

蛋鸡发声与机械噪声特征提取及分类识别

曹晏飞¹, 余礼根², 滕光辉^{1*}, 赵淑梅¹, 刘旭明³

(1. 中国农业大学水利与土木工程学院, 北京 100083; 2. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097;
3. 北京德青源农业科技股份有限公司, 北京 100081)

摘要: 规模化蛋鸡舍中不同机械设备运行所产生的噪声会干扰蛋鸡声音提取。为了分析分类识别蛋鸡发声与机械噪声的可行性, 该研究以蛋鸡产蛋发声、鸣唱声和规模化蛋鸡舍中通风系统、饲喂系统、清粪系统、集蛋系统单独运行时的噪声为研究对象, 运用 LabVIEW 软件提取了蛋鸡发声和机械噪声的功率谱密度, 以子带功率比为特征向量, 在数据挖掘平台 Weka 上应用 J48 决策树算法构建声音分类识别器。结果表明, 蛋鸡产蛋发声和鸣唱声的最大功率比位于频率范围 $>689 \sim 1\,378$ Hz 内, 通风系统噪声和饲喂系统噪声的最大功率比位于频率范围 $0 \sim 689$ Hz 内, 清粪系统噪声和集蛋系统噪声的最大功率比位于频率范围 $>1\,378 \sim 2\,756$ Hz 内; 该声音分类识别模型的平均识别率为 93.4%, 其中蛋鸡鸣唱声和产蛋发声的识别率分别为 85.9% 和 92.5%, 机械噪声的分类识别率更高, 说明基于子带功率比的声音识别方法具有较好的识别效果, 该结果为规模化蛋鸡养殖舍复杂声音环境中检测蛋鸡声音提供了参考。

关键词: 信号处理; 噪声; 机械; 功率谱密度; 分类识别

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2014.18.024

中图分类号: TN713

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2014)-18-0190-08

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 Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014, 30(18): 190—197. (in Chinese with English abstract)

0 引言

动物声音包含有大量情绪信息, 如疼痛的尖叫[1-2]、饥饿叫声[3]、分离的痛苦叫声[4]等, 因此声音可用来反馈动物自身机体状况以及外部环境变化, 可作为一种评价动物福利状况的辅助方法[5]。与传统生理指标检测相比, 声音检测方法具有无应激、无接触以及连续采集的优点, 所以研究人员可通过监测农场动物的叫声来评价环境舒适性[6], 从而改善动物福利[7-8]。

Marx G 等[9]、李志忠等[10]、余礼根等[11]在隔音室等较少外界噪声干扰的环境下分别获取了蛋鸡育雏期、育成期以及产蛋期的蛋鸡叫声, Aydin A 等在较少噪声的实验室中获取了肉鸡的采食声[12]。尽管余礼根等[13]在栖架养殖模式下利用模式识别

算法在蛋鸡声音类型的识别过程中有较好的识别效果, 但是与规模化养殖相比, 实验室养殖不仅家禽数量少, 而且生产设备仅有风机等通风设备, 由此产生的噪声类型相对较为简单, 因此利用不同去噪方法来去除动物声音中的风机噪声[14-15]也较为方便。不过在现代规模化家禽养殖舍中, 不仅风机数量更多, 而且除通风系统产生的风机噪声外, 还有饲喂系统、清粪系统以及集蛋系统等生产设备所产生的噪声, 不仅噪声类型多, 而且声音特征更为复杂, 这将会严重影响规模化家禽养殖舍中家禽声音的正确识别效果, 因此有必要对规模化养殖舍中主要噪声类型的声音特征进行分析。

为此, 本研究以蛋鸡养殖舍中常见的蛋鸡产蛋叫声、鸣唱声、通风系统噪声、饲喂系统噪声、清粪系统噪声以及集蛋系统噪声为研究对象, 分析不同类型声音信号的特征参数, 初步实现蛋鸡发声和机械噪声的分类识别。

1 基于子带功率比的声音特征提取

功率谱密度(power spectral density, PSD)可用来反映声音信号能量特征随频率的变化关系, 声音识别过程常以此为特征值来辨别不同类型的音频数据[16-18]。

收稿日期: 2014-07-03 修订日期: 2014-09-27

基金项目: “十二五”国家科技支撑计划资助项目(2014BAD08B05); 国家自然科学基金资助项目(31402113); 国家现代农业(蛋鸡)产业技术体系建设专项资金资助项目(CARS-41)

作者简介: 曹晏飞(1986—), 男, 湖南娄底人, 博士, 研究方向为设施农业环境控制与信息技术研究。北京 中国农业大学水利与土木工程学院, 100083。Email: bmxzbx@126.com

※通信作者: 滕光辉(1963—), 男, 教授, 山东济南人, 博士生导师, 主要从事设施农业环境检测与信息技术研究。北京 中国农业大学水利与土木工程学院, 100083。Email: futong@cau.edu.cn

1.1 预处理

虽然从整体上来看, 声音信号是一个非平稳过程, 不能用处理平稳信号的数字信号处理技术来对其进行特征分析, 但是一般认为在 10~30 ms 内声音信号特性基本上是不变或者变换缓慢的, 因此可以将声音信号分割为一帧一帧信号来分析其特征参数^[19-20]。

