

基于音频特征和模糊神经网络的禽流感病鸡检测

张铁民^{1,2}, 黄俊端¹

(1. 华南农业大学工程学院, 广州 510642; 2. 华南农业大学国家生猪种业工程技术研究中心, 广州 510642)

摘要: 为了能在早期发现禽流感并进行预防, 该文提出了一种基于音频特征和模糊神经网络的禽流感病鸡检测方法。依据获取的家禽音频和环境及其他噪声的谱熵差别大的特点, 在复杂环境中分析并提取出鸡声, 丢弃非鸡声段, 对提取的鸡声进行分析及处理, 计算短时过零率、短时能量以及短时过零率与短时能量混合特征, 用作判别患禽流感的病鸡和健康鸡的依据。利用 T-S 模糊神经网络, 对提取出来的家禽音频特征进行训练和识别, 试验表明隶属度函数为钟形函数、隶属度个数为 2 时模糊神经网络对试验提取的 3 个鸡声特征组成的 3 组测试集的敏感性分别为 75.47%、80.39% 和 76.92%, 特异性分别为 80.85%、79.59% 和 72.92%, 正确识别率分别为 78%、80% 和 75%。该研究为规模化家禽养殖场及大型家禽流通市场的禽流感病禽识别提供一套快速、高效检测方法。

关键词: 神经网络; 识别; 提取; 谱熵; 短时过零率; 短时能量; 鸡病检测

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.02.022

中图分类号: TP3-05

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2019)-02-0168-07

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

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.02.022 <http://www.tcsae.org>

Zhang Tiemin, Huang Junduan. Detection of chicken infected with avian influenza based on audio features and fuzzy neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019, 35(2): 168—174. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.02.022 <http://www.tcsae.org>

0 引言

随着现代规模化养鸡业的发展, 禽流感对经济、食品安全和人类健康有着重要的影响^[1], 因此在规模化养殖环境中及时对患有禽流感的病鸡进行快速、准确的识别不仅直接关系到养鸡业的经济效益, 同时对预防禽流感交叉传播具有重要意义。传统的鸡病诊断主要依靠兽医对鸡的姿态、鸡冠、声音以及粪便进行观察^[2-4], 费时费力, 尤其对于规模化养殖场, 效率低下。然而随着现代电子计算机技术的发展, 许多新的、更高效的鸡病检测方法被提出来。

目前多采用视频角度, 许多基于机器视觉对其他动物行为监测的方法被陆续提出^[5-8]。而对于运用计算机视觉识别病鸡、监测鸡的行为, 毕敏娜等^[9-11]通过对家禽姿态识别进行病鸡识别, 其支持向量机模型在测试集的识别率达到 99.469%。王琳等^[12]用数值积分方法提取出鸡的深度图像特征, 结合神经网络, 实现群体肉鸡的质量估计。劳风丹等^[13]用机器视觉实现对单只蛋鸡的行为识别, 监测其生产和健康状况。而从音频角度看, 动物的发声包含丰富的信息, 能够在一定程度上反馈动物的健康情况^[14-16], 目前有许多基于音频分析的方法应用于其他动物的行为和健康监测^[17-22]。而对于分析鸡的音频研究, Banakar Ahmad 等^[23]用数据挖掘方法和 Dempster-Shafer 证据理论, 结合支持向量机作为识别工具, 识别和分类几种常见的鸡病。国内曹晏飞^[24]针对栖架饲养模式下蛋鸡发出

的声音, 提出了基于功率谱密度特征的分类识别方法, 该方法的平均识别率达到 95%。余礼根等^[25]以海兰褐蛋鸡为例, 收集了其在小规模(5 只)饲养条件下的叫声信息, 提取其包括持续时间、基音频率、频谱质心、共振峰及其衍生的发声特征参数, 构建出蛋鸡发声音频数据库, 分析蛋鸡发声和其他行为的联系, 得出分析蛋鸡发声特征有助于了解其行为特性、机体状态以及种群间的信息传递。

本文立足于应用音频分析技术, 通过分析笼养鸡中的健康和感染禽流感病毒的鸡叫声, 从音频角度, 提出一种在环境噪声背景中提取出鸡声的有效音频特征的方法, 并用模糊神经网络作为分类器, 识别禽流感病鸡的叫声和健康鸡的叫声, 以期家禽养殖业提供一种非接触式的自动化检测禽流感的方法。

