

基于 Faster – RCNN 的肉鸡击晕状态检测方法

叶长文 康睿 戚超 刘超 赵阳 陈坤杰
(南京农业大学工学院, 南京 210031)

摘要: 为了准确识别屠宰加工中肉鸡的击晕状态,提出了一种基于快速区域卷积神经网络的肉鸡击晕状态检测方法。对输入图像进行归一化处理,通过卷积神经网络(VGG16)提取肉鸡的卷积特征图,利用区域建议网络提取预测框,在卷积特征图上采用非极大值抑制算法去除重复表述的预测框;将所得的各预测框映射到卷积特征图上,得到预测框在卷积特征图上的候选区域,将其输入感兴趣区域池化层;通过感兴趣区域池化层将大小不一的候选区域进行池化操作、得到统一的输出数据,最后通过全连接层与柔性最大值分类器,输出各击晕类别的概率和预测框的坐标。将2319个样本图像按2:1的比例随机分为训练集与测试集,对模型进行训练与实验验证。结果表明,本文建立的基于Faster – RCNN的肉鸡击晕状态分类模型对773个测试集肉鸡样本击晕状态分类的总准确率达到96.51%,对肉鸡击晕状态的预测速度可达每小时37000只,基本满足肉鸡屠宰生产线要求。

关键词: 肉鸡;电击晕;击晕状态;卷积神经网络;深度学习

中图分类号: S24; TS251.8 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)12-0255-05

Stunning State Recognition Method of Broiler Chickens Based on
Faster Region Convolutional Neural Network

YE Changwen KANG Rui QI Chao LIU Chao ZHAO Yang CHEN Kunjie
(College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of stunning state recognition of broiler chickens, a method of stunning state classification of broilers based on regional convolutional neural network (RCNN) was proposed. The following method was able to detect insufficiently appropriately and excessively stunned conditions of broilers. Initially, the image acquisition platform was utilized to collect the sample images. The data sets of collected samples were made according to the PASCAL visual object classes data set format. The total samples of 2 319 images were randomly divided into training set and test set with the ratio of 2:1. The augmented training sets were obtained through image enhancement technology. A Faster – RCNN was trained by using the augmented training set to detect the stunning states of broilers. The results showed that the recognition accuracy of the Faster – RCNN was 96. 51% for 773 sample images in the test set. The accuracy of Faster – RCNN model was significantly higher than that of the established back propagation neural network (BP – NN) model (90. 11%). The proposed model could be used to inspect the stunning state of more than 37 000 broilers per hour. Deep learning technology was applied to recognize the stunning states of broilers, which can be used to automatically detect the stunning state of broilers and enhance automated slaughtering processes in the poultry industry.

Key words: broiler chickens; electric stunning; stunning state; convolutional neural network; deep learning

0 引言

电击晕^[1-3]是家禽家畜屠宰加工工序中的一个重要环节^[4-6]。在电击晕过程中,电压过低,被击晕的家禽在未到达宰杀工位前苏醒,会因为受刺激而挣扎扑翅,导致断翅和淤血的情况发生;电压过高,

收稿日期: 2019 – 04 – 17 修回日期: 2019 – 07 – 10

基金项目: “十二五”国家科技支撑计划项目(2015BAD19806)和国家肉鸡产业技术体系项目(CARS – 42 – 5)

作者简介: 叶长文(1989—),男,博士生,主要从事机器视觉与图像处理研究,E-mail: cwye89@163.com

通信作者: 陈坤杰(1963—),男,教授,博士生导师,主要从事农产品加工及无损检测技术研究,E-mail: kunjiechen@njau.edu.cn

易使家禽因电击死亡,导致放血不充分,影响鸡肉品质^[7-10]。因此,在宰前电击晕时,恰当的输出参数能够提高鸡肉的品质^[11]。目前,主要通过人工检测肉鸡的击晕状态,手动调节电击晕器的输出电压,以达到合理的击晕效果。人工视觉判定方法依赖判定人员的感观和经验,具有很强的主观性,且检测速度慢。

