

# 一种基于局部 Voronoi 图的目标穿越算法\*

张文哲<sup>+</sup>, 李明禄, 伍民友

(上海交通大学 计算机科学与工程系, 上海 200240)

## An Algorithm for Target Traversing Based on Local Voronoi Diagram

ZHANG Wen-Zhe<sup>+</sup>, LI Ming-Lu, WU Min-You

(Department of Computer Science and Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

+ Corresponding author: Phn: +86-21-54748204, Fax: +86-21-54748204, E-mail: wzzhang@sjtu.edu.cn, <http://www.sjtu.edu.cn>

Zhang WZ, Li ML, Wu MY. An algorithm for target traversing based on local Voronoi diagram. *Journal of Software*, 2007,18(5):1246–1253. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/18/1246.htm>

**Abstract:** Many sensors nodes are deployed in a region of concern to detect any potential targets. On the contrary, intelligent target looks for the best path to traverse the sensing field for fear of being detected. This paper focuses on how an intelligent target traverses the sensing field. This traversing problem is modeled, and a number of path-finding algorithms are designed, implemented and evaluated. Different from previous works which assume complete information of the sensing field, it is assumed that the target only can detect part of the sensor nodes deployment. This makes the proposed methods more practical and reasonable. Extensive experiments with a target and a sensor network confirm the validity of the approaches.

**Key words:** wireless sensor network; target; local Voronoi diagram; exposure; proximity

**摘要:** 许多传感器节点被布置在感兴趣的区域,以监控任何可能出现的目标;另一方面,智能目标搜索最佳路径穿越监控区域,以免被监测到.关注目标如何穿越被监控区域的问题,建立穿越问题模型,基于局部 Voronoi 图设计并实现了一系列路径搜索方法,并对其进行了详细分析与比较.其特色在于假设目标仅能探测到部分布置的传感器节点,并基于此局部信息实现穿越,这使得所提出的方法更加有效并符合客观实际.实验结果验证了该方法的可行性和适用性.

**关键词:** 传感器网络;目标;局部 Voronoi 图;暴露;接近程度

中图法分类号: TP393 文献标识码: A

无线传感器网络通常被用来监控感兴趣的区域,可见的应用场景包括:军事目标的监控,环境、基础设施和安全资源的保护等<sup>[1]</sup>.单个传感器节点以一定的采样频率收集信号,用收集的能量判断目标的存在或活动状态.网络连接的传感器经过信息交互、协同融合、综合判断并给出更加可靠的结论.如果目标是智能的,例如战场上的敌人,则目标会搜索更“好”的路径来逃避传感器的监测.因此,在传感器网络与目标之间存在一对对立的观念:监测与反监测.前人指出并分析了传感器网络的脆弱性,称其为服务失效(denial of service)<sup>[2,3]</sup>.现有的研究工

\* Supported by the National Grand Fundamental Research 973 Program of China under Grant No.2006CB303000 (国家重点基础研究发展规划(973))

Received 2006-12-31; Accepted 2007-02-14

作致力于目标最佳逃逸路径的研究<sup>[4-6]</sup>,但是,几乎所有的文献都是基于网络布置的完全信息.与前人的研究不同的是,本文研究基于部分信息下的传感器网络逃逸问题.

为了衡量目标被传感器网络监测的可能性,很多文献都引入了暴露(exposure)的概念<sup>[3,4,7,8]</sup>.文献[3]把暴露定义为探测到目标的可能性,而文献[4]将其定义为传感器网络收集到的目标能量,两篇文献均计算了目标的暴露程度,并利用 Dijkstra's 算法计算目标的最小暴露路径.文献[7]将暴露视为目标路径到传感器节点的距离,从而计算了两种路径:最大裂口路径和最大支持路径.文献[8]把目标移动时传感器网络收集能量的总和作为暴露程度,所有这些文献的共同点是,基于节点布置的全局信息而忽略了目标其实未必能探测到所有节点的布置情况.本文提出了基于不完全信息的目标逃逸方法.