1 健康和患禽流感病的鸡声获取方法

鸡声获取方法: 第一天: 12:00 将试验用的 14 只五周龄的无特定病原(specific pathogen-free, SPF)白来航鸡放入鸡隔离器中, 让其熟悉生存环境, 减少应激反应; 第二天, 16:30 将录音笔放入置于鸡隔离器中, 记录鸡声, 如图 1 所示, 录音笔为 T&F-91 加强版 32G 数字高清录音笔, 采样频率 48 000 Hz。录音笔能长时间连续不间断录音 120 h; 第三天 16:00 对鸡进行感染, 感染后的鸡呈现出眼睑水肿, 精神呆滞, 声音嘶哑, 羽毛蓬松等特征。录音笔持续记录鸡的叫声直到第六天感染禽流感病毒鸡全部死亡。取感染禽流感病毒前一天的鸡的叫声作为健康鸡的叫声(试验的第二天), 取感染禽流感病毒后的鸡的叫声作为禽流感病鸡的叫声(试验的第四天)。

收稿日期: 2018-07-04 修订日期: 2018-12-30

基金项目: 国家重点研发计划项目资助(2018YFD0500705)

作者简介: 张铁民, 教授, 博士, 主要从事智能检测与控制研究。

Email: tm-zhang@163.com

感染方法：采用的 H7N9 亚型禽流感病毒由华南农业大学兽医学院禽病研究室分离鉴定，在华南农业大学动物生物安全三级（animal biosafety level 3, ABSL-3）实验室中进行，所有操作均按照 ABSL-3 相关标准步骤及相关生物安全标准进行。利用 Reed-Muench 法计算病毒半数胚胎感染剂量（50% Embryo Infective Dose, EID₅₀），用含 10 000 μ/mL 青霉素和链霉素的无菌 PBS 将 H7N9 亚型禽流感病毒均稀释到 10⁶EID₅₀/0.1 mL，每只鸡经滴鼻点眼感染 10⁶EID₅₀/0.1 mL 病毒稀释液 0.1 mL。

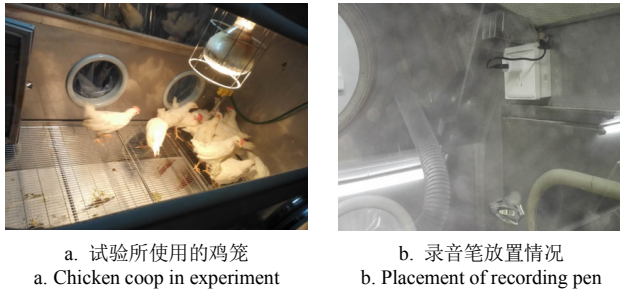


图1 音频采集环境
Fig.1 Audio capture environment

2 鸡声信号的时域分析与处理

2.1 预加重

由于声音信号低频信噪比将大，而高频信噪比不足，需对输入的数字鸡声信号的高频部分进行预加重处理，采用高通滤波器进行预加重，以提高鸡声的高频分辨率，高通滤波器的 z 传递函数如下^[26-27]。

$$H(z) = 1 - \alpha z^{-1} \quad (1)$$

其中 α 为预加重系数， $0.9 < \alpha < 1.0$ 。设 n 时刻语音采样值为 $x(n)$ ，经过预加重处理后的结果为 $y(n) = x(n) - \alpha x(n-1)$ ，这里 α 取 0.98。

图2为原始含噪鸡声信号和预加重后的频率幅值曲线，经过高通滤波器后，鸡声的低频部分被削弱，高频部分被增强。原始含噪鸡声信号和预加重后的含噪鸡声信号都经过归一化处理。

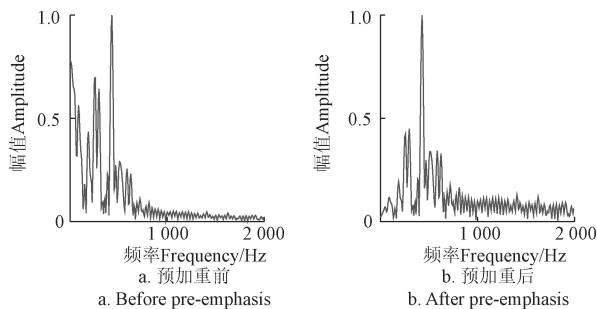


图2 预加重效果
Fig.2 Performance of pre-emphasis

2.2 鸡声信号的加窗与分帧

鸡声信号是时变信号，但在一个短时间内（10~30 ms），其特性基本保持不变，可以将其看做准稳态过程，其信号具有短时平稳性^[27-30]。为了使截取的鸡声信号波形缓慢降为零，减小鸡声帧的截断效应^[24]，选 hamming 窗对鸡声信号分帧，取 21.3 ms 为一帧，hamming

