

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2022.60038

基于改进卷积神经网络的食物异物自动识别方法

An automatic recognition method for food foreign matter based on improved convolutional Neural network

邓阿琴^{1,2} 胡平霞¹

DENG A-qin^{1,2} HU Ping-xia¹

(1. 湖南环境生物职业技术学院, 湖南 衡阳 421005; 2. 湖南农业大学, 湖南 长沙 410013)

(1. *Human Environmental Biology Vocational and Technical College, Hengyang, Hunan 421005, China*;

2. *Hunan Agricultural University, Changsha, Hunan 410013, China*)

摘要:目的:提高食品中异物识别速度和精度。方法:在 LeNet-5 网络结构的基础上增加批量归一化层和 Dropout 层得到改进的 CNN 模型,利用此模型建立识别系统用于食品图像中异物自动识别。通过试验对所建模型性能进行分析。**结果:**与传统的模型相比,该模型具有更高的检测精度和更快的识别速度,食品异物的识别准确率为 99.75%,识别时间仅为 0.332 s。**结论:**建立的饺子图像异物识别模型具有较好的检测速度和识别精度。

关键词:食品图像;异物识别;LeNet-5 网络;CNN 模型;饺子图像

Abstract: Objective: Improve the speed and accuracy of foreign matter identification in food. **Methods:** Based on the LeNet-5 network structure, the improved CNN model was obtained by adding batch normalization layer and dropout layer. Using this model, a recognition system was established for the automatic recognition of foreign bodies in food images. The performance of the model was analyzed through experiments. **Results:** Compared with the traditional model, this model has higher detection accuracy and faster recognition speed. The recognition accuracy of food foreign bodies was 99.75% and the recognition time was only 0.332 s. **Conclusion:** The foreign object recognition model of dumpling image had good detection speed and recognition accuracy.

Keywords: food image; foreign object identification; LeNet-5 network; CNN model; dumpling image

近年来,中国食品异物检测技术发展迅速,取得了一些较为突出的成果^[1]。常见的异物检测方法包括磁性金

属检测、高光谱成像和 X 射线技术^[2-3]。冯喆等^[4]提出的一种结合高光谱成像和深度学习的食品异物检测方法具有较高的检测准确率,高达 98.50%。石吉勇等^[5]提出一种用于检测人造肉中低色差异物的高光谱成像技术,SG 预处理后的频谱在降噪方面优于其他预处理方法,结合 BP-ANN 模型对全波段主成分变量的检测效果最好,准确率为 98.33%。张俊俊等^[6]提出了一种用于检测火腿中异物的超声图像检测技术,虽然有无异物回波信号存在着一定差异,但检测准确率为 96.39%。韩明等^[7]提出了一种用于检测烟丝中异物的 X 射线检测技术,该方法能有效识别各种金属和非金属异物,烟丝中异物的平均识别率为 99.5%。但上述方法均存在识别精度低、识别速度慢等问题。

研究拟基于 X 射线检测系统,建立一种改进的卷积神经网络 CNN 模型来自动识别食品图像中的异物。在 LeNet-5 网络结构的基础上,增加批量归一化层以提高网络的学习速度,增加 Dropout 层避免过度拟合。通过试验分析改进模型的优越性,旨在为食品异物的快速、无损检测技术发展提供技术支撑。

1 系统概述

图 1 为食品异物检测系统结构^[8]。以水饺为例,检测嵌入水饺中的异物(异物包括钢球、铁丝、螺钉、石头、玻璃等),当水饺在传送带上移动时,X 射线源发出 X 射线能量,平板探测器将检测到的不同 X 射线能量转化为数字图像信号并传输到嵌入式系统,嵌入式系统将图像发送到计算机进行图像实时处理^[9]。研究拟采用改进的 CNN 模型来自动识别水饺图像中的异物,若产品含有异物,系统则产生报警信号,并采取进一步的去除措施。

2 食品异物识别方法

2.1 图像预处理

在实际环境中,使用 X 射线成像系统进行图像采集

基金项目:湖南省高等职业教育教学改革研究项目(编号:ZJGB2020271)

