

文章编号 1004-924X(2017)增-0274-07

## BP 神经网络在无人车避障中的应用

宋建辉\*, 樊思萌, 刘砚菊, 邹 波

(沈阳理工大学 自动化与电气工程学院, 辽宁 沈阳 110159)

**摘要:** 为了实现无人车环境障碍信息与执行动作模式指令之间的合理匹配, 提出了一种基于 BP(Back Propagation)神经网络的无人车避障技术。建立了 BP 神经网络环境信息识别模型, 将单线激光雷达所探测到无人车前方 180° 的平面区域分成 8 个子区域, 每个子区域的扫描范围为 22.5°, 将 8 个子区域内的环境障碍物信息作为 BP 神经网络系统的输入特征向量, 将标识控制无人车的动作指令作为 BP 神经网络系统的输出向量, 通过 BP 神经网络对输入的环境编码信息与执行的动作指令之间进行匹配。实验结果表明, 基于 BP 神经网络的无人车避障模型得出的结果与期望的目标值之间误差控制在 0.001 内, 实现了环境编码信息与执行的动作指令之间的准确快速分类匹配, 达到了无人车合理有效躲避障碍物的目的。

**关键词:** 环境障碍物信息; 动作模式指令; BP 神经网络; 单线激光雷达

**中图分类号:** TP24; U463.67 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20172513.0274

## Application of BP neural network in obstacle avoidance of driverless car

SONG Jian-hui\*, FAN Si-meng, LIU Yan-ju, ZOU Bo

(School of Automation and Electrical Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China)

\* Corresponding author, E-mail: hitsong@126.com

**Abstract:** In order to achieve the reasonable matching of the environmental obstacle information of driverless car and the performed action command mode, the BP neural network applied to the obstacle avoidance of driverless car in the article and technology of obstacle avoidance of driverless car based on BP neural network was researched. The environmental information identification model of BP neural network was established. The 180° planar domain detected by single line laser radar in front of the driverless car was divided into 8 sub-domains and the scan range of each sub-domain was 22.5°. The information of environmental obstacles of the 8 sub-domains was taken as the input feature vector of BP neural network system and the action command of the driverless car controlled by identification was taken as the output vector of BP neural network system. The input environmental coding information matched with the performed action command by using BP neural network. The experimental result shows that the error between the obtained result of the obstacle avoidance model of driverless

收稿日期: 2017-06-30; 修订日期: 2017-07-10.

基金项目: 辽宁省教育厅一般资助项目(No. 2014079); 沈阳理工大学重点实验室开放基金资助项目(No. 4771004kfs53)

car based on BP neural network and expected target value is controlled within the range of 0.001 and the accurate and quick classification matching between environmental coding information and the performed action command is achieved, and the aim of driverless car reasonably and effectively avoiding obstacles is achieved.

**Key words:** environmental obstacle information; action mode instruction; BP neural network; single-line lidar

## 1 引言

无人自主行驶车辆在军事、民用、太空等各个社会生活领域都有着广泛应用前景。对无人车避障技术的研究既能保障无人车适应各种复杂环境,同时也对其是否能够安全有效地躲避障碍物具有指导意义<sup>[1-3]</sup>。

现阶段,各国相继开展了针对无人车的研究<sup>[4]</sup>。无人车避障技术的实现主要依赖于两个方面,首先是检测装置,即传感器的选择,其次是设计的智能算法是否更加高效合理。就上述两个方面的选择设计而言,就有多种匹配方式。比如,在避障传感器的选择方面,有超声波传感器、红外接近开关、图像传感器和激光雷达传感器等<sup>[5-6]</sup>。在避障算法的选取方面,有人工势场法、遗传算法、模糊逻辑算法、栅格法、位姿空间法、神经网络算法以及目前的人工智能算法等<sup>[7]</sup>。每一种特定的方法都有其优势所在,这使得无人车避障方法的研究更具多样性。文献[8]通过多个超声波发送脉冲检测与障碍物间的距离,控制方向舵机进行转向,从而实现小车的避障功能;文献[9]根据旅行家 II 移动机器人的硬件平台,选取超声波和红外开关作为测距系统的传感器,选取了 CCD 摄像机作为视觉传感器,设计了一种两级信息融合机构,充分利用传感器获取的外部信息并满足实时避障要求;文献[10]对智能小车系统进行了深入探索和研究,利用图像处理技术将路况信息转化为图像信号,同时和障碍物的识别技术进行了有机结合,为今后无人驾驶汽车避障技术的实现提供思路;文献[11]针对交通标志识别需要处理的信息量大以及受天气道路等外界条件存在噪声干扰的影响,提出了一种应用 BP (Back Propagation) 神经网络分类器识别交通标志的方法,实验取得良好的识别效果。

