

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.09.041

栖架养殖模式下蛋鸡发声分类识别*

余礼根¹ 滕光辉¹ 李保明¹ 劳凤丹^{1,2} 曹晏飞¹

(1. 中国农业大学水利与土木工程学院, 北京 100083; 2. 中国农业大学网络中心, 北京 100083)

摘要: 针对栖架养殖模式下蛋鸡的发声, 采用频谱分析技术, 运用音频分析软件 Sound Analysis Pro 提取不同行为状态下的发声图谱, 采集其声学参数作为特征向量, 应用 J48 决策树算法、朴素贝叶斯理论和支撑向量机模型分别构建蛋鸡发声分类识别器, 利用开源的数据挖掘平台 Weka 3.6 进行实验。结果表明, 栖架养殖模式下, 7:00 ~ 8:00 的蛋鸡发声中, 产蛋叫声、愉悦叫声分别占全部发声的 42.2%、21.6%, 相比于传统的笼养模式, 有效地表达了蛋鸡生长过程中的自然行为和生理活动; 基于 J48 决策树算法的蛋鸡发声分类模型识别率最高, 达到 88.3%, 具有较好的识别效果, 可运用于蛋鸡发声的实时监测和不同情感的分类识别。

关键词: 蛋鸡 发声 栖架养殖 分类识别 决策树

中图分类号: S815; TP392 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2013)09-0236-07

Classification Methods of Vocalization for Laying Hens in Perch System

Yu Ligen¹ Teng Guanghui¹ Li Baoming¹ Lao Fengdan^{1,2} Cao Yanfei¹

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

2. Network Center, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: Multi-taper spectral analysis was used to perform vocalization classification for laying hens in perch system. Sound Analysis Pro software was applied to compute spectral derivatives and acoustic features. Three methods including J48 decision tree algorithm, NaiveBayes theory and support vector machine were used to classify sounds of laying hens by using the open source data mining tool of Weka 3.6. Experimental results showed that vocalization of egg laying process and pleasure notes accounted for 42.2% and 21.6% between 7:00 ~ 8:00, while the natural behaviors and physiological activities were strongly performed with a comparison to traditional cage system. It was found that J48 decision tree algorithm had the highest classification rate (88.3%) for vocalization of laying hens, which could be used for different animal vocalization.

Key words: Laying hens Vocalization Perch system Classification Decision tree

引言

随着对畜禽健康养殖的高度重视以及人们就食品安全问题的持续关注, 传统的饲养模式与养殖措施面临着巨大的挑战和发展瓶颈, 动物福利化养殖技术、养殖工艺和设施设备得到进一步的推广和应用。蛋鸡饲养环境和健康养殖一直是动物福利所关

心的重大问题。1999年, 欧盟发布保护蛋鸡的最低标准 1999/74/EC 指令(称为“欧盟指令”), 规定自 2012年1月1日起全面禁止使用传统的笼养方式饲养蛋鸡, 蛋鸡饲养一律采用丰富型鸡笼、非丰富型鸡笼和笼养的替代系统^[1~2]。其中, 栖架养殖作为蛋鸡笼养的一种替代系统, 被认为是最接近蛋鸡“自然行为”的饲养方式。

收稿日期: 2012-08-29 修回日期: 2012-10-06

* 国家自然科学基金资助项目(31072066)、公益性行业(农业)科研专项经费资助项目(201003011)和现代农业产业技术体系建设专项资金资助项目(CARS-41)

作者简介: 余礼根, 博士生, 主要从事农业生物环境控制与信息技术研究, E-mail: reagan1985@126.com

通讯作者: 滕光辉, 教授, 博士生导师, 主要从事设施环境检测与信息技术研究, E-mail: futong@cau.edu.cn

新型饲养模式下, 蛋鸡健康状态的监测和福利状况的评估已成为国内外研究的热点, 其中生理生长参数的测定、体态行为的观察和鸡蛋品质的分析等已成为主要研究手段^[3-8]。发声监测相对于生理参数的监测来说, 具有无接触、应激小等优点, 特别是随着数字化音频分析技术和自动识别方法的发展, 蛋鸡发声信息可以通过数字处理技术定量研究, 进而实现不同行为状态的自动监测与分类识别^[9-14]。

本文以栖架养殖模式下蛋鸡的发声为研究目标, 选择处于产蛋期的海兰褐蛋鸡为研究对象, 通过频谱分析获取其发声图谱和叫声类别, 运用数据挖掘算法, 构建模型实现对蛋鸡不同叫声的自动判别与分类。

