

# 一种利用 $K$ 均值聚类的无线 传感器网络节点定位算法

冯欣<sup>1</sup> 张鹏<sup>2,3</sup> 徐亚明<sup>2,3</sup> 邹进贵<sup>2,3</sup>

(1 中冶集团武汉勘察研究院有限公司,武汉市冶金大道 17 号,430080)

(2 武汉大学测绘学院,武汉市珞喻路 129 号,430079)

(3 精密工程与工业测量国家测绘地理信息局重点实验室,武汉市珞喻路 129 号,430079)

**摘要:**提出一种基于聚类的节点定位算法(聚类定位法)。该算法根据信号空间 RSSI 向量的相似性度量,实现节点位置空间的聚类成簇,每个簇区域采用不同的无线信号衰减模型参数来完成节点定位,在一定程度上可以提高定位精度。

**关键词:**无线传感器网络;节点定位;聚类分析;RSSI  
**中图分类号:**P246.2

基于接收信号强度(received signal strength indicator, RSSI)的测距是无线传感器网络定位技术中较常采用的方法<sup>[1]</sup>。RSSI 测距的准确性主要体现在模型参数上。国内外很多文献在定位场景中均采用相同的模型参数,如文献<sup>[2]</sup>采用拟合曲线对测试数据进行处理,获取模型参数;文献<sup>[3]</sup>提出一种无线信号衰减模型线性化方法实现无需先验测试的节点定位;文献<sup>[4]</sup>将模型参数和待定位节点坐标作为未知数,通过最大似然法联合迭代求解。但在实际应用中,由于多径、绕射、障碍物等复杂因素的影响,这些算法并没有充分考虑同一距离场景下不同位置的环境差异性的影响,使无线信道中节点间的测距不可避免地产生误差。针对环境差异性问题,本文提出一种基于聚类的节点定位算法(以下简称聚类定位法)。

## 1 RSSI 测距模型

RSSI 通过测量信号从发射端到接收端的衰减来计算节点间的实际距离。在无线通信中,常用的传播模型<sup>[5]</sup>有自由空间传播模型、对数距离路径损耗模型、哈塔模型、对数-常态分布模型。本文采用的是 Shadowing 理论模型:

$$P = P_0 + 10n \lg \frac{d}{d_0} + \sigma \quad (1)$$

式中, $d_0$ 为近地参考距离; $P_0$ 是距离为  $d_0$  时的接收信号强度; $d$  为距发射端的真实距离; $P$  是距离为  $d$  时的接收信号强度; $\xi$  为以 dB 为单位的遮蔽因子; $n$  是路径损耗指数,其大小取决于无线信号的传播环境,如表 1 所示。由于在实际环境中  $\xi$  是均值为 0、标准差为  $\sigma$  的正态随机变量,为简化模型,将  $\xi$  的影响忽略,选用以下模型:

$$\text{RSSI} = -(10n \lg d + A) \quad (2)$$

式中,参数  $A$  为用 dBm 表示的距离发射节点 1 m 处的平均接收信号强度;RSSI 为距发射节点  $d$  处的接收信号强度。无线电传播路径损耗的模型参数  $A$ 、 $n$  直接影响 RSSI 测距的精度。

表 1 路径损耗指数  $n$  的典型值

Tab. 1 Path Loss Parameter in Different Environments

环境		$n$
室外	自由空间	2.0
	遮蔽的城市空间	2.7~5.0
室内	视距	1.6~1.8
	有阻挡的障碍物空间	4.0~6.0

## 2 聚类定位法

### 2.1 节点聚类

由于 RSSI 易受到环境的影响,为提高复杂环境下定位的可靠性,降低环境差异对定位精度

收稿日期:2013-08-28。

项目来源:国家自然科学基金资助项目(41074025);高等学校博士学科点专项基金资助项目(20110141120046);武汉大学自主科研资助项目(274028)。

