



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

融合用户和区位资源特征的混合房源推荐方法

朴勇, 朱鋈源, 李阳

引用本文

朴勇, 朱鋈源, 李阳. [融合用户和区位资源特征的混合房源推荐方法](#)[J]. 计算机科学, 2022, 49(6A): 733-737.

PIAO Yong, ZHU Si-yuan, LI Yang. [Hybrid Housing Resource Recommendation Based on Combined User and Location Characteristics](#)[J]. Computer Science, 2022, 49(6A): 733-737.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于国产众核架构的非结构网格分区块重构预处理算法研究](#)

Study on Preprocessing Algorithm for Partition Reconnection of Unstructured-grid Based on Domestic Many-core Architecture

计算机科学, 2022, 49(6): 73-80. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210900045>

[多线程数据竞争检测技术研究综述](#)

Survey on Multithreaded Data Race Detection Techniques

计算机科学, 2022, 49(6): 89-98. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210700187>

[面向国产异构众核架构的 CFD 非结构网格计算并行优化方法](#)

Parallel Optimization Method of Unstructured-grid Computing in CFD for Domestic Heterogeneous Many-core Architecture

计算机科学, 2022, 49(6): 99-107. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210400157>

[基于用户场景的 Android 应用服务推荐方法](#)

Recommendation of Android Application Services via User Scenarios

计算机科学, 2022, 49(6A): 267-271. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210700123>

[区块链技术研究及其发展综述](#)

Overview of Research and Development of Blockchain Technology

计算机科学, 2022, 49(6A): 447-461. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210600214>

融合用户和区位资源特征的混合房源推荐方法

朴勇 朱锶源 李阳

大连理工大学软件学院 辽宁 大连 116620

摘要 随着时代的发展,用户购买房屋的观念也在发生改变,在决策过程中更加注重房屋的区位资源。文中给出一种融合用户和区位资源特征的混合推荐方法,通过层叠式的方式将基于内容的推荐算法和基于用户的协同过滤算法相组合,通过用户兴趣偏好与区位资源的融合,提供更准确的房源推荐。通过整合 17 万余条房源交易数据和上千条区位资源数据,实验结果表明,该方法相比传统模型具有更好的推荐效果。

关键词:混合推荐模型;区位资源;用户兴趣偏好

中图法分类号 TP311

Hybrid Housing Resource Recommendation Based on Combined User and Location Characteristics

PIAO Yong, ZHU Si-yuan and LI Yang

School of Software, Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning 116620, China

Abstract With the development of the times, the idea of users to purchase houses has also changed, paying more attention to the location resources in their decision-making process. This paper proposes a hybrid recommendation method based on user and location resource characteristics to provide more accurate purchasing suggestions, where the content-based recommendation algorithm and user based collaborative filtering algorithm are combined in a cascade way. By integrating 170000+ housing transaction with 1200+ location resource data, experiment result shows that the proposed hybrid model has better recommendation effect than the traditional ones.

Keywords Hybrid recommendation model, Location resources, User interest preference

1 概述

在过去的二十年里,我国的房地产高速发展,但是房地产信息产业却较为滞步,在辅助房地产发展上作用发挥不够,用户也很难获得有效的房源数据。另一方面,互联网的大力发展使得用户的购房观念也发生巨大变化,用户购房时更加注重房源的区位资源。利用用户数据中蕴含的用户偏好以及区位资源,可以为用户进行更为准确的个性化房源推荐,实现决策支持和精准营销^[1]。

推荐系统起源于 20 世纪 90 年代,是一个通过挖掘海量数据来寻找数据之间关联的智能系统。经过多年的研究和开发,推荐技术已经相对成熟并且得到广泛应用。对于房源推荐问题,Feng 等提出一种基于时间衰减因子的梯度提升回归树房源推荐算法,通过采用提升算法和 CART 树相结合的方式,得到梯度提升回归树模型,并通过类网格搜索法进行模型参数选择和加入时间衰减因子来模拟用户兴趣随时间的变化,最终提高房源推荐准确率^[2];Das 等提出一种 MCDM 方法,把房屋重要因素与用户关于房屋的兴趣偏好通过 PROMETHEE 的方法处理,产生一个基于综合用户意愿和房屋性价比的房源推荐排名,以进行房源推荐,从而对购房者和房地产商都能够提供极大的帮助^[3]。Liu 等基于推荐系统中的冷启动和数据稀疏性问题,提出一种网络嵌入法的房源个性化推荐,基于用户行为构建用户网络,通过网络映射法计

