

# 无线通讯MCS任务推荐协同排序学习优化

潘 超

(南阳职业学院,计算机与信息技术学院,河南省南阳市,474550)

**摘要** 无线通讯技术离不开群体移动设备之间的相互交流,移动群智感知(Mobile Crowd Sensing, MCS)的参与者积极性仍然存在一定的计算效率的问题,为此设计了一种基于混合模型(Hybrid model, HM)与列表级排序(List-Wise Ranking, LWR)算法相结合的同排序任务推荐方法HM-LWR,并在MATLAB平台下测试各项参数变化。研究表明:HM-LWR算法相较于MSC与LWR算法在分配效率上有显著提升,总体准确率达到约96%。任务数量变化仅导致算法执行时间出现了轻微波动,当参与者数量增多后,算法达到了更大复杂度,进而延长了运行时间。

**关键词** 移动群智感知;任务推荐;协同排序;混合模型

中图分类号:TP393 文献标识码:B

文章编号:1008-0899(2025)04-0020-02

随着当前无线通讯技术的快速发展和多种智能便携式设备的普及应用,为移动环境下的群体智能感知创造了重要基础,多种类型的传感器为群体智能感知创造必要物理条件,也促进了人类社会和移动设备之间的互动交流效率<sup>[1]</sup>。移动群智感知(MCS)是通过智能便携设备与移动网络进行数据收集的方式<sup>[2]</sup>。此类设备能够保持灵活移动状态,并能适应各类环境的扩展要求,在多种传感检测场合都获得广泛运用。在对MCS任务实施分配时,细致分析用户偏好,确保偏好与分配任务之间实现最优匹配,进而提高任务的分配效率,实现更佳数据感知效果<sup>[3]</sup>。

杨桂松等<sup>[4]</sup>提出了一种基于感知质量优先级的在线任务协作方法,对全部任务进行筛选以保证任务完成率,并通过强化学习算法求出最优协作策略,所提方法能够减少依赖任务的平均完成时间。申晓宁等<sup>[6]</sup>建立MCS异构任务分配模型,通过寻找最优任务分配方案,提出引入了预测信息的离散烟花算法,所提算法在MCS异构任务分配上能够搜索到更优分配方案。以上研究取得了一定的成果,但是在面对大数据量下存在一定的不足,期待进一步

的研究。

本研究基于列表级别排序原理,提出了一种新型同类别排序推荐算法,将其命名为HM-LWR。该算法是利用隐性反馈数据筛选的方式去除无效用户,并根据不同相似度指标构建混合模型。

## 1 问题定义

图1为对MCS任务推荐问题描述,将整个任务分配流程分为训练、排序、推荐环节。进行训练时,系统依据参与者完成任务特征匹配,并根据参与者偏好排序,提高了算法的整体运算效率。

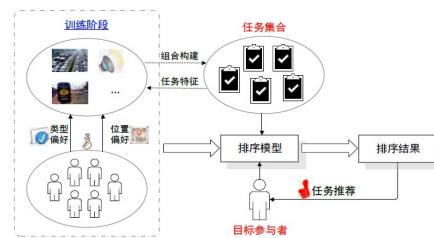


图1 MCS任务推荐示意图

## 2 本文方法

考虑到在算法处理过程中,用户个性化信息相对匮乏,本研究通过推荐算法及概率分布矩阵来构建完善的稀疏数据矩阵,目的是在用户缺乏足够历史行为数据的前提下,依然能够提高预测准确性。在此基础上,本文利用据列表级排序(LWR)策略,开发了一种新的算法。

**确立LWR架构体系:**在此架构中,概率矩阵的因子基于评分结果以及先验概率实施推断。构建LWR架构函数如下<sup>[8]</sup>:

作者简介:潘超(1984~),女,汉族,河南南阳人,硕士,讲师,研究方向:计算机应用技术。

$$U, V = \arg \min_{U, V} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n I_{ij} (R_{ij} - \xi(U_i^T V_j))^2 + \frac{\lambda_u}{2} \|U\|_F^2 + \frac{\lambda_v}{2} \|V\|_F^2 \quad (1)$$

其中,  $I_{ij}$  是指标函数,  $R_{ij} > 0$  时, 取值1, 反之为0。

Top-one概率如下:

$$P_{i_j}(R_{ij}) = \frac{\varphi(R_{ij})}{\sum_{k=1}^K \varphi(R_{ik})} \quad (2)$$

