

文章编号: 1001-0920(2006)10-1119-05

无线传感器网络覆盖问题中的目标最优运动模式

臧传治^{a, b}, 于海斌^a, 梁 犛^a, 白洁音^{a, b}

(中国科学院 a 沈阳自动化研究所, b 研究生院, 沈阳 110016)

摘 要: 研究无线传感器网络中的覆盖问题, 这对传感器网络的节能、性能优化以及部署策略等问题具有十分重要的意义。相对已有的传感器模型和 Exposure 模型, 给出更合理、更符合实际的模型, 而且新模型便于分析计算。给定目标的起点, 分析出使其具有最大值和最小 Exposure 值的运动方向; 给定目标的速率和运行时间, 分析出使其 Exposure 值最大的运动模式。对 Exposure 的分析简化了对覆盖问题的分析工作。仿真结果验证了理论分析的正确性。

关键词: 传感器网络; 覆盖; Exposure

中图分类号: TP212 **文献标识码:** A

Optimal Moving Path in the Sensor Network Coverage Problem

ZANG Chuan-zhi^{a, b}, YU Hai-bin^a, LIANG Wei^a, BAI Jie-yin^{a, b}

(a Shenyang Institute of Automation, b Graduate School, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China
Correspondent: ZANG Chuan-zhi, E-mail: zangcz@sia.cn)

Abstract: In a sensor network, the coverage problem is very important to the energy consumption, network performance and sensor deployment. A new sensor model and an exposure model are defined which are more reasonable and comprehensible than the existing ones. Furthermore, the new models are more convenient for analysis and computation. For the given target starting position, two directions are identified which enable the target to get the maximal and minimal exposure values respectively. If the target velocity and moving time are given, the maximal moving model is identified which produces the maximal exposure value. The simulations show the accuracy of the results.

Key words: Sensor network; Coverage; Exposure

1 引 言

随着通信技术、嵌入式计算技术和微机械技术的飞速发展和日益成熟, 廉价的具有感知能力、计算能力和通信能力的微型传感器^[1,2]开始在世界范围内出现。由这些微小传感器构成的无线传感器网络(WSN)是一种新型测控网络, 有着广泛的应用领域, 如国防军事、国家安全、环境监测、交通管理、医疗卫生、制造业、预防森林火灾和防洪抗险等领域^[1,2]。无线传感器网络是继因特网之后, 对 21 世纪人类生活方式产生重大影响的 IT 热点技术。因特网改变了人与人之间交流、沟通的方式, 而无线传感

器网络将逻辑上的信息世界与真实物理世界融合在一起, 改变了人与自然交互的方式。

作为新型的网络, 无线传感器网络有许多亟待解决的问题, 例如节能、自组织、可扩展性、鲁棒性、协同性等^[1,2], 此外还有一类非常重要的基本问题——覆盖问题^[3~10]。依据覆盖的内容, 无线传感器网络中的覆盖问题可分为通信覆盖和感知覆盖; 依据被覆盖区域的几何性质, 可划分为区域覆盖和点覆盖^[3,4]; 依据传感器的布设形式可分为随机覆盖和定点覆盖^[5]。通信覆盖研究的是网络的通信连通性^[6]; 感知覆盖研究的是传感器网络对物理世界的

收稿日期: 2005-08-22; 修回日期: 2005-12-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(60434030, 60374072); 辽宁省博士启动基金项目(20041004)

作者简介: 臧传治(1977—), 男, 江苏东海人, 博士生, 从事分布式传感器网络、人工智能等研究; 于海斌(1964—), 男, 黑龙江密山人, 研究员, 博士生导师, 从事智能生产调度、离散事件动态系统等研究

检测的好坏,是传感器网络在感知上的服务质量(QoS)问题^[4,7,8]。本文研究的是传感器网络的感知覆盖问题,因此,如果不加说明,以下的覆盖问题均指感知覆盖;此外,本文的研究结果对一般的和无线传感器网络均适应,所以下文将用传感器网络一词统指任何类型的传感器网络

