

基于用户情景推断的军事信息 Hybrid-CF 推荐算法

陶飞飞, 陈 诚, 石敏芳, 邓劲柏
(河海大学 计算机与软件学院, 南京 210098)

摘要: 针对当前军事信息推荐方法未对用户所处时间、地理位置和用户场景做区分, 以及未考虑军事用户的信息需求与所处场景的关联性, 导致推荐结果固定、单一化的问题, 设计了基于用户情景推断的军事信息 Hybrid-CF (混合协同过滤) 推荐方法; 融入军事用户情景要素对传统协同过滤算法进行了改进, 通过计算当前情景信息与历史信息的相似度, 更加准确地推断出当前军事用户的所处情景, 继而给军事用户推荐符合其需求的特定情景下的军事信息; 为了解决推荐算法矩阵稀疏、效果单一等问题, 引入了加权平衡因子将不同的推荐算法进行动态加权得到融合情景信息的 Hybrid-CF 推荐算法, 并通过控制因子 λ 对加权平衡因子进行动态调整; 实验结果表明, 所提出的 Hybrid-CF 推荐算法在准确率和召回率上均体现了良好的提升效果。

关键词: 协同过滤; 融合情景; 情景推断; 加权平衡因子; 混合推荐

Hybrid-CF Recommendation Method for Military Information Based on User Scenario Inference

TAO Feifei, CHEN Cheng, SHI Minfang, DENG Jinbai
(School of Computer and Software, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: Aiming at the problem that the current military recommendation algorithm does not distinguish between the user's time, geographical location and user scenario, and the disregard of the relevance of military users' information needs and scenario, resulting in fixed and single recommendation results, this paper designs a military information hybrid collaborative filter (Hybrid-CF) recommendation method based on user scenario inference. The scenario information of military user is integrated to improve the collaborative filtering algorithm, and calculate the similarity between the current scenario and historical information, so as to accurately infer the scenario of military user and provide the recommendation service for military user in a specific scenario. In order to solve the problems of sparse matrix and single effect of the recommendation algorithm, the weighted balance factor is introduced to dynamically weight different recommendation algorithms and achieve the Hybrid-CF recommendation algorithm that integrates the fusion scenario information, dynamically adjusting the weighted balance factor through the control factor λ . Experimental results show that the proposed Hybrid-CF recommendation algorithm has good performance in improving accuracy and recall rate.

Keywords: collaborative filtering; fusion scene; scenario inference; weighted balance factor; hybrid recommendation

0 引言

随着信息技术的飞速发展, 以信息化为核心的世界新军事体系不断变革, 军队人员每天需要接收的军事信

息数量也急速增长。面对瞬息万变的战场动向, 及时掌握准确的军事信息将为军队赢得先机。由于军用网络环境特殊, 受设备和带宽的限制, 不能像普通用户那样接受所有的信息, 因此必须保证信息推送的精准度和高效

收稿日期:2024-02-03; 修回日期:2024-03-13。

基金项目:国家自然科学基金项目(62302151)。

作者简介:陶飞飞(1980-),男,博士,副教授。

通讯作者:陈 诚(1999-),男,硕士研究生。

引用格式:陶飞飞,陈 诚,石敏芳,等. 基于用户情景推断的军事信息 Hybrid-CF 推荐算法[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(4):186-191.

性。目前解决信息过载问题通常有两种手段:一种是搜索引擎。用户遇见知识盲区或需要了解某方面信息,会主动上搜索引擎输入关键字搜索。此种方式对用户的主动性要求过高,且现有的信息服务系统往往给用户推送大量无关的结果,无形中浪费了用户部分时间和精力。另一种是推荐技术,根据用户的行为习惯,生活轨迹等判断用户的喜好,直接对其进行信息推送。

现有的军事信息系统支持作战人员通过搜索的方式获取相关信息,而在推荐信息方面还没有实践的应用。推荐技术在军事领域还存在理论研究和应用上的难题。深入研究推荐技术在军事信息服务的应用将有助于提高信息推荐系统的使用效益,加速各级各类指挥员决策过程,从而提升“信息一体化”作战能力。