作者简介:邓阿琴(1980—),女,湖南环境生物职业技术学院副教授,硕士。E-mail:daq8591241@163.com

收稿日期:2022-02-08

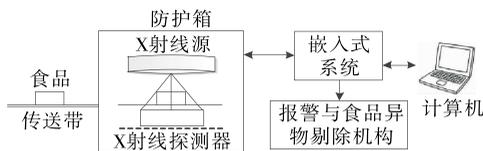


图 1 X 射线检测系统结构
Figure 1 X-ray detection system structure

时存在一定的干扰。图像预处理是指对图像进行去噪和增强,便于后期异物识别。根据样本的特点并参考文献

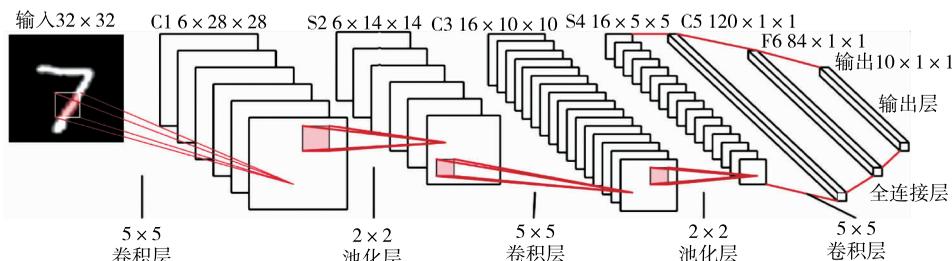


图 2 LeNet-5 结构
Figure 2 LeNet-5 structure

典型的 CNN 一般具有较深的结构和较多的网络层,存在梯度消失问题。为了解决上述问题,在 LeNet-5 网络结构^[14]的基础上,增加批量归一化层以提高网络的学习速度,并增加 Dropout 层以避免过度拟合。

(1) 输入层:将输入的 300×200 单幅食品图像进行缩放,大小为 64×64,采用“1”和“0”对正、负样本进行标记,以减少复杂性和算法执行时间。

(2) 卷积层:卷积层通常是通过叠加多个卷积核对图像特征进行提取。假设通过 j 个卷积核卷积以生成 j 个不同的特征图,按式(1)计算特征图^[15]。

$$x_j^l = f(\sum_{i \in M_j} x_i^{l-1} W_{ij}^l + b_j^l), \quad (1)$$

式中:

x_j^l ——层 l 的第 j 个特征图;

b_j^l ——输入特征图的偏差;

W_{ij}^l ——卷积核;

M_j ——特征量;

$f()$ ——激活函数。

Relu 激活函数可以进一步加快网络的学习和计算速度,因此选用 Relu 激活函数计算特征图。

基于 LeNet-5 卷积核的尺寸设计不同的卷积模型并比较模型的识别精度,最后采用 5 个卷积层。参数如表 1 所示。

(3) 批量归一化层:将批量归一化层放在卷积层(1~4)后可以加快网络训练和防止梯度消失,即在进入下一层之前,前一层的输入会被归一化。具体操作如式(2)~式(5)所示^[16]。

$$\mu = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i, \quad (2)$$

[10-12]中图像预处理方法,研究采用中值滤波和对比度拉伸 2 种图像预处理方法。

2.2 改进卷积神经网络

CNN 与传统神经网络的最大不同在于稀疏连接和权值共享。在不增加训练数据的情况下,CNN 降低了模型参数的数量,增加了网络的规模,因此可以训练更复杂的模型^[13]。典型的 CNN 网络结构(LeNet-5 网络)如图 2 所示。

表 1 卷积层参数

Table 1 Disease dataset

卷积层	卷积核数	卷积核大小	卷积层	卷积核数	卷积核大小
1	50	3×3	4	500	5×5
2	100	4×4	5	—	1×1
3	300	5×5			

$$\sigma^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (X_i - \mu)^2, \quad (3)$$

$$Z_i = \frac{X_i - \mu}{\sqrt{\sigma^2 + \xi}}, \quad (4)$$

$$Z'_i = \alpha Z_i + \beta, \quad (5)$$

式中:

X ——原始数据;

m ——每个标准化样本;

μ ——平均值;

σ^2 ——方差;

Z' ——缩放后的数据;

ξ ——常数;

