

# 基于多传感器融合的扫地机器人算法研究

李蔚东<sup>1</sup>, 谢再晋<sup>2</sup>, 李敏<sup>1</sup>

(1. 华南理工大学机械与汽车工程学院, 广东 广州 510641; 2. 华南理工大学物理与光电学院, 广东 广州 510641)

**摘要:** 针对传统扫地机器人存在的感知途径单一, 避障能力差, 精度低等问题, 文中研究并设计了基于多传感器融合的扫地机器人算法。基于 Mega2560 控制器, 将 PID 算法与霍尔编码器结合, 提高了扫地机器人运动系统的准确度。在距离检测中引入了 BP 神经网络, 将多类检测传感器进行数据融合, 有助于对周围环境的感知。实验结果表明, 与传统产品相比, 应用了该算法的扫地机器人检测误差只有 0.63%, 避障成功率和清洁率可达 95.1% 和 93.2%, 在检测精度、避障能力和清洁效果方面都有不同程度的提升。

**关键词:** 扫地机器人; Arduino; PID 算法; BP 神经网络; 多传感器融合

**中图分类号:** TP23

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1674-6236(2021)02-0118-05

**DOI:** 10.14022/j.issn1674-6236.2021.02.026

## Research on the algorithm of sweeping robot based on multi-sensor fusion

LI Weidong<sup>1</sup>, XIE Zaijin<sup>2</sup>, LI Min<sup>1</sup>

(1. School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China; 2. School of Physics and Optoelectronics, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)

**Abstract:** Aim at the problems of the traditional sweeping robot, such as single perceptual channel, poor obstacle avoidance ability and low precision, an algorithm suitable for sweeping robot based on multi-sensor fusion is designed in this paper. Based on the Mega2560 controller, the PID algorithm is combined with the Hall encoder to improve the accuracy of the sweeping robot motion system. For better distance detection, BP neural network is applied to the fusion of multiple detection sensors, which strengthens the perception of the surrounding environment. The experimental results show, compared with the traditional ones, the sweeping robot based on the new algorithm works with the detection error of 0.63%, whose success rate of obstacle avoidance and cleaning rate can reach 95.1% and 93.2%, improving the detection accuracy, obstacle avoidance ability and cleaning effect to different degrees.

**Keywords:** sweeping robot; Arduino; PID algorithm; BP neural network; multi-sensor fusion

在现代家庭中,为了使人们从繁重的家务中解放出来,扫地机器人逐渐得到普及,其智能化程度也在不断提高。但是扫地机器人工作的家居环境比较复杂,传统的扫地机器人感知周围环境的途径比较单一,导致检测和运动精度不高,适应性也比较差<sup>[1-2]</sup>。尽管装备有多个传感器,但是在算法上不能对检测

数据进行有效融合,导致数据利用率不高<sup>[3]</sup>。为了解决上述问题,文中提出了基于多传感器融合的扫地机器人算法。

## 1 硬件平台设计

如图 1 所示,文中算法的硬件平台以控制器

收稿日期:2020-03-07 稿件编号:202003037

作者简介:李蔚东(1998—),男,广东汕头人。研究方向:机械电子。

-118-

Mega2560 为核心,控制器输出的 PWM 信号通过 L298N 驱动模块放大之后,分别驱动清扫电机和驱动电机。清扫电机与毛刷相连,能够将垃圾收集到吸附风扇之下,提高吸附效率。驱动电机则与驱动轮相连,带动扫地机器人运动。驱动电机末端装有霍尔传感器,可以记录电机转动量,反馈给控制器。传感器组则负责检测障碍物距离,作为扫地机器人局部运动规划时的避障依据<sup>[4]</sup>。

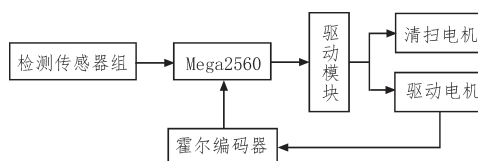


图1 硬件系统结构图

### 1.1 核心控制模块

硬件平台核心控制模块采用 Arduino 系列的 Mega2560,该控制器包含 54 路数字 I/O 口,其中有 16 路可作为 PWM 信号输出,同时有多个模拟输入口和 6 个外部中断。

