

采用 WSVM 的三维无线传感器网络节点定位

梁娟<sup>1,2</sup>, 吴媛<sup>1</sup>

(1. 河南工学院 计算机科学与技术系, 河南 新乡 453002;  
2. 武汉理工大学 信息工程学院, 湖北 武汉 430070)

**摘要:** 为了提高无线传感器网络三维节点的定位精度,针对 SVM 的核函数构建问题,提出一种基于小波支持向量机(WSVM)的定位算法.首先,收集三维传感器锚节点信号强度,构建支持向量机学习样本;然后,将其输入到小波支持向量机进行学习,建立三维传感器节点定位模型;最后,采用仿真实验对模型性能进行测试.研究表明:与传统三维定位算法对比,使用小波支持向量机中的三维传感器节点进行定位时,精度水平得到有效提升,获得更加稳定的节点定位结果,可以广泛应用于实际无线传感器网络系统中.

**关键词:** 无线传感器网络; 三维定位; 自适应; 小波支持向量机

**中图分类号:** TP 393                      **文献标志码:** A

三维无线传感器网络节点自定位问题引起了人们的广泛关注,许多研究人员投入了大量时间和精力展开了相关研究,提出许多有效的三维传感器节点定位算法<sup>[1-3]</sup>.当前三维网络传感器节点定位算法大多数从二维节点发展而来,主要有基于测距<sup>[4-6]</sup>和非测距<sup>[7-10]</sup>两种.前者算法简单易行,具有较高的定位精度,但存在锚节点利用效率较低、测量误差不可控<sup>[7]</sup>等缺点;而后者算法定位精度低,定位结果不可靠.近年来,随着机器学习算法的出现,人们发明了一种全新的无线传感器网络节点定位算法.这种算法最主要的特征就是支持向量机(support vector machine, SVM),它可以在一定程度上弥补传统节点定位算法存在的缺陷,为无线传感器网络节点定位提供了一种新的研究工具<sup>[10-12]</sup>.然而,人们通过对 SVM 实践应用研究发现,核函数会对这种算法的定位性能造成巨大的影响.所以如果要提高定位结果精度的话,一定要慎重对待核函数的选择问题<sup>[13-14]</sup>.鉴于此,本文提出一种基于小波支持向量机的定位算法,通过计算,找到三维无线传感器网络里面的不确定节点,并对算法的定位表现展开验证.

1 三维传感器节点的定位思路

基于接收信号强度指示(RSSI)值测距的四边测距定位法,如图 1 所示.

设三维空间内已知 4 个锚节点的坐标分别为 $(x_1, y_1, z_1), (x_2, y_2, z_2), (x_3, y_3, z_3), (x_4, y_4, z_4)$ ,未知节点的坐标为 $(x, y, z)$ ,则未知节点与 4 个锚节点的空间距离  $d_i = \sqrt{(x-x_i)^2+(y-y_i)^2+(z-z_i)^2}$ .其中: $d_i$  可根据节点的 RSSI 值通过测距模型得到.传统的信号衰减模型一般采用渐变模型,即

$$p(d) = p(d_0) - 10n \cdot \lg(d/d_0) + \xi_r.$$
(1)

式(1)中: $d_0$  为参考距离; $p(d_0)$ 为  $d_0$  的 RSSI 值; $\xi_r$  为一正态随机变量; $n$  为路径损耗指数.

由式(1),求出  $d_i$  后,未知节点的坐标为

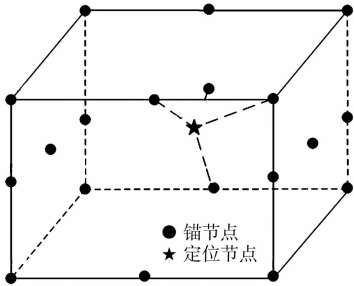


图 1 四边测距定位法  
Fig. 1 Locating method of four side

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} x_1 - x_0 & y_1 - y_0 & z_1 - z_0 \\ x_2 - x_0 & y_2 - y_0 & z_2 - z_0 \\ x_3 - x_0 & y_3 - y_0 & z_3 - z_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1^2 - x_0^2 + y_1^2 - y_0^2 + z_1^2 - z_0^2 + d_0^2 - d_1^2 \\ x_2^2 - x_0^2 + y_2^2 - y_0^2 + z_2^2 - z_0^2 + d_0^2 - d_2^2 \\ x_3^2 - x_0^2 + y_3^2 - y_0^2 + z_3^2 - z_0^2 + d_0^2 - d_3^2 \end{bmatrix}. \quad (2)$$

