

各向异性传感环境下的移动对象反监控算法*

王雷^{1,2+}, 蒋新华¹, 王益民², 林亚平²

¹(福建工程学院 电子信息与电气工程系, 福建 福州 350108)

²(湖南大学 软件学院, 湖南 长沙 410082)

Anti-Monitoring Algorithm for Mobile Object in Anisotropic Sensory Networks

WANG Lei^{1,2+}, JIANG Xin-Hua¹, WANG Yi-Min², LIN Ya-Ping²

¹(Electronic Information and Electric Engineering Department, Fujian University of Technology, Fuzhou 350108, China)

²(College of Software, Hu'nan University, Changsha 410082, China)

+ Corresponding author: E-mail: wanglei@hnu.cn

Wang L, Jiang XH, Wang YM, Lin YP. Anti-Monitoring algorithm for mobile object in anisotropic sensory networks. *Journal of Software*, 2011, 22(6): 1389-1397. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3821.htm>

Abstract: After researching the anti-monitoring problem on mobile objects in the heterogeneous sensory field, a new Exposure model is proposed, which can be used to estimate the approximate risk of a mobile object moving along a path to traverse the sensory field deployed with anisotropic sensor nodes. Based on the newly proposed Exposure model, a novel decision algorithm for path selection is designed by combining the Anisotropic Voronoi Tessellation schemes, which guarantee that the mobile object can select a suitable path with a minimal approximately risk of traveling across the anisotropic sensory field. Theoretical analyses and simulation results show that the new algorithm has a good anti-monitoring performance and requires only that the mobile object should know the local information in its detection radius, so it is distributed and practical.

Key words: anti-monitoring; anisotropic sensor network; anisotropic Voronoi tessellation; exposure model

摘要: 研究异构传感环境下移动对象的反监控问题, 提出一种暴露模型, 该模型可用于近似估算移动对象穿越各向异性传感器网络时的风险. 并在此基础上, 结合各向异性 Voronoi 图提出了一种路径判定算法, 该算法能够保障移动对象选择一条具有近似最小风险的路径穿越各向异性传感器网络区域. 理论分析和实验结果表明, 算法具有良好的反监控性能. 另外, 算法只需知道移动对象侦测半径之内的局部信息, 因此也具有分布式和实用性等良好特性.

关键词: 反监控; 各向异性传感器网络; 各向异性 Voronoi 图; 暴露模型

中图法分类号: TP393 文献标识码: A

目前, 具有传感、数据处理、定位以及无线通信功能的传感器(sensors)节点在一系列商业与军事的领域之内得到了广泛应用. 例如环境与军事监控、地震与气象预报、地下与深水探测等等^[1,2]. 由于环境的不确定性, 在很多情况下需要布置成百上千的传感器节点基于自组织的形式收集传感环境中的信息. 因此, 对这种由大规模传感器节点构成的传感器网络(sensor networks)的研究已引起了众多研究者的高度关注, 并将传感器网络的研

* 基金项目: 湖南大学“中央高校基本科研业务费”; 福建工程学院科研基金(GY-Z10050, GY-Z10070)

收稿时间: 2008-11-11; 定稿时间: 2010-01-04

究列为 21 世纪最具挑战性的研究课题之一^[3,4].

在传感环境下,传感器网络的目的通常是通过信息的收集来监控传感区域中移动对象(mobile object)的生存或移动状态.因此,当移动对象需要穿越传感区域时,其目的是需要找到一条尽可能安全的路径来通过该区域.显然,传感器网络与移动对象之间是一种监控(monitring)与反监控(anti-monitring)的关系^[5].

针对移动对象的反监控问题,在目前代表性的研究方法中,人们通常首先采用基于网格划分(grid division)或 Voronoi 图(Voronoi tessellations)来确定移动对象的下一位置点候选集合,然后依据各自定义的暴露模型(exposure models)从移动对象的下一位置点候选集合中选择一个合适的点来作为其下一位置点,目的是为了帮助移动对象找到一条尽可能小风险的路径安全通过传感区域.例如:在 Meguerdichian 和 Koushanfar 等人^[6]提出的方法中,首先采用网格划分来确定移动对象的下一位置点候选集合,然后将移动对象在时间间隔 $[t_1, t_2]$ 内沿路径 $p(t)$ 移动时的 Exposure 定义为路径 $p(t)$ 上传感器区域密度(sensor field intensity)的积分.而在另一篇文献中,他们又将移动对象在时间间隔 $[t_1, t_2]$ 内沿路径 $p(t)$ 移动时的 Exposure 定义为传感器节点到路径 $p(t)$ 距离的积分^[7].另外,在 Veltri 和 Huang 等人^[8]给出的方法中,他们使用 Voronoi 图替代了网格划分来确定移动对象的下一位置点候选集合,同时将移动对象在时间间隔 $[t_1, t_2]$ 内沿路径 $p(t)$ 移动时的 Exposure 定义为移动对象沿途所收集到的传感器节点的信号强度.在 Phipatanasuphorn 和 Ramanathan^[9]给出的方法之中,又将移动对象在时间间隔 $[t_1, t_2]$ 内沿路径 $p(t)$ 移动时的 Exposure 定义为移动对象侦测可能被传感器网络所监测到的概率.