α, β ——学习参数,由 CNN 训练得到,用来代替偏置。

(4) 池化层:在每个卷积层之后布置池化层,通过池化进行降维。设池化后的特征图为 x_j^{l+1} ,池化操作如式(6)所示^[17]。

$$x_j^{l+1} = f[\beta_j^{l+1} \text{down}(x_j^l) + b_j^{l+1}], \quad (6)$$

式中:

β_j^{l+1} ——权重参数;

b_j^{l+1} ——输出特性偏差;

$\text{down}(x_j^l)$ ——下采样函数。

下采样操作选择最大池化,即使用最大值替换 2×2 内的像素,具体流程如图 3 所示。

(5) Dropout 层:Dropout 层在卷积层 5 的前面,以减少隐藏层节点之间的协作,提高网络性能和防止过拟合。通过设置阈值使隐含层节点间断出现,使权值更新不再依赖某些节点间的共同作用。

(6) 输出层:经过一系列卷积、池化和特征映射操作后,通过 Softmax 分类器对损失值进行计算,用于衡量误差。如果误差为 0,则说明分类效果最好。同时,通过反向传播和链式求导,将损失值返回到池化层和卷积层,以



图 3 最大池化操作

Figure 3 Maximum pooling operation

更新各层的参数。设有 k 个不同的分类标签,Softmax 计算如式(7)所示。

$$\text{softmax}(\psi_i) = \frac{\exp(\psi_i)}{\sum_{i=1}^k \exp(\psi_i)}, \quad (7)$$

式中:

ψ_i ——输入图像被分类为第 i 个类别的概率。

图 4 为改进的 CNN 模型。

3 结果与分析

3.1 试验参数

试验设备为华为 PC,操作系统为 windows 10 64 位旗舰,第 11 代酷睿 i7 CPU,主频 2.5 GHz,内存 16 GB,测试平台为 matlab 2018a。以饺子为例,挑选直径 1~3 mm 的钢球、1 mm 铁丝、2 mm 螺钉、1~2 mm 石头、1~2 mm 玻璃嵌入水饺表面。为了避免因样本选择错误而导致的单一数据,选取正负样本各 2 000 个作为试验数据集,包括训练集、验证集和测试集,训练集:验证集:测试集 = 7 : 2 : 1。模型参数如表 2 所示。