三维无线传感器网络节点定位方法中,极大似然估计法是一种常用方法,如图 2 所示.假设已知锚节点的坐标分别为 $(x_1, y_1, z_1), (x_2, y_2, z_2), (x_3, y_3, z_3), (x_4, y_4, z_4), \dots, (x_n, y_n, z_n)$ ,它们到定位节点距离分别为 $d_1, d_2, d_3, \dots, d_n$ .由此得到定位节点三维坐标为 $(x, y, z)^2 = d_i^2$ ,则有

$$\mathbf{AX} = \mathbf{b}. \quad (3)$$

$$\text{式中: } \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2(x_1 - x_n) & 2(y_1 - y_n) & 2(z_1 - z_n) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 2(x_{n-1} - x_n) & 2(y_{n-1} - y_n) & 2(z_{n-1} - z_n) \end{bmatrix}; \mathbf{X} = [x, y, z]^T; \mathbf{b} = [x_1^2 - x_n^2 + y_1^2 - y_n^2 + z_1^2 - z_n^2 + d_n^2 - d_1^2, \dots, x_{n-1}^2 - x_n^2 + y_{n-1}^2 - y_n^2 + z_{n-1}^2 - z_n^2 + d_n^2 - d_{n-1}^2]^T.$$

$$x_1^2 - x_n^2 + y_1^2 - y_n^2 + z_1^2 - z_n^2 + d_n^2 - d_1^2, \dots, x_{n-1}^2 - x_n^2 + y_{n-1}^2 - y_n^2 + z_{n-1}^2 - z_n^2 + d_n^2 - d_{n-1}^2]^T.$$

然而,极大似然估计法定位存在误差比较高的缺陷,为此采用小波支持向量机对三维无线传感器网络进行定位,以提高定位精度.

## 2 三维无线传感器网络节点定位模型

### 2.1 支持向量机

假定有  $n$  个训练样本的训练集样本对为 $\{(x_i, d_i), i=1, 2, \dots, n\}$ ,  $x_i \in R^d$  是第  $i$  个训练样本的输入列向量,  $x_i = [x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^d]^T$ ,  $d_i \in R$  是对应的输出值. SVM 通过非线性映射函数  $\varphi(x)$  对所提供的数据进行映射处理,将其置于线性空间里面,然后展开线性估计,即

$$f(x) = \omega \cdot \varphi(x) + b. \quad (4)$$

式(4)中: $\omega$  表示权值; $b$  表示偏置项<sup>[9]</sup>.

采用极限最低估计对等式(2)进行处理,从而计算出  $\omega$  及  $b$  的具体值.将 Lagrange 乘子吸纳进来,那么就能够得到等式(2)的决策函数,即

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) k(x, x_i) + b. \quad (5)$$

式(5)中: $k(x_i, x)$  表示核函数; $a_i$  和  $a_i^*$  为 Lagrange 乘子.

支持向量机分类算法的关键是核函数的确定,虽然从理论的角度来看,核函数的唯一选择标准即为达到了 Mercer 条件,不过核函数和相应的参数会给算法结果的精度造成直接作用,原因在于支持向量机的很多特征都和核函数有关,后者的选择一直是支持向量机研究的一个难点.

### 2.2 小波核函数

当获取了母小波函数  $\varphi(x)$  后,对其进行平移或拉伸处理,就能够获取到很多小波函数.将这些小波函数叠加在一起,就是小波分析,即

$$\varphi_{a,b}(x) = |a|^{-1/2} \varphi\left(\frac{x-b}{a}\right). \quad (6)$$

式(6)中: $a$  为垂直方向上的伸缩比例,即伸缩因子; $b$  为水平方向上的移动单位,即平移因子<sup>[10]</sup>.

根据母小波基构造满足 Mercer 条件核函数,即

$$\psi(x) = \cos\left(1 \frac{3}{4}x\right) \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right). \quad (7)$$

当全部  $f \in L_2(R^d)$  成立,就可以将  $k(x_i, x_j)$  转换成高维特征空间的点积形式.对于一个平移不变核  $k(x_i, x_j) = k(x_i - x_j)$  进行傅里叶变换,有

$$F[k](\omega) = (2\pi)^{-d/2} \int_{R^d} \exp(-i(\omega, x)) k(x) dx \geq 0. \quad (8)$$