为便于理解,给出覆盖问题的一个实例。考虑这样一个场景:在战场上,随机布设的传感器节点被用来探测敌人的行踪,传感器节点将收集的信息通过多跳通信发给用户。在这个场景中,首要问题是需要多少个传感器才能有效地监视整个区域,并且使发现敌人的概率尽可能的高。如果布设较少的传感器,网络会出现盲区,敌人会安全地通过盲区;如果布设过多的传感器,则会带来费用问题,而且过多的传感器并不一定意味没有盲区。因此,发现传感器网络的覆盖性能与传感器的数量或密度之间的函数关系,对应用传感器网络具有十分重要的意义。

覆盖问题的研究对解决无线传感器网络的其他问题也有很大的帮助。例如,当计算出网络的覆盖性能与所布设的传感器数目之间的关系时,有效地控制传感器的数量不仅可以达到完成网络功能的目的,而且可以节能;此外,有效地控制传感器的数量还可以控制传感器网络的冗余程度。

计算几何方法经常用来解决覆盖问题。著名的画廊问题^[9]是寻求合适的观测器数量,使得画廊中每一点至少有一个观测器能观测到。对于平面上的画廊问题,文献[9]给出了最优算法;但是三维空间的画廊问题被证明是NP难问题,[9]给出了利用计算几何中的Delaunay方法进行搜索的启发式方法。Meguerdichian等人^[4]首次将计算几何中的Delaunay与Voronoi方法应用到传感器网络覆盖问题上,给出了多项式时间内的算法,并计算覆盖最差的路径和覆盖最好的路径。

继而,Meguerdichian等人^[7,8]定义了传感器模型和Exposure模型,并以此为基础,结合数学分析方法解决了连接给定两点的最小Exposure路径问题。Adlakha等人^[5]采用Meguerdichian等人^[7,8]的模型计算出覆盖问题中的临界传感器数量问题。在文献[5]中,覆盖问题不仅与传感器本身的参数相关,而且与被检测目标(以下简称为“目标”)的特征相关。当传感器与目标在同一位置时,[5,7,8]中的传感器模型均没有定义,而且当二者的位置非常接近时,按照[5,7,8]中传感器模型,计算出的传感器的测量值可以大于任意事先给定的正数,这显然是不合理的。由于模型的不合理,导致[5]中部分结果及结论是错误的。

本文研究移动目标的覆盖问题。针对[5,7,8]中的模型的不合理性,对传感器模型和Exposure模型进行了改进,使之在任意地方均有定义,并且更加符合实际,便于分析计算。当移动目标的起点已知时,给出使其具有最大Exposure值的方向和最小Exposure值的方向;当目标的速率(指速度大小,不代表方向)和运行时间已知时,分析出使其Exposure值最大的运动模式。统称最大Exposure方向、最小Exposure方向和最大Exposure模式为目标的最优运动模式。对目标的最优运动模式的分析简化了对覆盖问题的分析工作。

2 传感器网络模型

2.1 传感器模型

对很多种传感器而言,其感知能力随着传感器与目标之间距离的增大而降低。据此,Meguerdichian等人^[7,8]给出如下的传感器模型:

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

其中: s 是传感器的位置, p 是被检测目标的位置, $d(s, p)$ 是传感器 s 和目标 p 之间的欧氏距离, $S(s, p)$ 是传感器 s 检测到的信号强度, λ 和 k 是依赖于传感器技术的参数。Adlakha等人^[5]称 λ 为传感器标度, k 为信号的衰减速度。

从式(1)很容易看出此种定义的缺陷。当传感器和目标的位置相同时,即 $d(s, p) = 0$,此时式(1)没有定义,而且当 $d(s, p) \rightarrow 0$ 时,有

$$\lim_{d \rightarrow 0} S(s, p) = \infty. \quad (2)$$

这意味着,只要传感器与目标之间的距离足够小, $S(s, p)$ 均可以大于任意事先给定的正数,即传感器的读数可以任意的大,这与经验显然不符。事实上,任何传感器总是有最大量程的。此外,对诸如声音或者是地震波等被动型传感器而言,测量值与信号的振幅是相关的。从而,Feng Zhao^[10]等人给予参数 λ 另外一个含义:代表信号源的振幅,同时指出,在某些特定情况下, λ 可以代表传感器的标度。