1 材料与方法

1.1 研究对象

研究于2011年12月至2012年7月在中国农业大学的上庄实验站内开展。实验以北京德青源生态农场提供的同一批次体重相近、健康状况良好的102只海兰褐蛋鸡(85日龄)为研究对象。栖架养殖的实验平台如图1所示。其大小为4 500 mm × 1 500 mm × 3 000 mm(长 × 宽 × 高), 饲养密度为15只/m²; 垂直方向上安装有2条饮水线、2层采食平台、2个产蛋箱, 长度均为1 500 mm; 栖木材料为玻璃钢, 采用斜向布置方式, 栖木之间的布置间距为400 mm, 栖架与水平面的倾角为40°。蛋鸡入舍前为传统的叠层式笼养模式饲养, 入舍后经不断的人为训练, 蛋鸡逐渐适应栖架养殖环境及配套的设施设备^[15]。蛋鸡饲养期间, 自由采食和饮水, 饲养舍内环境温度范围为24.5 ~ 28.1℃, 湿度范围为62.9% ~ 87.5%, 二氧化碳质量浓度为(567.4 ± 78.1) mg/L, 光照强度为(38.7 ± 2.2) lx。在保持与叠层式笼养模式相同的饲养管理措施、免疫消毒

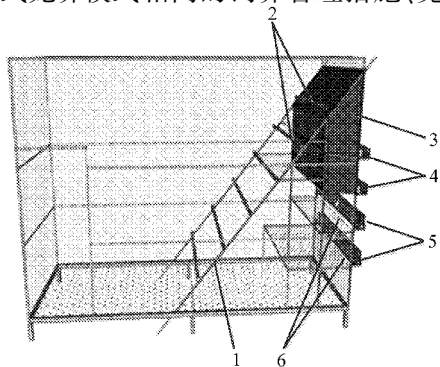


图1 栖架养殖平台结构示意图

Fig. 1 Schematic diagram of perch system

1. 栖架 2. 栖木 3. 产蛋箱 4. 集蛋线 5. 食槽 6. 饮水线

程序和光照制度的前提下, 确保蛋鸡的正常生长。

1.2 蛋鸡发声的获取

蛋鸡发声信息采集系统由音频采集卡(PXI-4472B型, National Instruments, Austin, Texas, USA)、响应频率为0.02 ~ 20 kHz的全向型传声器(MPA201型, 北京声望声电技术有限公司)和采样频率为102.4 kS/s的数据采集平台(PXI-1050型, National Instruments, USA)组成, 采集软件为Sound and Vibration Assistant 2010(National Instruments, USA)。实验过程中, 录音采样频率设定为44.1 kHz、采样精度为16位, 单声道采集。参考海兰褐蛋鸡的生长曲线, 选定蛋鸡47 ~ 48周龄为测试时间, 持续7 d, 考虑到蛋鸡产蛋时间主要在上午^[15], 选定每天7:00 ~ 8:00为蛋鸡发声的采集时间, 期间实行连续采集, 共收集到7 h的录音, 以*.tdms的二进制文件格式进行存储。

1.3 特征提取

为进行蛋鸡发声的频谱分析, 首先通过Labview编程将二进制文件*.tdms转换成*.wav的连续波形文件, 然后运用音频处理软件Adobe Audition v1.0(Adobe Systems Inc, San Jose, State of California, USA)进行A/D转换、降噪、预加重、重采样的处理, 以消除环境噪声, 减少蛋鸡发声重叠对特征分析的影响, 构成蛋鸡发声原始的音频数据, 并以音节和音序为单位进行切分, 共采集到663个蛋鸡发声的音频片段, 其中565个为有效数据, 98个为混合噪声。

在此基础上, 运用音频分析软件Sound Analysis Pro(Bell laboratories Lucent Technologies, Holmdel, New Jersey, USA)获取蛋鸡发声的频谱结构图, 统计蛋鸡在栖架养殖模式下主要的叫声类别及其对应的行为状态, 并计算其频谱特征参数, 主要包括: 持续时间(Duration)、振幅(Amplitude)、平均频率(Mean frequency)、频率调制(Frequency modulation)、Wiener熵(Wiener entropy)、基音优度(Goodness of pitch)等6个特征值^[16-18], 以此作为特征向量用于建模。

2 结果与分析

2.1 栖架养殖模式下蛋鸡的发声类别及频谱特征

在该饲养模式下, 蛋鸡产蛋期内(以每天7:00 ~ 8:00的发声为分析对象), 根据其频谱结构图的变化规律和特征值大小, 采用人工判读的方法统计出各类叫声的样本数。通过对565个有效音频片段的观察发现, 蛋鸡发声中, 14.8%的为混合噪声, 无法进行定义; 85.2%的蛋鸡叫声代表了4类不同的行为和情感, 其声学特征参数如表1所示, 各类叫声的