设母小波函数为  $\psi(x)$ ,则满足平移不变核定理的小波核函数为

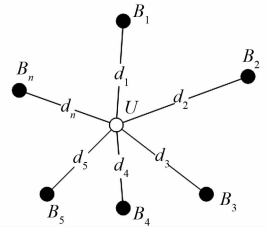


图 2 极大似然估计法  
Fig. 2 Maximum likelihood estimation

$$k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \prod_{i,j=1}^d \phi\left(\frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j}{\alpha_i}\right). \quad (9)$$

对于节点定位问题, 采用 Morlet 小波, 即

$$\psi(x) = \cos\left(1 \frac{3}{4}x\right) \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right). \quad (10)$$

因此, 可以得到相应的小波核函数, 即

$$k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \prod_{i=1}^d \cos\left(\frac{3}{4} \cdot \frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j}{\alpha_i}\right) \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2\alpha_i^2}\right). \quad (11)$$

综合上述可知, 小波支持向量机 (WSVM) 回归函数为

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) \prod_{i=1}^d \cos\left(\frac{3}{4} \cdot \frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j}{\alpha_i}\right) \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2\alpha_i^2}\right) + b. \quad (12)$$

### 2.3 WSVM 的结构

WSVM 的结构如图 3 所示, 主要有如下 3 层: 1) 第 1 层为输入数据  $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ; 2) 第 2 层为输入数据向量和 SVM 核函数计算; 3) 第 3 层为 WSM 的输出结果。

### 2.4 网络节点定位工作流程

WSVM 的三维传感器节点定位模型的工作流程如图 4 所示。主要有如下 7 个步骤。

**步骤 1** 将测量点所测得锚节点信号强度及对应的锚节点坐标信息存入数据库。

**步骤 2** 在数据库中每个测量点选取信号强度最强的 3 组锚节点数据作为样本, 数据包括 3 个锚节点的三维坐标  $(x_a, y_a, z_a)$  及信号强度  $(d_1, d_2, d_3)$ 。将这 6 组数据作为小波支持向量机的输入层, 测量点的三维坐标  $(x_n, y_n, z_n)$  作为小波支持向量机的输出。

**步骤 3** 对 WSVM 参数进行初始化处理, 得到  $\alpha_i, \alpha, b$  的初始值。

**步骤 4** 通过 SVM 算法构建三维传感器节点定位目标函数, 将训练样本提供给该函数, 接着应用序列最小优化 (sequential minimal optimization, SMO) 算法进行计算, 获得  $\alpha_i, \alpha_i^*, b$  的值。

**步骤 5** 将  $\alpha_i, \alpha_i^*, b$  值代入式 (11), 建立三维传感器节点定位模型; 将测试集输入模型, 展开检验。

**步骤 6** 通过计算得到测试集的定位值和实际值之间的差异。若这一差异符合最初阈值, 说明创建的三维传感器节点定位模型达到了最优化的目的; 如果不符合, 返回步骤 4, 直到符合最初阈值。

**步骤 7** 通过步骤 6 得到最优三维传感器节点定位模型对未知节点进行定位。

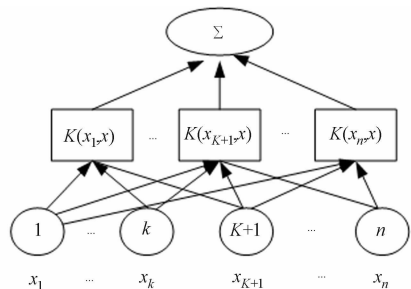


图 3 WSVM 的结构

Fig. 3 Structure of WSVM

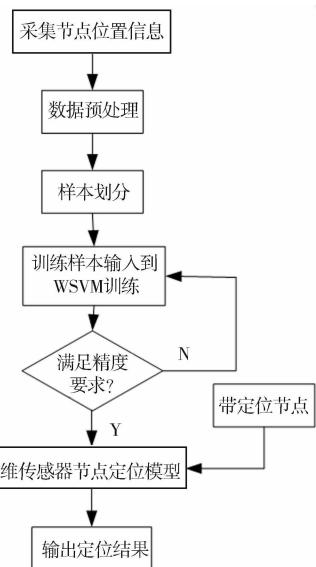


图 4 三维传感器节点定位模型的工作流程

Fig. 4 Work flow of three-dimension sensornode localization model

## 3 仿真实验与分析

### 3.1 仿真环境

仿真测试所需的软硬件环境为: 2.8 GHz 的 CPU, Intel 酷睿 4 核或以上; 4 GB 的 RAM; Windows XP 系统平台。仿真实验通过 Matlab 2012 完成。50 个未知节点随机分布于  $200 \text{ m} \times 200 \text{ m} \times 200 \text{ m}$  的空间内, 10 个信标节点, 节点的通信半径为 50 m, 节点初始能量为 200 J。采用四边测距定位法、极大似然估计法进行仿真实验, 实验结果为 500 次的平均值。