### 1.2 霍尔编码器

硬件平台的驱动电机末端装有霍尔传感器,驱动电机经过减速器减速,单圈可以带动霍尔传感器输出 1 920 个脉冲信号,可以用来测量驱动轮转动量并计算出转速,便于实现 PID 算法并构成闭环控制。

### 1.3 检测传感器组

检测传感器组包含多个测距传感器,其在扫地机器人上的分布位置如图 2 所示,总共有 3 组,分布在前方和左右两侧,可以对 3 个方向的距离进行检测<sup>[5]</sup>。

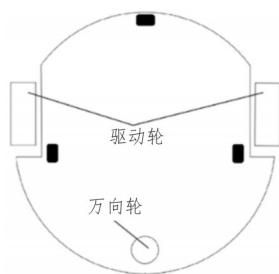


图2 传感器组分布位置(以黑色方块示意)

1)激光测距模块。采用夏普 TOF10120,可测量 10~180 cm 的距离。该模块对环境光具有较好的抗干扰性,同时测量范围与目标物体的反射率无关,具有较高精度。此模块可采用 I<sup>2</sup>C 协议与控制器交换数据<sup>[6]</sup>。

2)超声波测距模块。采用 US-100,可测量

2~450 cm 的距离。该模块在探测时会自动发射频率为 40 kHz 的超声波信号,并输出相应时间长度的脉冲,可用控制器的捕获引脚测量脉宽,结合常温下的声速,可以算出测量距离<sup>[7]</sup>。

3)红外线测距模块。采用夏普的 GP2Y0A21-YK0F,可测量 1~80 cm 的距离,不受环境温度和工作时间变化的影响。

## 2 控制算法设计

文中的控制算法主要包含运动控制和距离检测两方面,前者依赖于 PID 算法,后者依赖于 BP 神经网络,主要程序流程如图 3 所示。

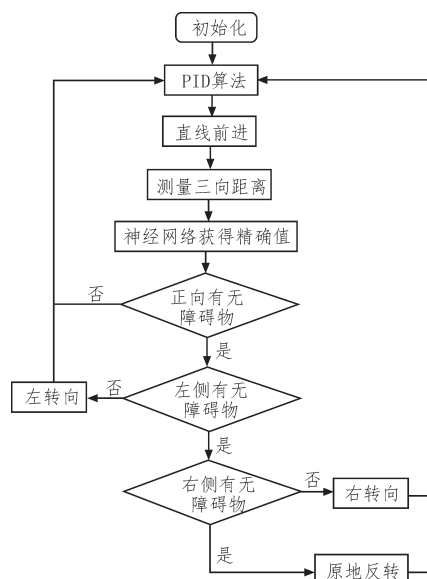


图3 主体程序流程

首先,对 Mega2560 的各个引脚进行初始化,接着通过编码器获取驱动轮转动量,在 PID 算法的引导下使机体保持直线行进。传感器组会周期性测量 3 个方向的距离,然后,代入 BP 神经网络获得该距离的精确值。若正向距离低于阈值,则判断为有障碍物,随即依次对左侧和右侧障碍物情况进行判断,优先向左转进行避障,否则向右转向;若左右侧都存在障碍物,则直接原地反转,变向之后继续保持前进和检测<sup>[8]</sup>。

### 2.1 PID 算法

#### 2.1.1 霍尔编码器读取

为获取两个驱动轮的转动量,在直流电机的末端装有霍尔编码器,每圈可以向控制器输出 1 920 个脉冲,即每个脉冲长度  $PW$  对应  $0.1875^\circ$ 。霍尔编码器的 A、B 引脚输出脉冲如图 4 所示。

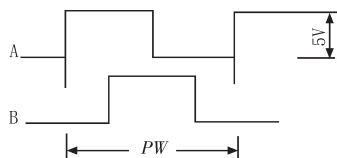


图4 编码器A、B引脚输出脉冲

A、B引脚输出脉冲相位相差90°，若A脉冲领先，则为正转动；若B脉冲领先，则为逆转动。

将A、B引脚与Mega2560的中断引脚相连，设定触发方式为电平变化，则在每个脉冲宽度内将会触发4次中断，每次中断对应转动量 $\delta = 0.1875^\circ/4 = 0.0469^\circ$ 。在每次中断触发时，中断服务程序将会读取此时引脚的电平高低，结合上一次中断时的电平情况，判断此次中断的转动增量<sup>[9]</sup>。电平情况与转动方向的关系如表1所示。