频谱结构如图2所示。产蛋叫声,包含2种音序(a_1 和 a_2),所占比例为42.2%,主要来源于蛋鸡产蛋

后,具体表现为音序的不断重复,音序与音序间存在有100~2000 ms不等的停顿时间;21.6%的为蛋鸡

表1 栖架养殖模式下蛋鸡发声特征参数

Tab.1 Acoustic features of laying hens in perch system

发声类别	样本量	持续时间/s	振幅/Pa	平均频率/Hz	频率调制/Hz·s ⁻¹	Wiener熵	基音优度
产蛋叫声	280	1.12 ± 0.43	0.029 7 ± 0.010 4	2 457 ± 498	30.9 ± 4.3	-2.65 ± 0.86	63.3 ± 18.7
愉悦叫声	143	5.75 ± 2.50	0.028 2 ± 0.007 3	2 139 ± 822	29.0 ± 6.4	-2.81 ± 0.95	85.9 ± 30.5
尖叫声	103	1.38 ± 0.30	0.028 1 ± 0.004 9	2 559 ± 221	22.9 ± 6.3	-2.71 ± 0.55	57.6 ± 21.1
争斗的应激叫声	39	0.45 ± 0.19	0.037 3 ± 0.007 3	2 265 ± 342	32.4 ± 5.9	-3.94 ± 0.91	78.2 ± 16.1

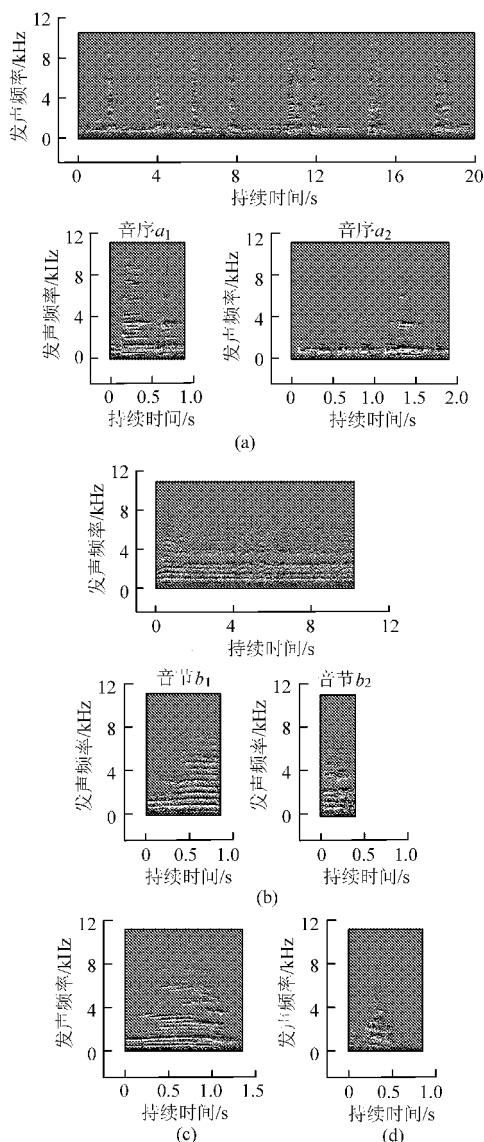


图2 蛋鸡发声类别及频谱结构图

Fig.2 Spectral derivatives and different syllable types of vocalization for laying hens

(a) 产蛋叫声 (b) 愉悦叫声 (c) 尖叫声 (d) 争斗应激叫声

愉悦叫声,由音节(b_1 和 b_2)所构成, b_1 为起始音节,用多项式表示则为 $b_1 + (n-1)b_2$ (n 为愉悦叫声切分后的音节数),音节与音节间非常紧凑,过渡时间不超过200 ms,连续进行,类似于鸟类鸣唱;蛋鸡尖叫声所占比例为15.5%,其为单音节发声,能量偏

高,声强均值达到(65.2 ± 2.8) dB;蛋鸡与蛋鸡间较易出现争斗,如攻击啄、啄羽等行为伴随出现的应激叫声所占比例为5.9%。分析发现,蛋鸡产蛋期间内,大多数发声为产蛋叫声和愉悦叫声,两者比例之和达到63.8%。在传统的舍网笼养模式下,偶尔可以听见蛋鸡产蛋后发出叫声,而栖架养殖模式下蛋鸡的生长天性能够得到充分的表达,产蛋前的寻巢、产蛋中的俯卧、产蛋后“咯咯”的叫声,均有效地表达了蛋鸡自然的生长行为和生理活动。

2.2 基于Weka平台的蛋鸡发声分类识别模型的构建

Weka(University of Waikato, New Zealand)全名是怀卡托智能分析环境,是基于Java环境下的数据挖掘程序,集成有大量的关联分析、聚类分析和分类分析算法等,支持二次开发,已广泛应用于模式识别的有关研究^[19~21]。

