

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.01.012

一种有向传感器网络强栅栏覆盖算法*

张聚伟 王宇

(河南科技大学 电气工程学院 洛阳 471023)

摘要:根据有向传感器节点感知特性,提出一种有向传感器节点模糊感知模型,以此为基础建立了模糊数据融合规则,减少网络中的不确定区域;就有向传感器网络强栅栏覆盖问题,提出一种基于粒子群的有向传感器网络强栅栏覆盖增强算法,将 n 维求解问题转化为一维求解,提高了算法收敛速度。仿真结果表明,对感知方向可连续调节的有向传感器网络节点,在随机部署情况下与现有算法对比,本算法对目标区域能有效的形成强栅栏覆盖,且具有较快的收敛速度,延长网络生存期。

关键词:有向传感器网络;栅栏覆盖;模糊;数据融合;粒子群优化

中图分类号: TN92 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5015

Strong barrier coverage algorithm for directional sensor network

Zhang Juwei Wang Yu

(Electrical Engineering College, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471023, China)

Abstract: A fuzzy perception model is proposed to the directional sensor nodes based on the sensing characteristics of the nodes, and also the fuzzy data fusion rule is built to reduce the network uncertain region. Aiming at the problem of directional sensor network strong barrier coverage, a directional sensor network strong barrier coverage enhancement algorithm based on particle swarm optimization is proposed. The convergence rate of the algorithm is improved through the n -dimensional problem be transformed into one-dimensional problem. The simulation results show that, under random deployment, the perception direction of sensor nodes can be adjusted continuously. Compared with the existing algorithms, the proposed algorithm can effectively form strong barrier coverage to the target area, has a faster convergence rate, and prolongs the network lifetime.

Keywords: directional sensor networks; barrier coverage; fuzzy; data fusion; particle swarm optimization

1 引言

无线传感器网络(wireless sensor networks, WSN)是一种应用型网络,吸引了大批学者对其进行研究^[1-5],栅栏覆盖^[6]是应用于边界或战场监测的一种覆盖模型,通过对传感器节点的有效调度形成感知栅栏,判断是否有穿越监测区域的入侵者。当入侵者穿越监测区域时至少被 K 个节点感知到,则称之为 K 栅栏覆盖。近年来,随着科技的进步以及检测需求的增多,雷达传感器、视频传感器、红外传感器等具有一定观测角度的传感器节点得到越来越多的应用,同时有向传感器网络(directional

sensor networks, DSNs)栅栏覆盖问题也备受关注。

传统全向传感器网络栅栏覆盖^[7]的研究已经取得了一定成果,与传统全向传感器网络不同,有向传感器网络节点的感知区域受感知角度的限制,并非一个完整的圆形区域,而传统基于全向模型的栅栏覆盖研究成果无法直接应用于有向传感器网络中,因此根据有向传感器网络的特点设计出合理的节点控制算法,有效利用网络资源是DSNs栅栏覆盖需要解决的关键问题。

Zhang等人^[8]针对有向传感器网络栅栏覆盖提出一种整数线性规划最优算法,并分别提出了集中式和分布式解决方案,但这种算法只适用于感知方向离散的有向传感器网络。文献[9]提出一种有向传感器网络强栅栏

覆盖部署策略,定义虚拟点获取有向传感器节点之间的位置关系,建立有向栅栏图判断给定区域是否是强栅栏覆盖,并以最小的调整角度达到强栅栏覆盖。文献[10-11]研究了视频传感器网络全视图栅栏覆盖问题,并取得了良好的效果,不同的是文献[10]是通过调整视频传感器感知方向实现的,而文献[11]给每个子区域赋予不同的权值,通过寻找最小权值路径实现全视图栅栏覆盖。

Wang 等人^[12]提出一种有向传感器网络栅栏覆盖算法,将有向传感器网络栅栏覆盖问题转化为图论模型,将每个强连通段看作一个栅栏图,计算出所有可能形成强栅栏覆盖所需移动节点最少的几组栅栏图,通过移动节点前往栅栏图中的空隙位置从而形成栅栏覆盖;文献[13]以文献[12]研究结果为基础对有向传感器网络 K 栅栏覆盖进行了研究,分别提出了一种最优算法,以及一种贪心算法,两种算法均能达到对目标区域的 K 栅栏覆盖,贪心算法性能相对于最优算法性能更好,但这种算法属于集中式算法不适用于大规模的传感网络。

综上所述,目前对有向传感器网络栅栏覆盖的研究工作中皆没有考虑传感器节点的感知特性与感知距离的关系,也没考虑网络对不确定感知区域的感知能力。本文根据有向传感器节点的感知特性提出一种模糊感知模型,并以此为基础建立了模糊融合规则以提高网络对不确定区域的感知能力。针对有向传感器网络强栅栏覆盖问题,引入虚拟栅栏的概念,利用粒子群算法调节传感器节点感知方向来实现对目标区域的强栅栏覆盖。

2 问题描述

2.1 感知模型

当前研究工作中对有向传感器感知模型使用最多的是用四元组 $(P_i, R, \vec{v}(t), \alpha)$ 描述的感知模型,具体参考文献[14],但这种感知模型属于确定感知模型与传感器节点感知性能随距离增加而衰减的特性存在一定的出入。在实际应用中,传感器节点的感知能力在超过一定距离之后会随着距离的增加而降低,也因目标特性以及网络环境的影响,使得其感知能力不规则,不连续,也没有明确的边界;同时从人们对传感器感知能力的主观判断通常是强或弱,这客观的反映了传感器节点感知能力的模糊特性。将有向传感器节点特性与人们主观判断相结合,建立有向传感器节点模糊感知模型如图 1 所示。

R_s 为有向传感器节点确定感知半径, d 为模糊感知距离。假设任意节点 s 的感知角度 $\varphi = 2\alpha$, 当目标点 p 到传感器节点 s 的欧氏距离 $R_s \leq d(s, p) \leq R_s + d$ 且感知角度 $|\theta_i| \leq \alpha$ 时, 目标点 p 被传感器节点依隶属度函数 $f(s, p)$ 感知, 这里引入多项式 Z 形隶属函数如图 2 所示。则传感器节点 s 对目标点 p 的感知能力为:

