

基于 CQPSO 移动群智感知紧急任务分配方法研究

李建军 汪校铃 杨玉 付佳

哈尔滨商业大学计算机与信息工程学院 哈尔滨 150028

黑龙江省电子商务与信息处理重点实验室 哈尔滨 150028

(517718768@qq.com)

摘要 对移动群智感知任务分配类型中的紧急任务分配问题进行研究,考虑在一定时间约束条件下如何进行任务分配,以感知成本最低和任务完成数量最多为优化目标,应用群体智能算法对其进行扩展,提出一种基于混沌量子粒子群紧急任务分配方法(CQPSOETA)。实验结果表明,混沌量子粒子群算法在移动群智感知紧急任务分配方面有良好的应用效果,能够在短时间内达到紧急任务分配优化的目标,极大提高了算法的收敛速度,避免了陷入局部最优,获得了全局最优效果。

关键词: 群体智能; 移动群智感知; 紧急任务分配; 混沌量子粒子群

中图分类号 TP391

Emergency Task Assignment Method Based on CQPSO Mobile Crowd Sensing

LI Jian-jun, WANG Xiao-ling, YANG Yu and FU Jia

School of Computer and Information Engineering, Harbin University of Commerce, Harbin 150028, China

Heilongjiang Provincial Key Laboratory of Electronic Commerce and Information Processing, Harbin 150028, China

Abstract In view of the problem of emergency task assignment in mobile crowd sensing task assignment type, and considering how to assign tasks under certain time constraints, with the lowest perceived cost and the maximum number of tasks, and extends it with a swarm intelligence algorithm, a method based on chaotic quantum particle swarm emergency task assignment (CQPSOETA) is proposed. Experimental results show that the chaotic quantum particle swarm optimization algorithm has a good application effect in the allocation of mobile crowd sensing emergency tasks. It can achieve the emergency task assignment optimization goal in a short time, greatly improve the convergence speed of the algorithm, avoid falling into local optimum, and obtain global optimal effect.

Keywords Swarm intelligence, Mobile crowd sensing, Emergency task assignment, Chaotic quantum particle swarm

1 引言

随着移动设备的普及以及移动互联网的不断发展,出现一种新型感知数据的范例-移动群智感知(Mobile Crowd Sensing, MCS)^[1-2]。移动群智感知概念主要来源于众包,但与众包任务不同的是 MCS 要求任务执行者在某些具体位置完成感知任务,因为感知结果取决于位置(例如,空气质量监测、水污染检测以及交通拥堵状况)。群智感知技术的出现改变了传统方式下基于无线网络传感器设备成本高、执行效率低以及任务覆盖率低等问题,同时 MCS 的出现也扩大了物联网的范围,其中“事物”不仅局限于物理对象,也包括人类及其携带的移动设备。MCS 取得一定成功的关键在于任务和任务执行者之间的紧密联系。通过智能手机、可穿戴设备的摄像头、视频拍摄、GPS 定位等传感器实现对任务目标的准确定位以及实时监测等。通过手机拍照上传到平台中可以监测水污染情况、通过车辆中的传感器可以检测道路拥堵情况。

因此,群智感知技术在环境污染监测、智慧交通等方面有着广泛应用,给人们的生活工作带来了便利且减少了成本的支出。

针对群智感知的理论研究主要包括任务分配、参与者选择以及激励机制的设计,其关键就是如何设计有效的激励机制,以能够招募适当的参与者来执行任务,以达到任务完成时间最短、任务完成质量最好、感知成本最少等优化目标,使得群智感知平台获得可观的收益。因此,任务分配作为群智感知的核心问题,是当前研究的热点,更是重点。任务类型主要包括紧急任务和非紧急任务。对于紧急任务,有完成任务时间的限制,需要考虑的是如何在规定时间内根据选择的用户进行任务分配,以期完成任务数量最多且需要的感知成本(用户移动距离)最低;对于非紧急任务,不受时间限制,只要在一定时间内完成规定的任务数即可,因此需要考虑的是如何根据选择的用户执行一定数量的任务,使得完成时间最短且完成任务的质量相对较高。因此,任务类型不同,预期达到的优化目标就不同。在移动商务活动中,比较典型的紧急任务是