对Top-one概率完成交叉熵操作。

以上研究表明, 本项目提出的HM-LWR方法既能满足LWR对任务排序的需求, 又能有效融合多个模型的相邻关系, 使其具有较好融合能力, 表现出来很高的效率和准确性。

### 3 实验分析

#### 3.1 实验设置

进行HM-LWR算法验证测试的过程中, 需要确保所选数据集拥有足够用户移动路径信息, 并且能够涵盖用户对不同任务的评分数据。交互数据集具体数据选取为6000。

采取随机抽样法抽取80%比例的样本进行训练, 测试剩余20%样本。表2所示是本次试验的各项参数。备选人数调整参数为200, 相似性模型调整系数为0~1, 任务数目的差别为0~1000, 正则参数为0.001, 学习速率为0.001~0.1, 迭代的总次数为200。为获得最理想的效果, 对各个参数进行详细分析, 并在此基础上对各个参数进行检验。由于试验中包含了多个任务, 本次将特征值设置为30。

为验证本文提出方法可靠性, 比较HM-LWR和传统LWR算法的差异性, 并跟多信号分类(MSC)算法以及高斯尺度混合(GSMs)算法进行了性能对比。分别对任务分配的准确性、效率、激励状态实施对比, 分析了各参数下的差异性。

#### 3.2 结果分析

通过这些测试我们可以看出在候选者和任务不同配比下实施任务分配的精度。HM-LWR算法与基准方法相比实现了更高精度, 并且具有更强稳定性。从图2中可以观察到, 当任务数量增加时, 本实验中各种方法均显示出分配准确率发生小幅波动趋势。在任务数量保持固定的情况下, 本研究提出的算法相较于MSC与LWR算法在分配效率上有显著提升, 与GSMs算法相比也有小幅进步, 总体准确率达到约96%。

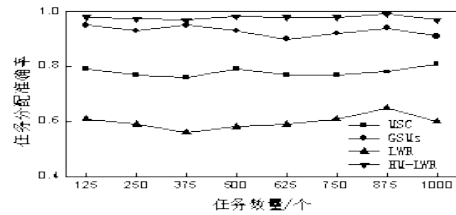


图2 任务分配准确率随候选者和任务数变化

观察图3可知, 任务数量变化仅导致算法执行时间出现了轻微波动, 这些算法均基于候选者信息进行分析并实施任务分配, 当参与者数量增多后, 算法也达到了更大的复杂度, 进而延长了运行时间。对比其它算法发现, GSMs的增长幅度最显著, 而HM-LWR与MSC增长幅度则相对较小且接近。

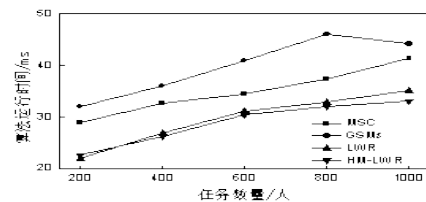


图3 算法运行时间随候选者和任务数变化

### 4 结论

本文开展无线通讯MCS任务推荐协同排序学习优化分析, 取得如下有益结果: HM-LWR算法相较于MSC与LWR算法在分配效率上有显著提升, 总体准确率达到约96%。但是算法运行时间相比较其它方法表现的不是很明显, 这可能和算法计算冗长有关系, 期待后续进一步的加强。

#### 参考文献

- [1] 张锦荣, 王康谊, 张云逸, 等. 基于北斗/GPS的水中应急定位系统设计[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(06): 87-93.
- [2] 田光普. 自动气象站无线通信技术的应用研究[J]. 电子测量技术, 2021, 44(07): 154-158.
- [3] 吴定泽, 任彬, 赵增旭. 基于视觉识别的无线通信物流机器人设计[J]. 电子测量技术, 2021, 44(05): 46-50.
- [4] 傅彦铭, 陆盛林, 祁康恒, 等. 面向异构效用的移动群智感知多目标任务分配[J]. 计算机应用研究, 2024, 41(01): 159-164+169.
- [5] 杨桂松, 白高磊, 何杏宇, 等. 面向依赖关系约束的移动群智感知任务协作[J]. 计算机应用研究, 2023, 40(09): 2626-2632.
- [6] 申晓宁, 许笛, 宋丽妍, 等. 采用离散烟花算法的移动群智感知异构任务分配[J]. 计算机工程与科学, 2023, 45(02): 321-331.