

基于轻量级卷积神经网络的种鸡发声识别方法

杜晓冬¹ 滕光辉² 刘慕霖² 赵雨晓² 周振宇² 祝鹏飞²

(1. 新希望六和股份有限公司, 北京 100102; 2. 中国农业大学水利与土木工程学院, 北京 100083)

摘要: 在种鸡养殖和管理过程中,借助非接触式、连续的声音检测手段和智能化设备,饲养员可以全面了解蛋鸡的健康状况以及个体需求,为提高生产效率并同时改善种鸡福利化养殖,提出了一种基于轻量级卷积神经网络的种鸡发声分类识别方法,以海兰褐种鸡为研究对象,收集种鸡舍内常见的5类声音,再将其声音一维信号转换为二维图像信号,利用卷积神经网络建立轻量级的深度学习模型,80%数据进行训练,20%数据进行测试,该模型实现了动物声音信号从输入端到识别结果输出端的高效检测。对比已有研究,本文方法对种鸡舍内常见的5类声音识别整体准确率提高3.7个百分点。试验结果表明,该方法平均准确率为95.7%,模型对饮水声、风机噪声、产蛋叫声识别召回率均达到100%,其中风机噪声和产蛋叫声精确率和F1值也均达到100%,而应激叫声召回率最低,为88.3%。本研究可为规模化无人值守鸡舍的智能装备研发提供一定理论参考。

关键词: 种鸡; 动物声音识别; 声谱图; 轻量级卷积神经网络; 深度学习

中图分类号: TP391.4; S24 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2022)10-0271-06

OSID:



Recognition Method of Breeding Birds' Vocalization Based on
Lightweight Convolutional Neural Network

DU Xiaodong¹ TENG Guanghui² LIU Mulin² ZHAO Yuxiao² ZHOU Zhenyu² ZHU Pengfei²

(1. New Hope Liuhe Co., Ltd., Beijing 100102, China

2. College of Water Resources and Civil Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: In the process and management of breeding birds breeding, with the help of non-contact and continuous sound detection as well as some intelligent equipment, the breeder can fully understand the health status and individual needs of breeding birds, which can improve production efficiency as well as animal welfare. A kind of lightweight convolution neural networks for breeding birds voice recognition was proposed. The sound of the Hy-line brown breeding birds was taken as the research object, and five kinds of common sounds in the breeding bird house were collected, then the one-dimensional signal of sound was converted into two-dimensional image signal. Based on the great advantages of convolutional neural network in image recognition, a lightweight deep learning model was established, with 80% data as training and 20% data as testing. This model realized the efficient detection process of animal sound signal from input to output of recognition results. By comparing and analyzing the recognition methods of previous studies, the proposed method greatly improved the overall accuracy rate of recognition of five kinds of common sounds in breeding birds' house by 3.7 percentage points. The experimental results showed that the average accuracy rate of this method was as high as 95.7%. The recall rate of the model for drinking water, fan noise and laying call were all up to 100%, and the precision rate and F1 value of fan noise and laying call were also up to 100%. While, the recall rate of stress call was the lowest value of 88.3%. The research result provided some theoretical reference for the research and development of unmanned intelligent equipment in the future large-scale chicken house.

Key words: breeding birds; animal sound recognition; spectrogram; lightweight convolutional neural networks; deep learning

收稿日期: 2021-11-18 修回日期: 2021-12-22

基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFD0700204)

作者简介: 杜晓冬(1990—),男,工程师,博士,主要从事设施养殖数字化智能装备研究, E-mail: duxiaodong@cau.edu.cn

通信作者: 滕光辉(1963—),男,教授,博士生导师,主要从事农业生物环境智能控制和数字农业研究, E-mail: futong@cau.edu.cn

0 引言

畜禽发声是其行为的基本组成部分,通过识别动物声音可以辅助判断其健康或疾病状况^[1]。近年来,国内外研究学者针对畜禽动物发声检测这一热点问题,开展了一系列研究,尝试关联动物发声和动物健康、动物福利、动物生理等信息,提出了一系列借助非接触式、数字化、智能化等手段监测和管理农场动物的方法。例如:通过蛋鸡发声评估热应激状态^[2],健康家禽发声识别^[3-5]和家禽疾病声音辨识^[6-8],肉鸡啄食声音监测评估采食量情况^[9-11],牛、羊呼吸道疾病监测^[12-14],猪咳嗽声监测^[15-18]等研究。

