

文章编号 1004-924X(2010)09-2060-09

利用最小二乘支持向量机实现 无线传感器网络的目标定位

张晓平¹, 刘桂雄¹, 周松斌²

(1. 华南理工大学 机械与汽车工程学院, 广东 广州 510640;
2. 广东省科学院自动化工程研制中心, 广东 广州 510070)

摘要:针对接收信号强度值(RSSD)的波动直接影响无线传感器网络(WSN)目标定位准确度的问题,研究了利用最小二乘支持向量回归机(LSSVR)实现 WSN 的目标定位的基本原理,分析了固定探测节点和探测节点变化时的 LSSVR 建模定位特性,提出了基于自适应 LSSVR 回归建模实现 WSN 目标定位的方法(TL-AML)。该方法综合考虑目标定位准确度和实时性,初始时刻首先建立 LSSVR 回归模型来定位目标,根据后面任一时刻探测节点与前一时刻回归模型建模节点的包含关系决定是否重新建模,实现自适应建模定位过程。基于 CC2430 无线传感网络实验平台,进行了相关 TL-AML 方法性能实验,通过合理选取建模参数,TL-AML 方法的目标定位均方根误差(RMSE)比 MLE 方法减小 34%~37%,比 LSE 方法减小 60%~65%。建模参数在较大范围内取值时,TL-AML 方法目标定位准确度比 MLE 和 LSE 方法有明显提高。在 LSSVR 建模情况下,TL-AML 方法目标定位耗时 0.2~0.4 s,无需重复建模时,目标定位耗时减少到 0.04 s。实验结果表明,TL-AML 方法能够显著减小 RSSI 波动对目标定位结果的影响,提高目标定位准确度,减少目标定位时间,且具有较好的目标定位实时性。

关键词:无线传感器网络;目标定位;最小二乘支持向量回归机;自适应回归建模

中图分类号: TN929.1; TP301 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20101809.2060

Target localization based on LSSVR in wireless sensor networks

ZHANG Xiao-ping¹, LIU Gui-xiong¹, ZHOU Song-bin²

(1. School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China; 2. Automation Engineering R&M Center, Guangdong Academy of Sciences, Guangzhou 510070, China)

Abstract: In consideration of the direct influence of Received Signal Strength Indicator(RSSI) fluctuation on the target localization accuracy in wireless sensor networks (WSN), the basic principle of target localization using Least Square Support Vector Regression(LSSVR) is discussed. Then, the characteristics of LSSVR modeling are analyzed for given and variable detection sensors, respectively. Furthermore, a method for Target Localization based on Adaptive LSSVR Modeling (TL-AML) in WSN is proposed. By considering localization accuracy and real-time performance comprehensively, LSSVR models are built for locating target at initial time, and at follow-up time it is used to decide

收稿日期: 2009-11-29; **修订日期:** 2010-01-18.

基金项目: 教育部新世纪优秀人才支持计划项目(No. NCET-08-0211); 粤港关键领域重点突破项目(No. 2007A30310004); 广东省自然科学基金资助项目(No. 9151052101000013)

whether new models need to be built or not according to the inclusion relation between detection nodes and sensor nodes. The performance of TL-AML is verified based on CC2430 WSN experiment platform. Results show that the Root Mean Square Error (RMSE) of target localization based on TL-AML has reduced by 34%~37% and 60%~65% as compared with those of MLE and LSE, respectively. When modeling parameters are taken in reasonable value ranges, the localization accuracy of TL-AML is improved evidently compared with MLE and LSE. Moreover, the consuming time of TL-AML is 0.2~0.4 s, If LSSVR modeling is needed. Otherwise, the consuming time is only about 0.04 s. The results indicate that TL-AML method can weaken the influence of RSSI fluctuation on the accuracy of target localization and has good real-time target localization accuracy.

Key words: wireless sensor network; target localization; Least Square Support Vector Regression (LSSVR); adaptive regression modeling

1 引言

无线传感器网络 (Wireless Sensor Networks, WSN) 是综合了传感技术、计算技术和无线通信技术的新一代传感器网络,它可以通过传感器节点协同探测和融合目标信息来实现目标定位。WSN 目标定位技术^[1-2]在国防军事、交通管理、入侵检测等领域具有广阔的应用前景,是近年来国内外研究的热点问题。WSN 目标定位方法主要包括到达时间法^[3]、到达时间差法^[4]、到达角度法^[5]和接收信号强度指示法^[6-10] (Received Signal Strength Indicator, RSSI)。到达时间法通过测量目标信号到达探测节点时间实现目标定位,定位准确度较高,但它需要节点保持严格的时间同步;到达时间差法根据目标信号到达不同节点时间差计算目标位置,它主要适用于宽带信号,并对信号到达时间差测量准确度要求较高;到达角度法利用目标信号到达探测节点角度估计目标坐标,它适用于窄带信号,但需引入额外的硬件设备,成本和能耗较大;RSSI 方法根据探测节点测量的目标信号强度,通过极大似然估计法 (Maximum Likelihood Estimation, MLE) 或最小二乘法 (Least Square Estimation, LSE) 进行目标定位。RSSI 方法直接利用 RF 器件测量信号强度,无需加装额外装置,成本和能耗较低,易于实现,已成为 WSN 目标定位的主要方法。但多径效应、测量环境等因素通常导致目标信号强度测量值包含较大误差,它会直接影响利用 MLE 或 LSE 计算得到的目标定位结果。为提高 RSSI 方