在分类方面,BP 神经网络取得了不错的实验

效果。经验表明,神经网络的性能主要取决于网络的结构,特别是隐层节点数<sup>[12]</sup>。在模式识别与控制方面,BP 神经网络优化算法也得到大规模应用<sup>[13]</sup>。本文对单线激光雷达采集的环境障碍物编码信息与无人车动作控制指令的关联匹配方面运用了 BP 神经网络进行分类匹配,实现了整个无人车系统对采集到的环境障碍物信息能够进行动作指令上的快速匹配,进而控制无人车执行机构,以顺利躲避障碍物,同时增强无人车系统自身对所处环境的学习以及处理能力,实现避障要求。

## 2 BP 环境障碍信息与避障动作匹配分类过程

BP 环境障碍物信息与无人车避障动作匹配分类过程如图 1 所示。

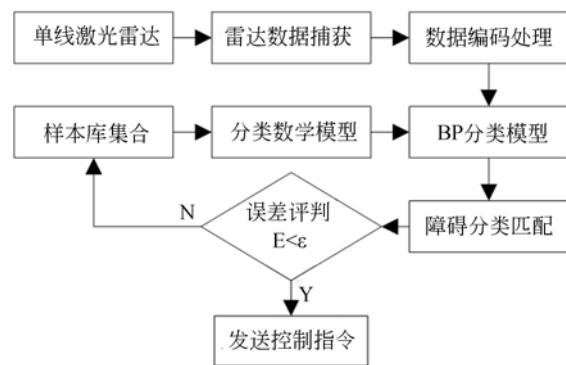


图 1 BP 环境障碍信息与避障动作分类匹配过程  
Fig. 1 BP environment barrier information and obstacle avoidance action classification matching process

选取了日本北阳公司的 UTM\_30LX 型号的单线激光雷达,检测的最远距离为 30 m,其扫描范围为 270°平面区域,每隔 0.25°发射一个脉冲激光束,一个扫描周期为 25 ms,这样一个周期可以计算扫描区域内的 1 081 个距离点信息。该单

线激光雷达预留有一个 USB 2.0 数据接口,在 PC 机端安装相应的驱动程序,就可以识别该单线激光雷达设备,从而建立雷达数据传输通道。通过在 PC 电脑上编写串口驱动程序捕获单线激光雷达上传的每一帧数据信息。然后进行数据的编码处理,这里选择单线激光雷达前方的  $180^\circ$  扫描区域,并将该区域分为 8 个检测障碍物信息的子区域,每个子区域扫描角度为  $22.5^\circ$ 。设置避障区域范围阈值,即当在此区域内检测有数据点时即判断此区域内存在障碍物,将此区域标记为 0 表示存在障碍物,标记为 1 表示没有障碍物。这样一个扫描周期检测之后 8 个区域的障碍物信息编码工作即完成。

在样本库集合方面,样本库存储的是环境障碍物的信息编码跟无人车动作指令的对应情况。无人车的每一个动作指令都是一段固定长度的字符串,其中的相应标志位为方向控制与速度控制命令,改变这些标志位即可改变无人车的运动状态。将环境障碍物特征信息编码之后,通过 BP 网络的分类训练功能确定网络中的隐含层等相关系数,为后期对来自单线激光雷达传送处理之后的环境编码信息与小车动作指令间的分类匹配建立连接桥梁。将最终训练好的 BP 分类匹配网络运用到此无人车系统中,将单线激光雷达获取的环境编码数据作为整个系统的输入,由 BP 分类匹配网络对输入的环境数据信息编码与小车动作指令进行相应的匹配,从而实现控制小车的运动。将分类匹配的结果与数据库进行比较即可分析误差的大小,这一过程为误差评判过程。后续的实验证明该 BP 分类匹配过程误差很小,满足正常的避障需要。

### 3 BP 环境障碍信息与避障动作匹配分类模型

#### 3.1 BP 神经网络结构及算法

BP 神经网络,是一种反/后向传播算法,其最小单位为单个神经元。

BP 神经网络的基本思想是:输入层将刺激传递给隐含层,隐含层通过神经元之间联系的强度和传递规则将刺激传到输出层,输出层整理隐含层处理后的刺激产生最终结果。这里的强度和传递规则分别可表示为权重与激活函数。若有正确