分帧是预处理过程中的重要步骤, 为使帧与帧之间平滑过渡, 一般采用交叠分段的方法, 即前一帧与后一帧之间存在交叠部分。分帧是通过可移动的有限长度窗口进行加权的方法来实现的, 常用窗函数包括汉明窗和矩形窗等, 不同窗函数对短时声音信号参数的特性影响很大。与矩形窗相比, 汉明窗能够减少边缘效应和频谱泄露, 因此本试验中采用汉明窗进行加窗分帧处理。汉明窗函数 $\omega(n)$ 的表达式如下^[19]:

$$\omega(n) = \begin{cases} 0.54 - 0.46 \cos[2\pi n / (N-1)], & 0 \leq n \leq N-1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

式中: N 为帧长。

1.2 信号特征提取

利用离散傅里叶变换 (discrete fourier transform, DFT) 来计算声音信号的功率谱密度。假设第 m 帧声音信号为 $s_m(k)$, $k=0, 1, \dots, N-1$, 采样频率为 f , 则该帧声音信号的离散傅里叶变换 S_m 定义为^[18]:

$$S_m = \sum_{k=0}^{N-1} s_m(k) e^{-j \frac{2\pi nk}{N}} \quad (n=0, 1, \dots, N-1) \quad (2)$$

式中: j 为虚数单位。

考虑到蛋鸡发声与机械噪声功率在不同频段范围内所占的比例不同, 本研究将整个频率范围划分为 4 个区间, 每个区间称为子带, 子带采用非均匀的划分方式^[21], 各个子带的频率区间可分为 $[0, f/16]$ 、 $(f/16, f/8]$ 、 $(f/8, f/4]$ 、 $(f/4, f/2]$ 。子带 k 的功率比 D_k 的计算如下:

$$D_k = \frac{1}{W} \sum_{i=L_k}^{U_k} PSD_i \times f_r \times 100\% \quad (k=1, 2, 3, 4) \quad (3)$$

式中: L_k 表示子带 k 的起始频率, Hz; U_k 表示子带 k 的截止频率, Hz; f_r 为频率分辨率, Hz; PSD_i 为频率 i 处的功率谱密度, $V_{\text{rms}}^2/\text{Hz}$; W 为频率范围 $0 \sim f/2$ 内的总功率, V_{rms}^2 。

总功率 W 定义如下:

$$W = \sum_{i=0}^{f/2} PSD_i \times f_r \quad (4)$$

1.3 分类方法

常用的分类识别算法类型包括决策树、朴素贝

叶斯以及支持向量机等, 余礼根等研究发现基于 J48 决策树算法的蛋鸡发声分类模型自动识别率最高^[13], 因此本试验选用决策树 J48 算法来构建声音分类器。

决策树是一种非线性分类器, 它是由一个根节点 (root node)、一系列内部节点 (internal nodes) 以及叶节点 (leaf nodes) 组成的树型结构, 其核心问题是“属性特征 $x_i \leq T$?”, 其中 T 是阈值。在树的每个节点都有一个属性特征值被测试, 自顶向下依次进行, 直至某一子树中的集合相对于分类标准而言是同类的, 该集合就形成了叶子节点^[22-23]。

2 声音采集、特征提取及分类设计

2.1 声音数据采集、保存及处理

2.1.1 机械设备噪声

机械设备噪声于 2013 年 5 月在北京德青源生态农场 (北京, 延庆县, $40^\circ 30' \text{N}$, $116^\circ 20' \text{E}$) 编号为 D15 的规模化蛋鸡舍内采集。声音采集期间, 编号为 D15 的全密闭式蛋鸡舍空置。鸡舍基本状况: 东西走向, 长 116.0 m, 宽 13.5 m, 屋面高度为 7.0 m, 鸡笼布置方式为 5 列 6 走道, 分为楼上和楼下 2 层。鸡舍通风方式为机械纵向通风, 配有自动化集蛋系统, 饲喂系统和清粪系统。采用 SONY 型号为 ICD-SX77 录音笔单独录制不同系统运转所产生的声音, 包括: 1) 5 台风机同时运行的通风系统噪声; 2) 饲喂系统噪声; 3) 清粪系统噪声; 4) 集蛋系统噪声。采样频率为 11.025 kHz。录音笔放置在蛋鸡舍楼下第 3 走道距东墙 60.0 m 位置, 高 1.5 m。

为进行机械系统声音片段提取, 通过 Digital Voice Editor 软件将录音笔录制的机械运行声音以 *.wav 格式储存, 利用美国阿都比系统公司的音频处理软件 Adobe Audition 1.0 声音分析软件, 切分成长度为 1 s 的声音信号, 挑选出 130 个通风系统噪声片段、133 个饲喂系统噪声片段、138 个清粪系统噪声片段和 142 个集蛋系统噪声片段进行分析。

2.1.2 蛋鸡声音

蛋鸡声音录制于北京市海淀区中国农业大学上庄试验站的半消音室内完成, 室内建有规模为 $2\,000\text{ mm} \times 1\,200\text{ mm} \times 2\,000\text{ mm}$ (长×宽×高) 的蛋鸡养殖室, 地面铺有 50~100 mm 厚的碎木屑为垫料, 试验对象为 5 只同一批次 36 周龄的海兰褐蛋鸡。音频信息采集平台选用美国国家仪器有限公司型号为 PXI-1050 的机箱, 控制器型号为 PXI-8196, 声音采集卡为 NI 4472B (8 通道同步采集、24 bit 分辨率、102.4 kS/s 的采样频率), 声音传感器为 MPA201 (北京声望声电技术有限公司,