军事用户在所处不同情景时,对军事信息的需求也有所区别。例如,战前、战时、战后3种战场环境下,军事用户所关注的信息特征和信息优先级也随之不同。结合军事用户所处情景的不确定性和实时变化等特点,在向军事用户提供信息推荐服务时,需要根据军事用户所处情景和用户特征实时、准确、高效地向其推荐特定的军事信息。目前应用最为广泛的协同过滤算法虽然在不同领域都取得了良好的推荐效果,但在计算时仅考虑了用户和项目的相关性^[1],这种方式没有对用户所处时间、地理位置及场景做区分,而当前用户本身具有的特点和所喜欢的属性是不变的,从而导致当前用户无论在什么场景下所得的推荐结果都是固定、单一化的^[2]。

为了解决上述问题,本文对军事用户当前时空信息进行泛化,划定时空区域,推断用户在当前时空环境下的情景信息并构建军事用户情景模型;引入加权平衡因子将不同推荐算法进行动态融合,得到可满足军事用户在当前情景下的 Hybrid-CF 信息推荐算法。

1 情景要素与信息推荐算法

1.1 情景要素

情景是指描述一个设备或用户所处环境的因素的集合^[3]。情景感知是通过计算机设备收集用户当前的情景,每个情景都是确定的、唯一的,都可以用一组不同的特征值向量来对其进行描述^[4]。通过感知情景要素的变化,随之对系统进行调整,以满足用户的各种个性化需求^[5]。

随着国内外学者对推荐领域研究的深入,情景要素对用户潜在需求的影响被逐渐发掘。国内外学者将情景要素引入到传统的推荐模式中,进而提出“情景感知的推荐”或“基于情景的推荐”等研究内容。文献[6]构建了基于“语义—信任—情景”融合的用户偏好模型,进行个性化商品推荐。文献[7]引入生成对抗网络模型,并结合情景信息构建情景感知生成对抗网络模

型,为特定任务情景下的目标用户提供个性化知识推荐。文献[8]提出知识情景模型,并成功应用于企业知识推荐。文献[9]在情景数据上做聚类的分析将具有相似情景的用户分配到相同的分类中,并综合用户、情景和资源多维度来对商品信息进行推荐。文献[10]通过对各种情景感知的个性化推荐系统进行深入研究与分析,提出了个性化推荐模式:情景预过滤、情景后过滤和情景化建模,显示了推荐过程中情景的不同使用阶段,并体现了用户和情景要素之间的耦合程度。

1.2 信息推荐算法

协同过滤是应用最为广泛的信息推荐算法之一,通过构造“用户—项目”二维矩阵对矩阵中未知的评分进行预测,评分越高,说明用户“越喜欢”这个物品。使用该方法得到的推荐结果比较直观,已在各个领域取得了良好的效果。如文献[11]采用动态协同过滤相似度计算方法,实现个性化学习资源的高效推荐。文献[12]将时空因素引进协同过滤算法中,提出基于时间上下文的军事信息推荐方法。文献[13]将专家信任结合到协同过滤算法中,引入冷门因子,通过联合专家用户和属性相似用户共同为目标用户产生推荐。

军事领域信息推荐研究方面,文献[14]研究了军事信息的发现和关联检索,为军事信息资源精确保障提供技术支撑;文献[15]研究了军事信息特征捕捉、推荐、用户关系预测和军事信息利用方式等内容;文献[16]发现了地理位置在推荐技术上的重要性,设计了基于位置感知的信息推荐方法。

上述研究大多关注从某一点来提高信息推荐效果,没有将时间与军事用户所处地理环境等情景要素紧密联合加以考虑,且并未考虑到单一推荐算法的局限性。为此,本文提出将传统的协同过滤算法与融入情景要素后改进的协同过滤算法进行动态融合,推断出军事用户当前所处情景,给军事用户推荐更为精准的军事信息。