法目标定位准确度,国内外学者开展了大量研究工作。日本 Osaka 大学的 Zemek Radim 等人^[8] (2007) 利用 MLE 同时估计目标位置和无线信道模型参数,改善了目标定位效果;Daisuke Anzai 等人^[9] (2008) 提出了 WSN 目标定位的 RSSI 异常数据删除方法,提高了目标定位结果的可靠性;澳大利亚 Deakin 大学的 Timothy J. Black 等人^[10] (2008) 通过动态调节 RSSI 模型参数来保证移动情况下 RSSI 目标定位准确度;美国 Syracuse 大学的 Ozdemir Onur 等人 (2009) 提出了信道感知 WSN 目标定位方法,有效降低了信道特性变化对目标定位的影响。可以看出,以上工作主要通过实时优化无线信道参数、剔除异常数据等手段减小信号强度测量误差,一定程度上改善了目标定位效果,但对目标定位算法自身的抗噪能力考虑的不够,目标定位计算复杂度也会明显增加。另外,MLE 算法依然存在局部极小解^[11]、似然函数建模误差等问题。通过机器学习方法充分挖掘 WSN 目标定位潜在信息来提高定位算法抵抗测量噪声的能力,减小测量值波动对目标定位结果的影响,克服定位算法上述缺陷,为 RSSI 目标定位研究提供了新思路。

支持向量回归机^[12-13] (Support Vector Regression, SVR) 是近年来发展起来的一种新型学习机器,它在小样本情况下具有良好的回归性能和抗噪能力。最小二乘支持向量回归机 (Least Square Support Vector Regression, LSSVR) 将传统的 ϵ -SVR 的不等式约束二次规划问题转化为等式约束线性方程,提高了算法的求解速度。文献^[14]研究了 SVR 回归建模在 WSN 目标定

位中的应用,根据若干位置移动电话信号接收强度和移动电话坐标建立 SVR 回归模型,实现了移动电话用户的定位。但它需要通过实地测量收集训练样本,若地域发生变化则需重新测量,SVR 建模的工作量比较大,可移植性受到限制。笔者在前期工作中,开展了基于 LSSVR 的 WSN 固定目标定位研究^[15-16]。突破文献[14]要求实地测量物理信号的局限性,通过节点本地计算建立了 LSSVR 模型,利用节点到目标距离向量和目标坐标进行 LSSVR 回归建模,将目标测距向量输入 LSSVR 模型实现定位,提高了目标定位准确度。信号强度差 LSSVR 回归建模定位方法的研究,消除了目标功率变化对定位结果的影响,增加了目标定位可靠性。然而,WSN 移动目标定位与固定目标定位不同,它在探测节点变化和 LSSVR 回归建模方面具有较高复杂性。若对运动目标进行准确定位,必须有效解决探测节点变化下 LSSVR 动态建模与定位问题。本文综合考虑了目标定位准确度和计算复杂度,在获得目标 RSSI 测量值情况下,重点研究了固定探测节点和探测节点变化下的 LSSVR 回归建模机理,通过合理确定自适应 LSSVR 建模与目标定位策略,期望达到准确、实时 WSN 目标定位的目的。

2 LSSVR 目标定位原理

图 1 为 LSSVR 目标定位原理图,探测节点 $S_i(x_i, y_i) (i=1, 2, \dots, N)$ 根据 RSSI 测量值和信号衰减公式计算目标 $T(x_T, y_T)$ 测量距离为 d_i' , 由于 RSSI 测量值含有误差,因而测量距离 d_i' 也包含一定误差。假设 S_i 到 T 的实际距离为 d_i , 那么 d_i 可以组成距离向量 $\mathbf{V}=[d_1, d_2, \dots, d_N]$ 。由距离公式可知,若目标 T 位置改变,距离向量 \mathbf{V} 相应发生变化,因而 \mathbf{V} 和目标坐标 x_T (或 y_T) 存在多元非线性映射关系。LSSVR 目标定位的基本思路在于:通过 LSSVR 回归建模得到能够近似描述 \mathbf{V} 和 x_T (或 y_T) 函数关系的 LSSVR 定位模型,利用 LSSVR 良好的容噪能力,将包含误差的测距向量 $\mathbf{V}'=[d_1', d_2', \dots, d_N']$ 输入 LSSVR 定位模型,并把模型输出作为目标坐标估计值。具体步骤包括:(1)在探测范围内选取一个矩

形区域,称之为学习区域 Q ; (2)在学习区域 Q 内选择位置点 $P_j(x_j, y_j) (j=1, 2, \dots, M)$, 根据 P_j 到 S_i 实际距离 d_{ij} 组成的距离向量 $\mathbf{V}_j=[d_{1j}, d_{2j}, \dots, d_{Nj}]$ 和位置点坐标 (x_j, y_j) 构建训练样本集 $\chi_X=\{(\mathbf{V}_j, x_j) | j=1, 2, \dots, M\}$ 和 $\chi_Y=\{(\mathbf{V}_j, y_j) | j=1, 2, \dots, M\}$; (3)利用 LSSVR 分别对训练样本集 χ_X 和 χ_Y 进行学习,得到 LSSVR 定位模型 $f_X(\mathbf{V})$ 和 $f_Y(\mathbf{V})$; (4)将目标测距向量 \mathbf{V}' 输入定位模型,计算得到目标坐标估计值 $f_X(\mathbf{V}')$ 和 $f_Y(\mathbf{V}')$, 这就是 LSSVR 目标定位的数学原理。为便于叙述,将建立 LSSVR 回归模型的节点统称为建模节点。

