

基于大数据分析的软件用户行为模式挖掘与个性化推荐

王阔

河北科技学院, 河北省廊坊市, 065600;

摘要: 在数字化应用快速发展的背景下, 软件系统中用户行为数据呈现出规模大、类型多和更新快等特征。如何从海量数据中挖掘用户行为规律, 并基于此实现精准推荐, 成为提升用户体验与系统价值的重要研究方向。本文围绕大数据分析环境下的软件用户行为模式挖掘与个性化推荐问题展开研究, 从数据特征分析、行为建模方法、推荐算法设计以及系统实现路径等方面进行系统探讨。研究表明, 通过融合多源数据、构建用户画像并引入智能推荐模型, 可以显著提高推荐结果的准确性与相关性。本文提出的方法为软件系统实现智能化服务提供了理论依据与实践参考。

关键词: 大数据分析; 用户行为; 模式挖掘; 个性化推荐; 数据建模

DOI: 10.69979/3029-2700.26.02.082

引言

随着互联网技术以及信息系统被广泛使用, 用户在软件平台上所作出的行为数据不断增多, 进而形成起有价值的数据库资源。用户在浏览、点击、搜索和交互等过程所产生出来的数据, 可以体现用户的兴趣爱好以及使用习惯, 给个性化服务提供重要的依据。但是传统的数据库分析方法对于大量的、高维的数据来说效率低、准确度不高, 不能满足目前的应用需求。同时用户需求也变得越来越多样, 对于推荐系统来说, 需要更加准确、及时地提供信息。因此, 利用大数据技术对用户行为模式进行挖掘和个性化推荐研究有重大意义。本文从用户行为数据特征入手, 用数据挖掘和机器学习的方法来研究行为模式识别和推荐策略优化的途径, 从而提高软件系统的智能服务水准以及用户体验。

1 用户行为数据特征与模式挖掘基础

1.1 用户行为数据特征分析

软件系统中用户行为数据有很强的多样性、复杂性。数据来源有点击记录、浏览路径、停留时间、交互行为等, 这些数据既有结构化的也有非结构化的。随着用户数量的增加, 数据变得越来越高维度、越来越快增长, 从而加大了数据处理的难度。同时用户行为具有时序性、动态性, 不同的时间段内用户的兴趣会发生变化, 这就对行为分析提出了更高的要求。

经过更深层次的分析可知, 用户的日志行为数据中还存在着大量的噪音以及冗余信息, 因此需要对数据进行清洗以及预处理来提高数据的质量。除此之外, 用户的行动还带有隐含的特性, 表面的行为后面藏着深层次的兴趣, 必须借助模型和算法去加以发掘。所以对数据

特征有全面的认识, 是之后行为模式挖掘以及推荐算法设计的基础。

1.2 用户行为模式挖掘方法

用户行为模式挖掘主要用数据挖掘技术来完成, 有聚类分析、关联规则挖掘、序列模式分析等方法。聚类分析可以将有相似行为特征的用户归为一类, 进而找出用户的群体特征。关联规则挖掘是用来发现用户行为之间的相关性关系, 即不同的操作之间存在什么样的依赖关系。序列模式分析可以发现用户行为的时间顺序特点, 进而找到行为变化的规律。

实际应用时常常需要把多种方法结合起来使用, 从而达到更好的挖掘效果。用聚类的方法把用户分成不同的群体, 再用关联规则分析群体的行为特征, 可以得到更加全面的结果。同时用机器学习模型对行为数据进行训练, 可以提高模式识别的准确性。

1.3 用户画像构建与特征提取

用户画像属于个性化推荐的基础, 它主要是依靠数据分析来创建用户特征模型。用户画像一般会包含基础信息、行为特征、兴趣偏好等各个方面。在构建的时候需要对用户的交互行为数据进行特征提取, 即提取出访问频次、偏好类别、交互方式等信息。

使用特征向量化的方法把用户的行动转变成可以被计算的数据形式, 给后面的推荐算法赋予输入。用户画像还要有动态更新的功能, 来体现用户兴趣的变化。不断改进画像模型可以提高推荐系统准确度和适应性。

2 个性化推荐算法设计与实现

2.1 基于协同过滤的推荐方法

协同过滤属于个性化推荐领域的一种方法，它的主要思想就是根据用户之间或者物品之间的相似性来进行推荐。根据用户行为相似性来为用户推荐其他用户喜欢的内容，即用户协同过滤法；根据物品之间相似性来进行推荐，即物品协同过滤法。

