

引用格式:梁丰,熊凌. 基于 GA-BP 神经网络的移动机器人 UWB 室内定位 [J]. 微电子学与计算机, 2019, 36(4): 33-37. [LI-ANG F, XIONG L. UWB indoor positioning of mobile robot based on GA-BP neural network [J]. Microelectronics & Computer, 2019, 36(4): 33-37.]

基于 GA-BP 神经网络的移动机器人 UWB 室内定位

梁 丰^{1,2}, 熊 凌^{1,2}

(1 武汉科技大学 机器人与智能系统研究院, 湖北 武汉 430081;

2 武汉科技大学 信息科学与工程学院, 湖北 武汉 430081)

摘 要:BP 神经网络算法用于机器人超宽带(UWB)定位时, 有较好的定位性能, 但易陷入局部极值. 为解决此问题采用遗传算法优化 BP 网络的随机权值及阈值. 分别用 BP 神经网络和优化后的 GA-BP 神经网络对移动机器人进行定位实验, 优化后的 GA-BP 神经网络能够克服 BP 神经网络易陷入局部极值的问题. 在室内视距(LOS)和非视距(NLOS)环境下, 优化后的方法平均定位误差分别下降了 46% 和 24%; 在同一概率条件下, LOS 环境中 GA-BP 神经网络的定位误差比 BP 神经网络定位误差下降了约 48%, NLOS 环境中 GA-BP 神经网络的定位误差比 BP 神经网络定位误差下降了约 20%.

关键词: 移动机器人; UWB 定位; BP 神经网络; 遗传算法; 室内定位

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2019)04-0033-05

UWB Indoor Positioning of Mobile Robot Based on GA-BP Neural Network

LIANG Feng^{1,2}, XIONG Ling^{1,2}

(1 Institute of Robotics and Intelligent Systems, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China;

2 School of Information Science and Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081 China)

Abstract: BP neural network has good performance in robot UWB positioning, but it is easy to get into local extreme value. To solve the problem, the weights and threshold randomly generated by BP neural network are optimized with genetic algorithm. With the BP neural network and the optimized GA-BP neural network for mobile robot localization experiment, the optimized GA-BP neural network can overcome the defects of BP neural network. In indoor line-of-sight (LOS) and non-line-of-sight (NLOS) environment, the mean positioning errors of the optimize method were reduced by 46% and 24% respectively; Under the same probability condition, the positioning error of GA-BP neural network in LOS environment is about 48% lower than that of BP neural network, and in NLOS environment is about 20%.

Key words: mobile robot; ultra-wideband positioning; BP neural network; genetic algorithm; indoor positioning

1 引言

基于全球定位系统(Global Position System, GPS)和地图的定位服务已趋于成熟, 但由于 GPS

信号受到建筑物的遮挡, 其在室内无法正常工作^[1]. 以无线传感网络(WSN)以及短距离无线通信技术为基础的室内定位技术越来越受到重视, 将 WSN 定位技术与移动机器人相结合, 可以使机器人具备

收稿日期: 2018-07-17; 修回日期: 2018-08-29

基金项目: 国家自然科学基金(51475340); 国家留学基金委项目(201708420222); 2018 年湖北省知识产权局项目(43); 武汉市高新技术产业科技创新团队资助项目(2016070204020160)

获取自身位置信息的能力. 目前, 室内无线定位技术的研究主要集中在 ZigBee、超宽带、WiFi、蓝牙和射频识别 (RFID) 等技术^[2]. ZigBee^[3]、WiFi^[4] 和蓝牙^[5] 只能在数十米的区域内定位, 且信号容易受到干扰, 定位精度波动较大. 而 RFID 技术^[6] 需要布置大量的标签, 且达不到实时定位要求, 其定位精度与标签部署的密集度有关.