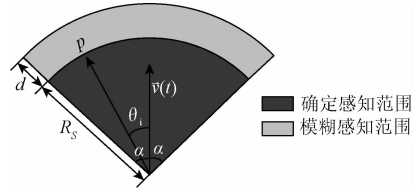


图 1 模糊感知模型

Fig. 1 Fuzzy perception model

$$f(s, p) = \begin{cases} 1, & d(s, p) < R_s \ \& \ |\theta_i| \leq \alpha \\ e^{\lambda(R_s - d(s, p))}, & R_s \leq d(s, p) \leq R_s + d \ \& \ |\theta_i| \leq \alpha \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

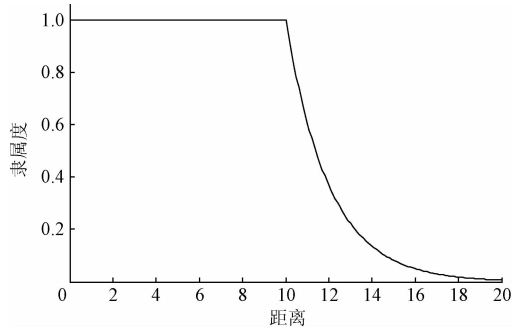


图 2 隶属函数

Fig. 2 Membership function

从隶属度函数 $f(s, p)$ 可知, 节点模糊感知范围的感知能力在 $0 \sim 1$, 依据节点的感知能力的强弱将其模糊化为强 $1 > f(s, p) \geq 0.8$, 偏弱 $0.8 > f(s, p) \geq 0.5$, 弱 $0.5 > f(s, p) > 0$ 。

2.2 数据融合模型

在传感器网络部署中, 会存在一些不在网络确定感知范围内的区域, 但却在网络节点模糊感知区域内, 称这些区域为模糊区域 (fuzzy region, FR)。为了减少网络中的模糊区域, 提高网络对目标区域感知数据的准确性, 网络数据融合模型的建立是有必要的。

定义 1 感知强度集 假设目标点 Q 处于网络模糊感知范围, 如果 Q 在节点 S_i 的模糊感知范围内, 则称节点 S_i 为 Q 的融合节点, 所有融合节点对 Q 的感知强度集合为感知强度集, 记作 $O = \{O_1, O_2, \dots, O_m\}$ 。

从节点模糊感知模型可知融合节点对目标点 Q 的感知强度分别为强、偏弱、弱。则根据感知强度集 O 可以求得网络对目标点 Q 的 3 种感知强度的个数 $N = \{n_1, n_2, n_3\}$ $n_1 + n_2 + n_3 = m$; 不同的感知强度对目标点 Q 的贡献度不同, 定义强、偏弱、弱 3 种感知强度的贡献权值分别为 $\omega_1, \omega_2, \omega_3$, 记作 $W = \{\omega_1, \omega_2, \omega_3\}$ 。网络对目标点的感知强度的模糊融合结果为:

$$U = N \cdot W^T = \{n_1\omega_1, n_2\omega_2, n_3\omega_3\} \quad (2)$$

定义2 融合指数对于模糊区域一点 Q ,根据式(2)计算其融合结果 U ,则点 Q 的融合指数为:

$$I_Q = |U| = \sqrt{(n_1\omega_1)^2 + (n_2\omega_2)^2 + (n_3\omega_3)^2} \quad (3)$$

定义3 有效覆盖区域 如果传感器网络对目标区域的融合指数大于等于一定阈值 I_{th} ($1 > I_{th} > 0$),则称该目标区域为有效覆盖区域。

模糊判断规则如下:

- 1) if $I_Q \geq I_{th}$ 输出 1;
- 2) if $I_Q < I_{th}$ 输出 0。

引理1 在有向传感器网络中,如果目标区域处于多个传感器节点的感知范围内,则数据融合能提高网络有效覆盖区域。

证明:如图3所示,对于处于多个传感器节点模糊感知区域的目标区域 H ,网络对其感知能力明显增加,融合指数肯定会相应增大,当融合指数大于一定阈值 I_{th} 时, H 则为有效覆盖区域。

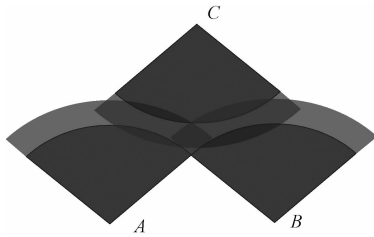


图3 融合示意图

Fig.3 Schematic diagram of fusion

2.3 有向传感器网络栅栏覆盖分析

假设在目标区域 $L \times W$ 中,随机部署 N 个有向传感器节点,每个传感器节点具有调整自身感知方向,但不具有移动能力,且节点能获取自身位置信息。Kumar等人^[15]给出了强栅栏覆盖和弱栅栏覆盖的定义,如图4所

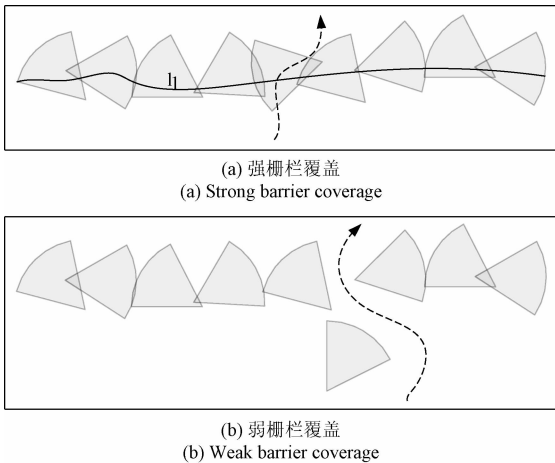


图4 栅栏覆盖

Fig.4 Barrier coverage

示。强栅栏覆盖:入侵者沿任意路径穿越目标区域都会被网络发现如图4(a)所示;弱栅栏覆盖:网络从左至右形成一个水平方向上的屏障如图4(b)所示,但存在路径使得入侵者穿越目标区域不被网络发现。