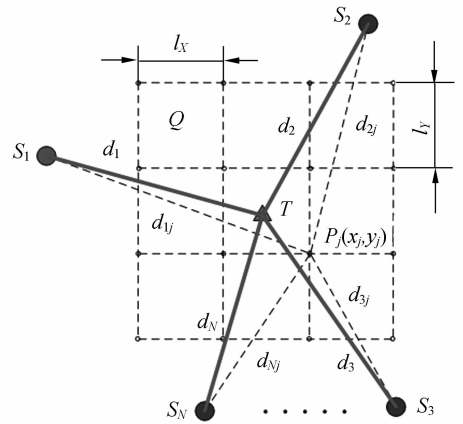


图 1 LSSVR 目标定位原理图

Fig. 1 Principle of target localization based on LSSVR

3 LSSVR 回归建模分析

下面结合 LSSVR 目标定位特点,对于固定探测节点和探测节点变化两种情况下的 LSSVR 回归建模作进一步探讨。

3.1 固定探测节点的 LSSVR 回归建模

由 2 节内容可知,固定探测节点下合理确定训练样本集 χ_X 和 χ_Y 是建立 LSSVR 定位模型的重要前提。为提高 LSSVR 目标定位准确度,需要减小训练样本输入 \mathbf{V}_j 与目标测距向量 \mathbf{V}' 的欧氏距离,因此学习区域 Q 应该包含目标 T 所在位置。由于目标位置无法预知,这里通过探测节点信息判断目标可能存在的范围。某时刻节点 S_i 有效探测到目标 T ,则可以认为 S_i 到 T 的实际距离小于节点有效探测半径 R ,因而目标 T 应该位

于所有节点 S_i 有效探测范围的重叠区域内,这里称之为公共探测区域(Common Detection Range,CDR)。若学习区域 Q 能够涵盖探测节点 S_i 的 CDR 区域,就可以很高概率包含目标位置。通过几何分析可知,CDR 区域应位于 x 坐标区间为 $[y_{s_{\max}} - R, y_{s_{\min}} + R]$, y 坐标区间为 $[y_{s_{\max}} - R, y_{s_{\min}} + R]$ 的矩形区域 U 内,其中, $x_{s_{\min}}$ 和 $x_{s_{\max}}$ 分别为探测节点 x 坐标最小值和最大值, $y_{s_{\min}}$ 和 $y_{s_{\max}}$ 为探测节点 y 坐标最小值和最大值。由此确定学习区域 $Q = [x_{q_{\min}}, x_{q_{\max}}] \times [y_{q_{\min}}, y_{q_{\max}}]$, 且有:

$$\begin{cases} x_{q_{\min}} = (x_{s_{\max}} - R) - a_x(2R + x_{s_{\min}} - x_{s_{\max}}) \\ x_{q_{\max}} = (x_{s_{\min}} + R) + a_x(2R + x_{s_{\min}} - x_{s_{\max}}) \\ y_{q_{\min}} = (y_{s_{\max}} - R) - a_y(2R + y_{s_{\min}} - y_{s_{\max}}) \\ y_{q_{\max}} = (y_{s_{\min}} + R) + a_y(2R + y_{s_{\min}} - y_{s_{\max}}) \end{cases}, \quad (1)$$

其中:边界系数 a_x 和 a_y 用于控制学习区域 Q 的大小。

图 2 为目标移动下 WSN 定位示意图,阴影区域为探测节点 $S_i (i=1, 2, 3)$ 的 CDR 区域, Q 表示根据 CDR 区域确定的学习区域。利用大小为 $l_x \times l_y$ 的方格对 Q 进行网格化,根据网格顶点 $P_j (x_j, y_j) (j=1, 2, \dots, M)$ 到节点 S_i 距离向量 V_j 和 P_j 点坐标 (x_j, y_j) , 按照 2 节所述方法构造训练样本集 χ_x 和 χ_y , 进而得到 LSSVR 定位模型 $f_x(V)$ 和 $f_y(V)$, 实现目标定位。需要指出,通过增加学习区域和网格化密度来增大训练样本分布范围和覆盖度,能使 LSSVR 回归模型更为准确地描述距离向量与目标坐标映射关系,有助于改善目标定位效果。但训练样本数量增加也会导致 LSSVR 建模定位计算复杂度提高。实际应用中,

应合理选取边界系数和网格大小。

3.2 探测节点变化的 LSSVR 建模分析

上面分析了固定探测节点下 LSSVR 回归建模方法,实际探测中广泛存在的是移动性目标定位问题,当目标在探测区域内移动时,有效探测目标的节点会动态变化,它需要不断建立新的 LSSVR 模型实现连续的目标定位,LSSVR 建模计算量比较大。考虑到 WSN 目标定位准确性和实时性要求,实现准确的目标定位并降低计算复杂度成为 LSSVR 目标定位需要解决的关键问题。下面重点分析移动性目标定位 LSSVR 回归建模特性。

