

基于 Mamdani 型模糊推理的加权质心定位算法

王万良 石 浩 李燕君

(浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310023)

摘 要 为了提高加权质心定位算法在室内环境中的定位精度,提出使用实际环境中的 RSS 数据通过蝙蝠算法拟合输入隶属度函数,通过 Mamdani 型模糊推理获得节点间精确的权值,以提高加权质心定位算法的定位精度。在 Zigbee 平台上实现了该算法,通过实验比较 3 种不同的质心定位算法,结果表明: Mamdani 型模糊推理因采用经过蝙蝠算法优化的隶属度函数而具有更小的平均定位误差。

关键词 加权质心定位算法,模糊推理,蝙蝠算法,接收信号强度

中图分类号 TN393 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.10.022

Weighted Centroid Localization Algorithm Based on Mamdani Fuzzy Theory

WANG Wan-liang SHI Hao LI Yan-jun

(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract In many cases of wireless sensor networks application, the accuracy of weighted centroid localization algorithm depends on the precision of weight. In this paper, Mamdani fuzzy logic inference approach with improved RSS membership function based on bat algorithm was proposed to improve the accuracy of weighted centroid localization algorithm. With applying Zigbee hardware platform to compare three types of centroid algorithms, it draws a conclusion that the desired accuracy in door localization can be achieved with optimized RSS membership function by bat algorithm.

Keywords Weighted centroid localization algorithm, Fuzzy logic, Bat algorithm, Received signal strength

1 引言

无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSN)作为物联网底层网络的关键技术^[1],日益成为研究的热点。由于在室内环境中不能得到 GPS 信号,无线传感器网络的定位技术经常应用于室内火灾定位、安全监控、室内导航、健康监护等系统。在室内定位应用中,传感器节点信号容易受到室内障碍物和人员走动的影响,定位精度不佳。因此,需要采用特定的算法提高传感器节点自身定位的精度^[2]。

WSN 的定位算法分为两类:测距的定位算法(Range-based)和无需测距的定位算法(Range-free)^[3]。测距的定位算法通过使用复杂的硬件设备来获取节点之间的距离和角度,以计算定位信息,如 TOA(到达时间法)、TDOA(到达时间差)、AOA(达到的角度)、RSSI(信号强度指示值)算法等;无需测距的定位算法是利用 WSN 的网络连通性来计算距离,虽然不能精确得到节点间准确的距离,但是由于使用的设备简单、成本低,从而有着广泛的应用^[4],如质心定位算法^[5]、DV-Hop^[6]、APIT^[7]、MDS-MAP^[8]等算法。文献[9]根据信号传播的经验模型,使用信标节点对未知节点的影响力确定加权因子,进行加权质心算法定位;文献[10]提出改进的 DV-

Hop 算法,使用人工蜂群算法估算定位坐标;文献[9-11]的算法的定位精确依赖于无线电波信号传播模型的准确性。但是,在室内定位系统应用中,无线信号在实际场合的传输效果和理想球形模型不同,无线信号在室内会有折射、反射、透射等效应,产生的不确定性会影响算法的定位精度。文献[12]用模糊系统计算节点之间的权值,使用加权质心算法求得节点的坐标,但是系统中模糊系统的输入隶属度函数是根据 RSS 的强度平均分成不同的区间。在实际情况中,由于无线传感器天线、工艺的不同和实际环境的差异,RSS 和距离并非存在一定的线性关系,因此该算法会造成一定的定位误差。为了适应室内复杂环境的定位,本文提出了一种基于 RSS 的模糊加权质心定位算法,算法使用实际环境中节点之间不同距离的 RSS 数据,通过蝙蝠算法求得 RSS 的隶属度函数,使 Mamdani 型模糊系统得到精确的权值,从而得到相对精确的质心坐标,减小了无线电波在室内传播受到的影响,提高了系统定位精度。

2 算法模型

2.1 RSS 特性和测距模型分析

无线电波有着随着距离增加功率衰减的特性,根据自由空

到稿日期:2014-10-30 返修日期:2015-01-10 本文受“十二五”国家科技支撑计划(2012BAD10B01)资助。

王万良(1957-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为 CIMS、生产计划与调度、智能自动化等,E-mail:wwl@zjut.edu.cn;石浩(1976-),男,博士生,主要研究方向为无线传感器、人工智能,E-mail:constr@163.com;李燕君(1982-),女,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为无线传感器路由优化。