定义4 虚拟栅栏 网络中连接目标区域两端的任意曲线称为虚拟栅栏,如图4(a)中曲线 l_1 。

引理2 如果传感器网络对虚拟栅栏形成全覆盖,则传感器网络对目标区域一定形成强栅栏覆盖。

证明:假设虚拟栅栏长度为 l ,传感器网络能够参与对虚拟栅栏进行覆盖的节点为 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$,传感器节点 s_i 对虚拟栅栏的覆盖区域为 l_i ,则网络对虚拟栅栏的覆盖情况为 $L = \{l_1, l_2, \dots, l_m\}$;当满足 $l = \bigcup_{i=1}^m l_i$ 时,网络一定对虚拟栅栏形成全覆盖,明显此时传感器节点对目标区域形成强栅栏覆盖。

由引理2可知,传感器网络的栅栏覆盖问题可以等价转化为对虚拟栅栏覆盖问题,也即是寻找一条虚拟栅栏,然后调整传感器网络对其进行覆盖,如果网络能对虚拟栅栏实现全覆盖则形成强栅栏。

由于传感节点初始部署的随机性,如果选择的虚拟栅栏周围没有节点或者节点比较少,此时网络对虚拟栅栏是不可能形成全覆盖,也即是不能形成强栅栏覆盖,因此虚拟栅栏位置的选择则成了网络能否形成强栅栏覆盖的关键。因此本文以节点冗余度为基础选择虚拟栅栏离散点,从目标区域的一侧边界开始离散选择网络节点冗余度高的区域节点坐标的平均值 $\{\bar{p}_1(x_1, y_1), \bar{p}_2(x_2, y_2), \dots, \bar{p}_n(x_n, y_n)\}$ 作为基点,并通过最小二乘法对其进行曲线拟合,最终形成虚拟栅栏。但这种方式确定虚拟栅栏会出现如图5所示情况,由于选择的离散点之间距离太大使得拟合曲线波动大,对形成强栅栏覆盖非常不利,这是不希望出现的。为了防止这种情况出现,对离散点的选取进行约束:优先选择冗余度高的坐标作为离散点,如果离散点距离前一个离散点距离超过2倍的感知半径则不选择该坐标为离散点。

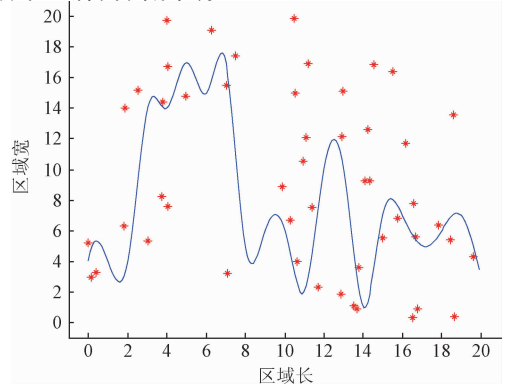


图5 虚拟栅栏波动

Fig.5 Virtual fence fluctuation

为了保证传感器网络能够形成高性能的栅栏覆盖,则要求虚拟栅栏上的点尽可能多的被网络覆盖,而通过图4(a)可以看出虚拟栅栏上存在无数个点,因此虚拟栅栏全覆盖是一个连续域的问题,为了实现虚拟栅栏全覆盖,首先需要将其从连续域的问题转换为离散域。虚拟栅栏上每隔 Δl 取一个虚拟点 l_i ,而由虚拟点组成的集合 Λ 也即是本文需要的离散栅栏,假设有向传感器网络覆盖离散栅栏的集合为 Λ_c ,则传感器网络对虚拟栅栏的覆盖率为:

$$C = \|\Lambda_c\|/\|\Lambda\| \quad (4)$$

根据有向传感器节点模糊感知模型,所有距离虚拟栅栏 $\leq R_s + d$ 的传感器节点称为有用节点,如图6所示,而那些超出 $R_s + d$ 的传感器节点对于虚拟栅栏覆盖则没有任何贡献。

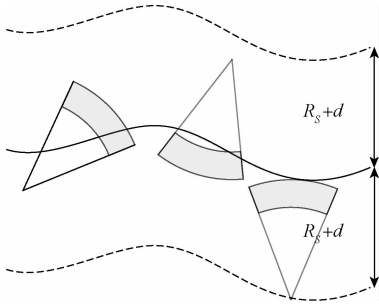


图6 有用节点示意图

Fig.6 Schematic diagram of useful nodes

假设在时刻 t 传感器节点 i 的感知方向为 v_{it} ,节点 i 覆盖的虚拟点集合为 Λ_{it} ,所有有用节点覆盖的虚拟点为 $\Lambda_c = \bigcup_{i=1}^n \Lambda_{it}$ (n 为有用节点个数),则在时刻 t 网络对虚拟栅栏的覆盖率为 $C_t = \|\bigcup_{i=1}^n \Lambda_{it}\|/\|\Lambda\|$ 。有向传感器网络虚拟栅栏覆盖问题可定义为寻找一组有用传感器节点感知方向子集 $\{v_1, v_2, v_3, \dots, v_n\}$,使得网络对虚拟栅栏的覆盖率 C 满足:

$$C(v_1, v_2, v_3, \dots, v_n) \geq C(v_{1t}, v_{2t}, v_{3t}, \dots, v_{nt}) \quad (5)$$

当网络对虚拟栅栏的覆盖率 $C(v_1, v_2, v_3, \dots, v_n) = 1$ 时,即实现了对目标区域的强栅栏覆盖;因此在传感器节点不能移动的情况下,需调整网络节点感知方向,尽可能多的覆盖虚拟点,从而提高网络对虚拟栅栏的覆盖率。