超宽带 (Ultra Wideband, UWB) 是一种基于脉冲超宽带技术的无载波无线通信技术, 使用时对 UWB 基站与机器人携带的 UWB 标签进行距离、时间的结算, 从而可获得厘米级的精度^[7]. 该技术广泛用于工厂、监狱、电厂巡检、仓储物流、交通运输等领域. 文献^[8] 提出了基于神经网络的 UWB 信号指纹定位算法来提高 UWB 信号在复杂环境下的定位精度. 文献^[9] 提出了基于三边测量法和扩展卡尔曼滤波器的 UWB 测距和定位算法. 文献^[10] 介绍了一种基于超宽带传感器的定位方案与基于惯性测量单元 (IMU) 传感器的定位方案相结合的室内定位系统, 以获得鲁棒、最优的定位性能. 文献^[11] 提出了一种基于双向测距和到达时间差定位算法的超宽带定位系统, 并验证该方法相比 WiFi、蓝牙等技术的定位精度有很大幅度的提升.

本文主要研究基于 UWB 技术的移动机器人室内定位算法, 对于 BP 神经网络随机产生权值和阈值易陷入局部极值的缺陷, 选择 GA 来优化网络的相关随机参数, 采用经 GA 改进后的 BP 神经网络来实现对移动机器人的定位, 通过实验对 BP 神经网络定位算法和 GA-BP 神经网络定位算法的性能进行了对比分析. 实验结果表明, 经过优化的 BP 神经网络定位算法能有效的提高移动机器人室内定位的精度.

2 超宽带技术

2.1 UWB 信号

UWB 技术是利用纳秒甚至皮秒级的极窄脉冲来实现信息传输. 由于是在较宽的频谱上传送极低功率的信号, UWB 可以在 10 m 左右的范围内实现数百 Mbps 甚至数 Gbps 的数据传输速率. 21 世纪初, 美国联邦通信委员会 (FCC) 批准 UWB 技术可以在民用领域运用, 并对其定义^[12] 如下:

$$\frac{f_H - f_L}{f_H + f_L} \geq 20\% \text{ 或者 } f_H - f_L = 500 \text{ MHz} \quad (1)$$

即相对带宽大于 20% 或者决定带宽大于 500

MHz. f_H 、 f_L 指信号功率谱密度的峰值衰减 10 dB 时所对应的上下限频率.

根据 UWB 信号的定义及特点, UWB 技术相对于其他传统无线通信技术有如下优势: 传输速度快, 系统容量大, 抗干扰性能强, 多径分辨能力强, 安全性高以及低成本、低功耗等.

2.2 UWB 测距原理

UWB 技术常用的测距方法有基于信号到达时间 (Time of Arrival, TOA) 测距、基于信号到达时间差 (Time Difference of Arrival, TDOA) 测距和基于到达信号强度 (Received Signal Strength, RSS) 测距^[13].

TOA 测距原理是利用发射端和接收端之间的传播时延, 用传播时延乘以电磁波在空气中传播的速度即可得到标签到基站的距离信息. TDOA 测距原理是利用多个定位基站到标签的信号时间差来测距, 需要基站之间的时钟同步, 这样只需要收发一次信号, 测出两个基站分别接收到的信号时间, 然后做差可得到两个基站间的信号到达时间差, 最后求出两个基站的距离差. RSS 测距需要得知信号在信道传播过程中信号强度与距离之间的关系公式, 即通过接收信号强度的来计算标签与基站之间的距离.

3 BP 神经网络算法定位模型

BP 神经网络是目前应用最广泛的人工神经网络模型之一. BP 网络是按照误差反向传播来构造的多层前馈神经网络, 通过网络的期望输出和实际输出的误差来修正网络的权值和阈值. 采用的方法是梯度下降法, 最终使误差减小到预设值以内. 一个输入层、一个输出层和一个隐含层构成了 BP 神经网络模型的基本结构.