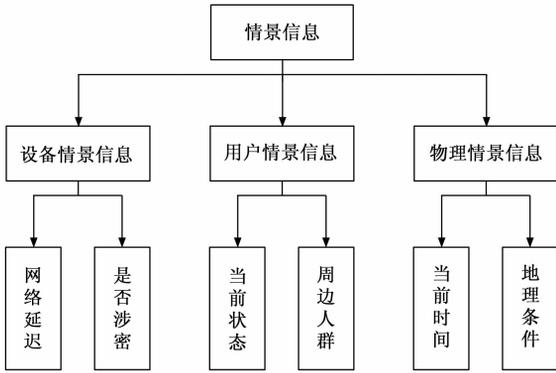
2 情景推断下的军事信息 Hybrid-CF 推荐算法

传统的推荐系统在进行推荐时只构建了“用户—项目”二维矩阵,忽略了情景要素对推荐系统的影响。本文在分析军事用户行为数据时,对用户所处的情景信息进行处理和映射,在原有的只涉及用户与项目的二维推荐方法中融入情景要素,即在传统的协同过滤算法中加入时空因素,每个时空因素中对应着很多不同的情景信息,计算用户当前的情景信息与历史情景信息的相似度,尽可能准确地推断出用户当前所处情景,给用户推荐更为精准的军事信息。

2.1 军事用户情景的获取和分类

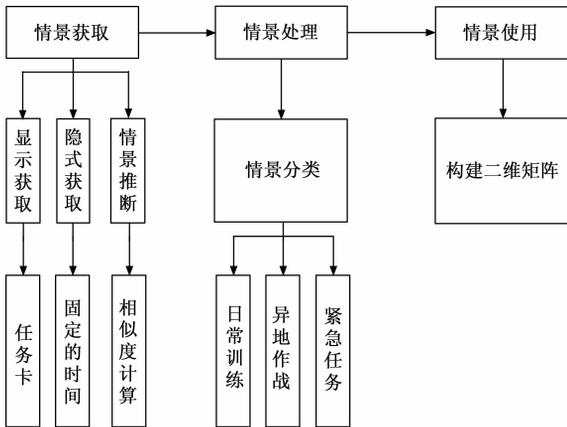
军事用户情景是指军事用户在接收信息时所处的环境(含时间、地点)、当前个人状态(训练、作战、休

息等)及设备状态(网络波动、是否涉密等)^[17]。本文所用到的情景信息可分为三类:设备情景信息、用户情景信息、物理情景信息。如图 1 所示。



设备情景信息对推荐内容产生的影响不大,而用户情景信息可通过物理情景信息推断,因此,本文着重研究物理情景数据中的时空因素对推荐策略的影响。为获得用户的时空信息,可通过发放“记录卡”,引导军事用户记录当前所处位置,也可以根据与其相关的其他用户所处情景来推断本人所处环境以及根据下发的任务推断用户即将要去的地方。

采集到所需的情景数据后,需要对军事用户所处的情景进行划分,军事情景数据包含多个维度(如用户、设备等),不同维度之间又有不同的取值和量纲。军事用户的多维情景信息可表示为 $C = \langle d_1, d_2, d_3, \dots, d_n \rangle$, 其中, C 为情景, d_i 表示情景信息中的一个维度。这些不同维度的情景信息就构成了与军事用户相关的外部信息的集合。在推荐系统中,情景信息的处理过程包括情景获取、情景处理及情景使用。具体的处理流程如图 2 所示。



的数据较少,推算力不足。例如某军事用户当前的情景为“早上十点,训练中”,如果按此精确的时间点在数据集中搜集,未必能找到对应的数据。但如果将“早上十点,训练中”抽象为“早上训练”,将精确的时间点发散为一个时间段,在数据集寻找对应时间段的记录,就能缓解因为数据缺少而导致的算力不足问题。如某用户晚上八点在平时训练场地,则可推断用户状态为“训练中”,若用户不在训练场地,则可推断为“在异地执行任务”或“休假中”。为了简化计算,本文仅对情景信息中对推荐结果影响最大的时间和地理位置两个情景因素建模。所以,本文中的军事用户情景信息可以表示为 $C = \langle \text{Time}, \text{Location} \rangle$, 其中, C 表示具体的情景,包含时间 Time、位置 Location。经过对情景的抽象我们对时间段集合 T 和地理位置集合 P 的描述如下:设非空集合 $T = \{t_1, t_2, t_3\}$ 为情景抽象后的时间段集合,其中 $t_i (1 \leq i \leq 3)$ 表示具体的时段,遵照军事用户一般的作息时间表,将时间段以早上 7:00 和晚上 10:00 为分界线,表示晨间、日间和夜间。设非空集合 $L = \{l_0, l_1\}$, 为获取用户地理位置信息后抽象化的地理情景信息, l_j 表示用户是否在当前常驻区域, j 取 0 表示“不在”,1 表示“在”。将时间与空间相交,我们能够得到一个固定的时空区域 C 。表示为:

$$C = \{t_i, l_j \mid t_i \in T, l_j \in L\} \quad (1)$$

通过将情景信息抽象化和规范化之后,将情景信息映射为单一的值,即每个值指代一种具体的情景。设非空集合 $C = \langle c_i \mid 1 \leq i \leq 6 \rangle$ 为军事用户情景信息集合,其中 c_i 为某一时空区域内的情景集合。其映射关系见表 1。

表 1 用户情景映射关系表

| 情景信息 | | 时间段 | | | |
|------|----|-------|-------|-------|-------|
| | | 晨间 | 日间 | 夜间 | |
| | | t_1 | t_2 | t_3 | |
| 地理位置 | 本地 | l_0 | c_1 | c_2 | c_3 |
| | 异地 | l_1 | c_4 | c_5 | c_6 |

2.2 基于情景推断的改进协同过滤算法

把军事用户偏好^[18]的程度分为 3 个等级,即 0、1、2。用户在当前情景下对各个项目进行了不同的评分,这些评分值能够反映出在当前情景下用户对各个项目的偏好程度,具体评分表如表 2 所示。

接下来将“用户-信息-情景”三维矩阵转化为“用户-情景”的二维评分矩阵,计算出用户 N 在某情景中的平均评分。如表 3 所示。

定义“情景相似度”为两个情景信息之间的相关程度,利用 Pearson 系数公式计算:

在实际应用中,划分时空信息的粒度过细会导致配

表 2 用户-项目-情景评分表

| 情景号 | 推荐信息编号 | 所属类别 | User ₀₁ | User ₀₂ | User ₀₃ | User _N |
|-----------------|--------|------|--------------------|--------------------|--------------------|-------------------|
| C ₁₁ | 001 | 任务相关 | 2 | 1 | 2 | 0 |
| C ₁₂ | 002 | 周边天气 | 1 | 0 | 1 | 0 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| C ₁₂ | 001 | 任务相关 | 0 | 1 | 0 | 1 |
| C ₂₁ | 002 | 周边天气 | 2 | 0 | 1 | 0 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| C ₃₁ | 001 | 任务相关 | 2 | 2 | 0 | 1 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| C ₄₁ | 001 | 任务相关 | 2 | 0 | 2 | 1 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... |

表 3 用户-情景评分表

| 情景用户 | User ₀₁ | User ₀₂ | User ₀₃ | ... | User _N |
|-----------------|--------------------|--------------------|--------------------|-----|-------------------|
| C ₁₁ | 1.41 | 1.12 | 1.20 | ... | 0.91 |
| C ₁₂ | 1.08 | 1.17 | 0.82 | ... | 1.24 |
| C ₂₂ | 1.04 | 1.14 | 0.77 | ... | 0.89 |
| C ₂₁ | 0.87 | 0.97 | 1.08 | ... | 1.00 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| C _{ij} | 1.45 | 1.00 | 1.41 | ... | 0.92 |

$$\text{sim}(C_{ij}, C) =$$

$$\frac{\sum_{u \in U_{C_{ij}} \cap U_C} (r_{u C_{ij}} - \bar{r}_{C_{ij}})(r_{u C} - \bar{r}_C)}{\sqrt{\sum_{u \in U_{C_{ij}} \cap U_C} (r_{u C_{ij}} - \bar{r}_{C_{ij}})^2} \sqrt{\sum_{u \in U_{C_{ij}} \cap U_C} (r_{u C} - \bar{r}_C)^2}} \quad (2)$$

