

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2022.03.027

基于多特征融合的蛋鸡发声识别方法研究

余礼根^{1,2} 杜天天^{1,3} 于沁杨^{1,2} 刘同海³ 孟蕊¹ 李奇峰^{1,2}

(1.北京市农林科学院信息技术研究中心,北京 100097; 2.国家农业信息化工程技术研究中心,北京 100097;
3.天津农学院计算机与信息工程学院,天津 300384)

摘要:为更好地利用音频进行畜禽发声分类,进一步提高识别准确率,提出了一种基于多特征融合的蛋鸡发声识别方法。以栖架式养殖模式下蛋鸡的产蛋声、鸣叫声、饲喂声、尖叫声典型音频为研究对象,提取梅尔频谱系数、短时过零率、共振峰及其一阶差分作为融合特征参量,构建基于遗传算法优化BP神经网络的蛋鸡发声分类识别模型。结果表明,本文方法对蛋鸡产蛋声、鸣叫声、饲喂声和尖叫声的平均识别准确率为91.9%,识别的精确度分别为90.2%、93.0%、93.3%、92.2%,平均精确度达到92.2%;识别的灵敏度为94.9%、90.0%、89.4%、91.8%,平均灵敏度达到91.5%。研究表明,基于多特征融合的蛋鸡发声识别方法具有较好的识别灵敏度和精确度,可为蛋鸡发声语义解析与自动判别提供参考。

关键词:蛋鸡发声;栖架养殖;多特征融合;分类识别;梅尔频谱系数;短时过零率

中图分类号: S831.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2022)03-0259-07

OSID:



Recognition Method of Laying Hens' Vocalizations Based on Multi-feature Fusion

YU Ligen^{1,2} DU Tiantian^{1,3} YU Qinyang^{1,2} LIU Tonghai³ MENG Rui¹ LI Qifeng^{1,2}

(1. Information Technology Research Center, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China
2. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China
3. College of Computer and Information Engineering, Tianjin Agricultural University, Tianjin 300384, China)

Abstract: Vocalization is a direct expression of poultry's rich body information, physiological characteristics, stress response and health status, which can be used to characterize emotional health changes, physiological growth feedback, and feeding regulation with the advantages of non-invasive, non-stress and continuous monitoring. In order to make better use of audio multi-dimensional features to classify poultry vocalizations, a recognition method for laying hens' vocalizations based on multi-feature fusion was proposed. Typical calls of laying hens such as egg laying, singing, feeding and screeching in perching system were collected and analyzed, the Mel frequency cepstrum coefficient, short-time zero-crossing rate, formants and first-order difference were computed by Matlab software. The classification and recognition models of laying hens' vocalizations were established based on genetic algorithm optimized BP neural network according to the multi-feature fusion. The results showed that the average recognition rate by this method for laying hens' sounds of egg laying, singing, feeding and screeching was 91.9%, and the accuracies were 90.2%, 93.0%, 93.3% and 92.2%, respectively; and their sensitivities were 94.9%, 90.0%, 89.4% and 91.8%, respectively. The average accuracy and sensitivity were 92.2% and 91.5%, respectively. It was found that this recognition method of laying hens' vocalizations based on multi-feature fusion had a higher classification accuracy and sensitivity, which could be used for automatic discrimination and classification for different livestock and poultry sounds.

Key words: laying hens' vocalizations; perching system; multi-feature fusion; classification and recognition; Mel frequency cepstrum coefficient; zero-crossing rate

收稿日期: 2021-03-02 修回日期: 2021-04-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(31402113)、北京市农林科学院青年基金项目(QNJJ201913)、北京市农林科学院创新能力建设专项(KJCX20211007)和广东省重点领域研发计划项目(2019B020217002)

作者简介: 余礼根(1985—),男,副研究员,主要从事畜禽声信息感知与智能识别技术研究,E-mail: yulg@nrcita.org.cn

通信作者: 李奇峰(1981—),男,研究员,主要从事畜牧信息化技术研究,E-mail: liqf@nrcita.org.cn

0 引言

发声是动物传递信号的主要方式,能在一定程度上反馈其健康状态和生理生长信息,一直是畜禽行为研究的热点^[1-5]。自 20 世纪 50 年代首次报道鸡的发声特征以来,研究发现鸡可以发出 30 多种声叫类型,19 种发声语义信息(包括警告、威胁、求偶等)可被理解^[6-7]。家禽发出痛苦叫声的总数和频率与其社交能力和生长环境改变呈现一定的相关性^[8]。家禽在期待不同类型饲料时,发出叫声的类型和数量有所不同^[9]。限制饲喂时,来航鸡发声频率有明显增加,表现出忍受更高的紧张状态^[10-12]。然而,不区分动物发声类别,只统计发声频次不能较好地对畜禽发声语义信息进行全面描述^[13]。