与人工检验相比,机器视觉技术具有非破坏性、成本低、速度快等特点^[12]。文献[13]使用图像处理和神经网络识别 6 个不同的鸡肉部分,总准确识别率为 97.57%。文献[14]提出了一种基于机器视觉技术与 BP 神经网络相结合的肉鸡击晕状态自动检测方法,总准确率为 90.11%,准确率有待提高。传统机器视觉分类方法通常根据设定的特征提取规则提取多个特征用于训练分类模型,其弊端是造成有效信息的损失^[15-16]。相比传统方法,卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)^[17]可以直接将原始图像信息作为网络的输入,由卷积层训练数据进行特征学习,充分提取有效信息,因此在图像识别领域获得了广泛的应用^[18-21]。

本文以屠宰生产线上电击晕环节的肉鸡为研究对象,在线采集经过电击晕处理后肉鸡的图像信息,提出基于快速区域卷积神经网络(Faster region convolutional neural network, Faster-RCNN)的肉鸡击晕状态检测方法,对电击晕环节肉鸡的电击晕效果进行检测与识别,探究肉鸡击晕状态在线检测的可行性。

1 材料与方法

1.1 样本数据

1.1.1 样本图像采集

实验所用样本为白盐城悦达农业集团禽业科技有限公司(东台)养殖的 42 日龄白羽肉鸡。利用吴江安能电子科技有限公司的 05 系列变频电麻机,采用水浴电击晕方式,设定变频电麻机输出频率为 750 Hz,电击时间为 10 s,电压分别为 5、15、25 V,对肉鸡进行电击,用西安维视图像公司的 EM130C 型 CMOS 相机采集了 2 319 幅 240 像素×320 像素击晕后肉鸡样本的图像。部分样本图像如图 1 所示。

1.1.2 击晕状态分类

文献[22]提出,有效击晕的肉鸡呈现双翅合拢紧贴于身体两侧,鸡头与脖子僵挺的状态,若达不到此视觉上的表现形态,则认为没有达到有效击晕的要求。研究发现肉鸡击晕后的状态可分为击晕不足、有效击晕与过度击晕 3 种,如图 1 所示。击晕不足的肉鸡(图 1a~1d)仍有意识,经过电流刺激后会

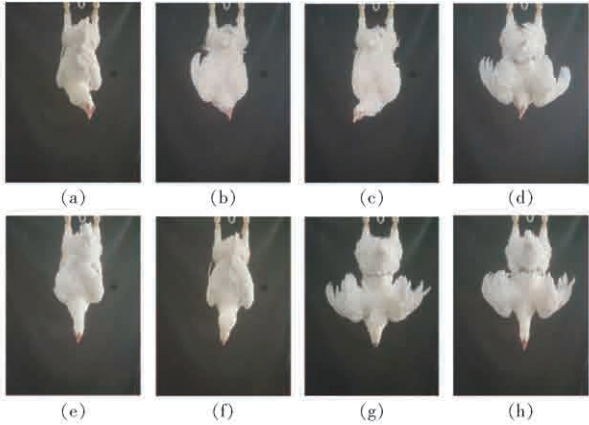


图 1 采集的电击处理肉鸡样本图像

Fig. 1 Images of chicken sample collected by system

出现扑腾或鸡头抬起等表现形态。有效击晕的肉鸡(图 1e、1f)则失去意识,出现静止不动、双翅紧贴于身体两侧且鸡头自然垂下的表现形态。过度击晕的肉鸡(图 1g、1h)则失去意识,同时神经失去对身体的控制,出现鸡头自然垂下,同时双翅自然张开的表现形态。根据电击处理后的表现状态,将肉鸡击晕状态分为 3 类(a、b、c),如表 1 所示。根据表 1,将采集的 2 319 幅样本图像按击晕状态类别进行标注。

表 1 击晕状态分类

Tab. 1 Stunning status classification

击晕状态类别	击晕状态	表现形态
a	击晕不足	扑腾或者鸡头抬起
b	有效击晕	静止,双翅紧贴于身体两侧,且鸡头自然垂下
c	击晕致死	静止,双翅自然张开,且鸡头自然垂下

1.1.3 数据集制作

采用 labelImg 图像标注工具按照 PASCAL VOC 数据集格式对 2 319 幅肉鸡原始图像中的鸡头与鸡翅区域进行标注,得到肉鸡各击晕状态类别的数据集。将数据集按照 2:1 的比例随机分为训练集(1 546 幅)与验证集(773 幅),由于训练数据集总体数量较小,为了防止训练出现过拟合问题,本文对训练集中样本图像分别旋转 0°、90°、180°、270°进行数据增强,得到 6 184 幅训练集样本图像。