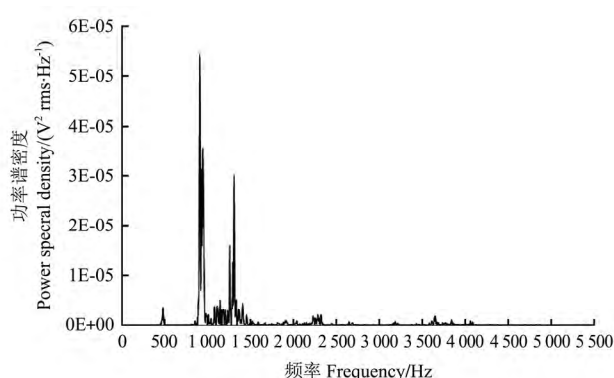
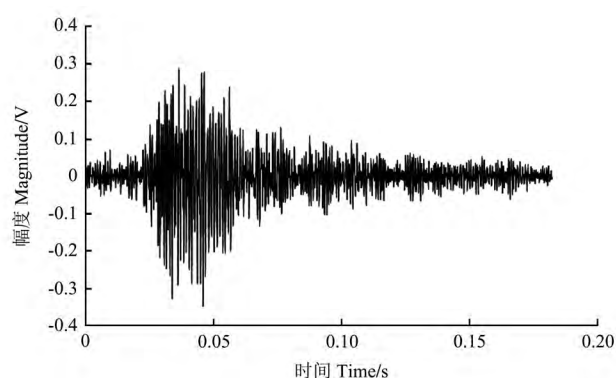
响应频率为 20~20 000 Hz, 灵敏度为 50 mV/Pa), 录音软件为 NI Sound and Vibration Assistant 2010, 采样频率为 32 kHz, 采样精度为 16 bit, 单声道采集, 考虑到后期软件分析处理的需要, 音频连续采集以 5 min 声音数据为一个存储单元, 2 个数据单元间隔 1 min, 数据以*.tdms 文件存储于现场服务器。具体环境信息和声音录制过程见参考文献[11]。

由于蛋鸡属于群居动物, 发声个体间间距较小, 并且多个个体还会在同一时间内发声, 因此难以进行单个个体录音。利用 LabVIEW 软件编制的程序, 将存储在现场服务器的二进制文件*.tdms 转换成*.wav 格式的波形文件, 再选用音频处理软件 Adobe Audition 1.0 回放, 参照韦力等^[24]挑选蛙声的

方法, 人工选出不同发声节奏、清晰且不重叠的蛋鸡叫声, 根据余礼根等对蛋鸡产蛋叫声和鸣唱声的定义^[11], 共获取了蛋鸡单音节产蛋叫声 173 个和单音节鸣唱声 199 个。

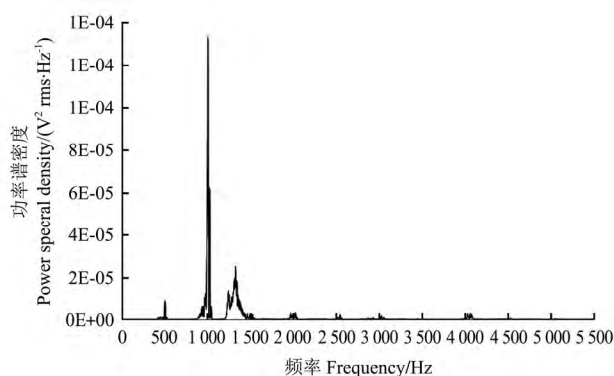
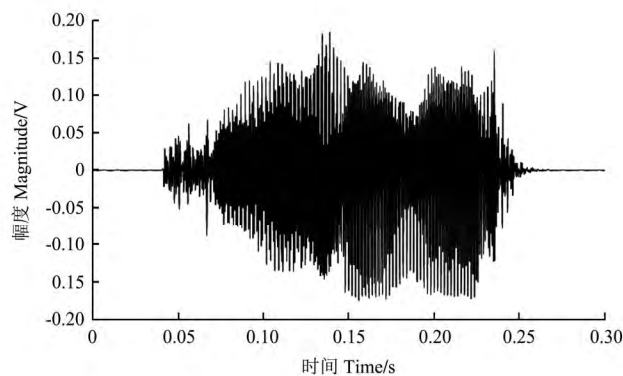
2.2 蛋鸡发声与机械噪声特征提取

从挑选出的蛋鸡叫声和机械噪声中选出典型的的声音片段进行时域和频域分析, 考虑到蛋鸡声音频率范围位于 2 500 Hz 以内^[15], 首先对蛋鸡声音片段进行重采样, 将采样频率从 32 kHz 调整到 11.025 kHz, 然后对蛋鸡声音片段和机械噪声片段进行分帧、加窗等预处理, 再根据离散傅里叶变换计算出不同声音片段的功率谱密度(图 1)。