基金项目:国家自然科学基金项目(60975071);黑龙江省新型智库研究项目(18ZK015);黑龙江省哲学社会科学规划项目(17GLE298, 16EDE16);哈尔滨商业大学校级课题(18XN065);哈尔滨商业大学博士科研启动基金资助(2019DS029)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (60975071), Heilongjiang Province New Think Tank Research Project (18ZK015), Heilongjiang Province Philosophy and Social Science Research Project (17GLE298, 16EDE16), Harbin University of Commerce School-level Project (18XN065), Harbin University of Commerce Ph. D. Research Foundation Fund (2019DS029).

通信作者:汪校铃(1516362951@qq.com)

外卖订餐平台。消费者在平台上发布订餐信息后,都是要求商家在规定的时间内进行配送,若超过规定时间就会赔偿消费者损失。因此,当商家接到任务信息后,考虑如何将任务分配给骑手执行任务,能够在一定时间内完成多个任务且骑手骑行的距离相对较短。因此,本文对移动群智感知紧急任务分配进行了深入研究。

本文的主要贡献具体包括:

(1)首先对移动群智感知理论研究中的任务分配问题、参与者招募以及激励机制相关研究进行梳理,发现合理的任务分配方案与用户的参与和激励机制分不开。

(2)对移动群智感知紧急任务分配问题进行研究,在限制时间的情况下,以任务完成数最多和感知成本最少为优化目标,建立多任务分配模型。

(3)结合群体智能算法中的粒子群算法,提出混沌量子粒子群紧急任务分配方法(CQPSoETA),提高算法的运行效率。应用混沌特性和量子理论能够扩大算法的搜索空间,在解空间范围内执行,弥补粒子群算法陷入局部最优的缺陷,同时搜索速度加快,能够快速找到解空间内的最优解。

(4)通过仿真实验验证任务分配方法的有效性,与基本的PSO和QPSO算法在任务完成数和感知成本以及算法适应度值变化等方面进行比较,CQPSo优于其他两种算法。

2 相关工作

移动群智感知理论是当前大多数学者研究的重点问题,主要包括参与者选择、激励机制的设计以及任务分配问题等,最终实现设定的优化目标。

关于参与者选择,相关学者的研究成果如下:Cardone等^[3]为研究群智感知中的参与者选择,设计了McSense移动群智感知平台,提出了自动匹配参与感知任务的用户算法,不仅考虑了任务资源之间的平衡,具有良好的感知精度,还可以降低用户参与感知任务的成本;Liu等^[4]针对多任务并发情况下参与者的选择问题,提出MultiTasker方法,以实现最小化参与者移动距离的感知成本以及最小化参与者人数的选择的优化目标,并设计了T-Random, T-Most和PT-Most 3种算法来实现优化目标,最后通过真实数据集进行实验验证了不同情况下3种算法的优越性。但Liu等只考虑了参与者位置,并没有考虑参与者本身具有专业技能等因素;Reddy等^[5]针对参与式传感数据采集任务,开发了一个招聘框架,使组织者能够识别出非常适合执行发布任务的参与者,主要基于地理和时间可用性的数据收集约束作为参与者选择的标准;Zhang等^[6]为选择最少数量的参与者,同时考虑支付成本和激励机制的限制,提出了一个新的参与者选择框架CrowdRecruiter,通过真实数据验证了提出的CrowdRecruiter优于MaxMin, MaxCom和MaxCov 3种基线方法,并且在相同概率覆盖约束下,平均选择的参与者数量减少了10.0%~73.5%,实现了最小化激励成本并满足概率覆盖约束的优化目标。