算用户相似度矩阵,最终进行房源推荐,不仅可以解决冷启动问题和数据稀疏性问题,而且实验验证该方法相比基于用户的协同过滤算法在评价指标 F1 和 MAP 上均有很大提升^[4]。但是这些方法都没有将区位资源同房源相结合进行推荐,难以满足购房用户对区位资源的考虑。

本文从用户购房的实际情况出发,提出一种融合用户和区位资源特征的混合房源推荐方法,并结合 K-Means 算法、优化矩阵和灰色关联分析,从而提高推荐结果的准确性和稳定性,为购房或营销提供决策支持。

2 混合推荐模型

2.1 算法整体流程设计

基于内容推荐和基于用户协同过滤的混合推荐模型属于层叠式的混合推荐模型,即将一种推荐算法产生的输出或模型作为另一种推荐算法的输入^[5]。本文提出的混合推荐模型通过基于用户的协同过滤算法计算出用户间的相似度,并依据相似度大小提取出最匹配的购房用户特征信息和房源特征信息,并将提取出的用户特征和房源特征信息作为基于内容的推荐算法的输入,通过 K-Means 算法对房源数据进行分类,然后通过优化矩阵计算出用户兴趣偏好,并作为权重值结合灰色关联分析得到基于用户偏好的房源间的总相关度,并将该相似度作为基于内容的推荐算法的输入,最后采用 Top-N 的推荐方式进行房源推荐。算法整体的

层次结构如图 1 所示:

(1)使用 K-Means 聚类算法对所有房源数据进行分类,使用轮廓系数进行聚类效果评估,并进行参数调整,从而使聚类效果达到最好。

(2)采用基于用户的协同过滤算法,使用用户特征数据,通过余弦相似度计算得到用户与用户之间的相似度,按照用户与用户之间的相似度大小进行排序,找出与注册用户相似度最高的交易用户的交易数据。

(3)由于不同的用户对房源特征和区位资源特征的兴趣

偏好程度不同,通过优化矩阵计算出用户对房源和区位资源各个特征的兴趣偏好程度。

(4)通过灰色关联分析,计算出房源与房源各个特征之间的相关度。将通过优化矩阵计算出的用户对各个房源特征的兴趣偏好值作为计算房源之间特征相关度的权重值,最后计算出房源间基于用户兴趣偏好的总相关度。

(5)将上一步计算得出的房源之间的相关度作为输入,结合基于内容的推荐算法,得到房源推荐列表。并采用 Top-N 的推荐方式进行房源推荐。

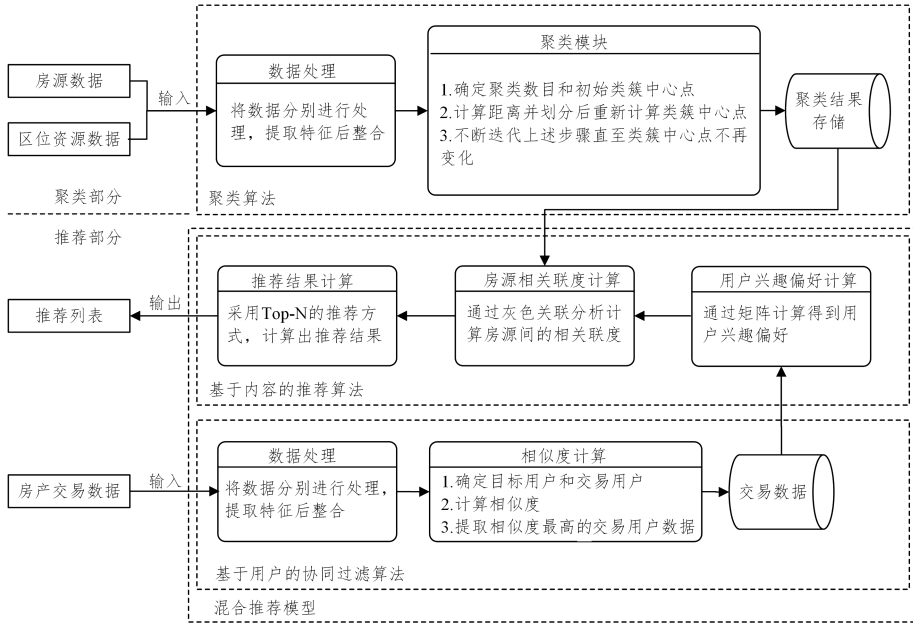


图 1 推荐算法整体层次结构图

Fig. 1 Hierarchical structure of the proposed recommendation method

2.2 房源聚类

房源聚类采用 K-Means 聚类算法,通过输入 K 值和样本集,实现样本集的分类^[6]。聚类过程类似于 BP 神经网络的思想,通过分析分类误差,然后对模型进行调整,通过不断迭代直到满足停止条件为止,实现流程如下。