1.2 肉鸡击晕状态检测方法

1.2.1 模型总体构架

Faster-RCNN^[23]肉鸡击晕状态分类模型网络结构示意图如图 2 所示。分类模型主要由 4 部分构成,分别为 VGG16^[24]基础特征提取网络部分、RPN^[23]候选区域提取网络部分、ROI Pooling^[25]固定大小的候选区域的卷积特征图提取部分和 Softmax 分类与边框回归部分。

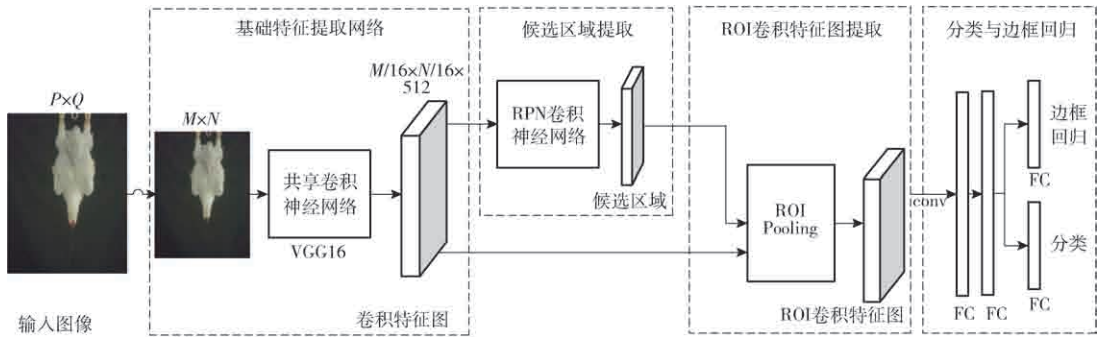


图 2 Faster-RCNN 肉鸡击晕状态分类模型网络结构示意图

Fig. 2 Network structure diagram of Faster-RCNN stunning state classification model for broiler chickens

1.2.2 模型的输入设计

网络模型支持任意尺度的图像输入。设定归一化后图像尺寸均为 224 像素 × 224 像素，经过 VGG16 特征提取网络可得到 14 像素 × 14 像素的特征图像。

1.2.3 RPN 参数设计

在 RPN 中,anchor 参数需要与归一化后图像的尺寸匹配。本文使用在 3 种尺寸 (48²、96²、192²)、3 种比例 (1:1、1:2、2:1) 下所得的 9 个 anchors,完成对 224 像素 × 224 像素图像中肉鸡的检测。设定被看作正样本的 IoU 值为 0.7,将 IoU 最大的和 IoU 大于 0.7 的 anchor 作为正样本,而 IoU 值小于 0.3 的归为负样本。在训练时,抽取正负样本的总数为 128 个,比例为 1:1。在训练时,去除超出图像边缘的候选框,将超出范围的 anchor 与原标注框的 IoU 值置 0。经过非极大值抑制 (NMS) 后,对所剩的所有预测框按正标签 IoU 分值排序,选取前 50 个作为输出。

1.2.4 输出层参数设计

肉鸡击晕状态共有 3 类,加上 1 个背景类,因此,输出层输出的类别数设定为 4。边框回归层输出的参数为 4 × 4 = 16 (4 种类别各自含有 4 个边框坐标参数)。

1.2.5 实验平台

实验开发环境为:台式计算机,256 GB 的固态硬盘,CPU 为 Intel core i7 8700K,内存为 16 GB,主频为 3.4 GHz;GPU 图像加速处理器为 GTX 1070Ti AERO,CUDA8.0 并行计算框架,运行环境为 Linux,版本为 Ubuntu16.04,Python 版本为 2.7.12,采用 CUDNN5.1 版本的深度神经网络加速库。在 Caffe^[26] (Convolutional architecture for fast feature embedding) 框架上开发。

1.2.6 迁移学习

随机初始化权值需要花费大量的时间将模型损失值收敛于稳定值。迁移学习^[27]能够在数据集较小的情况下快速适应新的任务。因此采用大数据集

(ImageNet,1 000 类、1 × 10⁷ 幅图像)下训练好的预训练模型,共享底层结构权值参数,然后修改模型的顶层网络结构进行微调。本文采用在 ImageNet 数据集上预训练的权重模型作为 Faster-RCNN 的初始权重模型。