上述这些都是属于集中式的研究方法,而传感器网络由于具有节点稠密分布以及资源限制等特性,因此,这些方法不适合大规模传感器网络下移动对象的反监控问题.为了解决大规模传感器网络下移动对象的反监控问题,文献[10]为此提出了一种基于局部 Voronoi 图的移动对象反监控算法.在该算法中,移动对象依据侦测到的局部信息构造并更新局部 Voronoi 图,从而确定移动对象的近似最优的下一位置点候选集合,而其 Exposure 则采用了 Meguerdichian 和 Koushanfar 等人提出的模型.

上述所有这些算法,为了简化问题分析的复杂性,均假设传感环境下的所有传感器节点为各向同性的(isotropic),即假定传感器节点在各个方向上的感知能力是相同的.然而在很多实际情形下,传感器节点通常是各向异性的(anisotropic),即传感器节点的感知能力随着感知角度的不同而变化^[11].而目前,研究在各向异性传感环境下的移动对象的反监控问题具有非常重要的意义,但相关研究目前还少见有文献报道.

为此,本文研究各向异性传感环境下的移动对象的反监控问题,提出了一种移动对象穿越异性传感环境下的新的反监控算法.在该算法中,我们首先提出了一种新的 Exposure 模型近似估算移动对象沿着某条向异性传感环境下的路径移动时所存在的风险,然后结合 Anisotropic Voronoi Tessellation^[12,13]方法提出了一种新的移动对象路径选择决策算法,以保障移动对象能选择一条合适的路径以尽可能小的风险安全通过各向异性传感器网络环境.

本文第 1 节给出本文中需要用到的部分概念、定义与假设等.第 2 节将给出 Exposure 模型.本文的主体部分,即移动对象穿越异性传感环境下的新的反监控算法的构造、分析与仿真将在第 3 节给出.而第 4 节对本文进行总结.

1 相关概念与定义

1.1 各向同性与各向异性传感器网络模型

假定用 $P=(p_1, \dots, p_n)$ 表示部署在区域 Q 中的 n 个传感器节点的位置(position),用 $\theta=(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$ 表示这 n 个传感器节点的方位(orientation),而非单调递减的可微函数 $f(\cdot):R_+ \rightarrow R_+$ 表示传感器节点的感知性能质量,即传感器节点能够感知到所在传感区域中某个事件发生的概率.基于以上假设,Cortes 和 Artinez 等人^[14]针对各向同性的传感器网络中的任意位置点 $q \in Q$ 以及第 i 个传感器节点,将第 i 个传感器节点对位置点 q 的感知性能函数定义为一种随节点 i 与位置点 q 之间的距离单调递减的函数 $f(\|q-p_i\|)$,其中, p_i 表示节点 i 的位置.因此,依据其上述定义可知,在各向同性的传感器网络中,若位置点 q_1 和 q_2 到节点 i 的距离相同,则节点 i 将对它们具有相同的感知能力.亦即,在各向同性的传感器网络中,任意传感器节点 i 的感知性能则可用一个以 i 为中心、以 i 的感知

半径 R 为半径的圆(circle).综上所述,在各向同性的传感器网络中,节点的感知能力模型具体可用如图 1 所示.

然而,在各向异性的传感器网络中,由于传感器节点的感知性能不但随位置点与其之间的距离增加而递减,而且还与传感器节点的方位有关.因此,节点的感知能力显然不能用图 1 所示的模型来表示.为此,本文将用图 2 所示的模型黎曼度量(Riemannian metric)下的椭圆(ellipse)来表示各向异性的传感器节点的感知性能.其中,黎曼度量的具体定义将在随后的第 1.2 节中给出.

