

面向空中移动传感网的带电粒子群部署模型*

李轩涯¹⁺, 慈林林^{1,2}, 杨明华², 程宾¹, 柳伟¹

¹(北京理工大学 计算机科学与技术学院, 北京 100081)

²(北京信息高技术研究所, 北京 100085)

Deploying Airborne MSNs Based on Charged Particle Swarms Model

LI Xuan-Ya¹⁺, CI Lin-Lin^{1,2}, YANG Ming-Hua², CHENG Bin¹, LIU Wei¹

¹(School of Computer Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

²(Beijing Institute of Information Technology, Beijing 100085, China)

+ Corresponding author: E-mail: xuanya.li@gmail.com

Li XY, Ci LL, Yang MH, Cheng B, Liu W. Deploying airborne MSNs based on charged particle swarms model. *Journal of Software*, 2012, 23(Suppl. (1)): 38-48 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/12005.htm>

Abstract: With the development of small scale unmanned aerial vehicles, researchers are paying more and more attention to airborne mobile sensor networks (MSNs) which are potentially used in various application areas. However, existing deployment strategies are not suitable to this new style of networks. On one hand, aerial nodes are free of movement in the three-dimensional space. Collision prevention has to be implemented, while flocking together as a whole also needs to be done first. On the other hand, against concrete coverage objectives, a key area should be multiply treated and an average region should be generally served. Therefore, the research first looks for new algorithms and models for specific airborne characteristics. Based on the idea of charged particle swarms, this paper chooses the fitness function as the breakthrough and uses fuzzy measure as the performance evaluation index of candidate solutions. Simulation results witness the effectiveness of charged swarm strategy to traditional particle swarm and virtual forces strategies.

Key words: airborne mobile sensor network; deployment; charged particle swarm; fuzzy measure; fitness function

摘要: 随着小型无人飞行器的发展,越来越多的研究人员把目光投向于应用领域广阔的空中移动传感器网络。然而,各种已有的部署策略均不适用于本动态性强、环境复杂的新型网络。一方面,空中节点均处于三维的自由活动状态,防止彼此碰撞的同时又需要作为一个整体紧密联系在一起;另一方面,针对具体的覆盖对象,要做到重点区域多重覆盖、一般区域尽可能覆盖的功能目标。因此,需要根据具体任务要求确定部署特点,寻求新的算法和模型。基于带电粒子群思想,以适应度函数的选取为突破口,将基于具体部署准则的模糊测度作为算法候选解的性能评估指标。实验仿真结果表明,该策略比传统粒子群部署及虚拟力部署均更为有效。

关键词: 空中移动传感器网络;部署;带电粒子群;模糊测度;适应度函数

传感器网络是物联网技术的核心组成部分,它综合了传感器技术、嵌入式计算技术、分布式信息处理技术

* 基金项目: 国家自然科学基金(61063042); 中国博士后基金(201104753)

收稿时间: 2012-05-05; 定稿时间: 2012-08-17

和通信技术,能够实时监测、感知、采集网络分布区域内的各种环境或目标对象的信息,传送给需要这些信息的终端.传感器网络可以使人们在任何时间、地点和任何环境条件下获取大量详实可靠的物理世界信息,并可以被广泛应用于国防军事、国家安全、环境监测、交通管理、医疗卫生、制造业、反恐抗灾等领域^[1].第一代的传感器网络节点只具有简单的感知能力^[2],提供简单参数的感知,例如,温度、湿度、光照、压力、速度、声音等.这些传感器节点周期性地采集感知数据,进行简单的过滤筛选后,传给基站,然后在一定的事件触发后产生报警提示.第二代的传感器节点^[3]具有更强的能力,它装配了诸如 CMOS 摄像头、麦克风等复杂感应装置,从而形成了无线多媒体传感器网络.分析和融合这样的感知数据,对于节点来说需要更大的存储能力、计算消耗和通信带宽.

本文进一步提出了一种新型的空中传感器网络.将具有感知和通信能力的无线传感器节点嵌入在小尺寸的无人器机群中,从而实现了一种空中的感知网络.传统的传感器网络节点都是静态地部署在目标区域,或者将其依附在移动物体上,然后节点被动地获得环境数据.在本课题中,具有感知能力的无人机个体将主动地采集感兴趣目标区域的敏感数据.这种类型的空中感知-执行网络带来了非常多的实际应用:大气监测中,空中传感器网络在被监测区域进行自动部署,把三维感知的数据传回地面站进行研究,如通过 CO₂ 浓度来研究大气变暖,通过某种毒气的浓度来发现地面异常情况;在人类到达不便的森林无人区中,通过温度或气体浓度数据,来预警火灾事故;在地震等各种突发灾难救援中,广布空中的传感器网络可以通过实时更新的视频数据来定位事故点,从而进行人身财产的抢救;军事领域中,无人机机群通过空中网络协同合作,在敌方区域中进行特定目标的发现、确认、定位及打击等.

本文旨在设计一套自适应、自部署的空中传感器网络系统,在精确电子信息战中发挥重要作用.装有传感器节点的小型无人飞行器在空中环境形成稳定的拓扑结构,并带有双组元成雾剂、箔条以及各型蜂群式干扰机等任务载荷,从而形成一种无形的干扰云,既可对恐怖分子和敌对方实施有效的电子进攻,又可对我方进行有效的电子防护.

这种新型的网络结构具有高机动的灵活性和较强的容错能力,并且多角度和多方位信息的融合有效地提高了信噪比.但是多变的空中环境,如气动环境、GPS 卫星信号强弱、飞行器性能等的不可预测性,使得空中节点的部署状态易发生改变.箔条以及干扰机等载荷由于功率叠加作用而产生的电子信息干扰云也会随之改变,从而处于一种不稳定的状态.为了实现电子信息战中高、精、准的要求,需要一种适用于空中特殊环境的传感器节点优化部署策略来应对随时可变的拓扑结构.