的影响,本文采用了  $K$  均值算法<sup>[6]</sup>来对位置空间的所有待定位节点进行聚类分簇。

所有待定位节点(数目为  $N$ )组成一个含有  $N$  个对象的数据集,每个节点对应于数据集中的一个对象。RSSI 在一定程度上可以反映节点周围环境的近似程度,即在信号空间上相近的节点,其环境基本相似<sup>[7]</sup>。因此,将节点接收的 RSSI 向量作为对象的属性。首先随机地选择  $K$  个对象,每个对象代表了一个簇的平均值或中心。对剩余的每个对象根据其与其各个簇中心的邻近度函数值,将它赋给最近的簇。然后重新计算每个簇的平均值,不断重复,直到目标函数最小或达到规定的迭代次数为止。

本算法中的邻近度函数和目标函数分别采用的是欧氏距离和最小化对象到其簇中心的欧氏距离的平方和(SSE)。设无线传感器网络中任意两个对象  $A$ 、 $B$ ,接收的到相同的  $M$  个参考节点的 RSSI 向量记为  $(R_1, R_2, \dots, R_M)$ ,则邻近度函数  $\text{dist}(A, B)$  和目标函数为:

$$\text{dist}(A, B) = \sqrt{\left[ \sum_{i=1}^M (R_{Ai} - R_{Bi})^2 \right]} \quad (3)$$

$$\min\{\text{SSE} = \sum_{i=1}^K \sum_{A \in C_i} \text{dist}(c_i, A)^2\} \quad (4)$$

式中,  $R_{Ai}$ 、 $R_{Bi}$  分别表示  $A$  和  $B$  到第  $i$  个参考节点的 RSSI 值,  $C_i$  表示第  $i$  个簇,  $c_i$  表示簇  $C_i$  的中心。具体的算法描述如下:

输入:包含  $N$  个对象的数据集和簇的数目  $K$   
输出: $K$  个簇

初始化每个簇中心  $m_1, m_2, \dots, m_k$ ;

Repeat

将每个对象分配到具有最近中心的聚类中,重新计算新的簇;

Until

达到收敛条件。

## 2.2 节点定位

在待定位节点聚类成簇后,分别计算获取每个簇的模型参数,并实现簇内的节点定位。在求解每个簇的模型参数及节点坐标时,本文使用最优化方法对联合求解法的第二阶段进行了改进。以簇  $C_i$  为例,节点定位阶段首先采用模型参数的经验值及最大似然法对簇  $C_i$  内的所有待定位节点(数目为  $t$ )进行粗略定位。然后将簇  $C_i$  对应的模型参数  $A_i, n_i$  及簇内的所有节点坐标作为未知参数。设定目标函数  $V$ ,将模型参数的经验值与节点的粗略值作为未知参数的初始值,采用最下梯度法<sup>[8]</sup>获取未知参数的解:

$$\min\{V((x_j, y_j), A_i, n_i) = \sum_{a=1}^t \sum_{b=1}^M (R_{ab} - R_{ab}^{\text{RSS}})^2\} \quad (5)$$

式中,  $i=1, 2, \dots, K$ ;  $j=1, 2, \dots, t$ ;  $(x_j, y_j)$  表示第  $j$  个待定位节点的位置坐标;  $R_{ab}$  为第  $a$  个待定位节点接收的到第  $b$  个参考节点的实测信号强度值;  $R_{ab}^{\text{RSS}}$  为由信号衰减模型计算的强度值。

## 3 实验验证与分析

本文利用已搭建的基于 Zigbee 的无线传感器网络室内定位平台<sup>[10]</sup>在实际场景中对聚类定位法进行了验证。本定位系统的实现采用了 I-RIS 传感器节点,节点内部程序采用 nesC 语言编写。实验中节点的发射能量设置为 8 dBm,实验场景为学院大楼的室内实验室,大小为 9 m×7 m 的区域,共放置了 5 个参考节点及 15 个待定位节点。

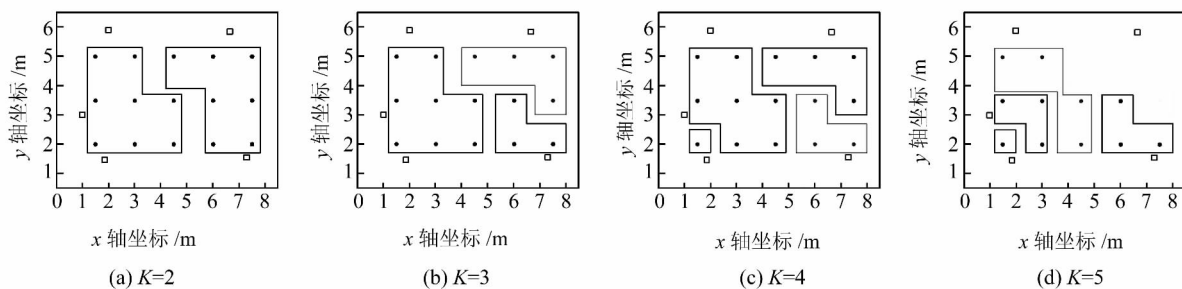


图1 聚类分簇图(□参考节点,·未知节点)