为克服传感器模型(1)的缺陷,同时也为了便于分析计算,给出新的传感器模型为

$$S(s, p) = \frac{\lambda}{[d(s, p) + 1]^k}, \quad (3)$$

其中 λ 代表信号源的振幅。为简单起见,本文要求 λ 的取值是不变的正数。当 λ 变化时,只要其幅度不是很大,本文的分析结果可以对相关问题进行近似估计。从传感器模型(3)可以看出,当传感器和目标在相同的位置时, $d(s, p) = 0$,此时 $S(s, p) = \lambda$ 恰好是信号的初始强度,而且当 $d(s, p)$ 足够大时,(1)与(3)的取值近似相等,因此近似保证了“感知能力随

着传感器与目标之间的距离增大而呈指数形式降低。此外, 由于环境中存在各种噪声, 当信号的强度小于噪声时, 传感器是无法测量到信号的。综合以上分析, 令 F_{min} 为传感器所能测量到的有效信号的最小值, 令 F_{max} 为传感器所能测量信号的最大值, 则有

$$F_{min} < S(s, p) < F_{max}, \quad (4)$$

从而得到更加精确的传感器模型为

$$S(s, p) = \begin{cases} 0, & \frac{\lambda}{[d(s, p) + 1]^k} < F_{min}; \\ F_{max}, & \frac{\lambda}{[d(s, p) + 1]^k} > F_{max}; \\ \frac{\lambda}{[d(s, p) + 1]^k}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

2.2 Exposure 模型

在传感器网络的覆盖问题中, M eguerdichian 等人^[7,8] 最早引入 Exposure 的概念, 其含义与摄影学里面的“曝光”最为接近, 意指目标在传感器网络中的暴露程度。M eguerdichian 等人和 A dlakha 等人^[5] 定义了积分 Exposure 模型, 并且认为在给定的时间内 Exposure 值大于事先给定的阈值, 则传感器认为发现了目标。设目标在监测区域内沿着路径 $p(t)$ 从 $p(t_1)$ 点移动到 $p(t_2)$ 点, 则 Exposure 的积分模型为

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

其中: t 为时间变量, $p(t_1)$ 和 $p(t_2)$ 为运动轨迹的起点与终点; $|dp(t)/dt|$ 为弧长元素, 令 $p(t) = (x(t), y(t))$, 则有

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

Exposure 的积分模型(6) 依赖于弧长元素, 即模型(6) 与目标的运动轨迹的长度相关, 实际上模型(6) 是传感器的测量值对目标运动路径的积分, 不妨称其为路径型 Exposure 模型。一般情况下, 对传感器而言, 其能获取的信息只有 $S(s, p)$, 而式(7) 是目标的运动属性, 是传感器所无法获取的。事实上, 对能量型传感器而言, 式(6) 是没有意义的。例如, 对声音传感器而言, 如果目标围绕传感器作圆周运动(参见图 1), 则不论目标以多大的速率运动, 其获得的信号能量总是不变的, 且只与目标与传感器之间的距离相关, 而与目标的运动轨迹的长度无关。如果按式(6) 计算, 则不同的速率对应不同的 Exposure 值, 这与实际不符。

为此, 针对诸如声音、震动传感器等, 本文采用如下的能量型 Exposure 模型:

$$E = \int_{t_1}^{t_2} S(s, p) dt \quad (8)$$

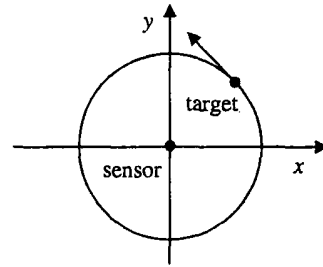


图 1 Exposure 与弧长无关

式(8) 是传感器的信号测量值对时间的积分, 由于 $S(s, p) \geq 0$, 式(8) 可以看作是信号的能量。实际上, 信号的能量标准形式为 $\int_{t_1}^{t_2} S^2(s, p) dt$, 为了与式(6) 保持一致, 所以采用了式(8)。需要补充的是, 如果令 $E = \int_{t_1}^{t_2} S^2(s, p) dt$, 本文的结果同样成立。

如果目标运动速率的大小不变, 记为 v , 则有

$$\left| \frac{dp(t)}{dt} \right| = \sqrt{\left(\frac{dx(t)}{dt}\right)^2 + \left(\frac{dy(t)}{dt}\right)^2} = v, \quad (9)$$