式中, C_{ij} 为历史情景, C 为当前情景, 用户 u 表示在当前情景和历史情景中都给过评分。 $r_{u C_{ij}}$ 和 $r_{u C}$ 分别表示用户在历史情景和当前情景中的评分。当确定了用户所在时空区域后, 通过情景相似度计算得到最接近的情景信息, 从而达到推断用户所在情景的目的。

推断出当前用户所处情景后, 选择相似度 $\text{sim}(u, v)$ 最高的 N 个用户作为目标用户 u 的最近邻 N_u , 预测用户 u 的所有未评分项, 即对所有 $i \in I$ 且 $r_{u,i} = \text{NULL}$ 的项目, 根据公式 (3) 预测评分。

$$p_{u,i} = \bar{r}_u + \frac{\sum_{v \in N_u} \text{sim}(u, v) * (r_{v,i} - \bar{r}_v)}{\sum_{v \in N_u} \text{sim}(u, v)} \quad (3)$$

式中, $N(u)$ 为目标用户 u 的最近邻集合, 表示用户 v 对项目 i 的评分, 和表示用户 u 和 v 的评分均值。上述公式考虑了不同用户自身的评分习惯问题, 因此具有更好的推荐效果, 选取评分最高的 k 条信息即为推荐的军事信息。

2.3 动态加权的 Hybrid-CF 算法

传统的协同过滤推荐算法是基于整个“用户-项目”矩阵来预测评分, 而本文基于情景推断的改进协同过滤算法是在军事用户当前的情景的评分数据基础上建立局部的评分预测模型。在特定情景下, 基于情景推断

的改进协同过滤算法建立的局部模型比传统协同过滤推荐算法建立的整体模型更加有效, 推荐的信息更有针对性。但从整体来看, 限定了情景信息的推荐结果却有片面性。一方面, 基于情景推断的改进协同过滤算法推荐的是一个与当前情景更加相关的特定军事信息, 而除此之外, 军事用户也有通用性的、与情景关联较小的信息需求。另一方面, 特定情景信息中包含的数据又比传统方法计算所依赖数据要少, 导致其计算过程中矩阵过于稀疏, 精度不高。因此, 虽然基于情景推断的改进协同过滤算法在部分情况下比传统方法更有效果, 但在其它情况下或许不如传统的协同过滤算法。

通过以上分析可得出结论: 在大规模数据条件下, 虽然基于情景推断的协同过滤算法和传统的协同过滤都有其各自的优点, 但单独实施任意一种推荐算法都无法得到全面而精确的效果。因此, 本文从推荐结果的深度和广度入手, 联合基于情景推断的协同过滤算法与传统的协同过滤推荐算法开展混合信息推荐, 即 Hybrid-CF (Hybrid Collaboration Filter) 算法。如式 (4):

$$P_u = \omega \text{sim}(C_{ij}, C) + (1 - \omega) \text{sim}(u, v) \quad (4)$$

以往学者在研究混合推荐算法时, 设定的加权因子 ω 的值都是固定的, 即通过线性组合的方式将两种或多种推荐算法混合在一起^[19]。其中, 加权因子的取值和其训练的数据集有关, 其推荐效果依赖于数据集的特性, 换作其他数据集进行试验, 则该值可能不适用。在军事应用场景中, 需要推荐的军事信息数据集不固定, 其数量差异十分显著。所以, 固定权重值的线性组合方式无法满足不同场景下的定制化推荐, 在军事推荐领域下并不适用, 因此我们引入了动态的 ω_u 来作为加权因子以满足不同个体下的对推荐信息的精准需求。

针对不同军事用户的个体差异, 将军事用户浏览的信息和所有信息的比值作为动态加权平衡因子引入混合推荐中, 依据军事用户评分信息占比, 动态决定权重大小, 以此来确定 Hybrid-CF 算法中两种推荐算法的比重, 计算公式如下:

$$\omega_u = \min\left(\frac{\lambda * |T_r|}{|I|, 1}\right) \quad (5)$$

式中, λ 为引入的控制因子, 控制已评分的信息数据量的增长速度对整个动态权重因子取值的影响大小; T_r 为用户 u 已经浏览过的数据即在最初用户已经评价过的信息集合, 即 $T_r = \{r \mid r_{ij} \neq 0, 1 \leq j \leq n\}$, I 表示整个推荐系统的集合。最终可以得到 Hybrid-CF 算法的流程如图 3 所示。

