

WSN 中基于多径距离和神经网络的节点定位

闫俊伢¹ 钱宇华² 李华锋³ 马尚才⁴

(山西大学商务学院信息学院 太原 030031)¹ (山西大学计算机与信息技术学院 太原 030006)²

(南京大学信息管理学院 南京 210023)³ (山西财经大学信息管理学院 太原 030006)⁴

摘要 为了实现 802.15.4a 无线传感器网络中的目标定位,提出了一种新的基于多径距离和神经网络的目标定位检测算法。首先通过目标出现时对多径效应的影响估计出到达时间差,从而计算出通信传感器节点之间的多径距离;然后把多径距离作为神经网络的输入,并将目标位置用于神经网络的训练;最后通过选择多径距离估计值和测量值的差的最小成本组函数来定位目标位置。对单目标和多目标的定位检测仿真结果表明,即使当网络中传感器数量和目标增加时,所提出的定位算法的误差累积分布函数也不会增大,而且其定位误差比其他定位算法的误差小,从而增强了网络的鲁棒性,提高了网络中传感器承受故障的能力。

关键词 无线传感器网络,多径效应,神经网络,目标定位,定位误差

中图法分类号 TP393 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.08.013

Node Localization Based on Multipath Distance and Neural Network in WSN

YAN Jun-ya¹ QIAN Yu-hua² LI Hua-feng³ MA Shang-cai⁴

(School of Information, Business College of Shanxi University, Taiyuan 030031, China)¹

(School of Computer & Information Technology, Shanxi University, Taiyuan 030006, China)²

(School of Information Management, Nanjing University, Nanjing 210023, China)³

(Faculty of Information Management, Shanxi University of Finance and Economics, Taiyuan 030006, China)⁴

Abstract In order to realize the object location in 802.15.4a wireless sensor networks, a new algorithm for object location and detection based on multipath distance and neural network was proposed in this paper. Firstly, the time difference of arrival time is estimated when the presence of the object causes disturbances in the multipath effect, and the multipath distance between the nodes of the communication sensor is calculated. Then the multipath distance is used as the input of the neural network, and the object location is used for neural network training. Finally, minimum cost group function of the difference between the multipath distance estimation and its measurement is chosen to locate the object position. The simulation results of the localization and detection for single object and multiple objects show that the cumulative distribution function of error does not increase and the positioning error is smaller compared to other localization algorithms using the positioning algorithm proposed in this paper even when the quantity of sensors and objects in the network increases, thereby the robustness of the network is enhanced and the ability of network sensor to withstand failure is improved.

Keywords Wireless sensor network, Multipath effect, Neural network, Object location, Positioning error

1 引言

无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSN)中的定位和跟踪一直是工业应用和学术研究的热点,主要包含2种算法:基于测距的算法和无需测距的算法。

在基于测距的算法中,标签附着于被跟踪的目标上,这些

标签与传感器网络中的节点进行通信,传感器节点以此估计出目标和节点之间的距离;在无需测距的算法中,目标上不需要附着标签,因而目标与定位过程没有协作,但当传感器节点间相互通信时,目标的出现会对接收信号造成干扰,通过分析这些干扰就可以估计出目标的位置。

文献[1]针对基于测距的到达时间(Time of Arrival,

到稿日期:2016-12-12 返修日期:2017-02-04 本文受山西省科技厅重点研发计划项目(201603D321112),中华全国供销合作总社职业教育专项课题(GX1501)资助。

闫俊伢(1976—),女,硕士,副教授,CCF会员,主要研究方向为软件工程、算法分析与设计;钱宇华(1976—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为计算智能、数据挖掘与知识发现;李华锋(1978—),男,博士,讲师,主要研究方向为电子商务、信息管理;马尚才(1954—),男,教授,硕士生导师,主要研究方向为信息管理与信息系统。