在畜禽发声识别方面,学者对多种音频特征参数与识别模型进行了相关研究与报道。基于时域特征,张铁民等^[14]提出使用短时能量和短时过零率以及短时能量、短时过零率混合特征组成融合特征的音频识别方法,使用 T-S 模糊神经网络对提取的 3 种叫声特征参数构成 3 组测试集,识别正确率分别为 78%、80% 和 75%。HUANG 等^[15]计算短时过零率和短时能量,使用 PV-net 模型识别进食行为,准确率达 96%。基于频域特征,曹晏飞等^[16]根据规模化养殖舍中噪声和蛋鸡发声的子带功率比差异,提出使用 J48 决策树的分类算法,平均准确率为 93.4%。闫丽等^[17]提出一种基于偏度的子带聚类法,减少了特征向量数。FONTANA 等^[18-19]提取了蛋鸡叫声峰值频率,发现随着年龄增长,鸡的体质量增加,叫声频率逐渐降低,叫声峰值频率与鸡龄相关性极高($P<0.001$),据此建立了肉鸡体质量与发声峰值频率的计算公式,利用声谱能量值(即峰值)预估肉鸡体质量。CUAN 等^[20]计算声音的梅尔频谱系数以及一阶差分和二阶差分作为特征参数,使用卷积神经网络用于识别患禽流感病鸡,模型识别准确率达 97.43%。秦伏亮等^[21]提出一种基于小波变换的梅尔频谱系数作为特征参数,利用高斯混合模型-隐马尔可夫模型可识别肉鸡咳嗽声,平均识别率为 95%。杜晓冬等^[22]根据声谱图纹理特征差异,采用人工神经网络进行训练和分类,分类识别准确率高于 92%。基于时频域特征,韩磊磊等^[23]使用改进梅尔频谱系数(Mel frequency cestrum coefficient, MFCC)、短时能量、短时过零率组成复合特征,试验表明基于复合特征的识别结果优于单一的 MFCC。余礼根等^[24]对栖架养殖模式下蛋鸡发声进行研究,提出基于频谱特征的识别方法,模型分

类准确率为 88.3%,试验表明模型可应用于蛋鸡发声监测和情感分类。BANAKAR 等^[25]利用数据挖掘方法和 Dempster-Shafer 证据理论,分析 3 种常见疾病发声时域和频域特征,基于支持向量机模型进行分类。总体来看,单一时域、频域特征难以全面描述畜禽发声语义信息,为进一步提高识别准确率,本文提出一种融合短时过零率、梅尔频谱系数、共振峰等典型时频域特征参数的发声识别方法。

1 蛋鸡音频采集

研究开展于 2020 年 6 月 10 日—8 月 10 日,在北京市海淀区上庄实验站内完成。试验以北京市平谷区某蛋鸡养殖场提供的同一批次、健康状况良好的 2700 羽“京粉 6 号”蛋鸡为研究对象,在中国农业大学水利与土木工程学院研发的新型栖架养殖中试平台进行饲养,自 2020 年 1 月 9 日开始养殖,养殖区域尺寸(长×宽×高)为 28.0 m×9.0 m×4.3 m,养殖参照叠层式笼养模式相近的饲养管理措施、免疫消毒程序和光照制度,自由采食和饮水。

蛋鸡音频采集装置选用丹麦 Brüel & Kjær 声学振动测量公司的 BK 2270-S-C 型声学测试分析仪、配置 4189 型自由场传声器(采样频率为 44.1 kHz,16 位分辨率、单通道),利用 BZ-7226 数据记录软件(Hottinger Brüel & Kjær, Nærum, 丹麦)采集;蛋鸡音频采集装置安装于新型栖架养殖中试平台几何中心点,距地面高度为 2.2 m;试验期间蛋鸡音频连续进行采集,每隔 10 min 存储一次,存储为 .wav 格式,获取蛋鸡 55~64 周龄内养殖舍内的音频数据集 A_i 。

2 蛋鸡音频数据预处理

规模化蛋鸡养殖舍内采集到的音频数据包含蛋鸡舍内机械设备运行噪声、蛋鸡抓挠啄以及饲养员作业产生的背景噪声与蛋鸡发声,音频特征提取前需对蛋鸡舍内音频数据进行预处理,包括音频去噪、音频切分。

2.1 音频去噪

选取音频数据集 A_i 中 2020 年 7 月 6—11 日期间的试验数据,利用音频处理软件 Adobe Audition CC 2018 自适应降噪方法进行去噪,降噪幅度设置为 20 dB,噪声量设置为 80%,信号阈值设置为 3 dB,去除噪声后构成蛋鸡音频数据集 B_i 。蛋鸡舍内音频去噪前后效果对比如图 1 所示,噪声有效去除,信号无明显失真。