1.2.7 模型训练

本文采用交替优化 (Alternating optimization)^[23] 算法训练模型。训练的超参数为:初始学习率 base_lr,取 0.01;学习策略 lr_policy 选用 step 均匀分步策略;gamma 是 base_lr 的衰减系数,gamma 用于计算迭代过程中学习率,取 0.1;stepsize 是 base_lr 的衰减步长,stepsize 参数设置为 5 000,当迭代到第 1 个 5 000 次时,base_lr 第 1 次衰减,衰减后的 base_lr 为 0.001,以后重复该过程;display 参数设置为 20,表示每批处理 20 个图像样本;上一次梯度更新的权重值 momentum,用于加速梯度下降,取 0.9;权重衰减项 weight_decay 用于防止过拟合,取 0.000 5;iteration 为 [20 000 20 000 20 000 20 000],分别对应 RPN 第 1 阶段、Fast-RCNN 第 1 阶段、RPN 第 2 阶段、Fast-RCNN 第 2 阶段的迭代次数。

1.2.8 评价指标

为对肉鸡击晕状态分类模型的性能进行评价,选定召回率 R (Recall)、精确度 P (Precision)、F1 测度 F_1 (F1 score) 和总准确率 A_{cc} (Accuracy) 作为模型预测性能的评价指标,其公式为

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_n} \times 100\% \tag{1}$$

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \times 100\% \tag{2}$$

$$F_1 = \frac{2PR}{P + R} \times 100\% \tag{3}$$

$$A_{cc} = \frac{T_p + T_n}{T_p + T_n + F_p + F_n} \times 100\% \tag{4}$$

式中 T_p ——真阳性 (True positive),预测结果是某个类别中预测正确的样本个数
 F_p ——假阳性 (False positive),预测结果是

某个类别中预测错误的样本个数

T_N ——真阴性 (True negative), 预测结果不是某个类别中预测正确的样本个数

F_N ——假阴性 (False negative), 预测结果不是某个类别中预测错误的样本个数

2 结果分析

利用所建立的 Faster – RCNN 肉鸡击晕状态分类模型对测试集的 773 幅肉鸡测试样本的击晕状态类别进行预测,其结果如表 2 所示。由表 2 可知,基于 Faster – RCNN 的肉鸡击晕状态分类模型对类别 a(击晕不足)的预测召回率最高,达到 97. 21%,其原因可能是训练集中该类别样本数大于其他两个类别,使得召回率虚高。模型对类别 b(有效击晕)的预测召回率次之,为 96. 71%。;对类别 c(过度击晕)的预测召回率最低,为 95. 05%。

表 2 Faster – RCNN 肉鸡击晕状态分类模型分类结果
Tab.2 Classification result of broiler chickens' stunning status of Faster – RCNN

实际类别	预测类别			$R/$	$P/$	$F_1/$	$A_{cc}/$	GPU 上分类时间/s
	a	b	c	%	%	%	%	
a	348	3	7	97. 21	96. 13	96. 67		
b	5	206	2	96. 71	98. 10	97. 40	96. 51	0. 095 4
c	9	1	192	95. 05	95. 52	95. 28		

就模型的总体分类性能而言,Faster – RCNN 肉鸡击晕状态分类模型对类别 b(有效击晕)的总体分类性能最佳 ($F_1 = 97. 40%$),其原因可能是类别 b 的形态特征相较于其他两个类别更易于区分。

基于 Faster – RCNN 的肉鸡击晕状态分类模型预测的总准确率达到 96. 51%,与文献[14]中利用 BP 神经网络建立的分类模型的准确率 90. 11% 相比,准确率提高了 6. 4 个百分点,说明本文提出的基于 Faster – RCNN 的肉鸡击晕状态分类模型能有效提高肉鸡击晕状态识别与分类的准确率。在 GPU 上预测单幅图像花费的平均时间为 0. 095 4 s,每小时可以完成超过 37 000 只肉鸡的击晕状态检测。

图 3 为 Faster – RCNN 肉鸡击晕状态分类模型

的结果,将原标注框载入与预测框位置作比较,比较两个模型在预测中定位的准确性。其中绿色框为原标注框,黄色框为预测结果框。由图可知,所建立的 Faster – RCNN 肉鸡击晕状态分类模型能有效地检测出肉鸡经过电击晕环节后的击晕状态,而且其预测框范围与原标注框基本一致,说明建立的 Faster – RCNN 肉鸡击晕状态分类模型可以有效地完成肉鸡击晕状态的检测任务。