(1)假设数据样本 $X\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 共有 n 个房源数据,其中每个房源都具有 m 维属性,属性包括房价、房源面积、各类区位资源特征等。首先确定 k 值,即数据划分的类别数,然后初始化 k 个类簇中心点 $\{y_1, y_2, y_3, \dots, y_k\}$, k 值的取值范围是 $1 \leq k \leq n$,接着计算每个对象到类簇中心点的距离,通常使用欧氏距离公式来计算距离^[7]。

$$R(X_i, y_j) = \sqrt{\sum_{t=1}^m (X_{it} - y_{jt})^2} \quad (1)$$

其中, X_i 表示第 i 个对象, y_j 表示第 j 个类簇中心点, X_{it} 表示第 i 个房源的第 t 个属性, y_{jt} 表示第 j 个房源的第 t 个属性。

(2)依次比较每一个对象到每一个类簇中心点的距离,并将其分入到距离最短的类簇中去,重新得到 k 个簇 $\{s_1, s_2, s_3, \dots, s_k\}$ 。

(3)接着计算新的 k 个簇 $\{s_1, s_2, s_3, \dots, s_k\}$ 的类簇中心,即类簇中所有对象在所有维度上的均值,计算式如式(2)所示:

$$C_i = \frac{\sum_{X_j \in S_i} X_j}{|S_i|} \quad (2)$$

其中, $|S_i|$ 表示簇中样本点个数, X_j 表示簇中第 i 个样本点值。

(4)依次判断上述计算得到的新的类簇中心点与初始类簇中心点是否发生改变,若发生改变,则重复执行上述(2)、(3)步骤;若没有发生改变,则分类已经完成,算法结束。

因为 K 值的选择会直接影响最终的结果,通过对其进行调整和试验,并通过最终分类的结果确定 K 值。在 K-Means 算法中通常使用轮廓系数作为聚类效果的评估标准^[8],轮廓系数的取值范围为 $[-1, 1]$,其值越大,表明聚类效果越好;反之,聚类效果越差。轮廓系数的具体计算如下。

1)计算样本点 a 到同一个簇的其他样本点之间的平均距离 d_a ,平均距离计算公式如式(3)所示,其值越小,越说明该点分类正确:

$$d_a = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (a - x_i)^2} \quad (3)$$

其中, $(a - x_i)^2$ 表示样本点 a 到簇内其他点的欧氏距离, n 表示簇内其他样本点的个数。

2)计算样本点 a 到其他簇的所有样本点的平均距离 d_b ,其值表示样本点 a 的簇间不相似度的大小,其值越大,说明该点不属于其他簇的可能性越高。

3)接着计算样本点 a 的轮廓系数值,计算式如式(4)所示:

$$S = \frac{d_b - d_a}{\max(d_a, d_b)} \quad (4)$$

其中, d_a 表示样本点 a 的簇内不相似度, d_b 表示样本点 a 的簇间不相似度。

4)最后计算剩余所有样本点的轮廓系数,并求取计算得出的所有样本点的平均轮廓系数值。

2.3 基于用户的协同过滤

本文采用基于用户的协同过滤算法计算出用户的相似度大小^[9],并找寻最相似用户的用户信息和购买的房源信息^[10]。具体步骤如下。

(1)对用户数据进行特征提取,并进行数据预处理,使用用户特征数据处于同一量纲上,本文使用均值化的处理方式提取出用户属性,包括用户年龄、职业、学历等。

(2)找出与目标用户兴趣相似的用户集合。通过相似度计算公式,将用户特征年龄、职业、购房类型、购房地区等作为输入,来得到用户之间的相似度大小,从而判断用户是否相似。这里使用余弦相似度表示用户之间的相似性,其计算式如式(5)所示:

$$W_{uv} = \frac{|N(u) \cap N(v)|}{\sqrt{|N(u)| |N(v)|}} \quad (5)$$

其中, u 和 v 分别代表任意两个用户, $N(u)$ 表示用户 u 所具有的用户特征, $N(v)$ 表示用户 v 所具有的用户特征。

(3)将用户之间的相似度按照从大到小的顺序进行排序,并将相似度最大的用户特征数据和其购买的房源数据进行保存。后面在计算房源间相似度时,将使用这些数据。

2.4 用户偏好计算

因为不同人群对于区位资源和房源的重视情况是不同的,本文使用优化矩阵计算各个房源和区位资源属性的用户兴趣偏好程度。下面是通过优化矩阵计算用户对房源的兴趣偏好程度的计算流程,因为用户兴趣偏好是基于房源特征数据,所以对于用户的初始兴趣偏好值均取值为0。

(1)假定房源特征数据集 X 有 m 个房源数据样本,每个数据样本有 n 个属性,包括房源属性和区位资源属性,如房价特征、房屋面积特征、学区、医疗、交通和娱乐资源特征等。将数据进行Z-score标准化处理,使数据符合均值为0、方差为1的标准正态分布^[11]。将经过标准化处理后的数据用矩阵形式表示,标准化处理计算式如式(6)所示:

$$x^* = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (6)$$

其中, μ 表示所有数据样本的均值, σ 表示所有数据样本的标准差。

(2)利用二进制表示方法,将经过Z-score标准化后的

$$\varphi_i(k) = \frac{\min_t \min_s |x_0(t) - x_s(t)| + \rho \max_s \max_t |x_0(t) - x_s(t)|}{\min_s |x_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_s \max_t |x_0(t) - x_s(t)|} \quad (10)$$

其中, ρ 是分辨系统,取值范围是 $[0,1]$ 。 ρ 值越大,分辨率越大,即对数据区分的能力越强,通常取值为0.5,通过计算可以得到房源与房源之间某属性的相关度。

(4)最后计算整条数据与最优数据的关联程度,即对整条数据的所有属性进行加权求平均,计算式如式(11)所示:

$$R_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n W_k * \varphi_i(k) \quad (11)$$

其中, W_k 表示权重值,指对各个属性的重视关注程度。在房源数据中,该权重值就是用户兴趣偏好,即用户对房源特征和资源区位特征的偏重程度。计算结果 R_i 也就是房源间基于用户偏好的关联程度,这样我们便可以通过最终的结果值判断

数据在经过矩阵化转变后的结果进行目标优化计算,即对所有结果值进行比较^[12]。若房价属性的值大于学区资源属性的值,则可认定用户认为房价属性的重要程度高于学区资源属性的重要程度,将房价属性对于学区资源属性的位置的值为1,学区资源属性对应于房价属性的位置的值为0。

(3)将上一步的结果按照属性行依次对每个属性下的所有值进行求和,因为有的属性求和后结果值为0,但是该属性依然是用户重视的属性之一,因此在属性列求和之后,对于每一个属性的和值都加1。经过计算,得到了用户对于每个属性的偏好值。

(4)将上述求出的每个属性的偏好程度值进行求取比值计算,得到最终用户对于某一房源特征的兴趣偏好程度值。

2.5 房源关联分析

房源关联分析采用传统的灰色关联分析方法^[13],其基本思想是通过确定参考数据列与若干个数据列的几何形状相似程度来判断其联系是否紧密。若两个数据列的几何相似程度高,则认为其联系紧密,反之认为两个数据列之间联系不紧密。参考数据列一般使用行业里标杆数据列或者参考数据列中每一个值都是该值代表的对象的最优数据^[14]。房源关联的计算步骤如下。

(1)确定分析数据和最优数据,假定分析数据是一个 m 条数据 n 个属性的数据集,则样本数据的矩阵形式如式(7)所示。样本数据是通过基于用户协同过滤算法计算得到最相似用户的购买房源聚类算法后,与该房源一个类别的其他房源数据。 x_1 表示第一条房源数据,一共有 n 个属性,包括房价、面积等。并且使用最相似用户购买的房源属性作为对应的最优属性,最优数据的矩阵形式如式(8)所示:

$$x = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_m] = \begin{bmatrix} x_1(1) & \dots & x_n(1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1(m) & \dots & x_n(m) \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$x_0 = [x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(m)] \quad (8)$$