关于激励机制的研究,由于移动群智感知应用程序受制于用户的隐私和安全问题,主要就是参与者私人信息,如位置等,因此部分参与者不愿参与执行任务,因此制定不同的激励机制是解决这一问题的关键。Ozyagci等^[7]为激励更多用户参与感知任务,首先定义了反响拍卖机制,然后整合VCG机制,来实现服务价格的公平性和参与者的公平性,并获得了良

好的收益;Wang等^[8]为解决招募参与者质量的问题和降低感知成本的支出,基于表征质量的数学模型,提出了一种新颖的拍卖方式用于质量约束和细粒度移动群智感知,最大限度地减少了预期成本的支出,方法灵活有效;Yang等^[9]为招募足够的参与者来完成大规模的感知任务并保证感知质量,提出了社会激励机制,主要是利用参与者社交关系,通过参与者的方式来影响朋友的行为,以获得更高的报酬。通过案例表明,社会激励机制比传统激励机制更具成本效益;Pouryazdan等^[10]为激励用户参与,提出了基于用户信誉招募可信用高的用户执行感知任务的社会激励机制,降低系统支出,保障感知质量,提高数据的可信度;Jin等^[11]考虑到提出的激励机制中未考虑用户的隐私问题,提出逆向组合拍卖机制,设计差异化隐私保护机制,来实现在保护用户的隐私安全的同时最小化感知成本支出,提高感知数据质量,实现可信性、个体合理性以及计算有效性,并通过实验进行证明。

关于任务分配问题,研究内容总体概括为单任务分配(一个或多个用户执行一个任务)、多任务分配(一个或多个用户执行多个任务)、单任务优化目标和多任务优化目标(任务优化目标主要包括任务完成时间最短、感知成本最低、任务完成质量最高等)^[12-15]。Wang等^[16]针对任务分配问题提出混合框架HyTasker,在离线阶段,应用机会主义模式来选择用户以完成任务;在线阶段,应用参与式模式来选择用户以执行任务,并通过总激励预算来进行成本的约束,实验表明HyTasker方法优于其他基线方法;Xing等^[17]针对移动群智感知空间中的任务分配问题进行研究,基于遗传算法和贪心算法设计了一种高效任务分配方法,有很好的应用前景,但该方法只适用于任务分配规模较小的情况;Song等^[18]针对移动群智感知任务中区域全覆盖感知成本过高的问题,综合考虑了节点移动轨迹和最小化节点数量,基于压缩感知理论,设计了基于压缩感知的移动群智感知任务分配方案——CS-TD,进一步降低了节点的测量和传输成本,从而减少了整体感知任务的综合成本;Wang等^[19]针对传统的“平台-用户”群智感知任务方法存在的任务执行鲁棒性以及数据回收存在的不足等问题,充分利用了群智感知参与用户的社会关系属性和移动社群结构,提出“平台-社群-用户”任务分配方法,使得用户之间的协作性更强,任务完成率提高;Wang等^[20]为实现最小化成本预算和最大化感知质量的目标,提出一种新的群智感知任务分配框架,基于移动模式匹配视角,将任务分配问题转化为模式匹配问题,将优化目标转化为模式匹配长度和支持度指标,为实现优化目标提出基于贪婪算法的最优任务分配方案,并通过实验证明了任务分配方法的有效性。

因此,本文针对移动群智感知中的任务分配问题进行研究,主要考虑紧急任务情况下,一个用户可执行一个任务或同时执行多个任务,在一定时间内,以完成任务数量最多(完成任务效率最高)和感知成本最低为优化目标,提出混沌量子粒子群任务分配方法,提高算法运行效率,扩大算法搜索范围,避免粒子群算法容易陷入局部最优的不足。

3 移动群智感知紧急任务分配模型的建立

3.1 移动群智感知紧急任务分配问题的描述

群智感知系统主要包括任务执行者、任务发布者和平台。出现任务后,任务发布者在平台上发布任务信息,主要包括任务类型、完成任务时间、任务出现位置,因此建立任务 T 的元