窗数学表达式如下^[26-27]， I 表示帧长度。

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

2.3 基于谱熵法的鸡声端点检测

熵表示信息的有序程度，由 Shannon 引用到信息理论中来，信号以信息熵来作为信息选择和不确定性的度量^[31]。Shen 等^[32]在试验中发现语音的熵和噪声的熵存在较大的差异，首次提出基于熵的语音端点检测方法。鸡叫声的熵跟环境噪声的熵有明显不同，提出一种基于谱熵法的鸡声端点检测，从一段含噪鸡声中准确地找出鸡声信号起始点和结束点，使有效的鸡声信号和无用的噪声信号得以分离。

2.3.1 基于谱熵法的鸡声端点检测算法

1) 对含噪鸡声进行加窗分帧处理，计算每一帧的谱的能量。含噪鸡声信号定义为 $x(i)$ ，加 hamming 分帧处理后得到的第 n 帧含噪鸡声信号为 $x_n(i)$ ，其快速傅里叶变换(Fast Fourier transform, FFT)表示为 $X_n(k)$ ，其转置矩阵表示为 $X_n^T(k)$ ，下标 n 表示为第 n 帧， k 表示第 k 条谱线， N 表示 FFT 的点数，取 $N=1024$ 。每一帧声音信号在频域中的短时能量 E_n 为

$$E_n = \sum_{k=0}^{N/2} X_n(k) X_n^T(k) \quad (3)$$

2) 计算每一帧中每个样本点的概率密度函数。定义某一谱线 k 的能量谱为 $Y_n(k) = X_n(k) X_n^T(k)$ ，则每个频率分量的归一化谱概率密度 $p_n(k)$ 为

$$p_n(k) = \frac{Y_n(k)}{E_n} \quad (4)$$

3) 计算每一帧的谱熵值 H_n 。

$$H_n = - \sum_{k=0}^{N/2} p_n(k) \ln p_n(k) \quad (5)$$

4) 设定判决门限进行端点检测。本文选择判决门限为含噪鸡声所有帧的谱熵值的平均值减去所有帧中谱熵值的最小值。

2.3.2 基于谱熵法的鸡声端点检测效果

基于谱熵法的鸡声端点检测流程如图3所示。

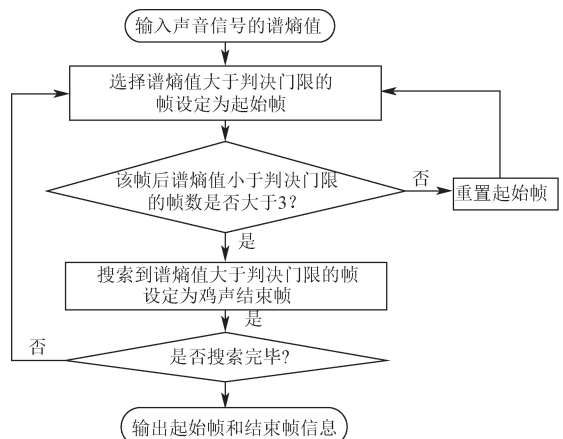
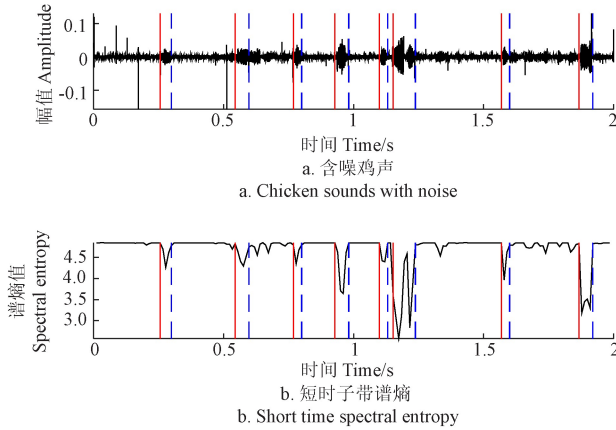


图3 基于谱熵法的鸡声端点检测流程
Fig.3 Detection process of chicken acoustic endpoint based on spectral entropy

本文选择最小鸡声长度为 3 帧。基于自相关函数的鸡声端点检测效果如图 4 所示, 图中红色实线表示鸡声起始帧位置, 蓝色虚线表示鸡声结束帧位置。



注: 红色实线表示端点检测中鸡声起始帧的位置, 蓝色虚线表示端点检测中鸡声结束帧的位置。

Note: Red solid lines are the starting point of the endpoint detection, and blue dashed lines indicate the ending point of the endpoint detection of the chickens' voice.