图 2 中探测节点 $S_i (i=1, 2, 3)$ 的 CDR 区域包括 A、B、C 3 个部分。 $T_k (x_{T_k}, y_{T_k}) (k=1, 2, \dots, 5)$ 为 t_k 时刻的目标位置。其中, $t_k (k=1, 2, 3)$ 时刻目标位于区域 A,这时有有效探测到目标 T_k 的节点为 $S_i (i=1, 2, 3)$ 。由于探测节点相同,可以采用 t_1 时刻根据 $S_i (i=1, 2, 3)$ 坐标建立的 LSSVR 定位模型 $f_{x1}(V)$ 和 $f_{y1}(V)$ 来估计 $t_k (k=1, 2, 3)$ 时刻的目标位置,这就避免了 $t_k (k=2, 3)$ 时刻重复建立 LSSVR 模型,从而降低了目标定位的计算量。由图 2 可见, $t_k (k=4, 5)$ 时刻目标 $T_k (k=4, 5)$ 分别位于 B、C 区域,探测节点分别为 $S_i (i=1, 2, 3, 4)$ 、 $S_i (i=1, 2, \dots, 5)$ 。若利用所有探测节点信息进行 LSSVR 目标定位,需要根据 $S_i (i=1, 2, 3, 4)$ 、 $S_i (i=1, 2, \dots, 5)$ 分别建立新的 LSSVR 定位模型。值得注意的是, $t_k (k=4, 5)$ 时刻探测节点包含 t_1 时刻探测节点,此时 $T_k (k=4, 5)$ 位于 $S_i (i=1, 2, 3)$ 的 CDR 区域内,将 $t_k (k=4, 5)$ 时刻部分探测节点 $S_i (i=1, 2, 3)$ 的测距向量 $V_k = [d_{1k}', d_{2k}', d_{3k}']$ 输入 t_1 时刻建立的 LSSVR 定位模型 $f_{x1}(V)$ 和 $f_{y1}(V)$, 同样可以估计目标坐标,并能减少 LSSVR 建模次数,降低目标定位计算复杂度。

4 自适应 LSSVR 回归建模 WSN 目标定位方法(TL-AML)

4.1 自适应 LSSVR 回归建模 WSN 目标定位方法

为了有效平衡 LSSVR 目标定位准确度和计算复杂度,实现准确、实时的 LSSVR 目标定位,

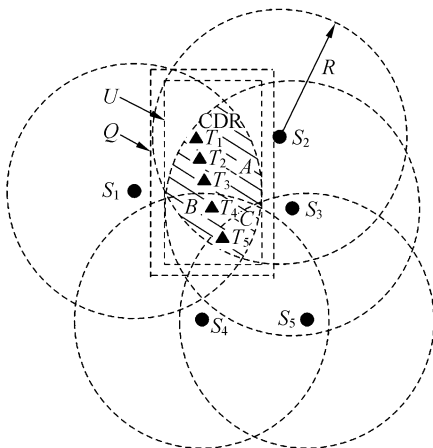


图 2 目标移动下 WSN 定位示意图

Fig. 2 Diagram of moving target localization in WSN

结合 3.2 节移动性目标定位 LSSVR 建模特点,提出了自适应 LSSVR 回归建模 WSN 目标定位方法。该方法根据当前时刻探测节点与前一时刻回归模型建模节点的包含关系进行自适应 LSSVR 建模和目标定位,具体包括以下步骤(见图 3):

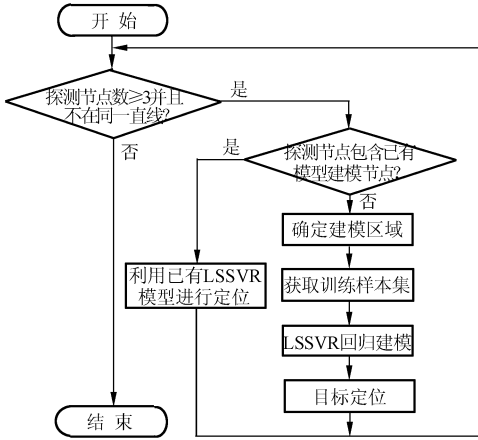


图 3 TL-AML 目标定位流程图

Fig. 3 Flowchart of target localization based on TL-AML.

(1) 检验节点位置数量条件:若当前时刻 t_k 的探测节点数量小于 3,或者探测节点位于同一直线上,目标定位结束;否则,进入步骤(2);

(2) 比较探测节点:设 t_{k-1} 时刻回归模型为 $f_{x_n}(\mathbf{V})$ 和 $f_{y_n}(\mathbf{V})$ ($n \in \mathbf{Z}^+$),它们对应的 N_n 个建模节点构成集合 G_n 。若 t_k 时刻探测节点包含节点集合 G_n ,将探测节点 S_i ($S_i \in G_n$) 到目标 T_k 测距向量输入 LSSVR 定位模型 $f_{x_n}(\mathbf{V})$ 和 $f_{y_n}(\mathbf{V})$,计算得到 t_k 时刻目标坐标估计值 $f_{x_n}(\mathbf{V}_k')$ 和 $f_{y_n}(\mathbf{V}_k')$ 。令 $k=k+1$,并返回步骤(1)。若 t_k 时刻探测节点不完全包含节点集合 G_n ,令 $n=n+1$,进入步骤(3);