ToA)和到达时间差(Time Difference of Arrival, TDoA)定位,提出了一种混合的位置估计算法,并得到了相应的克拉美罗界(Cramer-Rao Bound, CRB)。文献[2]针对 ToA 估计和基于 ToA 的定位理论的局限性,提出了一种改进的优化方案,这种改进方案适用于所有的无线空中接口。文献[3]对基于测距的 TDoA 定位算法进行了研究,针对定位过程中存在非视距传播误差的问题,提出了运用新型的量子 BP 神经网络对数据进行修正的改进算法;改进算法利用量子 BP 神经网络学习能力强、收敛速度快和鲁棒性好等特点,结合经典的最小二乘法对未知节点坐标进行最后的位置估计;仿真实验表明,相对于经典的 Taylor 和 Chan 算法,改进算法有效提高了定位精度。文献[4]提出了主动分布式传感器节点定位策略,通过借鉴集中式凸规划算法的思路,提出了一种简单的分布式位置估计方法;仿真表明,该方法计算简单,内存需求少且通信开销低。

基于标签的测距算法的应用范围十分广泛,如物流(包装跟踪)、安全应用(高安全领域授权人员的定位)、医疗应用(患者监测)、家庭通信/儿童监护、搜索和救援(防火或雪崩/地震等的通信)以及工业检测和军事应用等^[2,5]。

另一方面,基于无需测距算法构建的系统对于周边安全和入侵检测来说具有十分重要的意义,把这些系统布置在建筑物周围或国与国之间的边境线上,可以随时检测逃逸或入侵目标。由于超宽带(Ultra-Wide Band, UWB)在时域能提供很高的分辨率,因此在无需测距法应用中超宽带成为了首选。超宽带信号非常适合无线位置的定位,这是因为超宽带信号能够解决多径分量,从而无需复杂的估计算法就能提供准确的位置估计。

IEEE 针对低数据速率通信的位置定位,提出了一组新标准即 802.15.4a,这组标准采用超宽带技术作为其物理层。

文献[6-7]研究了超宽带无线传感器网络中当传感器数量增加时渐近情况下的克拉美罗界,考虑了传感器网络位置已知和未知两种情况,提出了一种半线性算法。该算法将最小二乘估计用于单目标检测,并与克拉美罗界的性能进行了比较;对于多目标检测,提出了一种启发式集中算法,同时给出算法搜索需要迭代 $(L!)^{NM-1}$ 次, L 为目标数量, N 和 M 分别为发射器和接收器的数量。文献[8-9]从实验上比较了基于测距的定位算法和无需测距的定位算法的性能,并讨论了两种技术的优点和缺点。文献[10]提出了基于 Elman 神经网络(J. L. Elman 于 1990 年首先提出)的测距模型,并将 Elman 神经网络运用到无线传感器网络的定位中。Elman 人工神经网络采用有导师的学习方式,属于动态、递归型的人工神经网络,它的特点是增加一个特殊的联系单元用于记忆前一时刻网络的数据,可以快速完成网络训练。实际数据采集和仿真实验表明,基于 Elman 神经网络的测距模型具有非常高的计算速度和测距精度。文献[11]针对水下动态传感器网络定位的特点及问题,提出了一种基于 TDoA 的多频率主动定位方法(Multi-Frequency Active Localization Method base on TDoA, MFALM)。该方法将网络节点分为 3 组:信标节点、

中继节点和普通节点,节点之间通过高、低两种频率分别进行近、远距离通信。为减少通信开销,定义了精简的报文格式和有效的通信方式。分析表明,该定位方法由于采用事件驱动、多频通信、精简报文,因此在定位过程中不仅能够减少节点的定位开销,延长网络生存时间,而且还具备定位精度高、节点密度可调等优点。

为了实现 802.15.4a 无线传感器网络中的目标定位,本文通过分析目标出现时对通信传感器节点间的多径效应的影响,提出了一种基于多径距离的目标检测原理,并通过估计出到达时间差来计算通信传感器节点之间的多径距离;然后将多径距离作为神经网络的输入,并将目标位置用于神经网络的训练;最后通过多径距离估计值和测量值的差的最小成本组函数来定位目标位置。对单目标和多目标的定位检测仿真结果表明,随着网络中传感器数量和目标的增加,本文提出的定位算法的误差累积分布函数减小,而且定位误差也比其他定位算法的误差要小,从而增强了网络的鲁棒性,提高了网络中传感器承受故障的能力。