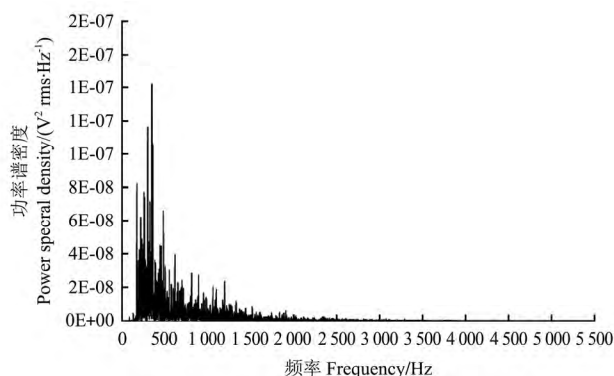
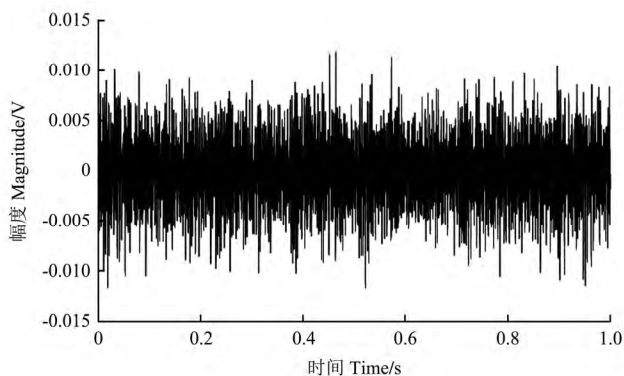
a. 蛋鸡产蛋叫声时间信号及功率谱密度

a. Time-signal and power spectral density of hens' vocalization during egg laying process



b. 蛋鸡鸣唱声时间信号及功率谱密度

b. Time-signal and power spectral density of laying hens' song



c. 通风系统噪声时间信号及功率谱密度

c. Time-signal and power spectral density of noise made by ventilation system

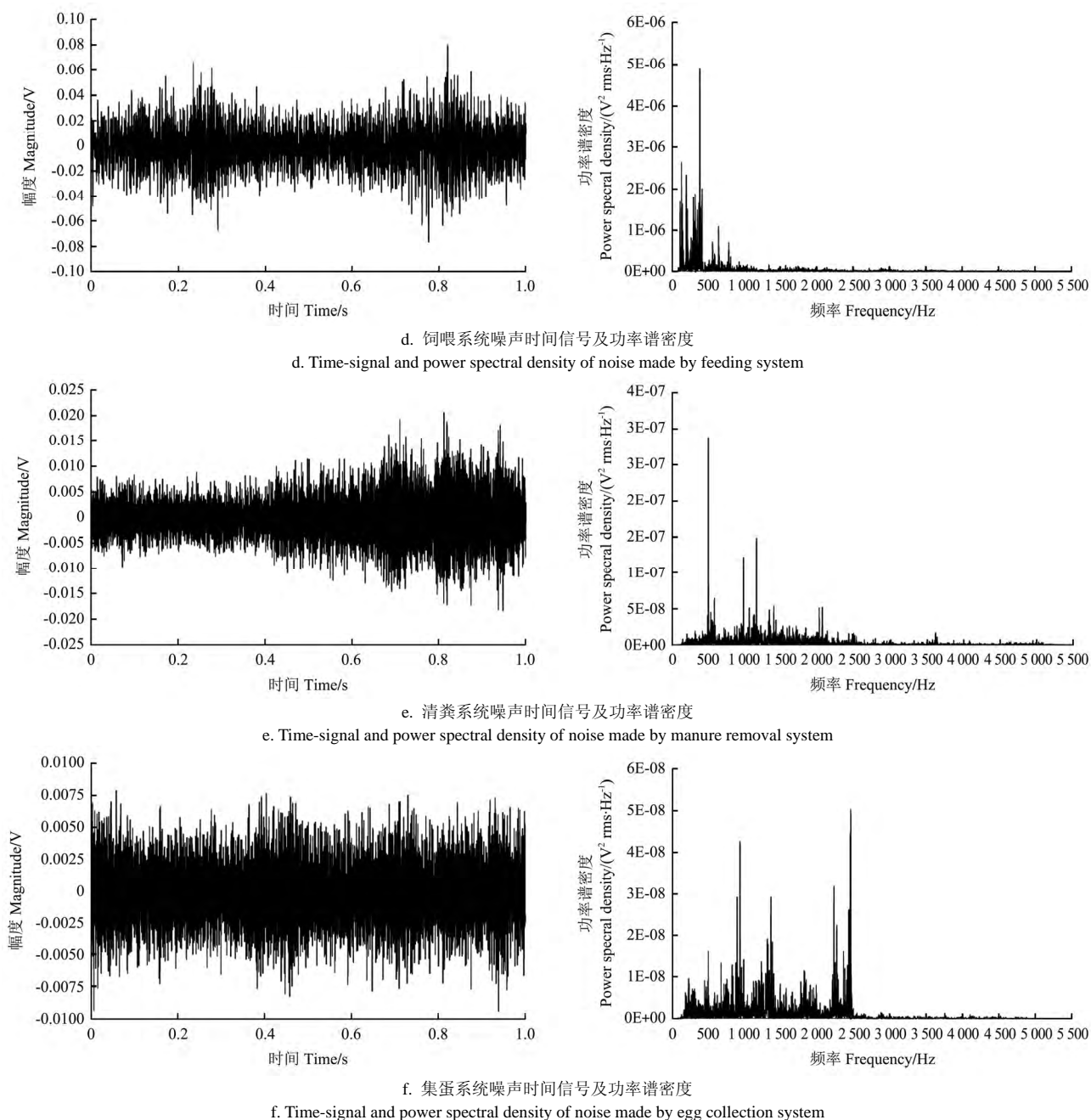


图 1 蛋鸡声音与机械噪声的时间信号及功率谱密度

Fig.1 Time-signal and power spectral density of laying hens' sound and mechanical noise