(3) 获取训练样本集:根据 t_k 时刻探测节点坐标和探测半径,选取合理的边界系数 a_x, a_y 和网格宽度 l_x, l_y ,利用 3.1 所述方法得到训练样本集 χ_{xk}, χ_{yk} ;

(4) 建立 LSSVR 定位模型:对于训练样本集 χ_{xk} 求解如下最优化问题^[17]:

$$\min_{\omega, \xi, b} J(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \gamma \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M \xi_j^2, \quad (2)$$

$$s. t. \quad x_j = \omega^T \cdot \phi(\mathbf{V}_j) + b + \xi_j, j=1, 2, \dots, M$$

其中, $\phi(\cdot)$ 表示非线性映射函数, b 为偏差, ω 为权重向量, $\gamma > 0$ 为规则化参数, ξ_j ($j=1, 2, \dots, M$)

表示随机误差, ξ 为随机误差向量。定义核函数 $K(\mathbf{V}_i, \mathbf{V}_j) = \phi(\mathbf{V}_i)^T \cdot \phi(\mathbf{V}_j)$ ($i, j=1, 2, \dots, M$)^[18], $K(\mathbf{V}_i, \mathbf{V}_j)$ 满足 Mercer 条件,上述问题转化为求解线性方程(2):

$$\begin{bmatrix} 0 & \bar{\mathbf{1}}^T \\ \bar{\mathbf{1}} & \Omega + \gamma^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ x' \end{bmatrix}, \quad (3)$$

其中, $x = [x_1, x_2, \dots, x_M]^T$, $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_M]^T$, $\bar{\mathbf{1}}$ 为元素全为 1 的 M 维列向量, Ω 为第 i 行第 j 列为 $\varphi(\mathbf{V}_i', \mathbf{V}_j')$ 的矩阵, \mathbf{I} 为单位矩阵,可以得到 t_k 时刻 LSSVR 定位模型 $f_{x_n}(\mathbf{V})$:

$$f_{x_n}(\mathbf{V}) = \sum_j^M \alpha_j K(\mathbf{V}_j, \mathbf{V}) + b. \quad (4)$$

同理,由训练样本集 χ_{yk} 可得到定位模型 $f_{y_n}(\mathbf{V})$ 。

(5) 计算目标位置:将目标测距矢量 \mathbf{V}_k' 分别输入回归函数 $f_{x_n}(\mathbf{V})$ 和 $f_{y_n}(\mathbf{V})$ 得到 t_k 时刻目标坐标估计值 $f_{x_n}(\mathbf{V}_k')$ 和 $f_{y_n}(\mathbf{V}_k')$,令 $k=k+1$,并返回步骤(1)。

可以看出,若连续多个时刻探测节点包含回归模型的建模节点,回归模型就能依次传递到下一时刻进行定位,在探测节点变化下减少了 LSSVR 建模次数。目标速度较低时探测节点变化较为缓慢,单位时间内的建模次数会明显降低,目标定位运算速度也就越快。TL-AML 方法正是借助于 LSSVR 回归模型抗噪能力和自适应建模特点来综合提高目标定位准确度和实时性。

4.2 LSSVR 建模数值计算方法

TL-AML 方法主要包括 LSSVR 回归建模和定位计算。定位计算只需根据式(4)进行简单的代数运算即可得到目标坐标。LSSVR 回归建模需要求解矩阵方程(3),并且系数矩阵通常为高阶矩阵(系数矩阵阶数为 $M+1$, M 为训练样本数量),因而 LSSVR 建模计算复杂度相对较高。矩阵方程有多种求解方法,它们具有不同的数值计算时间复杂度和空间复杂度。考虑到 WSN 节点有限的计算和存储资源,采用 Gauss-Jordan 消元法求解矩阵方程(3),设有:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & \bar{\mathbf{1}}^T \\ \bar{\mathbf{1}} & \Omega + \gamma^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 \\ x' \end{bmatrix}.$$

通过 Gauss-Jordan 消元法可以将矩阵 $[\mathbf{A}, \mathbf{B}]$ 变换为 $[\mathbf{I}_{M+1}, \mathbf{A}^{-1} \mathbf{B}]$ (\mathbf{I}_{M+1} 为 $M+1$ 阶单位矩阵),进而得到矩阵方程的解 $\mathbf{A}^{-1} \mathbf{B}$ 。Gauss-Jordan 消元法只需进行数乘、加减和换行运算,计算比较简单,便于在资源受限的传感器节点中实现。

4.3 网络拓扑结构与信息处理机制

TL-AML 方法主要解决给定探测节点下的 LSSVR 回归建模与目标定位问题,它可以广泛适用于各种 WSN 网络拓扑结构。为便于问题描述和实验验证,采用集中式网络拓扑结构实现 TL-AML 目标定位。WSN 包含一个中心节点,其它节点探测到目标信息后,将探测信息发送到中心节点进行融合。

考虑到 RSSI 有效测距距离通常小于 RF 通信距离,预先设定 WSN 节点 RSSI 接收阈值为 r_0 (dBm)。当节点 RSSI 测量值 $r \geq r_0$ (dBm) 时,确认为一次有效探测,根据实际标定得到的 RSSI 衰减公式将换算为目标测距值 d ,并把包含测距值 d 和节点坐标 (x, y) 的数据包发送到中心节点。中心节点根据 TL-AML 方法计算目标位置,并将计算结果实时发送到用户端。