基于机器学习经验模型方式的动物声音信号识别是目前的主流方式,大致分为两步:第1步为特征工程,通过提取动物声音信号中适合的特征,例如:时域信号时长、短时过零率、功率谱、线性预测倒谱系数等,来量化模拟信号的特征;第2步为分类识别,基于提取的特征进行不同类型声音的建模,用该模板来匹配不同声音目标来实现动物发声识别。除了经典的经验分类模型外,基于深度学习和卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)的动物声音识别方法是近年来研究者关注的热点之一。深度神经网络在图像、语音等领域均得到了广泛应用,通过卷积神经网络模型可以对原始声音信号实现信号端到端的分类识别,而非经典模型的“两步走”方法,将特征工程和分类建模有效结合,极大地节约了学习建模的时间,因此该技术受到了很多研究者的关注^[19-20]。同时,卷积神经网络在处理数据速度和识别性能方面比其他经典机器学习模型有一定提升。

深度学习技术可实现信号输入端到分析结果输出端的信号快速检测,并且深度学习模型的抗噪能

力较强。针对种鸡舍内复杂的背景声环境,识别个体繁多的动物声音也是本研究领域的巨大难题之一^[21]。而深度学习技术非常适用于现有规模化养殖环境中动物声音的动态监测,以解决多变的背景噪声环境下的动物多样化声音的识别难题。本研究基于轻量级卷积神经网络快速建立种鸡声音辨识模型,以解决种鸡舍内复杂声音背景下的动物多样化声音的识别问题,为后期研究种鸡福利的评价系统提供理论基础。

1 声音信号处理方法

1.1 语谱图

20 世纪 60 年代,美国 Bell 实验室首次提出了声纹(Voiceprint)的概念,验证了不同人具有不同的语谱图,这为通过声谱图辨识声音信号提供了理论研究基础^[22]。声谱图是一种三维感知图,描述了声音信号中的时间、幅值和频率 3 个维度信息之间的变化关系,一般情况下声谱图横轴坐标为时间,纵轴坐标为频率,信号中不同频率幅值(振幅或功率)在图像中一般用不同的灰度或颜色来表示^[4],例如:灰度或颜色的数量级越大,则表示声音信号在某一时刻的某一频率分量越大。

1.2 梅尔频率特征

梅尔频率特征被广泛应用在动物发声识别研究中,且具有较好的鲁棒性和抗噪声能力^[4]。梅尔频率特征可利用 Python 的第三方库 librosa 的库函数自动获取,librosa 是一个非常强大的 Python 语音信号处理的第三方库^[23]。本研究方法调用 librosa 0.8.1 库函数中的 melspectrogram() 获取 Log-Mel 特征图,研究对象种鸡声音信号的采样频率为 16 kHz,该特征方法选取的帧长为 2 048,相邻帧之间的重叠率为 50%,默认窗函数为汉宁窗,Mel 滤波器组数设置为 128^[24]。各类型声音的语谱图如图 1 所示。