正如传感器节点能够探测到穿越的目标一样,目标也能够发现布置的节点.与应用以及目标的类型相关,目标有多种方法发现节点的存在.事实上,目标以一定的概率发现节点.为此,本文提出探测概率的概念.显然,探测概率越大,目标所得知的节点的布置信息就越多.这样,基于全局信息的逃逸问题将是本文提出的逃逸模型的一种特例.

在诸多位置感知的传感器网络应用中,例如探测、跟踪和移动管理等,获得可靠的地理位置信息是至关重要的,这些通过全球定位系统(global positioning system,简称 GPS)<sup>[9]</sup>将很容易实现.由于本文讨论的逃逸问题基于地理位置信息,本文将地理位置信息的获取作为前提,并假设传感器节点通过卫星通信或预先布置的方法获取了相关节点的位置信息,同样,目标也知道其当前位置及目的地.

本文第 1 节介绍路径暴露程度的概念.第 2 节基于局部信息提出 5 种路径搜索算法.第 3 节展示实验结果.第 4 节分析实验结果并总结全文.

## 1 逃逸路径及其衡量标准

首先,我们提出两种衡量逃逸路径的标准:暴露程度和路径长度(length).与文献[4,7]类似,我们定义暴露程度为传感器节点收集的能量.路径的暴露程度表征了当目标沿着该路径运动时,被传感器网络监测到的可能性.暴露程度随着路径而不同,但是,最小暴露的路径并不明显.路径长度被认为是另一个重要的衡量标准,并定义为目标到达目的地时穿越的路程之和.事实上,有些路径较短但是需要经过较高暴露的区域,而有些路径较长则穿越了低暴露的区域.通常意义上,智能目标会选择最小的暴露程度和最短的路径.

### 1.1 暴露程度

一般地,由于传感器节点的理论或物理特性不同,需要建立大量不同的复杂模型来表示其感知能力.但由于存在共性是感知能力随着距离的增加而降低,我们建立节点  $s$  对任意点  $p$  的感知模型  $S$  如下:

$$S(s, p) = \frac{\lambda}{[d(s, p)]^k} \quad (1)$$

其中,  $d(s, p)$  是传感器节点  $s$  与点  $p$  的欧几里德距离,正常数  $\lambda$  与  $k$  是与技术和环境相关的参数,因此,目标离传感器越近,其处境越危险.

为了引入在感知区域中暴露的概念,我们首先定义感知区域强度(sensor field intensity).由于应用环境及节点类型的不同,感知区域强度有多种定义方法,在此,我们建立最近感知区域强度(nearest-sensor field intensity)模型  $I_N$ .任意点  $p$  在区域  $F$  中的最近感知区域强度  $I_N(F, p)$  定义为该点  $p$  到最近节点的感知模型,也即离  $p$  欧几里德距离最短的节点感知目标,因此  $I_N$  定义为

$$\begin{cases} s_{\min} = s_m \in S \mid d(s_m, p) \leq d(s, p), \forall s \in S \\ I_N(F, p) = S(s_{\min}, p) \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $s_{\min}$  是距离点  $p$  最近的传感器节点.

假设目标  $T$  在区域  $F$  中沿着  $p(t)$  从点  $p(t_1)$  运动到  $p(t_2)$ , 目标在区间  $[t_1, t_2]$  沿着路径  $p(t)$  的暴露定义为

$$E(p(t), t_1, t_2) = \int_{t_1}^{t_2} I(F, p(t)) \left| \frac{dp(t)}{dt} \right| dt \quad (3)$$

又由于  $p(t)=(x(t), y(t))$ , 则有

$$\left| \frac{dp(t)}{dt} \right| = \sqrt{\left( \frac{dx(t)}{dt} \right)^2 + \left( \frac{dy(t)}{dt} \right)^2} \quad (4)$$

