

基于加速度传感器的本交笼种鸡个体行为监测与识别

李丽华^{1,2} 刘志伟¹ 赵学谦¹ 李 帅¹

(1. 河北农业大学机电工程学院, 保定 071001; 2. 农业农村部肉蛋鸡养殖设施工程重点实验室, 保定 071001)

摘要: 为了监测种鸡行为、了解鸡群的健康状况,实现本交笼养下种鸡个体行为的自动识别,设计了一种基于九轴加速度传感器和蓝牙无线传输的本交笼种鸡个体行为实时监测系统。采用小波 sym 降噪对原始数据预处理,根据不同行为的加速度曲线波动性提取加速度数据特征值,利用 K-means 聚类算法对行为特征进行识别,得到稳定的聚类中心;进行了加速度传感器读写距离测试和以充电宝、锂电池作为供电设备的供电情况对比;同时利用视频监控验证种鸡的 5 种行为。结果表明,该系统能够快速且连续不间断地采集本交笼种鸡个体行为信息,准确识别种鸡个体的多种行为,采食行为平均识别精度为 94.31%,饮水行为平均识别精度为 92.53%,打斗行为平均识别精度为 84.03%,交配行为平均识别精度为 72.00%,振翅行为平均识别精度为 92.31%。本研究有助于无损、快速识别种鸡个体行为,为本交笼养模式配套设施设备优化设计和高效管理提供科学依据。

关键词: 种鸡; 本交笼; 个体行为; 加速度传感器; K-means 均值聚类算法

中图分类号: S24 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)12-0247-08

Monitoring and Identification of Natural Mating Cage Breeding Chickens Individual Behavior Based on Acceleration Sensor

LI Lihua^{1,2} LIU Zhiwei¹ ZHAO Xueqian¹ LI Shuai¹

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Hebei Agricultural University, Baoding 071001, China

2. Key Laboratory of Meat and Layer Breeding Facilities Engineering, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Baoding 071001, China)

Abstract: Aiming to realize the automatic identification of individual behaviors of breeders in this natural mating cage, reduce the systematic error of observation and sampling, analyze breeding chicken behavior and understand the health condition of chicken group, a real-time monitoring system based on nine-axis acceleration sensor and bluetooth wireless transmission was designed to automatically monitor and quantify the individual behavior of breeding chickens in this cage. Wavelet sym was used to reduce noise influence on original data preprocessing. According to the fluctuation of different behaviors acceleration curve, the characteristic value of acceleration data was extracted and the K-means clustering algorithm was used to identify behavioral features to obtain a stable clustering center. Distance comparison of acceleration sensor and performance test of portable battery and lithium battery as power supply equipment was done. Meanwhile, video was used to monitor and verify the five behaviors of breeding chickens. The system can quickly and continuously collect individual behavior information of breeding chickens in this cage, accurately identify individual feeding, drinking, fighting, mating and wing-flapping behaviors. The average recognition accuracy of feeding was 94.31%, the average recognition accuracy of drinking was 92.53%, the average recognition accuracy of fighting was 84.03%, the average recognition accuracy of mating was 72.00%, and the average recognition accuracy of flapping was 92.31%. It was helpful to acquire individual behavior of breeding chickens without damage and quickly, and provide a scientific basis for optimal design and efficient management of facilities and equipment.

Key words: breeding chickens; natural mating cage; individual behavior; acceleration sensor; K-means clustering algorithms

收稿日期: 2019-07-12 修回日期: 2019-09-27

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFD0500702)、国家自然科学基金项目(31902209)和河北省二期现代农业产业技术体系创新团队建设(HBCT2018150208)

作者简介: 李丽华(1979—),女,副教授,博士,主要从事设施畜禽养殖环境控制与智能装备研究,E-mail: llh@hebau.edu.cn

0 引言

我国本交笼养模式的应用处在起步阶段,存在生产效率较低、福利水平不高等诸多问题,该饲养模式下配套设施设备的合理设计和使用对种鸡生产具有重要影响。准确高效监测分析种鸡行为有助于了解配套设施设备对种鸡的影响情况,以便及时发现设计缺陷,提高设计的效率和合理性。

研究者在动物行为识别方面进行了大量研究。文献[1-4]利用加速度传感器、使用决策树算法和随机森林算法识别了绵羊的吃草、躺卧、跑、站立、走、放牧、跛行步态等多行为模式和羔羊哺乳期吮吸行为。文献[5-7]利用加速度传感器对猪的行为进行了识别。文献[8]结合加速度传感器和 RFID 标签准确识别了猪的休息、移动和进食等行为和哺乳期的姿态。文献[9-20]利用加速度传感器,使用模式匹配法、神经网络、新的决策树、支持向量机等算法,检测奶牛采食、饮水、反刍、舔舐等行为。文献[21]利用加速度传感器研究了狗的快速旋转和奔跑行为。文献[22]利用加速度传感器、采用逻辑回归算法研究了肉鸡的健康步态和跛行步态的程度。文献[23-24]利用加速度传感器识别了鸽子的平飞和着陆的飞行行为。