2 基于多径距离的目标检测原理

IEEE 802.15.4a 数据包由同步头(Synchronization Header, SHR)前导码、物理层报头(Physical Layer Header, PHR)和数据字段构成。SHR 前导码由测距前导码和帧定界符起始(Start of Frame Delimiter, SFD)构成。测距前导码可以由{16, 64, 1024, 4096}符号构成。对于非相干接收机来说,首选更长的测距前导码{1024, 4096}有助于通过处理增益来提高信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR),从而得到更好的到达时间估计。测距前导码基本符号使用长度为 31 的三进制序列 S_i ,如表 1 所列。长度 $L=31$ 的每个 S_i 包含 15 个 0 和 16 个非零码,具有更好的周期自相关特性。换言之,周期相关输出的旁瓣为零,而且在接收机侧观察到的两个连续相关峰值仅仅是信道的功率延迟分布。因此,信道估计不会被任何旁瓣恶化。

表 1 基本前导符号集

序列号	三进制序列
S_1	-1000010-1011101-10001-111100-110-100
S_2	0101-10101000-1110-11-1-1-10010011000
S_3	-11011000-11-11100110100-10000-1010-1
S_4	00001-100-100-1111101-1100010-10110-1
S_5	-101-100111-11000-1101110-1010000-00
S_6	1100100-1-1-11-1011-10001010-11010000
S_7	100001-101010010001011-1-1-10-1100-11
S_8	0100-10-10110000-1-1100-1100-1110-100

假设 w 为单位脉冲信号波形, T_{sym} 为符号持续时间, N_{sym} 为前导码内符号重复的数目, T_{pri} 为脉冲重复间隔, N_s 为每个符号的脉冲总数目, E_s 为符号能量。这样,采用基本符号 S_i 可以将前导码符号波形 $w_i(t)$ 和前导码波形 $P_i(t)$ 表示为:

$$w_i(t) = \sqrt{\frac{E_s}{N_s}} \sum_{j=0}^{L-1} S_i[j]w(t-jT_{pri}) \tag{1}$$

$$P_i(t) = \sum_{n=0}^{N_{sym}-1} N[n]w_i(t-nT_{sym}) \tag{2}$$

其中, $N=[11,\cdots,1]_{1\times N_{sym}}$ 。

相干接收机把接收波形 $Y_i(t)=P_i(t)\oplus h(t)$ 与一个匹配

模板联系起来,得到 $w_i(t)$ 。假设信道为加性高斯白噪声 (Additive White Gaussian Noise, AWGN) 信道,则相关器的输出 $C_i(k)$ 为:

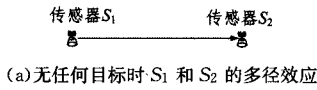
$$C_i(k) = \sum_{k=0}^{\infty} \int_{kT_s}^{(k+1)T_s} (Y_i(t) + n(t)) dt \quad (3)$$

其中, $n(t)$ 是 AWGN 噪声。则 C_i 的两个观察值的差就反映了信道分布的变化。

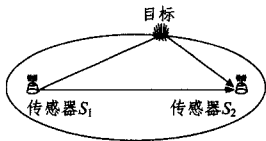
图 1(a) 所示为在没有任何外部目标的情况下,两个传感器节点相互通信时的多径效应;而当一个目标出现时,多径效应发生变化,这是由于接收到了来自目标的反射,如图 1(b) 所示。通过估计出到达时间差 Δt ,就可以计算出传感器节点 S_2 的多径距离 d 为:

$$d = |S_1 - S_2| + c \times \Delta t \quad (4)$$

其中, c 是光速, S_1 和 S_2 是传感器的位置。由于 d 为位置固定的两个传感器节点的距离之和,因此通过 S_2 就可以确定出椭圆上目标的位置,如图 1(b) 所示,但至少需要 3 个传感器对,因为 3 个或更多个椭圆的交点才能唯一确定目标的位置,如图 2 所示。