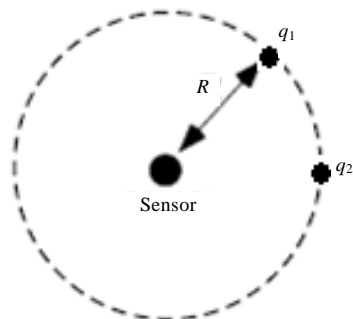


Fig.1 Isotropic wireless sensor network

图 1 各向同性无线传感器网络

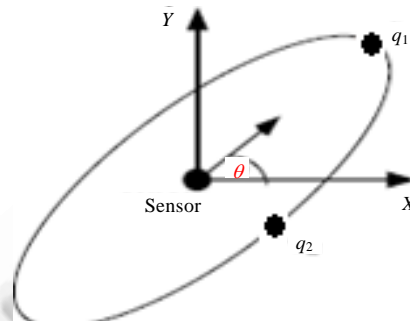


Fig.2 Anisotropic wireless sensor network

图 2 各向异性无线传感器网络

1.2 黎曼结构与度量张量

假定 p 表示平面区域 Ω 中的一个点, L 表示点 p 处的度量张量(metric tensor),则 L 定义为以下一个特殊的正定有限的矩阵:

$$L(p) = \begin{pmatrix} a(p) & b(p) \\ b(p) & c(p) \end{pmatrix} \tag{1}$$

其中, $a(p) > 0, c(p) > 0, a(p) \times c(p) - b(p)^2 > 0$.

由此,则度量域 $(L(p))_{p \in \Omega}$ 则表示了 Ω 上的一个黎曼结构(Riemannian structure),记为 $(\Omega, L(p))$.显然,若对 Ω 中的所有点均采用相同的度量张量,则上述黎曼结构将简化为标准的欧式结构(standard euclidean structure).

由于 $L(p)$ 是正定有限的,因此可通过对角化(diagonalization)得到:

$$L(p) = E^T U E \tag{2}$$

其中, $E = \begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix}, U = \begin{pmatrix} \lambda_1(p) & 0 \\ 0 & \lambda_2(p) \end{pmatrix}$. 而 $\lambda_1(p)$ 与 $\lambda_2(p)$ 为 $L(p)$ 的两个特征值(eigenvalues), E 为对应的 $L(p)$ 的特征向量(eigenvectors).

假定 $h_1(p) = \sqrt{1/\lambda_1(p)}, h_2(p) = \sqrt{1/\lambda_2(p)}$, 则显然可用 $h_1(p), h_2(p)$ 以及 θ 表示图 2 所示的黎曼度量下传感器节点的椭圆感知性能模型,如图 3 所示.

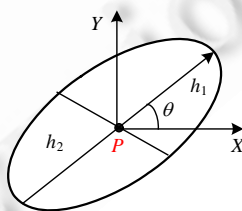


Fig.3 Relationship between $L(p)$ and anisotropic wireless sensor network

图 3 $L(p)$ 与各向异性无线传感器网络模型之间的关系

显然,如果对所有的点 p 均有 $h_1(p) = h_2(p)$, 即上述椭圆蜕变为一个传统意义上的圆,则上述黎曼度量也就蜕

变成一种各向同性的度量;否则,按上述方法定义的黎曼度量将构成一个各向异性的度量域(an anisotropic metric field).

1.3 各向异性Voronoi图^[13]

定义 1. 假定 L 表示公式(2)中定义的黎曼度量,则我们定义如下非欧式距离 $\|q-p\|_L$ 为各向异性传感器网络中第 i 个传感器节点的位置 p_i 到任意位置点 $q \in \Omega$ 之间的距离:

$$\|q-p_i\|_L = \sqrt{(q-p_i)^T \times L(p_i) \times (q-p_i)} \quad (3)$$

并将按上述方式定义的距离称为第 i 个传感器节点与位置点 $q \in \Omega$ 之间的黎曼距离(Riemannian distance).

基于上述黎曼距离,即可给出各向异性传感器网络下的各向异性 Voronoi 图的定义:

定义 2. 给定各向异性传感区域 Ω 中的一组传感器节点位置 $\{p_k\}_{k=1}^n$ 以及一个公式(2)中所定义的黎曼度量 L ,则以下集合 $AVR(p_i)$ 称为第 i 个传感器节点的位置 p_i 对应的各向异性 Voronoi 区域(anisotropic Voronoi region,简称 AVR):

$$AVR(p_i) = \{x \in \Omega \mid \|x-p_i\|_L < \|x-p_j\|_L, \forall p_j \in \{p_k\}_{k=1}^n \text{ for } j \neq i\} \quad (4)$$

定义 3. 给定各向异性传感区域 Ω 中的一组传感器节点位置 $\{p_k\}_{k=1}^n$ 以及一个公式(2)中所定义的黎曼度量 L ,则由 $\{p_k\}_{k=1}^n$ 对应的各向异性 Voronoi 区域的集合 $\{V_i = V(p_i)\}_{i=1}^n$ 称为 Ω 的一个各向异性 Voronoi 图(anisotropic Voronoi tessellation,简称 AVT).