2.2 音频切分

针对蛋鸡音频数据集 B_i ,以音节和音序为单位,运用 Adobe Audition CC 2018 软件进行音频切

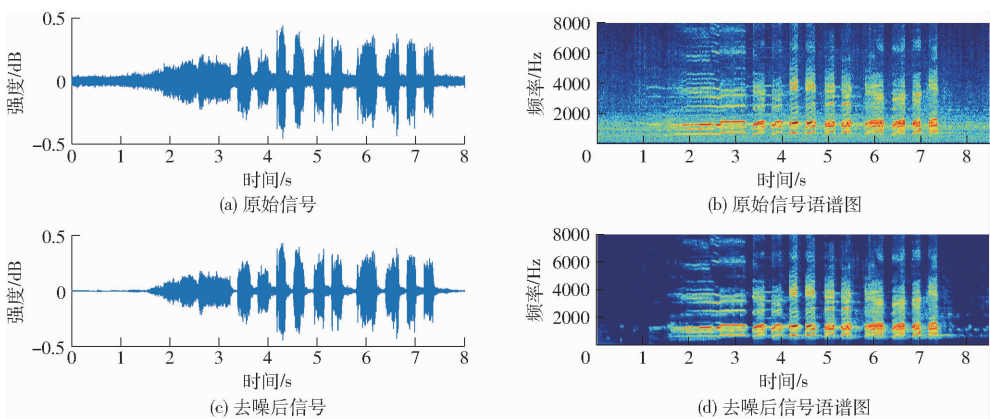


图 1 蛋鸡音频去噪前后效果对比

分,采用人工判读方法统计栖架式养殖模式下蛋鸡典型发声,共获得 5 690 个清晰、无重叠的蛋鸡发声音频片段数据集 C_i ,其中包括:2 323 个产蛋后类似“咯咯”的产蛋声,1 567 个类似唱歌的鸣唱声,1 291 个采食过程中发出的饲喂声,509 个伴随蛋鸡啄羽、啄头等应激行为的尖叫声。以 2 h 为一个时间单位,分类统计连续 5 d 内蛋鸡产蛋声、鸣唱声、饲喂声、尖叫声 4 类典型发声的频次,并分析其时域范围内的分布规律。4 类蛋鸡发声波形图如图 2 所示。

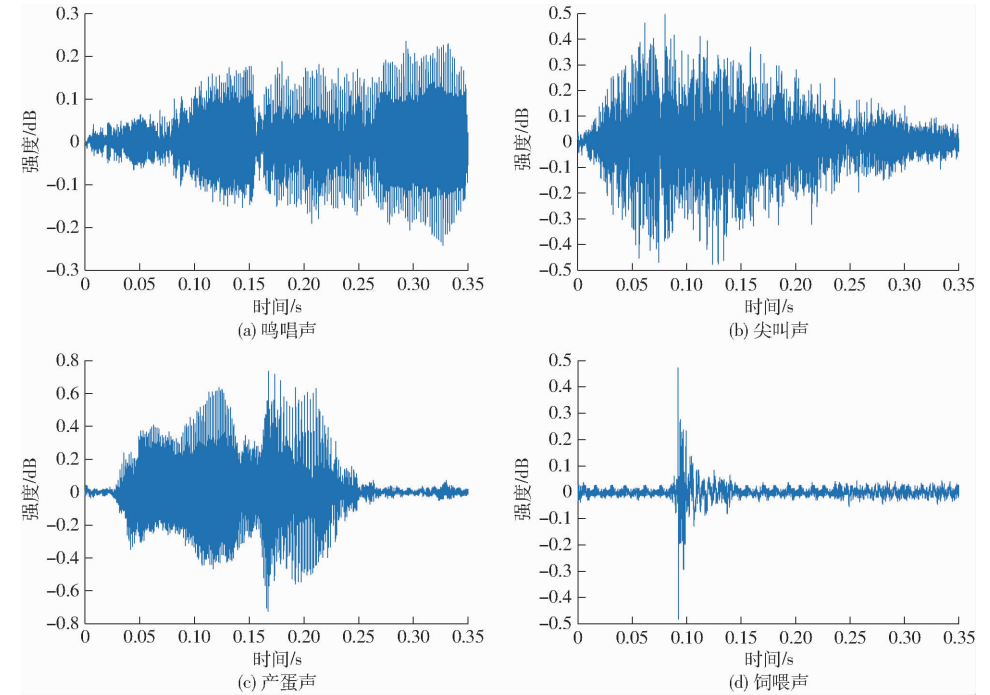


图 2 蛋鸡发声类别及波形图

Fig. 2 Waveforms of laying hens' vocalizations with different types

3 特征参数提取与计算

对于音频预处理获取的蛋鸡音频片段数据集 C_i ,使用 Matlab 2018a 计算蛋鸡发声时域、频域的典型特征参数,分别是短时过零率 (Zero-crossing rate, ZCR)、共振峰 (Formant frequency, FF) 和梅尔频谱系数,作为特征向量用于识别模型构建。