间传播模型^[13](Free Space Propagation Model), 功率传输模型可用下式表示:

$$P_r(d) = P_t(d_0) - 10 \times n \times \log\left(\frac{d}{d_0}\right) + X_p \quad (1)$$

其中, d 表示传输距离; d_0 表示参考距离, 一般为 1m; $P_r(d)$ 表示距离 d 时接收的功率; $P_t(d_0)$ 表示在参考距离时接收的功率; n 表示路径损耗系数, 不同的天线和环境有不同的值, 通常在 2 到 4 之间; X_p 表示平均值为零的高斯分布随机变量, 这个变量表示环境因素对传递功率的影响。这个特性使得此模型计算出来的距离会有明显的误差, 因此在室内定位使用这个模型之前, 会根据不同的使用环境来设计不同的修正值。在 Zigbee 协议中, 每个数据帧都包含 RSS 的强度值, 通过读数据帧得到信号的强度, 此方法的优点是不需要加装任何额外的硬件装置, 只要读取数据帧即可读到信号强度。

在实际室内定位环境中, 射频芯片的接收功率的 RSS 和距离并不是线性关系。把发射端和接收端都固定在距离地面 1m 的台子上, 设置节点发射功率为 0dBm, 调整发射端和接收端的距离, 在室内测量 RSS 值和距离之间的关系, 对于不同的间距分别统计 RSS 的平均值和标准差, 实验结果如图 1 所示。

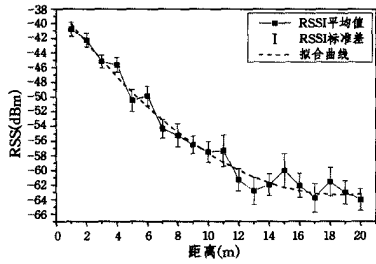


图 1 室内环境中 RSS 与传输距离的曲线

图 1 表明, 在室内环境中, 由于传感器节点的元件、工艺的差别和室内环境的干扰, 测量的 RSS 是不确定的, 距离近受到干扰小, 距离远受到干扰大。通过拟合曲线可以看出, 随着距离的增加, RSS 逐渐减小。

2.2 加权质心定位算法

质心定位算法是无需测距的定位算法, 使用相邻信标节点的坐标来计算未知传感器节点的坐标。假设未知节点 (x_{est}, y_{est}) 周围分布着 n 个信标节点, 坐标为 (x_i, y_i) , 信标节点广播自己的位置信息, 未知节点接收到各个信标节点的位置信息后计算自身的坐标, 节点坐标的计算公式为:

$$(x_{est}, y_{est}) = \left(\frac{\sum_{i=0}^n x_i}{n}, \frac{\sum_{i=0}^n y_i}{n} \right) \quad (2)$$

其中, (x_{est}, y_{est}) 表示未知节点的估算坐标, (x_i, y_i) 表示信标节点的坐标, n 是未知节点附近信标节点的个数, n 取值越大, 计算出的未知节点坐标误差越小。该定位方法虽然简单, 但是传感器节点受到能量等问题的制约, n 取值往往比较小, 因此产生的定位误差较大, 在很多场合不能满足实际应用的要求。为了提高定位精度, 使用加权质心定位算法以权值来修正节点之间的距离, 计算公式如式(3)所示。

$$(x_{est}, y_{est}) = \left(\frac{\sum_{i=0}^n x_i w_i}{\sum_{i=0}^n w_i}, \frac{\sum_{i=0}^n y_i w_i}{\sum_{i=0}^n w_i} \right) \quad (3)$$

其中, w_i 表示未知节点到不同信标节点的权值。加权定位算法的定位精度在于权值的选择, 未知节点和信标节点的权值

的准确性将影响定位精度。

2.3 蝙蝠算法

蝙蝠算法^[14](Bat Algorithm, BA) 是一种新型的元启发式优化算法, 是剑桥大学 Xin-She Yang 在 2010 年提出的一种搜索全局最优解的算法。BA 算法适合求解优化问题, 收敛精度优于遗传算法(GA)和粒子群算法(PSO)^[14]。使用 BA 算法进行曲线拟合的效率比传统的最小二乘法更高。

BA 算法模拟蝙蝠回声定位行为, 采用不同的脉冲发射率和响度, 通过全局搜索的办法找到最优解。蝙蝠算法模拟蝙蝠在搜索空间中的运动, 蝙蝠在 t 时刻的位置 x_t^i 、速度 v_t^i 和脉冲发射率 f_i 公式如下:

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min})\beta \quad (4)$$

$$v_t^i = v_{t-1}^i + (x_{t-1}^i - x^*)f_i \quad (5)$$

$$x_t^i = x_{t-1}^i + v_t^i \quad (6)$$

式(4)中, $\beta \in [0, 1]$ 是一个服从均匀分布的随机向量; f_{\max} 和 f_{\min} 是蝙蝠声音频率的最大值和最小值。式(5)中, x^* 表示当前全局最优解, 它是在所有 n 只蝙蝠搜索到的解中进行比较而得到的新解。对于局部搜索, 如果在当前最优解中选中一个解, 那么每只蝙蝠按照随机游走法产生局部新解:

$$x_{new} = x_{old} + \epsilon A' \quad (7)$$

式中, $\epsilon \in [-1, 1]$ 是一个服从均匀分布的随机数, A' 是所有蝙蝠在同一个时间段的平均音量, x_{old} 表示当前解, x_{new} 表示局部新解。

蝙蝠算法的主要步骤如下:

- 步骤 1 设置初始参数: 种群数量 n 、音量 A_i 、脉冲发生率 r_i 、迭代次数、边界条件;
- 步骤 2 产生随机初始化种群, 初始化蝙蝠种群的位置 $x_i (i = 1, 2, 3, \dots, n)$ 和速度 v_i ;
- 步骤 3 通过调整频率产生新解;
- 步骤 4 根据式(4)~式(6)更新速度和位置;
- 步骤 5 从最优解集中选择一个解, 在选择的最优解周围产生一个局部解;
- 步骤 6 通过随机飞行得到一个新解;
- 步骤 7 排列蝙蝠并找到当前最优;
- 步骤 8 循环次数递增;
- 步骤 9 满足终止条件, 达到最大迭代次数。

3 模糊推理系统

模糊理论在不确定性和非线性系统中有着广泛的应用, 使用模糊推理得到的权值, 具有较强的环境干扰鲁棒性。在加权质心算法中, 权重的选取是系统设计的重要因素。由于受到室内环境因素的影响, 接收到的 RSS 值是不稳定的, 并且在相同的距离下 RSS 值也不一定相同, 这样会造成较大的定位误差。由于取到的 RSS 并非单一数值, 而是一个范围参数, 如果考虑将 RSS 值以临界值二分法来判别, 则易产生较大的误差。模糊推理是一种基于“如果-则”规则的智能控制, 对非线性控制有很好的鲁棒性, 可以较好地抑制环境变量对权重值的影响。使用模糊推理计算权值, 可以得到较好的定位精度。模糊推理有两种推理方式, 分别为 Mamdani 型模糊推理和 Sugeno 型模糊推理, 其中 Mamdani 型模糊推理算法是最常见的推理算法, 本文使用 Mamdani 型模糊推理算法。使用模糊推理计算质心坐标的原理如图 2 所示。

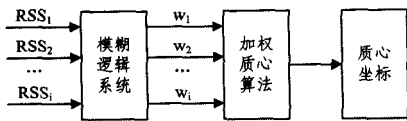


图2 基于模糊系统的加权质心定位算法原理

3.1 输入隶属度函数

文献[12]把模糊系统的输入变量 RSS 平均分成 9 个区间,定义为 9 个三角形隶属度函数,分别为 VVL、VL、L、ML、M、MH、H、VH、VVH,如图 3 所示。

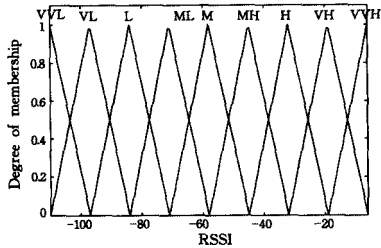


图3 等距的输入隶属度函数

隶属度函数是模糊控制的应用基础,正确构造隶属度函数是模糊控制的关键之一。但是室内定位的环境复杂,RSS 和距离并非线性关系,根据图 3 的隶属度函数计算质心会产生一定的误差。根据无线电波信号衰减模型式(1),随机变量 X_p 服从平均值为零的高斯概率密度函数,相同节点间距之间的 RSS 值服从高斯概率密度函数。在室内环境中,选取在节点的间距分别为 1m、3m、5m、7m 和 9m 处测量节点的 RSS 值 1000 次,节点间不同距离的 RSS 的均值和标准差如表 1 所列。

表1 不同间距下的 RSS 均值和标准差

间距/m	均值/dBm	标准差/m
1	-40.78	0.9705
3	-45.19	0.8921
5	-50.49	1.5289
7	-54.35	1.8435
9	-56.50	2.1355