## 1.2 路径长度

路径的长度是指当目标  $T$  沿着路径  $p(t)$  从点  $p(t_1)$  运动到  $p(t_2)$  时, 所有相邻点的欧几里德距离之和, 所以路径长度定义如下:

$$L(p(t), t_1, t_2) = \int_{t_1}^{t_2} \left| \frac{dp(t)}{dt} \right| dt \quad (5)$$

## 2 路径搜索算法

假设传感器网络预先布置在感知区域, 监测任何目标的存在及活动. 尽管传感器节点协同地执行监控任务, 目标也依然会敌对传感器网络. 装备有全向探测器的智能目标试图发现其周围的环境, 包括周围传感器节点的存在及其感知能力, 我们利用探测概率的概念来表征目标的这一能力. 实际上, 与较远距离的节点相比, 目标能够以更大的概率发现较近的节点, 定义目标  $t$  到任意点  $p$  的距离为  $d(t, p)$ ,  $t$  在  $p$  处的探测概率为  $P(t, p)$ , 那么,  $P(t, p)$  随着  $d(t, p)$  的增加而降低.  $P(t, p)$  的函数关系取决于特定的目标类型, 但高斯函数(Gaussian function)模型能够建模绝大多数的目标特性,

$$P(t, p) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{d(t, p)^2}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

其中,  $\sigma > 0$ , 取决于目标的特性, 表征目标探测能力的强弱,  $P(t, p)$  表示了目标探测传感器节点的可能性.

### 2.1 Voronoi图

为了降低路径穿越问题的计算复杂度, 我们借助于二维平面的分割技术. 文献[7,8]利用网格分割技术来近似暴露积分. 在此, 本文运用 Voronoi 图分割平面. 根据文献[10], Voronoi 图是一组离散点集的基本结构. Voronoi 图把平面分割成若干个凸多边形, 以至于每个凸多边形内只有一个点, 而且凸多边形内的任何点到一个点的距离最短. Voronoi 图的边界线称为 Voronoi 边(Voronoi edge), 两条或两条以上 Voronoi 边的交点叫做 Voronoi 顶点(Voronoi vertex). 最近感知区域强度下的最小暴露路径恰恰落在 Voronoi 边上<sup>[5]</sup>, 这促使我们利用 Voronoi 图寻找最佳逃逸路径. 图 1(a)给出了随机布置的传感器网络构成的 Voronoi 图示例.

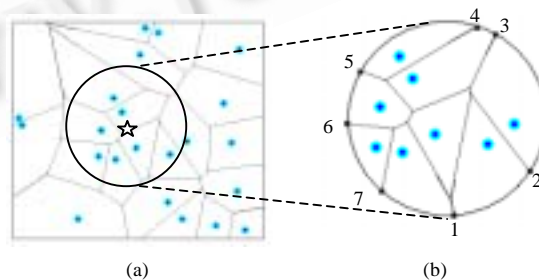


Fig.1 Voronoi diagram of a set of sensors in a plane

图 1 平面的传感器网络及其 Voronoi 图

### 2.2 局部Voronoi图及其更新

目标探测附近的传感器节点,其探测概率为公式(6).当探测概率超过给定的阈值时,目标发现传感器的存在,反之则没有发现.由于全向探测器与方向无关,本文将能够探测的范围定义为探测半径(detection radius) $r_D$ .探测半径通常远远超过感知半径,但又相对小于区域半径.因此,目标基于现有的布置信息搜索逃逸路径,如最小暴露或最短距离路径.由于目标与传感器网络角色的敌对性,目标仅仅能够依赖于其探测范围内可获得的部分信息,并勾画其部分 Voronoi 图,在此,我们称部分 Voronoi 图为局部 Voronoi 图(local Voronoi diagram,简称 LVD),如图 1(b)所示,目标(表示为☆)在其探测半径  $r_D$  内发现了 8 个传感器节点,并计算当前 8 个点的 LVD.由此可见,LVD 不同于全局 Voronoi 图(complete Voronoi diagram,简称 CVD)的相应部分.