蛋鸡发声处理后得出系列特征值,可将其作为分类器训练和评测的数据,研究中分别采用决策树J48算法(Decision tree, DT)、朴素贝叶斯算法(NaiveBayes, NB)和支持向量机模型(Support vector machine, SVM)来构建蛋鸡发声分类器。通过特征提取,每个蛋鸡发声样本 H 可用一个6维属性的声学特征值 h_1, h_2, \dots, h_6 来表示,即 $H = \{h_1, h_2, \dots, h_6\}$,分别是:持续时间、振幅、平均频率、频率调制、Wiener熵、基音优度;根据频谱分析和人工判读的结果,蛋鸡在栖架养殖模式下主要包含有4类典型叫声,分别用 c_1, c_2, c_3, c_4 来表示,即: $C = \{c_1, c_2, c_3, c_4\}$,分别是:蛋鸡产蛋叫声、愉悦叫声、尖叫声和争斗的应激叫声^[22~24]。假设给定的一个未知蛋鸡发声特征数据样本为 X ,3种分类方法的建模过程为:

(1)决策树是一种分类技术,是在数据处理过程中将数据按树状结构以一定的判定条件分成若干分支建立的树状图,每个分支包含数据类别的共同属性,从而提取有用信息,产生分类规则进行的分类。其自顶向下依次进行,直到获得最终可以接受的类,形成叶子节点^[25~27]。具体算法为:①对于未

知的蛋鸡发声特征的数据样本 \mathbf{X} , 从根节点开始, 即 $\mathbf{X}_t = \mathbf{X}, t$ 为新节点。②对每个特征向量 \mathbf{x}_k , 每个特征值 h_{kn} , 根据 $\mathbf{x}_k(i) \leq h_{kn}$ 判定条件, 将 \mathbf{X}_t 拆分为 2 个不相交的子集 \mathbf{X}_{tY} 和 \mathbf{X}_{tN} , $k = 1, 2, \dots, 6; n = 1, 2, \dots, N_{tk}; i = 1, 2, \dots, N_t$ 。其中 k 为蛋鸡样本的属性个数, 取值为 6; $N_{tk} \leq N_t \leq N, N$ 为数据集个数, 取值为 565; h_{kn} 为 2 个连续不同的子特征值的中间值。

③对每个节点分支, 计算其节点不纯度

$$I(t) = - \sum_{j=1}^4 P(c_j|t) \text{lb}P(c_j|t) \quad (1)$$

式中 c_j ——蛋鸡发声类别

$P(c_j|t)$ ——向量概率

至此, 数据分类问题即转换为选择合适的 x_{k0} 和相关的 h_{k0n0} , 使得节点不纯度的减少量达到最大, 即能满足停止分支的准则, 并将此时的节点 t 声明为叶子节点。

如果不满足, 根据对 $x_{k0} \leq h_{k0n0}$ 的判断, 产生 2 个子节点 t_Y 和 t_N , 相关的子集是 \mathbf{X}_{tY} 和 \mathbf{X}_{tN} 。

由于所建决策树太大, 不能把原决策树完全予以展示, 仅给出所建决策树的主要部分, 如图 3 所示。其中, 根节点和内部节点是所选属性 $\{h_1, h_2, h_3, h_4, h_5, h_6\}$ 的编号, 用圆圈标识; 叶子节点是根据此决策树的分类结果, 用矩形框予以显示, 代表蛋鸡的 4 类叫声 $\{c_1, c_2, c_3, c_4\}$; 分支上是各属性特征值的判定条件。

(2) 朴素贝叶斯是一种基于概率的学习算法, 基于假设的先验概率, 利用贝叶斯公式计算出其后

验概率, 即该对象属于某一类的概率, 选择具有最大后验概率的类作为该对象所属的类^[28~29]。具体描述为

$$P(c_j|\mathbf{X}) = \frac{P(\mathbf{X}|c_j)P(c_j)}{P(\mathbf{X})} \quad (2)$$

其中: $P(c_j|\mathbf{X})$ 为数据样本 \mathbf{X} 在类别 c_j 中的后验概率; $P(\mathbf{X}|c_j)P(c_j)$ 为样本 \mathbf{X} 属于每一个类别 c_j 的先验概率; 由于 $P(\mathbf{X})$ 对于每类均为常数, 因此最大化后验概率的计算转换成先验概率最大化的求解。因为各属性特征 h_i 之间相互独立, 则其先验概率通过训练集即能求出。其分类算法为

$$C_{NB} = \arg \max_{c_j \in C} \left\{ P(c_j) \prod_{i=1}^6 P(h_i|c_j) \right\} \quad (3)$$