不同类型的声音, 其功率谱密度在不同频率范围内的分布有所不同。蛋鸡产蛋叫声和鸣唱声的功率谱密度在不同频率范围内的分布相似, 主要分布在 $400 \sim 2\,500$ Hz 以内 (图 1a、b); 通风系统噪声与饲喂系统噪声的功率谱密度在不同频率范围内的分布相似, 主要是在 $1\,500$ Hz 以内 (图 1c、d); 清粪系统噪声和集蛋系统噪声的功率谱密度在不同频率范围内的分布相似, 与蛋鸡产蛋叫声、鸣唱声、通风系统噪声及饲喂系统噪声相比, 其功率谱密度在不同频率范围内的分布更为均匀, 主要位于 $100 \sim 3\,000$ Hz 范围内 (图 1e、f)。

研究中声音采样频率为 11.025 kHz, 将子带功

率比 D_k 划分为 4 个区间, 分别为 D_1 ($0 \sim 689$ Hz)、 D_2 ($>689 \sim 1\,378$ Hz)、 D_3 ($>1\,378 \sim 2\,756$ Hz)、 D_4 ($>2\,756 \sim 5\,512$ Hz)。依据上述式 (3)、式 (4), 计算出蛋鸡声音与机械噪声在不同子带区间内的功率比, 如下表 1 所示。蛋鸡产蛋叫声和鸣唱声的最大功率比分别为 $(83.4 \pm 9.9)\%$ 和 $(76.7 \pm 18.8)\%$, 位于 $>689 \sim 1\,378$ Hz 区间内, 同时该区间内的产蛋叫声和鸣唱声功率比明显要大于机械噪声的功率比, 可初步区分蛋鸡声音与机械噪声。相似地, 通风系统噪声与饲喂系统噪声的最大功率比分别为 $(68.1 \pm 2.1)\%$ 和 $(74.5 \pm 9.7)\%$, 均位于 $0 \sim 689$ Hz 区间内, 明显大于其他声音类型在此区间内的功率

比; 清粪系统噪声与鸡蛋系统噪声的最大功率比分别为 $(37.2 \pm 4.1)\%$ 和 $(40.9 \pm 3.4)\%$, 均位于 $>1\,378 \sim 2\,756\text{ Hz}$ 区间内, 大于其他声音类型在此区间内的功率比。

表 1 蛋鸡声音与机械噪声的子带功率比

Table 1 Sub-band power ratio of laying hens' sound and mechanical noise %

声音类别 Sound category	样本量 Sample	D_1	D_2	D_3	D_4
产蛋叫声 Vocalization of egg laying process	173	1.1 ± 0.7	83.4 ± 9.9	11.2 ± 8.2	4.3 ± 2.8
鸣唱声 Song	199	14.1 ± 15.5	76.7 ± 18.8	7.6 ± 9.1	1.6 ± 2.3
通风系统噪声 Ventilation system noise	130	68.1 ± 2.1	21.4 ± 1.6	8.8 ± 0.6	1.6 ± 0.3
饲喂系统噪声 Feeding system noise	133	74.5 ± 9.7	12.2 ± 4.7	8.3 ± 4.2	5.0 ± 3.5
清粪系统噪声 Manure removal system noise	138	18.4 ± 5.1	29.2 ± 3.4	37.2 ± 4.1	15.1 ± 4.1
集蛋系统噪声 Egg collection system noise	142	20.1 ± 3.2	34.5 ± 3.0	40.9 ± 3.4	4.6 ± 1.4

注: D_1 为频率区间 $0 \sim 689\text{ Hz}$ 的功率比; D_2 为频率区间 $>689 \sim 1\,378\text{ Hz}$ 的功率比; D_3 为频率区间 $>1\,378 \sim 2\,756\text{ Hz}$ 的功率比; D_4 为频率区间 $>2\,756 \sim 5\,512\text{ Hz}$ 的功率比, 下同。

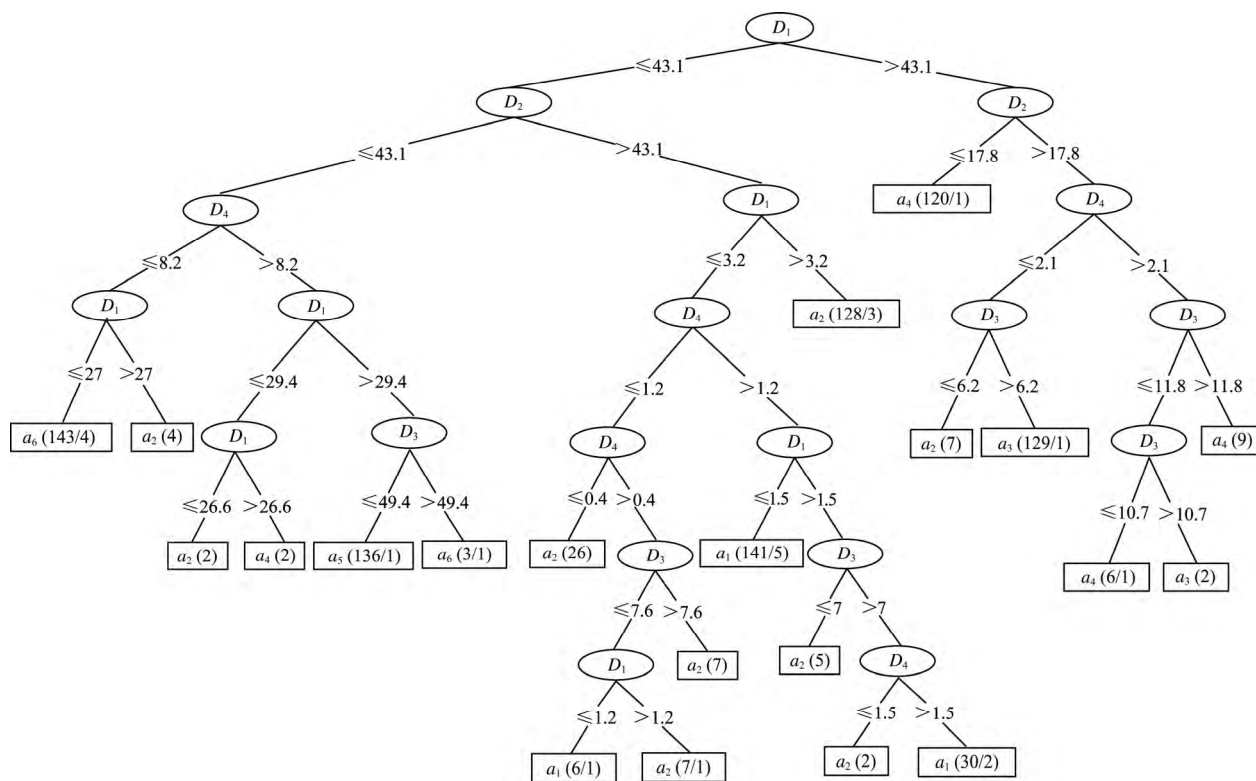
Note: D_1 is the power ratios within the frequency range $0 \sim 689\text{ Hz}$; D_2 is the power ratios within the frequency range $>689 \sim 1\,378\text{ Hz}$; D_3 is the power ratios within the frequency range $>1\,378 \sim 2\,756\text{ Hz}$; D_4 is the power ratios within the frequency range $>2\,756 \sim 5\,512\text{ Hz}$. The same as below.