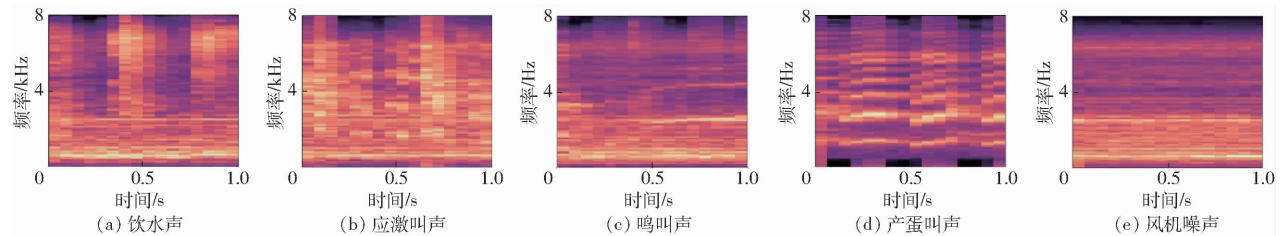


图 1 Log-Mel 特征图
Fig. 1 Spectrograms of Log-Mel feature

1.3 分类模型

将原始声音信号统一转换为梅尔特征图数据集,其中每幅图像的尺寸为 360 像素×360 像素,最终选取各类别的声音样本片段合计 1 500 个,每个片段时长截取为 1 s,考虑到不同时长的音频片段转

成特征图后再归一化会产生图像中声纹线的形变,影响声音识别结果,本研究仅考虑统一时长和尺寸的情况。其中,随机抽取 80% 的特征图作为训练集建立分类模型,其余 20% 的数据集样本作为测试集,用于验证该轻量级卷积神经网络模型的识别性能^[4]。

训练数据作用是学习优化分类,使模型预测结果和实际分类结果之间的误差最小化。本研究识别声音类型数量 n 为 5,即 5 类声音,包括:饮水声、应激叫声、鸣叫声、产蛋叫声、风机噪声,设计轻量级卷积神经网络模型中卷积核尺寸为 5×5 ,dropout 为 0.2,设置 dropout 的原因是避免模型训练过拟合,特征图输入通道数为 3,即 RGB 三通道。第 1 层卷积

的卷积核个数为 32,第 2 层卷积的卷积核个数为 64,输入到 CNN 网络的图像数据类型是 4 维数组,第 1 维为训练数据量为 32,即训练图像块的大小为 32,第 2、3 维为声谱图的图像尺寸,第 4 维为图像输入通道数。 x 和 y 分别为图像数据和图像标签。

本文构建的轻量级卷积神经网络模型结构图如图 2 所示。

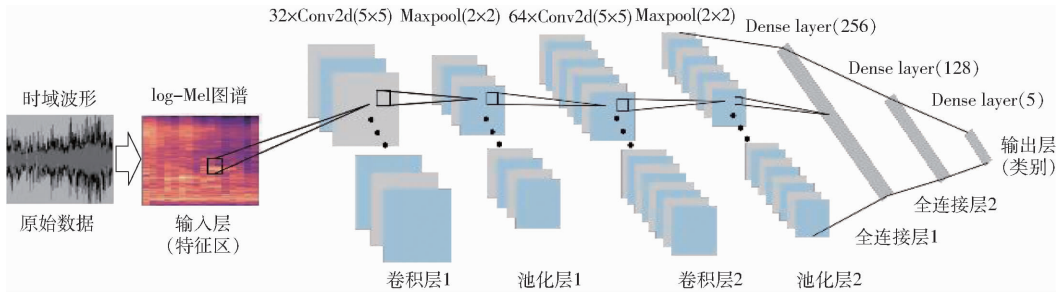


图 2 CNN 网络结构图

Fig.2 CNN network structure diagram

CNN 网络结构中的激活函数选取 ReLU 函数,其数学公式为

$$\text{ReLU}(x) = \begin{cases} x & (x > 0) \\ 0 & (x \leq 0) \end{cases} \quad (1)$$

式中 x ——输入值

选取交叉熵损失函数 (Softmax 函数) 来计算网络的损失值 (Loss),AdamOptimizer 作为优化器来迭代学习训练,假设神经网络的原始输出为 $y_1、y_2、\cdots、y_n$,那么经过 Softmax 回归处理后输出为

$$\text{Softmax}(y_i) = \frac{e^{y_i}}{\sum_{j=1}^n e^{y_j}} \quad (2)$$

式中 y_i ——神经网络输出值

n ——神经网络输出值维度

经过 Softmax 处理后,将单个节点的输出结果变成一个概率值,作为神经网络最后的输出。借助深度学习强大的特征学习能力训练声音的辨识模型,经过 500 次迭代 (Epoch),学习率 (Learning rate) 为 0.000 1。