表1 电平情况与转动增量的关系

A	B	A'	B'	角度增量
0	0	1	0	$+\delta$
1	0	1	1	$+\delta$
1	1	0	1	$+\delta$
0	1	0	0	$+\delta$
0	0	0	1	$-\delta$
0	1	1	1	$-\delta$
1	1	1	0	$-\delta$
1	0	0	0	$-\delta$

### 2.1.2 PID算法

扫地机器人的两对驱动电机和驱动器在性能上不可能完全一致，所以即便外加同一电源并输出同样脉宽的PWM信号，两轮的转速也不可能一致，这会导致扫地机器人无法保持直线行驶，致使清扫效率较低。应用PID (Proportional-Integral-Derivative) 算法，在比例-积分-微分3个环节对系统进行综合控制，可以使两轮速度都尽可能趋近于设定目标<sup>[10]</sup>。

在连续系统中，用 $u(t)$ 表示输出信号， $e(t)$ 表示设定值与测量值之间的差值，理想的PID控制规律如式(1)所示。

$$u(t) = K_p \left[ e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(t) dt + T_d \frac{de(t)}{dt} \right] \quad (1)$$

其中， $K_p$ 为比例增益， $T_i$ 为积分时间常数， $T_d$ 为微分时间常数。

为了能在Mega2560中运行，将上述公式进行离散化，得到式(2)。

$$u(k) = k_p \cdot e(k) + K_i \sum_{j=0}^k [e(j) \cdot \Delta T_i] + K_d \cdot \left[ \frac{e(k) - e(k-1)}{\Delta T_k} \right] \quad (2)$$

其中， $K_p$ 为比例系数， $K_i$ 积分系数， $K_d$ 微分系数<sup>[11-12]</sup>。

在程序中定义了PID类，并利用Compute()成员函数对输出进行调节。

建立PID类的对象，将成员函数Compute()放置于主循环中，将采样时间Sample time设定为100 ms，左轮参数 $k_p$ 、 $k_i$ 和 $k_d$ 值设为0.1、5、0.02，右轮参数则分别设为7.5、6、0.02。则每隔100 ms，Mega2560将会通过编码器对两轮的转动量进行采样，代入PID公式求得输出值，然后通过PWM形式输出，使两轮速度逐渐趋近于设定速度。

### 2.2 BP神经网络算法

BP神经网络 (Back-Propagation Neural Network) 是一种应用十分广泛的多层前馈网络。在误差逆传播过程中，采用最速下降法，不断调整网络的权值和阈值，使得网络的误差平方和最小。

扫地机器人的检测传感器不一定具备很好的拟合特性，通过简单拟合容易损失其数据细节，而利用BP神经网络则可以储存大量的多维输入输出数据的映射关系，同时有利于多个传感器的数据融合。构建BP神经网络的过程包括获取数据集、训练神经网络和评价训练成果等<sup>[13]</sup>。

#### 1) 获取数据集

在满足扫地机器人局部规划的需要下，设定取样范围为15~100 mm，每隔5 mm用激光测距模块、超声波测距模块和红外线测距模块测量一次数据，总共198组三维数据，距离以传感器共安装平面为原点，并用Matlab绘制其曲线图，如图5所示。

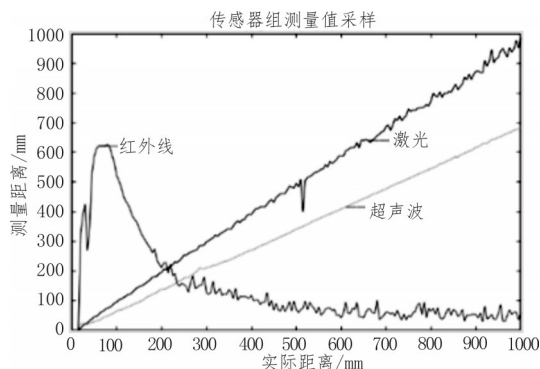


图5 传感器组测量值采样曲线

由图5可知，虽然红外线测距模块的应用较为

广泛,但其表现比较差,而激光测距模块和超声波测距模块的线性关系比较好。但是三者都存在不同程度的数据突起,会导致得到的测量值存在小范围波动,单一的传感器无法实现较高精度,需要借助多个传感器相互印证,使测量值更精确<sup>[14]</sup>。