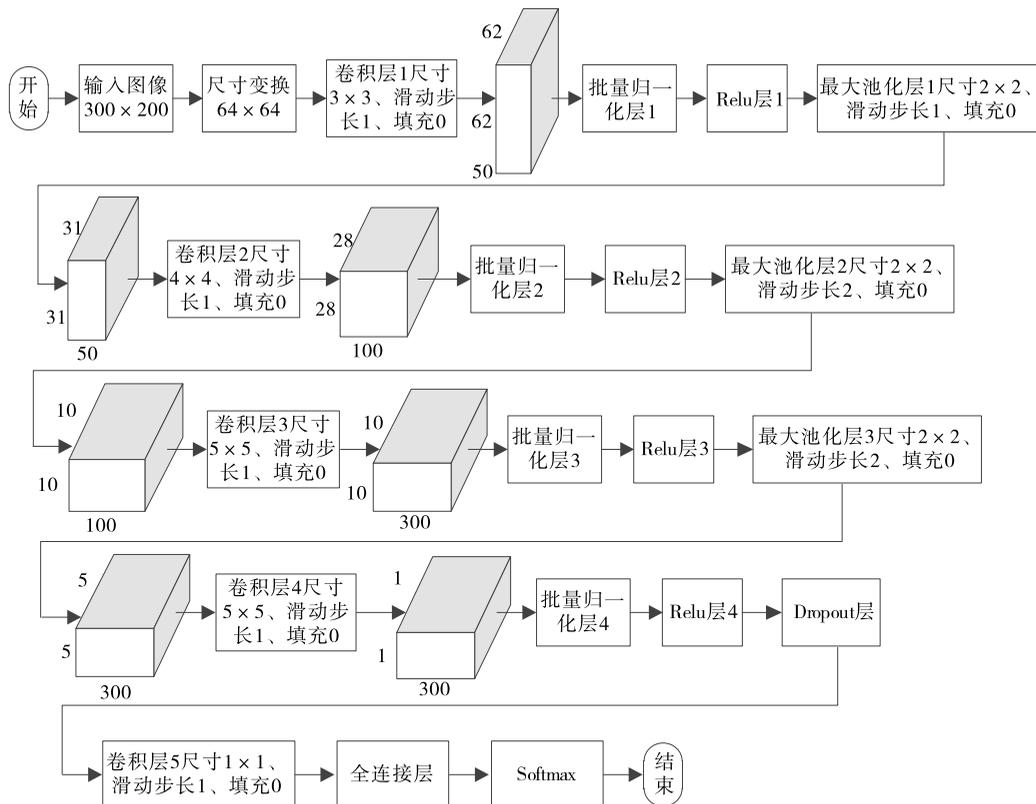


图 4 改进 CNN 模型

Figure 4 The improved CNN model

表 2 模型参数

Table 2 Model parameters

参数	标准差	均值	迭代次数	批量大小	初期学习率	后期学习率	动量因子
数值	0.01	0	60	200	0.001	0.000 5	0.9

3.2 试验分析

为了验证所提方法的优越性,使用改进的 CNN 网络结构和未改进的 CNN 结构对样本进行了 60 次迭代训练。训练和验证曲线如图 5 所示。

由图 5 可知,对于未优化的 CNN 模型,当迭代次数为 2~22 时,网络训练和验证误差稳定在 0.32,此后随着迭代次数增加,训练误差快速降低,验证误差先增加后快速降低,最终在迭代次数为 60 时稳定在 0.02;对于改进后的 CNN 模型,当迭代次数 < 10 时,训练和验证误差快速降低而后趋于稳定。当迭代次数为 20 时,误差趋于 0,模型的分类效果最好。

为了验证所建立模型的可靠性,采用训练后的 CNN 网络模型对测试集中 200 个有异物的饺子图像和 200 个无异物的饺子图像进行识别,并以识别精度作为测试的

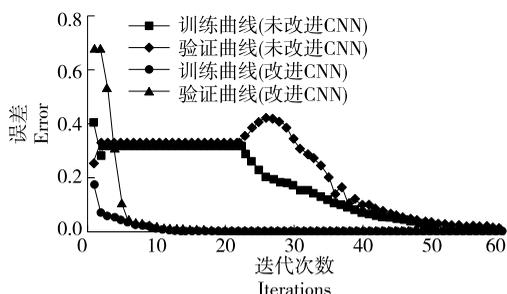


图 5 训练和验证误差曲线对比

Figure 5 Comparison of training and validation error curves

评价指标,识别效果见图 6。识别数据表明,200 个无异物饺子识别率为 100%,200 个有异物饺子识别率为 99.5%,平均识别时间为 0.332 s。在 200 个有异物饺子的识别中,120 个含有金属异物饺子的识别率为 100%,80 个含有非金属异物饺子的识别率为 99.5%,非金属异常漏检的是玻璃,这是因为玻璃在 X 射线中与水饺灰度相似,易造成混淆。综上,所建立方法在食品异物检测中具有较高的检测精度。

为了验证改进 CNN 模型的性能,将其与 BP 神经网络^[18]、SVM^[19]、决策树(Decision Tree)分类器^[20]进行比较。首先,提取饺子图像的 LBP、HOG 和 GABOR 特征,采用不同方法分别识别无异物的饺子和有异物的饺子。识别结果如表 3 所示,LBP 提取特征维数最少,为 59;改进的 CNN 提取的特征维数为 500;HOG 和 GABOR 提取的较多,分别为 1 764,2 560。

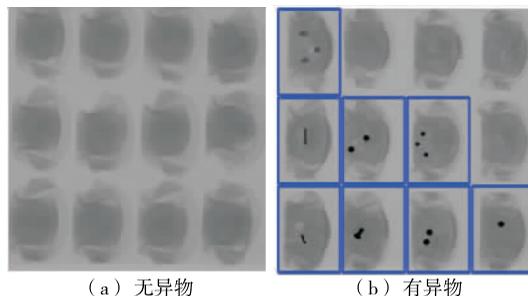


图 6 有无异物识别效果

Figure 6 Recognition effects of presence of foreign bodies

表 3 不同模型识别效果对比

Table 3 Comparison of recognition effects of different models

特征	BP 神经网络		SVM		DT		改进的 CNN	
	识别准确率/%	平均识别时间/s	识别准确率/%	平均识别时间/s	识别准确率/%	平均识别时间/s	识别准确率/%	平均识别时间/s
LBP	75.25	0.092	78.50	0.863	72.25	1.754	—	—
HOG	85.50	0.063	90.25	0.692	82.50	1.575	—	—
GABOR	88.50	0.067	92.50	0.714	87.50	1.678	—	—
改进 CNN 提取特征	—	—	—	—	—	—	99.75	0.332