组为 $\{type, time, location, sum, \dots\}$; 由于用户参与执行任务模式的主要包括参与式感知模式和机会主义模式, 对于参与式感知模式, 用户根据自身完成任务能力、激励报酬、感兴趣程度等因素考虑是否参与执行任务, 需要任务参与者移动到感知任务位置去执行任务, 改变原有参与者行进的路线, 但能够保证任务完成。而机会主义模式是在用户不知情的情况下完成日常生活中的感知任务, 不需要刻意改变路线, 但由于用户位置隐私问题其完成任务的质量较差; 最终确定参与执行任务的集合 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$; 然后再选择用户执行任务, 以达到平台所要求的优化目标并给用户一定的激励报酬。群智感知任务分配模型如图 1 所示。

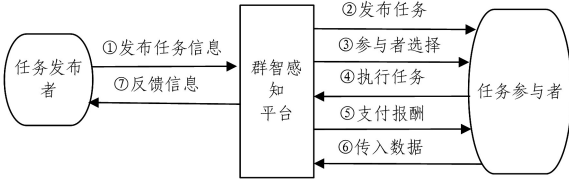


图 1 群智感知任务分配模型

Fig. 1 Crowd-sensing task assignment model

对于紧急任务分配问题, 如在订餐高峰期, 用户在订餐平台发布订单信息(包括用户所在位置、订餐数量、订餐种类、期望送达时间等), 订餐平台接到用户订单信息后, 需要考虑如何在限定时间内完成订单的配送, 招募较少的骑手完成较多的订单数量, 且能够保证在短时间内完成订单数最多且骑手移动的距离最短, 这样可以节省群智感知平台成本的支出, 提高收益。

3.2 移动群智感知紧急任务分配模型的建立

假设在规定的 $x \text{ min}$ 内, 订餐平台发布 q 个感知任务, 集合为 $T = \{t_1, t_2, t_3, \dots, t_q\}$, 确定参与感知任务的集合为 p , 集合为 $U = \{u_1, u_2, u_3, \dots, u_p\}$, 参与者完成任务集合为 $TA_k = \{t_{k1}, t_{k2}, t_{k3}, \dots\}$, 完成任务移动的距离为 $D(TA_k)$, 其中假设每个用户由当前位置移动到感知任务位置的速度都为 vm/min , 则每个任务需要花费 $\phi \text{ min}$, 每个任务 t 最多由 θ 个参与者完成, 因此优化目标表示如下:

$$\begin{cases} \min \sum_{k=1}^q D(TA_k) \\ \max |TA_k| \end{cases} \quad (1)$$

约束条件为:

$$|TA_k| \times \phi + \frac{D(TA_k)}{v} \leq x, 1 \leq k \leq p \quad (2)$$

$$1 \leq |UT_q| \leq \theta \quad (3)$$

其中, 第一个优化目标为最少的感知成本。感知成本的多少与用户移动的距离成正比, 用户想要参与感知任务的执行需要从用户当前位置移动到任务位置, 这段距离中需要消耗用户手机电量、流量以及相应的资源等。若用户开车, 则消耗燃油费、车辆损耗费等。想要激励用户参与任务就要给用户一定的报酬, 因此希望用户移动距离短、感知成本低、平台收益高。第二个优化目标为最大的任务完成数量。在一定时间内招募一定数量的参与者来执行任务, 执行效率越高, 完成任务数越多, 平台支付相应的报酬获得的收益就越高。对于多目标函数, 无法同时满足多个优化目标, 因此不能同时保证所有的优化目标都是最优的, 故多目标函数的最优解叫做帕累托最优解集, 最优解不止一个, 因此需要确定适应度函数来突出优化目标的主要程度。约束条件分别为用户移动到任

务位置的时间以及执行任务时间总和要在限定时间范围内(见式(2)), 每个任务完成需要的用户数不超过 θ 个(见式(3)), 这样可以避免用户因多个任务影响任务完成质量, 导致任务分配负载不均衡问题的出现。任务分配模型的具体参数信息如表 1 所列。