采用 BP 神经网络算法进行移动机器人定位不需要额外的硬件支持, 根据已建立好的离线模型, 只需要标签获得 UWB 信号对应的信息, 即可得到定位的结果. 该算法分为离线训练阶段和实时定位阶段. 在离线训练阶段, 利用 UWB 基站和 UWB 标签采集训练样本, 包括标签的实际位置坐标和标签到每个基站的距离信息, 将标签到基站的距离作为输入, 标签的实际位置坐标作为输出训练神经网络. 在实时定位阶段, 携带标签的移动机器人在待定位区域移动, 按一定的周期获取标签到基站的距离, 通过优化后的网络输出机器人的位置坐标. 其算法流程图如图 1 所示.

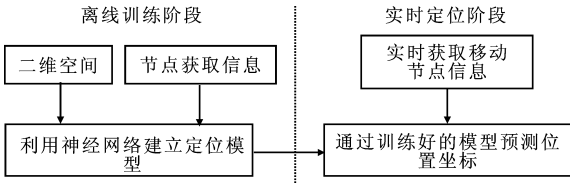


图1 BP神经网络算法定位流程图

本文设计的BP神经网络将标签到每个基站的距离作为输入,标签的位置坐标作为输出,建立距离与位置的映射模型.图2为BP神经网络的拓扑结构.

输入层神经元个数为 n ,隐含层神经元个数为 m ,激活函数为 f_1 ,输出层内神经元个数为 l ,激活函数为 f_2 ,输入层和隐含层以及隐含层和输出层之间的连接权值分别为 w_{ij} 和 w_{ki} .

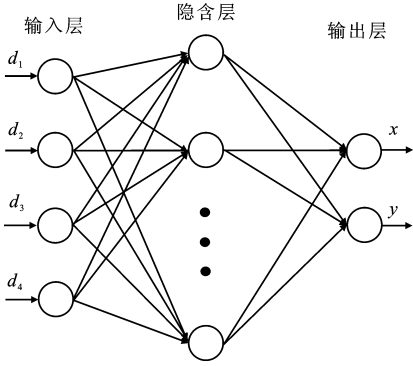


图2 BP神经网络的拓扑结构

隐含层的神经元个数根据经验公式选择:

$$m = \sqrt{n+l} + \alpha \quad (2)$$

式中, α 为1到10之间的常数.

隐含层中第 i 个神经元的输出为:

$$a_{1i} = f_1\left(\sum_{j=1}^n w_{ij} p_j + b_{1i}\right) (i = 1, 2, \dots, m) \quad (3)$$

输出层第 k 个神经元的输出为:

$$a_{2k} = f_2\left(\sum_{i=1}^m w_{ki} a_{1i} + b_{2k}\right) (k = 1, 2, \dots, l) \quad (4)$$

4 遗传算法优化BP神经网络

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是模拟自然界生物进化机制的一种过程搜索最优算法. GA是由表示问题可能解的集合作为初始种群开始,经过一系列选择、交叉和变异操作对种群中的个体进行筛选.在此过程中,以适应度函数的值来衡量个体的优劣,适应度值高即有用的个体保留,适应度值低即无用的个体则剔除.群体在搜索空间中不断地迭代进化,最后得到一群适应度最高的个体,即所求问题

的最优解.

遗传算法是优化BP神经网络常用的一种方法,BP网络中的权值和阈值构成了种群中的个体,经过计算种群中个体的适应度值,按概率选择一定比例的适应度高的个体完成复制操作,根据设定的交叉和变异概率对个体完成相应的操作使种群不断进化更新,最终得到最优解.将最优解的值赋给BP网络的权值和阈值,得到GA优化后的网络.相关算法步骤如下:

步骤1:完成初始种群的参数初始化,采用实数编码对神经网络的初始权值和阈值进行编码.编码长度为:

$$S = n \times m + m \times l + m + l \quad (5)$$

步骤2:确定适应度函数:

$$f = \frac{1}{SE} \quad (6)$$

式中, SE 表示网络的期望输出值与实际输出值之间的误差平方之和.

步骤3:计算种群中个体的适应度函数值,个体的选择按概率值进行,公式如下:

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^N f_i} \quad (7)$$

式中, f_i 为个体 i 的适应度值; N 为种群个体数目.