本课题采用了 Blackwell 和 Bentley^[5]提出的带电粒子群思想,并且将碰撞因子、编队因子、聚集因子、干扰因子等作为模糊测度,采用模糊积分^[6]作为适应度评估函数,从而有效地实现了空中节点的防撞、编队、聚集等部署问题,并且在实验仿真中证明了算法的有效性.

本文第 1 节简要分析国内外空中传感器网络的发展现状,描述本文的研究背景,并做相关研究假设.第 2 节在传统粒子群优化模型基础上介绍带电粒子的思想,指出适应度函数为优化策略的决定性因素.第 3 节详细介绍模糊测度及模糊积分的原理,并将其用于粒子群算法的多目标决策中.第 4 节通过仿真实验验证该部署策略的有效性.

1 相关工作和问题描述

随着小型无人飞行器的发展,越来越多的研究人员把目光投向于应用领域广阔的空中传感器网络.Allred 等人进行的 SensorFlock^[7]项目组建了一个多节点的空中网络用来对空中的毒气成分进行监测,并对空中链路信息做了详细分析.cDrones^[8]项目为了在地震洪涝等自然灾害中得到更新且更为准确的鸟瞰图,将相机布置于无人机的云台上,通过网络进行图片整合发回给地面站.Hauert^[9]等人设想了用简易负载的无人机在空中布成网络,模仿蚁群工作原理对灾区进行搜索救援行动.

传统的传感器网络部署算法大多是基于静态网络的覆盖优化.涉及到移动网络,根据不同的应用目标有着不同的策略.势场法^[12]和虚拟力算法^[13]是近年来移动部署的主流算法.网络中的每两个移动节点之间存在虚拟

的“引力”或“斥力”。在这种虚拟力的作用下,两个节点可以互相靠近或者远离,使得网络节点在杂乱无章的状态下变得规整,实现有序的均匀部署.Park 等人^[10]在研究中将模糊数学应用到粒子群优化算法中,使节点在一定程度上分散部署开来,取得了较好的成效.本文实际上是对该工作在具体空中应用环境中的一个扩展和完善.

本文应用背景如下:空中传感器网络在精确电子信息对抗中实施不同的作战任务,形成的干扰云网络可以用来进攻,对恐怖分子或敌对方雷达进行有源干扰,压制敌方电子探测设施;或是参与防护,对敌来袭武器探测和导引头进行干扰,达到对我方重要目标进行有效保护的目的.与国外已有的一些研究不同,该应用背景的侧重点在于大规模节点在空中动态寻找最优位置部署组网.文献[8]采用了线性规划先验性模型,提前分配部署.文献[9]将空中感知点分为了节点类和感知类,分别模仿了蚁群及其产生的费洛蒙激素,然后运用仿生学的算法来进行任务分配.以上部署策略均不适用于本动态性强、环境复杂的干扰云传感器网络.一方面,空中节点均处于三维的自由活动状态,防止彼此碰撞的同时又需要作为一个整体紧密联系在一起;另一方面针对具体的干扰目标,要做到重点区域多重覆盖、一般区域尽可能覆盖的功能目标.因此,我们需要根据具体任务要求确定部署特点,以此寻求新的算法和模型.

近年来,仿生学群体智能的发展使得我们把解决方案落在了天然相似的鸟群模型上.结构简单的鸟群个体行为与集体行为存在一个紧耦合关系:所有个体的行为叠加构成了该群体的行为;另一方面,群体行为也影响着每个个体完成行动的条件^[11].粒子群优化策略^[4]是由鸟群行为激发得到的著名模型,并于近年来广泛应用于各种传感器网络的优化算法中.它建模了两个简单行为:(1) 每个个体向最靠近它的最好邻居运动;(2) 每个个体向该个体所经历过的最好状态运动.

对于空中传感器网络来说,每个节点看成一个粒子,每个粒子的邻居是它通信范围内的邻居节点.发现目标并部署在“敏感”区域,就类似于一群鸟类的集体行为,要充分利用个体的经验知识和邻居粒子的知识来进行决策.本文采用了 Blackwell 等人^[5]提出的带电粒子模型,有效地增强了种群的多样性,并通过粒子间的斥力而避免了碰撞的问题.同时,引入了模糊集上的模糊测度,根据四条准则考虑了相应的品质因素,用模糊积分作为适应度函数来选取最优解.

本文的研究基于以下假设条件:

条件 1. 每个空中节点可以通过 GPS 设备获得自己的绝对位置信息,或者通过 RSSI, TOA 等定位协议来求得相对位置信息.

条件 2. 打击或保护目标已在空中传感器网络的检测范围内.如何在空中有效地进行任务规划和发现目标不是本文要讨论的内容.

条件 3. 假定打击或保护目标是处于静止状态或者移动速度相对较慢且一直处于网络的覆盖范围内.因为快速移动目标可能使得空中网络处于不收敛的状态,从而不能很好地起到干扰或者保护的作用.

条件 4. 由于空中传感器网络单跳距离可达几十米,且带有干扰装置的无人飞行器大多飞行在几百米的高空,因此节点间的高度差异可暂时忽略不计,从而将空间内的三维部署问题用二维部署的策略来研究.

2 带电粒子群算法模型

对于部署算法来说,决定它的效率和准确性的重要因素是“探索-开发”的比重^[11].探索能力指的是能覆盖多大的搜索空间,而开发意味着移动节点在特定区域内寻找最优解.一个好的优化算法是这两个互相矛盾目标的权衡.

粒子群优化算法由 Kennedy 和 Eberhart^[4]提出,并大量应用于各个领域.一个粒子群优化算法与一定数量的粒子种群相关联,其中每个粒子都代表了问题的一个潜在解.类似地,空中传感器节点在三维空间里悬浮,它们位置的调整依赖于自身的历史经验信息和群体的经验启发式信息.我们把节点自身的经验知识总结为其认知部分,而把与其他空中节点的社会交互信息称为社会部分.粒子在空间中的速度更新方程由初始速度、认知部分和社会部分组成.粒子群优化算法其实是一种迭代算法:各个粒子不断更新自己的自我认知和社会认知,继而执行速度和位置更新方程,直到各粒子满足终止条件为止.