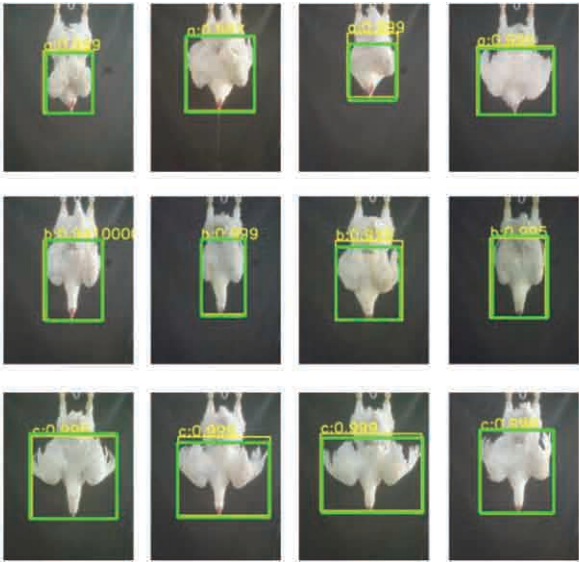


图 3 Faster – RCNN 肉鸡击晕状态分类模型的分类结果

Fig. 3 Classification result graph of Faster – RCNN-based stunning state classification model for broiler chickens

3 结束语

为了实现实时检测肉鸡经过电击晕环节后的击晕状态,提出了基于快速区域卷积神经网络 (Faster – RCNN) 的肉鸡击晕状态检测方法,建立了基于 Faster – RCNN 的肉鸡击晕状态分类模型并进行实验验证。研究表明,本文建立的基于 Faster – RCNN 的肉鸡击晕状态分类模型对肉鸡击晕状态分类的总准确率达到 96. 51%,与文献[14]方法相比,准确率提高了 6. 4 个百分点。对肉鸡击晕状态的预测速度可达每小时 37 000 只,基本满足肉鸡屠宰生产线要求,为后续研制肉鸡击晕状态在线检测系统提供了理论支持。

参 考 文 献

[1] BERG C, RAJ M. A review of different stunning methods for poultry-animal welfare aspects (stunning methods for poultry) [J]. Animals, 2015, 5(4) : 1207 – 1219.
[2] EFSA. Welfare aspects of stunning and killing methods[M]. Parma:European Food Safety Authority, 2004.
[3] 徐幸莲, 王虎虎. 我国肉鸡加工业科技现状及发展趋势分析[J]. 食品科学, 2010, 31(7) : 1 – 5.
XU Xinglian, WANG Huhu. Analysis on technological status and trend of chicken processing industry in China[J]. Food Science, 2010, 31(7) : 1 – 5. (in Chinese)
[4] LLONCH P, RODRIGUEZ P, CASAL N, et al. Electrical stunning effectiveness with current levels lower than 1 A in lambs and kid goats[J]. Research in Veterinary Science, 2015, 98:154 – 161.
[5] CIOBANU M M, CORNELIU B P, ROXANA L, et al. Influence of electrical stunning voltage on bleed out, sensory parameters