由(6) 可得

$$E = \int_{t_1}^{t_2} S(s, p) \left| \frac{dp(t)}{dt} \right| dt = v \int_{t_1}^{t_2} S(s, p) dt, \quad (10)$$

与式(8) 相比差了 v 数倍。这样在特殊情况下建立了二者之间的关系。

2.3 目标模型

本文只考虑传感器网络用来追踪移动目标的情形, 目标可以是人, 也可以是移动的车辆。假定目标在时间 T 内以速率 v 沿直线运动。这种假定是合理的, 在现实物理世界中, 物体的宏观运动符合惯性定律, 只要 T 不是很大, 物体的运动形式总可以近似看作是匀速直线运动的; 此外, 两点之间直线距离最短, 当目标决定从某点移动到另外一点时, 如果不考虑其他因素, 沿直线运动是最理想的选择。

3 最大(小) Exposure 方向和最大 Exposure 模式

本节利用解析几何方法对覆盖问题进行基本理论分析。分别采用式(5) 的传感器模型, 式(8) 的能量型 Exposure 模型, 在时间 T 内以速率 v 沿直线运动距离为 δ 的目标模型。并且假定传感器的测量值范围满足式(4), λ 是不变的正的常数, 且 $\lambda < F_{max}$ 。

3.1 最大(小) Exposure 方向

设传感器位置为 (x_s, y_s) , 目标的起点为 (x_o, y_o) , 为了叙述方便, 如图 2 所示, 把从传感器指向目标起点的方向 $(x_o, y_o) - (x_s, y_s)$ 定义为最小 Exposure 方向(L ED), 把从目标起点指向传感器的方向 $(x_s, y_s) - (x_o, y_o)$ 定义为最大 Exposure 方向

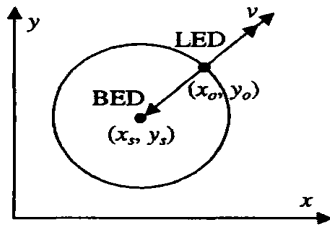


图2 BED与LED

(BED), 这样便得到以下定理:

定理1 给定目标的起点、速率和运行时间, 当目标沿LED前进时, 传感器获得最小Exposure值; 当目标沿BED前进时, 传感器获得最大Exposure值; 当目标沿其他方向前进时, 传感器获得的Exposure值介于两者之间

证明 首先证明当目标沿BED前进时, 传感器获得最大Exposure值 如图3所示, 目标从B点出发, BE是目标的BED方向, BD是不同于BED的任意增长方向, M是BE上的任意一点, BN = BM. 由于目标作匀速直线运动, 当目标沿BED运动至M点时, 其在BD上的对应点是N, 二者花费的时间相同 根据式(8), 只要证明 $S(s, N) < S(s, M)$, 即只要证明 $SN > SM$ 就可以证明结论

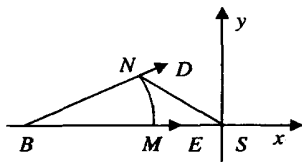


图3 BED

记S和B的坐标分别为(0, 0)和(x₀, 0), 其中x₀ < 0, 记直线BN的斜率为k, 且k > 0 若目标以速度v作匀速直线运动, 经过时间t, M的坐标为(x₀ + vt, 0). 记N的坐标为(x_N, y_N), 由BN = BM可得

$$\sqrt{(x_N - x_0)^2 + (y_N)^2} = vt,$$

结合 $y_N = k(x_N - x_0)$, 又可得 $x_N = \pm vt / \sqrt{1 + k^2} + x_0$ 至此可导出

$$SM = \sqrt{x_0^2 + (vt)^2 + 2vtx_0}, \quad (11)$$

$$SN = \sqrt{x_N^2 + y_N^2} = \sqrt{x_0^2 + (vt)^2 \pm 2vtx_0 \sqrt{1/(k^2 + 1)}}. \quad (12)$$

因为 $SN^2 - SM^2 = 2vtx_0(\pm \sqrt{1/(k^2 + 1)} - 1) > 0$, 所以 $SN > SM$.