对于一个极小化问题, $t+1$ 时刻的个体最优位置 y_i 表示第 i 个节点从开始到现在经历过的最佳位置, 由下式计算, 其中 f 是适应度函数, $x_i(t)$ 代表第 i 个节点在时刻 t 在搜索空间的位置:

$$y_i(t+1) = \begin{cases} y_i(t), & \text{if } f(x_i(t+1)) \geq f(y_i(t)) \\ x_i(t+1), & \text{if } f(x_i(t+1)) < f(y_i(t)) \end{cases}$$

社会部分最优解位置 $\hat{y}_i(t)$ 表示 t 时刻粒子 i 在其领域 N_i 中发现的最优解位置, 如下定义:

$$\hat{y}_i(t+1) \in \{N_i \mid f(\hat{y}_i(t+1)) = \min\{f(\mathbf{x})\}, \forall \mathbf{x} \in N_i\}.$$

传统的粒子群算法比起进化计算, 有着易实现和快速收敛的特性, 但这往往会使得粒子群错过最优解而选择了次优解. 当一个粒子的社会项给出了最优位置, 其他粒子都会朝该最优解移动. 这样, 种群的多样性减小. 为了满足防撞准则, 同时也为了增加种群的多样性, 我们借鉴了 Blackwell 等人^[5]提出的带电粒子模型.

将粒子群想象成由一个个带电的粒子组成, 当距离低于一定阈值, 彼此之间将由库伦定律而产生互相的排斥力. 距离越小, 排斥力越大. 带电粒子在速度更新公式中加入一个加速项 a_i , 它决定了粒子 i 与领域 N_i 中所有粒子的排斥力:

$$a_i(t) = \sum_{j=1, j \neq i}^{N_i} a_{ij}(t).$$

令粒子 i 和领域中某粒子 j 的距离向量为 $\mathbf{d}_{ij}(t) = \mathbf{x}_i(t) - \mathbf{x}_j(t)$, 则彼此之间的排斥力为

$$a_{ij}(t) = \begin{cases} \left(\frac{Q_i Q_j}{\|\mathbf{d}_{ij}(t)\|^3} \right) \mathbf{d}_{ij}(t), & \text{if } p_{lower} \leq \|\mathbf{d}_{ij}(t)\| \leq p_{upper} \\ \left(\frac{Q_i Q_j}{p_{lower}^2 \|\mathbf{d}_{ij}(t)\|} \right) \mathbf{d}_{ij}(t), & \text{if } \|\mathbf{d}_{ij}(t)\| \leq p_{lower} \\ 0, & \text{if } \|\mathbf{d}_{ij}(t)\| > p_{upper} \end{cases}.$$

其中, Q 是粒子带电量, p_{lower} 和 p_{upper} 分别为设定的分割点. 当距离大于 p_{upper} 时, 认为粒子间没有排斥力, 可以向全局最优位置移动; 当介于两者之间时, 产生的排斥力和距离的平方成反比; 当距离小于 p_{lower} 时, 将产生很大的加速度项, 使得粒子偏移最优位置永远不会收敛, 为了防止这种情况, 此时将用 p_{lower} 的值作为粒子间距离.

由此, 新的速度更新公式为

$$\mathbf{v}_{ij}(t+1) = \omega \mathbf{v}_{ij}(t) + c_1 \text{rand}_1() [\mathbf{y}_{ij}(t) - \mathbf{x}_{ij}(t)] + c_2 \text{rand}_2() [\hat{\mathbf{y}}_{ij}(t) - \mathbf{x}_{ij}(t)] + a_{ij}(t).$$

其中, $\mathbf{v}_{ij}(t)$ 是粒子 i 在 t 时刻第 j 维上的速度, $j=1, 2, \dots, n$. \mathbf{x}_{ij} 是粒子 i 在 t 时刻第 j 维的位置. c_1 和 c_2 是正数的加速度常量, 用来度量认知部分和社会部分对于速度更新的贡献. $\text{rand}_1()$ 和 $\text{rand}_2()$ 都是 $[0, 1]$ 区间上的随机数, 从而模仿了实际情况中的不确定因素. ω 称为惯性权重, 它控制着粒子的惯性, 衡量前一时刻的速度对于下次移动的影响, 也可以看成是粒子对先前飞行的记忆程度. 较大值的 ω 有利于探索, 增加种群多样性; 而较小的 ω 能提升局部开发的能力. 通常使用可改变的惯性权重, 在初期设置一个较大的 ω 值, 随着迭代逐步减小, 从而由探索逐步转向为开发.

图 1 给出了一个领域中, 两个带电粒子的运动轨迹. 其中为了方便符号表示, 粒子的下脚标都已被去掉. 为了表明所有速度更新成分的影响, 图中用不同形状的箭头加以区别. 该过程假设全局最优位置从 a 点移动到了 b 点, 如图 1(a) 所示, 而两个粒子的个体历史最优位置一直保持在 a 点不变. 图 1(b)~图 1(f) 给出了一段时间内两个粒子的位置及速度分析. 该图例展示了粒子始终朝着全局最优位置靠近的趋势, 以及排斥力加速项的影响. 距离越近, 排斥加速度的箭头越长, 排斥力越大.

然而, 如果全部粒子都为带电粒子, 集群则可能无法收敛稳定得到最优解. 因此, 我们假定带电粒子只占一定的比例, 并且与中性粒子均匀分布, 从而在保证开发能力的同时增强了种群的多样性, 提高了搜索能力.