3.1 短时过零率

作为时域的经典特征参数,短时过零率指蛋鸡发声信号单位时间内 (每帧 N 个采样点) 穿过横坐

标轴的次数。计算公式为

$$Z_n = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N |\text{sgn}[x_v(n)] - \text{sgn}[x_v(n-1)]| \quad (1)$$

其中

$$\text{sgn}[x_v(n)] = \begin{cases} 1 & (x_v(n) \geq 0) \\ -1 & (x_v(n) < 0) \end{cases} \quad (2)$$

式中 Z_n ——每帧短时过零率

$x_v(n)$ ——蛋鸡发声信号

$\text{sgn}[\]$ ——符号函数 v ——帧数

3.2 共振峰

作为频域的经典特征参数,共振峰 (FF) 是音频

频谱能量最为集中的区域^[26]。研究发现不同类型的蛋鸡发声,第一共振峰(FF-1)、第二共振峰(FF-2)、第三共振峰(FF-3)出现在频谱图中的位置不同^[27]。已有大量研究共振峰静态特征,本文提出一种基于倒谱法的共振峰动态差分特征提取及描述方法。计算步骤如下:

(1)分帧:语音信号本质上是非平稳信号,但在10~30 ms内近似认为是线性时不变信号,对预加重后的蛋鸡发声信号分帧,帧长选择为20 ms,相邻帧之间的帧移为40%。

(2)加窗:为消除傅里叶变换中吉布斯效应的影响,对语音信号加窗处理,窗函数选用汉明窗。

(3)离散傅里叶变换:对信号进行快速傅里叶变换得到频谱,在此基础上对模平方得到信号功率谱,离散傅里叶变换公式为

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j2\pi n/N} \quad (0 \leq k \leq n) \quad (3)$$

式中 $x(n)$ ——时域输入信号
 $X(k)$ ——频域输出信号
 k ——傅里叶变换对应点

(4)对 $X(k)$ 幅值取对数

$$\hat{X}(k) = \lg |X(k)| \quad (4)$$

(5)计算 $\hat{X}(k)$ 逆傅里叶变换获得倒谱序列

$$\hat{x}(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \hat{X}(k) e^{j2\pi n/N} \quad (5)$$

(6)倒谱序列 $\hat{x}(n)$ 加窗得到 $h(n)$ 后,傅里叶变换得到蛋鸡发声包络线 $H(k)$,如图3所示。蛋鸡发声包络线 $H(k)$ 前3个极大值为第一共振峰(FF-1)、第二共振峰(FF-2)、第三共振峰(FF-3),第二共振峰与第一共振峰差值得到一阶差分 $\Delta FF-1$

21,第三共振峰与第二共振峰差值得到一阶差分 $\Delta FF-32$ 。包络线上的极大值点为共振峰

$$H(k) = \sum_{n=0}^{N-1} h(n) e^{-j2\pi n/N} \quad (0 \leq k \leq n) \quad (6)$$

式中 $H(k)$ ——包络线
 $h(n)$ ——倒谱序列加窗后函数

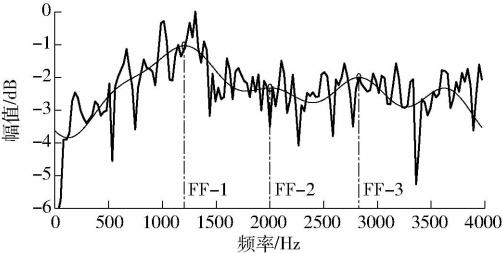


图3 蛋鸡发声共振峰提取示意图
Fig.3 Formant frequency of laying hens' vocalizations

3.3 梅尔频谱系数

梅尔频谱系数是根据听觉系统对语音信号非线性感知处理过程模拟人耳感知声音信号过程的参数,较为广泛地应用于畜禽音频识别^[28]。梅尔频谱系数计算步骤如下:

(1)预处理:对蛋鸡发声分帧、加窗、离散傅里叶变换。

(2)梅尔刻度变换:听觉系统感知分辨率随着频率增加而下降。梅尔频率通过梅尔刻度与真实频率建立映射关系。

(3)离散余弦变换:语音信号的频域信息主要由音素、音调组成。计算每个 Mel 滤波器的输出信号并取对数,得到每个频率带内的功率谱对数,对频谱包络进行离散余弦变换计算得到12维梅尔频谱系数。蛋鸡发声类别及梅尔频谱系数如图4所示。