### 3.2 结果与分析

**3.2.1 锚节点密度对定位误差的影响** 在不同锚节点密度变化条件下, 所有定位算法的定位误差变化曲线如图 5 所示。图 5 中:  $\Delta$  为定位误差;  $\eta$  为锚节点比例。由图 5 可知: 对于小波支持向量机, 锚节点密度

几乎没有什么太大的影响,定位误差变化比较平缓,而且低于对比算法的定位误差. 研究表明:用较好的锚节点,小波支持向量机定位算法可以获得较高的定位精度,有效降低了定位的成本,适应范围更加广泛.

3.2.2 测距误差对定位误差影响 在锚节点密度为 10%的条件下,测距误差与定位误差之间的变化关系如图 6 所示. 图 6 中: $s$  为测量误差. 由图 6 可知:随着测距误差的增加,所有算法的定位误差变大. 但是在相同条件下,相对于对比算法,小波支持向量机的定位误差变化比较平稳,增加的幅度较小,具有一定的优势.

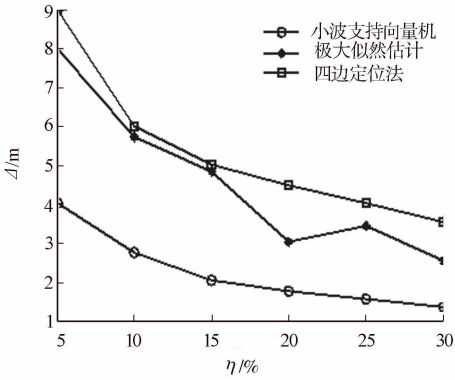


图 5 锚节点密度对定位误差影响

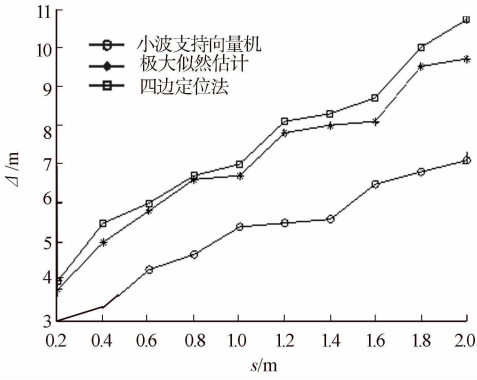


图 6 测距误差对定位误差影响

Fig. 5 Influence of anchor node density on position error Fig. 6 Influence of range error on positioning error

3.2.3 通信半径对定位误差的影响 通信半径与定位误差之间的变化,如图 7 所示. 图 7 中: $r$  为通信半径. 由图 7 可知:在通信范围并不大的情况下,考虑到锚节点通信距离有限,所有算法的定位误差较大;随着通信半径不断增,区域中的锚节点数量变多,定位误差慢慢变小. 在相同通信半径条件下,小波支持向量机定位算法有较高的精度,具有比较明显的优势.

3.2.4 定位速度对比<sup>[15-16]</sup> 仿真结果表明:四边测距定位法、极大似然估计法、小波支持向量机等 3 种算法的平均定位时间分别为 2.85,3.91,2.24 s. 由此可知,在相同条件下,小波支持向量机平均定位时间最短,建模效率最高,加快了训练速度,更符合定位实时性、在线的要求.

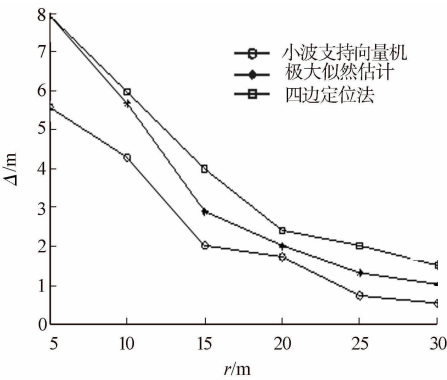


图 7 通信半径对定位误差影响

Fig. 7 Influence of communication radius on the positioning error

4 结论

针对当前三维传感器节点定位算法存在一些不足,为了提高三维传感器节点的定位性能,提出了一种基于小波支持向量机的于三维无线传感器网络节点定位算法. 经过仿真测试并与其他三维定位算法比较,可以得到如下 2 个结论.

- 1) 采用自学能力强、泛化能力好的支持向量机对三维无线传感器网络节点定位进行建模,并采用小波核函数构建支持向量机,可以获得比较高的定位精度.
- 2) 相对于对比算法,小波支持向量机无论是定位速度,或者定位精度以及定位成本均要高于当前经典的三维无线传感器网络节点定位算法.