2.3 分类方法设计

应用决策树 J48 算法构建声音分类器, 通过特征提取, 每个声音样本 D 可用一个 4 维属性的功率比 D_1, D_2, D_3, D_4 来表示, 即 $D = \{D_1, D_2, D_3, D_4\}$; 蛋鸡发声和机械噪声主要包含 6 类典型声音, 分别用 a_1, a_2, \dots, a_6 表示, 即: $A = \{a_1, a_2, \dots, a_6\}$, 分别是产蛋叫声, 鸣唱声, 通风系统噪声, 饲喂系统噪声, 清粪系统噪声, 集蛋系统噪声。

2.4 决策树模型

基于 Weka (University of Waikato, New Zealand) 数据挖掘软件, 采用 10 折交叉验证 (10-folds cross validation), 得出依据 J48 算法所建的决策树模型 (图 2)。其中圆圈标识为根节点和内部节点, 表示声音样本的属性特征值 $\{D_1, D_2, D_3, D_4\}$, 矩形框标识为叶节点, 代表不同声音类型 $\{a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6\}$ 。以叶节点 $a_6(143/4)$ 为例对简单介绍该决策树模型, 首先自顶向下, 从根节点开始, 根据声音样本的属性特征 $D_1(i)$ 与阈值 $T=43.1$ 的比较结果, 将声音数据样本拆分为 2 个不相交的子集。再选择小于等于阈值的子集, 以子集的属性特征 $D_2(k)$ 与值为 43.1 的阈值进行比较, 再次将声音子集拆分, 依次类推, 直至最终得到叶节点 $a_6(143/4)$ 。 $a_6(143/4)$ 表示共识别出 143 个 a_6 类型声音, 其中 4 个其他类型声音被识别为 a_6 类型声音。



注: a_1 为产蛋叫声; a_2 为鸣唱声; a_3 为通风系统噪声; a_4 为饲喂系统噪声; a_5 为清粪系统噪声; a_6 为集蛋系统噪声。下同。

Note: a_1 is vocalization of egg laying process; a_2 is song of hen; a_3 is ventilation system noise; a_4 is feeding system noise; a_5 is manure removal system noise; a_6 is egg collection system noise. The same as below.

图 2 J48 算法所构建决策树

Fig.2 Decision tree built by J48 algorithm

3 结果与分析

表 2 和表 3 分别表示蛋鸡声音与机械噪声的分类正确识别率以及分类结果的混淆矩阵。其中 a_5 的正确识别率最高，为 97.8%，而 a_2 的正确识别率最低，仅为 85.9%。说明机械噪声的正确识别率要比蛋鸡声音的识别率高一些。该模型的平均正确识别率为 93.4%（声音正确识别数量占全部声音数量的比例），其中蛋鸡鸣唱声的识别率最低（85.9%），意味着有 14.1% 的蛋鸡鸣唱声被误判为其他类型的声音，包括 16 个鸣唱声被识别为产蛋发声（占 14.1% 中的 57.1%，表明超过一半是被误判为产蛋发声），2 个鸣唱声被识别为通风系统噪声，2 个鸣唱声被识别为清粪系统噪声，5 个鸣唱声被识别为集蛋系统噪声，3 个鸣唱声被识别为饲喂系统噪声。蛋鸡产蛋叫声（ a_1 ）的识别率可达到 92.5%，7.5% 的蛋鸡产蛋叫声全部被误判为鸣唱声，这是因为产蛋叫声与鸣唱声都属于蛋鸡声音类型，两者之间的特征属性存在较多相似之处。