将表 1 中的 RSS 平均值和标准差分别代入高斯概率密度函数中,得到不同间距 RSS 的高斯概率密度函数,假设为:VF(很远)、F(远)、M(中等)、N(近)、VN(很近),如图 4 所示。

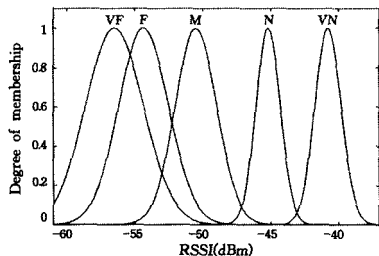


图4 不同距离下的 RSS 高斯概率密度函数

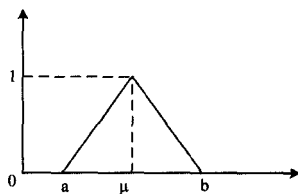


图5 三角形隶属度函数

把图 4 的高斯概率密度函数通过 BA 算法拟合合成三角形隶属度函数。三角形隶属度函数曲线如图 5 所示。

三角形隶属度函数的描述公式为:

$$y(x) = k(x - \mu) + 1 \quad (8)$$

其中, k 为斜率。假设 Y_i 代表实际环境下固定间距下的 RSS 高斯概率密度函数, y_i 代表三角形隶属度函数,定义蝙蝠算法的适应度函数为:

$$f_{fitness}(k) = \sum_{i=0}^n (Y_i - y_i)^2 \quad (9)$$

其中, n 表示 RSS 值的个数。即为:

$$f_{fitness}(k) = \sum_{i=0}^n \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}} - k(x_i - \mu) - 1 \right)^2 \quad (10)$$

其中, μ 和 σ 为 RSS 的均值和标准差,将 n 个数 x_i 代入式(10),使用蝙蝠算法求得斜率 k 的最优解。节点之间不同间距 a 与 b 的参数如表 2 所列。VF 和 VN 采用梯形隶属度函数表示,所以 VF 的 a 和 VN 的 b 不需求出。

表2 不同间距的三角形隶属度函数参数

	VF	F	M	N	VN
a	/	-59.36	-55.36	-48.95	-43.96
b	-52.04	-48.36	-47.23	-43.52	/

将表 2 中的 a 和 b 分别代入式(8),得到三角形隶属度函数,如图 6 所示。

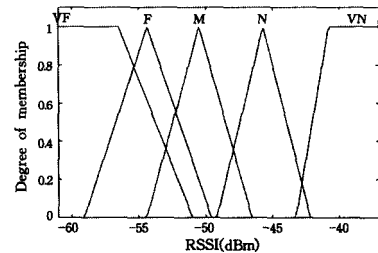


图6 实际环境中 RSS 三角形隶属度函数

3.2 输出隶属度函数

模糊系统的输出是未知节点和信标节点的权重,未知节点收到信标节点的 RSS 值将映射到权值的 $[0, 1]$ 区间内。输出的隶属度函数定义为 5 个线性函数,分别为 VL(很小)、L(小)、M(中等)、H(大)、VH(很大),如图 7 所示。

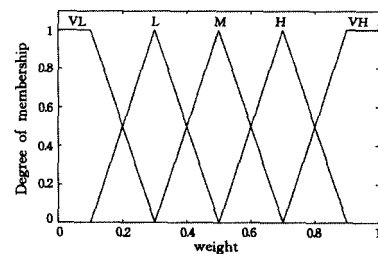


图7 输出隶属度函数

3.3 模糊推理规则

根据输入变量 RSS 值和输出的权重值,定义模糊系统的模糊规则。节点收到信标节点的 RSS 值大,表明它在信标节点附近;未知节点收到的 RSS 值小,表明它远离信标节点。模糊推理规则如表 3 所列。

表3 模糊推理规则

规则	RSS	权重
规则 1	VF	VL
规则 2	F	L
规则 3	M	M
规则 4	N	H
规则 5	VN	VH

根据模糊控制规则,生成模糊系统的输入输出曲线,如图8所示。

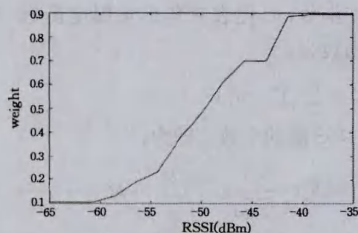


图8 输入输出曲线

3.4 模糊推理

本文将 Mamdani 作为模糊推论,推理规则如下式:

If RSS is X Then Weight is Z

为了说明模糊推理系统的计算过程,以 $RSS = -47.5$ dBm 的输入为例,阐述模糊推理的计算过程。根据图6得到RSS的隶属度值为:

$$X_M(-47.5) = 0.2372 \quad (11)$$

$$X_N(-47.5) = 0.4857 \quad (12)$$

进行推论:

$$Z'(W) = \max[X(RSS) \wedge Z(W)] \quad (13)$$

根据模糊规则进行运算,运算过程如表4所列。

表4 Mamdani 模糊推理运算的结果

X(RSS)	$X_M(-47.5) = 0.2372$	$X_N(-47.5) = 0.4857$
$Z'(W)$	$0.2372 \wedge Z_M$	$0.4857 \wedge Z_H$

根据模糊规则,输出的结果如图9所示。

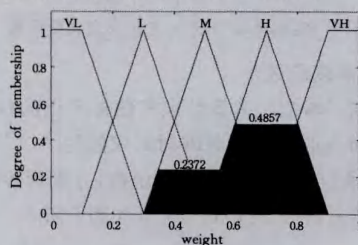


图9 模糊系统的输出结果

由于模糊系统根据许多规则进行运算,每一规则都能得到一个结果,因此模糊系统的结论是一个模糊集合,模糊集合需要解模糊的处理才能得到一个实际的值。解模糊的方法有多种,如重心法、最大中间值法、最大值均值法等^[15]。重心法解模糊的算法精度高,能得到较为精确的数值,因此是流行的解模糊算法^[16]。本文采用重心法解模糊的算法,它的原理是:如果要求一块区域的重心,则将此区域假定为等密度块,求得的质心位置可以让它平衡^[17]。公式如下:

$$\bar{d} = \frac{\int y(x) \cdot x dx}{\int y(x) dx} \quad (14)$$

输出模糊子集中的元素的隶属度值是在连续论域上的代数积分。根据式(14)可得上述阴影部分的重心为: $w = 0.633$ 。

4 实验和分析

4.1 实验环境设置

为了验证算法的准确性,在实际室内环境中进行了实验,

实验场地为一个 $10\text{m} \times 10\text{m}$ 的室内平面楼层,信标节点分别放置在:A(0,0)、B(10,0)、C(0,10)和D(10,10),如图10所示。

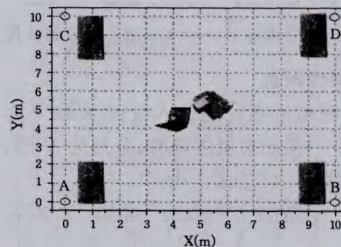


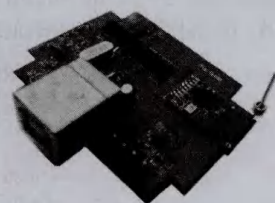
图10 实验场地示意图

4.2 定位系统硬件

无线传感器节点采用作者制作的设备,此设备包含 TI MSP430G2452 十六位微处理器、TI CC2500 低功耗 2.5G 射频芯片和波带天线。CC2500 发射功率最大为 0dBm(1mW),在 2.4k 的接收速率下,接收端灵敏度为 -108dBm 。节点设备在室内通讯范围可达到 50m,适合在室内构建无线传感器网络进行实验。无线传感器节点如图 11(a)所示,信号集中器如图 11(b)所示,它通过 USB 传输线与 PC 机相连,将接收到节点的 RSS 数据以串行传输的方式传送给 PC 机,PC 机上的系统通过模糊推理得到节点和各个信标节点的权值,最后通过加权质心计算公式得到质心位置。



(a)无线传感器节点



(b)信号集中器

图11 传感器节点设备

4.3 平均定位误差

节点的实际位置和计算位置之间的误差由下面的关系式计算:

$$\text{定位误差} = \sqrt{(x_{est} - x_r)^2 + (y_{est} - y_r)^2} \quad (15)$$

对于全部的未知节点,使用下式得到平均定位误差:

$$\text{平均定位误差} = \frac{\sum \sqrt{(x_{est} - x_r)^2 + (y_{est} - y_r)^2}}{n} \quad (16)$$

其中, n 为未知节点的个数, (x_{est}, y_{est}) 为估算质心位置, (x_r, y_r) 为实际质心位置。

4.4 实验和分析

在 Zigbee 平台上进行实验,把传感器节点放置在不同的位置(以间隔 1m 放置在 $9\text{m} \times 9\text{m}$ 的区域内,共 81 个不同放置地点),使用 3 种不同的质心定位算法分析系统的定位精度:根据式(2)的质心定位算法(CA);采用图 3 的隶属度函数,通过 Mamdani 型模糊推理的加权质心定位算法(FCA);采用实际环境中 RSS 隶属度函数(见图 6),通过 Mamdani 型模糊推理的加权质心定位算法(MFCA)。