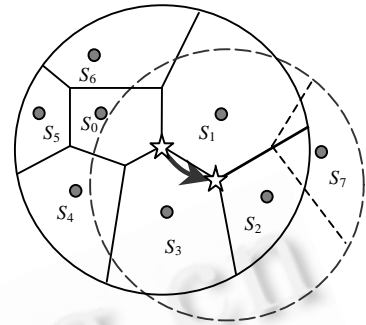


Fig.2 An example of LVD update  
图 2 局部 Voronoi 图更新示例

当目标沿着 Voronoi 边移动时,会发现新的传感器节点.这时需要及时更新 LVD 并重新评估被监测状况.根据 Voronoi 图的性质<sup>[11]</sup>,更新 LVD 过程包括在外围区域增加多边形的边(发现新的节点时)和删除原始的多边形(丢失原来的节点).如图 2 所示,如果目标沿着箭头方向运动到新的位置时,它探测到  $S_7$  并增加两条多边形边(用虚线表示)来更新 LVD.同时,目标丢失节点  $S_0, S_4, S_5, S_6$ ,但是, Voronoi 图信息被局部保存以备后用.

### 2.3 路径搜索

本节,我们提出基于局部 Voronoi 图的路径搜索方法.根据节点布置密度的不同,目标可能遇到 3 种情形.首先,如果目标没有探测到任何节点,则无从 LVD 构建,因此任何路径的暴露均为 0.显然,最直接的选择就是从当前位置到目的地的直线路径.其次,如果目标探测到一个节点,目标的移动方向是当前位置与节点连线的垂线.最后,如果目标探测到两个及以上的节点,则需要构建局部 Voronoi 图并评估暴露程度选择合适的逃逸路径.

路径搜索框架描述如下:第 1 步,我们定义多边形的边与 LVD 轮廓线的交点为候选顶点(vertex candidate,简称 VC),比如,图 1(b)中生成 7 个 VC;第 2 步,计算从当前位置到每一个 VC 的暴露和路径长度;第 3 步,按照一定的标准选择其中一个 VC 作为选中顶点(selected vertex,简称 SV),并让目标沿着既定路径移动至 SV.在移动过程中,一旦发现新的节点,则重复上面的过程搜索.下面给出算法框架.

算法. Path-Finding algorithm.

- a) 设  $s$  和  $d$  分别为源和目的地;设  $V_{cur}=s$ .
- b) 当  $V_{cur} \neq d$  时,转 c);否则,转 i).
- c) 以  $V_{cur}$  为中心,构建 LVD.
- d) 搜索所有多边形与 LVD 轮廓线的交点,作为  $VC_i(i=1, \dots, n)$ .
- e) 对于 LVD 内的每一条 Voronoi 边,计算该边在感知强度函数  $I_N$  中的暴露程度为  $weight(e)$ .
- f) 对于每一  $VC_i$ ,计算其  $\psi_i$ :
  - i) 计算在  $VC_i$  处的 Proximity; $\psi_i$ ;
  - ii) 基于  $weight(e)$ ,从  $V_{cur}$  到  $VC_i$  计算 Dijkstra's 最小暴露路径  $P_{minE}$ ;
  - iii) 计算  $\psi_i=Proximity_i/(\mu \times Length_i+Exposure_i)$ ,  
其中  $Exposure_i=\sum weight(e), e \in P_{minE}$ ,  
 $Length_i=\sum len(e), e \in P_{minE}$ .
- g) 决策:选择顶点  $SV=VC_k$ ,其中  $\psi_k \geq \psi_i$  for all  $1 \leq i \leq n$ .
- h) 沿着选择的路径移动目标至 SV 直到发现新的节点为止,记录当前位置新的  $V_{cur}$ ,转 b).
- i) 结束循环.