2 暴露模型

为了描述在各向异性传感区域中的暴露概念,我们首先对各向异性传感区域 Ω 中任意给定点 p ,为其定义一种传感器区域密度(sensor field intensity).当然,根据传感器节点的应用和类型的不同,传感器区域密度的定义也将有很多种方式,本文将传感器区域密度 I 定义如下:

定义 4. 对各向异性传感区域 Ω 中任意给定点 p ,其传感器区域密度 $I(\Omega, p)$ 定义为

$$I(\Omega, p) = \alpha_1 \times I_A(\Omega, p) + \beta_1 \times I_C(\Omega, p) \quad (5)$$

其中:

- $\alpha_1 \geq 0, \beta_1 \geq 0$ 为影响因子,满足 $\alpha_1 + \beta_1 = 1$;
- $I_A(\Omega, p) = \frac{\sum_{i=1}^n \|p-s_i\|_L}{n}$;
- $I_C(\Omega, p) = \|p-s_{\min}\|_L$;
- $s_{\min} = s_m \in \{s_1, s_2, \dots, s_n\} \mid \|p-s_m\|_L < \|p-s_j\|_L, \forall s_j \in \{s_1, s_2, \dots, s_n\} \text{ 且 } j \neq m$;
- s_1, s_2, \dots, s_n 为移动对象当前侦测到的所有能监测到点 p 的活跃传感器节点.

由公式(5)的定义可知, $I_A(\Omega, p)$ 表示移动对象当前侦测到的所有能监测到点 p 的活跃传感器节点到位置点 p 的平均距离, $I_C(\Omega, p)$ 表示移动对象当前侦测到的所有能监测到点 p 的活跃传感器节点到位置点 p 的最短距离.

假定移动对象 O 正在沿着路径 $p(t)$ 从各向异性传感区域的点 $p(t_1)$ 移动到了点 $p(t_2)$,则依据上述定义的传感器区域密度函数,可以定义一种各向异性传感区域下的新的 Exposure 模型:

定义 5. 假定移动对象 O 正在沿着路径 $p(t)$ 从各向异性传感区域的点 $p(t_1)$ 移动到了点 $p(t_2)$,则移动对象 O 在时间间隔 $[t_1, t_2]$ 内沿着路径 $p(t)$ 移动时的 Exposure 定义为

$$E(P(t), t_1, t_2) = \int_{t_1}^{t_2} I(\Omega, p(t)) \left| \frac{dp(t)}{dt} \right| dt \quad (6)$$

其中, $\left| \frac{dp(t)}{dt} \right|$ 则表示 $p(t_1)$ 到 $p(t_2)$ 的单位弧线长度.显然,若假定 $P(t) = (x(t), y(t))$,则有

$$\left| \frac{dp(t)}{dt} \right| = \sqrt{\left(\frac{dx(t)}{dt} \right)^2 + \left(\frac{dy(t)}{dt} \right)^2} \tag{7}$$

因此,在时间间隔 $[t_1, t_2]$ 内,路径 $P(t)$ 的长度可计算为

$$L(P(t), t_1, t_2) = \int_{t_1}^{t_2} \left| \frac{dp(t)}{dt} \right| dt \tag{8}$$

3 反监控算法的构造与分析

3.1 基于AVT的反监控算法

假定移动对象 O 正在从源点 P_S 出发需要穿越各向异性传感器区域 Ω 到达目的节点 P_D ,则在当前位置 P_C ,移动对象 O 将可能遇见以下3种情形之一:

(1) 没有检测到任何传感器节点.在该情形下,显然,移动对象的最佳移动路径为:沿着 P_C 到 P_D 之间直线路径往 P_D 移动.

(2) 只探测到1个传感器节点.此时,移动对象的实际情形可以用图4来表示.显然,由图4易知,在该情形下移动对象的最佳移动路径是:

首先,移动对象沿着椭圆圆周的外侧移动到点 P_M ,其中, P_M 为 P_D 与椭圆的其中一个切点(显然, P_D 与椭圆有两个切点),且满足:移动对象从当前位置点 P_C 出发,经由 P_M 到 P_D 的路径距离小于经由另一个切点到 P_D 的路径距离.例如在图4中,移动对象将选择点 p_2 作为其下一跳位置点;

然后,当移动对象在从当前位置点 P_C 出发到达 P_M 的路程中没有发现任何新的传感器节点,则当其到达 P_M 之后,将沿着 P_M 到 P_D 之间直线路径继续往 P_D 移动.

(3) 探测到两个或两个以上传感器节点.在该情形下,不妨假定移动对象 O 探测到了 n 个活跃的传感器节点,我们用 Ω 表示 O 的探测范围.显然, O 能够依据我们在前面第1节中介绍的方法计算出来 Ω 的AVT.

由定义2(即AVR的定义)易知,若采用定义5中给出的传感器区域密度 I ,则当 O 沿着AVR的边界移动时,由于此时依据公式(6)计算出来的Exposure值将最小,因此此时 O 也将是最安全的.为此,可以选择 O 的探测范围 Ω 与 Ω 的AVT之间的所有交点(intersection points)构成的集合来作为移动对象的下一跳候选位置点集合.