表 1 紧急任务分配模型参数表

Table 1 Parameters of emergency task assignment model

| 参数 | 表示含义 |
|-----------|----------------|
| x | 限定的时间长短 |
| q | 感知任务个数 |
| p | 参与感知任务的用户数 |
| TA_k | 参与者完成任务集合 |
| $D(TA_k)$ | 完成任务移动的距离 |
| ϕ | 完成每个任务需要的时间 |
| θ | 每个任务需要参与的最多用户数 |

4 混沌量子粒子群紧急任务分配方法

4.1 量子粒子群算法

在粒子群算法基础之上加入量子理论, 粒子的状态通过波函数来确定, 此时与粒子的速度无关。基本粒子算法的速度和位置表达式如式(4)、式(5)所示:

$$v_i(t) = wv_i(t) + c_1r_1(t)(x_i^{(p)}(t) - x_i(t)) + c_2r_2(t)(x_i^{(g)}(t) - x_i(t)) \quad (4)$$

$$X_i(t+1) = X_i + V_i(t+1) \quad (5)$$

加入波函数之后粒子位置的变化公式如下:

$$X_i(t+1) = x_i^{(p)}(t) \pm \frac{L}{2} \ln\left(\frac{1}{\Omega}\right) \quad (6)$$

$$L = 2\sigma |x_{best} - x_i(t)| \quad (7)$$

$$x_{best} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (8)$$

$$X_i(t+1) = x_i^{(p)}(t) \pm \sigma |x_{best} - x_i(t)| \ln\left(\frac{1}{\Omega}\right) \quad (9)$$

其中, Ω 为 $(0, 1)$ 之间均匀分布的随机数, σ 为控制参数, 正负号概率分别为 50%。

为了判断粒子的最佳位置, 我们可以使用适应度函数进行评估, 可以根据方差最小值定义其适应度函数的原则, 即:

$$f = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \quad (10)$$

其中, y_i 表示解决方案, \bar{y} 表示真实解决方案, 其中适应度函数 f 越小, 粒子适应性就越强。

4.2 混沌量子粒子群算法

基于混沌理论的优化算法是随机搜索方法, 不同于任何一种现有的进化计算和群体智能方法。由于不重复混乱, 它可以实现总体搜索速度高于依赖于概率的随机遍历搜索。加入 Logistic 序列, 利用混沌特性在解空间内搜索最优解。其中混沌方程 Logistic 方程是典型的混沌系统, 表达式为:

$$Z_{m+1} = \eta Z_m (1 - Z_m), m = 0, 1, 2, \dots \quad (11)$$

当 $\eta = 4$ 时, $Z_0 \in [0, 1]$, Logistic 序列为完全混沌序列。因此 CQPSO 算法的运行步骤如下:

Step1 给出每个粒子的初始位置 $x_i(0)$, 以及个体最佳位置 $p_i(0)$ 和全局最佳位置 $g_i(0)$ 。

Step2 根据式(8)计算 $x_{best}(t+1)$ 。

Step3 根据式(10)计算每个粒子的当前适应度值。

Step4 根据以下公式更新每个粒子的局部最优值:

$$P_i(t+1) = \begin{cases} P_i(t+1), & \text{if } (P_i(t+1)) \geq f(X_i(t+1)) \\ X_i(t+1), & \text{if } (P_i(t+1)) < f(X_i(t+1)) \end{cases} \quad (12)$$