(2)进行数据的无量纲化,因为房源数据属性的意义不一致,所以无法用于比较,经过无量纲化后的数据如式(9)所示:

$$x' = [x_0', x_1', x_2', \dots, x_m'] = \begin{bmatrix} x_0'(1) & \dots & x_m'(1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_0'(n) & \dots & x_m'(n) \end{bmatrix} \quad (9)$$

(3)计算关联系数,其公式如式(10)所示:

两个房源数据序列之间的联系的紧密程度。

2.6 基于内容的推荐

基于内容的推荐算法的核心是根据用户过去的兴趣偏好,为用户推荐和他过去兴趣偏好相似的产品^[15]。算法流程可以分为以下3个步骤。

(1)需要提取出物品特征(属性),并将非结构化数据转化为结构化数据后进行数据预处理。数据归一化后,提取出房源特征,包括房价、房源面积、学区资源、交通资源、医疗资源和娱乐资源。

(2)在提取到物品特征后,需要进行用户兴趣偏好的特征

学习,通过用户相关信息计算用户对不同物品属性的兴趣偏好,并将其表示为特征向量^[16]。通过将物品特征与用户的兴趣偏好的特征向量进行等量匹配计算,将最终用户兴趣度高的物品放入推荐列表中。这里将上一节计算得到的房源间的总相关度作为用户兴趣偏好与物品特征之间的关联值,并依据关联度大小进行排序,随后放入推荐列表中进行推荐。

(3)通过将推荐列表中的物品去重排序,并根据排序结果采用 Top-N 的推荐方式为用户进行房源推荐。

3 实验结果

3.1 数据来源

本文实验研究主要依据某市国土资源局提供的房产交易脱敏数据。区位资源数据则是通过百度地图 API 接口爬取的 POI 点数据,POI 点包括学校、医院、车站、公园、商场。房源数据通过爬取安居客等平台上的相关房产数据获得,房源的经纬度坐标数据是通过交易数据中房源地址从百度地图 API 接口爬取获得,为房源数据和房产交易数据提供索引融合。数据集中共包括 243 285 条房源数据,1 217 条资源区位数据,171 155 条房源交易数据。

3.2 特征提取

用户在购房时,由于身份、年龄等不同,在资源区位的考虑上也不同。例如,商人在购房时可能更多的会考虑房源附近的交通资源;中年人在购房时可能更多的是考虑房源附近的学区资源、娱乐资源;老年人购房可能更多的是考虑医疗资源。由于从百度地图上爬取下来的 POI 点数据无法直接表示出区位资源特征,因此需要对爬取下来的 POI 点数据进行特征提取。根据房产交易数据可以获取用户的购房地址,通过调用百度地图 API 接口,依据购房地址获取该地址的经纬度,这样就可以得到关于房源的经纬度坐标和区位资源 POI 点的经纬度坐标,然后由 Haversine 公式计算得出房源与区位资源 POI 点之间的距离^[17]。Haversine 公式如式(12)和式(13)所示:

$$\text{haversion}\left(\frac{d}{R}\right) = \text{haversion}(|\beta_2 - \beta_1|) + \cos(\beta_1) \cos(\beta_2) \text{haversion}(|\alpha_2 - \alpha_1|) \quad (12)$$

$$\text{haversion}(\theta) = \sin^2\left(\frac{\theta}{2}\right) = \frac{(1 - \cos(\theta))}{2} \quad (13)$$

其中, α_1 和 α_2 表示经度值, β_1 和 β_2 表示纬度值, R 表示地球半径,一般取值为 6 371 千米, d 表示即两个地点之间距离。这里将通过范围内区位资源 POI 点的数量作为用户购房时对区位资源重视程度的依据。因此将某一类区位资源的计算结果值作为房源的一个特征提取出来和房源数据中提取的房源代表性的房屋的房价、面积进行特征聚合,从而确定房源的最终特征,分别是房价、面积、学区资源、医疗资源、交通资源和娱乐资源。

而对于用户特征的选择则依据能够影响用户购房的显式反馈,从房产交易数据中提取出用户的年龄、职业、购房类型、购房方式 4 个属性作为用户购房数据的用户特征。

3.3 结果分析

实验采用 NDCG 作为算法准确率评估指标^[18],并且使用

覆盖率作为推荐结果多样性的衡量指标,两者结合对算法进行评估。图 2 评估了实验中的聚类效果。当轮廓系数值取最大值时,对应的 K 值便是最合适的分类的类别数,实验中当 K 取值为 4 时,所有房源数据的样本点的轮廓系数平均值取得最高值,整个房源数据的分类效果最佳。