5 实验

基于 CC2430 无线定位实验平台验证了 TL-AML 算法性能。该系统由 CC2430 无线节点组成,片上集成高性能 8051 内核,射频模块选用 ZigBee SoC 射频芯片 CC2430F128,利用两节 AA 电池供电,实验环境下通信距离约为 30 m。开发板节点包括 CC2430 无线模块、液晶显示模块、键盘等。实验采用 16 个 CC2430 节点按照阵列组成均匀分布的无线传感网络(见图 4,图 5),开发板节点作为中心节点 $H(6\text{ m}, 12\text{ m})$ 。利用 CC2430 无线节点作为移动目标 T ,移动速度 $v = 0.5\text{ m/s}$ 。目标 T 首先由 $A(0,9)$ 点匀速移动到 $B(9,9)$ 点,在 B 点停留 20 s 后继续移动至 $C(19, 17)$ 点, T 每 2 s 广播一次数据包。设定 -83 dBm 为 RSSI 接收阈值,对应有效探测距离为 8 m。TL-AML 方法采用 RBF 核函数 $K(\mathbf{V}_i', \mathbf{V}_j') = e^{-\|\mathbf{v}_i' - \mathbf{v}_j'\|^2 / \delta^2}$ (δ 为核函数参数)。中心节点实时接收探测节点信息进行自适应建模定位。考虑到节点有限的存储和计算能力,选取 $l_x = (x_{q_{\max}} - x_{q_{\min}}) / 2$, $l_y = (y_{q_{\max}} - y_{q_{\min}}) / 2$ 得到 9 个训练样本点,根据 4.1 节方法建立 LSSVR 回归模型 $f_x(\mathbf{V})$ 和 $f_y(\mathbf{V})$ 。通过多分辨率搜索法求解 MLE,全局搜索和局部搜索间隔分别为 2 m 和 0.2 m,搜索范围为 U ,利用目标定位误差均方根值 RMSE 衡量目标定位准确度。下面通过实验验

证 TL-AML 方法的有效性,并分析建模参数(边缘系数、核函数参数、规则化参数)对 TL-AML 目标定位结果的影响特性。

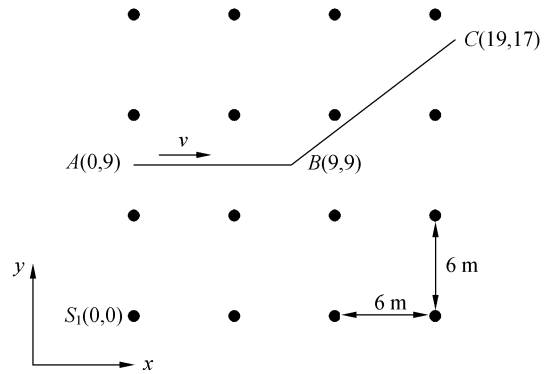


图 4 WSN 目标定位实验示意图

Fig. 4 Schematic diagram of target localization experiment in WSN

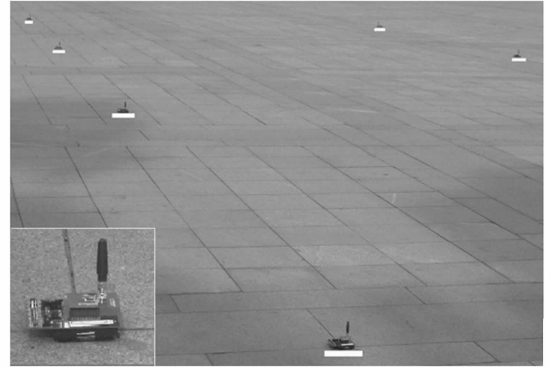


图 5 WSN 目标定位实验场景一角

Fig. 5 A corner in experimental scene of target localization in WSN

表 1 为 5 次目标定位实验中通过 MLE 方法和 LSE 方法计算得到的目标定位均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)。由于 RSSI 测量值存在随机性,MLE 方法和 LSE 方法的的目标定位误差 RMSE 分别在区间 $[1.81\text{ m}, 2.18\text{ m}]$ 和 $[3.16\text{ m}, 3.66\text{ m}]$ 内波动,MLE 方法目标定位误差 RMSE 相比 LSE 方法减小了 33% ~ 49%,因此 MLE 方法具有比 LSE 方法更好的抗噪性能。

表 1 MLE 和 LSE 法的目标定位误差 RMSE

Tab. 1 Target localization RMSEs based on MLE and LSE

实验次数	1	2	3	4	5
MLE/m	1.818 2	1.860 9	1.635 7	2.188 7	1.985 1
LSE/m	3.299 4	3.660 5	3.164 0	3.278 7	3.556 9