例如,图5给出了一些2维正方形区域 $[-1,1]^2$ 中在不同黎曼度量情形下的AVRs和AVTs的例子,其中,在该正方形区域中部署了6个传感器节点(在图5中用黑点表示).由图5可以发现,在图5(a)中,由于我们选取的黎曼度量 $L=I$ (单位矩阵),因此得到的AVTs即蜕变为传统的各向同性环境下的Voronoi Tessellation.而在图5(b)中,由于选取的黎曼度量为 $L=ai$,其中, $a=[0.04, 0.33, 0.53, 0.35, 0.77, 0.37]$,因此,得到的AVTs由于节点具有的各向异性特性从而与传统的各向同性环境下的Voronoi Tessellation完全不同.

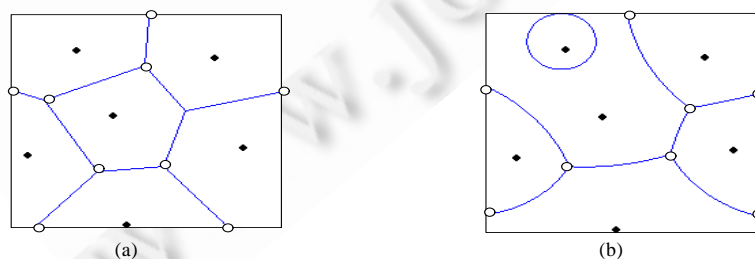


Fig.5 AVR constructed by 5 sensors in square $[-1,1]^2$ when $l=i, l=ai$ respectively
图5 当 $L=I, L=ai$ 时在正方形 $[-1,1]^2$ 区域中分布有5个传感器节点的AVR

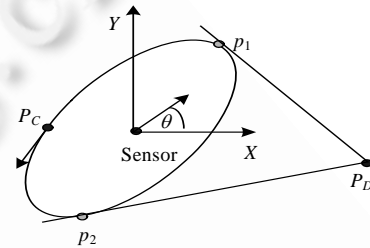


Fig.4 Only one sensor detected

图4 只探测到一个传感器节点的情形

为了表述方便,在本文后面的叙述中,称 *AVR* 的边界为各向异性 Voronoi 边(anisotropic Voronoi edges,简称 AVEs),而将两条或以上 AVEs 的交点称为各向异性 Voronoi 顶点(anisotropic Voronoi vertexs,简称 AVVs);同时,将移动对象的侦测范围 Ω 与 Ω 的 AVT 之间的所有交点称为移动对象 O 的下一跳候选位置点(next-hop candidates,简称 NHC).

例如:若假定移动对象的侦测范围为 $[-1,1]^2$ 且在当前位置发现的所有 6 个传感器节点如图 5 中的黑点所示,则图 5 中的黑色线条的拐点位置(在图 5 中用 **圆圈** 表示)即构成了移动对象 O 的 NHC.即移动对象 O 将从这些位置点中依据我们前面给出的 Exposure 模型来选择其中的一个作为其下一跳的目标位置以逃离该传感区域.

为了让移动对象能从 NHC 中选择出合适的位置点作为自己实际的下一跳位置点,还需要为移动对象设计一个有效的风险估算函数 ψ ,使得移动对象能依据该风险估算函数 ψ 进行下一跳位置点的选择.显然, ψ 与以下两个因素相关:

- (1) 移动对象从当前位置点到达下一跳位置点的风险大小 ψ_C :若 ψ_C 越大,则 ψ 应越大;
- (2) 移动对象从下一跳位置点到达目的位置点的风险大小 ψ_F :若 ψ_F 越大,则 ψ 也应越大.

对 ψ_C ,移动对象可由自己当前探测到的传感环境进行实际计算来得到;而对 ψ_F ,移动对象则只能通过大致的估算来得到.因此,在进行加权的时候, ψ_C 所占的权重应大于等于 ψ_F 所占的权重.

另外,针对 ψ_C ,显然, ψ_C 的大小与移动对象从当前位置点到达下一跳位置点的路径长度以及该路径上的暴露程度直接相关.即 ψ_C 应与移动对象从当前位置点到达下一跳位置点的路径长度以及该路径上的暴露程度成正比.

针对 ψ_F ,同理, ψ_F 的大小与移动对象从下一跳位置点到达目的位置点的路径长度以及该路径上的暴露程度直接相关.但由于移动对象无法获知从下一跳位置点到达目的位置点的路径上的暴露程度,因此,在仅考虑移动对象从下一跳位置点到达目的位置点的路径长度的情况下, ψ_F 应与移动对象从下一跳位置点到达目的位置点的路径长度成正比.