其中, 常规信息是指用户日常偏爱的浏览信息, 利用传统的协同过滤算法构建用户-项目二维矩阵。情景信息的获取和处理如前所述, 收集用户的当前状态、当前时间、地理条件及其历史的情景信息等, 并对收集到

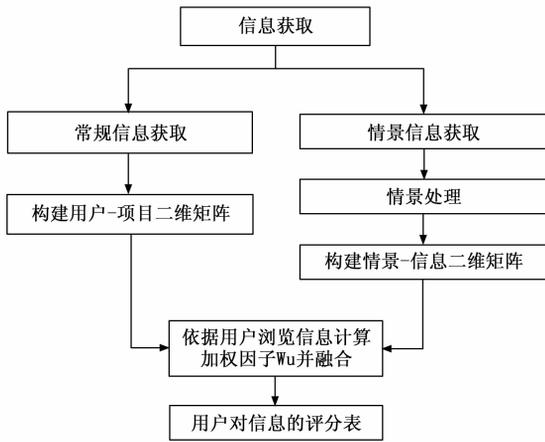


图 3 Hybrid-CF 算法流程图

的情景信息进行划分；按照用户的偏好等级构建情景—信息的二维评分矩阵，根据用户浏览信息与总信息之比计算动态的加权因子 w_u 来融合两种算法的信息评分，从而得到用户的信息偏好。

3 实验分析

3.1 加权平衡因子 w 对推荐结果的影响

本实验的数据来源为从军综网（中国人民解放军官方新闻门户网站）爬取的关于国际战场、情报追溯、军事要闻等不同类型的公开军事信息并进行预处理后的数据。

所谓预处理，即将爬取到的军事信息首先进行数据清洗的工作，对于重复的数据，予以剔除；对于缺失的数据，采用人工补录的方式进行补齐；对于日期或者武器编号等格式错误的信息，可以通过格式转换的规则自动转换进行处理。清洗完成后，需要对军事文本信息进行分词，不同于其他领域的普通信息，军事信息包含组织名称、人员姓名、地点、时间、数字等，这些关键信息都具有重大意义。目前主流分词方法中，应用最多的就是 Jieba 分词方法^[20]。Jieba 分词是 Python 语言中一个重要的开源中文分词函数库，其分词过程是将分词词典中的词条和待分词文本进行匹配，将文本切分成不同的结果，把每种切分的可能性生成一条路径，利用动态规划找到最可能的切分结果。

设计如下实验方案验证加权平衡因子计算公式的有效性，引入平均绝对误差（Mean Absolute Difference）作为衡量推荐结果的评价标准，如公式（6）所示，其大小与推荐结果的准确度成反比。

$$MAE = \sum_{i=1}^N \frac{|\hat{R}_i - R_i|}{N_i} \quad (6)$$

定义 \hat{R} 为对项目 i 的预测值， R 为真实评分值， N_i 为测试数据集的大小，在式中，控制因子 λ 起着非常

重要的作用， λ 的取值决定加权平衡因子 w 的取值，会影响组合中两种算法的权重占比。本实验在不同控制因子 λ 下，对本文中推荐算法的结果进行测试，同时将军事用户数量 N 以 20 为间隔逐步增加，观察实验效果。

从式（6）可以发现，随着 λ 增加，在最终的预测模型中基于情景推断的协同过滤算法所占比重增加。而图 4 中的实验结果表明，在用户数量 N 固定的情况下，MAE 呈现下降后上升的趋势，说明在 $\lambda \leq 4$ 的时候提高基于情景推断的协同过滤算法比重能在一定程度上提高推荐结果的准确性，当 $\lambda = 4$ 时，该混合推荐算法推荐效果最佳。当 $\lambda > 4$ 时，MAE 开始略微增加，此时基于情景推断的协同过滤算法所带来的误差影响增大，而传统的协同过滤算法所展现出来的优势在低权重下无法展现，从而导致整个混合推荐算法的推荐精度降低。