1.4 评价方法

采用准确率 (Accuracy, A)、精确率 (Precision, P)、召回率 (Recall, R) 和平衡 F1 值 (Balanced score F1) 来评价种鸡发声分类识别性能^[12]。

2 试验设计

试验数据来自于中国农业大学上庄试验站模拟鸡舍,研究对象为 6 羽海兰褐父母代种鸡,35 ~ 36 周龄,饲养模式为网上平养,饲养空间长 1.50 m、宽 1.35 m、高 1.50 m。试验平台包括饮水线、产蛋箱以及料槽等,鸡只随意采食和饮水,试验阶段光期

为 06:00—22:00,试验期间环境温度在 15.0 ~ 18.0℃ 之间,温度数据来自于舍内安装的 JWSH-515S-AC 型温湿度一体传感器,其温湿度探头来自瑞士 Rotronic 公司。

声音数据采集平台选用美国微软公司的 Kinect for Windows v1 型嵌入式麦克风阵列(4 通道同步采集、32 位分辨率、16 kS/s 采样频率),设备安装在饲养区域正上方高 1.8 m 的位置,录音软件采用美国国家仪器公司 (National Instruments, NI) 的 LabVIEW 虚拟仪器平台,利用 LabVIEW 声音工具包模块 (Sound and vibration assistant, SVM) 编写音频采集程序,单声道采集,音频连续采样,采样周期 55 s,数据以 *.wav 格式存储,Kinect 设备通过 1 个 USB 数据线连接端口至小型工控机进行数据传输,大量数据存储需外接 2 TB USB 3.0 移动硬盘 (图 3)。各类型声音采用人工方式进行标记,标记方法参照文献[12],采集的音频数据利用 Python 3.7 软件以及 Tensorflow 1.15.0、Skimage、Librosa 0.8.1 等进行端到端的声音信号处理和分析。

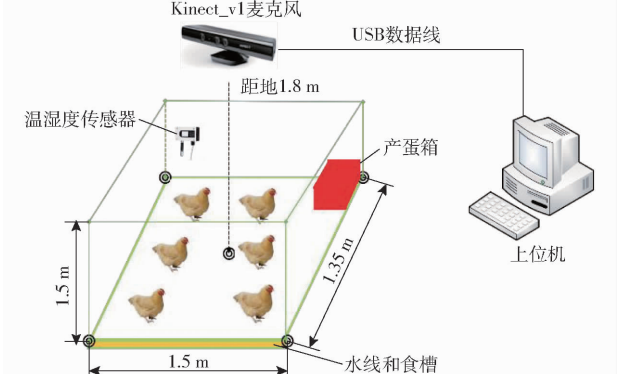


图 3 试验平台示意图

Fig.3 Schematic of test platform

3 试验结果与分析

本研究基于轻量级卷积神经网络建立算法模型,识别外界声源,如风机噪声、饮水声,以及海兰褐种鸡的不同类型声音,表 1 为不同声音类型的定义。

表 1 种鸡舍内不同类型声音的定义

Tab.1 Definition of different types of sounds in breeder house			
分类	声音类型	描述	总样本量
外界声源	饮水声	种鸡饮水时,啄击打饮水器的声音	300
	风机噪声	种鸡舍常见机械噪声,风机运转的声音	300
动物本体	应激叫声	种鸡受外界环境刺激应激时发出的声音,外界环境刺激源以人员侵入为主	300
	鸣叫声	种鸡正常的鸣叫声音	300
	产蛋叫声	种鸡在产蛋阶段发出的声音	300

