

移动感知器网络中基于随机游走和协作关系的任务分发算法

陶 冶¹, 张书奎¹, 张 力¹, 龙 浩^{1,2}, 王 进¹

(1. 苏州大学计算机科学与技术学院, 江苏苏州 215006; 2. 徐州工业职业技术学院, 江苏徐州 221140)

摘 要: 关于移动感知器网络中感知任务的分发问题, 目前学术界已经有了诸多相关研究. 然而, 这些研究很少涉及到多个智能体协作完成复杂感知任务问题. 针对这种情况, 首先, 通过分析移动感知器网络的结构特征、智能体相互之间、以及智能体和感知任务之间的关系, 本文提出了智能体之间协作关系强度和智能体对感知任务适应度两个概念, 并讨论了二者对于移动感知器网络中感知任务动态分发的作用. 其次, 在上述概念的基础上, 将二者融合为偏好因子, 提出了基于随机游走和协作关系的任务分发算法(TDCR, Task Distribution With Cooperative Relationship), 通过该算法达到提高任务分发效率的目的. 最后, 将 TDCR 与 Personal Rank 算法(PR)、HITS 算法对比分析, 表明所提出的算法 TDCR 在任务分发效率和准确度等性能指标上有较好的提升.

关键词: 移动感知器网络; 智能体; 感知任务; 二分图; 任务分发

中图分类号: TP393.04 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)08-1601-11

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.08.001

Task Distribution Algorithm Based on Random Walk and Cooperative Relationship in Mobile Sensor Networks

TAO Ye¹, ZHANG Shu-kui¹, ZHANG Li¹, LONG Hao^{1,2}, WANG Jin¹

(1. School of Computer Science and Technology, Soochow University, Suzhou, Jiangsu 215006, China;

2. Xuzhou College of Industrial Technology, Xuzhou, Jiangsu 221140, China)

Abstract: There have been many studies on the distribution of sensing tasks in mobile sensor networks. However, these studies rarely involve the problem that many agents in a mobile sensor network cooperate to perform complex sensing tasks. In order to address this challenge, first, we combined the structural characteristics of mobile sensor networks, the relationship between agents, and the relationship between agents and sensing tasks. Then we proposed the strength of cooperation between agents and the fitness of agents to sensing tasks, and discussed their roles in the dynamic distribution of sensing tasks in mobile sensor networks. Second, based on the above concepts, the two were unified as preference factors. In order to achieve the goal of improving task distribution efficiency, a task distribution algorithm based on random walk and cooperative relationship was proposed. At last, the comparison with the Personal Rank (PR) algorithm and HITS algorithm shows that the proposed algorithm has superiority in task distribution efficiency and accuracy.

Key words: mobile sensor network; agent; sensing task; bipartite graph; task distribution

1 引言

目前, 多数智能设备都嵌入了各种传感器, 这使得它们能够实时感知外界环境信息, 如智能手机、可穿戴

设备、笔记本、汽车 GPS、工业和公用事业组件等智能设备都可以通过网中网相连, 并且具有一定可改变人们生活方式的数据分析能力, 绝大多数人通过互联网可满足他们各种工作、业务以及交易上的需求. 为了利用

收稿日期: 2018-09-09; 修回日期: 2018-12-11; 责任编辑: 蓝红杰

基金项目: 预研基金 (No. 61403120402); 国家自然科学基金 (No. 61672370); 苏州市重点产业技术创新前瞻性应用研究项目 (No. SYG201730); 江苏省高校自然科学基金 (No. 16KJB520040); 徐州市应用基础研究计划项目 (No. KC17074); 江苏省青蓝工程人才培养计划; 苏州市融合通信重点实验室 (No. SKLCC2013XX); 软件新技术与产业化协同创新中心部分资助

这些移动智能设备的感知、计算和存储资源,一种称为移动群智感知计算(Mobile Crowd Sensing Computing, MCSC)^[1-3]的新兴感知计算模式应运而生.简单而言,群智感知就是利用移动智能体具备的感知功能,经过它们之间的相互协作,共同完成单个智能体难以完成的复杂感知任务.群智感知的各种理论和应用^[4]正在逐步完善,可将其应用于交通异常分析^[5]、空气污染地图标识^[6]、噪音污染监测^[7]、停车位检测^[8]、居民健康指数测量^[9]等.

与传统的无线传感器网络相比,群智感知中的移动感知器网络具有一些显著的特征.传统的无线传感器网络节点通常仅仅配备感知功能单一的传感器,而且大多是静态部署的^[10].相比之下,在移动感知器网络中,智能体往往装备不同感知功能的传感器,因而可以参与各种复杂、高难度的感知任务^[11].并且,智能设备的载体一般是移动用户或移动设备,所以智能体具有高度的智能性和大范围的移动性,可以完成与人们生活密切相关的各种感知任务,具有很大的灵活性;此外,该网络中还可以通过一定的激励机制反复招募大量的智能体,通过它们的协作来完成单个智能体难以完成大规模感知任务,所以其具有较强的可重用性和伸缩性^[4].

在移动感知器网络中,感知任务的分发和智能体调度方法十分重要.根据任务需求,将感知任务分发给参与群智感知的移动智能体,以实现特定的优化目标.文献[11]提出了基于“众包”具有主题感知的群体计算模型,在充分了解智能体功能特征的情况下为其分配合适的感知任务,但该模型只注重任务自身的属性,忽略了参与者之间的联系.Cardone等人^[12]研究群体智能平台中参与者选择机制,在参与者个数一定的情况下,可最大限度提高感知任务的空间覆盖范围,但是这主要是针对单个感知任务,在大规模感知过程中,往往有大量并发的任务.

针对移动感知器网络中多个智能体协作完成复杂感知任务问题,本文主要贡献如下:

(1)分析感知任务和智能体之间的关系,以及移动感知器网络的结构特征,提出了智能体之间的协作关系强度、智能体对感知任务的适应度两个概念.

(2)讨论了协作关系强度和适应度对移动感知器网络中感知任务动态分发的作用,并给出具体的计算方式,使其量化.接着,将协作关系强度和适应度统一作为偏好因子,提出了基于随机游走和协作关系的任务分发算法(TDCR).

(3)在真实和虚拟环境的数据集上对智能体协作完成感知任务进行了实验.结果表明,提出的TDCR算法在感知任务分发的准确率(Accuracy)、召回率(Re-

call)、F值(F-Measure)和时间效率等指标上都有较好的提升.