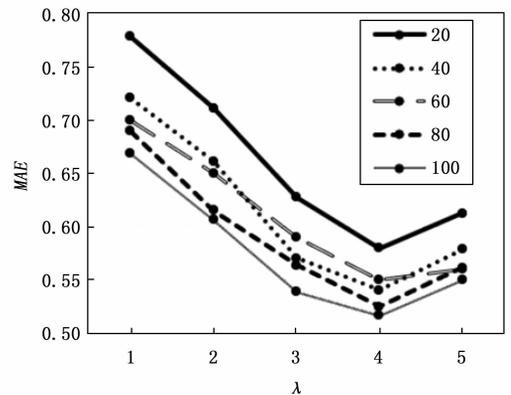


图 4 λ 实验对比图

3.2 主流推荐算法与 Hybrid-CF 推荐算法对比

在主流推荐算法中，用户数量是预测目标用户评分的关键，能够直接影响推荐结果的精确度。为了验证所提出的混合推荐算法对推荐结果准确性的提升效果，本实验分别针对传统的基于用户的协同过滤算法（User-CF）、基于项目的协同过滤算法（Item-CF）以及本文提出的混合协同过滤算法（Hybrid-CF）在不同用户近邻数量下的推荐效果进行对比。

基于情景推断的改进协同过滤算法侧重推荐结果的精确性，而传统的协同过滤算法则侧重推荐结果的多样性，因此，本实验采用准确度（Precision）和召回率（Recall）作为实验结果的评价指标。Precision 和 Recall 的计算方法如下：

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

$$R = \frac{TN}{TP + FN} \quad (8)$$

式中， TP 代表正确预测的正例数， TN 代表正确预测的负例数， FP 代表错误预测的负例数。

上述 3.1 中的实验证明，当控制因子 $\lambda = 4$ 时，产

生的推荐效果最佳。本实验设置如上参数,同时将用户的邻居数量分别设为 20、40、60、80 和 100,不同推荐算法的实验结果如表 4 所示。

表 4 准确率实验结果对比 %

| 用户近邻数 | User-CF | | Item-CF | | Hybrid-CF | |
|-------|---------|------|---------|------|-----------|------|
| | 召回率 | 准确率 | 召回率 | 准确率 | 召回率 | 准确率 |
| 20 | 66.7 | 86.6 | 82.4 | 81.6 | 82.4 | 90.1 |
| 40 | 69.3 | 87.6 | 83.1 | 82.5 | 82.8 | 93.5 |
| 60 | 71.1 | 88.2 | 83.8 | 87.1 | 83.9 | 94.6 |
| 80 | 75.3 | 89.0 | 84.2 | 86.5 | 84.9 | 95.9 |
| 100 | 78.8 | 87.9 | 81.6 | 87.0 | 83.8 | 93.1 |

由表 4 可知,就各推荐算法整体来看,3 种推荐算法的准确率都高于召回率,表明 3 种算法在信息推荐上都取得了不错的效果。尤其在 Hybrid-CF 算法中,准确率的数值不仅远高于召回率,且在邻近数较少时其效果更为显著,表明基于情景推断的改进协同过滤算法在准确率方面性能更加优越。横向看,本文所提 Hybrid-CF 算法的准确率和召回率在各个用户近邻数量下均优于其他两种推荐算法,其准确率在不同用户邻近数下都达到了 90%,表明用 Hybrid-CF 算法推荐得到的信息更是用户偏爱的信息。纵向看,User-CF 算法的准确率受到用户临近数的影响,而 Hybrid-CF 算法无论在多少用户临近数下的准确率都很稳定,虽然 Item-CF 算法的准确率也比较稳定,但对比 Hybrid-CF 算法,Hybrid-CF 算法准确率稳定的数值点优于 Item-CF 算法。实验表明基于情景推断的改进协同过滤算法与传统协同过滤算法混合的 Hybrid-CF 算法能够达到预期推荐效果。