Step5 根据以下公式更新粒子全局最优值。

$$g_i(t+1) = \min\{P_1(t+1), P_2(t+1), \dots, P_N(t+1)\} \quad (13)$$

Step6 分别将局部最优值和全局最优值与之前一个值进行比较,如果当前位置更好,则当前位置会替换前一个位置作为最优值。

Step7 对粒子群体中的最优粒子进行混沌寻优,根据式(9)将粒子位置转化为混沌序列,然后把混沌寻优的结果随机替换为种群中的一个粒子。

Step8 根据式(10)重新计算粒子的适应度值。

Step9 判断是否满足终止条件,若满足则算法结束;否则转到 Step2。

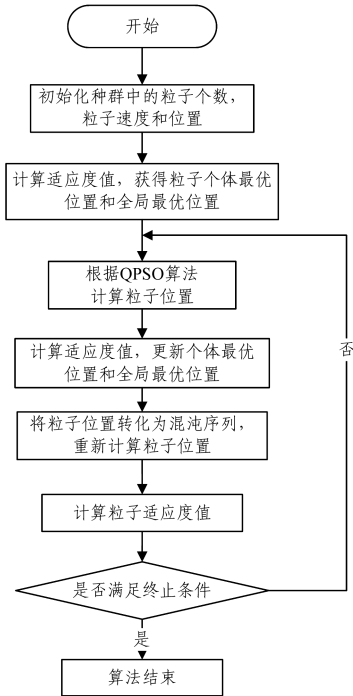


图2 CQPSO算法的运行流程图

Fig.2 Flow chart of CQPSO algorithm operation

4.3 任务分配方法

关于群智感知任务分配的方法有多种,主要包括数学建模方法、基于图论方法、搜索算法、群体智能算法^[21]。其中,4种任务分配方法的适用情况和优缺点如表2所列。

表2 任务分配方法的比较

Table 2 Comparison of task assignment methods

| 任务分配方法 | 适用情况 | 优缺点 |
|--------|----------|-------------------------------|
| 数学建模方法 | 任务分配规模较小 | 能清楚表示任务分配过程,但当任务分配规模较大时计算时间增加 |
| 基于图论方法 | 任务分配规模较小 | 能清楚展示任务与分配对象之间的关系但应用局限性较大 |
| 搜索算法 | 任务分配规模较小 | 搜索速度增加,搜索范围缩小 |
| 群体智能算法 | 任务分配规模较大 | 算法运行速度快、应用性较强但编码复杂,实现较困难 |

5 仿真实验

5.1 实验环境和参数设置

实验硬件环境为:CPU为AMD A8-5550M APU with Radeon HD Graphics@2.10GHz,内存为4.00GB,Windows 7系统,Matlab R2016b仿真平台。模拟任务随机分布在400*400(单位为km)区域范围内,最大迭代次数L=200,c₁=c₂=2,种群规模为50,假设每个用户执行任务的能力相同,参数

设置如表3所列。

表3 参数设置

Table 3 Parameter setting

| 参数名称 | 取值大小 |
|------------|-------------------|
| w | 0.7 |
| c_1, c_2 | $c_1 = c_2 = 2$ |
| r_1, r_2 | $r_1 = r_2 = 0.5$ |
| ω | 0.5 |
| σ | 0.8 |
| 最大迭代次数L | L=200 |

5.2 实验结果分析

实验主要分为两组:第一组比较PSO, QPSO和CQPSO 3种算法的适应度变化;第二组比较PSO, QPSO和CQPSO 3种算法在不同优化目标下的变化曲线。

(1) PSO, QPSO和CQPSO 3种算法的适应度变化

设算法最大迭代次数为200, PSO, QPSO和CQPSO 3种算法的适应度变化曲线如图3所示。

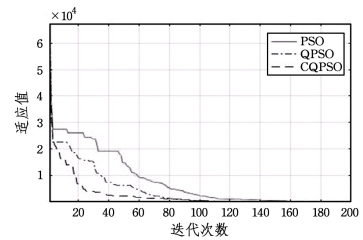


图3 算法适应度比较

Fig.3 Comparison of algorithm fitness

实验结果表明, CQPSO算法由于混沌遍历特性以及量子理论,使得算法收敛速度相比于QPSO和PSO较快,且在全局搜索范围内进行搜索,避免PSO陷入局部最优,利于在解空间范围内快速找到最优解,实现任务优化目标。在算法求解性能上有更好的稳定性和收敛性。