2 相关工作

在移动感知器网络中,感知任务的研究主要包括:服务质量、激励机制、任务分发等.

感知任务的服务质量是指任务所采集到的数据,在后续的数据分析中所起到的作用.任务的服务质量越高,所采集到的数据的价值也越高.文献[13]提出Water Filling算法把多个智能体共同完成某个感知任务的最迟完成时间,看成是该任务的质量,但是忽略了完成任务的先后顺序.Zhang等人^[14]用时间和空间的覆盖程度,代表感知任务的服务质量的高低.在任务分发阶段,任务的服务质量主要是由智能体决定的.

合理的激励机制对于移动智能体极其重要.每一个参与感知任务的智能体,都会付出一定的代价.合理的激励机制能够吸引更多的智能体参与到感知任务中,还有感知平台需要获取一定的利润,所以激励机制需要保证整个感知过程代价最小化.Jaimes等人^[4]研究了基于位置的移动群智感知中激励问题.Jin等人^[15]提出一种基于反向拍卖设计的激励机制,该机制考虑了任务信息质量带来的效益最大化,并可以吸引一定规模的智能体参与到感知任务中.

在移动感知器网络中,以最小化移动群智感知的代价,或者最大化群智感知的社会效益(利润)进行任务分发和用户调度最为常见.文献[16]中,在感知平台预算一定、智能体执行感知任务开销和时间确定的情况下,分别提出多项式时间的在线和离线算法,实现整体感知任务的利润最大化.针对一定社交网络中感知任务分配问题,Xiao等人^[17]提出了基于贪心策略离线和在线任务分配算法,并通过分析和实验验证了所提算法的优越性.此外,文献[18]中研究与地理空间位置相关的感知任务,针对用户的位置隐私保护意识,设计了一种贪心算法,解决在位置信息隐藏时决策任务分配和智能体根据自身地理位置信息调整任务分配的优化问题.

另外,进行感知任务执行过程中的能源消耗问题近来也是一个令人担忧的问题.Xiong等人提出了一个名为EMC³的节能系统,以减少数据传输中的能耗.该系统可以通过预测呼叫记录和活动模式来实现目标区域的最大覆盖范围^[19].Wang等人设计了一个新颖的节能高效数据上传系统—EffSense.该模型可以通过蓝牙/Wi-Fi网关降低非数据计划用户的数据成本,并通过上传呼叫机会中的数据来降低数据计划用户的能耗^[20].

如上所述,现有的感知任务研究主要集中在任务分发上,如地理空间位置或利润最大化等.在基于地理

空间位置相关的任务分发情况下,以智能体为中心,往往过多的选择地理位置相近的智能体,缺乏对感知平台利润最大化的考虑.相反,在考虑感知平台利润最大化时,以平台为中心,往往会忽略智能体的空间位置、任务完成的顺序以及完成任务的时间等情况.感知任务在分发的时候缺少多维度研究,仅仅涉及到某一方面,考虑到这些,应该重建感知任务分发模式.新模式应该对智能体的地理空间位置、感知平台的利润、完成任务的时间以及完成任务的顺序等因素进行综合考虑.

因此,在移动感知器网络的研究中,现有的任务分发方法面临协作关系过于紧密或过于疏远等问题.解决这些问题,需要做的工作非常具有挑战性.

3 随机游走模型及算法

3.1 Agent-Task 二分图

在移动感知器网络中,智能体的行为可由二元组 (A, T) 描述,它表示智能体 A (Agent) 对感知任务 T (Task) 的响应过程,这一过程可由二分图表示.二分图又称为二部图或二部分图,是图论的一种特殊模型.设 $G = (V, E)$ 表示 Agent-Task 的二分图,该二分图是无向图,如果顶点集 V 可被分成两个互不相交的子集,并且图中的每条所关联的两个顶点分别属于两个不同的顶点集合,则称图 G 是一个二分图.区分二分图的关键是顶点集是否可以分为两个独立的点集.

图 1 表示智能体对感知任务的选择关系,其中圆圈表示智能体,方块表示感知任务.在感知任务的动态分发中,智能体和感知任务之间的关系可以用二分图 G 表示,其中 $V = V_A \cup V_T$ 表示智能体节点与相应的感知任务节点集合,若智能体 A 与感知任务 T 有联系,则在 A 和 T 之间形成了一条边 $E(A, T)$.如图 2 所示,以二分图的形式表示图 1 中智能体和感知任务的选择关系^[21].

在移动感知器网络中,智能体之间的协作关系可以表示为协作网络图,智能体对感知任务的行为可以表示为 Agent-Task 的二分图,将二者结合起来可以形成一个全新的图结构^[22].如果两个智能体之间具有协作关系,则在网络关系图中有一条边连接这两个智能体,例如在图 2 中,若智能体 A_3 和 A_1 、 A_6 之间是相互协作的,则在图 3 中 A_3 与 A_1 、 A_3 与 A_6 之间各连一条边.

将智能体和感知任务之间的关系抽象为图之后,智能体动态分发感知任务就转化为在图上考察与智能体节点 V_A 没有直接边相连的感知任务节点 V_T 之间关联性问题,关联性越高, V_T 被分发的可能性就越高,此时,针对任务分发问题就转化为图节点的排序问题^[23].计算图上两个节点之间的关联性,考虑的主要因素有:

(1) 节点之间的路径数成正比;(2) 节点之间的路

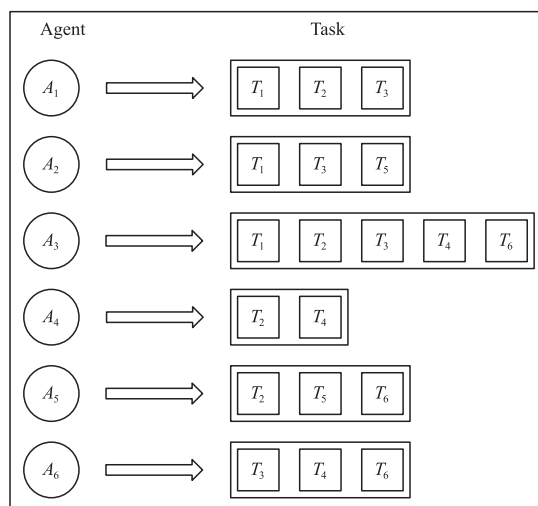


图1 智能体对感知任务的选择

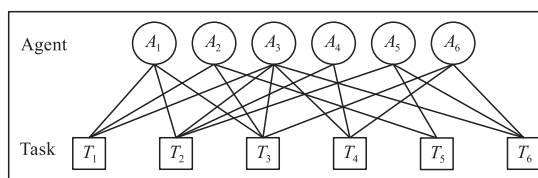


图2 二分图示例

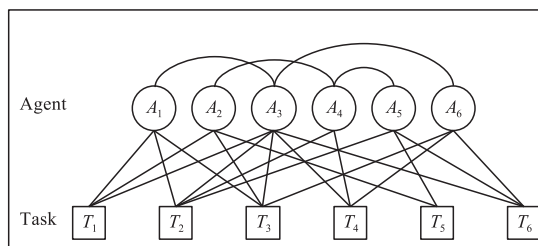


图3 智能体和感知任务的网络关系

径长度成正比;(3) 节点的出度成正比;(4) 节点间的关联程度成正比.

如图 3 所示,智能体 A_1 和感知任务 T_4, T_5, T_6 没有直接边相连,但是通过任务节点,它们之间是连通的.以路径长度等于 3 为例, A_1 和 T_4 有三条路径长度为 3 的边相连接, A_1 和 T_5 有两条路径长度为 3 的边相连接, A_1 和 T_6 有三条路径长度为 3 的边相连接.所以智能体 A_1 和感知任务 T_4, T_6 之间的相关性高于 A_1 和 T_5 之间的相关性,在对智能体 A_1 的感知任务动态分发列表中,感知任务 T_4 和 T_6 应排在 T_5 之前.

若考虑智能体之间的协作关系对感知任务分发的影响,假如智能体 A_1 和 A_3 具有协作关系,那么 A_3 选择过的而 A_1 没有选择过的感知任务就具有更好的动态分发性,即感知任务 T_4, T_6 被分发给 A_1 的概率比 T_5 分发给 A_1 的概率要高.可见,加入协作关系的智能体感知任务分发问题,具有了更好的适应性.

3.2 Personal Rank 算法

随机游走 (Random Walk) 是图上的著名算法^[24]. 该算法结合数理统计中的概率分析方法, 由期望值表示顶点 i 第一次随机游走到顶点 j 的平均到达时间. 基于随机游走原理, Google 公司设计了 PageRank 算法^[25]. 其又被称为网页排名算法, 是源自于 Google 公司最初用来测定某一个网页对于搜索引擎中其它网页的重要性, 通过该算法对搜索结果进行排名^[26]. 其基本思想是: 将互联网上网页之间相互链接关系看作网络结构图, 用户上网进行信息浏览的过程可以看作用户在网页构成的图上进行随机游走的过程. 设通过随机游走某网页被访问的概率为 d , 若用户永不停歇, 经过无数次的游走之后, 网页被访问的概率 d 就会趋于稳定, 这个概率就是网页被访问的重要性指标, 用于网页排名, 其计算方法为:

$$PR(i) = \frac{1-d}{N} + d \sum_{j \in \text{in}(i)} \frac{PR(j)}{|\text{out}(j)|} \quad (1)$$

其中 $PR(i)$, $PR(j)$ 表示网页 i 和 j 被访问的概率, 通过随机游走某网页被访问的概率为 d , N 是所有网页的总和, $\text{out}(j)$ 表示网页 j 指向的集合, $\text{in}(i)$ 表示指向网页 i 的集合.

在 PageRank 算法中, 所有网页的初始访问概率是一样的, 所以计算的排名是全局的, Personal Rank 算法^[27-29] 针对不同的开始节点赋予不同的概率, 使之可以针对不同的智能体节点进行动态分发感知任务, 其计算公式可以表示为:

$$PR(i) = (1-d)p_i + d \sum_{j \in \text{in}(i)} \frac{PR(j)}{|\text{out}(j)|} \quad (2)$$

$$p_i = \begin{cases} 1, & i = u \\ 0, & i \neq u \end{cases}$$

初始节点被访问概率为 1, 其它节点为 0. 一旦开始游走, 智能体节点将以随机概率 d 按照均匀的原则选择下一个节点开始继续游走, 或者以 $1-d$ 的概率停止游走并重新开始, 重复以上步骤, 这样经过很多轮游走之后, 每个节点被访问的概率就会趋于稳定, 将这个概率从大到小排序就是对智能体节点动态分发感知任务的次序.

3.3 HITS 算法

HITS (Hyperlink-Include Topic Search) 算法是由 Jon Kleinberg 提出来的, 其与 PageRank 算法都是网页排名算法具有权威性和使用最广泛的算法之一^[30]. 该算法认为每个节点具备两种属性: 权威性 (authority) 和中心性 (hub). 在文献^[31]中, 权威性高的节点包含了用户需要的资源, 而中心性高的节点中包含了指向高权威性节点的连接信息. 算法的基本思想是相互增强, 一个好的 Authority 节点会被很多好的 Hub 节点指向,

一个好的 Hub 节点会指向很多好的 Authority 节点. 利用这两个基本的假设, 以及相互增强关系等原则进行多轮迭代计算, 每轮迭代计算更新每个节点的两个权值, 直到权值稳定不再发生明显的变化为止.

4 基于协作的任务分发算法

在前文分析了影响感知任务的因素, 例如感知平台利润最大化, 地理位置, 资源消耗等, 但是很少有研究感知任务和智能体之间的关系对任务分发的影响的. 本文提出协作关系强度和任务适应度两个概念, 一是对感知任务和智能体之间的关系进行量化处理; 二是可挖掘潜在的关联关系并且充分利用; 三是由于复杂的感知任务单个智能体无法完成, 需要协作才能更快更好的完成, 特别是对于陌生的任务, 一般存在排斥现象, 但有协作关系的智能体参与其中一般乐意接受, 相互协作可以使得任务更快更好的完成; 四是研究任务适应度, 让智能体做适合其自身的任务.

4.1 关键参数计算

4.1.1 协作关系强度

用智能体之间的协作关系强度, 表示两者之间的合作完成感知任务的紧密程度. 由于移动感知器网络中智能体关系的复杂性和信息的多样性, 无论是智能体之间的相互关系, 还是系统管理对感知任务的发布, 都会影响智能体之间的协作关系强度. 根据移动社交网络中的六度分割理论, 任何两个智能体之间的路径长度不会太长, 所以智能体之间的相互影响可经过直接或者间接具有协作关系的智能体进行传递, 最终这种影响会辐射至网络中^[32]. 换言之, 自从智能体加入网络中, 与其它智能体建立了或强或弱的协作关系, 也就存在着一定的可计算的协作关系强度.