对定理的第2部分(当目标沿LED前进时, 传感器获得最小Exposure值)的证明过程与以上过程类似, 不再详述

定理1的作用是很明显的, 它使得我们在考虑

问题时, 只需考虑目标沿BED和LED运动的情况即可 当目标沿LED前进时, 在t时刻目标到传感器的距离为

$$d(s, p(t)) = r_0 + vt, \quad (13)$$

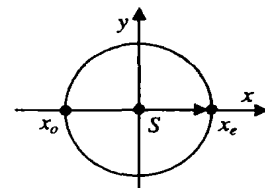
其中r₀是目标在t = 0时刻距离传感器的距离 令t₁ = 0, t₂ = T, 结合式(8)可得

$$E = \int_0^T \frac{\lambda}{(r_0 + vt + 1)^k} dt \quad (14)$$

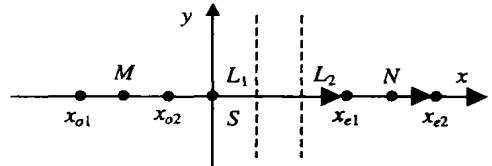
从式(14)可以看出, Exposure值只与目标到传感器的距离相关, 而与具体的位置无关 当目标沿BED运动时, 其情况与此类似 这样就可以限定目标只在x轴上运动, 简化了分析过程, 而不会影响分析的结果 下面将给出另外一个有用的定理

3.2 最大Exposure模式

定理2 给定目标的速率v和运行时间T, 如图4(a)所示, 当目标的轨迹以传感器为中心对称时, 传感器可以获得最大Exposure值, 称此种情况为最大Exposure模式



(a) 最大Explore轨迹



(b) 最优轨迹

图4 最大Exposure模式

证明 如图4(b)所示, 传感器位于原点, x₀₁x_{e1} = x₀₂x_{e2}是目标的两个不同轨迹, 用p₁(t)和p₂(t)来表示, x₀₂ > x₀₁, x₀₁x_{e1}以x = 0对称, x₀₂x_{e2}以x = L₂对称 由于目标作匀速直线运动, 对给定线段来说, 易证: 无论目标从哪一端出发向另外一端移动, 传感器测得Exposure值均相等 因此只需证明当目标在x₀₁x_{e1}运动时, 传感器获取的Exposure值大于在x₀₂x_{e2}上的相应值

由于x₀₁x_{e1} = x₀₂x_{e2}, 所以有x₀₁x₀₂ = x_{e1}x_{e2} 作线段x₀₁x_{e2}的垂直平分线x = L₁, 在x₀₁x₀₂上任取一点M, 同时在x_{e1}x_{e2}取点N, 使之与M点关于x = L₁对称 易知, 当目标从x₀₁出发运动至M点时, 如果目标从x_{e2}出发, 则可以运动至N点 由于L₁ > 0, 所以有NS > MS. 记目标从x₀₁运动至x₀₂花费的时间为t₁, 并假定在x₀₂x_{e2}上目标从x_{e2}向x₀₂运动, 则有

$$E_1 = \int_0^T S(s, p_1(t)) dt = \int_0^{t_1} S(s, p_1(t)) dt + \int_{t_1}^T S(s, p_1(t)) dt, \quad (15)$$

$$E_2 = \int_0^T S(s, p_2(t)) dt = \int_0^{t_1} S(s, p_2(t)) dt + \int_{t_1}^T S(s, p_2(t)) dt \quad (16)$$

而由于 $N S > M S$, 所以有

$$\int_0^{t_1} S(s, p_1(t)) dt > \int_0^{t_1} S(s, p_2(t)) dt \quad (17)$$

而

$$\int_{t_1}^T S(s, p_1(t)) dt = \int_{t_1}^T S(s, p_2(t)) dt, \quad (18)$$

所以有 $E_1 > E_2$

4 仿真研究

本节分别对两个定理进行仿真验证。在仿真中, 取 $\lambda = 1, k = 2, F_{\min} = 0.001, F_{\max} = 1, E_t = 0.01, T = 2 \text{ s}, v = 5 \text{ m/s}$, 传感器放在原点