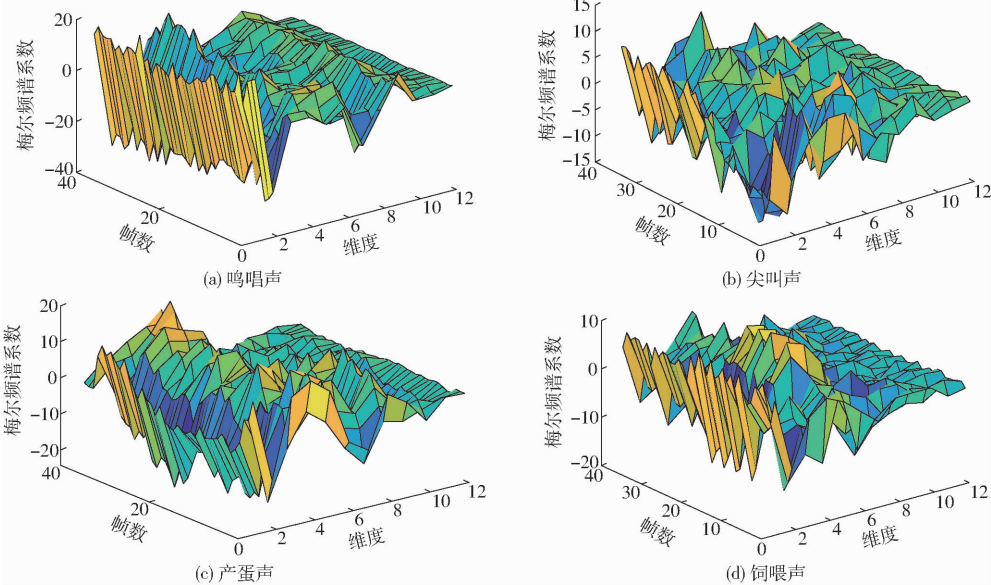


图4 蛋鸡发声类别及梅尔频谱系数
Fig.4 MFCC of laying hens' vocalizations with different types

4 识别模型构建

本文选用3层BP神经网络(输入层、隐含层、输出层)构建蛋鸡发声分类识别模型,输入层到隐含层、隐含层到输出层采用 Sigmoid 函数作为传递函数,隐含层节点数设置为 10,输出层为 4 种发声分类识别的结果。通过对比不同超参数对训练集和验证集识别准确率的影响选择出最优值,训练次数设置 1 000 次,目标误差设置为 0.000 01,学习率设置为 0.01,遗传算法种群规模设置为 50,进化次数 100,交叉概率 0.5,变异概率 0.01。应用遗传算法优化神经网络权值和阈值,提高网络训练效果,遗传算法优化过程如图 5 所示。

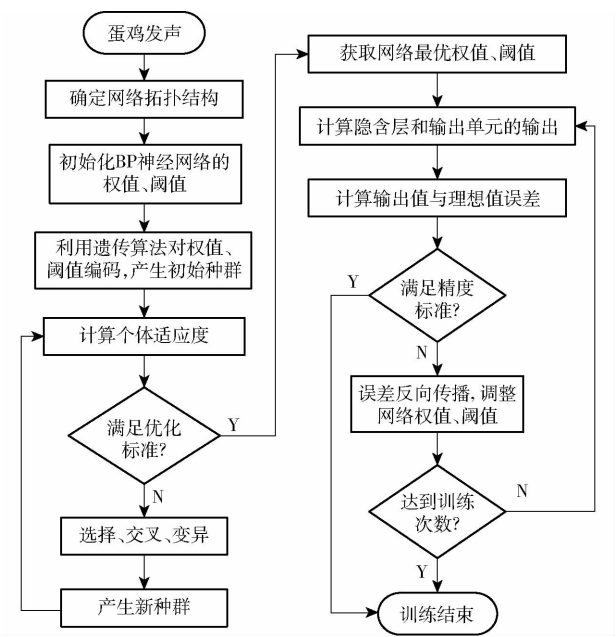


图 5 遗传算法优化神经网络的权值和阈值流程图
Fig.5 Flow chart of weight and threshold for genetic algorithm optimization of neural networks

通过不同特征参数组合构建蛋鸡发声识别模型,对比分类识别结果。第 1 组试验选用频域 12 维 MFCC 作为输入层特征向量;第 2 组选用“时域 + 频域”的 ZCR、FF - 1、FF - 2、FF - 3、 Δ FF - 21、 Δ FF - 32、MFCC + ZCR + FF 共 18 维特征参数作为输入层特征向量;第 3 组利用主成分分析法 (Principal component analysis, PCA) 对多维特征参数进行降维,累计贡献率大于 85%^[29]时新产生的 8 维特征参数 MFCC + ZCR + FF - D 作为输入层特征向量。3 组试验中的输入层节点数与输入特征向量维度保持一致。根据以上思路共设计 12 - 10 - 4、18 - 10 - 4 和 8 - 10 - 4 共 3 种拓扑结构的遗传算法优化神经网络模型。试验数据的 70% 用于模型训练,30% 用于模型验证。