引理3 有向传感器网络虚拟栅栏覆盖问题是 NP 完全的。

证明:首先假设 V 为传感网络中有用节点所有可能的感知方向集 $\{v_{1t}, v_{2t}, v_{3t}, \dots, v_{nt}\}$ 的合集,且 $\|V\| = \Delta$;然后定义一个变量 κ_{ij} ($1 \leq t \leq \Delta, j \in \Lambda$), κ_{ij} 代表虚拟点 j 是否被 V 的一个子集 $\{v_{1t}, v_{2t}, v_{3t}, \dots, v_{nt}\}$ 所覆盖。

$$\kappa_{ij} = \begin{cases} 1, & j \text{ is covered} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

得式(5)等价于 $\max[C(v_{1t}, v_{2t}, v_{3t}, \dots, v_{nt})] = \sum_{j=1}^{\|\Lambda\|} \kappa_{ij}$,也即是集合 V 中寻找一个子集 $\{v_{1t}, v_{2t}, v_{3t}, \dots, v_{nt}\}$ 使得有用传感器节点覆盖最多的虚拟点,将每个虚拟点看作目标点也即是覆盖最多的目标点,显然最大化所覆盖的目标数是一个熟知的 NP 完全问题,由此得证有向传感器网络虚拟栅栏覆盖问题是 NP 完全的。

3 有向传感器网络栅栏覆盖算法

3.1 粒子群算法在栅栏覆盖中的应用分析

根据2.3节可知有向传感器网络虚拟栅栏覆盖问题是 NP 完全的,有向传感器网络虚拟栅栏覆盖增强问题是求解在有向传感器节点位置不变的情况下覆盖率最大的感知方向集 $\{v_1, v_2, v_3, \dots, v_n\}$ 。假设种群中有 m 个粒子 $X = (X_1, X_1, \dots, X_m)$,每个粒子在一个 n 维的搜索空间中寻优,并通过式(7)和(8)进行迭代跟踪局部最优解和全局最优解,并更新自身的感知方向集和速度^[16],算法根据目标函数判断每个粒子位置 X_j 的优劣。

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \quad (7)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (8)$$

式中: k 为迭代次数; c_1 和 c_2 是正数,为加速因子,一般取常数值; V_{id} 为粒子的运动速度; r_1 和 r_2 是区间 $[0, 1]$ 的随机数通常用 $rand()$ 表示; $d = 1, 2, \dots, n$; $i = 1, 2, \dots, m$; ω 为惯性权重,体现的是粒子继承前次迭代速度的能力,较大的惯性权重有利于全局搜索,而较小的惯性权重则有利于局部搜索。为了更好的平衡全局搜索和局部搜索能力,使用线性递减惯性权重,即:

$$\omega(k) = \omega_{\text{start}}(\omega_{\text{end}} - \omega_{\text{start}})(T_{\text{max}} - k)/T_{\text{max}} \quad (9)$$

式中: ω_{start} 为初始惯性权重, ω_{end} 为最后一次迭代的惯性权重, k 为当前迭代次数, T_{max} 是最大迭代次数。一般情况下,惯性权重取 $\omega_{\text{start}} = 0.9$ 、 $\omega_{\text{end}} = 0.4$ 时算法的性能最好。

粒子群算法通过目标函数判断粒子位置的好坏,如果目标函数以网络虚拟栅栏覆盖率为衡量粒子优劣,则每个粒子 $X_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})^T$ 都是一个 n 维向量,通过迭代求出最优的 n 维向量,也即是 n 个有用传感器节点的感知方向 $v_g = (v_{g1}, v_{g2}, \dots, v_{gn})^T$,能够有效的提高网络覆盖率,但是这种方式属于集中式算法,不适用于大规模节点部署的传感器网络。

考虑到目标函数以网络虚拟栅栏覆盖率衡量粒子的优劣属于集中式算法,本文以单个传感器节点为基础调整节点的感知方向,每个微粒不再是一个 n 维向量,也不

代表所有传感器节点的感知方向,而是一个一维向量仅代表一个传感器节点的感知方向,这样网络覆盖就从一个 n 维动态求解问题转换为了一维动态求解问题。假设目标函数为 $F(x)$, 以其对传感器节点 i 感知方向的输出值 $F(v_{it})$ 来评价粒子的优劣, 目标函数输出越大则代表该传感器节点覆盖越多的虚拟点。算法每次迭代节点覆盖率都会大于或等于先前的覆盖率, 从而实现提高网络虚拟栅栏覆盖率。如图 7(a) 所示, 节点 S_i 初始感知方向为 $\vec{v}(t_0)$, 此时只覆盖了两个虚拟点, 算法通过式 (7)、(8) 迭代求出一个新的感知方向 $\vec{v}(t_1)$, 同时目标函数 $F(\vec{v}(t_1)) > F(\vec{v}(t_0))$, 为了覆盖更多的虚拟点将该节点的感知方向调整为 $\vec{v}(t_1)$ 覆盖了 4 个虚拟点。

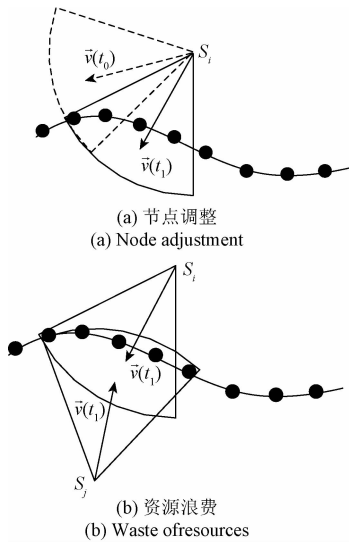


图 7 节点调整分析

Fig. 7 Node adjustment analysis

3.2 问题分析

由 3.1 节中可知分布式粒子群算法以传感器节点本身为基础, 以覆盖更多虚拟点为目标迭代调整节点感知方向, 提高虚拟栅栏覆盖率。在算法迭代过程中会出现如图 7(b) 所示情况, 每个有用节点都在寻求覆盖更多的虚拟点, 最终有可能邻居节点之间出现严重的重叠覆盖情况, 从而使得节点资源浪费。

