

基于一种改进的神经网络的RFID室内定位算法

王用鑫^{1,2}

(1.重庆大学,重庆 400044;2.重庆电子工程职业学院,重庆 400044)

摘要:室内定位算法精度一直都是研究的重点,本文提出了一种基于粒子群算法,减聚类算法和K-means算法进行结合。本文首先构建室内定位RFID模型,构建定位方程,然后采用减聚类算法来避免人为干扰,通过K-means算法来形成初始化粒子群算法,最后采用粒子群算法训练RBF神经网络的所有参数,从而得到优化的输出模型,从而确定了定位最优点。仿真实验表明本文的算法可以有效的提高定位精度,降低能量消耗,提高定位精度10%。

关键词:RFID;室内定位;减聚类算法;K-means;RBF

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1001-7119(2016)11-0179-05

RFID Indoor Localization Algorithm Based on an Improved Neural Network

Wang Yongxin^{1,2}

(1.Chongqing University, Chongqing 400044, China;

2.Chongqing College of Electronic Engineering, Chongqing 400044, China)

Abstract: Indoor localization algorithm has always been the focus of researches, thus this paper proposes a combination of subtractive clustering algorithm and algorithm based on particle swarm optimization. This paper first establishes the indoor localization RFID model and localization equation, and then adopts the subtractive clustering algorithm to avoid human interference as well as forms particle swarm optimization through the algorithm and initializes the particle swarm optimization. Finally, this paper adopts the particle swarm optimization to train all the parameters of the RBF neural network so as to get the improved output model and determine the optimal localization point. Simulation experiment shows that algorithm in this paper can effectively improve the localization accuracy by 10% and reduce energy consumption.

Keywords: RFID; indoor localization; subtractive algorithm; K-means; RBF

射频技术是目前物联网中的关键研究技术之一,广泛的使用在物体身份的识别和标记,在智能家居,物流管理等方面有着广泛的应用^[1]。特别是近几年来广泛地使用在室内定位上,取得了不少的研究成果^[2]。国内外学者对其进行研究,文献[3]提出用RFID拓扑网络定位算法对加油系统的自动化水平进行改善。该算法不仅可以对跟踪物体进行实时监控,还可以检测出阅读器的工作状态,当阅读器发生故障时,仍能对物

体进行跟踪定位,具有很好的鲁棒性;文献[4]提出一种神经网络和RFID相融合的室内定位算法。首先计算室室内的接收信号强度,然后将接收信号强度作为神经网络的输入向量,路径损耗系数作为神经网络的目标输出,通过神经网络的训练建立室内场强信号传播模型,并采用遗传算法优化神经网络的参数;最后采用具体实例对室内定位性能进行测试与分析。仿真结果表明该算法提高了室内定位精度,可以有效地满足室内

收稿日期:2015-12-10

基金项目:重庆市教委科学技术研究项目(KJ1503010)。

作者简介:王用鑫(1979-),男,汉,副教授,硕士,主要研究方向为电子与通信工程。

的无线定位要求;文献[5]提出一种采用BP神经网络的RFID室内定位算法,算法引入参考标签辅助定位,利用BP神经网络建立场强信号转化模型。在模型中输入接收信号强度值,输出路径损耗系数,网络模型提高了路径损耗系数的准确性,再利用距离-损耗模型实现精确定位,从而减小定位误差;文献[6]提出了一种改进的最近邻居算法,通过筛选已选取的邻近参考标签,实现最近邻标签的最佳选取;文献[7]提出使用标签位置分布统计特性作为先验信息来提高定位精度,将基于到达时间(TOA)的二步加权最小二乘法从极大似然估计扩展到最小均方误差估计,并推导了基于最小均方误差估计的TOA定位方法的克拉美罗下界(CRLB)和理论方差仿真实验证明该算法具有很好的定位效果;文献[8]利用基于分数阶傅里叶变换谱峰搜索ESPRIT算法的定位算法,实现了非均匀天线阵列低信噪比下多目标的信号检测与方位角估计。仿真结果表明,该算法可以分辨多个频率及空间相近的目标源,且精度很高;文献[9]提出了TDOA双曲线定位方法。该方法利用射频信号TDOA,以精准时间差来测量射频(RF)标签与目标之间的距离,然后借助双曲线定位算法对目标进行定位。