利用混淆矩阵准确率 (Accuracy, A)、精确度

(Precision, P)、灵敏度 (Sensitivity, S) 3 个评价指标对蛋鸡发声音频分类识别模型的性能进行评价^[30]。

5 结果与分析

5.1 蛋鸡产蛋发声时序变化规律分析

以 2 h 为时间单位,统计蛋鸡在 05:00—07:00、07:00—09:00、09:00—11:00、11:00—13:00、13:00—15:00、15:00—17:00、17:00—19:00、19:00—21:00、21:00—05:00 内的产蛋声、鸣唱声、饲喂声、尖叫声的发声频次。结果表明,蛋鸡尖叫声、饲喂声的频次在时间变化上无明显规律;蛋鸡产蛋声、鸣唱声与产蛋行为密切相关,而产蛋行为是蛋鸡生产性能的直接体现,其统计分析结果如图 6 所示。蛋鸡产蛋声主要集中在每天 07:00—17:00,占全天产蛋声总数的 89.2%。其中,以 09:00—11:00 时间段内的产蛋声最多,占全天产蛋声总数的 28.1%;21:00—05:00 时间段产蛋声频次较少。总体来看,栖架养殖产蛋行为主要发生在上午,下午至晚上逐渐减少,符合蛋鸡自然的生理活动与生长习性,栖架养殖模式下蛋鸡的生长天性能够得到一定程度的表达。

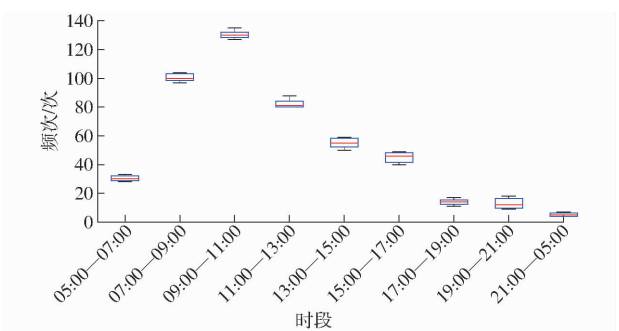


图 6 蛋鸡产蛋声箱线图
Fig.6 Boxplot of laying hens' vocalizations with egg laying

5.2 分类试验与结果分析

利用蛋鸡舍内 4 类典型发声音频的梅尔频谱系数、短时过零率、共振峰及一阶差分参量作为融合特征参数,构建基于遗传算法优化 BP 神经网络的蛋鸡发声分类识别模型,分类混淆矩阵如表 1 ~ 3 所示。蛋鸡发声分类识别模型性能对比如表 4 所示。

表 1 基于 MFCC 的蛋鸡发声分类识别混淆矩阵
Tab.1 Confusion matrix of feature fusion based on acoustic parameters of MFCC for laying hens

声音类别	产蛋声	鸣唱声	饲喂声	尖叫声	总数	灵敏度/%
产蛋声	605	29	23	6	663	91.3
鸣唱声	50	426	28	7	511	83.4
饲喂声	36	13	332	3	384	86.5
尖叫声	6	3	4	137	150	91.3
总数	697	471	387	153	1 708	
精确度/%	86.8	90.4	85.8	89.5		

表 2 基于 MFCC + ZCR + FF 的蛋鸡发声分类识别混淆矩阵

Tab. 2 Confusion matrix of feature fusion based on acoustic parameters of MFCC + ZCR + FF for laying hens

声音类别	产蛋声	鸣唱声	饲喂声	尖叫声	总数	灵敏度/%
产蛋声	625	20	16	6	667	93. 7
鸣唱声	37	431	12	4	484	89. 0
饲喂声	33	15	355	3	406	87. 4
尖叫声	2	5	4	140	151	92. 7
总数	697	471	387	153	1 708	
精确度/%	89. 7	91. 5	91. 7	91. 5		

表 3 基于 MFCC + ZCR + FF - D 的蛋鸡发声分类识别混淆矩阵

Tab. 3 Confusion matrix of feature fusion based on acoustic parameters of MFCC + ZCR + FF - D for laying hens

声音类别	产蛋声	鸣唱声	饲喂声	尖叫声	总数	灵敏度/%
产蛋声	629	17	12	5	663	94. 9
鸣唱声	34	438	10	4	486	90. 0
饲喂声	28	12	361	3	404	89. 4
尖叫声	6	4	4	141	155	91. 8
总数	697	471	387	153	1 708	
精确度/%	90. 2	93. 0	93. 3	92. 2		

表 4 蛋鸡发声分类识别性能比较

Tab. 4 Comparison of classification test of laying hens' vocalizations

特征参数	维度	平均识别准确率/%
MFCC	12	87. 8
MFCC + ZCR + FF	18	90. 8
MFCC + ZCR + FF - D	8	91. 9