Fig. 1 Results of Cluster Analysis

5 个参考节点每隔 2 s 发送一次信息,对每个待定位节点进行 10 次测量后取平均值进行运算。为了验证环境的相似性,在  $K$  取值为 2, 3, 4, 5 的

情况下,对定位区域内的所有待定位节点进行聚类分簇,如图 1 所示。

从图 1 可以看出,定位区域中的待定位节点

的周围环境有一定程度上的相似性与差异性。本文对这 4 种分簇情况及不分簇情况 ( $K=1$ ) 分别计算了节点的平均定位误差,如图 2 所示。其中,依据定位阶段的方法计算得到的每个簇的模型参数  $A, n$  值如表 2 所示。结果显示,分簇后的定位精度与不分簇的情况相比有较明显的提高。其中,当  $K=2$  时的定位精度提高最为明显。因此,本实验定位场景下分簇数目设为 2。

表 2 每个簇的模型参数计算值

Tab. 2 Model Parameters in Different Clusters

$K$	1	2	3	4	5
	-57.559	-57.658	-57.658	-57.284	-57.284
	1.781 6	1.686 0	1.686 0	1.718 8	1.718 8
		-57.604	-57.700	-57.872	-58.953
$A$		1.837 3	1.923 9	1.636 6	1.632 0
			-57.818	-57.700	-57.304
$n$			1.703 4	1.923 9	1.540 9
				-57.818	-57.700
				1.703 4	1.923 9
					-57.818
					1.703 4

最后通过实测数据分别将聚类定位法与文献[2]的拟合曲线法、文献[3]的线性化法、文献[4]的联合求解法进行了对比,4 种算法的平均定位误差累积分布如图 3。结果表明,聚类定位法的定位误差小于 1.2 m 的概率达到 70%,优于其他算法。

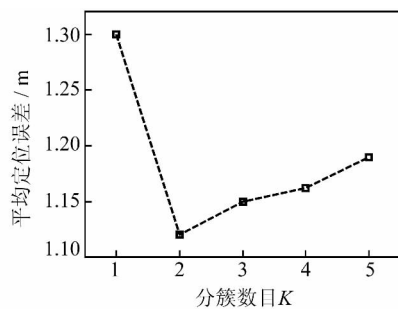


图 2 不同  $K$  值下的平均定位误差比较

Fig. 2 Localization Error Versus the Number of  $K$

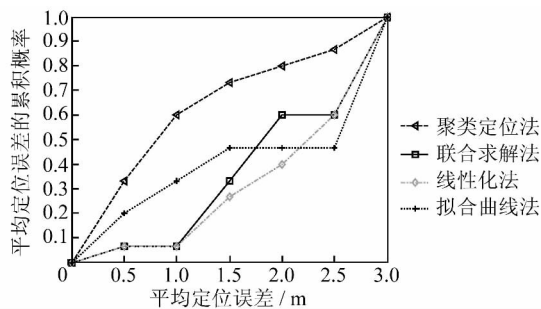


图 3 不同算法的平均定位误差累积分布

Fig. 3 CDF of the Average Error in Different Algorithms

实验结果表明,聚类定位法在定位精度和模型参数的可靠性方面有较大提高,能够运用到复杂的定位场景中。本文只研究待定位节点发送信息的情况,若引入锚节点之间相互通信的机制<sup>[11-12]</sup>,可以进一步提高定位的性能。