本文使用加速度传感器构建种鸡个体行为自动采集系统,结合 K-means 聚类算法实现对种鸡行为特征的自动识别,分析个体行为变化规律,为本交笼养模式优化设计和高效管理提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 试验材料

本交笼采用河北新裕德畜牧机械科技有限公司提供的 SYD 父母代蛋种鸡笼养设备,规格为前端 4 800 mm × 1 250 mm × 720 mm,后端 4 800 mm × 1 250 mm × 633 mm。试验种鸡选取公鸡 3 只,母鸡 30 只,按照 1:10 比例饲养于本交笼内,试验周期 30 d。母鸡的品种是海兰灰,日龄 550 d;公鸡是河北保定当地的柴鸡,日龄 160 d。舍内环境平均温度 27.59℃,平均相对湿度 34.3%。本交笼种鸡可以自由饮水,08:30 投料一次。

数据采集选用集成 JY901 模块的九轴加速度传感器,采集种鸡颈部的加速度数据,固定位置和方法如图 1 右上角所示,鸡直立时 y 轴与脖子平行指向正下方,x 轴与 y 轴垂直,指向鸡身体正后方,z 轴与 x、y 轴垂直指向鸡身左侧方向。该固定方法使种鸡在运动时产生的加速度方向与加速度传感器三轴的方向基本重合,x、y、z 轴的方向不会改变,大小时刻

在改变。前期预试验分别测定了传感器安装在脖子、腿部、后背的加速度数据,加速度传感器固定于种鸡颈部时 5 种典型的行为加速度数据特征存在明显差异,数据采集效果较好,因此选择将加速度传感器固定于种鸡颈部进行数据采集。加速度传感器使用锂电池外部供电,传感器质量 56 g,比较轻,并用弹性可伸缩的绑带将加速度传感器佩戴于种鸡颈部。数据传输采用蓝牙模块,电池容量 9 900 mA·h,蓝牙传输距离大于 10 m,传感器的尺寸为 51.3 mm × 36 mm × 5 mm。在笼子区域正中距离地面 2.2 m 的高度位置放置 1 台 300 万像素的高清网络摄像头,摄像头垂直朝下获取鸡的俯视图,并通过网线连接到鸡舍隔壁观察室的服务器,用于数据校验。试验数据采集示意图如图 1 所示。数据分析处理软件为 Matlabr2014a。

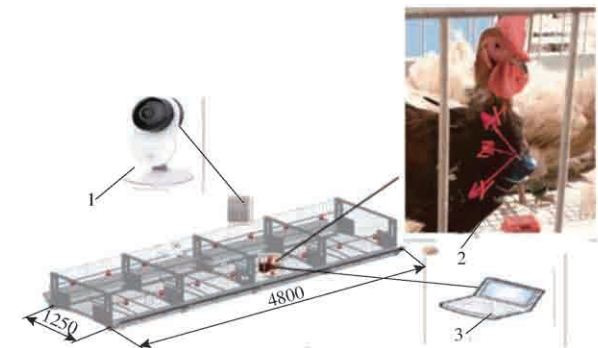


图 1 试验数据采集示意图

Fig. 1 Schematic of experimental data acquisition

1. 小蚁智能摄像头 2. 加速度传感器 3. 数据接收端

1.2 数据采集系统搭建

数据采集系统主要由 3 部分组成:上位机、蓝牙无线通信、加速度传感器数据采集模块。加速度传感器数据采集模块包括九轴加速度传感器、9 900 mA·h 锂电池和试验种公鸡。系统结构如图 2 所示。

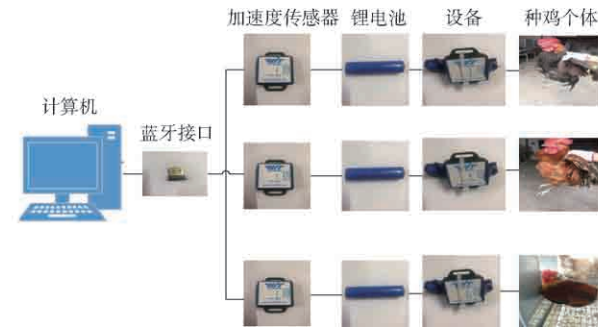


图 2 数据采集系统

Fig. 2 Data acquisition system

1.2.1 无线通信通道

加速度传感器通过蓝牙适配器依据串口号进行通信,并与种鸡个体一一对应。配对成功后效果如

图 3 所示。SPP 表示终端设备,指加速度传感器,DUN 表示上位机拨号自动搜索终端设备。蓝牙工作模式如表 1 所示。



图 3 通道检查
Fig. 3 Channel check

表 1 蓝牙工作模式

Tab. 1 Bluetooth working mode

引脚	功能
SPP	串行端口角色:设备
DUN	拨号网络角色:数据终端
HID	人机界面设备角色:主机
OPP	对象推送角色:客户端/服务器
FTP	文件传输角色:客户端/服务器