由表 3 可知,采用 LBP 特征进行食品异物识别时,传统方法的识别效果较差,但平均识别时间最短。HOG 特征的识别效果介于中间。采用 GABOR 特征进行食品异物识别时,识别效果较好,但平均识别时间较长,BP 神经网络、SVM 和 DT 的识别率分别为 88.50%,92.50%,87.50%,识别时间分别为 0.067,0.714,1.678 s。在几种传统的模型中,支持向量机识别准确率最高,BP 神经网络识别时间最短。

与传统模型相比,所建立的饺子图像异物识别模型具有较好的检测速度和识别精度,识别率达到 99.75%,识别时间仅为 0.332 s。综上,改进的 CNN 模型优于传统

方法,比 LBP、HOG 和 GABOR 提取的特征更加有效。

4 结论

通过在 LeNet-5 网络结构的基础上增加批量归一化层和 Dropout 层得到了改进的 CNN 模型,利用此模型建立了自动识别系统用于食品图像中异物自动识别。结果表明,与传统的模型相比,改进的 CNN 模型提高了检测速度和识别精度,识别准确率为 99.75%,识别时间为 0.332 s,比 LBP、HOG 和 GABOR 提取的特征更加有效。从目前的检测设备和数据规模来看,所建立的食品异物检测系统仅能检测单个食品异物,要进一步优化和改进,