智能体之间的协作关系强度是影响与其协作智能体行为的重要因素, 协作关系越强, 其行为相互影响的概率就越大. 影响协作关系强度的因素有很多, 例如: 智能体的背景、活跃程度、信任程度等. 一般具有相似背景、活跃程度差不多、相互信任的智能体才能形成协作关系, 所以协作关系强弱很大程度上取决于其拥有共同具有协作关系的智能体数量. 例如, 智能体 A_1 和 A_2 同时进行某个感知任务, 它们之间亦形成协作关系. 同时与 A_1 有协作关系的其它智能体, 还有和 A_2 有协作关系的其它智能体, A_1 的协作关系圈和 A_2 的协作关系圈就有了连通的可能. 通过不断的实践积累, A_1 与 A_2 的协作关系圈中的其它智能体形成协作关系, 同样 A_2 也会和 A_1 的协作关系圈中的其它智能体形成协作关系. 如果 A_1 和 A_2 协作关系很紧密, 在它们相互影响下, A_2 和 A_1 的协作关系圈也会建立更多的协作关系.

两个智能体之间的协作关系强度, 在此采用 Jaccard

系数的计算方法,令 $A_i = \{a, b, c, \dots\}$ 表示和智能体 i 有协作关系的智能体集合, $A_j = \{x, y, c, \dots\}$ 表示和智能体 j 有协作关系的智能体集合. $A_i \cap A_j = \{w, c, \dots\}$ 表示智能体 i 和 j 的共同具有协作关系的智能体集合,则 A_i 和 A_j 之间的协作关系强度可以使用公式计算:

$$W(i, j) = \frac{|A_i \cap A_j|}{\sqrt{|A_i| \cdot |A_j|}} \quad (3)$$

4.1.2 对感知任务的适应度

智能体对感知任务的适应度表现为不同的形式,如评分、添加标签、浏览等.

虽然表现形式不同,但是其本质是智能体对感知任务的兴趣,兴趣越高,则适应度也就越高. 本文使用智能体对感知任务的浏览次数来表示智能体对感知任务的适应度. 智能体对感知任务浏览的次数越多,说明其对此任务的兴趣越高,带有兴趣执行任务,势必会更快更好的完成任务. 在本算法中考虑适应度的取值范围在 $[0, 1]$ 之间,使用一个最大值变量对该适应度进行平衡. 适应度可以表示为:

$$W(i, j) = \frac{S_j}{\max(S_j)} \quad (4)$$

其中, S_j 表示智能体 i 对感知任务 j 的浏览次数, $\max(S_j) = \max\{S_{a11}, S_{a12}, S_{a13}, \dots, S_{antn}\}$, 表示所有智能体对所有感知任务浏览次数的最大值.

4.2 算法描述

从公式(2)可以看出,在计算节点的游走概率时,是从当前节点的指向按照均匀分布的方式随机选择节点进行,但在实际的移动感知器网络中,智能体接受感知任务或任务发布的方式并不是均匀分布的,一般情况下,智能体更愿意接受与其有协作关系合作伙伴的任务,同时对于多个不同的感知任务,智能体也会优先接受适合自身条件的感知任务.

由于智能体对于感知任务节点的选择概率不同,采用带有偏好的有向图来表示,对于智能体和感知任务形成的网络结构图,不同的智能体之间协作关系强度不同,偏好因素不同,对分发感知任务的影响也不同,偏好因素是影响感知任务分发合理性、准确性的重要原因.

考虑在感知任务的分发过程中,在本文所提出的 TDCR 算法中引入偏好因子,根据智能体之间的协作关系强度,定义智能体之间关系的偏好;根据智能体对感知任务的适应度,定义智能体和感知任务之间的偏好.

在定义了图中边的偏好之后,例如对智能体 A 的感知任务分发问题,就转化为计算智能体和所有感知任务之间的访问概率问题,然后取与 A 没有直接关联的感知任务,按照概率值的高低生成感知任务动态分发列表. 在引入偏好因子后,智能体 i 获取感知任务的可能

性表示为:

$$\begin{aligned} \text{TDCR}(i) &= (1-d)p_i + d \sum_{j \in \text{in}(i)} \frac{\text{TDCR}(j) \cdot W_{ij}}{|\text{out}(j)|} \\ p_i &= \begin{cases} 1, & i = u \\ 0, & i \neq u \end{cases} \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $W_{ij} \in [0, 1]$ 表示当节点 j 为感知任务时,智能体 i 和感知任务 j 之间的适应度;节点 j 为智能体时,它衡量智能体之间协作关系的强度,参数 d 表示继续游走的概率. 其算法描述如算法 1.

算法 1 基于随机游走和协作关系的任务分发算法

输入:初始化好的结构图 G , 随机游走的概率 α , 游走的起始节点 root , 算法迭代的次数 max_step ;

输出: $\text{rank}[n]$, 表示经过 max_step 次迭代之后, 图中每个节点的概率值.

```

① procedure TDCR ( $G$ ,  $\alpha$ ,  $\text{root}$ ,  $\text{max\_step}$ )
② init param,  $\text{rank} \leftarrow G.\text{keys}()$ ,  $\text{rank}[\text{root}] \leftarrow 1$ ;
③ for count  $\leftarrow 1$  to  $\text{max\_step}$  do
④ 设置  $\text{temp} \leftarrow G.\text{keys}$ ;
⑤ for  $i, r_i$  in  $G.\text{items}()$  do
⑥   for  $j, w_{ij}$  in  $r_i.\text{items}()$  do
⑦      $\text{temp}[j] + = \alpha * \text{rank}[i] * w_{ij} / \text{len}(r_i) * 1.0$ ;
⑧   end for
⑨ end for
⑩  $\text{temp}[\text{root}] + = (1 - \alpha)$ ;
⑪  $\text{rank} = \text{temp}$ ;
⑫ end for
⑬ return  $\text{rank}$ ;
⑭ end TDCR

```

5 算法讨论

5.1 收敛性

定理 1. TDCR 算法是收敛的.