4 结束语

针对传统推荐算法中缺少对用户情景相关信息的考虑,本文设计了基于情景推断的改进协同过滤算法,借助设备获取军事用户时空信息,划分时空区域后,通过 Pearson 系数计算情景相似度,从而推断军事用户当前所处情景,给军事用户推荐符合其当前情景下特定需求的军事信息。同时,意识到单一的推荐算法存在矩阵稀疏的问题,将传统的协同过滤算法与本文所提出的基于情景推断的改进协同过滤算法进行融合,引入控制因子 λ 对加权平衡因子进行动态调整,以达到最优效果。本文兼顾了推荐结果的深度和广度,经过实验验证,本方法在推荐准确率及召回率方面较传统协同过滤推荐算法均有提升。

参考文献:

[1] 罗 洁,王 力.基于用户和项目的协同过滤算法的比较研究 [J]. 智能计算机与应用,2023,13 (1): 195-197.
 [2] 蔡 飞.面向信息精准服务的信息检索与查询推荐方法研究 [D]. 长沙:国防科学技术大学,2016.
 [3] 顾君忠.情景感知计算 [J]. 华东师范大学学报(自然科学

学版),2009 (5): 1-20.

[4] SCHMID A, AIDOO K A, TAKALUOMA A, et al. Advanced interaction in context [J]. International Symposium on Handheld & Ubiquitous Computing, 1999: 89-101.
 [5] 刘君良,李晓光.个性化推荐系统技术进展 [J]. 计算机科学,2020,47 (7): 47-55.
 [6] 朱 娟,唐晓波.基于三层知识融合模型的个性化商品推荐 [J]. 图书馆学研究,2017 (5): 24-30.
 [7] 王临科,蒋祖华,李心雨,等.基于情境感知生成对抗网络模型的工程知识推荐方法 [J]. 计算机集成制造系统,2022,28 (3): 798-811.
 [8] 密阮建驰,战洪飞,余军合,等.面向企业知识推荐的知识情景建模方法研究 [J]. 情报理论与实践,2016,39 (4): 78-83.
 [9] 洪 奕.基于社区电商的情景敏感商品信息推荐研究 [J]. 商场现代化,2021 (11): 30-32.
 [10] ADOMAVICIUS G, TUZHILIN A. Context-aware recommender systems [C] //ACM Conference on Recommender Systems, 2010: 335-336.
 [11] HONGGANGW, WEINA F. Personalized learning resource recommendation method based on dynamic collaborative filtering [J]. Mobile Networks and Applications, 2021,26 (2): 473-487.
 [12] 王中伟,袁杭萍,孙 毅,等.基于时间上下文的军事信息推荐方法 [J]. 指挥信息系统与技术,2019,10 (6): 55-59.
 [13] 刘国丽,徐洪楠,谭有情,等.结合专家信任的协同过滤推荐算法研究 [J]. 计算机与现代化,2022 (11): 60-68.
 [14] 秦树鑫,张翠侠,毛 军,等.用户相关军事信息资源智能挖掘与汇聚方法 [J]. 指挥信息系统与技术,2016,7 (5): 30-36.
 [15] 马建威,陈洪辉.军事信息精准服务过程中信息特征捕获方法 [J]. 指挥信息系统与技术,2015,6 (3): 24-30.
 [16] LIU J, TANG M, ZHENG Z, et al. Location-aware and personalized collaborative filtering for web service recommendation [J]. IEEE Transactions on Services Computing, 2016,9 (5): 686-699.
 [17] 张清辉,杨 楠,凌艳香,等.军事突发事件信息服务情景数据建模研究 [J]. 农业图书情报,2019,31 (2): 49-53.
 [18] 李 肖,刘德生,常 青,等.推荐系统发展现状及相关军事应用展望 [J]. 兵工自动化,2022,41 (10): 60-65.
 [19] 王 飞,张 玲,王继民,等.基于混合策略的水利门户信息推荐研究 [J]. 计算机应用与软件,2021,38 (3): 7-13.
 [20] 曾小芹.基于 Python 的中文结巴分词技术实现 [J]. 信息与电脑,2019,31 (18): 38-39.