## 2) 构建和训练神经网络

为了进行对比试验,此处分别构建了两个神经网络,第一个网络输入值只包含激光和超声波测距模块的测量数据,第二个网络输入值包括激光、超声波、红外线3个传感器的测量数据,下面以第一个神经网络为例进行介绍。

Matlab 提供了神经网络工具箱,用以快速构建神经网络,在上述的数据中,选择70%为训练集,用以获得神经元的权重等普通参数;15%为验证集,用以优化学习率等超参数;15%的测试集用来评价训练成果。BP神经网络分析过程如图6所示。

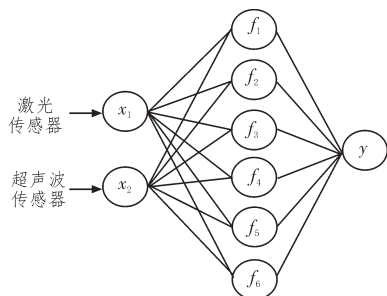


图6 BP神经网络分析过程示意图

该模型包含3层网络:输入层、隐含层和输出层。在前向传播过程中,激光和超声波传感器数据构成的向量 $(x_1, x_2)$ 通过输入层输入神经网络,加权求和后传递到隐含层;经隐含层激活和非线性转换后,函数值经过加权求和后获得了估算值,通过输出层输出,误差构成反向传播的动力<sup>[15-16]</sup>。

在该过程中神经元连线上的权重会得到更新。以此类推,正向传播和反向传播交替进行,权重会不断优化,在第48步时,模型达到0.001的精度目标,训练终止。训练得到的均方误差曲线如图7所示,目标值和输出值的回归情况如图8~10所示。

由图7~10可以看到,训练得到的BP神经网络模型均方误差很小,同时具有很好的回归特性。

## 3 测试

### 3.1 传感器组的静态测距测试

在静态情况下,对传感器组进行测距测试,对比3种不同数据模型的检测效果。

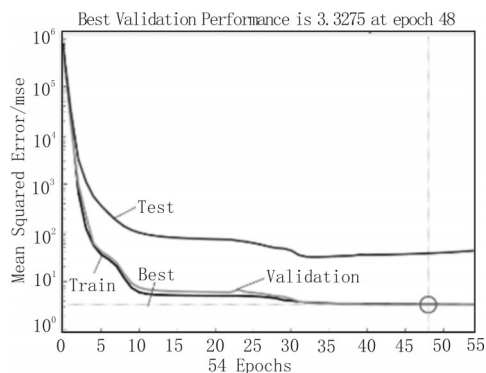


图7 训练模型的均方误差曲线

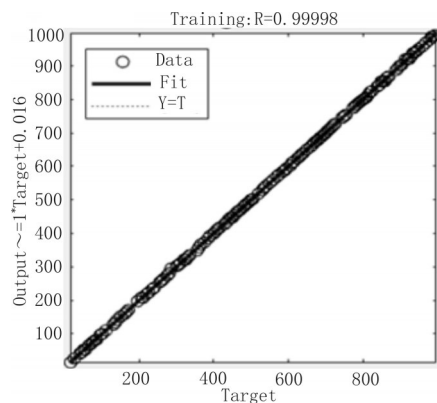


图8 训练集回归情况

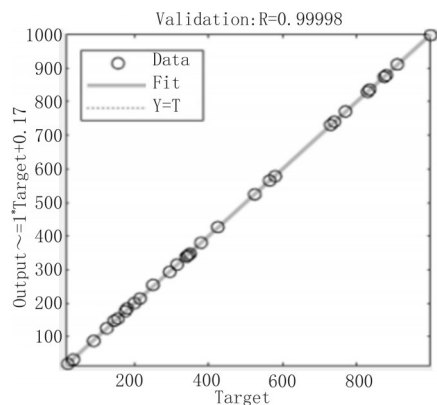


图9 验证集回归情况

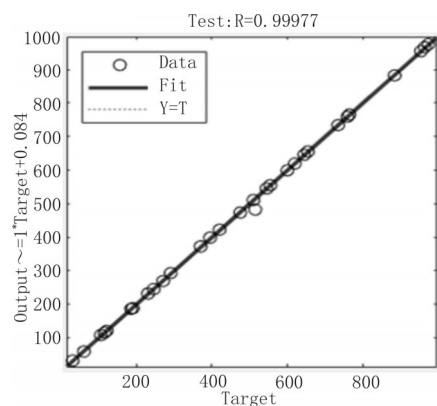


图10 测试集回归情况



A: BP神经网络(输入层:激光、超声波模块测量值)