本文在以上研究的基础上,提出了将基于粒子群算法,减聚类算法和K-means算法进行结合。首先构建室内定位RFID模型,构建定位方程,然后采用减聚类算法来避免人为干扰,通过K-means算法产生粒子群算法的初始解,最后采用粒子群算法训练RBF神经网络的所有参数,从而得到优化的输出模型从而确定RFID标签的定位位置,仿真实验表明,本文的算法有效的提高了定位精度。

1 室内定位RFID的模型

在室内三维空间中,本文采用位置概率分布密度描述RFID阅读器的位置特征,即:

$$p_X^{(0)}(X) = K_X \sum_{i=1}^{N_T} \alpha_i \cdot \delta(X - X_i) \quad (1)$$

式中, N_T 为目标数量; X 表示阅读器在区域中的分布位置; K_X 为归一化系数; α_i 为目标在位置 X_i 存在可靠因子; $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数。

在RFID信号阅读器收集信号的过程中,由

于信号中有噪声,形变和非线性的时候,因此为了研究方便,假设RFID阅读器收集到信号定位数据 Z 后,RFID阅读器所在的起位置函数可以描述为:

$$\begin{cases} f_X(X/Z) = K_X \sum_{i=1}^{N_T} \alpha_i \cdot g_{X_i/Z}(X - \hat{X}_i^{(s)}) \\ z_m = h_m(X_e) + v_m \end{cases} \quad (2)$$

式中, $\hat{X}_i^{(s)} = \hat{X}_i^{(s)}(Z)$, $i = 1, \dots, N_T$ 为 X_i 的估计结果; $g_{X_i/Z}(X - \hat{X}_i^{(s)})$ 是 X_i 在 $X = \hat{X}_i^{(s)}$ 处取极大值;

式(2)中 Z 可描述成多个独立定位矢量的组合:

$$Z = [z_1, z_2, \dots, z_M]^T \quad (3)$$

由于信号中不可避免会包含噪声等其他因素的影响,因此RFID的定位矢量可以描述为:

$$z_m = h_m(X_e) + v_m \quad (4)$$

其中, $h_m(X_e)$ 是RFID电子标签位置 X_e 的确定性函数矢量; v_m 是定位矢量 z_m 的定位误差矢量。

2 构建定位方程

设观测位置为: $X_R = [0, 0, 0]^T$, RFID标签和RFID阅读器位置分别为: $X = [x, y, z]^T$ 和 $X_{Tr}^k = [x^k, y^k, z^k]^T$, 定位系统如图1所示。

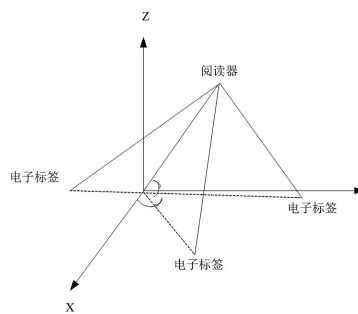


图1 RFID室内位置

Fig.1 RFID indoor location

根据目标角度信息建立的观测方程为:

$$\theta = \arctan(y/x) \Leftrightarrow x \sin(\theta) = y \cos(\theta) \quad (5)$$

由于定位过程存在一定误差,则有:

$$\theta_m = \theta + v_\theta \quad (6)$$

可得:

$$\begin{aligned} & x \sin(\theta_m) - y \cos(\theta_m) \\ &= x \sin(\theta) + x \cos(\theta)v_\theta - y \cos(\theta) - y \sin(\theta)v_\theta \\ &= x \sin(\theta) - y \cos(\theta) + [x \cos(\theta) + y \sin(\theta)]v_\theta \end{aligned} \quad (7)$$

从图1可知:

$$R_2 = \sqrt{x^2 + y^2} = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (8)$$

构建关于俯仰角的观测方程:

$$\varphi = \arctan\left(z / \sqrt{x^2 + y^2}\right) \quad (9)$$

对 $x \cos \theta_m + y \sin \theta_m$ 在 θ 处泰勒展开可得:

$$\begin{aligned} & x \cos(\theta_m) + y \sin(\theta_m) \\ &= x \cos(\theta) - x \sin(\theta)v_\theta + y \sin(\theta) + y \cos(\theta)v_\theta \quad (10) \\ &= R_2 + [y \cos(\theta) - x \sin(\theta)]v_\theta = R_2 \end{aligned}$$

那么式(9)化为:

$$\begin{aligned} & x \cos \theta_m \sin \varphi_m + y \sin \theta_m \sin \varphi_m - z \cos \varphi_m \\ &= R_2 \sin \varphi_m - z \cos \varphi_m \quad (11) \end{aligned}$$