定义 5 邻居节点 在有向传感器网络中任意两个节点 s_i, s_j , 若两节点之间的欧氏距离 $0 \leq d(s_i, s_j) \leq 2R_f$, 则称两个节点互为邻居节点。

定义 6 节点覆盖域 网络中任意有用传感器节点 s_i 所覆盖虚拟点的集合为 A_i , 称集合 A_i 为节点覆盖域。

定义 7 节点重叠域 假设网络中任意一个有用传感器节点 s_i 有 h 个有用邻居节点, s_i 与其邻居节点 s_j 感知重叠的虚拟点集合为 S_{ij} , 则传感器节点 s_i 的重叠域:

$$\gamma_i = \bigcup_{j=1}^h S_{ij} \quad (10)$$

如果算法单方面考虑节点覆盖率是不可行的, 为了消除节点浪费现象, 提高算法对网络节点的利用率则必须消除邻居节点之间的覆盖重叠。在提高单个节点的覆盖域的同时也要降低节点重叠域。粒子群算法以目标函数评价粒子的优劣, 则需要在目标函数中兼顾考虑节点之间的重叠域。

定义 8 节点净覆盖域 网络中任意节点 s_i 的节点覆盖域 A_i 减去其节点重叠域 γ_i 所得到的集合 Γ_i 即为节点 s_i 的净覆盖域。

$$\Gamma_i = A_i - \gamma_i = A_i - \bigcup_{j=1}^h S_{ij} \quad (11)$$

引理 4 在有向传感器网络中, 当每个有用传感器节点对虚拟点的净覆盖域最大时, 网络的虚拟栅栏覆盖率最大。

证明: 由式 (5) 可知, 有向传感器网络虚拟栅栏覆盖是为了尽可能多的覆盖虚拟点, 结合式 (4)、(11) 可得虚拟栅栏最大覆盖率为:

$$C = \max\left(\frac{\|\Gamma_1 + \Gamma_2 + \dots + \Gamma_n\|}{\|A\|}\right) \quad (12)$$

式中: $\|A\|$ 为常数, 且在 $i \neq j$ 时任意两个 Γ_i, Γ_j 不相关, 所以上式经等价变换得:

$$C^* = \max(\Gamma_1) + \max(\Gamma_2) + \dots + \max(\Gamma_n) \quad (13)$$

明显得证每个有用传感器节点对虚拟点的净覆盖域最大时, 网络的虚拟栅栏覆盖率最大。

证毕。

4 算法描述

4.1 算法假设

在仿真分析中, 本文与其他有向传感器网络栅栏覆盖研究一样做出如下假设。

- 1) 网络中有向传感器节点同构, 也即是所有节点具有相同的确定感知半径、模糊感知半径、通信半径、以及感知角度, 节点通信半径是确定感知半径的 2 倍;
- 2) 传感器节点随机部署后可以确定自己的位置坐标、感知方向和所有邻居节点的位置信息;
- 3) 所有传感器节点位置不能移动, 但感知方向可连续调整。

4.2 算法步骤

目标函数是粒子群算法的重要组成部分, 目标函数对算法性能有着非常大的影响, 本文以每个有用节点对虚拟栅栏的净覆盖域为基础建立目标函数, 每次迭代节点对虚拟栅栏的净覆盖域都会大于等于前一次, 下面是算法目标函数建立步骤。

Function $\Gamma_i = \text{fitness}(\alpha) \% \text{适应度函数}$

- 1) 初始化节点覆盖域 A_i , 重叠域 γ_i , 净覆盖域 Γ_i ;

2) 判断节点 i 是否有邻居节点, 如果没有则 $\gamma_i = 0$, 如果有计算节点 i 与其邻居节点重叠覆盖的虚拟点 $\gamma_i = \gamma_i + 1$;

3) 判断虚拟点 j 是否被节点 i 覆盖, 如果被覆盖则 $\Lambda_i = \Lambda_i + 1$;

4) 计算节点 i 的净覆盖度 $\Gamma_i = \Lambda_i - \gamma_i$;

基于粒子群算法的栅栏覆盖算法 (barrier coverage enhancement based on particle swarm optimization algorithm, BCEPSO) 主程序步骤如下。

1) 初始化参数: 迭代次数 n_{max} , 学习因子 c_1, c_2 , 惯性权重 ω , 粒子个数 n , 模糊感知范围 d , 粒子速度 v_{max}, v_{min} , 角度范围 a_{max}, a_{min} , 局部最优 p_{ij} , 全局最优 p_{gi} ;

2) 迭代开始 $t = 1: n_{max}$, 并根据式(9)计算迭代权重 ω ;

3) 根据式(7)、(8)计算每个传感器节点 i 的第 j 个粒子的角度 a_{ij} , 以及调整速度 v_{ij} ;

4) 根据目标函数判断粒子角度 a_{ij} 的优劣, 并输出 $\Gamma_i(a_{ij})$, 如果 $\Gamma_i(a_{ij})$ 优于局部最优角度的目标函数评定值 $\Gamma_i(p_{ij})$, 则更新局部最优角度 $p_{ij} = a_{ij}$, 如果 $\Gamma_i(a_{ij})$ 优于全局最优角度的目标函数评定值 $\Gamma_i(p_{gi})$, 则更新全局最优角度 $p_{gi} = a_{ij}$;

5) $t = n_{max}$, 迭代停止;

6) 根据 1.2 节模糊融合规则计算路径覆盖率。

4.3 算法收敛性分析

BCEPSO 算法以单个节点的净覆盖域 Γ_i 为基础, 节点感知方向的每次调整都会伴随着其净覆盖域 Γ_i 的增加, 用 Δ_r 表示节点每次调整感知方向后其净覆盖域增加的最小当量。假设: 1) 每个节点的净覆盖域最大为 n ; 2) 初始状态是最坏的情况, 也即是节点净覆盖域为 0, 则算法最多迭代 n/Δ_r 次。