图 4 基于谱熵法的鸡声端点检测效果

Fig.4 Chickens' voice endpoint detection renderings based on spectral entropy

3 鸡声短时过零率和短时能量

3.1 鸡声短时过零率计算

短时过零率 (Short-time zero-crossing rate, STZ) 表示声音信号波形穿过横轴的次数, 对于离散信号如果相邻的取样值改变符号则称为过零, 一帧鸡声信号 $x_n(m)$ 的短时过零率 Z_n 的计算为

$$Z_n = \frac{1}{2} \sum_{m=0}^{1023} |\text{sgn}[x_n(m)] - \text{sgn}[x_n(m-1)]| \quad (6)$$

式中下标 n 表示第 n 帧鸡声信号。sgn[] 是求符号函数, 即

$$\text{sgn}[x] = \begin{cases} 1, & (x \geq 0) \\ -1, & (x < 0) \end{cases} \quad (7)$$

为了消除录音器随机微弱电流噪声的影响, 引入一个去噪变量, 本文选择去噪变量为 0.000 1。则鸡声信号的短时过零率 Z_n 的计算为

$$Z_n = \frac{1}{2} \sum_{m=0}^{1023} |\text{sgn}[x_n(m) - 0.0001] - \text{sgn}[x_n(m-1) - 0.0001]| \quad (8)$$

3.2 鸡声短时能量计算

短时能量 (short-time energy, STE) 用来度量音频信号的幅度值变化, 鸡在感染禽流感后叫声发生改变, 声音能量也发生改变, 一帧鸡声 $x_n(m)$ 短时能量 E_n 的计算为

$$E_n = \sum_{m=0}^{1023} x_n^2(m) \quad (9)$$

3.3 鸡声短时过零率与短时能量混合特征

鸡声短时过零率包含鸡声信号的符号信息, 鸡声短时能量包含鸡声信号的幅度信息, 将鸡声短时过零率与

鸡声短时能量的数值相乘, 作为同时包含鸡声信号的符号信息和鸡声信号的幅度信息的鸡声短时过零率与短时能量混合特征, 一帧鸡声信号 $x_n(m)$ 的短时过零率与短时能量混合特征 K_n 的计算为

$$K_n = \frac{1}{2} \sum_{m=0}^{1023} |\text{sgn}[x_n(m) - 0.0001] - \text{sgn}[x_n(m-1) - 0.0001]| \times \sum_{m=0}^{1023} x_n^2(m) \quad (10)$$

4 基于模糊神经网络的鸡声识别

神经网络具有并行计算, 分布式信息存储, 容错能量强及自适应学习能力等优势, 模糊逻辑是一种处理不确定性和非线性的强有力的工具, 模糊神经网络将神经网络与模糊逻辑结合起来, 具备两者的长处, 性能比单纯的神经网络或者单纯的模糊逻辑更强^[33]。

4.1 T-S 模糊模型

模糊模型主要有 2 种, 一种是模糊规则的后件是输出量的某一模糊集合, 称为模糊系统的标准模型, 另一种是模糊规则的后件输入是输入语言变量函数, 由 Takagi 等提出^[34-36], 称为 T-S 模糊模型。模糊系统的标准模型虽然符合人的思维和语言表达习惯, 但存在计算复杂、不利于数学分析等缺点。本文选用 T-S 模糊模型。

T-S 模糊模型用如下的 if-then 规则形式定义, 在规则 R^i 的情况下, 模糊推理为

$$R^i: \text{if } x_1 \text{ is } A_1^i, x_2 \text{ is } A_2^i, \dots, x_k \text{ is } A_k^i \text{ then } y_i = p_0^i + p_1^i x_1 + \dots + p_k^i x_k \quad (11)$$

式中 A_j^i 表示模糊系统的模糊集, $p_j^i (j=1, 2, \dots, k)$ 为模糊系统参数, y_i 为模糊规则得到的输出。假设输入特征组 $x = [x_1, x_2, \dots, x_k]$, 根据模糊规则计算各输入量 x_j 的隶属度, 以高斯函数的铃形函数为例

$$u_{A_j^i} = e^{\frac{-(x_j - c_j^i)^2}{b_j^i}} \quad (12)$$

式中 c_j^i 和 b_j^i 分别为隶属度函数的中心和宽度。将各隶属度进行模糊计算, 求得每条模糊规则的适用度 ω^i , 采用模糊算子为连乘算子。式中 $u_{A_k^i}(x_k)$ 表示输入量 x_k 根据模糊集 A_k^i 计算出的隶属度。

$$\omega^i = u_{A_1^i}(x_1) \times u_{A_2^i}(x_2) \times \dots \times u_{A_k^i}(x_k) \quad (13)$$

根据模糊计算结果计算模糊模型的归一化输出值 y^i

$$y_i = \frac{\sum_{i=1}^n \omega^i (p_0^i + p_1^i x_1 + \dots + p_k^i x_k)}{\sum_{i=1}^n \omega^i} \quad (14)$$