俯仰角的观测方程变为:

$$x \cos(\theta_m) \sin(\varphi_m) + y \sin(\theta_m) \sin(\varphi_m) - z \cos(\varphi_m) = R v_\varphi \quad (12)$$

根据时差的关系,构建方程:

$$\tau^k = (R + r^k - d^k)/c \quad (13)$$

$$\begin{aligned} R^2 - (r^k)^2 &= (R + r^k)(R - r^k) \\ &= 2x^k x + 2y^k y + 2z^k z - (x^k)^2 - (y^k)^2 - (z^k)^2 \quad (14) \end{aligned}$$

将式(13)代入式(14),并加上式(13)可得:

$$R = \frac{x^k x + y^k y + z^k z}{c\tau^k + d^k} - \frac{(d^k)^2}{2(c\tau^k + d^k)} + \frac{1}{2}(c\tau^k + d^k) \quad (15)$$

最后建立定位方程:

$$\tau_m^k = \tau^k + v_\tau \quad (16)$$

从定位方程中发现,RFID的电子标签的定位是一个典型的非线性估计问题,采用传统方法难以建立精确的目标定位目标模型,为此本文采用粒子群优化RBF神经网络参数,建立目标定位模型,以提高定位精度。

3 PSO-RBF神经网络模型

RBF神经网络是一种具有结构简单,收敛速度快,便于实现以及较强的鲁棒性等优点。RBF神经网络通常包含了3层:输入层,隐含层和输出层。PSO算法具有不但还可以全局优化能力,而且还可以局部优化。本文使用减聚类的算法来确定RBF中心点的个数,通过 K -means 方法确定粒子群初始解,使用PSO算法训练RBF神经网络中的高斯函数的宽带,隐含层与输出层权值。

3.1 减聚类算法

本方法把每一个数据样本当做类中心,根据样本数据的密度指标确定聚类中心,能够有效反

馈数据的分布情况。当有 M 个数据样本处于 N 维空间内的数据样本,对于每一个数据点的,密度公式为

$$D_i = \sum_{j=1}^M \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{(\lambda/2)^2}\right) \quad (17)$$

式(17)中, i, j 分别表示两个数据样本, λ 表示密度指标。选择密度最高的点作为第一个聚类中心,密度标记为 D_{c1} ,更新每一个数据点的密度指标:

$$D_{c1} = D_i - \sum_{j=1}^M \exp\left(-\frac{\|x_i - x_{c1}\|^2}{(\lambda/2)^2}\right) \quad (18)$$

更新后的密度指标后,选取下一个聚类中心 x_{c2} ,不断进行迭代,满足 $D_{\max} < D_{c1}\lambda$ 的时候结束聚类。

3.2 K-means 算法

从 M 个数据对象所在集合中随机选择 K 个数据对象,每一个对象表示一个聚类的中心,通过其他的数据对象与这 K 个数据对象所在的聚类中心的距离不断地将剩余的数据中心赋予给最近的类的中心,同时不断更新新的数据对象加入到已有的数据类的中心,不断对上述过程进行迭代,直到满足类中心不再变化为止。

3.3 粒子群算法

粒子群算法是一种智能算法,主要用来模拟鸟类的群体飞行觅食行为,在 D 维搜索空间中,第 i 个粒子 ($i=1,2,\dots,m$) 的位置和速度分别为 $Z_i = (z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{id})$, $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$, P_{id} 表示第 i 个粒子“飞行”历史中最优位置, p_{gd} 表示种群历史最优位置,粒子根据以下公式更新速度和位置:

$$\begin{aligned} v_{id}(t+1) &= \omega \times v_{id}(t) + c_1 \times \text{rand}() \times (p_{id}(t) - z_{id}(t)) \\ &+ c_2 \times \text{rand}() \times (p_{gd}(t) - z_{id}(t)) \quad (19) \end{aligned}$$

$$z_{id}(t+1) = z_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (20)$$

其中, t 表示迭代次数; c_1, c_2 为学习因子; $\text{rand}()$ 是 $[0,1]$ 之间的随机数; ω 是惯性权重。

本文采用线性变化更新惯性权重,具体为:

$$\omega = t + \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{t_{\max}} \quad (21)$$

其中, ω_{\max} 为初始权重; ω_{\min} 为最终权重; t_{\max} 为最大迭代次数; t 为当前迭代次数。

3.4 PSO-RBF算法模型

(1)选择 M 个样本容量, x 为样本点,对样本按照公式(22)进行归一化处理,样本数据的维度

介于[0,1]之间

$$x_i = 1 - \frac{x_i}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (22)$$