(2) PSO, QPSO和CQPSO 3种算法在优化目标为任务完成数量和感知成本下的变化曲线

1)假设时间一定的情况下,时间范围设为[0,60](单位为min),3种算法的任务完成数量的比较如图4所示。

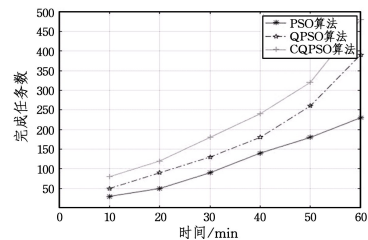


图4 任务完成数量的比较

Fig.4 Comparison of number of tasks completed

2)在完成相同的任务数时,将完成任务数设为100,200,300,400,500,感知成本大小的比较如图5所示。

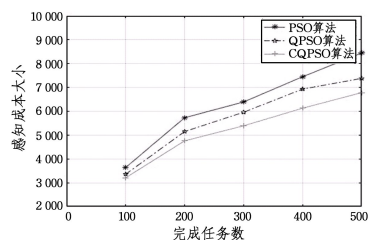


图5 感知成本大小的比较

Fig.5 Comparison of perceived cost

因此,在相同时间内,CQPSO 方法完成任务数多于 QPSO 和 PSO 算法,且 CQPSO 方法的感知成本最低,代表用户移动距离最短,主要原因在于 CQPSO 相比 QPSO 加入了混沌特性,使得算法执行效率高且具有遍历性;QPSO 相比 PSO 加入了量子理论,使得算法能够在解空间范围内进行搜索,避免 PSO 陷入局部最优,因此 CQPSO 方法完成任务数最多,与 PSO 算法相差较多。其中,3 种算法在相同任务数下的算法运行时间和感知成本的支出如表 4 所列。

表 4 算法运行时间和成本的比较

Table 4 Comparison of algorithm runtime and cost

| 任务数 | PSO | | QPSO | | CQPSO | |
|-----|---------|---------|----------|---------|---------|---------|
| | 时间 | 成本 | 时间 | 成本 | 时间 | 成本 |
| 100 | 0.00885 | 3641.28 | 0.00768 | 3361.43 | 0.00654 | 3213.49 |
| 200 | 0.09403 | 5730.67 | 0.080138 | 5157.14 | 0.07737 | 4764.61 |
| 300 | 0.37912 | 6395.45 | 0.32129 | 5962.73 | 0.27925 | 5398.35 |
| 400 | 0.73867 | 7454.93 | 0.69144 | 6933.29 | 0.60484 | 6137.09 |
| 500 | 1.43089 | 8441.23 | 1.28396 | 7386.94 | 1.04565 | 6783.62 |

结束语 本文首先以任务完成数最多和感知成本最小为优化目标,以时间最短和单个用户最多完成任务数量为约束条件构建紧急任务分配模型;其次,基于紧急任务分配模型,结合群体智能算法运行速度快等特点,提出混沌量子粒子群紧急任务分配方法,将每一种随机分配的任务分配方案视为“一个粒子”,选择出符合优化目标的最优任务分配方案;最后,通过仿真实验,与现有的粒子群算法(PSO)、量子粒子群算法(QPSO)在任务完成数和感知成本优化目标上进行比较,实验证明该方法能够有效提高算法的搜索速度,扩大算法的搜索空间,使算法能够在全局范围内搜索到最优解。