以适应种类繁多的食品检测。

参考文献

- [1] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.
- [2] QIU H, LIU L. A study on the evolution of carbon capture and storage technology based on knowledge mapping[J]. Energies, 2018, 11(5): 1 103.
- [3] 于蒙, 李雄, 杨海潮, 等. 基于图像识别的苹果的等级分级研究[J]. 自动化与仪表, 2019, 34(7): 39-43.
YU Meng, LI Xiong, YANG Hai-chao, et al. Apple grading based on image recognition[J]. Automation and Instrumentation, 2019, 34(7): 39-43.
- [4] 冯喆, 李卫豪, 崔笛. 基于高光谱成像和深度学习的山核桃内源性异物检测[J]. 农业机械学报, 2021, 52(S0): 466-471.
FENG Zhe, LI Wei-hao, CUI Di. Detection of endogenous foreign bodies in pecan based on hyperspectral imaging and deep learning[J]. Journal of Agricultural Machinery, 2021, 52(S0): 466-471.
- [5] 石吉勇, 刘传鹏, 李志华, 等. 高光谱特征的人造肉中低色度差异物检测[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(4): 1 299-1 305.
SHI Ji-yong, LIU Chuan-peng, LI Zhi-hua, et al. Detection of low-chroma differences in artificial meat with hyperspectral features[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(4): 1 299-1 305.
- [6] 张俊俊, 赵号, 翟晓东, 等. 基于超声成像技术的方腿中异物检测[J]. 中国食品学报, 2019, 19(8): 223-229.
ZHANG Jun-jun, ZHAO Hao, ZHAI Xiao-dong, et al. Detection of foreign bodies in square legs based on ultrasonic imaging technology[J]. Chinese Journal of Food Science, 2019, 19(8): 223-229.
- [7] 韩明, 吴雪芹, 韩慧丹, 等. 基于 X 光检测的烟丝异物在线剔除系统[J]. 食品与机械, 2021, 37(5): 126-130.
HAN Ming, WU Xue-qin, HAN Hui-dan, et al. Online removal system for foreign matter in cut tobacco based on X-ray detection[J]. Food & Machinery, 2021, 37(5): 126-130.
- [8] 王红霞, 周家奇, 辜承昊, 等. 用于图像分类的卷积神经网络中激活函数的设计[J]. 浙江大学学报(工学版), 2019, 53(7): 1 363-1 373.
WANG Hong-xia, ZHOU Jia-qi, GU Cheng-hao, et al. Design of activation function in convolutional neural network for image classification[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Edition), 2019, 53(7): 1 363-1 373.
- [9] 王彦翔, 张艳, 杨成娅, 等. 基于深度学习的农作物病害图像识别技术进展[J]. 浙江农业学报, 2019, 31(4): 669-676.
WANG Yan-xiang, ZHANG Yan, YANG Cheng-ya, et al. Advances in crop disease image recognition technology based on deep learning[J]. Zhejiang Agricultural Journal, 2019, 31(4): 669-676.
- [10] 王见, 周勤, 尹爱军. 改进 Otsu 算法与 ELM 融合的自然场景蜜桃自适应分割方法[J]. 农业工程学报, 2018, 34(14): 173-180.
WANG Jian, ZHOU Qin, YIN Ai-jun. Adaptive segmentation method of cotton peach in natural scene based on improved Otsu algorithm and elm[J]. Journal of Agricultural Engineering, 2018, 34(14): 173-180.
- [11] 王奕. 基于机器视觉图像提取的马铃薯内部病虫害特征识别[J]. 食品与机械, 2019, 35(9): 151-155.
WANG Yi. Feature recognition of potato internal diseases and pests based on machine vision image extraction[J]. Food & Machinery, 2019, 35(9): 151-155.
- [12] 乔雪, 潘新, 王欣宇, 等. 基于 G-R 分量与 K-means 的马铃薯病虫害图像分割[J]. 内蒙古农业大学学报(自然科学版), 2021, 42(3): 84-87.
QIAO Xue, PAN Xin, WANG Xin-yu, et al. Potato pest image segmentation based on G-R component and K-means[J]. Journal of Inner Mongolia Agricultural University (Natural Science Edition), 2021, 42(3): 84-87.
- [13] 李莉杰, 王宝祥. 基于渐进式分割的蔬菜病虫害识别仿真研究[J]. 计算机仿真, 2021, 38(10): 419-423.
LI Li-jie, WANG Bao-xiang. Simulation research on vegetable pest identification based on progressive segmentation [J]. Computer Simulation, 2021, 38(10): 419-423.
- [14] 王美华, 吴振鑫, 周祖光. 基于注意力改进 CBAM 的农作物病虫害细粒度识别研究[J]. 农业机械学报, 2021, 52(4): 239-247.
WANG Mei-hua, WU Zhen-xin, ZHOU Zu-guang. Research on fine-grained identification of crop diseases and pests based on attention improved CBAM[J]. Journal of Agricultural Machinery, 2021, 52(4): 239-247.
- [15] LI X, MA E, QU H. Knowledge mapping of hospitality research-A visual analysis using CiteSpace[J]. International Journal of Hospitality Management, 2017, 60: 77-93.
- [16] 赵利平, 吴德刚. 基于小波与模糊相融合的苹果分级算法[J]. 食品与机械, 2020, 36(4): 142-145.
ZHAO Li-ping, WU De-gang. Apple grading algorithm based on wavelet and fuzzy fusion [J]. Food & Machinery, 2020, 36(4): 142-145.
- [17] AZUMAYA C M, DAYS E L, VINSON P N, et al. Screening for AMPA receptor auxiliary subunit specific modulators [J]. PLoS One, 2017, 12(3): 1 523-1 538.
- [18] 贺禹强, 刘故帅, 肖异瑶, 等. 基于改进 GA-PSO 混合算法的变电站选址优化[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(23): 143-150.
HE Yu-qiang, LIU Gu-shuai, XIAO Yi-yao, et al. Substation location optimization based on improved GA-PSO hybrid algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(23): 143-150.
- [19] 朱光耀. 基于无标定视觉伺服的全向移动机械臂跟踪控制[J]. 电子测量技术, 2020, 43(23): 23-29.
ZHU Guang-yao. Tracking control of omnidirectional mobile manipulator based on uncalibrated visual servo[J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(23): 23-29.
- [20] 王志中. 基于改进蚁群算法的机器人路径规划研究[J]. 机械设计与制造, 2018, 12(1): 242-244.
WANG Zhi-zhong. Research on mobile robot path planning based on improved ant colony algorithm [J]. Mechanical Design and Manufacturing, 2018, 12(1): 242-244.