(2)根据公式(17)计算数据点的密度,同时寻找 $\max\{D_1, D_2, \dots, D_M\}$ 中的数据点作为第一个聚类中心,根据公式(18)得到密度指标,找到 D_{\max} ,反之如果没有找到,则继续寻找,直到找到为止。确定聚类中心数量

(3)将产生的聚类中心数量作为 K -means 聚类数,然后执行 K -means 算法,产生一组聚类中心,在第 k 次聚类中产生的结果为 $(C_{k1}, C_{k2}, \dots, C_{kn})$,不断迭代,直到得到 K 次。聚类结束,通过 K -means 初始化粒子群的个数,设定粒子群算法的初始种群规模为 K ,则需要进行 K 次聚类,从而产生 K 个初始粒子。

(4)将产生的 K 组基函数中心,以及随机产生的 K 个 RBF 神经网络权值 w_i ,高斯函数半径 r 组合后产生的 $(C_{k1}, C_{k2}, \dots, C_{kn}, w_{p1}, w_{p2}, \dots, w_{pk}, r_p)$,一共产生 K 个该结构的粒子作为粒子群算法的初始解,通过不断的调整粒子的速度和质量,当满足迭代终止条件时候,迭代结束,从而确定 RBF 函数的全部参数。

4 PSO-RBF 的目标定位算法

在实际的场景中,由于 RFID 电子标签的目标位置与其位置信息场存在一定的非线性关系,而 RBF 具有非线性逼近能力,因此可以采用 PSO-RBF 建立一种位置信息场到目标位置的映射模型,其步骤如下:

步骤 1:采集 RFID 电子标签目标位置的信息场数据,并将其作为输入,目标实际位置作为输出,通过输入、输出构建样本。

步骤 2:将训练样本输入到 RBF 进行学习,并采用粒子群算法优化 RBF 参数,得出 FRID 的目标位置与位置信息场的非线性估计模型。

步骤 3:将待定位 RFID 电子标签获取的信号输入到建立的非线性估计模型中,输出模型的估计位置。

本定位算法的流程如图 2 所示。

5 仿真实验

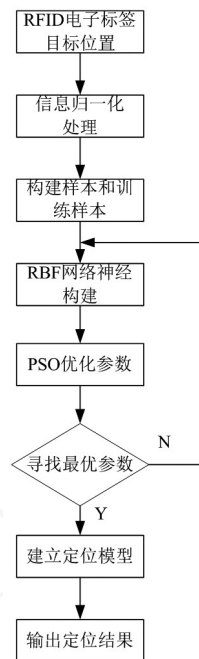


图2 算法流程

Fig.2 Algorithm procedure

为了进一步测试本文算法具有的优越性,设定 3 组实验,每一组实验中设定 5 个电子标签,选择在 30 m*30 m 的三维空间中进行实验。

表 1 实验数据

Table1 Experimental data

| 实验组号 | 标签序号 | X坐标 | Y坐标 | Z坐标 |
|------|------|-------|-------|-------|
| 实验 1 | 1 | 1.07 | 2.52 | 0.52 |
| | 2 | 2.33 | 1.72 | 2.07 |
| | 3 | 1.82 | 2.35 | 1.82 |
| | 4 | 3.79 | 5.29 | 4.21 |
| | 5 | 4.71 | 5.23 | 3.12 |
| 实验 2 | 1 | 8.22 | 9.81 | 8.12 |
| | 2 | 10.43 | 12.61 | 13.78 |
| | 3 | 15.78 | 18.42 | 16.23 |
| | 4 | 17.52 | 18.41 | 18.23 |
| | 5 | 15.71 | 17.89 | 17.72 |
| 实验 3 | 1 | 22.12 | 23.79 | 28.62 |
| | 2 | 28.61 | 22.21 | 29.12 |
| | 3 | 20.42 | 25.51 | 22.61 |
| | 4 | 23.72 | 24.21 | 26.12 |
| | 5 | 27.61 | 25.13 | 23.78 |

在实际的环境中由于干扰等因素的发生,因此得到的很大的数据存在一定的噪声,文献[10]算法在研究的过程中考虑了这些因素,将本文的算法与参考文献[10]算法进行比较,因此对比结果具有一定的实践性。比较结果如图 3、4 所示。图 5~7 描述了三组实验下的 5 个标签点的误差对