综上所述,针对任意位置点 $i \in NHC$,本文按如下方法设计一种简单有效的风险估算函数 ψ_i 来估算移动对象选择位置点 i 作为其下一跳位置点:

$$\psi_i = \alpha_2 \times \psi_C + \beta_2 \times \psi_F \quad (9)$$

其中:

- $\alpha_2 \geq 0, \beta_2 \geq 0$ 为影响因子,满足: $\alpha_2 + \beta_2 = 1$ 且 $\alpha_2 \geq \beta_2$;
- $\psi_C = \alpha_3 \times L^i + \beta_3 \times E_i, \alpha_3 \geq 0, \beta_3 \geq 0$ 为影响因子,满足 $\alpha_3 + \beta_3 = 1$. L^i 表示移动对象从当前位置点到达下一跳位置点的路径长度;
- $\psi_F = L_i, L_i$ 表示移动对象从下一跳位置点到达目的位置点的路径长度.

依据前面的描述,最终可给出具体的基于 AVT 的移动对象各向异性传感区域的穿越算法.

Algorithm. AVT-AMA (AVT based anti-monitoring algorithm).

Step 1. 若 $P_C = P_D$,则转 Step 9,否则继续.

Step 2. 依据移动对象的当前探测区域以及移动对象当前探测到的传感器节点来构造 AVT.

Step 3. 计算出 NHC.

Step 4. 对每一个 AVE,依据公式(6)计算出其暴露度(exposure).

Step 5. 对任意 $i \in NHC$,以暴露度作为权值因子(weight factors),基于 Dijkstra 算法^[15]计算出一条具有最小总暴露度的路径 P_{\min}^i .

Step 6. 对每一个 $i \in NHC$,令 L^i 表示 P_{\min}^i 的长度, L_i 表示从 i 到 P_D 的距离, E_i 表示路径 P_{\min}^i 的总暴露度,依据公式(9)计算出 ψ_i .

Step 7. 选择 $k \in NHC$ 作为实际的下一条位置,其中, k 满足: $\psi_k \leq \psi_j$,对任意 $j \in [1, n]$ 与 $j \neq k$.

Step 8. 移动对象沿着选定的路径移动到 k ,直到探测到新的传感器节点,然后将新位置记录为 P_C ,然后回转到 Step 1.

Step 9. 算法结束.

3.2 算法分析与仿真

为了进一步检验算法的性能,我们进行了一些仿真实验,主要从“移动对象的暴露值随传感器节点个数与移动对象侦测半径的变化情况”以及“移动对象的路径长度随传感器节点个数与移动对象侦测半径的变化情况”等几个角度出发来验证算法的安全性以及有效性.具体的实验环境为:基于 WINDOWS XP 系统,采用 JAVA 语言编程.实验步骤如下:

首先,在模拟实验中,设定传感区域为一个长×宽为 300×300 的正方形区域,在区域中采用随机方式部署 $N \in [50, 500]$ 个传感器节点;

其次,固定传感器节点的感知半径 SR 为 10,移动对象的侦测半径 DR 从 20 变化到 40.若传感器节点到移动对象的距离小于等于 $SR+DR$,则认为该传感器节点可被移动对象侦测到;

另外,为简化起见,算法中的所有权重影响因子均取值 0.5,实验结果均取 20 次独立实验平均值.具体结果如图 6~图 10 所示,其中:图 6 给出了一个侦测半径 DR 为 25 的移动物体穿越随机分布有 50 个传感器节点的各向异性传感环境的实际路径选择结果,图中的黑点表示传感器节点,圆圈表示最终选择的路径上的各个拐点;图 7 与图 8 分别给出了 N 从 100 变化到 500、移动对象的侦测半径从 20 变化到 40 时,移动对象的暴露值与移动对象的路径长度的变化情况.

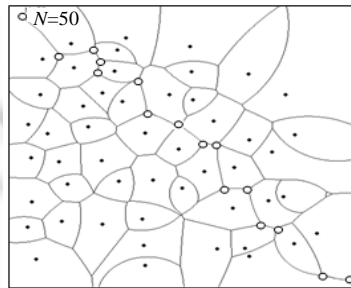


Fig.6 Mobile object travels across an anisotropic wireless sensor network with 50 nodes
图 6 移动物体穿越随机分布有 50 个节点的各向异性传感环境的实际路径选择结果