引理 5 当 $\Delta_r = 0$ 时, 如果迭代次数趋于无穷大, 则每个有用节点的感知方向都会收敛于一个局部最优方向。

证明: 有用节点 i 在第 t 次迭代时的感知方向为 $\vec{v}_i(t)$, 此时其净覆盖域为 Γ_i , 设节点 i 的感知方向处于局部最优时的节点净覆盖域为 Γ_i^* , 而感知方向 $\vec{v}_i(t)$ 在 $[0, 2\pi]$ 上是连续的, 因此只需要证明在 $t \rightarrow \infty$ 时, $\Gamma_i \rightarrow \Gamma_i^*$ 即可。

假设算法第 $t-1$ 次迭代得到的净覆盖域为 Γ_{t-1} , 第 t 次迭代得到的为 Γ_t , 则由算法可知 $\Gamma_{t-1} \leq \Gamma_t$, 则:

$$\Gamma'(t) = \frac{\Gamma_t - \Gamma_{t-1}}{\Delta t} \geq 0 \quad (14)$$

由此可知 $\Gamma(t)$ 是一个递增的函数, 显然当 $t \rightarrow \infty$ 时, $\Gamma_i \rightarrow \Gamma_i^*$ 。

证毕。

5 仿真分析

本文使用 MATLAB2013a 对算法进行仿真验证, 以一个实例对本文算法 BCEPSO 进行验证, 实验参数为在 $20 \text{ m} \times 10 \text{ m}$ 目标区域中随机部署 30 个传感器节点, 传感器节点确定感知半径 $R_s = 2 \text{ m}$, 模糊感知范围 $d = 0.8 \text{ m}$, 贡献权值 $\omega_1 = 5, \omega_2 = 3, \omega_3 = 1$, 阈值 $I_{th} = 6$, 感知角度 $2\alpha = \pi/3$, 粒子个数为 5, 图 8 所示为 BCEPSO 算法某次仿真结果。

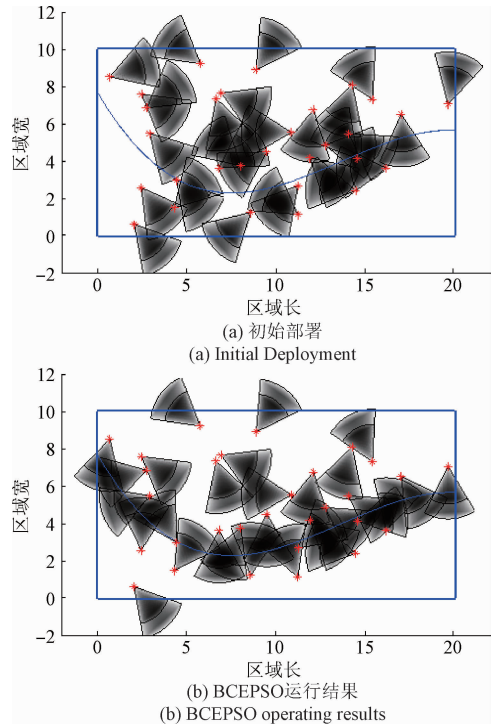


图 8 BCEPSO 算法仿真

Fig. 8 BCEPSO algorithm simulation

从图 8 可以看出本文算法 BCEPSO 对目标区域能够有效实现强栅栏覆盖, 图中蓝色矩形为目标区域, 蓝色线条为算法拟合的虚拟栅栏, 本文通过调整有用传感器节点的感知方向对虚拟栅栏实现全覆盖, 从而对目标区域实现强栅栏覆盖, 而那些对虚拟栅栏没有贡献的节点则没有调整, 节省网络能量。

本文算法是以粒子群算法为基础实现的, 所以粒子个数的多少对本文算法有直接的影响。算法初始化粒子个数对本文算法收敛性的影响如图 9 所示, 从图中可以看出粒子个数越多算法收敛越快, 同时效果更好; 而当粒子数大于 5 时, 粒子个数的多少对算法的收敛性影响减弱, 因此本文算法粒子个数取 5, 既能保持算法性能, 也不影响算法收敛速度。

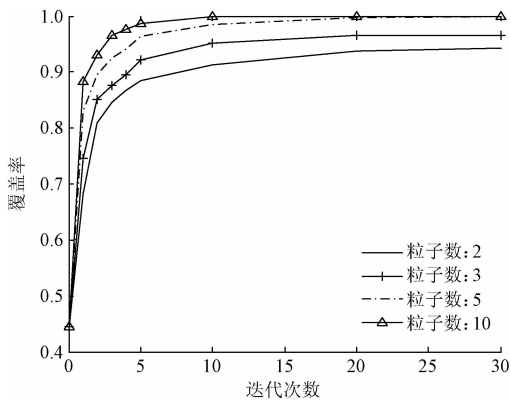


图 9 粒子个数对算法性能的影响

Fig. 9 Effect of particle number on the performance of BCEPSO

BCEPSO 算法使用模糊融合和不使用模糊融合形成虚拟栅栏的覆盖率与节点个数的关系如图 10 所示,从图中可以看出在算法使用模糊数据融合时网络对虚拟栅栏的覆盖率比不使用模糊数据融合的覆盖率高,这是因为网络对多个传感器感知数据进行模糊数据融合能够提高网络对不确定区域感知能力,从而提高网络对虚拟栅栏的覆盖度。随着网络节点的增多两者的差距越来越小,因为随着节点的增多网络中的不确定区域就会减少,相对的数据融合的作用就会减弱。特别的,当网络中节点少于 30 个时,网络对虚拟栅栏的覆盖率小于 1,由引理 2 可知此时网络对目标区域形成不了强栅栏覆盖;当网络中节点数大于 30 时网络对虚拟栅栏的覆盖率等于 1,也即对目标区域形成了强栅栏覆盖。