表 2 为不同边界系数对应的 TL-AML 目标定位误差 RMSE。当边界系数 $a_x = a_y = 1, 2, \dots, 5$ 时,目标定位误差 RMSE 在区间 $[1.11 \text{ m}, 1.27 \text{ m}]$ 内波动,这时 TL-AML 方法目标定位误差 RMSE 相比 MLE 方法大约减小 34%~37%,相比 LSE 方法大约减小 60%~65%。可以看出,通过 LSSVR 建模参数的合理取值,TL-AML 方法能够显著减小 RSSI 测量值波动对目标定位结果的影响,目标定位准确度明显提高。另外,当 $a_x = a_y = 1$ 时,TL-AML 方法的目标定位误差 RMSE 达到最小值 1.11 m,增大或减小边界系数取值,目标定位误差 RMSE 略有提高。边界系数决定学习区域的大小,减小边界系数取值,目标位于学习区域边界的概率增大,而增大的边界系数则会导致训练样本空间分布的稀疏化,它们都会影响到目标定位准确度。但总体上看,边界系数在较大范围内取值时,目标定位误差 RMSE 曲线变化比较平缓,这表明边界系数对于 TL-AML 方法的定位性能的影响相对较小。

表 2 不同边界系数下 TL-AML 的定位误差 RMSE

($\lg \delta^2 = 4, \gamma = 100$)

Tab. 2 Target localization RMSEs based on TL-AML with different boundary coefficients ($\lg \delta^2 = 4, \gamma = 100$)

$a_x = a_y$	0	1	2	3	4	5
RMSE/m	1.276 5	1.118 3	1.151 2	1.204 5	1.236 2	1.278 3

表 3、表 4 分别反映核函数参数 δ 和规则化参数 γ 对于 TL-AML 方法定位结果的影响特性,若 $\lg \delta^2 \geq 4$,TL-AML 方法能够取得相比 MLE 方法和 LSE 方法更好的目标定位效果。当 $\lg \delta^2 = 4$ 时,TL-AML 方法的目标定位误差 RMSE 取得最小值。增大 $\lg \delta^2$ 取值,目标定位误差 RMSE 增加到 1.56 m 后趋向稳定,这时 TL-AML 方法的目标定位误差 RMSE 相比 MLE 方法减小约 14%~19%,若减小 $\lg \delta^2$ 取值,目标定位误差 RMSE 显著增大。这是由于核函数参数不同取值会引起线性方程(3)中矩阵和公式(4)核函数的变化,从而影响到 LSSVR 定位模型和目标定位结果。由表 4 可以看出,规则化参数 γ 同样存在使目标定位误差达到最小的最佳取值。相比 MLE 方法而言,当 γ 在一个合理的范围内取值时($\gamma \in (0, 300]$),TL-AML 方法能够改善目标定位效

果。总之,合理的核函数参数和规则化参数取值是提高 TL-AML 方法目标定位准确度的关键因素,也是需要进一步深入研究的问题。

表 3 不同核函数参数下 TL-AML 的定位误差 RMSE

($\gamma = 100, a_x = a_y = 1$)

Tab. 3 Target localization RMSEs based on TL-AML with different kernel parameters ($\gamma = 100, a_x = a_y = 1$)

$\lg \delta^2$	3	4	5	6	7
RMSE/m	3.607 3	1.118 3	1.492 1	1.558 6	1.565 1

表 4 不同规则化参数下 TL-AML 的定位误差 RMSE

($\lg \delta^2 = 4, a_x = a_y = 1$)

Tab. 4 Target localization RMSEs based on TL-AML with different regularization parameters ($\lg \delta^2 = 4, a_x = a_y = 1$)

γ	10	100	300	500	700
RMSE/m	1.492 6	1.118 3	1.571 1	2.441 8	3.036 5

对 TL-AML、MLE、LSE 方法的目标定位时间进行了离线测试。在 TL-AML 方法需要建模情况下,平均定位计算耗时大约为 0.2~0.4 s;若 TL-AML 方法无需建模,定位计算耗时大约为 0.04 s,不同时刻 MLE 方法的计算耗时大约为 0.5~0.8 s,LSE 方法耗时约为 0.02 s。可以看出,TL-AML 方法相比 MLE 方法具有更快的目标定位运算速度,无需建模时 TL-AML 方法运算时间与 LSE 方法十分接近。TL-AML 通过自适应建模机制减少 LSSVR 建模次数来提高目标定位运算速度,可以满足 WSN 目标定位的实时性要求。

6 结 论

目标到探测节点距离向量与目标坐标之间存在非线性映射关系,利用 LSSVR 拟合这种映射关系可以得到定位模型,实现目标定位。借助于 LSSVR 良好的抗噪能力能够减小 RSSI 波动对定位结果的影响,提高定位准确度。根据某时刻探测节点建立的 LSSVR 模型可用来估计包含这些建模节点定位时刻的目标位置,实现自适应 LSSVR 建模定位。建模定位计算时间约为 0.2~0.4 s,增加了目标定位速度。目标定位均方根

误差比 MLE 方法减小了 34%~37%,比 LSE 方法减小了 60%~65%,定位准确度明显提高。利用 LSSVR 模型进行比较简单的计算就能得到目标坐标,无需进行复杂的搜索计算,也不存在局部

极小值等问题。核函数参数和规则化参数会影响 TL-AML 目标定位结果,它们在较大范围内取值时,TL-AML 方法具有相比 MLE、LSE 方法更高的目标定位准确度。

参考文献:

- [1] OZDEMIR O, NIU R X, VARSHNEY P K. Channel aware target localization with quantized data in wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009,57(3):1190-1202.
- [2] FARRELL R, GARCIA R, LUCARELLI D, et al.. Target localization in camera wireless networks[J]. *Pervasive and Mobile Computing*, 2009,5(2):165-181.
- [3] SHOEB M, AHMAD F, AMIN M. Narrowband source localization for indoor wireless environments [C]. *Proc. of the Fifth IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology, Athens, Greece, ISSPIT*, 2005:411-416.
- [4] BATSON M S, MCEACHEN J C, TUMMALA M. A method for fast radio frequency direction finding using wireless sensor networks[C]. *Proc. of the 41st Annual Hawaii International Conference on System Sciences, Big Island, HI: HICSS*, 2008:495-495.
- [5] KAPLAN, LANCE M. Global node selection for localization in a distributed sensor network [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2006,42(1):113-135.
- [6] CHALLA S, LEIPOLD F, DESHPANDE S K, et al.. Simultaneous localization and mapping in wireless sensor networks[C]. *Proc. of the 2005 Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing Conference, Melbourne, Australia: ISSNIPC*, 2005:81-87.
- [7] NOEL M M, JOSHI P P, JANNETT T C. Improved maximum likelihood estimation of target position in wireless sensor networks using particle swarm optimization[C]. *Proc. of Third International Conference on Information Technology, Las Vegas, USA: ITNG*, 2006:274-278.
- [8] ZEMEK R, HARA S, YANAGIHARA K. A joint estimation of target location and channel model parameters in an IEEE 802.15.4-based wireless sensor network[C]. *Proc. of IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, Athens, Greece: PIMRC*, 2007:1-5.
- [9] ANZAI D, HARA S. A simple outlier data rejection algorithm for an RSSI-based ML location estimation in wireless sensor networks[C]. *Proc. of IEEE Vehicular Technology Conference, Calgary, Canada: VTC*, 2008:1-5.
- [10] BLACK T J, PATHIRANA P N, NAHAVANDI S. Position estimation and tracking of an autonomous mobile sensor using Received Signal Strength [C]. *Proc. of the 2008 International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information, Sydney, Australia: ISSNIP*, 2008:19-24.
- [11] SHENG X H, HU Y H. Maximum likelihood multiple-source localization using acoustic energy measurements with wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005,53(1):44-53.
- [12] 贺秋伟,王龙山,刘庆民,等.基于支持向量回归的小尺寸零件精密测量[J].*光学精密工程*,2007,15(4):557-563.
HE Q W, WANG L SH, LIU Q M, et al.. Precision measurement for small size parts based on support vector regression [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007,15(4):557-563. (in Chinese)
- [13] 林伟青,傅建中,许亚洲,等.基于 LS-SVM 与遗传算法的数控机床热误差辨识温度传感器优化策略 [J].*光学精密工程*, 2008,16(9):1682-1687.
LIN W Q, FU J ZH, XU Y ZH, et al.. Optimal sensor placement for thermal error identification of NC machine tool based on LS-SVM and genetic algorithm[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008,16(9):1682-1687. (in Chinese)
- [14] WU H L, NG J K, KARL R, et al.. Location estimation via support vector regression[J]. *Mobile Computing*, 2007,6(3):311-321.
- [15] 刘桂雄,张晓平,周松斌.基于最小二乘支持向量回归机的无线传感器网络目标定位法[J].*光学精密工程*, 2009,17(7):1777-1784.
LIU G X, ZHANG X P, ZHOU S B. Target lo-

calization in wireless sensor networks based on LSSVR[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(7): 1777-1784. (in Chinese)

- [16] 张晓平, 刘桂雄, 何学文. 消除 WSN 目标功率变化影响的信号强度差 LSSVR 定位方法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2009, 30(12): 1-6.

ZHANG X P, LIU G X, HE X W. Target localization method in WSN based on LSSVR modeling on strength signal difference for the purpose of eliminating the influence of target power variation [J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2009, 30(12): 1-6. (in Chinese)

- [17] KHAWAJA T S, GEORGOULAS G, VACHT-

SEVANOS G. An efficient novelty detector for online fault diagnosis based on least squares support vector machines[C]. *Proc. of IEEE Autotestcon, Salt Lake City, USA*: 2008: 202-207.

- [18] 姚富光, 钟先信, 唐向阳. 异物在线识别中一类支持向量机机理及实现[J]. 光学精密工程, 2009, 17(4): 937-942.

YAO F G, ZHONG X X, TANG X Y. Mechanism and implementation of one class support vector machines in fast foreign real-time recognition [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(4): 937-942. (in Chinese)

作者简介:



张晓平(1981—),男,山西大同人,博士研究生,2003年于武汉大学获得学士学位,2007年于太原理工大学获得硕士学位,主要从事无线传感器网络目标跟踪的研究。E-mail: whuicerain@sina.com



周松斌(1978—),男,广东潮州人,博士,副研究员,2005年、2008年于华南理工大学分别获得软件工程硕士和机械电子工程博士学位,主要从事智能检测与网络化控制、无线传感器网络及人工智能的研究。E-mail: zhousongbin@126.com

导师简介:



刘桂雄(1968—),男,广东揭阳人,教授,博士生导师,1990年、1995年于重庆大学分别获得学士和工学博士学位,主要从事智能传感技术、现代检测技术与网络化控制的研究。E-mail: megx-liu@scut.edu.cn