步骤4:最优个体不需要交叉及变异操作,将其直接复制到下一代中.根据交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 对种群中的其他个体进行对应操作,使种群中出现新的个体.

步骤5:重复进行步骤2~4,当达到预设目标或者完成设置的迭代次数为止.

完成上述步骤后,使用优化后的GA-BP神经网络算法对机器人进行定位,其算法流程图如图3所示.

5 实验结果及对比分析

5.1 参数选取

为了验证算法的可行性与实际的移动机器人定位精度,使用MATLAB软件对该算法在LOS和NLOS环境中的性能分别设计了仿真实验.在 $10\text{ m} \times 10\text{ m}$ 的待定位区域内设置4个UWB基站,分别位于区域内的四个顶点,移动机器人以 1 m/s 的速度作匀速直线运动,每 0.2 s 获取一次测距信息.环境参数设置参考文献[14]中室内环境下的UWB测距实验.

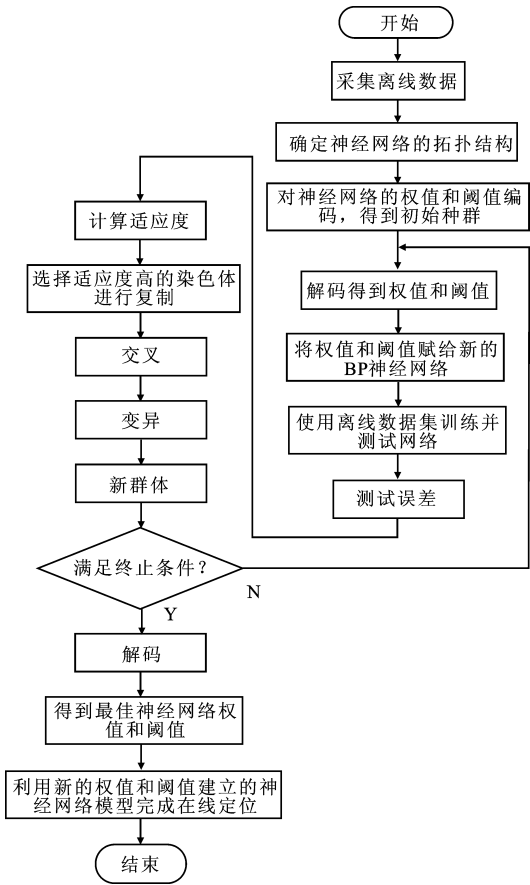


图 3 GA-BP 神经网络算法定位流程图

根据实验要求,BP 网络结构中包含 4 个输入和 2 个输出,隐含层根据经验公式给出的范围进行多次实验,最终确定神经元个数为 5 个.隐含层传递函数采用 Sigmoid 型函数 tansig ,输出在 -1 和 $+1$ 之间.输出层的传递函数为 purelin 函数.网络的训练方法选择梯度下降法.最大训练次数为 5 000,学习率为 0.02,性能函数为均方误差(MSE)函数.初始权值和阈值为程序随机设定的值.

为了对比遗传算法优化前后的结果,用 GA-BP 神经网络定位时,除权值和阈值其他参数保持不变.设置遗传算法的初始种群个体总数为 20,交叉概率 P_c 为 0.7,变异概率 P_m 为 0.01,进化代数 为 50.

5.2 仿真分析

分别训练 BP 神经网络模型和 GA-BP 神经网络模型,利用训练好的模型分别对移动机器人进行定位实验.图 4 和图 5 分别为 LOS 环境下 BP 神经网络和 GA-BP 神经网络定位效果图.

图 6 和图 7 分别为 NLOS 环境下 BP 神经网络和 GA-BP 神经网络定位效果图.