4.1 仿真 1

目标的初始位置随机产生, 服从均匀分布; 让目标的运动方向从 0 rad 到 $6\pi \text{ rad}$ 以步长 $0.01\pi \text{ rad}$ 依次变化, 计算目标在每个方向上运行时相应的 Exposure 值, 从而找出最大(小) Exposure 值及其对应的 BED (LED) 方向。图 5 给出了一组仿真结果, 其中随机产生的目标位置为 $(3.8613 \text{ m}, 17.0835 \text{ m})$ 。由定理 1 计算出 BED 和 LED 分别为 4.4901 rad 和 1.3485 rad , 对应的 Exposure 值为 0.0127 和 0.0038 。从图 5 可以看出仿真得到的 BED 和 LED 分别为 4.4925 rad 和 1.3509 rad , 对应的 Exposure 值为 0.012687 和 0.0037884 。理论值和仿真值差别不大, 在误差的允许范围之内。这样就验证了定理 1。

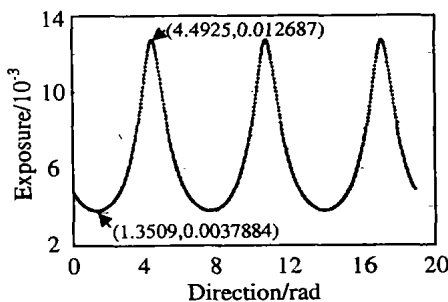


图 5 仿真结果(1)

4.2 仿真 2

目标的运动轨迹限制在 x 轴上, 轨迹的起点从 -30 m 到 30 m 以步长 0.1 m 依次变化, 在每个起点上, 让目标沿 BED 方向(即当起点在负 x 轴上时, 向

正 x 轴运动; 当起点在正 x 轴时, 向负 x 轴运动) 以速率 v 前进 $T \text{ s}$, 并计算相应的 Exposure 值, 从而找出最大 Exposure 值及其对应的起点。记 $x_1 = -5 \text{ m}, x_2 = 5 \text{ m}$, 根据定理 2 可以计算出, 当目标的轨迹的两个端点分别为 x_1, x_2 时, 其 Exposure 值最大。图 6 给出了仿真结果, 从图上不难看出, 当目标的起点为 -5 m 和 5 m 时, 其 Exposure 值最大, 为 0.33333 , 此时目标的轨迹的两个端点恰好为 x_1, x_2 ; 此外, 当目标的起点为原点时, 其 Exposure 值为 0.18182 , 并不是最大 Exposure 值。这样就验证了定理 2。

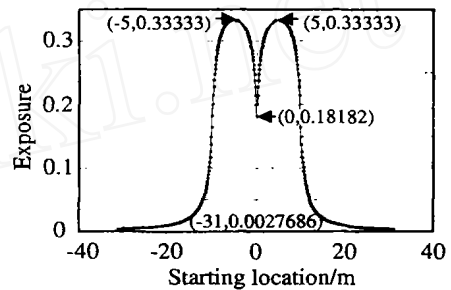


图 6 仿真结果(2)

5 结 语

传感器网络覆盖问题的研究直接关系到传感器网络监测性能的好坏, 同时关系到传感器网络的资源利用和网络部署等根本性的问题。基于改进的模型, 本文对移动目标的覆盖问题进行了初步的探索, 给出目标的最优运动模式。最优模式的给出, 使得在分析覆盖问题时, 只需考虑有限的几个目标最优运动模式即可。仿真结果验证了理论分析的正确性。基于目标的最优运动模式, 仿照文献[5]可以分析出传感器网络的临界半径和临界数量; 同时还可以给出临界速率和临界密度等非常有用的参数, 并且由此可以发现[5]中的不足之处。有关这方面的内容, 将在相关文章中阐述。

参考文献(References)

- [1] Estrin D, Govindan R, Heidemann J, et al. Next Century Challenges: Scalable Coordination in Sensor Networks[A]. Proc of MobiCOM [C]. New York: ACM Press, 1999: 263-270
- [2] Akyildiz IF, Su W, et al. Wireless Sensor Networks: A Survey[J]. Computer Networks, 2002, 38(4): 393-422
- [3] Li X, Wan P, Wang Y, et al. Coverage in Wireless ad-hoc Sensor Networks[J]. IEEE Transactions on Computers, 2003, 52(6): 753-763

(下转第 1133 页)