通过实验,采用 CA 算法得到的节点分布图和定位误差图如图 12 所示。其中,图(a)是节点分布图,图(b)是定位误

差图。在图(a)中,4个角上的实心点代表4个信标节点,星形代表81个传感器节点,空心圈代表依据4个信标节点计算出的理论质心,实心线代表理论质心和实际测量地点的定位误差长度。定位误差图(b)中,横坐标表示测量节点的编号,纵坐标代表定位误差。

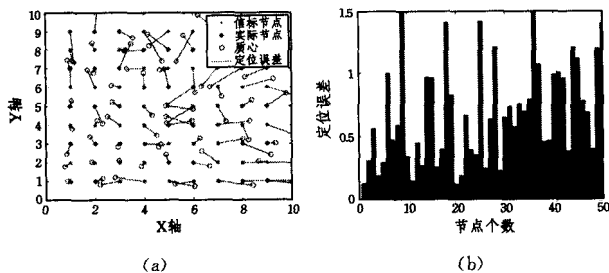


图12 CA算法的节点分布和定位误差

在实验室内,采用FCA算法得到的节点分布图和定位误差图如图13所示。

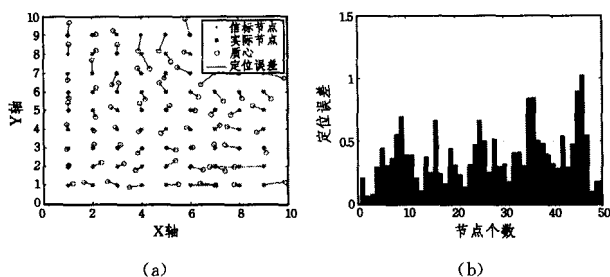


图13 FCA算法的节点分布图和定位误差图

在实验室内,采用MFCA算法得到的节点分布图和定位误差图如图14所示。

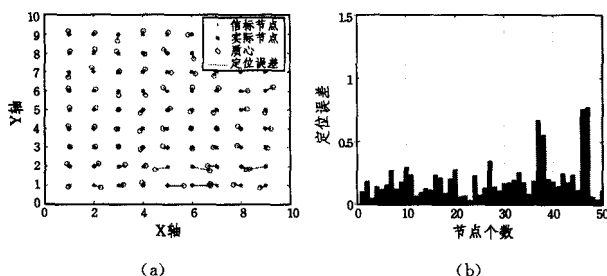


图14 MFCA算法的节点分布图和定位误差图

根据式(16)计算3种方法的平均定位误差如表5所列。

表5 平均定位误差对比(单位:m)

算法	最小误差	最大误差	平均定位误差
CA	0.1451	1.3036	0.8990
FCA	0.0251	0.9942	0.4187
MFCA	0.0158	0.3931	0.2156

比较3种算法可知,MFCA算法的平均定位精度比CA算法提高了76.02%,比FCA算法提高了53.42%,说明隶属度函数经过优化使输出权值更加准确,从而定位误差较小。

分布函数是概率密度函数的积分,描述随机变量的概率分布,定义为:

$$F(x) = P(X \leq x) \quad (17)$$

使用分布函数分析模糊系统的定位误差,比较系统采用3种不同算法的定位误差的分布函数,如图15所示。

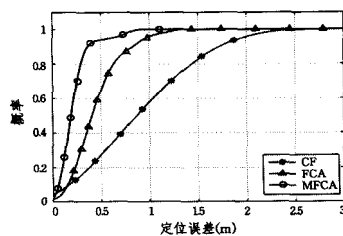


图15 不同算法的定位误差分布函数图

实验结果表明:CA算法的定位误差有90%的概率在1.63m;FCA算法的定位误差有90%的概率在0.78m;MFCA算法的定位误差有90%的概率在0.32m。因此使用MFCA算法提高了定位精度。

结束语 在无线传感器网络中,无需测距的定位方法实现简单,并且不需要复杂的硬件,所以有着广泛的应用。本文改进了模糊加权质心定位算法,在模糊系统中采用了经过蝙蝠算法优化的RSS的隶属度函数,使模糊系统输出相对精确的权值,克服了在室内定位应用中RSS漂移效应导致定位精度不准确的问题,减小了环境因素对RSS的影响。实验结果表明,本文的系统实现简单、成本低,适于在室内复杂环境中进行定位计算,可以满足无线传感器室内节点定位的需求。