在上述算法中,proximity 表示 VC 与目的地的接近程度,其定义参见第 2.4 节,变量  $\psi_i$  表征了选择 VC 作为

下一步定点的优先级数,定义为

$$\Psi_i = \frac{Proximity_i}{\mu \times Length_i + Exposure_i} \tag{7}$$

其中,路径长度经过区域半径作归一化处理;参数 $\mu$ 是调节因子,其在路径选择性能上的影响将在第 3 节中详细给出.

### 2.4 Proximity的定义

在上述路径搜索框架中,我们需要计算各个 VC 的近似程度 proximity,本节中,我们提出 5 种不同的定义方法.假设目标从当前顶点(current vertex) $V_{cur}$  出发,目的顶点(destination vertex)为  $V_{dest}$ ,如图 4 所示.我们用 3 种基本策略表示前向方向贡献:角度、推进长度和距目的地的距离.由此,我们引入 3 种基本 proximity 定义方法为:角度优先(angle preference,简称 AP、距离优先(distance preference,简称 DP)和前向优先(forward preference,简称 FP),分别如图 3(b)~图 3(d)所示.在此基础上,混合两种优先定义为 ADP(AP 和 DP 的混合)以及 FDP(FP 和 DP 的混合),分别如图 3(e)和图 3(f)所示.

上述算法受启发于相应的经典地理路由算法<sup>[12-14]</sup>.AP 类似于 compass routing,DP 是 greedy routing,而 FP 与 most-forwarding routing 相对应,它们有着相似的性质.Morin<sup>[13]</sup>证明了如果其底层结构是 Delaunay 三角,那么,greedy routing 保证目标可以抵达目的地.如果拓扑结构为 Delaunay 三角,则 compass routing 也可以保证抵达终点<sup>[14]</sup>.而 most-forwarding 算法对于所有三角均可保证抵达目的地<sup>[12]</sup>.根据上述分析,基于 LVD 的 proximity 定义方法保证了我们的算法的可行性.

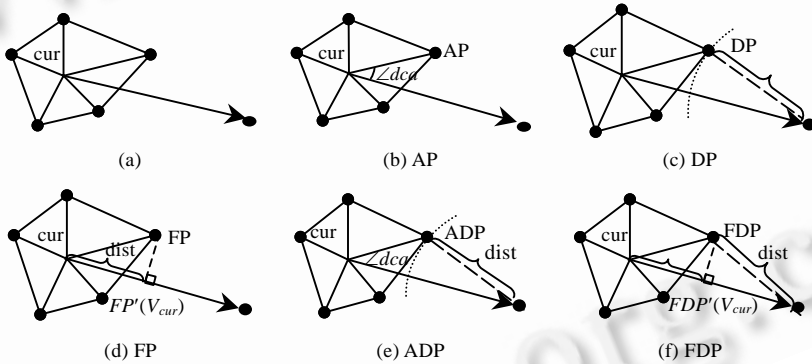


Fig.3 Definitions of various proximity algorithms

图 3 多种 Proximity 算法定义

### 3 实验结果与分析

为了更好地理解 LVD 辅助的路径穿越问题,我们做了大量的验证,本节展示部分有趣的实验结果,分析、讨论并指出可能的应用.实验平台主要由 C++实现,可视化和用户界面由 Visual C++和 OpenGL 库完成,同时用 Network Simulator (NS2) and CrossBow<sup>®</sup> MICA<sub>2</sub> 传感器节点校正了感知模型,并量化其真实环境中的性能.感知区域被定义为 500×500 的矩形区域,总共有  $N$  个传感器节点随机布置在该区域内.为了简化起见,公式(1)中的参数  $k$  和  $\lambda$  分别设为 2 和 1.假设目标从区域左边框的中点出发,搜索路径穿越感知区域抵达目的地为右边框的中点.如图 4 所示,我们分别用 AP,FP,DP,ADP 和 FDP 算法搜索路径,所有路径均基于局部信息而计算.

