:10.14004/j.cnki.ckt.2026.0195.

[5] 韩中合 , 张晓雨 , 宋寒 , 等 . 基于用户用能行为预测的柔性负荷优化调控方法研究 [J]. 动力工程学报 ,2026,46 (1):200-212.DOI:10.19805/j.cnki.jcspe.2026.240643.

[6] 沈丹 . 通信行业用户行为的动态预测大数据分析框架的构建与应用 [J]. 长江信息通信 ,2025,38 (12):231-234.DOI:10.20153/j.issn.2096-9759.2025.12.064.

[7] 申晨彦 . 算法赋能下电商用户行为预测模型优化研究 [J]. 无线互联科技 ,2025,22 (23):23-27.

[8] 李树光 . 基于 5G 通信技术与深度学习算法的智慧图书馆用户行为预测 [J]. 长江信息通信 ,2025,38 (11):105-107.DOI:10.20153/j.issn.2096-9759.2025.11.028.

[9] 王海涛 , 王超 . 基于 LightGBM 算法的用户作弊行为预测设计与实现 [J]. 长江信息通信 ,2025,38 (10):104-107.DOI:10.20153/j.issn.2096-9759.2025.10.028.

[10] 沈旺 , 李欣 , 孙珂 , 等 . 网络舆情事件用户在线评论行为预测研究 [J]. 现代情报 ,2025,45 (12):118-129.

Copyright © This Work is Licensed under A Commons Attribution-Non Commercial 4.0 International License.