4.2 T-S 模糊神经网络

T-S 神经网络分为输入层、模糊化层、模糊规则计算层和输出层共四层。输入层与输入向量 x 连接, 节点数与输入向量的维数相同。模糊化层采用隶属度函数对输入值进行模糊化得到模糊隶属度值 u 。模糊规则计算层采用

模糊连乘公式计算的到模糊规则适用度 ω 。输出层则计算模糊神经网络输出 y 。T-S 模糊神经网络的学习算法如下。

1) 误差计算。用 y_d 表示 T-S 模糊神经网络的期望输出, y_c 表示 T-S 模糊神经网络的实际输出, 计算误差 e 的代价函数为

$$e = \frac{1}{2}(y_d - y_c)^2 \quad (15)$$

2) 神经网络参数修正。 p_j^i 表示神经网络系数, α 表示学习速率, x_j 表示输入的第 j 个特征, ω^i 表示第 i 个隶属度函数的适应度, 神经网络参数修正算法为

$$\begin{cases} p_j^i(k) = p_j^i(k-1) - \alpha \frac{\partial e}{\partial p_j^i} \\ \frac{\partial e}{\partial p_j^i} = \frac{(y_d - y_c)\omega^i}{\sum_{i=1}^n \omega^i x_j} \end{cases} \quad (16)$$

3) 隶属度函数参数修正。 c_j^i 表示隶属度函数的中心, b_j^i 表示隶属度函数的宽度, β 为以固定系数, 隶属度函数参数修正算法为

$$\begin{cases} c_j^i(k) = c_j^i(k-1) - \beta \frac{\partial e}{\partial c_j^i} \\ b_j^i(k) = b_j^i(k-1) - \beta \frac{\partial e}{\partial b_j^i} \end{cases} \quad (17)$$

5 结果与分析

以鸡声短时过零率、短时能量和短时过零率与短时能量混合特征作为识别特征, 取健康鸡的识别特征和禽流感病鸡的识别特征各 450 个, 组成一个行数为 900, 列数为 3 的识别特征矩阵 X 。构造行数为 900, 列数为 1 的矩阵作为标志矩阵 Y , 在标志矩阵 Y 中, 禽流感病鸡声用 1 表示, 健康鸡声用 0 表示, 将 X 和 Y 组合在一起作为数据集 (X, Y) , 训练样本为 (x_n, y_n) , x_n 表示第 n 个鸡声的识别特征, y_n 表示第 n 个鸡声是否患病的标志 ($n=1,2, \dots, 900$), 随机打乱样本的顺序, 取前 600 个样本作为训练集, 后 300 个样本作为 3 组测试集, 每组测试集 100 个样本, 各数据集中禽流感病鸡声特征和健康鸡声特征数量如表 1 所示。

表 1 训练集和测试集的禽流感病鸡声特征和健康鸡声特征

Table 1 Voice characteristics of chicken infected with avian influenza and healthy chickens in training and testing sets

鸡声类型 Categories of chickens' voice	集合类型 Type of data sets			
	训练集 Training set	测试集 1 Testing set 1	测试集 2 Testing set 2	测试集 3 Testing set 3
禽流感病鸡声 Voice of chicken infected with avian influenza	294	53	51	52
健康鸡声 Voice of healthy chicken	306	47	49	48
合计 Total	600	100	100	100

本文取模糊神经网络对每个输入特征的隶属度函数

为 2, 隶属度函数分别为 π 形函数、高斯函数和钟形函数时, 模糊神经网络对训练集的识别率与训练次数的关系如图 5 所示。

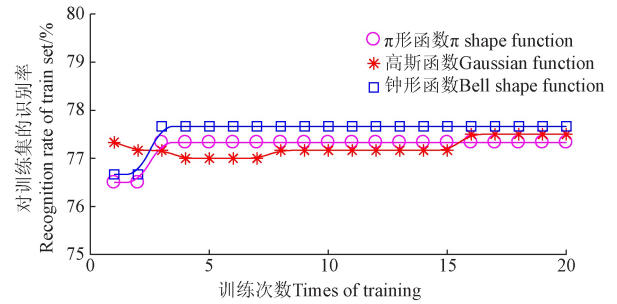


图 5 模糊神经网络对测试集的识别率与训练次数的关系曲线

Fig.5 Recognition rate of training set in fuzzy neural network with times of training