证明:

(1) 因为图 G 中不包含非零元素, 并且随机游走的概率 α 在 $(0, 1)$ 区间中, 所以从任意一个顶点开始, 随机跳跃到图 G 中的任意点都是可能的. 故由图 G 计算得出的邻接矩阵是不可归约的.

(2) 当随机游走过程遍历到某一顶点后, 再次遍历到这个顶点所需的步数是不确定的, 所以整个随机游走是一个非周期的过程.

(3) 显然, 当图中任意一个顶点被遍历后, 都可能在有限步数内再次被遍历这个顶点, 且再次遍历之前经过的步数是不完全相同的.

由以上 3 点, 可以得出 TDCR 算法是各态历经的, 故此算法是收敛的.

5.2 复杂性

定理 2. TDCR 算法的时间复杂度为 $O(q \log m)$, 空

间复杂度为 $O(q|E|)$, 其中, q 表示算法执行的次数 \max_step , E 表示随机游走图 G 中边的集合, m 表示训练集的大小.

证明: 算法 1 的第 3 到 7 行循环的复杂度由第 5 行开始的随机游走迭代的次数决定. TDCR 算法中随机游走的迭代次数为 $O(\log|E|) = O(\log m)$. 故 TDCR 算法的时间复杂度为 $O(q \log m)$.

算法 1 中需要存储的变量为随机游走的概率 α , 游走的起始节点 $root$, 算法迭代的次数 \max_step , 需要存储的变量为图 G , 每次迭代后的概率数组 $rank$. 其中, 图 G 的大小等于图 $graph$ 中边的数目. 故算法的空间复杂度为 $O(1 + 1 + 1 + (|E| + |E|)q)$, 由于图 G 连通, 所以总的空间复杂度为 $O(q|E|)$.

6 实验分析

本实验的主要目的是验证群体智能的移动感知器网络中, 具有协作关系的智能体对感知任务动态分发的影响程度; 同时验证具有协作关系的智能体对感知任务的适应度, 以及适应度对任务分发的影响. 为了充分展示本文所提算法的优越性, 进行了两类实验仿真, 第一类是基于真实移动感知器网络中的任务分发, 另一类是基于人工虚拟移动感知器网络中的任务分发.

6.1 实验设计

6.1.1 基于真实移动感知器网络

实验采用的数据来自于北京大学开发的数据平台 Delicious.com 数据库^[33,34]. 该数据集中, 智能体之间相互协作, 共同智能体的数量表示相互之间的协作关系强度. 智能体对感知任务添加标签或者浏览次数, 用来计算智能体对这个感知任务的适应度, 对于同一个感知任务, 添加的标签越多, 浏览的次数越多, 对该感知任务的关注度越高.

实验数据从上述数据集中随机选取, 使用 Python 语言进行测试, 为了分析加入偏好因子的 TDCR 算法的效果, 舍去智能体之间协作关系强度和适应度小于 0.05 的数据, 筛选之后部分数据如图 4 所示.

将智能体和感知任务编号, 用便于观察的字母来替换, 将数据用基于二分图的形式表示, 如图 5 所示.

6.1.2 基于虚拟移动感知器网络

为了测评协作关系强度和适应度对感知任务分发的影响, 人工模拟了移动感知器网络, 对上述两个因素进行实验研究. 对于协作关系强度的因素, 选取了从 400 到 2000 不同的智能体数量, 随机形成协作关系. 为了研究智能体对感知任务的适应度, 选取了从 100 到 500 不同的任务数量, 让智能体随机浏览任务, 并累计次数, 统计出最多的浏览次数.

point	edges	relationship	weight
143770	201328	cooperation	0.75
143770	201074	cooperation	0.20
143659	201074	cooperation	0.40
201328	143770	cooperation	0.75
201328	143659	cooperation	0.50
201328	37373	cooperation	0.08
201328	201074	cooperation	0.61
201074	143770	cooperation	0.20
201074	143659	cooperation	0.40
201074	37373	cooperation	0.14
143659	195993	scan/tags	0.05
143770	632090	scan/tags	0.05
143770	73748	scan/tags	0.05
143770	35228	scan/tags	0.06
37373	83098	scan/tags	0.07
37373	128142	scan/tags	0.06
201074	606304	scan/tags	0.06
201328	36896	scan/tags	0.05

图4 编号201328的智能体实验数据

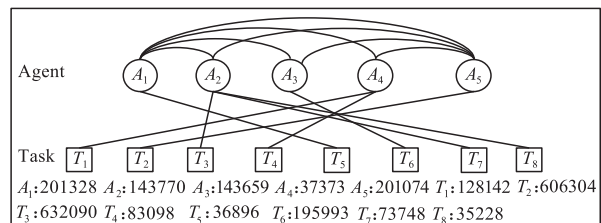


图5 基于二分图的测试数据

6.2 实验结果与分析

6.2.1 基于真实移动感知器网络

利用 PR 算法、HITS 算法, 及本文提出的 TDCR 算法去对智能体 A_1 , 进行感知任务分发, 执行结果分别如图 6, 7, 8 所示.

从实验结果来看, 在经过 8 次左右的迭代即可收敛, 其结果令人满意. 各个感知任务节点使用三种不同的算法, 进行动态分发结果如图 9 所示.

从图 9 可以看出, 感知任务节点 T_5 相对于其它需要被动分发的任务节点来看, 其概率值是最大的, 而且无论是否有协作关系, 概率值变化不大. 这是因为 T_5 是智能体 A_1 选择过的任务, 被动态分发给 A_1 的概率值最大, 符合实际情况, 然而动态分发列表的生成是不需要有已经完成的或者选择过的感知任务, 所以不再考虑 T_5 .

从图 9 可以看出, 本文所提 TDCR 算法, 利用智能体之间的协作关系, 动态分发感知任务的概率得到了明显的提升, 可以将不同感知任务对应的概率值由高到低排序, 从而生成更加精确的动态分发列表. 将动态分发结果进行纵向的比较, 与 PR 和 HITS 算法相比, TDCR 在任务分发上的提升情况, 以柱状图的形式表示, 如图 10 所示.