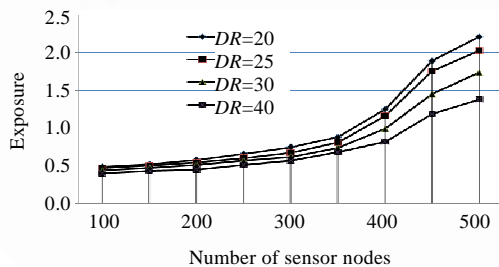


Fig.7 Variation of the exposure
图 7 暴露值的变化情况

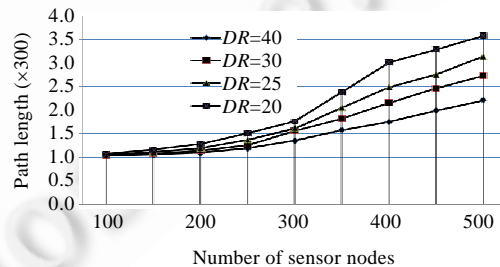


Fig.8 Variation of the path length
图 8 暴露值的变化情况

由图 7 可知:当移动对象的侦测半径固定时,移动对象的暴露值与传感器网络的规模成正比;而当传感器网络的规模固定时,移动对象的暴露值与移动对象的侦测半径成反比.究其原因,是因为当网络规模增大时,显然将导致移动对象被传感器节点监测到的概率更大,即暴露值也增大;而当移动对象的侦测半径增大时,则移动对象能在当前位置侦测到更多的传感器节点,因此可以选择更好的路径来逃避被传监测,从而具有更小的暴露值.而由图 8 可知:当移动对象的侦测半径固定时,移动对象选择的路径长度与传感器网络的规模成正比;而当传感

器网络的规模固定时,移动对象选择的路径长度与移动对象的侦测半径亦成正比.究其原因,是因为当网络规模或移动对象的侦测半径增大时,均将导致移动对象在当前位置检测到更多的节点,从而需要选择更复杂的长路径来躲避监测.

为了进一步比较算法 Step 6 中 4 个权重因子的不同取值对算法性能的影响,我们分别对 $\{(\alpha_2=1, \beta_2=0), (\alpha_2=0.5, \beta_2=0.5)\} \times \{(\alpha_3=0, \beta_3=1), (\alpha_3=0.5, \beta_3=0.5)\}$ 的以下 4 种不同组合进行了实验比较:

- $C_1 = \{(\alpha_2=1, \beta_2=0), (\alpha_3=0, \beta_3=1)\}$;
- $C_2 = \{(\alpha_2=0.5, \beta_2=0.5), (\alpha_3=0, \beta_3=1)\}$;
- $C_3 = \{(\alpha_2=0.5, \beta_2=0.5), (\alpha_3=0.5, \beta_3=0.5)\}$;
- $C_4 = \{(\alpha_2=1, \beta_2=0), (\alpha_3=0.5, \beta_3=0.5)\}$.

其中,取移动对象的侦测半径为 30,得到的结果如图 9 和图 10 所示.

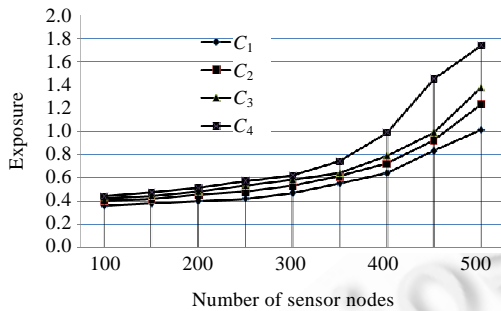


Fig.9 Variation of the exposure

图 9 暴露值的变化情况

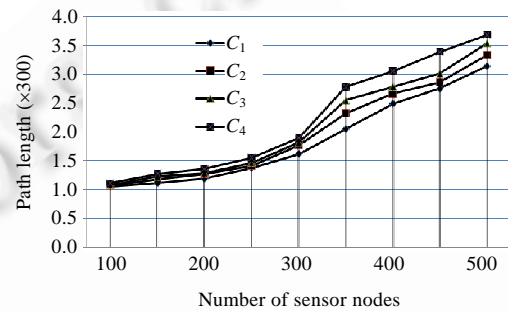


Fig.10 Variation of the path length

图 10 暴露值的变化情况

由图 9 和图 10 可知: C_1 情形下对应的暴露值最小,但对应的路径最长;而 C_4 情形下对应的路径最短,但对应的暴露值最大.究其原因,是在 C_1 的情形下仅考虑了当前的 Exposure 值,而在 C_4 的情形下仅考虑了当前的路径长度与 Exposure 值.综合而言, C_3 情形下的整体性能较佳.

4 结 语

本文研究各向异性传感环境下移动对象的反监控问题,提出了一种适合各向异性传感环境的新的暴露模型,并基于该模型,结合各向异性 Voronoi 图,设计了一种新的各向异性传感环境下的移动对象的反监控算法.理论分析与实验数据表明,该算法具有良好的反监控性能,能够保障移动对象安全快速地穿越各向异性传感环境.