由图 5 可知, 模糊神经网络在训练次数为 16 时对测试集的识别率达到稳定, 隶属度函数为钟形函数的识别率最高。选择隶属度函数为钟形函数, 训练次数为 16 次, 分别计算该模糊神经网络对 3 组测试集识别结果的 8 个统计值: 正确的正例、正确的反例、错误的正例、错误的反例、敏感性、特异性、正确识别率和错误识别率。本文中, 敏感性为某一测试集中被正确诊断为禽流感病鸡声的个数与该测试集中所有禽流感病鸡声的数量之比, 特异性为某一测试集被正确诊断为健康鸡声的个数与该测试集中所有健康鸡声的数量之比, 敏感性和特异性的计算公式如式 (18), (19) 所示。数据统计结果如表 2 所示。

$$Se = \frac{TP}{TP+FN} \quad (18)$$

$$Sp = \frac{TN}{TN+FP} \quad (19)$$

由表 2 可知, 隶属度函数为钟形函数, 隶属度个数为 2 时, 模糊神经网络对本试验提取的 3 个鸡声特征组成的 3 组测试集的敏感性分别为 75.47%、80.39%和 76.92%, 特异性分别为 80.85%、79.59%和 72.92%, 正确识别率分别为 78%、80%和 75%。由表 2 可知模糊神经网络对测试集的识别率最高达 80%, 识别率在 75%到 80%之间。

表 2 模糊神经网络对测试集的统计值

Table 2 Statistical value of fuzzy neural network to test set

统计值类型 Statistical type	测试集 1 Testing set 1	测试集 2 Testing set 2	测试集 3 Testing set 3
正确的正例 True positive	40	41	40
正确的反例 True negative	38	39	35
错误的正例 False positive	9	10	13
错误的反例 False negative	13	10	12
敏感性 Sensitivity/%	75.47	80.39	76.92
特异性 Specificity/%	80.85	79.59	72.92
正确识别率 True recognition rate/%	78	80	75
错误识别率 False recognition rate/%	22	20	25

6 结 论

本文通过在 ABSL-3 实验室中对 5 周龄的 SPF 鸡做禽流感病毒感染试验, 收集了健康鸡的叫声和禽流感病鸡的叫声。以收集到的声音数据为分析对象, 首先对声音信息进行预处理、加窗和分帧, 接着分析含噪鸡声的谱熵特征, 提出了一种基于谱熵法的鸡声端点检测方法, 在含有噪声的鸡声录音中截取出鸡的叫声, 舍弃环境噪声。

通过计算有效鸡声帧的短时过零率、短时能量以及短时过零率与短时能量混合特征, 使用基于 T-S 模糊模型的模糊神经网络做健康鸡和禽流感病鸡的鸡声特征识别, 试验表明隶属度函数为钟形函数、隶属度个数为 2 时模糊神经网络对本试验提取的 3 个鸡声特征组成的 3 组测试集的敏感性分别为 75.47%、80.39%和 76.92%, 特异性分别为 80.85%、79.59%和 72.92%, 正确识别率分别为 78%、80%和 75%。