- Least Squares Support Vector Machines* [M]. Singapore: World Scientific Publishing Co Pte Lte, 2002
- [4] Suykens J A K, De Brabanter J, Lukas L, et al Weighted Least Squares Support Vector Machines: Robustness and Sparse Approximation [J]. *Neurocomputing*, 2002, 48(1-4): 85-105
- [5] Suykens J A K, Vandewalle J. Recurrent Least Squares Support Vector Machines[J]. *IEEE Trans on Circuits Systems — I*, 2000, 47(7): 1109-1114
- [6] 叶美盈, 汪晓东, 张浩然. 基于在线最小二乘支持向量机回归的混沌时间序列预测[J]. *物理学报*, 2005, 54(6): 2568-2573
(Ye M Y, Wang X D, Zhang H R. Chaotic Time Series Forecasting Using Online Least Squares Support Vector Machine Regression[J]. *Acta Physics Sinica*, 2005, 54(6): 2568-2573)
- [7] M a J S, James Theiler, Simon Perkins. Accurate Online Support Vector Regression [J]. *Neural Computation*, 2003, 15(11): 2683-2703
- [8] 赵登福, 庞文晨, 张讲社, 等. 基于贝叶斯理论和在线学习支持向量机的短期负荷预测[J]. *中国电机工程学报*, 2005, 25(13): 8-13
(Zhao D F, Pang W C, Zhang J S, et al. Based on Bayesian Theory and Online Learning SVM for Short Term Load Forecasting[J]. *Proc of the CSEE*, 2005, 25(13): 8-13)
- [9] Lehel Csato, Manfred Opper. Sparse On-line Gaussian Processes [J]. *Neural Computation*, 2002, 14(3): 641-668
- [10] Chiang J H, Hao P Y. Support Vector Learning Mechanism for Fuzzy Rule-Based Modeling: A New Approach [J]. *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, 2004, 12(1): 1-11
- [11] Van Gestel T, Suykens J A K, Baestaens D, et al. Financial Time Series Prediction Using Least Squares Support Vector Machines within the Evidence Framework [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 2001, 12(4): 809-821.

(上接第 1123 页)

- [4] M eguerichian S, Koushanfar F, Potkonjak M, et al. Coverage Problems in Wireless ad-hoc Sensor Networks [A]. *IEEE IN FOCOM* [C]. New York, 2001: 1380-1387.
- [5] A dlakha S, Srivastava M. Critical Density Thresholds for Coverage in Wireless Sensor Networks [A]. *IEEE Wireless Communications and Networking Conf* [C]. New York, 2003: 1615-1620
- [6] Gupta P, Kumar P R. The Capacity of Wireless Networks [J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 2000, 46(2): 388-404
- [7] M eguerichian S, Koushanfar F, Qu G, et al. Exposure in Wireless ad-hoc Sensor Networks [A]. *Proc of the 7th Int Conf on Mobile Computing and Networking* [C]. Rome, 2001: 139-150
- [8] M egerian S, Koushanfar F, Qu G, et al. Exposure in Wireless ad-hoc Sensor Networks: Theory and Practical Solutions [J]. *J of Wireless Networks*, 2002, 8(5): 443-454
- [9] M arengoni M, Draper B A, Hanson A, et al. System to Place Observers on a Polyhedral Terrain in Polynomial Time [J]. *Image and Vision Computing*, 1996, 18(10): 773-780
- [10] Feng Zhao, Leonidas Guibas. *Wireless Sensor Networks: An Information Processing Approach* [M]. Boston: Elsevier/Morgan Kaufmann, 2004
- [11] Gregg W W, Esaias W E, Feldman G C, et al. Coverage Opportunities for Global Ocean Color in a Multi-mission Era [J]. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, 36(5): 1620-1627.

(上接第 1128 页)

- [7] 张化光, 全永兵. 基于模糊双曲正切模型的一类稳定的模糊控制器设计 [J]. *控制与决策*, 2002, 17(6): 956-960
(Zhang H G, Quan Y B. Design of Stable Fuzzy Controller Based on Fuzzy Hyperbolic Model [J]. *Control and Decision*, 2002, 17(6): 956-960)
- [8] M an Z, Paplinski A P, Wu H R. Robust Tracking Control for Rigid Robotic Manipulators [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1994, 39(12): 2464-2469
- [9] Salim L, Mohamed S B, Thierry M G. Adaptive Fuzzy Control of a Class of MIMO Nonlinear System [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2005, 151(1): 59-77.
- [10] Wang L X. Fuzzy Systems are Universal Approximation [A]. *Proc IEEE Internat Conf Fuzzy Systems* [C]. 1992, 22: 1163-1170