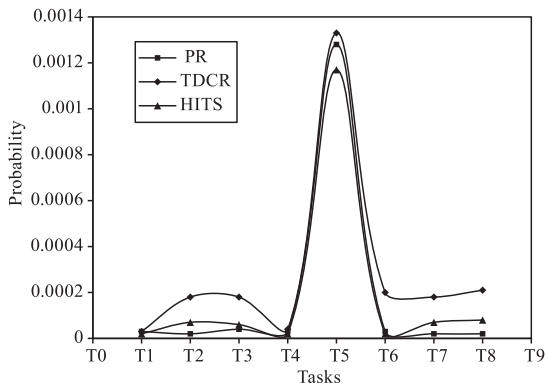


图9 三种算法实验结果

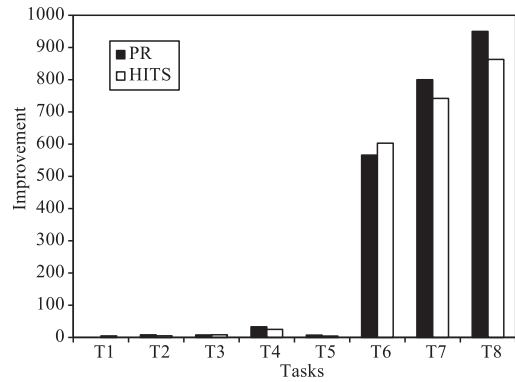


图10 TDCR算法比其它算法的提升

表 1 偏好因素对算法影响

Task	Collaborators	Preferences with A_1	Improvement(%)
T_1	A_4	0.06	0
T_2	A_5	0.21	8
T_3	A_2	0.13	3.5
T_4	A_4	0.35	33
T_5	A_1	0.20	3
T_6	A_3	0.65	566
T_7	A_2	0.65	800
T_8	A_2	0.65	950

在本实验,按照 1:4 的比例进行实验验证,随机选取符合条件的 200 个实验智能体,其中 40 个智能体用于算法实验,160 个智能体用于算法验证,交替进行,可以得到 PR 算法、HITS 算法和 TDCR 算法验证结果,公

式(8)中参数 α 取值为 1,如表 2 所示.

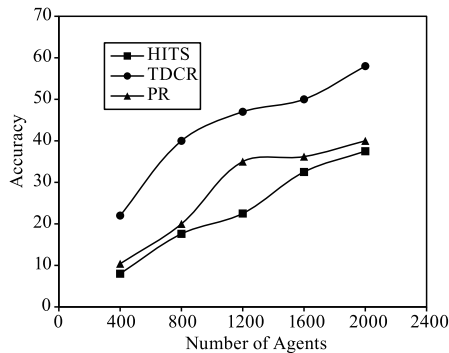
表 2 三种算法的衡量指标

Algorithms	Accuracy	Recall	F-Measure
PR	2.371%	0.745%	1.13%
HITS	2.02%	0.68%	1.02%
TDCR	46.3%	19.74%	28.68%

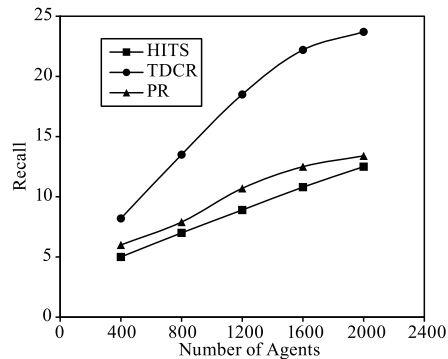
从感知任务动态分发的准确度来看,TDCR 算法在准确率、召回率以及 F 值上都有了很大的提升,确实提高了动态分发的精准度.

6.2.2 基于虚拟移动感知器网络

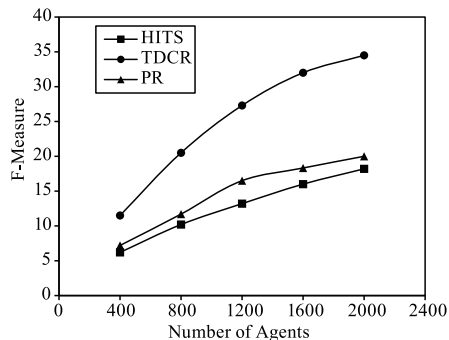
图 11 和图 12 跟真实移动感知器网络环境实验研究的目的是是一致的,即协作关系对感知任务分发的影响,其结论也是一样的,并且,从实验图中可以更加清晰的看出,随着智能体数量的增加和任务数的增多,



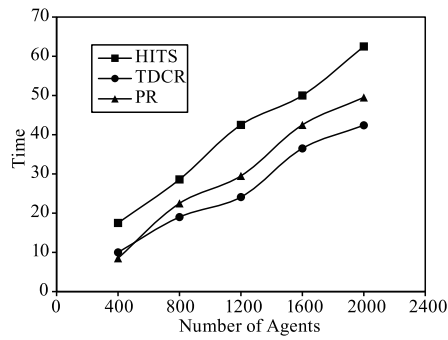
(a) 智能体数量对Accuracy影响



(b) 智能体数量对Recall影响



(c) 智能体数量对F-Measure影响



(d) 智能体数量对时间影响

图11 智能体数量对衡量指标的影响

TDCR 算法在 Accuracy、Recall、F-Measure 以及时间效率

上有较好的提升.