总之,仿真实验表明,小波支持向量机的节点定位结果比较令人满意,达到了设计要求,提高了三维空间节点定位精度,具有较高的应用价值. 小波支持向量机在三维传感器节点定位的实际应用中,还有许多问题有待解决,如参数的优化等,这些不完善之处还需要后续进一步改进和深入研究.

参考文献:

[1] 陈嘉兴,刘志华. 三维无线传感器网络节点的序列重心定位算法[J]. 计算机工程与应用,2011,47(2):81-84.

[2] WEI Nuo, GUO Qiang, SHU Minglei, et al. Three-dimensional localization algorithm of wireless sensor networks base on particle swarm optimization[J]. Journal of China Universities of Posts and Telecommunications, 2012, 19(2): 7-12.

[3] GUO Z, GUO Y, HONG F, et al. Perpendicular intersection: Locating wireless sensors with mobile beacon[J]. IEEE Trans Veh Technol, 2010, 59(7): 3501-3509.

[4] OUYANG R, WONG A S, CLEA T. Received signal strength-based wireless localization via semi-definite programming: Non-cooperative and cooperative schemes[J]. IEEE Trans Veh Technol, 2010, 59(3): 1307-1318.

[5] 杨泽军, 王英龙, 黄太波. 基于 APIT 的无线传感器网络三维定位算法[J]. 单片机与嵌入式系统应用, 2012, 12(5): 5-8.

[6] 蒋鹏, 覃添, 陈岁生. 基于 AOA 降维和同心圆定位的三维传感器网络节点自定位方法[J]. 传感技术学报, 2012, 25(7): 999-1006.

[7] 江禹生, 冯砚毫, 管芳, 等. 无线传感网非测距三维节点定位算法[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2012, 39(5): 140-147.

[8] 刘健, 沈海斌. 无线传感器网络的三维定位算法研究[J]. 传感器与微系统, 2013, 32(9): 66-68.

[9] TANG Tao, GUO Qing, YANG Mingchuan. Support vector machine based particle swarm optimization localization algorithm in WSN[J]. Journal of Convergence Information Technology, 2012, 7(1): 497-503.

[10] 胡志刚, 杨广全, 乔现玲. 基于小波支持向量机的电梯交通流预测模型[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(19): 6321-6324.

[11] 沈笑慧, 张健, 何熊熊. 基于接收信号强度指示加权融合的定位算法[J]. 华侨大学学报(自然科学版), 2012, 33(6): 636-639.

[12] 李辉, 熊盛武, 刘毅, 等. 无线传感器网络 DV-Hop 定位算法的改进[J]. 传感技术学报, 2011, 24(12): 1782-1786.

[13] YUN S, LEE J, CHUNG W, et al. A soft computing approach to localization in wireless sensor networks [J]. Expert System with Applications, 2009, 36(4): 7552-7561.

[14] 胡志刚, 杨广全, 乔现玲. 基于小波支持向量机的电梯交通流预测模型[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(19): 6321-6324.

[15] 崔艳, 程跃华. 小波支持向量机在交通流量预测中的应用[J]. 计算机仿真, 2011, 28(7): 353-359.

[16] 李辉, 李腊元, 李方云. 一种新型的无线传感器网络三维定位机制[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(14): 115-119.

# A Node Localization for Three-Dimension Wireless Sensor Network on Wavelet Support Vector Machine

LIANG Juan<sup>1,2</sup>, WU Yuan<sup>1</sup>

(1. Department of Computer Science and Technology, Henan Institute of Technology, Xinxiang 453002, China;  
2. School of Information Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 453002, China)

**Abstract:** Node localization is one of the key technologies in high three-dimension (3D) wireless sensor networks. In order to improve the three dimensional positioning accuracy of wireless sensor networks. This paper proposed a three-dimension location algorithm based on wavelet support vector machine. Firstly, the signal intensity of three-dimension wireless sensor anchor nodes is collected to build a support vector machine (SVM) learning samples. Then, the samples are input into wavelet support vector machine to establish the 3D sensor nodes localization model. Finally, the simulation experiment is carried out to test the performance of location model. The results show that, compared with the traditional 3D location algorithm, the proposed method uses the wavelet support vector can improve the positioning accuracy for three-dimension wireless sensor network, and got a more stable node localization result, so the proposed method can be widely applied in the actual wireless sensor network system.

**Keywords:** wireless sensor network; three-dimension localization; adaptive; wavelet support vector machine