基于轻量级卷积神经网络模型对不同声音类型的识别结果见表 2,表 2 增加了文献[4]中经典算法模型(Gabor 特征模型)的判别结果作为对比。从表 2 中可以看出,风机噪声、饮水声、产蛋叫声的召回率最高,均为 100%,应激叫声的召回率最低,为 88.3%,分析原因可能是不同的应激源导致动物的不同应激叫声,本研究没有对应激源进行进一步划分,统一定义为种鸡应激叫声,风机噪声和饮水声的声谱图中声纹变化单一,比较容易区分^[25];风机噪声、产蛋叫声精确率参数最高,均为 100%,鸣叫声的精确率最低,为 90.0%;风机噪声、产蛋叫声 F1 值最高,均为 100%,鸣叫声 F1 值最低,为

表 2 CNN 模型和 Gabor 特征模型识别率对比

Tab.2 Comparison of recognition effect between CNN model and Gabor feature model			
声音类型	评价指标	Gabor	CNN
饮水声	召回率	98.0	100
	精确率	97.4	95.2
	F1 值	97.7	97.5
风机噪声	召回率	99.3	100
	精确率	98.7	100
	F1 值	99.0	100
应激叫声	召回率	90.6	88.3
	精确率	78.9	93.0
	F1 值	84.3	90.6
鸣叫声	召回率	76.0	90.0
	精确率	87.7	90.0
	F1 值	81.4	90.0
产蛋叫声	召回率	96.0	100
	精确率	98.6	100
	F1 值	97.3	100
准确率均值		92.0	95.7

90.0%,分析原因可能是鸣叫声声谱图的声纹变化较多,没有固定的匹配模板。从表 3 来看,因为鸣叫声和应激叫声的声纹变化较多,它们也最容易被误判为其他类型声音,并且它们相互之间的误判率也是最高的。另外,因为每段音频均为专业人员人工标记,所以识别结果与不同人的主观判断也有一定关联。从表 2、3 中可以看出,产蛋叫声、风机噪声和饮水声同其他类型声音相比,界定相对清晰,较容易实现快速、准确的音频标记;而应激叫声和鸣叫声则不容易实现准确的人工标记操作,部分鸣叫声和应激叫声之间存在混淆。

表 3 CNN 模型不同声音类型的分类混淆矩阵

Tab.3 Confusion matrix of different types of sound							
	饮水声	风机噪声	应激叫声	鸣叫声	产蛋叫声	合计	召回率/%
饮水声	60	0	0	0	0	60	100
风机噪声	0	60	0	0	0	60	100
应激叫声	1	0	53	6	0	60	88.3
鸣叫声	2	0	4	54	0	60	90.0
产蛋叫声	0	0	0	0	60	60	100
合计	63	60	57	60	60	300	
精确率/%	95.2	100	93.0	90.0	100		

图 4 为 CNN 模型训练测试数据经过 500 次迭代学习后的效果,最终种鸡发声平均准确率可达 95.7%,比文献[4]研究方法的准确率提高 3.7 个百分点。总体来看,CNN 模型几乎在各类型声音的识别上均优于文献[4]中的反向传播神经网络模型。