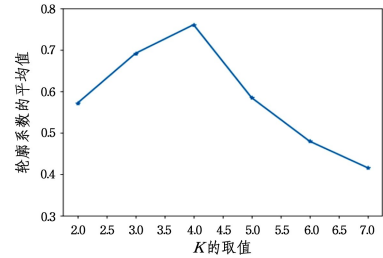


图 2 轮廓系数变化图

Fig. 2 Contour coefficient variation diagram

实验中通过关联分析计算出基于交易用户的购买房源与该房源所属类别同一类的其他房源的关联程度,其中基于某交易用户购买该市沙河口区兴工街尚品天城的房源,与该房源所属同一簇的位于甘井子区松江路鑫汇茗苑小区房源各特征之间关联度如图 3 所示,将用户对房源特征的兴趣偏好程度值作为权重值,通过式(11)计算得出两处房源之间基于用户兴趣偏好的总相关度,最后采用基于内容的推荐算法,依据房源相似度采用 Top-N 推荐方式生成最终推荐列表。

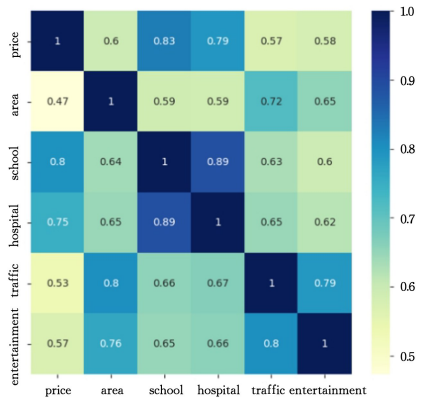


图 3 房源关联分析结果图

Fig. 3 Results of house resource association analysis

在算法的推荐过程中, N 值是对算法影响重要的参数,表示采用 Top-N 推荐的房源个数,最终 3 种推荐算法的归一化折损累积增益平均值和覆盖率如图 4、图 5 所示。在不同 N 值取值的情况下,可以看出,最终的结果混合推荐模型在归一化折损累积增益平均值上整体高于单独的基于用户的协同过滤算法和基于内容的推荐算法。混合推荐模型在 N 值为 10 时,平均 NDCG 取得最大值 47.8%,高于基于用户的协同过滤算法的平均 NDCG 最大值 23.2%,高于基于内容的推荐算法的平均 NDCG 最大值 36.5%。在图 5 中,随着 N 值的增大,3 种算法的覆盖率也随之提高,但是混合推荐模型上在覆盖率总体上趋近于 43.3%,其覆盖率相比基于用户的协同过滤算法提高了 19.7%,相比基于内容的推荐算法提高了 13.9%。综上所述,该混合房源推荐方法在整体推荐效果上优于其他两种传统推荐算法。

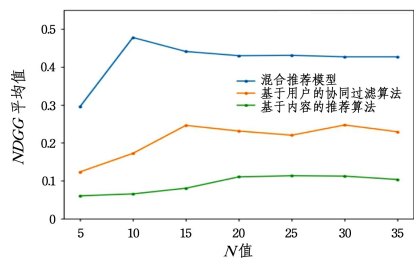


图4 NDCG平均值结果比较图

Fig. 4 Comparison diagram of average NDCG results

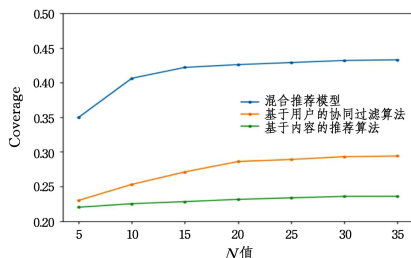


图5 覆盖率结果比较图

Fig. 5 Comparison diagram of coverage results

结束语 本文提出了一种融合用户和区位资源特征的混合房源推荐方法,利用用户数据中蕴含的用户偏好以及区位资源,为用户进行更为准确的个性化房源推荐,从而为购房或营销提供决策支持。通过实验对比验证了该方法比传统的基于内容的推荐算法和基于用户的协同过滤算法具有更好的推荐效果。未来的工作将会进一步尝试将用户显式反馈数据和用户隐式反馈数据相结合,提取和利用其他用户特征以及用户购房时的其他考虑要素,提升模型的综合性能。