该方法简单易行，但是对数据稀疏、冷启动等情形的性能较差。因此在实际使用时要结合其他的手段来改善推荐的效果。

从具体实现角度来说，协同过滤一般会用到相似度计算的方法，例如余弦相似度、皮尔逊相关系数等等来衡量用户或者物品之间的关系。对于用户数量较多的系统来说，相似度计算会消耗大量的计算资源，因此可以采用矩阵分解或者近似计算的方法来提高效率。用潜在因子模型把高维的用户行为数据压缩成低维空间，可以提高计算效率，也可以提高推荐精度。

2.2 融合模型与深度学习推荐方法

伴随着人工智能技术的发展，以深度学习为基础的推荐方法也成了研究的热点。利用神经网络模型可以从复杂的数据当中自动提取出特征，从而提高推荐的准确性。利用深度神经网络来建模用户的动作，可以发现非线性的关系，进而提高推荐的效果。

除此之外，把协同过滤和内容推荐方法结合起来，也可以克服单一方法的缺陷。融合模型是把不同的信息源结合起来一起使用，从而提高推荐系统的稳定性和准确性的一种方法。在实际系统当中，融合推荐法已经成为主要的趋势。

就大样本数据而言，深度学习模型有明显的优势，卷积神经网络、循环神经网络可以提取出用户的兴趣变化序列中深层次的特征。同时加入注意力机制之后，模型可以注意到对于推荐结果有较大影响的行为，从而提高推荐的针对性。在融合模型的设计上，可以将用户的行动数据、内容特性、上下文信息一起被建模，用多层结构来达成特征融合的目的。另外还可以利用强化学习的方法，根据用户的反馈来不断改变推荐策略，从而让系统具有持续改进的能力。融合模型在实际使用中可以提高推荐的准确率，也可以使系统具有较强的鲁棒性，可以适应复杂的、变化的环境。不断引进新技术、改进模型结构，使个性化的推荐系统向着越来越智能的方向前进。

3 推荐系统实现与优化策略

3.1 推荐系统架构设计

推荐系统要建立完整的系统架构，分为数据采集层、数据处理层、推荐服务层。数据采集层获得用户的行动

数据，数据处理层对数据加以清洗并加以剖析，推荐服务层依照算法来产生推荐成果。采用分层设计能够使系统具有更好的扩展性以及可维护性。

系统实现时要考虑数据的实时处理能力，保证推荐结果可以反映出用户行为的变化。同时用缓存机制可以加快系统的响应速度，改善用户体验。

在具体的架构设计当中还要考虑到各个层次之间数据交互的效率以及系统的稳定性。数据采集层利用埋点技术、日志系统等手段获取用户的使用行为信息，再用流式处理框架把数据实时传送到后台。数据处理层要采用分布式计算平台，对海量数据实施清洗、转换以及特征提取工作，进而给推荐模型赋予良好的输入条件。推荐服务层要支撑高并发访问，采用负载均衡和服务拆分的方式来改善系统的处理能力。另外，可以采用模块化的设计思想来达到系统功能解耦的目的，各个模块可以独立地进行升级和维护。合理的架构设计可以使得推荐系统在大规模的用户环境下仍然可以高效稳定的运行，并且有较好的扩展性。

3.2 实时推荐与动态更新机制

实时推荐属于提高用户体验的手段。根据用户目前的行为来生成即时推荐结果。在用户浏览的过程中，按照用户的当前操作情况来改变推荐的内容，从而使得推荐更加准确。

动态更新机制就是不断地对用户的特征、行为进行更新，从而保证推荐系统可以适应用户的喜好发生变化。采用实时和离线计算相结合的方法，可以对推荐结果不断进行优化。

在实际应用当中，实时推荐一般依靠流数据处理技术，对用户的动作立刻加以剖析，然后联系先前的数据来制订推荐成果。用户经常浏览某个类别的内容的时候，系统就会马上改变推荐列表，从而加强内容的契合度。动态更新机制就是后台定时更新模型参数，用批处理的方式对历史数据做深层次的分析来改进推荐策略。另外可以采用增量学习的方法，在接收新的数据之后可以快速调整模型而不必重新训练，从而提高系统的响应速度。为了防止频繁更新造成系统负担，可以使用分层更新的方法，把重要的特征先更新。采用实时和动态相结合的方式可以提高推荐系统对用户的个性化服务。