致谢 我们向曾经对本文提出宝贵建议的审稿专家以及曾参与本文内容讨论的所有老师、同学表示衷心的感谢.感谢国家留学基金委资助本人作为访问学者到加拿大 Lakehead 大学从事本文方向工作的研究.

References:

- [1] Akyildiz IF, Su WL, Sankarasubramaniam Y, Cayirci E. A survey on sensor networks. IEEE Communications Magazine, 2002,40(8): 102–114. [doi: org/10.1109/MCOM.2002.1024422]
- [2] Vaseashta A, Vaseashta S. A survey of sensor network security. Sensors & Transducers Journal, 2008,94(7):91–102.
- [3] Crichigno J, Wu MY, Shu W. Protocols and architectures for channel assignment in wireless mesh networks. Ad Hoc Networks, 2008,6(7):1051–1077. [doi: org/10.1016/j.adhoc.2007.10.002]
- [4] Estrin D, Govindan R, Heidemann J, Kumar S. Next century challenges: Scalable coordination in sensor networks. In: Imielinski T, Korth H, eds. Proc. of the 5th Annual ACM/IEEE Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking. Seattle: ACM Press, 1999. 263–270.

- [5] Zhang WZ, Li ML, Shu W, Wu MY. Smart path-finding with local information in a sensory field. In: Stojmenovic I, Cao JN, Jia XH, Das SK, eds. Proc. of the 2nd Int'l Conf. on Mobile Ad-Hoc and Sensor Networks. LNCS 4325, Hong Kong: Springer-Verlag, 2006. 119–130.
- [6] Meguerdichian S, Koushanfar F, Qu G, Potkonjak M. Exposure in wireless ad-hoc sensor networks. In: Zhang Y, Ye YY, eds. Proc. of the ACM MobiCom. Rome: ACM Press, 2001. 139–150. [doi: 10.1145/381677.381691]
- [7] Meguerdichian S, Koushanfar F, Potkonjak M, *et al.* Coverage problems in wireless ad-hoc sensor networks. In: Bauer F, Cavendish D, eds. Proc. of the IEEE INFOCOM. Anchorage: IEEE Press, 2001. 1380–1387. [doi: 10.1109/INFCOM.2001.916633]
- [8] Veltri G, Huang QF, Qu G, Potkonjak M. Minimal and maximal exposure path algorithms for wireless embedded sensor networks. In: Akyildiz IF, Estion D, eds. Proc. of the ACM Int'l Conf. on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys). New York: ACM Press, 2003. 40–50. [doi: 10.1145/958491.958497]
- [9] Phipatanasuphorn V, Ramanathan P. Vulnerability of sensor networks to unauthorized traversal and monitoring. IEEE Trans. on Computers, 2004,53(3):364–369. [doi: 10.1109/TC.2004.1261841]
- [10] Zhang WZ, Li ML, Wu MY. An algorithm for target traversing based on local Voronoi diagram. Journal of Software, 2007,18(5): 1246–1253 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/18/1246.htm> [doi: org/10.1360/jos181246]
- [11] Gusrialdi A, Hirche S, Hatanaka T, Fujita M. Voronoi based coverage control with anisotropic sensors. In: Kearns V, ed. Proc. of the American Control Conf. Seattle: IEEE Press, 2008. 736–741. [doi: 10.1109/ACC.2008.4586580]
- [12] Du Q, Wang DS. Anisotropic centroidal Voronoi tessellations and their applications. SIAM Journal on Scientific Computing, 2005, 26(3):737–761. [doi: org/10.1137/S1064827503428527]
- [13] Wang DS, Du Q. Mesh optimization based on the Centroidal Voronoi tessellation. Int'l Journal of Numerical Analysis and Modeling, 2005,2:100–113.
- [14] Cortés J, Martínez S, Karatas T, Bullo F. Coverage control for mobile sensing networks. IEEE Trans. on Robotics and Automation, 2004,20(2):243–255. [doi: org/10.1109/TRA.2004.824698]
- [15] Zhang LG, Fang JY, Shen PW. An improved Dijkstra algorithm based on pairing heap. Journal of Image and Graphics, 2007,12(5): 922–926 (in Chinese with English abstract).

附中文参考文献:

- [10] 张文哲,李明禄,伍民友.一种基于局部 Voronoi 图的目标穿越算法.软件学报,2007,18(5):1246–1253. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/18/1246.htm> [doi: org/10.1360/jos181246]
- [15] 张林广,方金云,申排伟.基于配对堆改进的 Dijkstra 算法.中国图像图形学报,2007,12(5):922–926.



王雷(1973—),男,湖南长沙人,博士,副教授,主要研究领域为计算机网络.



王益民(1969—),男,博士,副教授,主要研究领域为计算机网络,电子商务.



蒋新华(1956—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为下一代互联网络,自动控制.



林亚平(1955—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为计算机网络,机器学习.