根据此方法, 对于未知数据样本 \mathbf{X} , 只需先计算出其属于蛋鸡发声类别 c_j 的概率值 $P(c_j)P(h_i|c_j)$, 据此判断出其最大概率值对应的类别。

(3) 支持向量机要求在高维空间中寻找分类最佳的平面, 使得属于 2 个不同类别的数据点间隔最大的面。但基本的 SVM 是针对两类分类的问题, 为此需要对其进行扩展。研究中采用序列最小优化算法 SMO (Sequential minimal optimization) 进行运算, 能快速解决 SVM 二次规划的问题。

2.3 分类实验与结果分析

基于 Weka 平台, 分别对上述 3 种分类方法进行建模验证。算法实施的具体步骤为:

(1) 编写程序将蛋鸡发声特征数据集转换为 Weka 平台能识别的 *. arff 文件格式。分别使用 3 种识别算法进行实验, 采用 10 折交叉验证 (10-folds

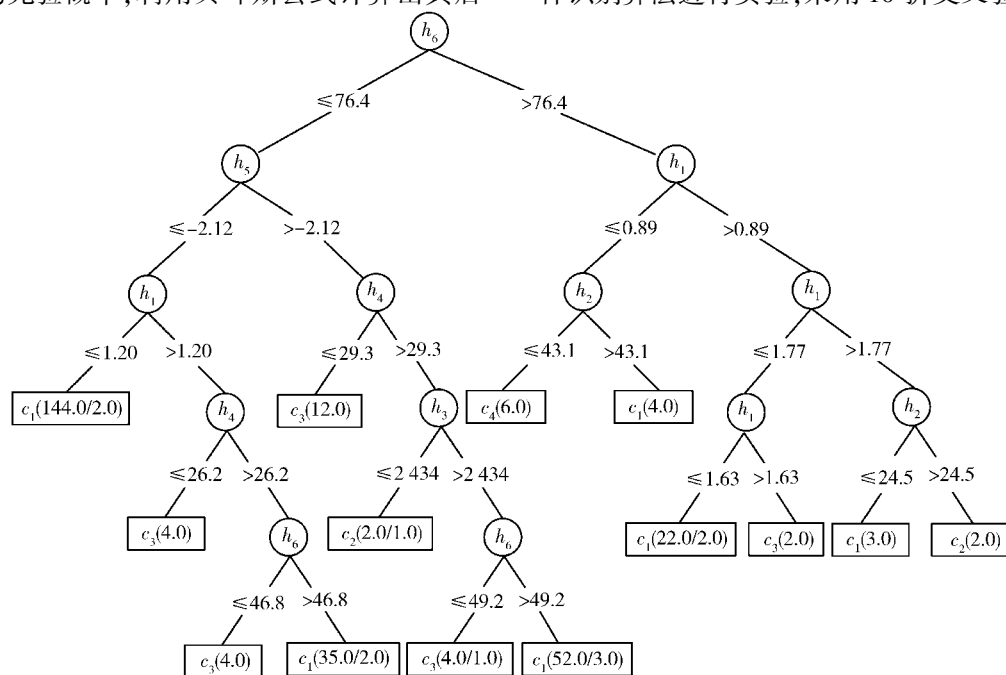


图3 根据 J48 算法所建的决策树

Fig. 3 Decision tree built by J48 algorithm

cross-validation), 得出蛋鸡不同发声类型识别的查准率 P 和召回率 R

$$P = \frac{T_{c_j}}{T_{c_j} + F_{c_j}} \times 100\% \quad (4)$$

$$R = \frac{T_{c_j}}{T_{c_j} + N_{c_j}} \times 100\% \quad (5)$$

式中 T_{c_j} ——数据集中本来属于类别 c_j 而且分类器分类正确的样本数

F_{c_j} ——本来应该属于类别 c_j 但被分类器分类到其他类别的样本数

N_{c_j} ——数据集中本来不属于 c_j 但被分类器错误分到 c_j 的样本数

分类识别结果如表 2 所示、决策树 J48 算法分类结果的混淆矩阵如表 3 所示, 朴素贝叶斯算法和支持向量机模型进行分类时的混淆矩阵与之类似。

表 2 蛋鸡发声分类识别的实验结果

Tab. 2 Classification results of laying hens vocalization

类别	%					
	DT		NB		SVM	
	P	R	P	R	P	R
产蛋叫声	91.1	86.7	82.1	85.5	98.2	76.4
愉悦叫声	93.0	97.8	97.9	89.2	89.5	100.0
尖叫声	74.8	81.9	74.8	71.3	55.3	89.1
争斗应激叫声	87.2	82.9	71.8	90.3	38.5	100.0

表 3 分类结果混淆矩阵(决策树 J48 算法)