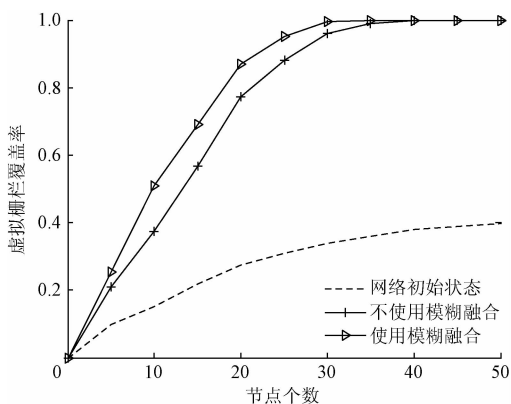


图 10 确定感知与模糊融合对比

Fig. 10 Comparison of confirming perception and fuzzy fusion

在有向传感器网络中影响算法形成强栅栏覆盖的主要参数:有向传感器节点个数 n , 节点感知半径 R_s , 以及节点感知偏角度 α 。为了更全面的对比本文算法性能,分别对 BCEPSO 算法和文献[12,17]中强栅栏覆盖算法进行仿真,在形成强栅栏覆盖时所需的节点个数与节点

半径 R_s 以及节点感知偏角度 α 之间的关系如图 11 所示。

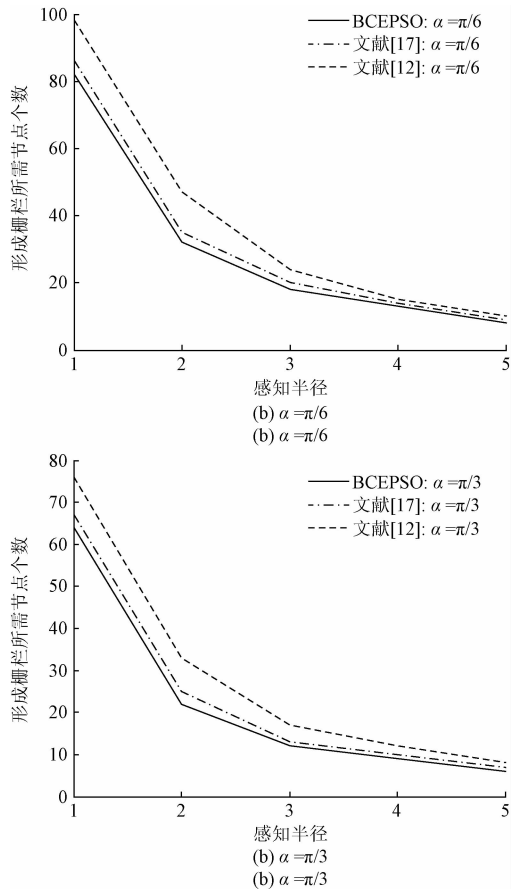


图 11 参数对算法的影响

Fig. 11 The influence of parameter on algorithm

从图 11 可以看出随着感知半径 R_s 以及节点感知偏角度 α 的增加 3 种算法形成强栅栏覆盖所需要的节点个数都明显降低,在感知半径较小时 BCEPSO 算法形成强栅栏覆盖所需节点个数明显比文献[12]以及文献[17]中算法少,这是因为文献[12]算法在节点半径比较小时静态节点之间的间隙就会增多,相应的需要加入填补间隙的可移动异构传感器节点就会增多,文献[17]中算法和本文 BCEPSO 算法通过调整传感器感知方向对目标区域实现强栅栏覆盖,不需要引入异构节点,因此需要的节点个数比文献[12]要少,不同的是 BCEPSO 算法通过调整传感器感知方向对虚拟栅栏进行全覆盖,从而形成强栅栏覆盖,且使用模糊数据融合模型消除网络中的不确定区域,能更充分的利用网络节点资源。

传感器节点通常具有电源能量低、二次补充能量难、信息采集能耗大的缺点,因此传感器网络使用寿命是衡量算法性能的一个重要指标。假设每个有向传感器节点的初始能量为 45 ~ 50 J,节点在正常工作过程中单位时间内的通讯开销为 0.5 J 的能量,节点感知方向每调整

100°消耗1 J的能量;节点移动单位距离1 m所消耗能量为3 J。网络经过3种算法部署后形成强栅栏覆盖随时间 t 的变化如图12所示。

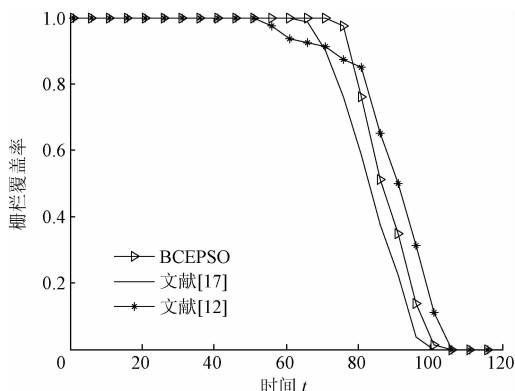


图12 栅栏覆盖率随时间 t 的关系

Fig. 12 Relationship between barrier coverage rate and time t

从图12可以看出当 $t > 50$ 时文献[12]算法的栅栏覆盖率逐渐下降,当 $t > 63$ 时文献[17]中算法的栅栏覆盖率开始下降,而BCEPSO算法则是在 $t > 72$ 时栅栏覆盖率开始下降。这是因为文献[12]算法在部署时需要引入一些可移动节点填补栅栏空隙,而这些节点移动到目标位置会消耗大量自身能量,从而导致对目标区域形成的栅栏因这些节点过早死亡出现空隙。调整感知方向相对于节点移动消耗能量较少,而文献[17]中算法为集中式算法通信开销较大,因此BCEPSO算法能够长时间维持栅栏覆盖率为1。通过强栅栏覆盖的定义可知当栅栏覆盖率小于1时,网络对目标区域的覆盖将不再是强栅栏覆盖,相对与文献[12]以及文献[17]中算法,BCEPSO算法能够更有效的维持网络强栅栏覆盖寿命。

6 结 论

本文根据传感器节点感知性能随距离增加而衰减的特性,提出一种有向传感器节点模糊感知模型,并建立了模糊数据融合规则减少网络中的模糊区域,提高网络有效覆盖区域;针对有向传感器网络强栅栏覆盖问题,提出了一种基于粒子群算法的有向传感器网络强栅栏覆盖算法BCEPSO,通过最小二乘法建立虚拟栅栏,并使用BCEPSO算法对虚拟栅栏形成全覆盖,从而实现对目标区域的强栅栏覆盖。与已有算法SCCI以及文献[12]中算法相比,本文算法能以较少的传感器节点对目标区域构建强栅栏覆盖,并且网络具有更长的强栅栏覆盖寿命。

参考文献

[1] 马学森,曹政,韩江洪,等. 改进蚁群算法的无线传感器网络路由优化与路径恢复算法[J]. 电子测量与仪

器学报, 2015,29(9):1320-1327.