参考文献

- [1] LUIS G J, IDALIDES J, VERGARA L, et al. A Survey of Incentive Techniques for Mobile Crowd Sensing [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2015, 2(5): 370-380.
- [2] WANG L Y, ZHANG D Q, WANG Y S, et al. Sparse mobile crowdsensing: challenges and opportunities [J]. IEEE Communications Magazine, 2016, 54(7): 161-167.
- [3] CARDONE G, FOSCHINI L, BELLAVISTA P, et al. Fostering participation in smart cities: A geo-social crowd sensing platform [J]. IEEE Communications Magazine, 2013, 51(6): 112-119.
- [4] LIU Y, GUO B, WU W L, et al. Multitask-Oriented participant selection in mobile crowd sensing [J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(8): 1872-1887.
- [5] REDDY S, ESTRIN D, SRIVASTAVA M. Recruitment framework for participatory sensing data collections [C] // Proc of the 8th Int Conf on Pervasive Computing. New York: ACM, 2010: 138-155.
- [6] ZHANG D Q, XIONG H Y, WANG L Y, et al. CrowdRecruiter: Selecting participants for piggyback crowd sensing under probabilistic coverage constrain [C] // Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing. 2014: 703-714.
- [7] OZYAGCI O Z, MATSKIN M. Truthful incentive mechanism for mobile crowd sensing with smart consumer devices [C] // Proc of the 40th Annual Computer Software and Applications Conference. 2016: 282-287.
- [8] WANG J, TANG J, YANG D, et al. Quality-aware and fine-grained incentive mechanisms for mobile crowd sensing [C] // Proc of the 36th International Conference on Distributed Computing Systems. 2016: 354-363.
- [9] YANG G, HE S, SHI Z, et al. Promoting cooperation by the social incentive mechanism in mobile crowd sensing [J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(3): 86-92.
- [10] POURYAZDAN M, KANTARCI B, SOYATA T, et al. Quantifying user reputation scores, data trustworthiness, and user incentives in mobile crowd-sensing [J]. IEEE Access, 2017, 5: 1382-1397.
- [11] JIN H, SU L, DING B, et al. Enabling privacy-preserving incentives for mobile crowd sensing systems [C] // Proc of the 36th International Conference on Distributed Computing Systems. 2016: 344-353.
- [12] AZZAM R, MIZOUNI R, OTROK H, et al. GRS: A Group-Based Recruitment System for Mobile Crowd Sensing [J]. Journal of Network & Computer Applications, 2016, 72: 38-50.
- [13] MESSAOUD R B, GHAMRI D Y. Fair QoI and Energy aware Task Allocation in Participatory Sensing [C] // Proc of IEEE Wireless Communications and Networking Conference. 2016: 1-6.
- [14] WANG Z, HUANG D, WU H, et al. QoS-constrained sensing task assignment for mobile crowd sensing [C] // Proc of IEEE Global Communications Conference. 2017: 311-316.
- [15] XIAO M, WU J, HUANG H, et al. Deadline-sensitive user recruitment for probabilistically collaborative mobile crowdsensing [C] // Proc of the 36th International Conference on Distributed Computing Systems. 2017: 721-722.
- [16] WANG J T, WANG F, WANG Y S, et al. HyTasker: Hybrid Task Allocation in Mobile Crowd Sensing [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018: 1-13.
- [17] XING Q, SUN X M, YUAN C M. Assignment mechanism for spatial tasks in mobile crowd sensing [J/OL]. Application Research of Computers. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1196.tp.20181225.1627.013.html>.
- [18] SONG Z H, LI Z, CHEN X. Mobile crowdsensing task distribution mechanism based on compressed sensing [J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(1): 15-21.
- [19] WANG L, YU Z W, GUO B, et al. Crowd sensing socialization task allocation based on mobile social network [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2018, 52(9): 1709-1716.
- [20] WANG L, YU Z, GUO B, et al. Mobile Crowd Sensing Task Optimal Allocation: A Mobility Pattern Matching Perspective [J]. Frontiers of Computer Science, 2018, 12(2): 231-244.
- [21] LIU G. Research on Task Assignment Model under Constraints [D]. Shanxi: Xi'an University of Technology, 2018.



LI Jian-jun, born in 1973, Ph.D, associate professor. His main research interests include E-commerce and business intelligence.



WANG Xiao-ling, born in 1994, post-graduate. Her main research interests include business intelligence and so on.