目标在探测区域  $r_D$  内搜索路径,因此探测半径  $r_D$  在算法性能上具有重要影响.独立执行 50 次实验并计算平均结果统计到图 5(a)中.当  $r_D$  为 0 时,目标几乎看不到任何节点布置,因此别无选择,只能直接奔向目的地.随着  $r_D$  的增加,目标能够探测更多的布置信息从而选择较好的路径.当  $r_D$  增加至 550 ( $\approx 250\sqrt{5}$ ) 左右时,它能选择较好的路径逃逸,因为此时几乎获得了全局布置信息.从图 5(a)同样可以看出,所有算法的暴露程度随着  $r_D$  的增加而降低,且当  $r_D$  增加到 300 左右时更加平滑.此外,FDP 相对而言具有更低的 exposure.

不同于暴露的是,路径长度近似正比增长于  $r_D$ ,如图 5(b)所示.这一现象可以解释为目标宁愿选择更长的路径以避免附近的传感器节点.当  $r_D$  为 0 时,路径长度为单位 1,随着  $r_D$  的增加,路径长度也相应增加,在 5 种算法中,FDP 性能略优于其他 4 种.

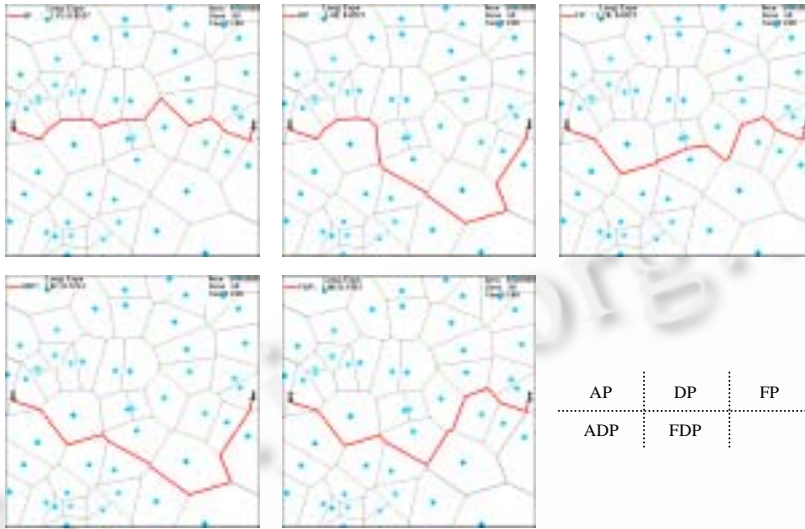


Fig.4 A snapshot of different path-finding algorithms ( $N=50, r_D=320, \mu=0.5$ )

图 4 不同的路径搜索算法示例( $N=50, r_D=320, \mu=0.5$ )

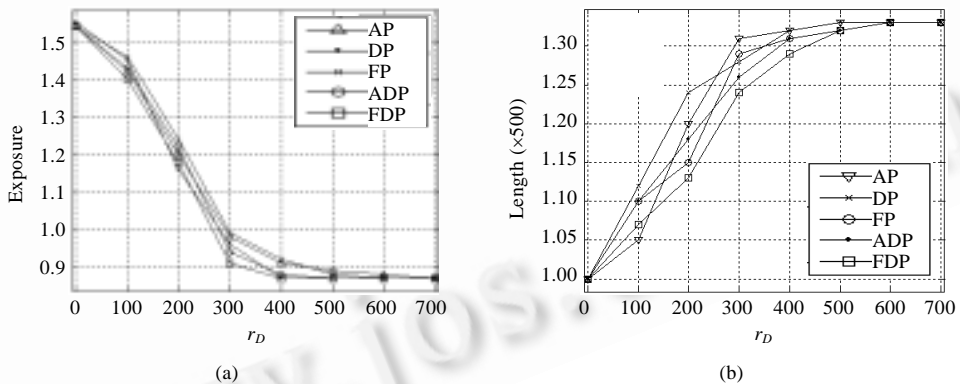


Fig.5 Path-Finding performance vs. detection radius ( $N=50, \mu=0.5$ )