B: BP神经网络(输入层:激光、超声波、红外线模块测量值)

C: 超声波模块测量值线性拟合( $y=0.9807x-3.582$ )

所得数据如表2所示。

表2 静态测距测试数据

实际距离/mm	模型估算值/mm		
	A	B	C
53	53.23	81.66	80.76
158	161.20	155.01	142.54
253	256.42	259.21	245.52
358	362.57	360.78	340.64
453	453.42	451.08	426.95
558	556.11	556.75	528.94
653	652.81	654.21	620.14
758	756.28	757.95	719.19
853	851.58	851.89	811.38
958	954.34	947.52	911.41
平均相对误差	0.63%	6.13%	10.08%

由表2可知,由激光、超声波测距模块数据训练的BP神经网络效果最好,平均误差只有0.63%。而由于红外线测距模块测量性质比较差,若加入其数据进行训练,反而会影响神经网络的效果。但两者的表现都比对超声波模块数据简单线性拟合好,于是最终选择A模型。

### 3.2 功能测试

选择A模型,将扫地机器人置于有障碍物的环境中,在地面布置有小纸片垃圾,在白天和夜晚两种情况下分别进行8次试验,测试其避障成功率和清洁率,试验结果如图11和12所示。

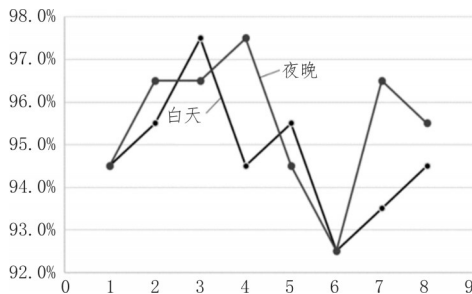


图11 避障成功率

由图11和图12可知,应用文中算法的多传感器融合的扫地机器人平均避障成功率可达95.1%,平均清洁率则有93.2%,具备良好的避障能力和清洁

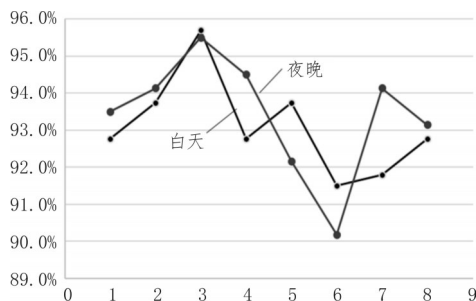


图12 清洁率

效果,且在白天和夜晚两种情况下表现相近,具有较好的适应性。

## 4 结束语

文中研究并设计了基于多传感器融合的扫地机器人算法,结合PID算法和BP神经网络算法,对运动和环境感知两方面进行了优化。从测试来看,具备较好的精度、避障能力和清洁效果,为解决目前扫地机器人适应性差和精度低等问题提供了新的思路。

### 参考文献:

- [1] 苗振腾.智能扫地机器人控制系统设计[J].电子世界,2019(24):190-191.
- [2] 吴鹏浩,徐梦如,窦浩鹏,等.基于STM32单片机的扫地机器人设计[J].智能计算机与应用,2019,9(6):248-250,253.
- [3] 王瑾,王峰图,范华,等.基于STM32扫地机器人的设计与实现[J].国外电子测量技术,2018,37(11):100-103.
- [4] 陈子恒,陈孝云.运动机器人避障系统的研究[J].科技创新导报,2019,16(6):91-92.
- [5] 林云文.多传感器数据融合及其在吸尘机器人避障中的应用[D].西安:西安理工大学,2017.
- [6] 王丽珍,刘慧玲,薛小兰.基于激光测距传感器的障碍物检测与模式识别[J].激光杂志,2019,40(8):34-38.
- [7] 于姣.基于单片机带温度补偿的超声波测距仪设计[J].电子科技,2015,28(8):56-59.
- [8] 翟富兴.基于模糊神经网络的智能清洁机器人避障系统的研究与设计[D].重庆:重庆大学,2016.
- [9] 徐麟峰,郭旭强.基于双轮差速机器人的轮式里程计设计与实现[J].信息记录材料,2019,20(11):86-87.