参考文献

- [1] Qiao D P, Grantham K H. Evolutionary approach on connectivity-based sensor network localization [J]. Applied Soft Computing, 2014, 22: 36-46
- [2] Larios D F, Barbancho J, Molina F J, et al. Localization based on an intelligent distributed fuzzy system applied to WSN [J]. Ad Hoc Networks, 2012, 5(10): 604-622
- [3] Chen C C, Lin T C. A Low-Cost Anchor Placement Strategy for Range-Free Localization Problems in Wireless Sensor Networks [J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2013, 2(3): 23-30
- [4] Wang S S, Shih K P, Chang C Y. Distributed direction-based localization in wireless sensor networks [J]. Computer Communications, 2007, 30(6): 1424-1439
- [5] Nirupama B, Heidemann J, Deborah E. GPS-less low cost outdoor localization for very small devices [J]. IEEE Personal Communications, 2000, 7(5): 28-34
- [6] Gui L Q, Thierry V, Wei A, et al. Improvement of range-free localization technology by a novel DV-hop protocol in wireless sensor networks [J]. Ad Hoc Networks, 2014, 24(8): 1-19
- [7] Feng C X, Liu Z. A New Node Self-Localization Algorithm Based RSSI for Wireless Sensor Networks [C] // Proceedings of the Fifth Computational and Information Sciences (ICCIS). 2013: 1616-1619
- [8] Shon M, Jo M, Choo H. An interactive cluster-based MDS localization scheme for multimedia information in wireless sensor networks [J]. Computer Communications, 2012, 35(15): 1921-1929
- [9] 邵丽鹏, 朱梅冬, 杨丹. 基于 ZigBee 的加权质心定位算法的仿真与实现 [J]. 传感技术学报, 2010, 23(1): 149-152
Gao Li-peng, Zhu Mei-dong, Yang Dan. Simulation and Implementation of Weighted Centroid Localization Algorithm Based on ZigBee [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2010, 23(1): 149-152
- [10] 李牧东, 熊伟, 郭龙. 基于人工蜂群算法的 DV-Hop 定位改进算法 [J]. 计算机科学, 2013, 40(1): 33-36

(下转第121页)