本文所提出的鸡声特征提取和识别方法对家禽养殖场的家禽疫病非接触式、快速和自动识别具有重要意义。

【参 考 文 献】

- [1] Brown Mac, Moore Leslie, McMahon Benjamin, et al. Constructing rigorous and broad biosurveillance networks for detecting emerging zoonotic outbreaks[J]. Plos One, 2015, 10(5): e124037.
- [2] Mdbazlurr Mollah, Mda Hasan, Mda Salam, et al. Digital image analysis to estimate the live weight of broiler[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2010, 72(1): 48—52.
- [3] 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 & Electronics in Agriculture, 2014, 101(1): 17—23.
- [4] 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.
- [5] 浦雪峰, 朱伟兴, 陆晨芳. 基于对称像素块识别的病猪行为监测系统[J]. 计算机工程, 2009, 35(21): 250—252.
Pu Xuefeng, Zhu Weixing, Lu Chenfang. Sick pig behavior monitor system based on symmetrical pixel block recognition[J]. Computer Engineering, 2009, 35(21): 250—252. (in Chinese with English abstract)
- [6] Shao J, Xin H, Harmon J D. Comparison of image feature extraction for classification of swine thermal comfort behavior[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 1998, 19(3): 223—232.
- [7] Shao B, Xin H. A real-time computer vision assessment and control of thermal comfort for group-housed pigs[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 62(1): 15—21.
- [8] 刘龙申, 沈明霞, 柏广宇, 等. 基于机器视觉的母猪分娩检测方法研究[J]. 农业机械学报, 2014, 45(3): 237—242.
Liu Longshen, Shen Mingxia, Bo Guangyu, et al. Sows parturition detection method based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(3): 237—242. (in Chinese with English abstract)
- [9] 毕敏娜, 张铁民, 庄晓霖, 等. 基于色差信息多色彩模型的黄羽鸡快速分割方法[J]. 农业机械学报, 2016, 47(12): 293—298.
Bi Minna, Zhang Tiemin, Zhuang Xiaolin, et al. Fast segmentation method of yellow feather chicken based on difference of color information in different color models[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(12): 293—298. (in Chinese with English abstract)
- [10] 毕敏娜, 张铁民, 庄晓霖, 等. 基于鸡头特征的病鸡识别方法研究[J]. 农业机械学报, 2018, 49(1): 51—57.
Bi Minna, Zhang Tiemin, Zhuang Xiaolin, et al. Recognition method of yellow feather chicken based on head features[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(1): 51—57. (in Chinese with English abstract)
- [11] Zhuang Xiaolin, Bi Minna, Guo Jilei, et al. Development of an early warning algorithm to detect sick broilers[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2018, 144: 102—113.
- [12] 王琳, 孙传恒, 李文勇, 等. 基于深度图像和 BP 神经网络的肉鸡体质量估测模型[J]. 农业工程学报, 2017, 33(13): 199—205.
Wang Lin, Sun Chuanheng, Li Wenyong, et al. Establishment of broiler quality estimation model based on depth image and BP neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2017, 33(13): 199—205. (in Chinese with English abstract)
- [13] 劳凤丹, 滕光辉, 李军, 等. 机器视觉识别单只蛋鸡行为的方法[J]. 农业工程学报, 2012, 28(24): 157—163.
Lao Fengdan, Teng Guanghui, Li Jun, et al. Behavior recognition method for individual laying hen based on computer vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(24): 157—163. (in Chinese with English abstract)
- [14] 刘恒, 吴迪, 苏家仪, 等. 运用高斯混合模型识别动物声音情绪[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(11): 82—87.
Liu Heng, Wu Di, Su Jiayi, et al. Recognition of animal sound's emotion based on gaussian mixture model[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2016,

- 35(11): 82—87. (in Chinese with English abstract)
- [15] 汪开英, 赵晓洋, 何勇. 畜禽行为及生理信息的无损监测技术研究进展[J]. 农业工程学报, 2017, 33(20): 197—209. Wang Kaiying, Zhao Xiaoyang, He Yong. Review on noninvasive monitoring technology of poultry behavior and physiological information[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2017, 33(20): 197—209. (in Chinese with English abstract)
- [16] 于天福. 基于声音特征的动物行为识别系统研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2010. Yu Tianfu. The Research of Animal Behavior Recognition System Based on Sound Features[D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2010. (in Chinese with English abstract)
- [17] 王丹聪. 基于多传感器融合的猪只行为辨别[D]. 西安: 陕西科技大学, 2018. Wang Dancong. Pig Behavior Identification Based on Multisensor Fusion[D]. Xi'an: Shaanxi University of Science and Technology, 2018. (in Chinese with English abstract)
- [18] Moura D J, Silva W T, Naas I A, et al. Real time computer stress monitoring of piglets using vocalization analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 64(1): 11—18.
- [19] Moura D J, Silva W T, Naas I A, et al. Real time computer stress monitoring of piglets using vocalization analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 64(1): 11—18.
- [20] Guarino M, Jans P, Costa A, et al. Field test of algorithm for automatic cough detection in pig houses[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 62(1): 22—28.
- [21] Ferrari S, Piccinini R, Silva M, et al. Cough sound description in relation to respiratory diseases in dairy calves[J]. Preventive Veterinary Medicine, 2010, 96(3/4): 276—280.
- [22] Milone D H, Rufiner H L, Galli J R, et al. Computational method for segmentation and classification of ingestive sounds in sheep[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009, 65(2): 228—237.
- [23] Banakar Ahmad, Sadeghi Mohammad, Shushtari Abdolhamid. An intelligent device for diagnosing avian diseases: Newcastle, infectious bronchitis, avian influenza[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2016, 127: 744—753.
- [24] 曹晏飞. 复杂背景下蛋鸡声音分类提取方法研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2015. Cao Yanfei. Research on Methods for Classification and Extraction of Laying Hens' Vocalizations in Complex Environment[D]. Beijing: China Agricultural University, 2015. (in Chinese with English abstract)
- [25] 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)
- [26] Oppenheim A V, Schaffer R W, Buck W J R. Discrete-time signal processing[J]. Electronics & Power, 2009, 23(2): 157.
- [27] Allen J B, Rabiner L. A unified approach to short-time Fourier analysis and synthesis[J]. Proc IEEE, 1977, 65(11): 1558—1564.
- [28] Portnoff M. Short-time Fourier analysis of sampled speech[J]. IEEE Transactions on Acoustics Speech & Signal Processing, 1981, 29(3): 364—373.
- [29] Immerseel L V, Peeters S. Digital implementation of linear gammatone filters: Comparison of design methods[J]. Acoustics Research Letters Online, 2003, 4(3): 59—64.
- [30] Quatieri Thomas. Discrete-time Speech Signal Processing: Principles and Practice[M]. Prentice Hall, 2002.
- [31] Shannon Claude E, Weaver Warren. The mathematical theory of communication[J]. Computers in Medical Practice, 1950, 3(9): 31—32.
- [32] Shen J L, Hung J W, Lee L S. "Robust entropy-based endpoint detection for speech recognition in noisy environments"[C]// The 5th International Conference on Spoken Language Processing, Incorporating the 7th Australian International Speech Science and Technology Conference, Sydney Convention Centre, Sydney, Australia, 1998.
- [33] Sun Zengqi, Xu Hongbin. Fuzzy neural network based on T S model[J]. Journal of Tsinghua University, 1997, 37(3): 76—80.
- [34] Takagi T, Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control[J]. Readings in Fuzzy Sets for Intelligent Systems, 1993, 15(1): 387—403.
- [35] Jin Yaochu, Jiang J, Zhu J. Neural network based fuzzy identification and its application to modeling and control of complex systems[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1995, 25(6): 990—997.
- [36] Takagi Tomohiro, Sugeno Michio. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 1985, 15(1): 116—132.