(a) 无任何目标时 S_1 和 S_2 的多径效应



(b) 存在外部目标的反射信号时导致多径效应发生改变

图 1 外部目标对多径的影响

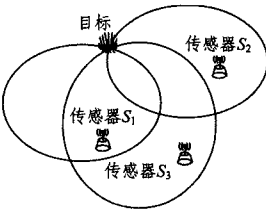


图 2 采用多路径距离的目标对象定位于椭圆的交叉点上

3 基于神经网络的目标定位

众所周知,神经网络采用并行计算技术来模仿大脑的功能。尽管神经元间的通信速度很慢,但其并行处理方式使得它能够在很短的时间内分析非常复杂的数据^[12]。具有多个隐层的前馈神经网络已经得到广泛应用,如图 3 所示。

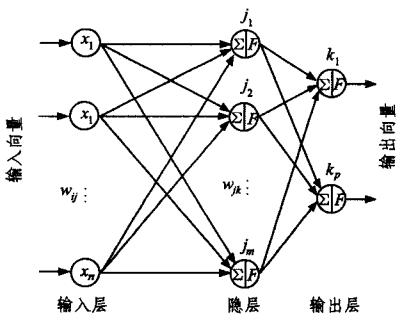


图 3 前馈反向传播神经网络的结构

多层感知器 (Multi Layer Perceptron, MLP) 学习算法常常被用于网络训练。MLP 是一种反向传播算法,它通过反复设置神经元的权值来计算出网络输出端的误差,而且这种操作在所有层上进行,并通过计算出真实值和预测值之间的偏差来评估网络的监督学习结果,从而减小输出误差。通常采用克拉美罗界 (Cramer-Rao Bound)^[7] 以及最小二乘算法^[6] 来确定预测输出和计算得到的网络输出之间的相似程度。监督学习的终止指标就是设定一个合适的均方误差 (Mean Squared Error, MSE) 值。在学习过程成功终止后,通过把实验数据应用到神经网络来确定分类性能,如果性能参数满足实验结果指标,则神经网络结构完成。

3.1 单目标定位

假设传感器网络中有 N 个传感器节点和 1 个目标,并令 (x_i, y_i) 表示第 i 个传感器对的中点,则有:

$$\begin{cases} \frac{(x-x_{c1})^2}{a_1^2} + \frac{(y-y_{c1})^2}{b_1^2} = 1 \\ \frac{(x-x_{c2})^2}{a_2^2} + \frac{(y-y_{c2})^2}{b_2^2} = 1 \\ \dots \\ \frac{(x-x_{cN})^2}{a_N^2} + \frac{(y-y_{cN})^2}{b_N^2} = 1 \end{cases} \quad (5)$$

其中, a_i 和 b_i 是椭圆的长轴和短轴。

可以采用不同的方法来求解非线性方程组 (5),本文采用人工神经网络进行求解。

假设传感器的位置事先已知。从发射传感器节点到目标和从目标到接收传感器节点的总距离为:

$$d_i = \sqrt{(x-x_{i1})^2 + (y-y_{i1})^2} + \sqrt{(x-x_{i2})^2 + (y-y_{i2})^2} + \tau_i \quad (6)$$

其中, d_i 是第 i 个传感器节点对之间的多路径距离, (x, y) 是目标的位置, (x_k, y_k) ($k=1, 2$) 是第 i 个传感器节点对的第 k 个传感器节点的坐标, τ_i 是服从 $N(0, \sigma^2)$ 的白高斯误差。

把按式 (6) 计算得到的多径距离输入神经网络,并将目标位置即 (x, y) 用于神经网络训练的匹配。

3.2 多目标定位

传感器网络中的多目标跟踪是比较困难的,因为对于每个传感器对来说,很难区分哪条多径距离属于哪个目标。本文采用 2 步定位算法定位多目标:首先,把来自每个传感器对的多径距离编成一个集合,设 N 表示网络中的传感器数量, L 表示要定位的目标数量,则每个集合包含 $N(N-1)/2$ 个元素,因此总共有 $M = L^{N(N-1)/2}$ 个不同的集合可供选择;其次,对这些集合进行分组,每个组包含来自 $N(N-1)/2$ 个传感器对的每个不同测量值,因此每个组正好包含 L 个集合,因为共有 L 个目标,所以就有 $L^{N(N-1)/2} / L = L^{N(N-1)/2-1}$ 个组,这些组中只有一个对应于相应的集合。