Tab. 3 Confusion matrix of classification test built by J48 algorithm of decision tree

类别	c_1	c_2	c_3	c_4
产蛋叫声	255	3	15	7
愉悦叫声	9	133	1	0
尖叫声	26	0	77	0
争斗应激叫声	4	0	1	34

(2) 在此基础上, 采用识别率的微平均值 F_1 作为评价分类结果的指标^[20]。计算公式为

$$F_1 = \frac{2PR}{P+R} \times 100\% \quad (6)$$

由表 2 可以看出, 实验中对于蛋鸡尖叫声和争斗时的应激叫声 2 类发声的分类效果不是很好, 特别是在使用支持向量机模型进行分类时的准确率仅能达到 55.3%、38.5%, 决策树和朴素贝叶斯算法的查准率不超过 88.0%, 其结果与 2 类叫声的定义和发声机理有关, 尖叫声和争斗时的蛋鸡发声均属应激叫声, 容易受外界环境的影响和人为干扰。而对于 2 类典型的产蛋叫声和愉悦叫声, 其声学特征突出, 有着规律性的语图分布和结构变化, 支持向量机模型用于产蛋叫声、朴素贝叶斯的算法用于愉悦

叫声的分类识别效果为最优, 决策树分类算法的正确识别率分别是 91.1% 和 93.0%。

由表 2、表 3 可以看出, 在模型运算过程中, 决策树 J48 算法分类时, 尖叫声中有 25.2% 被错分到蛋鸡的产蛋叫声类, 5.4% 的产蛋叫声被错分到蛋鸡尖叫声类, 在使用朴素贝叶斯算法和支持向量机模型进行分类时, 这 2 类叫声的错分率也较高, 其主要原因是类别间发声特征属性的差异不大进而影响了模型的识别性能; 支持向量机模型用于愉悦叫声和争斗时的应激叫声分类时, 其召回率较高, 突出了这 2 类发声的特征属性较为显著, 与其他类的蛋鸡叫声不易混淆。

实验结果表明, 对于蛋鸡发声的分类正确性, 不仅与选择的分类识别方法有关, 而且与数据集的构建、叫声类型的定义和蛋鸡发声对应的行为状态有着密不可分的关联。因此, 选择最优的特征属性定义发声类型, 必将能有效提高蛋鸡发声识别效率。

由表 4 可知, 3 种分类算法中, 单从识别率考虑, DT 的平均识别率(88.3%)略高于 NB(84.0%)和 SVM(85.7%), 这充分体现了这种基于属性特征阈值定义分类规则和停止规则的决策树算法在小样本统计中的优越性, 而 NB 算法和 SVM 识别运算需要依赖于训练过程中的样本质量和识别类型的划分; 单从建模时间分析, NB 算法最优, DT 次之。由此可知, 选择 J48 决策树算法用于蛋鸡发声行为与情感的识别是可行的且简单实用。

表 4 3 种算法的识别性能比较

Tab. 4 Contrast of classification performances of three algorithms

算法	识别率 F_1 /%	建模时间 t /ms
DT	88.3	60
NB	84.0	20
SVM	85.7	220

3 结束语

采用频谱分析技术, 获取栖架养殖模式下蛋鸡的发声类别和频谱结构特征, 相比传统的舍饲笼养模式, 蛋鸡的自然行为和生理活动得到充分的体现与表达; 以数据挖掘平台 Weka 为依托, 构建了基于 J48 决策树算法的蛋鸡发声分类识别方法, 与朴素贝叶斯算法和支持向量机模型的识别效果进行了比较, 其正确识别率达到 88.3%, 可用于蛋鸡发声的自动判别与分类。在此基础上, 进一步分析蛋鸡发声的语义, 探索适合于畜禽发声行为特征的数字化自动识别方法, 将为实时监测畜禽健康养殖状态、实现安全生产预警提供理论依据和先进手段。