3.3 推荐效果评估与优化方法

推荐系统的性能评价需要使用科学的指标，准确率、召回率、用户满意度等都属于其中的内容。对推荐结果进行分析可以发现系统存在的问题并加以改进。

在优化时可以改变模型参数，改进特征提取的方法，

也可以使用新的算法来提高推荐的效果。另外,利用用户反馈来不断改进推荐系统,使之更符合用户的需要。

就推荐效果的评价而言,并非只是依靠算法的性能来评判,还要考虑用户的变动情况。以点击率、停留时间、转化率等指标来更好的体现推荐效果。在优化的过程中可以利用 A/B 测试来比较不同的推荐策略,最终得到最好的方案。同时可以使用多目标优化法,提升准确率的同时也保证多样性、新颖性,防止推荐结果太过单一。另外通过对用户反馈数据的分析来发现推荐偏差问题并对其进行修正。经过不断的评价和改进,推荐系统可以不断改善自身的性能,达到更精确、更稳定的提供服务的效果。

4 应用效果分析与发展趋势

4.1 实际应用效果分析

使用大数据技术做用户行为分析和推荐系统之后,可以大大提高用户体验。精准推荐可以使得用户在系统中更快地找到想要的内容,从而提高系统的使用效率。同时可以提高用户的粘性,促进平台的发展。

实验结果表明,将多种算法融合在一起的推荐系统具有较好的准确率以及稳定性,在复杂的环境下也能很好地工作,给软件系统提供有效的支持。

在具体的使用过程中,推荐系统会对用户的使用行为进行不断的分析,从而不断改进推荐的内容,使得用户在较短的时间内得到有价值的信息。平台依靠个性化推荐能够提高用户的停留时长以及活跃程度。除此之外,在电商、视频平台、社交应用等场景下,推荐系统也成了主要的功能之一,会对用户的决策行为造成一定的影响。从数据结果可以看出,经过优化的推荐系统在资源利用率以及用户的满意度上都有所提高,因此具有较高的应用价值。对系统运行数据进行持续监测,可以给之后的优化提供依据,使推荐系统不断进化和改善。

4.2 未来发展趋势

技术发展使推荐系统向着智能化、个性化方向发展。借助人工智能以及大数据技术,可以提高推荐的准确度。另外隐私保护和数据安全问题也会成为研究的重点,在数据使用和用户隐私之间找到一个平衡点。

未来的推荐系统会更加重视用户体验,依靠多维数据的分析达到更精确、更智能的服务方式。

就发展趋势而言,深度学习、强化学习等技术将会在推荐系统中起到更加重要的作用,从而使得系统具有更强的自主学习能力。同时多模态数据融合也会成为一种趋势,把文本、图像、行为等各方面的数据结合起来,

可以更好地刻画出用户的特征。除此之外,边缘计算技术的应用也会促使推荐系统朝着实时化方向发展,从而使得推荐服务更加快捷。从隐私角度来讲,可以利用联邦学习这样的技术来达成数据的安全共享,在保证隐私的同时改善模型的性能。未来推荐系统会更智能、更灵活,可以满足各种各样的应用需求,给用户带来更好的个性化服务体验。

5 结语

利用大数据分析对软件用户行为模式进行挖掘,并提供个性化的推荐,是提高软件系统智能化水平的一种方法。经过建立用户画像、设计高效的推荐算法以及改进系统的实现,可以大大提高推荐的准确性和用户的满意度。本文从理论和实践两方面对相关方法进行了系统的分析,给软件系统优化提供一定的参考。

在信息技术飞速发展的大环境下,推荐系统成了联系用户和信息的纽带,它的性能好坏直接决定用户体验的好坏以及平台的价值。采用先进的算法以及数据分析的方法,可使系统智能化程度得到提高。另外还要考虑系统的可扩展性以及稳定性的因素,来满足不断增大数据量、用户数量的要求。未来要继续把人工智能同数据安全融合起来,促使推荐系统向着更高层次前进,在保障隐私安全的同时做到更精确的服务。经过不断改进和革新,推荐系统在软件方面的作用会越来越突出,给用户带来更好的服务支持。

参考文献

- [1]王炎坤.大数据驱动下会计教学资源库的生态化建设路径研究[J].佳木斯职业学院学报,2026,42(03):20-222.
- [2]王伟鲜.开源大数据平台助力供应链金融企业数字化转型的研究与实践[J].数字化转型,2026,3(03):78-87.
- [3]白汤安.大数据背景下高等教育质量监控智能平台的设计与实践[J/OL].内蒙古民族大学学报(自然科学版),1-8[2026-03-24].<https://link.cnki.net/urlid/15.1220.n.20260312.1704.002>.
- [4]何方.基于全生命周期理论的工程档案管理模式构建与应用[J].中国建设信息化,2026,(05):40-44.D01:10.26955/j.cnki.2096-0824.2026.05.013.
- [5]冷凝.基于大数据的广州市主城区“网红空间”分布特征研究[J].佳木斯大学社会科学学报,2026,44(03):39-43.