的结果,那么将正确的结果和产生的结果进行比较,从而得到误差,再逆向推导对神经网络中的链接权重进行反馈校正,从而来完成学习过程,此即 BP 神经网络的反馈机制,运用后向反馈的学习机制来修正神经网络的权重,达到最终输出正确结果的目的。

BP 神经网络的具体算法实现过程如下。每个神经元积累的刺激是由其他神经元传递过来的刺激量和对应的权重之和,用  $X_j$  表示这种累积,  $Y_i$  表示某个神经元传递过来的刺激量,  $W_i$  表示链接某个神经元刺激的权重,得到公式(1):

$$X_j = (Y_1 \times W_1) + (Y_2 \times W_2) + \dots + (Y_n \times W_n). \quad (1)$$

当  $X_j$  完成累积后,完成累积的神经元本身对周围的一些神经元传播刺激,将其表示  $Y_j$ ,则有:

$$Y_j = f(X_j). \quad (2)$$

神经元根据累积后的  $X_j$  的结果进行处理后,对外传递刺激  $Y_j$ 。用  $f$  函数映射来表示这种处理,此函数又称之为激活函数。

由以上神经网络的生物学模型,一般选取 sigmoid 函数作为神经元本身输出的激活函数,则有:

$$\begin{cases} X_j = \sum_{i=1}^n (Y_i \times W_{ji}) \\ Y_j = 1/(1 + e^{-X_j}) \end{cases}, \quad (3)$$

其中,  $W_{ji}$  为隐含层第  $i$  个节点到第  $j$  个输出的权重;  $i=1, 2, \dots, n$  表示隐含层节点个数;  $Y_j$  是与输入样本对应网络的第  $j$  个输出节点的实际输出量。

通过以上公式分析 BP 神经网络输出结果的计算过程,即每个神经元收到刺激  $Y_i$  然后加权累积完成后产生  $X_j$ ,再由激活函数产生刺激  $Y_j$ ,向下一层与它相连的神经元传递。欲修正  $W_{ji}$  需要知道误差量值。设  $d_j$  为正确的结果,误差量为  $E$ ,则有:

$$\frac{\partial E}{\partial Y_j} = Y_j - d_j. \quad (4)$$

再由公式(3),有:

$$\begin{cases} \frac{\partial E}{\partial W_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial X_j} \times Y_i \\ \frac{\partial E}{\partial X_j} = \frac{\partial E}{\partial Y_j} \times \frac{\partial Y_j}{\partial X_j} \\ \frac{\partial Y_j}{\partial X_j} = Y_j \times (1 - Y_j) \end{cases}. \quad (5)$$

则最终得到的误差量值为:

$$\frac{\partial E_j}{\partial W_{ji}} = Y_j \times (1 - Y_j) \times (Y_j - d_j) \times Y_i. \quad (6)$$

推导至此,完成了运用神经网络的输出值  $Y_j$  和正确值  $d_j$  对最后一层隐含层  $W_{ji}$  的修正。对其它隐含层的推导如下:

$$\frac{\partial E_j}{\partial Y_i} = Y_j \times W_{ji} \times (1 - Y_j) \times (Y_j - d_j). \quad (7)$$

最终所有误差量可以同理推导完成。

### 3.2 BP 环境障碍信息与无人车动作指令匹配模型

单线激光雷达可以对其前方  $270^\circ$  平面范围进行扫描,然后返回此扫描平面上的障碍点的距离数值。这里选取单线激光雷达前方  $180^\circ$  扫描平面作为分析范围。PC 机在获取到这些距离点信息后,每隔  $22.5^\circ$  范围作为障碍识别区域,这样就把  $180^\circ$  扫描平面分成 8 个障碍物检测区域。区域划分情况如图 2 所示。