由表 1 ~ 3 可知,产蛋声和尖叫声发声识别的灵敏度高于鸣唱声和饲喂声,其主要原因是产蛋声和尖叫声频谱特征规律较为显著,与其他类别的蛋鸡

发声不易混淆,而饲喂声的音频强度较低,特征变化与其他 3 类发声区分不明显,音频切分容易受到背景噪声影响和人为干扰。由表 4 可知,基于不同时频域特征组合与参数维度考虑,从平均识别准确率上看,融合特征参数降维后的特征参量(91. 9%)略高于融合特征参量(90. 8%)和梅尔频谱系数(87. 8%)。融合后的 MFCC + ZCR + FF 特征参数可从多角度对原始音频数据进行描述,但也存在大量冗余成分,冗余部分影响了模型分类识别效果。利用主成分分析(PCA)对多维特征参数降维形成新的多维特征参数组合 MFCC + ZCR + FF - D 构建的发声分类识别模型,在分类识别和模型运算效率上性能较优,其对蛋鸡产蛋声、鸣唱声、饲喂声和尖叫声识别精确度分别为 90. 2%、93. 0%、93. 3%、92. 2%,平均精确度达到 92. 2%,识别灵敏度为 94. 9%、90. 0%、89. 4%、91. 8%,平均灵敏度达到 91. 5%。试验结果表明,选择多特征融合算法用于蛋鸡发声识别是可行的,选择最优特征属性对提高蛋鸡发声识别性能具有较好的应用潜力。

6 结束语

提出的融合时域、频域特征的蛋鸡发声分类识别方法将梅尔频谱系数、短时过零率、共振峰及其差分特征相结合,多维度对栖架式养殖舍内蛋鸡音频进行特征提取与分类识别,利用遗传算法优化的神经网络分类识别模型平均识别准确率为 91. 9%,平均精确度达到 92. 2%,平均灵敏度达到 91. 5%。综上所述,本文构建的融合音频多维特征信息的蛋鸡发声分类识别模型具有较好的识别性能,可用于蛋鸡发声分类与自动判别。

参 考 文 献

[1] VANDERMEULEN J, BAHR C, TULLO E, et al. Discerning pig screams in production environments[J]. PloS One, 2015, 10(4): e0123111.

[2] CHELOTTI J O, VANRELL S R, MIONE D H, et al. A real-time algorithm for acoustic monitoring of ingestive behavior of grazing cattle[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 127: 64 - 75.

[3] WANG X S, ZHAO X Y, HE Y, et al. Cough sound analysis to assess air quality in commercial weaner barns[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 160: 8 - 13.

[4] 顾宪红. 动物福利和畜禽健康养殖概述[J]. 家畜生态学报, 2011, 32(6): 1 - 5.

GU Xianhong. Views on animal welfare and animal health feeding[J]. Journal of Domestic Animal Ecology, 2011, 32(6): 1 - 5. (in Chinese)

[5] LI N, REN Z, LI D, et al. Review: automated techniques for monitoring the behaviour and welfare of broilers and laying hens: towards the goal of precision livestock farming[J]. Animals, 2019, 14(3): 617 - 625.

[6] MANTEUFFEL G, PUPPE B, SCHON P C. Vocalization of farm animals as a measure of welfare[J]. Applied Animal Behaviour Science, 2004, 88(1/2): 163 - 182.

[7] TEFERA M. Acoustic signals in domestic chickens (*Gallus gallus*): a tool for teaching veterinary ethology and implications for language learning[J]. Ethiopian Veterinary Journal, 2012, 16(2): 77 - 84.

[8] MARX G, LEPPELT J, ELLENDORFF F. Vocalisation in chicks (*Gallus gallus dom.*) during stepwise social isolation[J]. Applied Animal Behaviour Science, 2001, 75(1): 61 - 74.