表 2 分类识别结果

Table 2 Classification results

声音类别 Sound category	识别率 Recognition rate/%
产蛋叫声 Vocalization of egg laying process a_1	92.5
鸣唱声 Song of hen a_2	85.9
通风系统噪声 Ventilation system noise a_3	97.7
饲喂系统噪声 Feeding system noise a_4	96.2
清粪系统噪声 Manure removal system noise a_5	97.8
集蛋系统噪声 Egg collection system noise a_6	94.4

表 3 分类结果混淆矩阵

Table 3 Confusion matrix of classification

类别 Category	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6
a_1	160	13	0	0	0	0
a_2	16	171	2	2	5	3
a_3	0	0	127	0	0	3
a_4	0	2	2	128	1	0
a_5	0	1	0	0	135	2
a_6	0	3	0	0	5	134

尽管李志忠等以梅尔频标倒谱系数（mel frequency cepstrum coefficient, MFCC）为特征值，对蛋鸡声音和噪声片段进行了识别^[25]，但是该方法并没有对蛋鸡声音类型和噪声类型进行介绍。而本文中提出的识别方法不仅能够很好的区分蛋鸡声音与机械噪声，而且对不同类型的蛋鸡声音和机械噪声有较好的识别效果。

余礼根等以栖架养殖模式下蛋鸡声音的 6 个特征属性作为特征值，对不同类型的蛋鸡声音进行了

识别^[13]，然而该研究结果仍然是在较为理想的环境中获得。在此基础上，本文对规模化蛋鸡舍中的主要机械设备噪声进行了特征属性分析，并利用模式识别算法对不同噪声类型进行了识别。

余礼根利用蛋鸡发声与机械噪声频谱图像的差异，提出了一种基于 haar 小波变换的音频指纹识别方法^[26]，这种方法需要将音频数据转化为静态图像，然后再对图像进行特征提取、分类识别，识别过程较为繁复。而本文提出的识别方法是利用蛋鸡发声与机械噪声在不同频率范围内的功率比差异，直接利用 J48 算法进行分类识别，识别过程更为简练。

4 结 论

本研究中提出的基于子带功率比分类识别蛋鸡发声与机械噪声方法具有较好的识别效果，平均识别率为 93.4%，其中蛋鸡鸣唱声识别率为 85.9%，产蛋叫声识别率可达到 92.5%，机械噪声识别率更高。该方法也可为噪声环境下的鱼类声音检测或野生动物声音检测提供参考。

根据本研究得到的决策树模型，下一步可编制自动识别蛋鸡声音与机械噪声程序。同时，由于规模化蛋鸡舍中多个机械系统会在同一时间运行，因此需要开展更多的研究来验证该方法在不同条件下的适应性。

[参 考 文 献]

- [1] Zimmerman P H, Koene P, van Hoof J A R A M. Thwarting of behaviour in different contexts and the gakel-call in the laying hen[J]. Applied Animal Behaviour Science, 2000, 69(4): 255—264.
- [2] Weary D M, Braithwaite L A, Fraser D. Vocal response to pain in piglets[J]. Applied Animal Behaviour Science, 1998, 56(2): 161—172.
- [3] Thomas T J, Weary D M, Appleby M C. Newborn and 5-week-old calves vocalize in response to milk deprivation[J]. Applied Animal Behaviour Science, 2001, 74(3): 165—173.
- [4] Marchant-Forde J N, Marchant-Forde R M, Weary D M. Responses of dairy cows and calves to each other's vocalisations after early separation[J]. Applied Animal Behaviour Science, 2002, 78(1): 19—28.
- [5] 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.
- [6] Daniella Jorge de Moura, Irenilza de Alencar Naas, Elaine Cangussu de Souza Alves, et al. Noise analysis to evaluate chick thermal comfort[J]. Scientia Agricola, 2008, 65(4): 438—443.