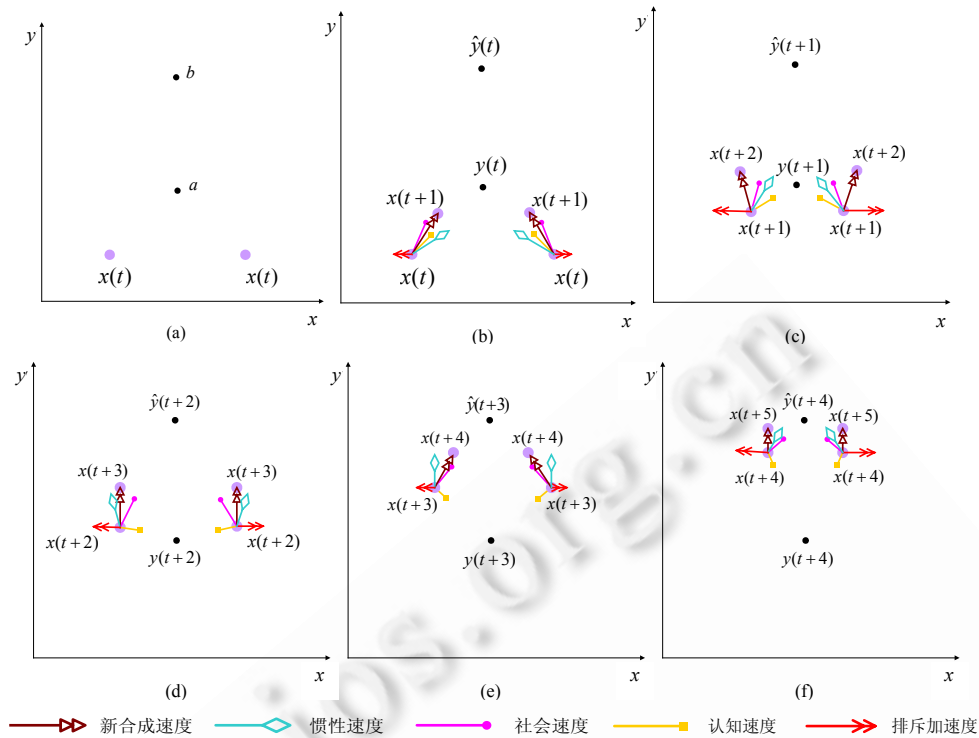


Fig.1 Geometrical illustration of velocity and position updates for charged particles

图 1 带点粒子运动轨迹速度项成分分析

3 多目标决策部署策略

适应度函数 f 的选取是粒子群算法的关键,即如何度量相应的候选解与最优解之间的距离,也就是对一个粒子或者一个候选解的性能或质量进行评估.简而言之,粒子在优化算法的每次循环中根据适应度函数来得到更优解.这种适应度函数往往以目标位置关系(如粒子到目标的欧式距离)来作为参考.而本文中,根据提出的几种用于权衡的因素,采用模糊积分作为适应度函数来进行多目标决策以期找到更优解.

3.1 相关定义

定义 1. 以 X 的某些子集为元素的集合称为(X 上的)集类,用 Ω 表示.

定义 2. μ 是 (X, Ω) 上的一个模糊测度,当且仅当满足下面的条件:

- (1) 若 $\emptyset \in \Omega$, 那么 $\mu(\emptyset) = 0$ (平凡性);
- (2) $E \in \Omega, F \in \Omega, E \subset F$, 那么 $\mu(E) \leq \mu(F)$ (单调性);
- (3) 若 $E_n \in \Omega (n=1, \dots, \infty), E_1 \subset E_2 \subset \dots, \bigcup_{n=1}^{\infty} E_n \in \Omega$, 则 $\lim_n \mu(E_n) = \mu\left(\bigcup_{n=1}^{\infty} E_n\right)$ (下连续性);
- (4) 若 $E_n \in \Omega (n=1, \dots, \infty), E_1 \supset E_2 \supset \dots, \mu(E_1) < \infty, \bigcap_{n=1}^{\infty} E_n \in \Omega$, 则 $\lim_n \mu(E_n) = \mu\left(\bigcap_{n=1}^{\infty} E_n\right)$ (上连续性).

若 $\mu(X) = 1$, 则称 μ 为正则模糊测度.

定义 3. 令 \mathcal{F} 是定义在 X 上的全部有限非负可测函数集. 设 $A \in \Omega, f \in \mathcal{F}, F_a = \{x | f(x) \geq a\}, \mu$ 是模糊测度, f 在 A 上关于 μ 的 Sugeno 模糊积分定义为

$$(s) \int_A f d\mu = \sup_{a \in [0, \infty)} [a \wedge \mu(A \cap F_a)].$$

当 $A=X$ 时,上述积分记为 $(s)\int fdu$. 当 X 为有限集合, μ 为正则模糊测度时,函数 f 记为 $f(x_i)=a_i$. 令 $0 \leq a_1 \leq \dots \leq a_n \leq 1$, 该模糊积分简化为

$$(s)\int fdu = \int f(x)\mu(\bullet) = \bigvee_{i=1}^n [a_i \wedge \mu\{x | f(x) \geq a_i\}].$$

3.2 决策规则

考虑空中干扰云网络应用的特定环境,当节点在空中发现目标并朝目标汇聚部署时,需遵循一些准则来满足任务需求.相应地,每条准则对应了带电粒子选择相对较优解时,考虑的品质因素:

准则 1. 防撞.这是空中传感器网络进行部署的前提.在空中网络中,节点大多装载在各式各样的移动载体中.由于相对速度可能较大,由碰撞导致的坠毁损坏将带来不必要的损失.

因素 1. 碰撞因子 f_c , 对应于准则 1.我们认为,邻域内的粒子越多,碰撞概率越高.以邻域内粒子到参考粒子的平均欧式距离归一化后的值为碰撞因子.该值越高表示平均距离越远,即碰撞可能性越小.