将移动机器人的实际位置坐标与神经网络输出

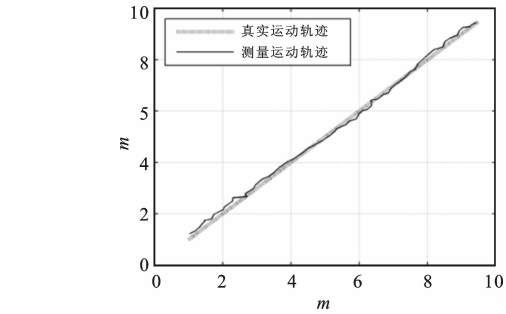


图 4 LOS 环境下 BP 神经网络定位效果图

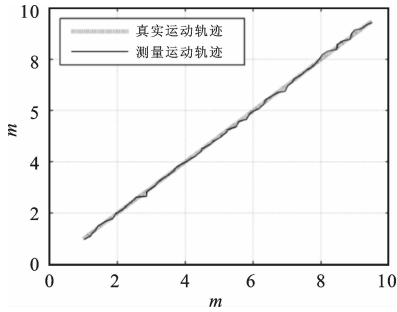


图 5 LOS 环境下 GA-BP 神经网络定位效果图

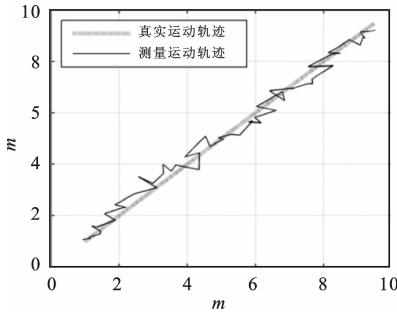


图 6 NLOS 环境下 BP 神经网络定位效果图

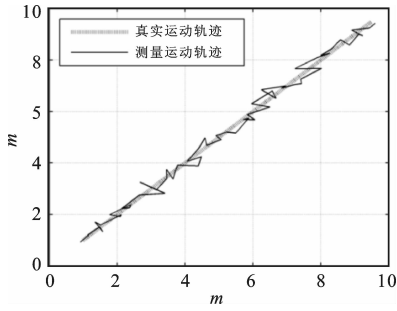


图 7 NLOS 环境下 GA-BP 神经网络定位效果图

的位置坐标之间的欧式距离作为误差衡量标准,如式(8).

$$error = \sqrt{(x-x_0)^2 + (y-y_0)^2} \tag{8}$$

式中, (x_0, y_0) 为机器人的实际位置坐标, (x, y) 为神经网络输出的位置坐标.

表 1 BP 和 GA-BP 定位误差对比

环境	算法	最大误差 (m)	最小误差 (m)	平均误差 (m)
LOS	BP	0.4181	0.0309	0.1757
	GA-BP	0.2612	0.0033	0.0940
NLOS	BP	0.8640	0.0320	0.3234
	GA-BP	0.7263	0.0394	0.2470

表 1 为 BP 神经网络和 GA-BP 神经网络定位算法的最大误差、最小误差和平均误差对比. 从表 1 可以看出,经过遗传算法优化的 BP 神经网络定位算法在定位精度上有明显的提升. 在 LOS 和 NLOS 环境下,优化后的方法平均定位误差分别下降了 46%和 24%.

累计分布函数(Cumulative Distribution Function,CDF)是定位领域中常用的误差衡量标准之一,CDF 的值表示在所有定位结果中,误差低于某设定误差值的概率. 图 6 和图 7 分别为 LOS 和 NLOS 环境下 BP 神经网络和 GA-BP 神经网络定位结果的误差累积分布函数图. 表 2 为 CDF 分别等于 60%和 90%时的定位误差.