明,基于小波和混沌粒子群优化的支持向量机分类器比网格搜索法、遗传算法、基本粒子群优化和混沌粒子群优化的支持向量机分类器有着更高的分类精度和效率。

参考文献

- [1] Bin Liu. A Semi-Supervised Clustering Approach for P2P Traffic Classification [J]. *Journal of networks*, 2011, 6(3): 424-431
- [2] 鲁刚,张宏莉,叶麟. P2P 流量识别[J]. *软件学报*, 2011, 22(66): 1281-1298
Lu Gang, Zhang Hong-li, Ye Lin. P2P traffic identification [J]. *Journal of Software*, 2011, 22(66): 1281-1298
- [3] 张瀚. 基于 DPI 技术的 P2P 流量检测系统设计[D]. 北京: 北京邮电大学, 2012
Zhang Han. Design of A P2P traffic detection system based on DPI [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2012
- [4] 董仕,王岗. 基于 UDP 流量的 P2P 流媒体流量识别算法研究[J]. *通信学报*, 2012, 33(12): 25-34
Dong Shi, Wang Gang. Research on P2P streaming media identification based on UDP [J]. *Journal on Communications*, 2012, 33(12): 25-34
- [5] Xu Ke, Zhang Ming, Ye Ming-jiang, et al. Identify P2P traffic by inspecting data transfer behavior [J]. *Computer Communications*, 2010(33): 1141-1150
- [6] Keralapura R, Nucci A, Chuah C-N. A novel self-learning architecture for p2p traffic classification in high speed networks [J]. *Computer Networks*, 2010(54): 1055-1068
- [7] 彭建芬. P2P 流量识别关键技术研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2011
Peng Jian-fen. Research on key identification methods of P2P traffic [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2012
- [8] 许博,陈鸣,魏祥麟. 基于隐马尔可夫模型的 P2P 流识别技术[J]. *通信学报*, 2012, 33(6): 55-63
Xu Bo, Chen Ming, Wei Xiang-lin. Hidden Markov model based P2P flow identification technique [J]. *Journal on Communications*, 2012, 33(6): 55-63
- [9] 谭骏,陈兴蜀,杜敏,等. 基于自适应 BP 神经网络的网络流量识别算法[J]. *电子科技大学学报*, 2012, 41(4): 580-585
Tan Jun, Chen Xing-shu, Du Min, et al. Internet Traffic Identification Algorithm Based on Adaptive BP Neural Network [J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2012, 41(4): 580-585
- [10] Chen H W, Hu Z B, YE Z W. Research of P2P Traffic Identification Based on Neural Network [C]// *Computer Network and Multimedia Technology*, 2009(CNMT 2009). Jan. 2009; 1-4
- [11] Jin F L, Duan Y F. A P2P flow Identification Model Based on Bayesian Network [C]// 2011 7th International Conference Wireless Communications, Networking and Mobile Computing (WiCOM). Sept. 2011; 1-4
- [12] Wang Chun-zhi, Wang Ze-qi, Ye Zhi-wei, et al. A P2P Traffic Identification Approach Based on SVM and BFA [J]. *Indonesian Journal of Electrical Engineering*, 2013, 12(4): 2833-2842
- [13] Liu Feng, Li Zhi-tang, Nie Qing-bin. A New Method of P2P Traffic Identification Based on Support Vector Machine at the Host Level [C]// 2009 International Conference on Information Technology and Computer Science. Kiev, Ukraine, 2009; 579-582
- [14] 任世锦,吴铁军. 基于径向基小波核的多尺度小波支持向量机[J]. *电路与系统学报*, 2008, 13(4): 70-76
Ren Shi-jin, Wu Tie-jun. A multi-scale wavelet support vector machine based on Radial wavelet kernel [J]. *Journal of Circuits and Systems*, 2008, 13(4): 70-76
- [15] 刘靖洁,陈桂明,刘小方,等. 基于遗传算法的 SVM 参数组合优化[J]. *计算机应用与软件*, 2012, 29(4): 94-96, 100
Liu Qing-jie, Chen Gui-ming, Liu Xiao-fang, et al. The parameter composition optimization for support vector machine based on genetic algorithm [J]. *Computer Application and Software*, 2012, 29(4): 94-96, 100
- [16] Ding Sheng, Li Shun-xin. PSO Parameters Optimization Based Support Vector Machines for Hyperspectral Classification [C]// *Information Science and Engineering*. Wuhan, China, 2009; 4066-4069
- [17] 高尚,杨静宇. 混沌粒子群优化算法研究[J]. *模式识别与人工智能*, 2006, 19(2): 266-270
Gao Shang, Yang Jing-yu. Research on Chaos Particle Swarm Optimization Algorithm [J]. *PR & AI*, 2006, 19(2): 266-270
- [18] 蒋刚. 核函数理论与信号处理[M]. 北京: 科学出版社, 2013
Jiang Gang. The theory of kernel functions and signals processing [M]. Beijing: Science Press, 2013
- [19] Yang X S. A New Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm [C]// *Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NISCO 2010)*. Studies in Computational Intelligence, Springer Berlin, 2010; 65-74
- [15] Skulavik T, Kopcek M, Mydlo P, et al. The defuzzification methods influence on fuzzy control of nuclear reactor [C]// *Proceeding of International Symposium on Computational and Business Intelligence ISCB 2013*. New Delhi; IEEE Press, 2013; 119-122
- [16] Mitsuishi T. Continuity of Approximate Reasoning Using Center of Sums Defuzzification Method [C]// *Proceedings of the 35th International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)*. Opatija; IEEE Press, 2013; 991-994
- [17] Arabacioglu B C. Using fuzzy inference system for architectural space analysis [J]. *Applied Soft Computing*, 2009, 10(3): 926-937

(上接第 105 页)

Li Mu-dong, Xiong Wei, Guo Long. Improvement of DV-Hop Localization Algorithm Based on Artificial Bee Colony Algorithm [J]. *Computer Science*, 2013, 40(1): 33-36

- [11] 韩东升,杨维,刘洋,等. 煤矿井下基于 RSSI 的加权质心定位算法[J]. *煤炭学报*, 2013, 3(38): 522-528
Han Dong-sheng, Yang Wei, Liu Yang, et al. A Weighted Centroid Localization Algorithm Based on Received Signal Strength indicator for Underground Coal Mine [J]. *Journal of China Coal Society*, 2013, 3(38): 522-528
- [12] Kumar A, Chand N, Kumar V, et al. Range Free Localization Schemes for Wireless Sensor Networks [J]. *International Journal of Computer Networks & Communications (IJCNC)*, 2011, 3(6): 132-144
- [13] Proakis J, Salehi M. *Digital Communications* [M]. New York: McGraw-Hill Press, 2010; 165-170