准则 2. 编队.部署过程中,相邻节点的移动应该方向相当、速度相当.这样,可尽量保持网络连通性的不变,从而维持拓扑结构的稳定,减少不必要的网络重组开销.另外,编队飞行也能在一定程度上实现防撞.

因素 2. 编队因子 f_q , 对应于准则 2.取邻域内粒子的速度矢量之和与自身比较,得到相对值.同向且大小相等时取值为 0,若反向,则取值为 1.由此,得到概率密度函数.

准则 3. 聚集.聚集准则包括两个方面.首先,节点个体都需要试图保持与周边同伴的亲近,不能脱离集群的通信范围.另外,过多的节点不能集中在同一区域导致浪费.只需要保证干扰单元的数量在功率叠加后能覆盖目标即可.

因素 3. 聚集因子 f_a , 对应于准则 3.聚集因子意义上与碰撞因子相反.当邻域内粒子数达到 ε 时,则该因子取值为 1. ε 表示为了实现目标的干扰而所需的最低功率叠加单元的个数,即粒子数.邻域内粒子数越少,表示粒子群紧密程度越低,聚集因子的值越趋近于 0.

准则 4. 干扰.节点上的搜索接收机搜索到具有目标特征的信号时,分析目标位置,并向目标范围内移动.根据目标信号的强弱,所需的干扰单元个数不同.

因素 4. 干扰因子 f_i , 对应于准则 4.表示节点对于干扰目标信号的感应强度.假设该信号强弱符合以目标为圆心的累积概率分布,则圆心处干扰因子取值为 1,其他点取值以概率密度分布计算.

在进行决策的时候,对于每一个候选解 ω , 考虑它的品质因素,根据规则相应地赋予一个 0~1 间的实数 $\mu(\omega)$, 它反映了候选解的适应度.显然, μ 是搜索空间上的模糊测度,满足平凡性,单调性及连续性要求.在对候选解 ζ 的评判过程中,客体 ζ 的每个品质因素 δ_i 得到评分 $f(\delta_i) \in [0,1] (i=1,2,\dots,n)$, 客体 ζ 的综合评价值为

$$E = \max \sum_{i=1}^n f_i \mu(g_i).$$

其中, f_i 为 $\{\delta_i\}_{i=1}^n$ 从大到小重排后的第 i 个, $g_i = \{\delta_1, \dots, \delta_i\}$ 为 $\{\delta_i\}_{i=1}^n$ 相应重排后的前 i 个.实际上, E 是评分函数关于模糊测度 μ 的模糊积分.

每个移动节点在其通信范围内广播其位置坐标及速度等信息,同时,该节点在收到自己邻域节点信息后,用模糊积分作为适应度函数计算:

$$\hat{y}_i(t) = \arg \max_x \int f d\mu = \arg \max_x \int f(x) \mu \{f_c, f_q, f_a, f_i\}.$$

得到最优解后,再根据速度更新公式进行粒子群算法的迭代.

4 仿真实验及分析

4.1 实验参数

本模拟实验采用 Matlab 7.10 编写的程序运行,计算机配置为 Intel Core2 Duo CPU T5800 2.00 GHz 处理器;内存 2.00GB;操作系统为 Windows XP sp3.

基于条件 2,本空中网络将更多时间放在提炼解上(开发),因而选取了 Peram 等人^[14]和 Naka 等人^[15]提出的适合短时间搜索工作的惯性权重非线性递减方法,取 $\omega(0) = 0.9$,

$$\omega(t+1) = \frac{(\omega(t) - 0.4)(n_t - t)}{n_t + 0.4}.$$

关于带电粒子参数,根据 Blackwell^[5]的研究,赋值如下: $p_{lower} = 1, p_{upper} = \sqrt{3}x_{max}, Q = 16$.

4.2 实验过程及分析

在仿真实验中,距离长度用二维坐标系上的坐标来衡量.空中节点分布在 100×100 的仿真区域中.每个节点的干扰半径为 10(仿真图中半径均为干扰半径),通信半径为 30.各节点将根据部署算法展开部署,为了数据的分析方便,假定节点的移动速度为 1 单位长度/次.出于合理性考虑,首先进行了一系列的实验验证不同决策因子对于节点部署的影响;接着,根据模糊积分综合各大因素,进行了基于目标区域移动部署的仿真.为了对比实验,我们同样将传统的粒子群优化算法和虚拟力法进行了效果测试.其中,为了模拟节点通信距离的关系而采用了局部最优粒子群优化算法.

4.2.1 单决策因子部署

为了探究各个准则对于动态部署的影响,分别考虑单个决策因子作为粒子群优化策略的适应度函数.空中节点在进行候选解的选取时,仅进行单因素的质量评估,从而决定下一个时间步长的运动方向.为了增强实验效果,令所有粒子带电量为 0,即全为中性粒子.图 2 给出了不同情况的仿真结果.

第 1 组实验中,仅考虑防碰问题.10 个节点紧密分布在小范围区域中,如图 2(a)所示.每个粒子都会探测到邻域内有高风险碰撞的危险,因此在碰撞因子函数的影响下,粒子互相远离,直到达到程序设定的阈值,认为不再有危险.最终结果如图 2(b).

编队因子是为了让节点粒子飞行尽量做到速度、方向同步,这样可以尽量保证总体步调的一致.图 2(c)的初始状态下,前方 3 个粒子以 1 单位长度/时间步长的速度往 X 轴正方向飞行,后方 3 个粒子处于静止状态.由于处于通信探测范围内,后方粒子探测到邻域内前方粒子的速度矢量,并调整自身的状态,以与之匹配的节奏航行, $t=50$ 时刻的节点分布情况如图 2(d).