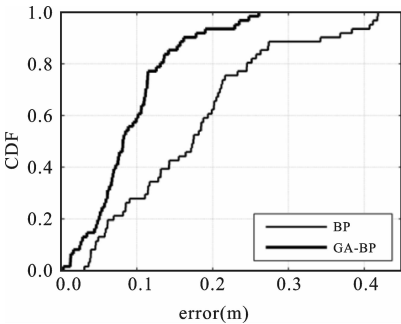


图 8 LOS 环境下误差累积分布函数图

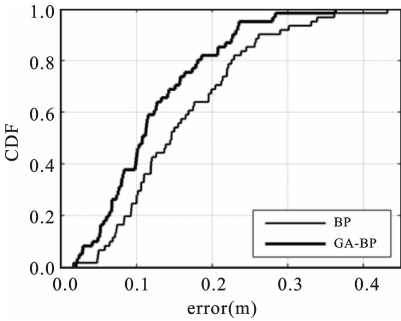


图 9 NLOS 环境下误差累积分布函数图

从表 2 可以看出,在同一概率条件下,LOS 环境中 GA-BP 神经网络的定位误差比 BP 神经网络定位误差下降了约 48%,NLOS 环境中 GA-BP 神经网络的定位误差比 BP 神经网络定位误差下降了

约 20%. 经过遗传算法优化的 BP 神经网络算法在机器人定位精度和定位稳定性上的表现都优于 BP 神经网络算法.

表 2 BP 和 GA-BP 的误差累积分布

环境	CDF	BP 定位误差 (m)	GA-BP 定位 误差(m)
LOS	60%	0.1938	0.1016
	90%	0.3221	0.1781
NLOS	60%	0.3274	0.2564
	90%	0.5230	0.4342

6 结束语

UWB 定位技术具有传输速率高、抗干扰能力强、低功耗和定位精度高等优点,将 UWB 技术用于移动机器人可以使机器人获取自身位置信息. 本文为改善 BP 神经网络随机产生权值和阈值易陷入局部极值的问题,提出了一种基于 GA 优化 BP 神经网络的移动机器人 UWB 定位算法. 分别用 BP 神经网络和 GA-BP 神经网络对移动机器人进行定位仿真实验. 结果表明,经过遗传算法优化的 BP 神经网络算法与传统的 BP 神经网络算法相比具有更高的定位精度,在 LOS 和 NLOS 环境下表现出良好的定位性能,其精度达到了室内移动机器人定位的要求.

参考文献:

[1] 赵红梅. 超宽带室内定位系统应用技术[M]. 北京:电子工业出版社,2017.

[2] 刘公绪,史凌峰. 室内导航与定位技术发展综述[J]. 导航定位学报,2018,6(2):7-14.

[3] 李尧,汪明,于晓瑜. 基于 ZigBee 室内定位算法[J]. 计算机系统应用,2016,25(6):180-184.

[4] 陆音,缪辉辉. 复杂室内环境下的 WiFi 定位技术研究[J]. 计算机科学,2016,43(11):152-154.

[5] 罗恒,张昱,邹优敏,等. 复杂环境下蓝牙定位模型优化方法研究[J]. 计算机测量与控制,2017,25(11):244-247.

[6] 董永峰,王安娜,周艳聪,等. 一种新的基于 RFID 的室内移动机器人自定位方法研究[J]. 计算机应用研究,2016,33(3):749-753.

[7] SAHINOGLU Z. Ultra-Wideband Positioning Systems [M]. Cambridge University Press, 2008.

[8] 吴松林. 超宽带信号指纹定位算法的研究[D]. 青岛:中国海洋大学,2014.

用于模拟电路故障诊断领域. 用跳蛙滤波电路对该模型进行验证, 并将其与 SVM、BPNN 和 XGBoost 进行对比, 结果表明 SGD-XGBoost 模型不仅具有寻优速度快、诊断能力强的优势, 而且具有广泛的应用前景和研究价值.