参 考 文 献

- 1 Council Directive 1999/74/EC. Laying down minimum standards for the protection of laying hens [S]. 1999.
- 2 Jendral M. Alternative layer hen housing systems in Europe [R]. Prepared for Alberta Egg Producers and Alberta Farm Animal Care Association, 2005.
- 3 Aerni K, Brinkhof B M W, Webchelser B, et al. Productivity and mortality of laying hens in aviaries; a systematic review [J]. *World's Poultry Science Journal*, 2005, 61(1): 130 ~ 142.
- 4 Blokhuis H J, Fiks Van Niekerk T, Bessei W, et al. The LayWel project; welfare implications of changes in production systems for laying hens [J]. *World's Poultry Science Journal*, 2007, 63(1): 101 ~ 114.
- 5 刘华巧, 李保明, 王朝元. 蛋鸡栖架式舍饲散养系统研究进展 [C] // 中国农业工程学会 2009 年学术年会论文集, 山西太谷, 2009.
Liu Huaqiao, Li Baoming, Wang Chaoyuan. Aviary housing systems for laying hens [C] // 2009 Annual Conference of the Chinese Society of Agricultural Engineering, Taigu Shanxi, 2009. (in Chinese)
- 6 赵芙蓉, 陈刚, 王志全, 等. 栖架对蛋鸡行为影响的研究 [J]. *中国家禽*, 2009, 31(12): 22 ~ 24.
Zhao Furong, Chen Gang, Wang Zhiquan, et al. Effect of perch and its effect on behavior of layers [J]. *China Poultry*, 2009, 31(12): 22 ~ 24. (in Chinese)
- 7 Ferrante V. Welfare issues of modern laying hen farming [J]. *Italian Journal of Animal Science*, 2009, 8(Supp. 1): 175 ~ 189.
- 8 Lay Jr D C, Fulton R M, Hester P Y, et al. Hen welfare in different housing systems [J]. *Poultry Science*, 2011, 90(1): 278 ~ 294.
- 9 Marx G, Leppelt J, Ellendorf. Vocalization in chicks (*Gallus Domesticus*) during stepwise social isolation [J]. *Applied Animal Behavior Science*, 2001, 75(1): 61 ~ 74.
- 10 Manteuffel G, Puppe B, Schön P C. Vocalization of farm animals as a measure of welfare [J]. *Applied Animal Behavior Science*, 2004, 88(1 ~ 2): 163 ~ 182.
- 11 李志忠, 滕光辉. 基于发声信息的动物福利评价研究现状 [C] // 农业工程科技创新与建设现代农业—中国农业工程学会 2005 年学术年会论文集第三分册, 2005, 446 ~ 450.
Li Zhizhong, Teng Guanghui. Research progress of measuring animal welfare based on vocalizations [C] // Technology Innovation of Agricultural Engineering and Construction of Modern Agriculture—Proceedings of 2005 Annual Conference of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Volume III), 2005, 446 ~ 450. (in Chinese)
- 12 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 ~ 206.
Li Zhizhong, Teng Guanghui. Feature extraction for poultry vocalization based on improved MFCC [J]. *Transactions of the CSAE*, 2008, 24(11): 202 ~ 206. (in Chinese)
- 13 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): 183 ~ 186.
Li Zhizhong, Teng Guanghui. Application of sub-band feature of poultry vocalization for identifying their status [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2009, 40(3): 183 ~ 186. (in Chinese)
- 14 Zimmerman P H, Buijs S A F, Bolhuis, J E, et al. Behavior of domestic fowl in anticipation of positive and negative stimuli [J]. *Animal Behavior*, 2011, 81(3): 569 ~ 577.
- 15 杜燕. 新型栖架系统中饲养密度及产蛋箱配置对蛋鸡生产的影响 [D]. 北京: 中国农业大学, 2012.
Du Yan. Influence of different stocking density and laying nest boxes configuration on performance of new perch housing [D]. Beijing: China Agricultural University, 2012. (in Chinese)
- 16 Tchernichovski O, Nottebohm F, Elizabeth Ho C, et al. A procedure for an automated measurement of song similarity [J]. *Animal Behavior*, 2000, 59(6): 1167 ~ 1176.
- 17 Derégnaucourt S, Mitra P P, Fehér O, et al. How sleep affects the developmental learning of bird song [J]. *Nature*, 2005, 433(7027): 710 ~ 716.
- 18 Fehér O, Wang Haibin, Saar S, et al. *De novo* establishment of wild-type song culture in the zebra finch [J]. *Nature*, 2009, 459(7246): 564 ~ 568.
- 19 Frank E, Hall M, Trigg L, et al. Data mining in bioinformatics using Weka [J]. *Bioinformatics*, 2004, 20(15): 2479 ~ 2481.
- 20 杨鼎, 阳爱民. 一种基于情感词典和朴素贝叶斯的中文情感分类方法 [J]. *计算机应用研究*, 2010, 27(10): 3737 ~ 3743.
Yang Ding, Yang Aimin. Classification approach of Chinese texts sentiment based on semantic lexicon and naïve Bayesian [J]. *Application Research of Computers*, 2010, 27(10): 3737 ~ 3743. (in Chinese)
- 21 Cordeiro A F S, Nääs I A, Oliveria S R M, et al. Efficiency of distinct data mining algorithm for classifying stress level in piglets from their vocalization [J]. *Engenharia Agrícola*, 2012, 32(2): 208 ~ 216.
- 22 Sossinka R, Böhner J. Song types in the zebra finch *Poephila guttata castanotis* [J]. *Zeitschrift für Tierpsychologie*, 1980, 53(2): 123 ~ 132.
- 23 姜仕仁, 丁平, 李建华, 等. 红腹锦鸡鸣声声谱分析 [J]. *动物学研究*, 1996, 17(4): 403 ~ 409.
Jiang Shiren, Ding Ping, Li Jianhua, et al. The sound spectrographic analyses on the call of golden pheasant *Chrysolophus pictus* [J]. *Zoological Research*, 1996, 17(4): 403 ~ 409. (in Chinese)