参 考 文 献

- [1] 孙立民,李健中,陈渝,等. 无线传感器网络[M]. 北京:清华大学出版社,2005
- [2] Wang L, Wang X, Du X. Some Issues on WSN Localization Based on MLE[C]. Intelligent Control and Automation (WCICA), Ji'nan, 2010
- [3] Koo J, Cha H. Localizing WiFi Access Points Using Signal Strength[J]. Communications Letters IEEE, 2011
- [4] Zemek R, Hara S, Yanagihara K, et al. A Joint Estimation of Target Location and Channel Model Parameters in an IEEE 802.15.4-based Wireless Sensor Network[C]. The 18th Annual IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC'07), 2007
- [5] Goldsmith A. 无线通信[M]. 北京:人民邮电出版社,2007
- [6] Tan P, Steinbach M, Kumar V. 数据挖掘导论[M]. 北京:人民邮电出版社,2011
- [7] 杨东勇,顾东袁,傅晓婕. 一种基于 RSSI 相似度的室内定位算法[J]. 传感技术学报, 2009, 22(2): 264-268
- [8] 张德丰. MATLAB 数值分析与应用[M]. 北京:国防工业出版社,2009
- [9] Elnahrawy E, Li X, Martin R P. The Limits of Localization Using RSS[C]. The 2nd International Conference on Embedded Networked Sensor Systems, Baltimore, USA, 2004
- [10] Benkic K, Malajner M, Planinsic P, et al. Using RSSI Value for Distance Estimation in Wireless Sensor Networks Based on ZigBee Systems[C]. Signals and Image Processing (IWSSIP), 2008
- [11] Lim H, Kung L, Hou J C, et al. Zero-configuration Robust Indoor Localization: Theory and Experimentation[C]. IEEE INFOCOM, 2006
- [12] 周建国,张鹏,冯欣. 自适应无线传感器网络室内定位算法研究[J]. 大地测量与地球动力学, 2012, (2): 74-77

第一作者简介:冯欣,硕士,研究方向为无线传感器网络定位算法。

E-mail:806965998@qq.com

## A Node Localization Method in Wireless Sensor Network Based on $K$ -means Cluster

FENG Xin<sup>1</sup> ZHANG Peng<sup>2,3</sup> XU Yaming<sup>2,3</sup> ZOU Jingui<sup>2,3</sup>

(1 Wuhan Surveying-Geotechnical Research Institute CO.,LTD. of MCC, 17 Yejin Road, Wuhan 430080,China)

(2 School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079,China)

(3 Key Laboratory of Precise Engineering & Industry Surveying, NASMG,129 Luoyu Road, Wuhan 430079,China)

**Abstract:** Considering the influence of the environmental difference in the same localization circumstance, we proposes a node localization algorithm based on clustering in this paper. This algorithm can realize nodes clustering by using the RSSI-similarity degree in space environment, and succeed in localization estimation with different model parameters. Experimental results show that the proposed algorithm has a better localization accuracy than some RSSI algorithm.

**Key words:** wireless sensor network; node localization; cluster analysis; RSSI

---

**About the first author:** FENG Xin, master, majors in node localization in wireless sensor network.

E-mail: 806965998@qq.com

.....  
(上接第 1151 页)

## A Matching Method Combining SIFT and Edge Information for Multi-source Remote Sensing Images

YE Yuanxin<sup>1</sup> SHAN Jie<sup>1,3</sup> XIONG Jinxin<sup>1</sup> DONG Laigen<sup>1</sup>

(1 School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079,China)

(2 Faculty of Geosciences and Enviromental Engineering, Southwest Jiaotong University, 111 North-Erhuan Road, Chengdu 610031, China)

(3 School of Civil Engineering, Purdue University, West Lafayette, IN 47907, USA)

**Abstract:** In order to address the problem of matching multi-source remote sensing images with geometric distortions and intensity differences, this paper proposes a matching method by combing SIFT and edge information. The feature points are first detected in Difference-of-Gaussian (DoG) scale space, followed by the phase congruency to extract the edge information. Then the descriptors of the feature points are built by combining improved SIFT and shape context. Finally, we use the Euclidean distance and  $\chi^2$  statistic as the similar metric to determine the correspondences. The experiment results show that the proposed method achieves a higher correct matching rate and more correspondences than SIFT matching algorithm

**Key words:** remote sensing image; image matching; edge points; SIFT; shape context

---

**About the first author:** YE Yuanxin, Ph. D., lecturer, majors in remote sensing image analysis and processing.

E-mail: yeyuanxin110@163.com