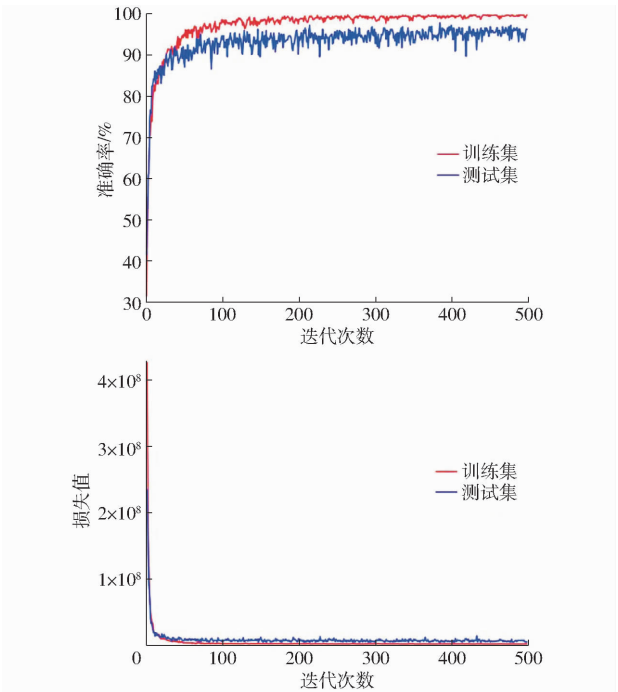


图 4 CNN 模型训练和测试的效果

Fig.4 Training and testing results of CNN model

试验结果表明,本文提出的基于轻量级卷积神经网络的方法适用于种鸡舍内声音的辨识,且比文献[4]的识别性能有所提高,平均准确率可达 95.7%,模型对饮水声、风机噪声、产蛋叫声识别召回率均达到 100%,其中风机噪声和产蛋叫声精确率和 F1 值也均达到 100%。针对动物声音识别方面研究大多仅区分 2 或 3 类声音类型,声音类型数量偏少,识别效果一般。而本文研究提出的 CNN 模型与国内外学者研究动物发声识别结果相比,对种鸡舍内常见的 5 类声音具有较高的识别率,建模所用的声音类型较多。而其他研究方法的识别率分别为 78.0%~83.0% (监测家禽疾病发声:支气管炎、新城疫病等)^[6]、79.4%~93.2% (监测家畜咀嚼、咬、反刍等 5 种行为)^[26]、95.6% (识别猪咳嗽声和非咳嗽声)^[16]、95.5%~97.3% (识别猪哼叫声、受惊吓声、喂食前声音)^[20]、93.0%~97.4% (识别禽流感病毒感染鸡的发声和健康鸡发声)^[8]、66.7%~88.4% (分类鸡打喷嚏声和其他声音)^[7]。

此外,卷积神经网络模型的结构设计是影响识别准确率的一个相关因素,本文方法为轻量化模型,如果增加卷积核函数尺寸和卷积层数可能会提高识别率^[8],但是同时将增加更多的计算时间,而选用成熟的卷积神经网络模型因参数计算量大势必会消耗更多内存,增加计算时长^[16,20]。由此可知,未来需要根据具体研究目标和问题探索识别率和计算性能之间的关系,以寻求一个最佳的模型应用方案。

4 结束语

本文提出一种基于轻量级卷积神经网络的种鸡发声分类识别方法,将一维声音信号转换为二维图像信号,借助深度学习技术实现了信号输入端到分析结果输出端的声音快速识别。该方法平均准确率可达 95.7%,对比分析前人研究,本文方法对种鸡舍内常见的 5 类声音整体识别准确率提升 3.7 个百分点。该方法在理解动物行为和评价动物福利方面具有较高的研究价值。