MA X S, CAO ZH, HAN J H, et al. Routing optimization and path recovery algorithm in wireless sensor network based on improved ant colony algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(9):1320-1327.

[2] 张华,姚嘉鑫,吴朝云. 传感器网络移动中继节点部署算法[J]. 中国测试, 2014,40(4):78-82.

ZHANG H, YAO J X, WU CH Y. Deploy algorithm of mobile relay nodes of sensor network [J]. China Measurement & Test, 2014,40(4):78-82.

[3] 王建平,骆立伟,李奇越. 矿井无线传感器网络高效MAC协议研究[J]. 电子测量技术, 2014, 37(7):115-120.

WANG J P, LUO L W, LI Q Y. Research on efficient MAC protocol of wireless sensor networks for mine [J]. Electronic Measurement Technology, 2014, 37(7):115-120.

[4] 蒋一波,陈琼,王万良,等. 视频传感器网络中多路径K级覆盖动态优化算法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(4):830-840.

JIANG Y B, CHEN Q, WANG W L, et al. Multipath K level coverage dynamic optimization algorithm for video sensor networks [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015,36(4):830-840.

[5] 张翠. 无线传感网协议测试平台研究[J]. 国外电子测量技术, 2015,34(6):54-57.

ZHANG C. Research of wireless sensor network protocol testing platform [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2015,34(6):54-57.

[6] TAO D, WU T Y. A survey on barrier coverage problem in directional sensor networks [J]. IEEE Sensors Journal, 2015,15(2):876-885.

[7] 班冬松,温俊,蒋杰,等. 移动无线传感器网络K-栅栏覆盖的构建算法[J]. 软件学报, 2011, 22(9):2089-2103.

BAN D S, WEN J, JIANG J, et al. Constructing K-barrier coverage in mobile wireless sensor networks [J]. Journal of Software, 2011,22(9):2089-2103.

[8] ZHANG L, TANG J, ZHANG W Y. Strong barrier coverage with directional sensors [C]. Global Telecommunications Conference, 2009:1-6.

[9] TAO D, MMO X F, TANG S J, et al. Strong barrier coverage using directional sensors with arbitrarily tunable orientations [C]. 7th International Conference on Mobile Ad-hoc and Sensor Networks, 2011: 68-74.

[10] GUI Y, WU F, GAO X F, et al. Full-view barrier coverage with rotatable camera sensors [C]. 2014 IEEE/

- CIC International Conference on Communications in China (ICCC), 2014; 818-822.
- [11] HUAN M, MENG Y, DEYING L, et al. Minimum camera barrier coverage in wireless camera sensor networks [C]. INFOCOM, 2012 Proceedings of IEEE, 2012; 217-225.
- [12] WANG Z B, LIAO J L, CAO Q, et al. Barrier coverage in hybrid directional sensor networks [C]. 10th International Conference on Mobile Ad-Hoc and Sensor Systems (MASS), IEEE, 2013; 222-230.
- [13] WANG Z B, LIAO J L, CAO Q, et al. Achieving K-barrier coverage in hybrid directional sensor networks [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2014, 13(7): 1443-1455.
- [14] 陶丹, 马华东, 刘亮. 基于虚拟势场的有向传感器网络覆盖增强算法 [J]. 软件学报, 2007, 18(5): 1152-1163.
- TAO D, MA H D, LIU L. A virtual potential field based coverage-enhancing algorithm for directional sensor networks [J]. Journal of Software, 2007, 18(5): 1152-1163.
- [15] KUMAR S, LAI T H, ARORA A. Barrier coverage with wireless sensors [C]. Proceedings of the 11th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, 2005; 284-298.
- [16] SHI Y, EBERHART R. Empirical study of particle swarm optimization [C]. International Conference on Evolutionary Computation, IEEE, 1999; 1945-1950.
- [17] 陶丹, 毛续飞, 吴昊. 有向传感网络中移动目标栅栏覆盖算法 [J]. 北京邮电大学学报, 2013, 36(5): 6-9.

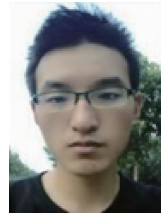
TAO D, MAO X F, WU H. Barrier coverage algorithm for moving target in directional sensor networks [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications. 2013, 36(5): 6-9.

作者简介



张聚伟, 1978 年出生, 2008 年于天津大学获得博士学位, 现为河南科技大学副教授, 主要研究方向为无线传感器网络、智能检测理论与应用、信息融合理论与应用。
E-mail: juweizhang@163.com

Zhang Juwei was born in 1978. He received Ph. D. from School of Electrical Engineering & Automation, Tianjin University, in 2008. He is currently an associate professor in Henan University of Science and Technology. His current research interests include wireless sensor networks, intelligent testing technology and information fusion theory. in resource-constrained distributed environment, hyperspectral image analysis, and bioinformatics. She is a senior member of the IEEE.



王宇, 1991 年出生, 2014 年于河南科技大学获得学士学位, 现为河南科技大学硕士研究生, 主要研究方向为有向传感器网络覆盖。
E-mail: wangyumail_box@163.com

Wang Yu was born in 1991, and received B. Sc. from Henan University of Science and Technology in 2014. Now, he is a M. Sc. candidate in Henan University of Science and Technology. His main research field is directional sensor network coverage.