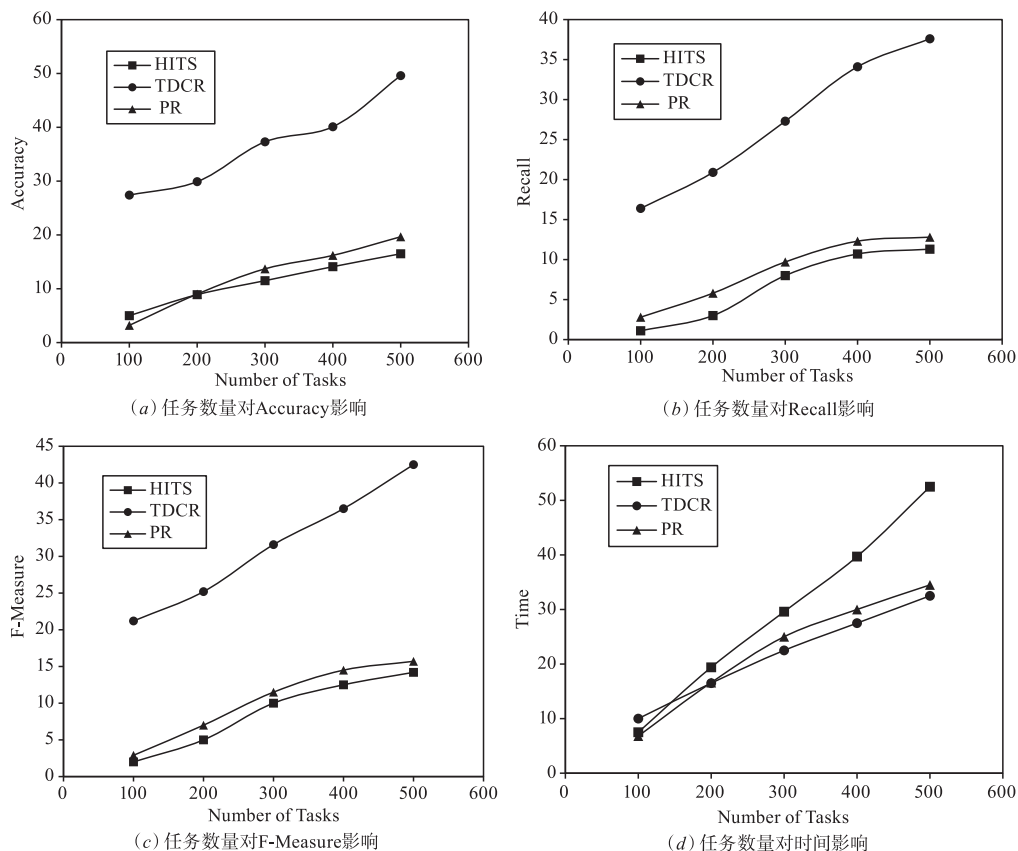


图12 任务数量对衡量指标的影响

从以上实验可以看出,智能体之间的偏好关系和智能体对感知任务之间的偏好关系对算法的影响是巨大的,在 TDCR 算法中引入偏好因子,不但可以减少计算量,而且还可以提高整体的效率,提高感知任务动态分发的精准性和合理性.同时也说明了综合利用移动传感器网络数据,从中挖掘出合适的信息,并将其运用在感知任务的动态分发算法中,对算法来看是可行的,对于感知任务最终的动态分发结果的影响是肯定的,积极的.

7 总结

本文首先对二分图模型做了简单的介绍,接着讨论如何将移动感知器网络中数据和二分图模型相结合,并分析了其中的一些重要因素.其次,介绍了典型的基于随机游走的 Personal Rank 算法和 HITS 算法.结合移动感知器网络的结构特征,引出协作关系强度和适应度两个概念,提出 TDCR 算法,并给出关键参数的具体计算方法.实验证明,对于智能体动态分发感知任务,本文所提的 TDCR 算法比基于随机游走的 Personal Rank 算法和 HITS 算法,不但计算量有明显的减少,而且分发效率和精准度有所提高.在 Accuracy、Recall 以

及 F-Measure 指标上,本文所提 TDCR 算法比 PR 算法分别提升 19 倍、26 倍、25 倍,比 HITS 算法分别提升 22 倍、29 倍、28 倍.在后续的工作中,将对智能体协作关系、智能体和感知任务的关系、任意一节点在整个二分图上的迭代计算进行研究,以形式化的方法刻画它们之间的关系,以获得更好的实验效果.

参考文献

- [1] Raghu K. Ganti, Fan Ye, Hui Lei. Mobile Crowdsensing: current state and future challenges [J]. IEEE Communications Magazine, 2011, 49(11): 32 - 39.
- [2] 刘云浩. 群智感知计算 [J]. 中国计算机学会通信, 2012, 8(10): 38 - 41.
Yunhao Liu. Crowd sourcing computing [J]. Communication of the CCF, 2012, 8(10): 38 - 41. (in Chinese)
- [3] Huadong Ma, Dong Zhao, Peiyan Yuan. Opportunities in mobile crowd sensing [J]. IEEE Communications Magazine, 2014, 52(8): 29 - 35.
- [4] L G Jaimes, I J Vergara, A Raji. A location-based incentive algorithm for consecutive crowd sensing tasks [J]. IEEE Latin America Transactions, 2016, 14(2): 811 - 817.
- [5] Prashanth Mohan, Venkata N. Padmanabhan, Ramachand-