参考文献

- [1] WU H. Application of Collaborative Filtering Personalized Recommendation Algorithms to Website Navigation[J/OL]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1813(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1813/1/012048>.
- [2] FENG C, YE H. A Gradient Boosting Regression Tree Listings Recommendation Algorithm Based on Time Decay Factor[J]. Information Technology and Informatization, 2019(3): 48-51.
- [3] DAS S, SWASTIK G, BHABANI-SHANKAR-PRASAD M, et al. A Novel Recommendation System for Housing Search: An MCDM Approach[C]// Hyderabad, India; 2021: 251-258.
- [4] LIU T, ZENG C, HE P. Housing recommendation method based on user network embedding[J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(11): 3398-3402.
- [5] HU J J, LIU L Z, ZHANG C Y, et al. Hybrid recommendation algorithm based on latent factor model and personal rank[J]. Journal of Internet Technology, 2018, 19(3): 919-926.
- [6] ZARE H, EMADI S. Determination of Customer Satisfaction using Improved K-means algorithm[J]. Soft Computing, 2020(11): 16947-16965.
- [7] THAKUR N, DEEPTI M, ABHAY B, et al. Implementation of Quasi-Euclidean Distance-Based Similarity Model for Retrieving Information from OHSUMED Dataset[M]// Soft Computing. Theories and Application, 2020: 661-669.
- [8] ZHANG L, BAI X Z, CHEN Y J, et al. Research on Power Market User Credit Evaluation Based on K-Means Clustering and Contour Coefficient[C]// 2020 3rd International Conference on Robotics, Control and Automation Engineering(RCAE). Chongqing, China, 2020: 64-68.
- [9] JI R N, TIAN Y, MA M D. Collaborative Filtering Recommendation Algorithm Based on User Characteristics[C]// 2020 5th International Conference on Control, Robotics and Cybernetics (CRC). 2020: 56-60.
- [10] ZHAO C H, SHI X Y, SHANG M S, et al. A Clustering-Based Collaborative Filtering Recommendation Algorithm via Deep Learning User Side Information[C]// Web Information Systems Engineering—WISE 2020. Amsterdam, Netherlands, 2020: 331-342.
- [11] MAYLAWATI D S, GERHANA Y A, KUSUMA S C, et al. Credit worthiness system with k-means model based z-score[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2019, 1280(2): 022023.
- [12] JESUS-JAIME M E, MORALES-MATAMOROS O, TEJEIDA-PADILLA R. SQbSN: JPEG2000 scalar quantizer implemented by means a statistical normalization[C]// 2017 Intelligent Systems Conference (IntelliSys). London, United Kingdom, 2017: 576-584.
- [13] XIE F, YIN Z, LUO A, et al. Prediction of Distribution Network Line Loss Based on Grey Relation Analysis and XGboost[C]// 2021 IEEE 2nd International Conference on Big Data, Artificial Intelligence and Internet of Things Engineering(ICBAIE). IEEE, 2021: 279-284.
- [14] ZHEN Z, ZHA B T, YUAN H L, et al. Edge Detection Algorithm based on Morphology and Grey Relation Analysis[C]// 2019 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA). Tianjin, China; 2019: 945-950.
- [15] LIN L, WANG L. News recommendation based on content fusion of user behavior[C]// 2020 13th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID). Hangzhou, China; 2020: 217-220.
- [16] WANG J, SANGAIAH A K, LIU W. A hybrid collaborative filtering recommendation algorithm; Integrating content information and matrix factorization[J]. International Journal of Grid and Utility Computing, 2020, 11(3): 367-377.
- [17] KURNIA S, NAZARUDDIN N, YUNARDI D H, et al. Implementation of haversine formula on location based mobile application in syiah kuala university[C]// 2019 IEEE International Conference on Cybernetics and Computational Intelligence(CyberneticsCom). Banda Aceh, Indonesia, 2019: 40-45.
- [18] PRADEEP R, TEWARI A, YANG E. On NDCG consistency of listwise ranking methods[C]// 2011 Proceedings of the Fourteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics. Fort Lauderdale, United states, 2011: 618-626.



PIAO Yong, born in 1975, Ph.D, associate professor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include data mining and computational intelligence, database and decision support system.