- [7] 顾宪红, 胡华伟, 张俊辉. 利用模拟母猪的抚慰声音减缓仔猪断奶应激的方法: 中国专利, 201110161027.5 [P]. 2011-11-23.
- [8] Taylor A A, Weary D M, Lessard M, et al. Behavioural responses of piglets to castration: The effect of piglet age[J]. *Applied Animal Behaviour Science*, 2001, 73(1): 35—43.
- [9] 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.
- [10] 李志忠, 滕光辉. 子带特征参数在家禽应激发声识别中的应用[J]. *农业机械学报*, 2009, 40(3): 143—147. Li Zhizhong, Teng Guanghui. Application of subband feature of poultry vocalization for identifying their status[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2009, 40(3): 143—147. (in Chinese with English abstract)
- [11] 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 Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2012, 28(24): 150—156. (in Chinese with English abstract)
- [12] 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.
- [13] 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 with English abstract)
- [14] Van Hirtum A, Berckmans D. Considering the influence of artificial environmental noise to study cough time-frequency features[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2003, 266(3): 667—675.
- [15] 曹晏飞, 滕光辉, 余礼根, 等. 含风机噪声的蛋鸡声音信号去噪方法比较[J]. *农业工程学报*, 2014, 30(2): 212—218. Cao Yanfei, Teng Guanghui, Yu Ligen, et al. Comparison of different de-noising methods in vocalization environment of laying hens including fan noise[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2014, 30(2): 212—218. (in Chinese with English abstract)
- [16] Lagardere J P, Mallekh R. Feeding sounds of turbot (*Scophthalmus maximus*) and their potential use in the control of food supply in aquaculture: I. Spectrum analysis of the feeding sounds[J]. *Aquaculture*, 2000, 189(3/4): 251—258.
- [17] Mallekh R, Lagardere J P, Eneau J P, et al. An acoustic detector of turbot feeding activity[J]. *Aquaculture*, 2003, 221(1/2/3/4): 481—489.
- [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] 赵力. 语音信号处理: 第2版[M]. 北京: 机械工业出版社, 2009.
- [20] 王炳锡, 屈丹, 彭焱. 实用语音识别基础[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005.
- [21] 韩纪庆, 冯涛, 郑贵滨, 等. 音频信息处理技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 2007.
- [22] John Durkin, 蔡竞峰, 蔡自兴. 决策树技术及其当前研究方向[J]. *控制工程*, 2005, 12(1): 15—18, 21. John Durkin, Cai Jingfeng, Cai Zixing. Decision tree technique and its current research[J]. *Control Engineering of China*, 2005, 12(1): 15—18, 21.
- [23] Sergios Theodoridis, Konstantinos Koutroumbas. Pattern Recognition, Fourth Edition[M]. 李晶皎, 王爱侠, 王骄, 等(译). 模式识别: 第四版. 北京: 电子工业出版社, 2010.
- [24] 韦力, 邵伟伟, 林植华. 饰纹姬蛙求偶鸣声特征分析[J]. *动物学研究*, 2013, 34(1): 14—20. Wei Li, Shao Weiwei, Lin Zhihua. Characteristics of courtship calls of *Microhyla ornata* (Anura: Microhylidae)[J]. *Zoological Research*, 2013, 34(1): 14—20. (in Chinese with English abstract)
- [25] 李志忠, 滕光辉. 基于改进 MFCC 的家禽发声特征提取方法[J]. *农业工程学报*, 2008, 24(11): 202—205. Li Zhizhong, Teng Guanghui. Feature extraction for poultry vocalization recognition based on improved MFCC[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2008, 24(11): 202—205. (in Chinese with English abstract)
- [26] 余礼根. 蛋鸡发声特征规律与识别方法的研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2013. Yu Ligen. Research on Methods for Acoustic Features and Automatic Recognition of Laying hen's Vocalizations[D]. Beijing: China Agricultural University, 2013. (in Chinese with English abstract)

Feature extraction and classification of laying hens' vocalization and mechanical noise

Cao Yanfei¹, Yu Ligen², Teng Guanghui^{1*}, Zhao Shumei¹, Liu Xuming³

(1. College of Water Resources and Civil Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China;

2. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China;

3. Beijing DQY Agricultural Technology Co., Ltd., Beijing 100081, China)

Abstract: Vocalizations of farm animals may accompany particular states of animals' mood or emotion. Based on these vocalizations, we can judge animals' current needs and impaired welfare, so they may be regarded as indicators of animals' state of welfare. However, the noise made by different mechanical systems in the commercial poultry house can interfere with the detection of laying hens' vocalization. The purpose of this study is to analyze and classify vocalizations of laying hens and mechanical noises. The analysis and classification is based on time-domain and frequency-domain characteristics of the signal. Vocalization in the egg laying process and song are two kinds of typical laying hens' vocalizations. Mechanical sources of noise on the farm mainly include the ventilation system, manure-removal systems, egg-collection systems, and feeding systems. The power spectral density and sub-band power ratio of laying hens' vocalizations and mechanical noises were extracted by using a sound analysis system based on the program development environment LabVIEW. A J48 decision tree algorithm was used to classify and identify laying hens' vocalization and mechanical noise on the data-mining platform Weka. The results showed that the frequency ranges of vocalization associated with the egg-laying process and singing were mainly distributed within 400–2 500 Hz, the frequency ranges of ventilation-system noise and feeding system noise were mainly distributed below 1 500 Hz, the frequency ranges of manure-removal system noise and egg-collection system noise were located within 100–3 000 Hz, which was wider than the frequency ranges of other sounds. The max power ratios of vocalization in the egg-laying process and singing were $(83.4\pm9.9)\%$ and $(76.7\pm18.8)\%$, which were within the frequency range $>689\text{--}1\,378\text{ Hz}$. The power ratios of vocalization in the egg laying process and singing were higher than that of mechanical noises in the frequency range $>689\text{--}1\,378\text{ Hz}$. The maximum power ratios of ventilation-system and feeding-system noise were $68.1\pm2.1\%$ and $74.5\pm9.7\%$, respectively, which were within the frequency range $0\text{--}689\text{ Hz}$. The power ratios of ventilation-system and feeding-system noise were higher than that of others in the frequency range $0\text{--}689\text{ Hz}$. The power ratio of manure-removal system and egg-collection system noise were relatively uniform; the maximum power ratios were just $37.2\pm4.1\%$ and $40.9\pm3.4\%$, respectively, and were within the frequency range $>1\,378\text{--}2\,756\text{ Hz}$. The power ratios of manure-removal system and egg-collection system noise were higher than that of others in the frequency range $>1\,378\text{--}2\,756\text{ Hz}$. The sound recognition model based on sub-band power ratio had an average correct classification rate of 93.4%. Further, 92.5% of vocalizations associated with the egg laying process and 85.9% of songs were correctly identified, and the correct classification ratios of ventilation system, feeding system, manure-removal system, and egg-collection system noise were 97.7%, 96.2%, 97.8%, and 94.4%, which were higher than that of laying hens' vocalizations. This method, based on sub-band power ratios, effectively recognizes and discriminates noise from different sources, which can provide a reference for detecting vocalizations of animals within the complex noise environment on the commercial farm.

Key words: signal processing; acoustic noise; machinery; power spectral density; classification