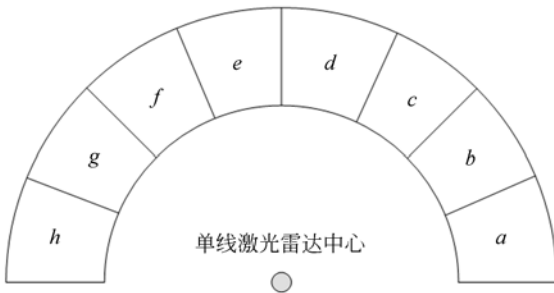


图 2 障碍物检测子区域标识

Fig. 2 Obstacle detection sub-region identification

将避障区域设置在单线激光雷达前方的一定范围内,一般选取距离激光雷达中心  $400 \sim 600$  mm 的区间范围内,这样选取的优势在于排除距离单线激光雷达很近的灰尘等噪声数据点的影响。而且这个区间还可以自行设置,以改变避障反应距离。每个避障子区域存在障碍数据点且超过一定数量时标记为 0,否则为 1。具体实现为:

$$f = \begin{cases} 0, & p > t \\ 1, & p \leq t \end{cases} \quad (8)$$

其中,  $p$  为该子区域内统计的障碍点数量,  $t$  为一数量阈值,一般选取 10。

这样无人车前方的障碍信息可以采用这 8 个参量标识。选取这 8 个参量作为 BP 环境障碍信息的输入。将无人车的动作指令划分为前进、左转以及右转。以标识这些输出指令的类型作为输出,则 BP 环境障碍信息与无人车动作指令匹配

模型的输出:

$$C(t) = f(a(t), b(t), \dots, g(t), h(t)), \quad (9)$$

其中,  $a, b, \dots, g, h$  分别表示单线激光雷达前方  $180^\circ$  扫描范围内的 8 个子区域障碍物有无的信息标识,由公式(8)计算得出。输出指令的标识情况如下,  $[0 \ 1 \ 0]$  标识前进指令码,  $[1 \ 0 \ 0]$  标识左转指令码,  $[0 \ 0 \ 1]$  标识右转指令码。

BP 神经网络设计中一个重要的环节就是隐含层节点数的确定。整个 BP 神经网络收敛速度的快慢都会受到隐含层节点个数的影响。而隐含层节点数的选取又往往是根据前人的经验进行试验确定。现采用经验公式来选取隐含层节点的个数:

$$q = \sqrt{n+m} + a, \quad (10)$$

其中:  $n$  为输入样本的个数;  $m$  为输出样本的个数;  $a=1 \sim 10$ 。

通过文中输入输出节点网络的反复训练,最终选取隐含层节点数为 16。在确定了输入层,输出层,隐含层等节点的情况下,建立 BP 环境障碍信息与无人车动作指令匹配模型,如图 3 所示。

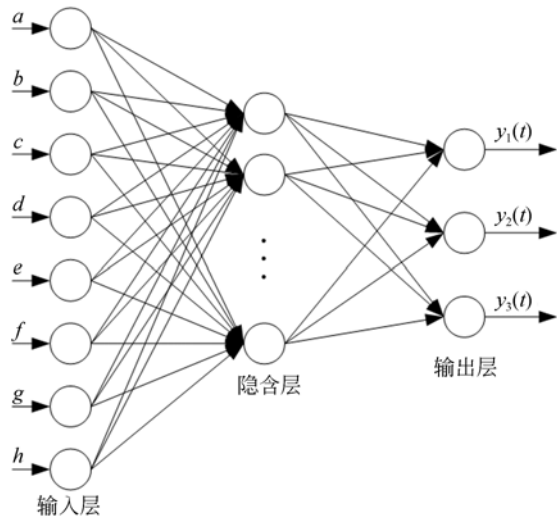


图 3 BP 环境障碍信息与无人车动作指令匹配模型

Fig. 3 BP environment obstacle information and unmanned vehicle action instruction matching model

## 4 实验结果与分析

利用 MATLAB 强大的数据仿真能力进行了大量的测试实验,实验结果发现,隐含层节点

数选择为 16,输出节点选择为 3,隐含层和输出层分别采用 tansig 和 logsig 激活函数,采用梯度下降法作为训练算法时,得到的分类匹配效果比较好。其中,训练步数为 50 000,目标误差为 0.001。具体的 MATLAB 神经网络结构框架如图 4 所示。

在给定的样本中,选取 130 个样本作为前期的训练样本,将剩下的 100 个样本用于测试训练后的网络,比较该 BP 神经网络的输出与实际的目标结果之间的差距。实验表明该分类效果还是很有成效的,与目标结果的差距在理想的数值范围内,能够满足本无人车避障系统的设计需要。

表 1 给出训练后的网络对给定输入进行训练产生的输出与实际目标值的对比情况。

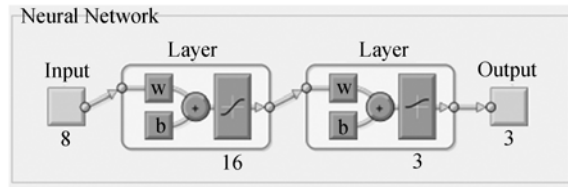


图 4 BP 环境障碍信息与无人车动作指令匹配网络  
Fig.4 BP environment barrier information and unmanned vehicle action command matching network