参 考 文 献

- [1] MANTEUFFEL G, PUPPE B, SCHÖN P C. Vocalization of farm animals as a measure of welfare[J]. *Applied Animal Behaviour Science*, 2004, 88(1-2): 163-182.
- [2] DU X, CARPENTIER L, TENG G, et al. Assessment of laying hens' thermal comfort using sound technology[J]. *Sensors*, 2020, 20(2): 473.
- [3] DU X, TENG G, WANG C, et al. A trstimulus-formant model for automatic recognition of call types of laying hens[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 187: 106221.
- [4] 杜晓冬,滕光辉,TOMAS Norton,等. 基于声谱图纹理特征的蛋鸡发声分类识别[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(9): 215-220.
DU Xiaodong, TENG Guanghui, TOMAS Norton, et al. Classification and recognition of laying hens' vocalization based on texture features of spectrogram[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(9): 215-220. (in Chinese)
- [5] 余礼根,滕光辉,李保明,等. 栖架养殖模式下蛋鸡发声分类识别[J]. *农业机械学报*, 2013, 44(9): 236-242.
YU Ligen, TENG Guanghui, LI Baoming, et al. Classification methods of vocalization for laying hens in perch system[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2013, 44(9): 236-242. (in Chinese)
- [6] MAHDAVIAN A, MINAEI S, MARCHETTO P M, et al. Acoustic features of vocalization signal in poultry health monitoring[J]. *Applied Acoustics*, 2021, 175: 107756.
- [7] CARPENTIER L, VRANKEN E, BERCKMANS D, et al. Development of sound-based poultry health monitoring tool for automated sneeze detection[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 162: 573-581.
- [8] CUAN K, ZHANG T, HUANG J, et al. Detection of avian influenza-infected chickens based on a chicken sound convolutional neural network[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 178: 105688.
- [9] AYDIN A, BERCKMANS D. Using sound technology to automatically detect the short-term feeding behaviours of broiler chickens[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 121: 25-31.
- [10] AYDIN A, BAHR C, BERCKMANS D. A real-time monitoring tool to automatically measure the feed intakes of multiple broiler chickens by sound analysis[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2015, 114: 1-6.
- [11] AYDIN A, BAHR C, VIAZZI S, et al. A novel method to automatically measure the feed intake of broiler chickens by sound technology[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2014, 101: 17-23.
- [12] CARPENTIER L, BERCKMANS D, YOUSSEF A, et al. Automatic cough detection for bovine respiratory disease in a calf house[J]. *Biosystems Engineering*, 2018, 173: 45-56.
- [13] VANDERMEULEN J, BAHR C, JOHNSTON D, et al. Early recognition of bovine respiratory disease in calves using automated continuous monitoring of cough sounds[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 129: 15-26.
- [14] 宣传忠,武佩,张丽娜,等. 羊咳嗽声的特征参数提取与识别方法[J]. *农业机械学报*, 2016, 47(3): 342-348.
XUAN Chuanzhong, WU Pei, ZHANG Li'na, et al. Feature parameters extraction and recognition method of sheep cough sound[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(3): 342-348. (in Chinese)
- [15] SHEN W, TU D, YIN Y, et al. A new fusion feature based on convolutional neural network for pig cough recognition in field situations[J]. *Information Processing in Agriculture*, 2020, 8(4): 573-580.

- [16] YIN Y, TU D, SHEN W, et al. Recognition of sick pig cough sounds based on convolutional neural network in field situations[J]. *Information Processing in Agriculture*, 2020, 8(3): 369–379.
- [17] 李江丽, 田建艳, 张苏楠. 生猪咳嗽声识别与定位方法的研究[J]. *黑龙江畜牧兽医*, 2020(14): 36–41.
LI Jiangli, TIAN Jianyan, ZHANG Su'nan. Research on recognition and localization of porcine cough sounds[J]. *Heilongjiang Animal Science and Veterinary Medicine*, 2020(14): 36–41. (in Chinese)
- [18] EXADAKTYLOS V, SILVA M, AERTS J M, et al. Real-time recognition of sick pig cough sounds[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2008, 63(2): 207–214.
- [19] 杨磊, 赵红东. 基于轻量级深度神经网络的环境声音识别[J]. *计算机应用*, 2020, 40(11): 3172–3177.
YANG Lei, ZHAO Hongdong. Environment sound recognition based on lightweight deep neural network[J]. *Journal of Computer Applications*, 2020, 40(11): 3172–3177. (in Chinese)
- [20] 苍岩, 罗顺元, 乔玉龙. 基于深度神经网络的猪声音分类[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(9): 195–204.
CANG Yan, LUO Shunyuan, QIAO Yulong. Classification of pig sounds based on deep neural network[J]. *Transactions of the CSAE*, 2020, 36(9): 195–204. (in Chinese)
- [21] 杜晓冬, 滕光辉. 蛋鸡声音信号去噪方法对比分析[J]. *农业机械学报*, 2017, 48(12): 327–333.
DU Xiaodong, TENG Guanghui. Improved denoising method of laying hens' vocalization[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(12): 327–333. (in Chinese)
- [22] KERSTA L G. Voiceprint identification[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1962, 34(5): 725.
- [23] Librosa development team. Librosa 0.8.1[EB/OL]. [2021–09–02]. <http://librosa.org/doc/latest/index.html>.
- [24] OPPENHEIM A V, SCHAFER R W, BUCK J R. Discrete-time signal processing[M]. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall, 1989.
- [25] FAVARO L, GAMBA M, GILI C, et al. Acoustic correlates of body size and individual identity in banded penguins[J]. *PLOS ONE*, 2017, 12(2): e170001.
- [26] WANG K, WU P, CUI H, et al. Identification and classification for sheep foraging behavior based on acoustic signal and deep learning[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 187: 106275.