图 5 路径选择性能 vs. 探测半径( $N=50, \mu=0.5$ )

针对公式(7),我们研究了参数  $\mu$  在路径选择性能上的影响.给定同样的节点布置,我们执行了在不同  $\mu$  值时的路径选择实验.从经验上判断,  $\mu$  在稀疏布置网络中影响较小,我们在感知区域中布置了 110 个传感器节点.在  $\mu$  取不同值时分别执行了 50 次独立实验,exposure 和 length 的均值如图 6 所示.从统计结果可以看出,当  $\mu$  取值较大时,选择偏好侧重于较短的路径,当  $\mu$  取值接近于 0 时,exposure 小的路径将更受青睐.图 6 表明,路径选择在 exposure 和 length 之间存在一种平衡,参数  $\mu$  也可以在实际应用中作为调节因子.

假设在  $500 \times 500$  的区域内布置更多的节点,节点密度对路径选择性能同样具有重要影响,因为一般在稀疏网络中,小暴露路径有很多选择,而这么多选择在稠密布置的网络中并不存在.表 1 展示了不同节点密度下的暴露和路径长度,包括多次独立实验的均值 (average(Avg.))、方差(standard deviation,简称 SD)和均方差(relative standard deviation,简称 RSD).实验表明,随着节点密度的增加,路径选择逐渐偏好于区域的边界,路径长度接近

感知区域周长的一半.随着节点密度的增加,RSD 逐渐降低,这说明,当节点密度达到饱和时,并不能明显增加路径的暴露,这是因为节点仅允许布置在区域中,边界常常远离于绝大多数节点.

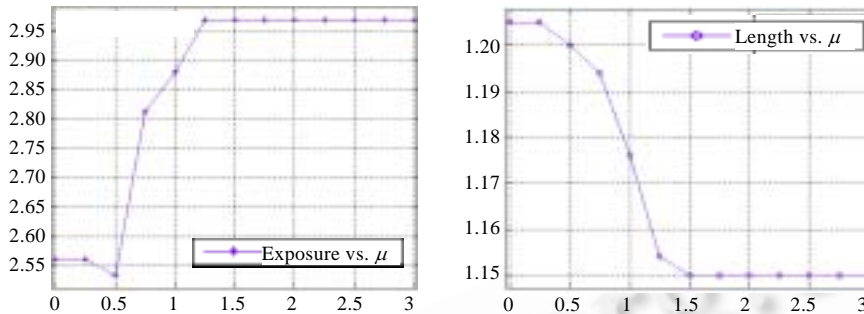


Fig.6 FDP performance vs.  $\mu$  ( $N=110$ ,  $r_D=320$ )

图 6 FDP 性能 vs.  $\mu$  ( $N=110$ ,  $r_D=320$ )

**Table 1** Path-Selecting performance vs. number of sensors  $N$  (FDP,  $r_D=320$ ,  $\mu=0.5$ )

表 1 路径选择性能 vs. 节点数目  $N$  (FDP,  $r_D=320$ ,  $\mu=0.5$ )

$N$	Exposure			Length		
	Avg.	SD	RSD (%)	Avg.	SD	RSD (%)
10	0.18	0.1041	57.83	1.17	0.1389	11.87
30	0.42	0.0778	18.52	1.20	0.1261	10.50
50	0.80	0.1637	20.46	1.26	0.1659	13.16
70	1.34	0.1674	12.49	1.23	0.0963	7.83
90	1.62	0.2646	16.33	1.20	0.0734	6.12
110	2.66	0.4026	15.13	1.28	0.0927	7.24