第 3 组实验中,仅考虑粒子与周边同伴保持亲近的能力.图 2(e)中,相互处于通信范围内的 6 个节点由于聚集因子的影响相互靠近.在没有添加粒子电荷的情况下,这有点像快速收敛的传统粒子群算法.此组实验中,设定最低功率叠加单元数 ε 为 4,最终部署状态如图 2(f).一旦重叠粒子数目达到阈值,剩下的节点不会再受到集群的吸引而游离在核心区域周围.

最后一组实验考察干扰因子,即目标区域对飞行节点的吸引.在图 2(g)中,目标干扰区域用灰色表示.颜色密度越大,表示该点目标信号越强.节点朝信号强度强的区域飞行,终态如图 2(h)所示.

4.2.2 多决策因子综合部署

各个决策因子均符合预期效果,接下来采用带电粒子群部署策略进行实验.一共仿真 10 个空中节点.考虑到碰撞因子和聚集因子实际上起到相反的效果,取二者的权重相等.干扰因子代表了网络向目标靠近的程度,应取较大的比重.经过多次实验,取权重 $f_c : f_q : f_a : f_i = 2 : 1 : 2 : 4$ 达到较好效果.同样地,目标干扰区域用灰色表示.颜色密度越大,表示该区域需要干扰程度越高,即所置放的节点粒子越多,这样干扰机产生的功率叠加作用才能越强.这里假定颜色密度最大的区域需要 3 个节点上的干扰负载设备叠加,而周边稀疏区域仅需要 1 个.在图 3 表示的初始状态中,空中网络已经探测到目标区域的存在,各节点将根据部署算法展开部署.

图 3(a)~图 3(d)给出了单目标区域情况下,不同部署策略的实验结果.图 3(b)表示的虚拟力策略中,节点之间存在的引力和斥力使得各粒子紧密却又保持一定距离地耦合在一起,得到了传统意义上的最大化覆盖.但对于重点干扰区域,并没有一定量的覆盖叠加.换句话说,探索能力优秀,但局部的开发能力并没有得到体现.图 3(c)表示传统的粒子群优化算法,节点均朝全局最优位置运动,最后紧密聚集在干扰需求最强的区域中.显然,该方法并没有得到全区域的覆盖,其开发能力远远大于探索能力.相比而言,图 3(d)所示的带电粒子群部署策略是一

个较好的权衡.可以看到,颜色密度最深的区域都保证了 3 个粒子以上的覆盖,而周边稀疏区域也至少分配了 1 个粒子.它尽可能地实现了重点区域重点覆盖,一般区域一般覆盖的功能目标.