- [9] MCGRATH N, DUNLOP R, DWYER C, et al. Hens vary their vocal repertoire and structure when anticipating different types of reward[J]. *Animal Behaviour*, 2017, 130: 79–96.
- [10] ZIMMERMAN P H, KOENE P, VAN HOOFF J A. Thwarting of behaviour in different contexts and the gakel-call in the laying hen[J]. *Applied Animal Behaviour Science*, 2000, 69(4): 255–264.
- [11] ZIMMERMAN P H, KOENE P, VAN HOOFF J A. The vocal expression of feeding motivation and frustration in the domestic laying hen, *Gallus gallus domesticus*[J]. *Applied Animal Behaviour Science*, 2000, 69(4): 265–273.
- [12] ZIMMERMAN P H, BUIJS S A F, BOLHUIS J E, et al. Behaviour of domestic fowl in anticipation of positive and negative stimuli[J]. *Animal Behaviour*, 2011, 81(3): 569–577.
- [13] FONTANA I, TULLO E, SCRASE A, et al. Vocalization sound pattern identification in young broiler chickens[J]. *Animals*, 2016, 10(9): 1567–1574.
- [14] 张铁民, 黄俊端. 基于音频特征和模糊神经网络的禽流感病鸡检测[J]. *农业工程学报*, 2019, 35(2): 168–174.
ZHANG Tiemin, HUANG Junduan. Detection of chicken infected with avian influenza based on audio features and fuzzy neural network[J]. *Transactions of the CSAE*, 2019, 35(2): 168–174. (in Chinese)
- [15] HUANG J D, ZHANG T M, CUAN K X, et al. An intelligent method for detecting poultry eating behaviour based on vocalization signals[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 180: 105884.
- [16] 曹晏飞, 余礼根, 滕光辉, 等. 蛋鸡发声与机械噪声特征提取及分类识别[J]. *农业工程学报*, 2014, 30(18): 190–197.
CAO Yanfei, YU Ligen, TENG Guanghui, et al. Feature extraction and classification of laying hens' vocalization and mechanical noise[J]. *Transactions of the CSAE*, 2014, 30(18): 190–197. (in Chinese)
- [17] 闫丽, 邵庆, 吴晓梅, 等. 基于偏度聚类的哺乳期母猪声音特征提取与分类识别[J]. *农业机械学报*, 2016, 47(5): 300–306.
YAN Li, SHAO Qing, WU Xiaomei, et al. A clustering algorithm based on skewness as a tool to classify vocalizations of lactating sow[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(5): 300–306. (in Chinese)
- [18] FONTANA I, TULLO E, BUTTERWORTH A, et al. An innovative approach to predict the growth in intensive poultry farming [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2015, 119: 178–183.
- [19] FONTANA I, TULLO E, CARPENTIER L, et al. Sound analysis to model weight of broiler chickens[J]. *Poultry Science*, 2017, 96(11): 3938–3943.
- [20] CUAN K X, ZHANG T M, HUANG J D, 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.
- [21] 秦伏亮, 沈明霞, 刘龙申, 等. 基于音频技术的白羽肉鸡咳嗽识别算法研究[J]. *南京农业大学学报*, 2020, 43(2): 372–378.
QIN Fuliang, SHEN Mingxia, LIU Longshen, et al. Study on recognition algorithm of white feather broiler cough based on audio technology[J]. *Journal of Nanjing Agricultural University*, 2020, 43(2): 372–378. (in Chinese)
- [22] 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)
- [23] 韩磊磊, 田建艳, 张苏楠, 等. 基于决策树支持向量机和模糊推理的生猪异常声音识别[J]. *畜牧与兽医*, 2019, 51(3): 38–44.
HAN Leilei, TIAN Jianyan, ZHANG Sunan, et al. Porcine abnormal sounds recognition using decision-tree-based support vector machine and fuzzy inference[J]. *Animal Husbandry & Veterinary Medicine*, 2019, 51(3): 38–44. (in Chinese)
- [24] 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)
- [25] BANAKAR A, SADEGHI M, SHUSHTARI A. An intelligent device for diagnosing avian diseases: newcastle, infectious bronchitis, avian influenza[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 127: 744–753.
- [26] 冯沛, 白静, 薛珮芸, 等. 基于多特征组合的普通话塞音识别[J]. *现代电子技术*, 2019, 42(8): 159–163.
FENG Pei, BAI Jing, XUE Peiyun, et al. Mandarin plosive recognition based on multi-feature combinations[J]. *Modern Electronics Technique*, 2019, 42(8): 159–163. (in Chinese)
- [27] 余礼根, 滕光辉, 李保明, 等. 蛋鸡发声音频数据库的构建与应用[J]. *农业工程学报*, 2012, 28(24): 150–156.
YU Ligen, TENG Guanghui, LI Baoming, et al. Development and application of audio database for laying hens [J]. *Transactions of the CSAE*, 2012, 28(24): 150–156. (in Chinese)
- [28] 宣传忠, 马彦华, 武佩, 等. 基于声信号特征加权的设施养殖羊行为分类识别[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(19): 195–202.
XUAN Chuansong, MA Yanhua, WU Pei, et al. Behavior classification and recognition for facility breeding sheep based on acoustic signal weighted feature[J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(19): 195–202. (in Chinese)
- [29] LIU L S, LI B, ZHAO R Q, et al. A novel method for broiler abnormal sound detection using WMFCC and HMM[J]. *Journal of Sensors*, 2020, 2020: 2985478.
- [30] CARPENTIER L, BERCKMANS D, YOUSSEF A, et al. Automatic cough detection for bovine respiratory disease in a calf house[J]. *Biosystems Engineering*, 2018, 173(12): 45–56.