参考文献:

- [1] SARATHI VASAN A S, LONG B, PECHT M. Diagnostics and Prognostics Method for Analog Electronic Circuits[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2013, 60(11):5277-5291.
- [2] 许军, 张耀辉, 陈圣俭, 等. 基于节点电压增量的模拟电路多故障诊断方法研究[J]. 微电子学与计算机, 2015, 32(2):138-141.
- [3] 李泽宇, 吴文全. 基于量子粒子群优化的 SVM 的模拟电路故障诊断[J]. 现代电子技术, 2016, 39(7):158-160.
- [4] 梅恒荣, 刘冬梅, 何怡刚, 等. 改进引力搜索算法优化的 SVM 模拟电路故障诊断[J]. 微电子学与计算机, 2018, 35(5):109-115.
- [5] CHENG P, YUAN L, HE Y, et al. An improved SVM classifier based on double chains quantum genetic algorithm and its application in analogue circuit diagnosis[J]. Neurocomputing, 2014, 133(10):237-248.
- [6] 兰京川, 谢燕, 谢永乐, 等. 基于噪声估计得模拟电路故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(2):203-210.
- [7] 刘美容, 张立玮. 基于小波分解和模糊聚类的模拟电路软故障诊断[J]. 微电子学与计算机, 2014, 31(12):140-143.
- [8] 曹岩枫, 徐诚. 基于果蝇算法优化广义回归神经网络的机枪枪管初速衰减建模与预测[J]. 兵工学报, 2017, 38(1):1-8.

- [9] 胡鸿志, 岑德炼, 吴汝琴, 等. 基于小波包和 BAGRNN 的模拟电路故障诊断方法[J]. 微电子学与计算机, 2018, 35(4):42-45.
- [10] CHEN T, GUESTRIN C. Xgboost: A scalable tree boosting system[C]. Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining. [S. l.]: ACM, 2016: 785-794.
- [11] TIANQI C, GUESTRIN C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System[C]. KDD '16 Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. USA, California San Francisco: AMC, 2016.
- [12] TORLAY L, PERRONE-BERTOLOTI M, THOMAS E, et al. Machine learning-XGBoost analysis of language networks to classify patients with epilepsy[J]. Brain Informatics, 2017, 4(3):159-169.
- [13] 陶秉墨, 鲁淑霞. 基于自适应随机梯度下降方法的非平衡数据分类[J]. 计算机科学, 2018, 45(6):487-492.
- [14] 赵文俊, 张强, 刘磊, 等. 基于 AdaBoost 与 GABP 的模拟电路软故障诊断方法[J]. 计算机测量, 2017, 25(12):21-25.
- [15] 朱振峰, 汤静远, 常冬霞, 等. 基于 GBDT 的商品分配层次化预测模型[J]. 北京交通大学学报, 2018, 42(2):9-45.

作者简介:

莫太平 男, (1974-), 博士, 副教授, 硕士生导师. 研究方向为智能控制与模式识别.

靳 鹤(通讯作者) 男, (1992-), 硕士研究生. 研究方向为信号处理与集成和电路故障诊断. E-mail: 15677338005@163.com.

(上接第 37 页)

- [9] GUO K, QIU Z, MIAO C, et al. Ultra-Wideband-Based Localization for Quadcopter Navigation[J]. Unmanned Systems, 2016, 04(1):23-34.
- [10] YAO L, WU Y W A, YAO L, et al. An integrated IMU and UWB sensor based indoor positioning system [C]// International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. IEEE, 2017:1-8.
- [11] 卞佳兴, 朱荣, 陈玄. 基于改进双向测距-到达时间差定位算法的超宽带定位系统[J]. 计算机应用, 2017, 37(9):2496-2500.
- [12] 杨洲, 汪云甲, 陈国良, 等. 超宽带室内高精度定位技

术研究[J]. 导航定位学报, 2014(4):31-35.

- [13] 赖琴. 多径环境下的 TDOA 定位算法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2015.
- [14] 张涛, 徐亚明. UWB 测距与室内定位精度研究[J]. 全球定位系统, 2016, 41(5):56-60.

作者简介:

梁 丰 男, (1993-), 硕士研究生. 研究方向为模式识别与智能系统. E-mail: wust_liangf@163.com

熊 凌 女, (1971-), 博士, 教授. 研究方向为机器学习、图像处理、重力梯度导航等.