表 1 BP 神经网络的分类匹配结果与目标值的对照

Tab.1 BP neural network classification and matching results with the target value of the control

序号	BP 神经网络训练输出			期望的目标值
1	(0.999 406 362 051 299	0.000 000 026 148 172	0.000 390 018 461 443)	(1 0 0)
2	(0.999 005 743 779 210	0.000 039 268 295 374	0.000 003 133 534 450)	(1 0 0)
3	(0.000 143 764 209 885	0.000 003 065 990 554	0.999 368 710 537 898)	(0 0 1)
4	(0.999 999 999 999 387	0.000 003 444 043 474	0.000 000 000 030 370)	(1 0 0)
5	(0.999 999 839 179 798	0.000 000 314 645 223	0.000 000 007 279 872)	(1 0 0)
...				
97	(0.000 413 102 106 058	0.999 352 115 303 328	0.000 239 094 012 704)	(0 1 0)
98	(0.001 154 881 421 937	0.999 594 510 077 980	0.000 003 076 937 340)	(0 1 0)
99	(0.000 000 001 906 383	0.000 030 886 763 154	0.999 976 341 296 032)	(0 0 1)
100	(0.000 000 000 000 034	0.000 000 073 968 601	0.999 999 999 999 888)	(0 0 1)

综合上述结果,该 BP 神经网络训练得出的结果与期望的目标值已相差无几,误差基本控制在 0.001 范围之内,满足了此次无人车避障系统的需要。如将此网络训练输出的结果四舍五入取近似值,则最终结果跟期望值基本吻合,如此便实现对单线激光雷达获取的环境距离信息与无人车动作指令间的分类匹配,以便让无人车对输入的环境信息迅速做出反应,及时调整无人车的行进状态,更好地满足设计需求。图 5 表示本次训练的迭代次数与均方误差的关系曲线。

依据上面的仿真结果,进行了相关避障实验。实验表明,该无人车避障系统能在桌子、椅子、墙壁、门和箱子等障碍物存在的环境下顺利避开障碍物。在走廊环境下也进行了测试,效果良好,无