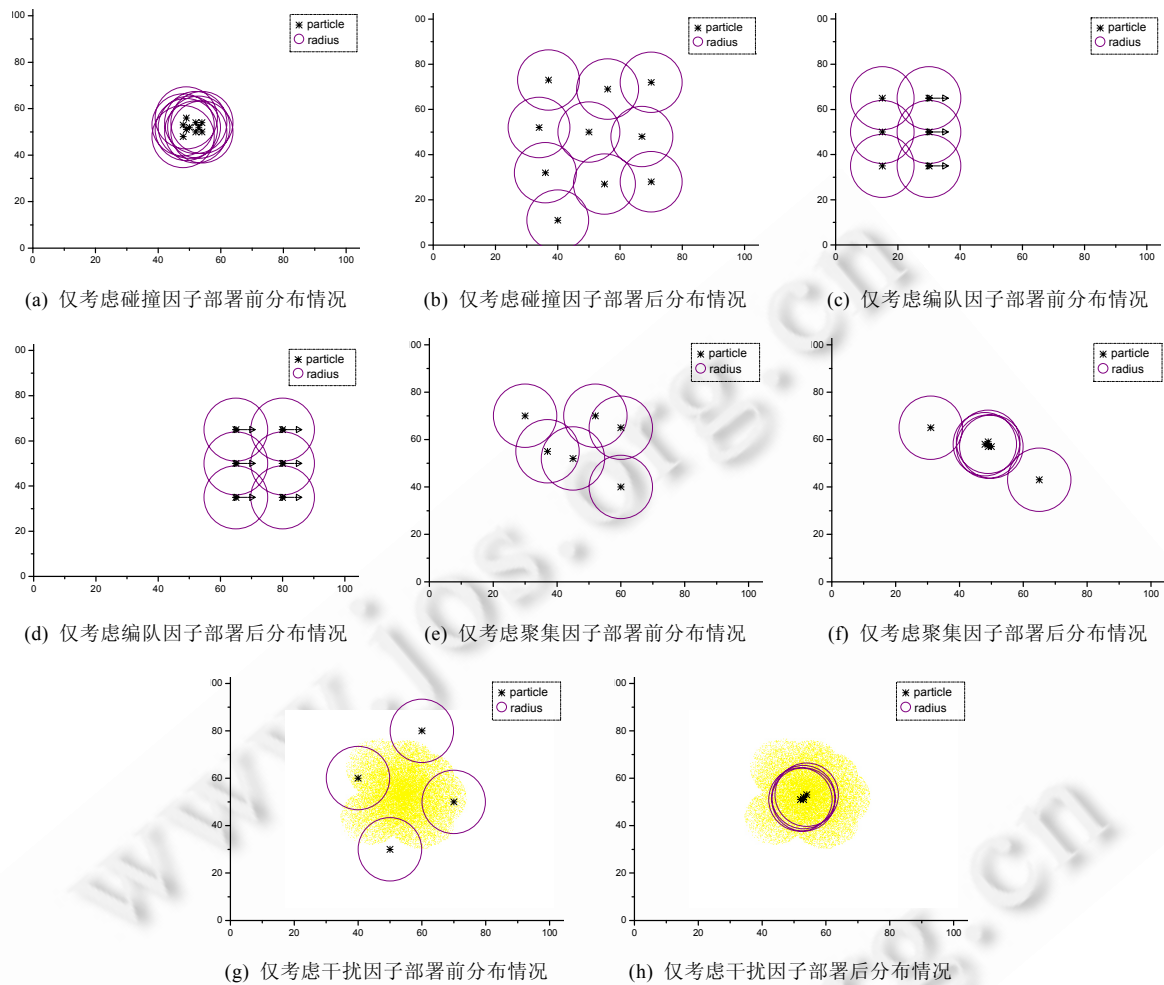


Fig.2 Single decision factor deployment

图 2 单决策因子部署

图 3(e)~图 3(h)所示的多目标区域仿真存在着相似的结论.在图 3(g)中,解空间存在两个最优解,分别聚集了不同的节点粒子.各个区域所覆盖的粒子数是由它们的初始位置决定的.粒子容易发现并趋向于距离较近的最优解.第 3 个目标区域并没有粒子聚集是因为传统的粒子群算法具有较快的收敛性,探索能力有限,并没有足够的时间让节点群发现该区域并加以干扰覆盖.当加入了节点之间的排斥力以减缓算法的收敛速度后,部署结果呈现出与传统粒子群算法不同的分布情况,如图 3(f)和 3(h)所示.区别在于,基于模糊积分的多目标决策算法使得带电粒子群算法表现出更合理的优势,特定应用的部署要求需要更好的探索-开发平衡.

为了进一步衡量不同策略的覆盖效果,我们给出了以下覆盖率的计算公式:

$$p = \frac{\sum_{(x,y) \in S} f_{(x,y)} d_{s(x,y)}}{\sum_{(x,y) \in S} \lambda_{(x,y)} d_{s(x,y)}}$$

其中, $\lambda_{(x,y)}$ 表示相应目标区域所需要的覆盖节点数, $f_{(x,y)} = \min\{\lambda_{(x,y)}, \sigma_{(x,y)}\}$, 其中 $\sigma_{(x,y)}$ 表示相应区域实际覆盖节点数目.

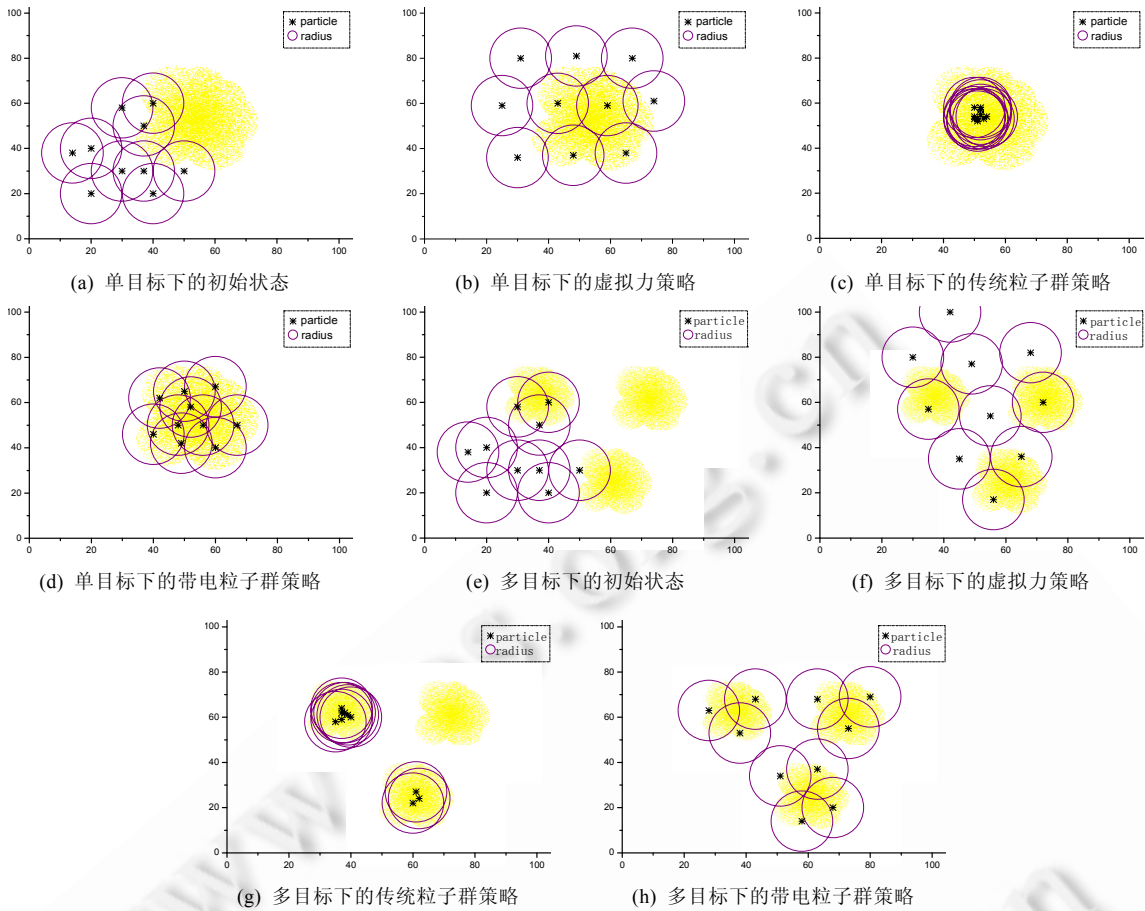
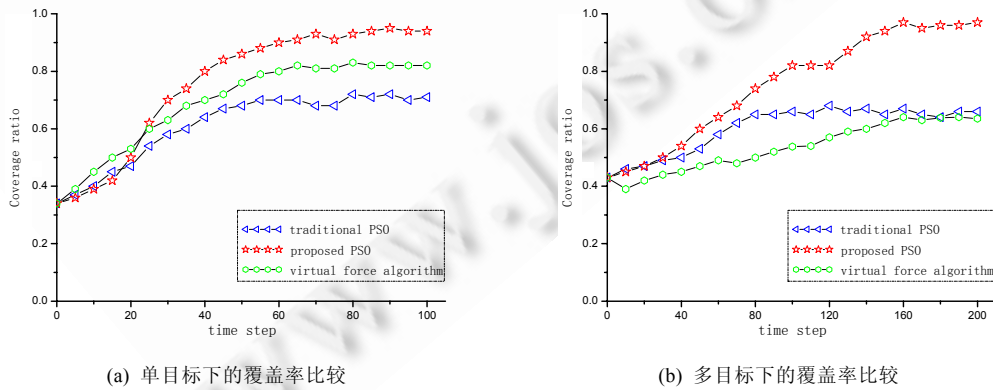