- and color in chicken meat quality [J]. *Current Opinion in Biotechnology*, 2013, 24(Supp. 1): 89.
- [6] 黄继超. 电击晕对宰后鸡肉品质的影响及相关机理研究[D]. 南京: 南京农业大学, 2015.
HUANG Jichao. Effects and mechanism of electrical stunning on meat quality of broilers[D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2015. (in Chinese)
- [7] SPARREY J M, KETTLEWELL P J, PAICE M E R, et al. Development of a constant-current water bath stunner for poultry-processing [J]. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 1993, 56(4): 267 – 274.
- [8] RAJ A B M, OCALLAGHAN M. Effect of amount and frequency of head-only stunning currents on the electroencephalogram and somatosensory evoked potentials in broilers[J]. *Animal Welfare*, 2004, 13(2): 159 – 170.
- [9] PRINZ S, VAN OIJEN G, EHINGER F, et al. Effects of waterbath stunning on the electroencephalograms and physical reflexes of broilers using a pulsed direct current[J]. *Poultry Science*, 2010, 89(6): 1275 – 1284.
- [10] HUANG J C, HUANG M, YANG J, et al. The effects of electrical stunning methods on broiler meat quality: effect on stress, glycolysis, water distribution, and myofibrillar ultrastructures[J]. *Poultry Science*, 2014, 93(8): 2087 – 2095.
- [11] 闵辉辉. 不同电压击昏对宰后鸡肉品质的影响 [D]. 南京: 南京农业大学, 2011.
MIN Huihui. Effect of different electrical voltages stunning on meat quality of broilers postmortem[D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2011. (in Chinese)
- [12] DU C J, SUN D W. Recent developments in the applications of image processing techniques for food quality evaluation[J]. *Trends in Food Science & Technology*, 2004, 15(5): 230 – 249.
- [13] KHASHMAN A. Automatic identification system for raw poultry portions[J]. *Journal of Food Process Engineering*, 2012, 35(5): 727 – 734.
- [14] YE C W, KHURRAM Y, ZHAO Y, et al. Effectiveness of computer vision system and back propagation neural network in poultry stunning prediction[J]. *International Agricultural Engineering Journal*, 2018, 27(1): 289 – 297.
- [15] GHUAMISI P, YOKOYA N, LI J, et al. Advances in hyperspectral image and signal processing: a comprehensive overview of the state of the art[C]//2018 IEEE Geoscience & Remote Sensing Magazine. IEEE Computer Society, 2018.
- [16] XIE L, GUISHU J I, PENG Q, et al. Application of preprocessing convolutional neural network in pedestrian detection[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science & Technology*, 2018, 12(5): 708 – 718.
- [17] 樊雅琴, 王炳皓, 王伟, 等. 深度学习国内研究综述[J]. *中国远程教育*, 2015(6): 27 – 33.
FAN Yaqin, WANG Binghao, WANG Wei, et al. A review of Chinese literature on deep learning[J]. *Distance Education in China*, 2015(6): 27 – 33. (in Chinese)
- [18] 高震宇, 王安, 刘勇, 等. 基于卷积神经网络的鲜茶叶智能分选系统研究[J/OL]. *农业机械学报*, 2017, 48(7): 53 – 58.
GAO Zhenyu, WANG An, LIU Yong, et al. Intelligent fresh-tea-leaves sorting system research based on convolution neural network[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(7): 53 – 58. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170707&journal_id=jcsam. DOI: 10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2017. 07. 007. (in Chinese)
- [19] YOUSIF H, YUAN J, KAYS R, et al. Object detection from dynamic scene using joint background modeling and fast deep learning classification[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2018, 55: 802 – 815.
- [20] 熊俊涛, 刘振, 汤林越, 等. 自然环境下绿色柑橘视觉检测技术研究[J/OL]. *农业机械学报*, 2018, 49(4): 45 – 52.
XIONG Juntao, LIU Zhen, TANG Linyue, et al. Visual detection technology of green citrus under natural environment[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(4): 45 – 52. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180405&journal_id=jcsam. DOI: 10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2018. 04. 005. (in Chinese)
- [21] 刘阔宇. 基于卷积神经网络的葡萄叶片病害检测方法研究[D]. 兰州: 甘肃农业大学, 2018.
LIU Tianyu. Research on grape leaf disease detection based on convolutional neural network[D]. Lanzhou: Gansu Agricultural University, 2018. (in Chinese)
- [22] SAM S, ALAN R. *Poultry meat processing: first processing-slaughter through chilling*[M]. 2nd edition. Boca Raton: CRC Press, 2010: 25 – 50.
- [23] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[C]//2017 IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. IEEE Computer Society, 2017.
- [24] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE Computer Society, 2015.
- [25] 李家兴. 基于卷积神经网络的图像检测技术研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2018.
LI Jiaxing. Research on image detection technology based on convolution neural network[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2018. (in Chinese)
- [26] JIA Y Q, SHELHAMER E, DONAHUE J, et al. Caffe: convolutional architecture for fast feature embedding [C] // *Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Multimedia*. ACM, 2014.
- [27] 刘文定, 田洪宝, 谢将剑, 等. 基于全卷积神经网络的林区航拍图像虫害区域识别方法[J/OL]. *农业机械学报*, 2019, 50(3): 179 – 185.
LIU Wending, TIAN Hongbao, XIE Jiangjian, et al. Identification methods for forest pest areas of UAV aerial photography based on fully convolutional networks[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(3): 179 – 185. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190319&journal_id=jcsam. DOI: 10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2019. 03. 019. (in Chinese)