比图。

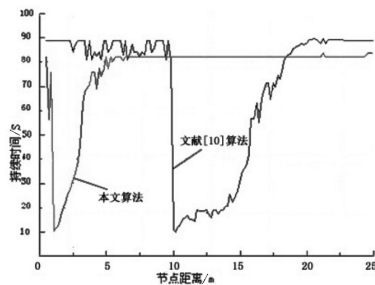


图3 两种定位算法持续时间相比

Fig.3 Comparison of two localization algorithms' duration time

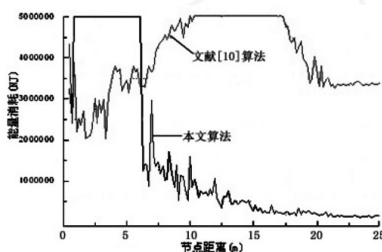


图4 两种定位算法能量消耗相比

Fig.4 Comparison of two localization algorithms' energy consumption

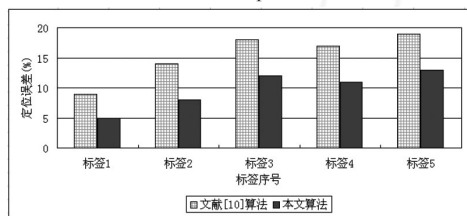


图5 第一组实验的标签定位对比

Fig.5 Comparison of label positioning in the first experiment

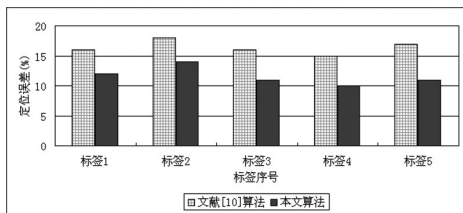


图6 第二组实验的标签定位对比

Fig.6 Comparison of label positioning in the second experiment

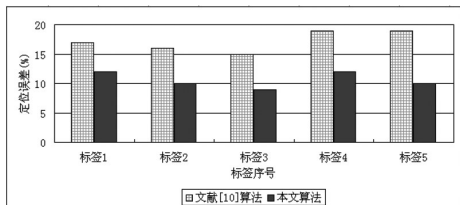


图7 第三组实验的标签定位对比

Fig.7 Comparison of label positioning in the third experiment

从图3、4中可以发现,本文算法与文献[10]算法相比无论是在定位时间的消耗上以及能量的消耗上都有所降低,主要是得益于构建了定位方程,采用了PSO-RBF的算法,使得定位更加的准确。通过图5~7中的三组数据的对比,本文的算法相比文献算法的定位误差降低了6%~10%,这说明本文的算法能够有效的提高RFID定位精度。

6 结束语

如何能够提高RFID的定位精度一直都是研究的重点,本文首先构建室内定位RFID模型,其次构建定位方程,本文采用粒子群算法优化RBF神经网络参数,通过减聚类算法和K-means算法来提高定位的精度。仿真实验证明,本文的算法能够有效的提高定位精度10%。

参考文献:

- [1] 钱志鸿,王义君.面向物联网的无线传感器网络综述.电子与信息学报,2013,35(1):215-2227.
- [2] 李丽娜,马俊,徐攀峰.RFID室内定位技术研究综述[J].计算机应用与软件,2015,32(9):1-4.
- [3] 肖响.RFID拓扑网络节点定位算法的应用[J].辽宁工程技术大学学报(自然科学版),2015,34(2):244-248.
- [4] 赵凯,胡海峰.神经网络和RFID相融合的室内定位算法[J].激光杂志,2015,36(8):138-141.
- [5] 吴超,张磊,张琨.基于BP神经网络的RFID室内定位算法研究[J].计算机应用与软件,2015,32(7):323-326.
- [6] 孙寅博,王宏刚,李波.基于参考标签的射频识别室内定位算法研究[J].电视技术,2015,39(1):109-112.
- [7] 龙易,黄际彦,杜江.基于最小均方差估计的RFID室内定位算法[J].南京邮电大学学报(自然科学版),2013,33(6):69-73.
- [8] 潘勇,刘开华,于洁潇.基于分数阶傅里叶变换的移动读写器多射频标签定位算法[J].南开大学学报(自然科学版),2013,46(5):73-78.
- [9] 殷桂华,王小辉,雷毅谈.基于TDOA的室内运动目标双曲线RFID定位方法[J].计算机应用,2014,34(s2):52-54.
- [10] 陈增强,国峰.基于模糊神经网络建模的RFID室内定位算法[J].系统科学与数学,2014,34(12):1438-1450.