Fig.3 Comparisons among different strategies

图3 不同策略的部署策略比较

图4给出了两组实验中3种不同策略下的覆盖度比较,横轴表示算法迭代的时间步长,纵轴表示随着时间的进行,目标区域的覆盖率变化.由于传统 PSO 算法中节点过于集中,覆盖度较低;虚拟力法在物理位置上得到了最大化的覆盖,但没有实现对重点区域的开发,覆盖度仍然小于本文改进的带电粒子群策略.



(a) 单目标下的覆盖率比较

(b) 多目标下的覆盖率比较

Fig.4 Coverage rate comparisons among different strategies

图4 不同策略的覆盖率比较

5 总 结

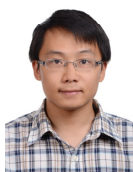
空中传感器网络是一种新型的物联网研究分支.本文在特定应用背景下研究了该网络的部署策略.考虑了防碰、编队、聚集、干扰等任务目标,采用了带电粒子群策略,运用模糊集上的模糊积分来选取最优解.实验仿真结果表明该策略比传统粒子群部署及虚拟力部署更有效.网络中节点如何组网及发现目标,如何覆盖快速移动目标,以及真正实现三维意义上的部署,都是我们下一步需要研究的方向.另外,若三维空间中存在部署障碍物或者一些处于关键地位的节点粒子突然失效,如何继续保证部署的自适应调整,都是完善改进部署算法的思考方向.

References:

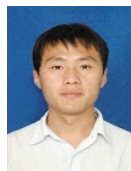
- [1] Li JZ, Gao H. Survey on sensor network research. *Journal of Computer Research and Development*, 2008,45(1):1–15 (in Chinese with English abstract).
- [2] Akyildiz IF, Su W, Sankara SY, Cayirci E. Wireless sensor networks: A survey. *Computer Networks*, 2002,38(4):393–422.
- [3] Akyildiz IF, Melodia T, Chowdhury K. A survey on wireless multimedia sensor network. *Computer Networks*, 2007,51(4): 921–960.
- [4] Eberhart RC, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory. In: *Proc. of the Sixth Int'l Symp. on Micro Machine and Human Science*. New York: IEEE, 1995. 39–43.
- [5] Blackwell TM, Bentley PJ. Dynamic search with charged swarms. In: Langdon WB, Wegener J, *et al.*, eds. In: *Proc. of the Genetic and Evolutionary Computation Conf. (GECCO-2002)*. San Francisco: 2002. 19–26.
- [6] Ross TJ. *Fuzzy Logic with Engineering Applications*. 3rd ed., John Wiley & Sons, 2010.
- [7] Allred J, Hasan AB, Panichsakul S, Pisano W, Gray P, Huang J, Han R, Lawrence D, Mohseni K. SensorFlock: An airborne wireless sensor network of micro-air vehicles. In: *Proc. of the 5th ACM Conf. on Embedded Networked Sensor Systems*. New York: ACM Press, 2007. 117–129.
- [8] Quaritsch M, Krugl K, Wischounig-Struel D, Bhattacharya S, Shah M, Rinner B. Networked UAVs as aerial sensor network for disaster management applications. *Elektrotechnik & Informationstechnik*, 2010,127(3):56–63.
- [9] Hauert S, Leven S, Zufferey J, Floreano D. Communication-Based swarming for flying robots. In: *Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Robotics and Automation ICRA*. Alaska: IEEE, 2010.
- [10] Park HM, Han JH, Kim JH. Swarm intelligence-based sensor network deployment strategy. In: *2010 IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Piscataway: IEEE, 2010.
- [11] Engelbrecht AP. *Fundamentals of Computational Swarm Intelligence*. John Wiley & Sons, 2006.
- [12] Howard A, Matarić MJ, Sukhatme GS. Mobile sensor network deployment using potential fields: A distributed, scalable solution to the area coverage problem. In: *Proc. of the 6th Int'l Symp. on Distributed Autonomous Robotics Systems*. 2002.
- [13] Zou Y, Chakrabarty K. Sensor deployment and target localization in distributed sensor networks. *ACM Trans. on Embedded Computing Systems*, 2004,3(1):61–91.
- [14] Peram T, Veeramachaneni K, Mohan CK. Fitness-Distance-Ratio based particle swarm optimization. In: *Proc. of the 2003 IEEE Swarm Intelligence Symp. (SIS 2003)*. Piscataway: IEEE, 2003.174–181.
- [15] Naka S, Genji T, Yura T, Fukuyama Y. Practical distribution state estimation using hybrid particle swarm optimization. In: *Proc. of the 2001 IEEE Power Engineering Society Winter Meeting*. Piscataway: IEEE, 2001. 815–820.

附中文参考文献:

- [1] 李建中,高宏.无线传感器网络的研究进展. *计算机研究与发展*,2008,45(1):1–15.



李轩涯(1987-),男,湖南邵阳人,博士,主要研究领域为移动计算,传感器网络.



程宾(1985-),男,博士,主要研究领域为移动计算,传感器网络.



慈林林(1950-),男,研究员,博士生导师,主要研究领域为人工智能,移动计算.



柳伟(1981-),男,博士,主要研究领域为可信计算,传感器网络.



杨明华(1977-),男,博士,工程师,主要研究领域为移动计算,可信计算.

www.jos.org.cn

www.jos.org.cn