图 4 为 2 步定位算法的原理示意图。具体实现如下:

第 1 步 把一组多径测量值作为输入,对于可能的目标位置,使用与之相关的成本进行估计;

第 2 步 将组中每个集合的成本指标相加构成组指标,并选择最小成本组。

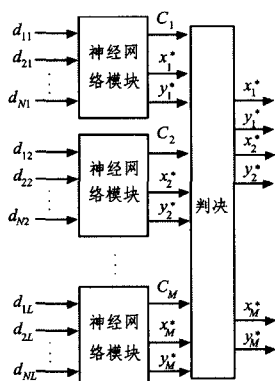


图4 2步定位检测器

第1步的神经网络模块如图5所示,用于估计单个目标位置的训练,这个位置由来自于每个传感器对的多径距离给定(如前所述)。用估计值 $P_i^* = (x_i^*, y_i^*)$ 和事先已知的传感器位置一起来估计多径距离:

$$d_{k,\alpha_k}^* = |S_{k1} - P_i^*| + |P_i^* - S_{k2}| \quad (7)$$

其中, d_{k,α_k}^* 为估计的多径距离; S_{kj} 为第 k 个传感器对的第 j 个传感器节点的位置, $j=1,2$; $\alpha_k \in (1,2,\dots,L)$ 表示该传感器对的 L 个多径距离测量值之一。

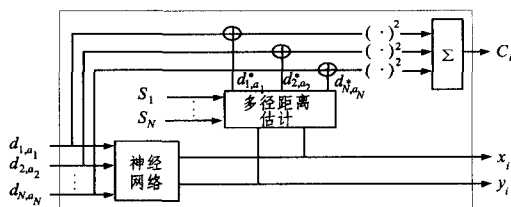


图5 神经网络模块

然后,对多径距离的估计值和测量值之间的差进行平方,并将其加入到计算成本指标 C_i :

$$C_i = \sum_{k=1}^N (d_{k,\alpha_k} - d_{k,\alpha_k}^*)^2 \quad (8)$$

将该组中单个集合的成本进行相加就可以得到该组的成本:

$$GC_j = \sum_{k=1}^L C_{kj}, j=1,2,\dots,L^{N-1} \quad (9)$$

其中, gj,k 为属于第 j 组的第 k 个成本指标。

最后,选择最小成本组作为定位目标的位置。

4 算法模型的性能评价

在全部仿真中,考虑 1×1 单元格,把传感器均匀放置在一个圆周上。为简便起见,忽略目标和传感器的形状,即把目标和传感器视为单元格上的一个点,目标的位置随机生成;由于仅存在热噪声,估计误差可以被建模为白高斯。

4.1 误差累积分布函数与传感器数量的关系

目标的实际位置 (x,y) 和估计位置 (x^*,y^*) 之间的均方误差定义为:

$$\epsilon = \sqrt{(x-x^*)^2 + (y-y^*)^2} \quad (10)$$

图6示出了当误差方差固定不变即 $\sigma^2 = 0.01$ 时误差累积分布函数(Cumulative Distribution Function, CDF)随传感器数量增加的变化关系曲线。由图6可见,均方误差随着传感器数量的增加而减小。虽然每个传感器的发射功率是有限

的,但传感器网络的总发射功率是不受限制的,因此可以使用更多的传感器来提高估计的准确性;同时,网络中传感器越多,网络的鲁棒性越好,越能承受单个传感器的故障。

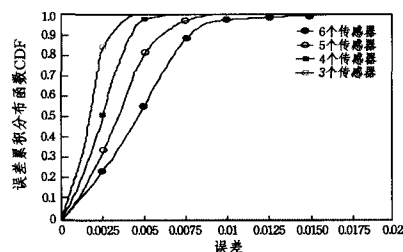


图6 误差 CDF 随传感器数量增加的变化关系

4.2 单目标和多目标的 CDF 性能比较

对于多目标,为简便起见,考虑一个 3 节点的传感器网络中有 2 个目标的情况,即 $N=3, L=2$ 。这时,全部可能输入组合集为:

$$S_1 = \{d_{11}, d_{21}, d_{31}\}, S_2 = \{d_{11}, d_{21}, d_{32}\}$$

$$S_3 = \{d_{11}, d_{22}, d_{31}\}, S_4 = \{d_{11}, d_{22}, d_{32}\}$$

$$S_5 = \{d_{12}, d_{21}, d_{31}\}, S_6 = \{d_{12}, d_{21}, d_{32}\}$$

$$S_7 = \{d_{12}, d_{22}, d_{31}\}, S_8 = \{d_{12}, d_{22}, d_{32}\}$$

其中, $d_{i,j}$ 表示第 i 个传感器对所测得的第 j 个多径距离值。

则包含全部集合的组为:

$$G_1 = \{S_1, S_8\}, G_2 = \{S_2, S_7\}$$

$$G_3 = \{S_3, S_6\}, G_4 = \{S_4, S_5\}$$

图7示出了得到的每个目标的实际位置和估计位置之间的误差 CDF。从图7可以看出,多目标和单目标的定位检测性能非常接近,这说明选择具有最少成本的组与实际情况没有差别,估计位置仍然接近于实际目标位置,因此估计误差不会受到不利影响。

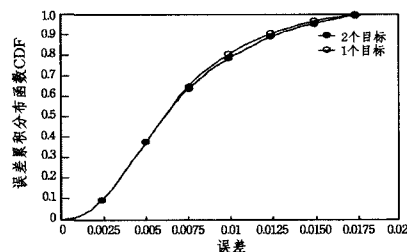


图7 单目标和2个目标定位的 CDF 比较

4.3 不同算法的定位误差性能比较

本节对本文提出的定位算法与克拉美罗界^[7]以及最小二乘算法^[6]之间的性能进行对比。克拉美罗界对估计误差的标准偏差给出了一个下限,并把这个下限作为比较基准。

在文献[7]中,关于多路径位置估计的克拉美罗界为:

$$V(x) = V(y) \propto \frac{\sigma^2}{N^2} \quad (11)$$

其中, $V(x)$ 和 $V(y)$ 分别为 x, y 坐标的估计限, N 是能够发射和接收的收发器数量。则总的方差为:

$$V(x) + V(y) \propto \frac{2\sigma^2}{N^2} \quad (12)$$

文献[6]提出了两步最小二乘估计:首先采用多径距离,通过最小二乘估计算法估计出各个传感器和目标之间的各分段距离;然后基于这些估计值,采用三角测量法来确定目标对

象的位置。算法的方差为:

$$\sigma_{LS}^2 = \frac{28\sigma^2}{3N^2} \quad (13)$$

图 8 示出了 3 种算法的均方误差随传感器数量增加的变化关系曲线。从图 8 可见,本文提出的基于神经网络算法的性能优于最小二乘估计算法;而且当传感器节点数量增大时,其性能非常接近克拉美罗界的性能。

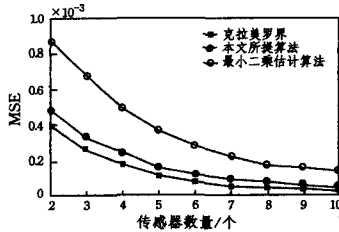


图 8 3 种算法的性能比较

结束语 本文针对 802.15.4a 无线传感器网络中的目标定位,提出了一种实现单目标和多目标的二阶段定位检测算法。该算法不仅能够实现定位误差与传感器节点和目标数量无关,而且与其他定位算法相比有更低的定位误差,从而增强了网络的鲁棒性。