(下转第128页)

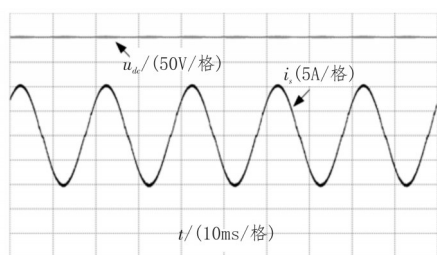


图14 线路电流与输出电压实验波形

下,将内环改为改进的模型预测控制。在理论分析和公式推导的基础上,进一步设计了仿真系统和实验平台,验证了文中所提方法的有效性和优异性能。展望:1)设置多组对比实验,将文中提出方法与其余控制方法性能作对比;2)完善实验平台的稳定性,进一步提高功率等级。

#### 参考文献:

- [1] 宋可荐.交流机车PWM整流器谐波特性优化控制与调制算法研究[D].北京:北京交通大学,2017.
- [2] 腾云亮.三相三线制三电平维也纳整流器的研究与设计[D].合肥:合肥工业大学,2017.
- [3] 邓知先,宋文胜,曹梦华.单相PWM整流器模型预测电流控制算法[J].中国电机工程学报,2016,36(11):2996-3004.
- [4] 王哲禹.三相电压型PWM整流器控制策略研究[D].镇江:江苏大学,2016.
- [5] 李宁,王跃,王兆安.基于新型矢量选择表的电压型三电平中性点钳位整流器直接功率控制策略[J].电工技术学报,2016,31(8):76-89.
- [6] 宋文胜,邓知先.单相PWM整流器定频模型预测

功率控制算法[J].电机与控制学报,2016,20(4):93-100.

- [7] 高瑞雪.两种VIENNA整流器及其控制方式研究[D].北京:北京交通大学,2016.
- [8] 陆翔,谢运祥,桂存兵,等.基于多滑模变结构控制的三相PWM整流器非线性控制[J].电工技术学报,2016,31(4):79-87.
- [9] 杨立永,杨烁,张卫平,等.单相PWM整流器改进无差拍电流预测控制方法[J].中国电机工程学报,2015,35(22):5842-5850.
- [10] 陈海龙.基于DSP单相PWM整流器在3.5kW车载充电机中的研制[D].广州:华南理工大学,2015.
- [11] 陆翔.VIENNA整流器关键技术问题研究[D].广州:华南理工大学,2015.
- [12] 王久和,张巧杰,李萍,等.基于PCHD模型的三相四线电压型PWM整流器无源控制[J].电工技术学报,2015,30(14):354-361.
- [13] 马辉,谢运祥.基于滑模变结构的Vienna整流器新型双闭环控制策略研究[J].电工技术学报,2015,30(12):143-151.
- [14] 肖雄,张勇军,王京,等.无电压传感PWM整流器的虚拟磁链自适应滑模观测研究[J].电工技术学报,2015,30(12):152-161.
- [15] 杨韬,帅智康,兰征,等.直流电压不平衡下的单相级联PWM整流器无锁相环均压控制[J].电网技术,2015,39(4):1167-1172.
- [16] 陈尧.7.5kW充电机三相三电平VIENNA整流器的研究与设计[D].成都:电子科技大学,2015.

(上接第122页)

- [10] 卢军,程诗卿,黄海波,等.无刷直流电机自适应调速控制系统的设计[J].计算机测量与控制,2019,27(11):62-65,69.
- [11] 高国旺,杨洋,武宏涛,等.一种多传感器的公交车智能系统设计[J].机械与电子,2019,37(9):38-41.
- [12] 赵超轮,赵国荣,戴邵武,等.基于改进型PID算法的四旋翼控制研究[J].计算机仿真,2019(11):1-8.
- [13] 黄衍标,罗广岳,何铭金.BP神经网络在巡逻机器人多传感器数据融合中的应用[J].传感技术学报,2016,29(12):1936-1940.

- [14] 杨忠,刘华春.基于BP神经网络的扫地机器人寻路算法[J].电脑知识与技术,2017,13(10):156-158.
- [15] 李志刚,邱良平,王业楷.基于BP人工神经网络的Arduino两轮自平衡小车[J].农业装备与车辆工程,2016,54(10):41-43.
- [16] 钟皇平,王丽君,俞超.基于卷积神经网络的自动行驶小车研究与设计[J].杭州电子科技大学学报(自然科学版),2018,38(6):46-50,98.