- 24 Thompson J A, Basista M J, Wu Wei, et al. Dual pre-motor contribution to songbird syllable variation [J]. The Journal of Neuroscience, 2011, 31(1): 322 ~ 330.
- 25 方峻, 徐诚. 决策树学习方法在参数设计中的应用[J]. 农业机械学报, 2006, 37(2): 127 ~ 131.
Fang Jun, Xu Cheng. Application research of decision tree learning in parametric design [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2006, 37(2): 127 ~ 131. (in Chinese)
- 26 刘双喜, 张馨, 郑文秀, 等. 棉花异性纤维图像特征提取[J]. 农业机械学报, 2010, 41(3): 158 ~ 162.
Liu Shuangxi, Zhang Xin, Zheng Wenxiu, et al. Image feature extraction of cotton foreign fiber [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(3): 158 ~ 162. (in Chinese)
- 27 程克非, 程蕾, 黄永东. 基于 J48 决策树算法的水质评价方法[J]. 计算机工程, 2012, 38(11): 264 ~ 267.
Cheng Kefei, Cheng Lei, Huang Yongdong. Water quality evaluation method based on J48 decision tree algorithm [J]. Computer Engineering, 2012, 38(11): 264 ~ 267. (in Chinese)
- 28 Theodoridis S, Koutroumbas. 模式识别[M]. 4 版. 李晶皎, 王爱侠, 王娇, 等, 译. 北京: 电子工业出版社, 2010: 146 ~ 150.
- 29 Grzesiak W, Zaborski D, Sablik P, et al. Detection of difficult conceptions in dairy cows using selected data mining methods [J]. Animal Science Papers and Reports, 2011, 29(4): 293 ~ 302.

~~~~~

(上接第 224 页)

- 10 刘峰, 龚健雅. 基于机载激光雷达技术的茂密林地单株木识别[J]. 农业机械学报, 2011, 42(7): 200 ~ 204.  
Liu Feng, Gong Jianya. Individual trees recognition in dense forest based on airborne lidar [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(7): 200 ~ 204. (in Chinese)
- 11 刘清旺, 李增元, 陈尔学, 等. 机载 LiDAR 点云数据估测单株木生物量[J]. 高技术通讯, 2010(7): 765 ~ 770.  
Liu Qingwang, Li Zengyuan, Chen Erxue, et al. Estimating biomass of individual trees using point cloud data of airborne LiDAR [J]. Chinese High Technology Letters, 2010(7): 765 ~ 770. (in Chinese)
- 12 Hofton, Minster, Blair. Decomposition of laser altimeter waveforms [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 38(4): 1 989 ~ 1 996.
- 13 Burman H. Laser strip adjustment for data calibration and verification [C] // The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing (IAPRS), 2002, 34: A67 ~ A72.
- 14 Axellson P E. DEM Generation from laser scanner data using adaptive TIN models [J]. IAPRS, 2000, 33: B100 ~ B117.
- 15 Wang L, Gong P, Biging G S, et al. Individual tree-crown delineation and treetop detection in high-spatial-resolution aerial imagery [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2004, 70(3): 351 ~ 357.
- 16 Chen Q, Baldocchi D, Gong P, et al. Isolating individual trees in a Savanna Woodland using small footprint LiDAR data [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2006, 72(8): 923 ~ 932.
- 17 刘清旺. 机载激光雷达森林参数估算方法研究 [D]. 北京: 中国林业科学研究院, 2009.  
Liu Qingwang. Study on the estimation method of forest parameters using airborne LiDAR [D]. Beijing: Chinese Academy of Forestry, 2009. (in Chinese)
- 18 陈传国, 朱俊凤. 东北主要林木生物量手册 [M]. 北京: 中国林业出版社, 1989.
- 19 Liu Q W, Li Z Y, Chen E X, et al. Feature analysis of LiDAR waveforms from forest canopies [J]. Sci. China Earth Sci., 2011, 54: 1 206 ~ 1 214.
- 20 王秀云. 不同年龄长白落叶松人工林碳储量分布特征 [D]. 北京: 北京林业大学, 2011.  
Wang Xiuyun. Distribution of carbon storage for *Larix olgensis* plantation of different stand ages [D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2011. (in Chinese)