- ran Ramjee. Nericell: Rich monitoring of road and traffic conditions using mobile smartphones [A]. Proceedings of the 6th International Conference on Embedded Networked Sensor Systems [C]. Raleigh: ACM, 2008. 323 – 336.
- [6] Prabal Dutta, Paul M Aoki, Neil Kumar, et al. Common sense: Participatory urban sensing using a network of handheld air quality monitors [A]. International Conference on Embedded Networked Sensor Systems [C]. New York: ACM, 2009. 349 – 350.
- [7] Sara Hachem, Vivien Mallet, Raphael Ventura, et al. Monitoring noise pollution using the urban civics middleware [A]. IEEE First International Conference on Big Data Computing Service and Applications [C]. USA: IEEE, 2015. 52 – 61.
- [8] Villanueva F J, David Villa, Santofimia M J, et al. Crowdsensing smart city parking monitoring [A]. 2015 IEEE First International Conference on Big Data Computing Service and Applications [C]. USA: IEEE, 2015. 751 – 756.
- [9] Pryss R, Reichert Manfred, Herrmann Jochen, et al. Mobile crowd sensing in clinical and psychological trials—a case study [A]. IEEE 28th International Symposium on Computer-Based Medical Systems [C]. Brazil: IEEE, 2015. 23 – 24.
- [10] 程如洪, 肖明军. 一种协作群智感知任务分配的贪心算法 [J]. 小型计算机系统, 2017, 38(5): 1039 – 1043.
Ruhong Cheng, Mingjun Xiao. Greedy task assignment algorithm collaborative crowdsensing [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2017, 38(5): 1039 – 1043. (in Chinese)
- [11] 张晓航, 李国良, 冯建华. 大数据群体计算中用户主题感知的任务分配 [J]. 计算机研究与发展, 2015, 52(2): 309 – 317.
Xiaohang Zhang, Guoliang Li, Jianhua Feng. Theme-aware task assignment in crowd computing on big data [J]. Journal of Computer Research and Development, 2015, 52(2): 309 – 317. (in Chinese)
- [12] Foschini Luca, Cardone Giuseppe, Corradi Antonio, et al. Fostering participation in smart cities: A Geo-social crowdsensing platform [J]. IEEE Communications Magazine, 2013, 51(6): 112 – 119.
- [13] Cong Shi, Vasileios Lakafosis, Mostafa H. Ammar, et al. Serendipity: enabling remote computing among intermittently connected mobile devices [A]. Proceedings of the thirteenth ACM international symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing [C]. USA: ACM, 2012. 145 – 154.
- [14] Maotian Zhang, Panlong Yang, et al. Quality-aware sensing coverage in budget-constrained mobile crowdsensing networks [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(9): 7698 – 7707.
- [15] Haiming Jin, Lu Su, Danyang Chen, et al. Quality of information aware incentive mechanisms for mobile crowd sensing systems [A]. ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking & Computing [C]. New York: ACM, 2015. 167 – 176.
- [16] Kai Han, Chi Zhang, Jun Luo. Truthful scheduling mechanisms for powering mobile crowdsensing [J]. Computers, IEEE Transactions on, 2016, 65(1): 294 – 307.
- [17] Mingjun Xiao, Jie Wu, Liusheng Huang, et al. Multi-task assignment for crowdsensing in mobile social networks [A]. IEEE Conference on Computer Communications [C]. Hong Kong: IEEE, 2015. 2227 – 2235.
- [18] Layla Pournajaf, Li Xiong, Vaidy Sunderam, et al. Spatial task assignment for crowd sensing with cloaked locations [A]. IEEE 15th International Conference on Mobile Data Management [C]. Australia: IEEE, 2014. 73 – 82.
- [19] Haoyi Xiong, Daqing Zhang, Leye Wang, et al. EMC³: Energy-efficient data transfer in mobile crowdsensing under full coverage constraint [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2015, 14(7): 1536 – 1233.
- [20] Leye Wang, Daqing Zhang, Haoyi Xiong. EffSense: Energy-efficient and cost-effective data uploading in mobile crowdsensing [A]. Proceedings of the 2013 ACM conference on Pervasive and ubiquitous computing adjunct publication [C]. New York: ACM, 2013. 1075 – 1086.
- [21] 刘建伟, 黎海恩, 等. 概率图模型表示理论综述 [J]. 电子学报, 2016, 44(5): 1219 – 1226.
Jianwei Liu, Haien Li, et al. A survey on the representation theory of probabilistic graphical model [J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(5): 1219 – 1226. (in Chinese)
- [22] 牛新征, 牛嘉郡, 苏大壮, 等. 基于加权内容—结构网络和随机游走的社团划分算法 [J]. 电子学报, 2017, 45(9): 2135 – 2142.
Xinzheng Niu, Jiajun Niu, Dazhuang Su. Community detection based on weighted content-structural network and random walks [J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(9): 2135 – 2142. (in Chinese)
- [23] 方晨, 张恒巍, 王娜, 王晋东. 基于随机游走和多样性图排序的个性化服务推荐方法 [J]. 电子学报, 2018, 46(11): 2773 – 2780.
Chen Fang, Hengwei Zhang, Na Wang, Jindong Wang. Personalized service recommendation method based on random walk and diversified graph ranking [J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(11): 2773 – 2780. (in Chinese)
- [24] Bingjing Cai, Haiying Wang, Huiru Zheng, Hui Wang. An improved random clustering algorithm for community de-

- tection in complex networks [A]. IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics [C]. USA: IEEE, 2011. 2162 – 2167.
- [25] Langville Amy N, Meyer Carl D, MA H. Deeper inside PageRank [J]. Internet Mathematics, 2004, 1 (3): 335 – 380.
- [26] Min Zhang, Weijian Luo, Xufa Wang. Differential evolution with dynamic stochastic selection for constrained optimization [J]. Information Science, 2008, 178 (15): 3043 – 3074.
- [27] Pei Xu, Ye Mao, Xue Li, et al. Object detection using voting spaces trained by few samples [J]. Optical Engineering, 2013, 52 (9): 093105.
- [28] Pei Xu, Ye Mao, Min Fu, et al. Object Detection Based on Several Samples with Trained Hough Spaces [M]. Pattern Recognition, Berlin: Springer, 2012: 235 – 242.
- [29] Taher H Haveliwala. Topic-sensitive pagerank: a context-sensitive ranking algorithm for web search [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2003, 15 (4): 784 – 796.
- [30] Jon M Kleinberg. Authoritative sources in a hyperlinked environment [J]. Journal of the ACM, 1999, 46 (5): 604 – 632.
- [31] 杨博, 陈贺昌, 朱冠宇, 赵兴华. 基于超链接多样性分析的新型网页排名算法 [J]. 计算机学报, 2014, 37 (4): 833 – 847.
Bo Yang, Hechang Chen, Guanyu Zhu, Xuehua Zhao. A novel page ranking algorithm based on analyzing the diversity of inbound hyperlinks [J]. Chinese Journal of Computers, 2014, 37 (4): 833 – 847. (in Chinese)
- [32] Stanley Milgram. The small world problem [J]. Psychology today, 1967, 2 (1): 60 – 67.
- [33] Peking University open research data @ re3data. org [DB/OL]. <http://service.re3data.org/repository/r3d100011589>. 2018 – 01 – 26.
- [34] Peking University open research data platform @ github [DB/OL]. <https://github.com/pengchengluo/Peking-University-Open-Research-Data-Platform>. 2018 – 01 – 26.
- [35] Mikolajczy Krystian, Schmid Cordelia. A performance evaluation of local descriptors [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27 (10): 1615 – 1630.

作者简介



陶 冶 男, 1992 年生于江苏泗阳, 现为苏州大学计算机科学与技术学院硕士研究生, 主要研究方向为群智感知、隐私保护等。
E-mail: ytao@stu.suda.edu.cn



张书奎 (通信作者) 男, 1966 年生于内蒙古, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为物联网、无线传感器网络、信息安全、移动计算、智能信息处理等。
E-mail: zhangsk@suda.edu.cn



张 力 男, 1980 年生于安徽肥东, 博士生, 主要研究方向为物联网、无线传感器网络、智能信息处理、群智感知、信息安全等。
E-mail: greenwuhu@126.com

龙 浩 男, 1984 年生于湖南长沙, 博士生, 主要研究方向为物联网、无线传感器网络、智能信息处理、群智感知、信息安全等。
E-mail: longhhao@163.com

王 进 男, 1985 年生于安徽, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为边缘计算、线性编码、信息安全、智慧城市等。
E-mail: wjin1985@suda.edu.cn