Detection of chicken infected with avian influenza based on audio features and fuzzy neural network

Zhang Tiemin^{1,2}, Huang Junduan¹

(1. College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China;

2. National Engineering Research Center for Breeding Swine Industry, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

Abstract: Avian influenza influences the economy, food safety and human health. A rapid and accurate detection of chicken infected with avian influenza in farming not only directly benefits the chicken farming, but also prevents the cross propagation of avian influenza. This paper proposes a non-invasive disease poultry detection method based on voice analysis, which is designed to achieve the identification of the voice of chickens infected with avian influenza and that of the healthy ones. First, 14 white leghorn chickens of 5 weeks of age with specific pathogen free (SPF) were put into the isolated cage in the animal biosafety level 3 (ABSL 3) laboratory to record their voice. The voice samples of healthy chickens were collected by a T&F-91 enhanced 32G digital HD recording pen, and then the chickens were inoculated with the H7N9 avian influenza virus in the ABSL-3 laboratory. The H7N9 subtype avian influenza virus was diluted to 10^6 EID₅₀/0.1 mL with 10 000 μ /mL penicillin and streptomycin free phosphate-buffered saline (PBS), which was then used to inoculate the chickens, each with 0.1 mL virus diluent. After that, the samples of infected chickens' voice were collected. Secondly, in light of the fact that the frequency of chickens' voice signal was higher than the ambient noise, the recorded voice signal was processed with pre-emphasis. The high pass filter was used, so as to weaken the signal of the noise and improve that of chickens' voice. Thirdly, the processed chicken voice signal was further treated with the hamming window, and then it was divided into smaller segment, 21.3 ms per frames, which could be regarded as quasi steady state process. Fourthly, because the spectral entropy values of the obtained chickens' voice and the noise were significantly distinguishing, the values of each frame were calculated out. Based on these values, the end point detection method was put forward, so that the chickens' voice fragments were extracted from the complex ambient noise-containing record, while the non-chicken voice was discarded. Fifthly, the extracted chickens' voice fragments were treated with time domain analysis, and 3 attributes (short time zero crossing rate, short time energy and the combination of them) were figured out as the characteristics of the healthy chickens and chickens infected with avian influenza. The 450 sampling voice of the healthy chickens and 450 of chicken infected with avian influenza were marked before their order being randomly disrupted. The marked samples were divided into 4 groups: 1 training set (600 samples) and 3 testing sets (100 samples in each group). Finally, the training set was trained by 3 Takagi-Sugeno (T-S) fuzzy neural networks (each with different types of the membership function: π function, Gaussian function and Bell function). It was revealed from the training result that the network with the bell function had the highest recognition rate. So the network with bell shape function was applied to the 3 testing sets and results were obtained respectively: the sensitivity was 75.47%, 80.39% and 76.92%, the specificity was 80.85%, 79.59% and 72.92%, and the true recognition rate was 78%, 80% and 75%. Therefore, this kind of detection method might provide a set of non-invasive, rapid and efficient methods for avian influenza infected chickens detection or identification in poultry farms and poultry circulation market.

Keywords: neural network; recognition; extraction; spectral entropy; short time zero crossing rate; short time energy; chicken infected with avian influenza detection