(上接第 251 页)

- [19] LI H, LI Z, DONG W, et al. An automatic approach for detecting seedlings per hill of machine-transplanted hybrid rice utilizing machine vision[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 185: 106178.
- [20] INDRA D, HASANUDDIN T, SATRA R, et al. Eggs detection using Otsu thresholding method[C]//2018 2nd East Indonesia Conference on Computer and Information Technology (EIConCIT). IEEE, 2018: 10–13.
- [21] FAN Y, CHEN Y, CHEN X, et al. Estimating the aquatic-plant area on a pond surface using a hue-saturation-component combination and an improved Otsu method[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 188: 106372.
- [22] SOUZA-JUNIOR J B F, EL-SABROUT K, DE ARRUDA A M V, et al. Estimating sensible heat loss in laying hens through thermal imaging[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 166: 105038.
- [23] 沈明霞, 陆鹏宇, 刘龙申, 等. 基于红外热成像的白羽肉鸡体温检测方法[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(10): 222–229.
SHEN Mingxia, LU Pengyu, LIU Longshen, et al. Body temperature detection method of ross broiler based on infrared thermography[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(10): 222–229. (in Chinese)
- [24] 许志强, 沈明霞, 刘龙申, 等. 基于红外热图像的肉鸡腿部异常检测方法[J]. *南京农业大学学报*, 2021, 44(2): 384–393.
XU Zhiqiang, SHEN Mingxia, LIU Longshen, et al. Abnormal recognition method of broiler leg based on infrared thermal image[J]. *Journal of Nanjing Agricultural University*, 2021, 44(2): 384–393. (in Chinese)
- [25] 刘修林, 王福杰, 刘烨红, 等. 病理与健康蛋鸡体表温度的对比研究[J]. *中国家禽*, 2017, 39(2): 53–56.
- [26] NÄÄS I A, ROMANINI C E B, NEVES D P, et al. Broiler surface temperature distribution of 42 day old chickens[J]. *Scientia Agricola*, 2010, 67: 497–502.
- [27] COOK N J, SMYKOT A B, HOLM D E, et al. Assessing feather cover of laying hens by infrared thermography[J]. *Journal of Applied Poultry Research*, 2006, 15(2): 274–279.
- [28] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, 9(1): 62–66.
- [29] 鄢黎. 基于 HSV 变换模型的静态口型识别算法的研究[D]. 长春: 吉林大学, 2016.
YAN Li. The research of static lip recognition based on HSV transformation[D]. Changchun: Jilin University, 2016. (in Chinese)
- [30] 龚立雄. 基于 ComVI 和双阈值 OTSU 算法的农作物图像识别[J]. *排灌机械工程学报*, 2014, 32(4): 363–368.
GONG Lixiong. Crop image recognition based on ComVI and double threshold OTSU algorithm[J]. *Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering*, 2014, 32(4): 363–368. (in Chinese)
- [31] LOYAU T, ZERJAL T, RODENBURG T B, et al. Heritability of body surface temperature in hens estimated by infrared thermography at normal or hot temperatures and genetic correlations with egg and feather quality[J]. *Animal*, 2016, 10(10): 1594–1601.