鉴于传感器网络的动态复杂性,在未来的研究中将会考虑目标的移动性,因为目标的移动性会增加额外的信息,从而使得定位算法更加复杂。

参考文献

- [1] CATOVIC A, SAHINOGLU Z. The Cramer-Rao Bounds of Hybrid TOA/RSS and TDOA/RSS Location Estimation Schemes[J]. IEEE Communications Letters, 2004, 8(10): 626-628.
- [2] GEZICI S, TIAN Z, GIANNAKIS G B, et al. Localization via Ultra-Wideband Radios[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(4): 70-84.
- [3] FENG C. The Research on Optimization Method for Location Accuracy of Wireless Sensor Network[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2013. (in Chinese)
冯晨. 无线传感器网络定位精度优化方法研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2013.
- [4] CHEN X, TANG H Y, TU S L, et al. Active distributed localization algorithm for WSN[J]. Computer Engineering and Design, 2008, 29(7): 1664-1667. (in Chinese)
陈迅, 唐红雨, 涂时亮, 等. 无线传感器网络主动分布式节点定位算法[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(7): 1664-1667.
- [5] LONG Y H, MAO H L. Single sensor detection and location method based on BP neural network[J]. Journal of Instrument and Apparatu for Analysis-monitoring, 2002(2): 20-23. (in Chinese)
龙芋宏, 毛汉领. 基于 BP 神经网络的单传感器检测定位方法[J]. 仪器仪表与分析监测, 2002(2): 20-23.
- [6] CHANG C, SAHAI A. Object tracking in a 2D UWB sensor network[C]// Conference Record of the Thirty-Eighth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. New York: IEEE, 2004: 1252-1256.
- [7] CHANG C, SAHAI A. Cramér-Rao-Type Bounds for Localization[J]. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2006(5): 1-13.
- [8] ROVNAKOVA J, KOCUR D. UWB Radar Signal Processing for Positioning of Persons Changing Their Motion Activity[J]. Acta Polytechnica Hungarica, 2013, 10(3): 165-184.
- [9] ZETIK R, SACHS J, THOMA R. UWB Localization-Active and Passive Approach[C]// Proceedings of the 21st IEEE Implementation and Measurement Technology Conference. New York: IEEE, 2004: 1005-1009.
- [10] HAN Q Y. Localization Technology and Application Based on Elman Neural Networks of Wireless Sensor Networks[D]. Jinan: Shandong University of Finance and Economics, 2012. (in Chinese)
韩庆玉. 基于 Elman 神经网络的无线传感器网络定位研究与应用[D]. 济南: 山东财经大学, 2012.
- [11] YANG K W, GUO Y B, WEI D W, et al. MFALM: An Active Localization Method for Dynamic Underwater Wireless Sensor Networks[J]. Computer Science, 2010, 37(1): 114-117. (in Chinese)
杨奎武, 郭渊博, 韦大伟, 等. MFALM: 一种水下动态传感器网络主动定位方法[J]. 计算机科学, 2010, 37(1): 114-117.
- [12] HARDALAC F. Classification of Educational Backgrounds of Students Using Musical Intelligence and Perception with the Help of Artificial Neural Networks[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(3): 6708-6713.
- [13] REN F X. High-precision incremental localization algorithm for wireless sensor network[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications(Natural Science Edition), 2013, 25(2): 184-186. (in Chinese)
任枫轩. 高精度递增值无线传感网络的定位算法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2013, 25(2): 184-186.
- [14] ZHENG Q, LI R, LI X, et al. A Multi-Objective Biogeography-Based Optimization for Virtual Machine Placement[C]// 2015 15th IEEE/ACM International Symposium on Cluster, Cloud and Grid Computing (CCGrid). IEEE, 2015: 687-696.
- [15] BUYYA R, BELOGLAZOV A, ABAWJY J. Energy-efficient management of data center resources for cloud computing: a vision, architectural elements, and open challenges[C]// Proc. of the 2010 International Conference on Parallel and Distributed Processing Techniques and Applications. Las Vegas, 2010.

(上接第 59 页)

- [1] 赵君, 马中, 刘驰, 等. 一种多目标蚁群优化的虚拟机放置算法[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2015, 42(3): 173-178.
- [11] HUANG Z N, LI H S, ZHAO J. Virtual Machine Placement Algorithm Based on Improved Genetic Algorithm[J]. Computer Science, 2015, 42(s2): 406-407. (in Chinese)
黄兆年, 李海山, 赵君. 基于双适应度遗传算法的虚拟机放置的研究[J]. 计算机科学, 2015, 42(s2): 406-407.
- [12] GARG S K, VERSTEEG S, BUYYA R. A framework for ranking of cloud computing services[J]. Future Generation Com-