#### 4 结束语

本文关注智能目标在感知区域的一种经典活动——穿越.我们详细研究了目标如何选择穿越路径.在反监测问题建模的基础上,我们提出并评估了一系列路径选择算法.不同于前人工作的是,我们仅仅基于部分探测信息的穿越问题,也即目标只能探测到部分节点的布置信息.实验结果证明了本文算法的有效性.这些路径穿越方法对传感器网络的监控性能提出了巨大的挑战.针对这一问题,隐藏技术是传感器网络的有力方法,其主要思想是从目标的视野隐藏传感器网络,就如同自然免疫系统覆盖于网络而免受发现一样,这将是进一步努力的方向.

#### References:

- [1] Mainwaring A, Polastre J, Szewczyk R, Culler D, Anderson J. Wireless sensor networks for habitat monitoring. In: Raghavendra CS, Sivalingam KM, eds. Proc. of the ACM Int'l Workshop on Wireless Sensor Networks and Applications (WSNA). Atlanta: ACM Press, 2002. 88–97.
- [2] Wood AD, Stankovic JA. Denial of service in sensor networks. IEEE Trans. on Computers, 2002,35(10):54–62.
- [3] Phipatanasuphorn V, Ramanathan P. Vulnerability of sensor networks to unauthorized traversal and monitoring. IEEE Trans. on Computers, 2004,53(3):364–369.
- [4] Veltri G, Huang Q, 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.
- [5] Li XY, Wan PJ, Frieder O. Coverage in wireless ad hoc sensor networks. IEEE Trans. on Computers, 2003,52(6):753–763.
- [6] Megerian S, Koushanfar F, Potkonjak M, Srivastava M. Worst and best-case coverage in sensor networks. IEEE Trans. on Mobile Computing, 2005,4(1):84–92.

- [7] Meguerdichian S, Koushanfar F, Potkonjak M, Srivastava M. Coverage problems in wireless ad-hoc sensor networks. In: Sengupta B, ed. Proc. of the IEEE INFOCOM. Anchorage: IEEE Press, 2001. 1380–1387.
- [8] Meguerdichian S, Koushanfar F, Qu G, Potkonjak M. Exposure in wireless ad-hoc sensor networks. In: Proc. of the ACM MobiCom. Rome: ACM Press, 2001. 139–150.
- [9] Goldenberg DK, Krishnamurthy A, Maness WC, Yang YR, Young A, Morse AS, Savvides A, Anderson BDO. Network localization in partially localizable networks. In: Proc. of the Infocom. Miami: IEEE Press, 2005. 313–326.
- [10] Aurenhammer F. Voronoi diagrams—A survey of a fundamental geometric data structure. ACM Computing Surveys, 1991,23(3): 345–405.
- [11] Mulmuley K. Computational geometry: An introduction through randomized algorithms. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1994.
- [12] Bose P, Morin P. Online routing in triangulations. In: Aggarwal A, Rangan CP, eds. Proc. of the 10th Int'l Symp. on Algorithms and Computation (ISAAC). Chennai: Springer-Verlag, 1999. 113–122.
- [13] Bose P, Morin P, Stojmenovic I, Urrutia J. Routing with guaranteed delivery in ad hoc wireless networks. ACM/Kluwer Wireless Networks, 2001,7(6):609–616.
- [14] Kranakis E, Singh H, Urrutia J. Compass routing on geometric networks. In: Proc. of the 11th Canadian Conf. on Computational Geometry. Vancouver, 1999. 52–54.



张文哲(1979 - ),男,博士生,主要研究领域为无线传感器网络.



伍民友(1954 - ),博士,教授,博士生导师,主要研究领域为无线网络,传感器网络.



李明禄(1965 - ),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为网格计算,对等计算,无线传感器网络.