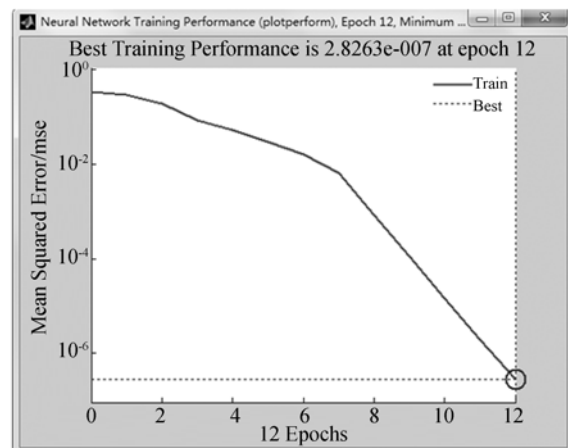


图 5 迭代次数与均方误差曲线

Fig.5 Number of iterations and mean square error curves

人车能够无碰撞的从走廊一端走向另一端。以下选取墙壁和箱子两种障碍环境下的避障测试,相关照片如图 6、图 7 所示。



图 6 无人车躲避墙壁的实验

Fig. 6 Experiment of mobile robot avoiding wall



图 7 无人车躲避箱子的实验

Fig. 7 Experiment of mobile robot avoiding the box

## 参考文献:

- [1] NILS G, PAUL B, SERGIO M. Obstacle detection and collision avoidance for a UAV with complementary low-cost sensors[J]. *IEEE Journals & Magazines*, 2015, 3: 599-609.
- [2] 赵海,陈星池,王家亮,等. 基于四轴飞行器的单目视觉避障算法[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(8): 2232-2241.  
ZHAO H, CHEN X CH, WANG J L, *et al.*. Obstacle avoidance algorithm based on monocular vision for quad-rotor helicopter[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(8): 2232-2241. (in Chinese)
- [3] GAYATRI A, ANUJA D, JOYCE F, *et al.*. Virtual reality-based navigation task to reveal obstacle avoidance performance in individuals with visuospatial neglect[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2015, 23(2): 179-188.
- [4] SOUHILA K, KARIM A. Optical flow based robot obstacle avoidance [J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2007, 4(1): 13-16.
- [5] 王浩,谭振文,王治彪,等. 基于 STM32 的分体式超声测距与目标定位系统[J]. *仪表技术与传感器*, 2017, (2): 58-61.  
WANG H, TAN ZH W, WANG ZH B, *et al.*. Separated ultrasonic ranging and targeting system based on STM32 [J]. *Instrument Technique and sensor*, 2017, (2): 58-61. (in Chinese)
- [6] 李庆,郑力新,潘书万,等. 使用单目视觉的机器人导航方法[J]. *计算机工程与应用*, 2017, 53(4): 223-227.  
LI Q, ZHENG L X, PAN SH W, *et al.*. Method of mobile robot navigation using monocular vision[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2017, 53(4): 223-227. (in Chinese)
- [7] 张启彬,王鹏,陈宗海. 基于速度空间的移动机器人同时避障和轨迹跟踪方法[J]. *控制与决策*, 2017, 32(2): 358-362.  
ZHANG Q B, WANG P, CHEN Z H. Velocity space based concurrent obstacle avoidance and trajectory tracking for mobile robots[J]. *Control and Decision*, 2017, 32(2): 358-362. (in Chinese)
- [8] 蔡卓凡. 基于多超声波传感器避障机器人小车的设计[J]. *自动化技术与应用*, 2014, 33(5): 85-89.  
CAI ZH F. Design of obstacle-avoiding robot car based on multi-ultrasonic sensors[J]. *Techniques of Automation & Applications*, 2014, 33(5): 85-89. (in Chinese)
- [9] 陈奕君. 基于多传感器信息融合的机器人避障研究

## 5 结 论

本文研究了 BP 神经网络在无人车避障中的应用,建立了基于 BP 神经网络的环境信息识别模型,将无人车车载单线激光雷达传感器扫描的环境二维障碍物信息转化为一维编码信息作为 BP 神经网络的输入,简化了大量复杂繁琐的环境信息。将无人车避障动作指令标识作为 BP 神经网络的输出,然后训练此网络,以提高无人车对环境的自学习能力。实验结果证明基于 BP 神经网络的无人车避障模型得出的结果与期望的目标值之间误差控制在 0.001 范围内,无人车避障系统能在桌子、椅子、墙壁、门、箱子等障碍物存在的环境下顺利避开障碍物。BP 神经网络在无人车避障中的应用提高了无人车对环境的适应以及自主学习的能力,更好地完成了避障任务,为后续无人车开展更加复杂的任务提供平台保障。

- [D]. 黑龙江:东北石油大学, 2014.
- CHEN Y J. *Research on obstacle avoidance of mobile robot based on multi-sensor information fusion* [D]. Heilongjiang: Northeast Petroleum University, 2014. (in Chinese)
- [10] 易礼智. 基于机器视觉的避障智能小车系统研究 [D]. 长沙:中南大学, 2012.
- YIN L ZH. *Research on obstacle avoidance smart car system based on machine vision* [D]. Changsha: Central South University, 2012. (in Chinese)
- [11] 杨斐, 王坤明, 马欣, 等. 应用 BP 神经网络分类器识别交通标志[J]. 计算机工程, 2003, 29(10): 120-121.
- YANG F, WANG K M, MA X, *et al.*. Application of BP neural network classifier for road traffic sign recognition [J]. *Computer Engineering*, 2003, 29(10): 120-121. (in Chinese)
- [12] 秦国华, 谢文斌, 王华敏. 基于神经网络与遗传算法的刀具磨损检测与控制[J]. 光学精密工程, 2015, 23(5): 1314-1321.
- QIN G H, XIE W B, WANG H M. Detection and control for tool wear based on neural network and genetic algorithm[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(5): 1314-1321. (in Chinese)
- [13] 周求湛, 王聪香, 李亚强. 基于小波包和 BP 神经网络的周界入侵防御系统目标识别[J]. 光学精密工程, 2015, 23(10z): 806-813.
- ZHOU Q ZH, WANG C X, LI Y Q. Target recognition of perimeter intrusion defense system based on wavelet packet and BP neural network [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(10z): 806-813. (in Chinese)

#### 作者简介:



宋建辉(1981—),女,山东诸城人,博士,副教授,硕士生导师,2004年、2006年、2010年于哈尔滨工业大学分别获得学士、硕士、博士学位,主要从事智能检测技术、多传感器检测与信息融合技术等方面的研究。E-mail: hitsong@126.com