1. 2. 2 无线蓝牙通信协议

数据通过蓝牙无线传输,采样频率 10 Hz,默认为 1 s 包含 10 个数据包。通信协议为 11 位如图 4 所示,0x55 表示数据包包头,0x51 表示是加速度信号,AxL 和 AxH 表示加速度 a_x 的低字节和高字节,AyL 和 AyH 表示加速度 a_y 的低字节和高字节,AzL 和 AzH 表示加速度 a_z 的低字节和高字节,TL 和 TH 表示芯片温度的低字节和高字节,SUM 是校验位。数值中负数的出现是由于高字节需要强制转换为一个有符号的 short 类型的数据后进行移位操作的结果。 a_x 的计算式为

$$a_x = \frac{16A_xg}{32\ 768} \tag{1}$$

式中 g ——重力加速度,可取 9.8 m/s^2
 A_x ——AxH 与 AxL 组成的 16 位二进制数
 a_y 、 a_z 计算方法与之相同。

0x55	0x51	AxL	AxH	AyL	AyH	AzL	AzH	TL	TH	SUM
------	------	-----	-----	-----	-----	-----	-----	----	----	-----

图 4 加速度数据输出通信协议

Fig. 4 Acceleration data output communication protocol

2 数据处理

2. 1 小波降噪

噪声的存在严重影响了本交笼种鸡个体行为识别,故本文采用小波降噪对原始数据预处理。Symlet 小波系通常表示为 $\text{sym}N(N=2,3,\cdots,8)$,通过改变小波基函数 $\text{sym}2\sim\text{sym}8$,计算信噪比的大小,得出信噪比越大去噪效果越好。试验发现采用

$\text{sym}8$ 小波基函数效果最佳,结果如表 2 所示。

表 2 不同小波基去噪的信噪比

Tab. 2 Signal-to-noise ratios of different wavelet bases for denoising

小波基函数	sym2	sym3	sym4	sym5	sym6	sym7	sym8
信噪比	34. 21	34. 49	34. 56	34. 57	34. 59	34. 68	34. 79

2. 2 特征提取

种鸡行为加速度 $\boldsymbol{a}=(a_x,a_y,a_z)$, a_x 、 a_y 、 a_z 分别表示三轴加速度传感器 3 个方向的加速度分量,由于行为的运动方向是随机的,所以方向不是判断行为的必要条件,为了消除朝向和角度的影响,便于计算,本文采用合加速度 a 表示种鸡各行为的加速度,合加速度为三轴加速度的标量和,较单轴的数据稳定。合加速度计算公式为

$$a=\sqrt{a_x^2+a_y^2+a_z^2} \tag{2}$$

合加速度降噪后曲线如图 5 所示。

由图 5 可看出,由于本交笼种鸡行为的动作幅度不同,采食、饮水、打斗、交配、振翅的加速度曲线的波动性明显不同,故本文采用合加速度差值表示行为曲线波动性,计算公式为

$$\Delta_i=|a_i-a_{i-1}| \tag{3}$$

式中 Δ_i ——合加速度差
 a_i —— i 时刻的合加速度
 a_{i-1} —— $i-1$ 时刻合加速度

2. 3 K-means 均值聚类算法

K-means 是聚类中常用的一种方法,所谓聚类是按相似性原则将相似性较高的数据归为一类,将相异性较高的数据对象划分为不同的簇^[25]。本交笼种鸡的三轴加速度数据用 a_x 、 a_y 、 a_z 表示。K-means 均值聚类算法的中心思想是最小化总的类内距离,方法是重复调整 c 个聚类的质心 m_i ,并将各个样本分配到最近的质心所在的类别中去^[26]。K-means 模型公式为

$$E=\sum_{u=1}^c\sum_{x_u\in\omega_i}\|x_u-m_i\|^2 \tag{4}$$

式中 E ——聚类时的误差
 x_u ——样本个体 ω_i ——一个聚类

根据 K-means 算法流程图(图 6),按动作幅度或曲线波动性分类,本交笼种鸡个体行为主要有采食、饮水、打斗、交配和振翅 5 种。

- (1) 设定 5 个质心 $m_i^p(p=1,2,3,4,5)$ 。
- (2) 将每个 x_u 分配到与之相距最近的那个质心 m_i^p 代表的聚类中。
- (3) 计算分配后新的质心 m_i^{p+1} 以及误差 $E^{(p+1)}$ 。

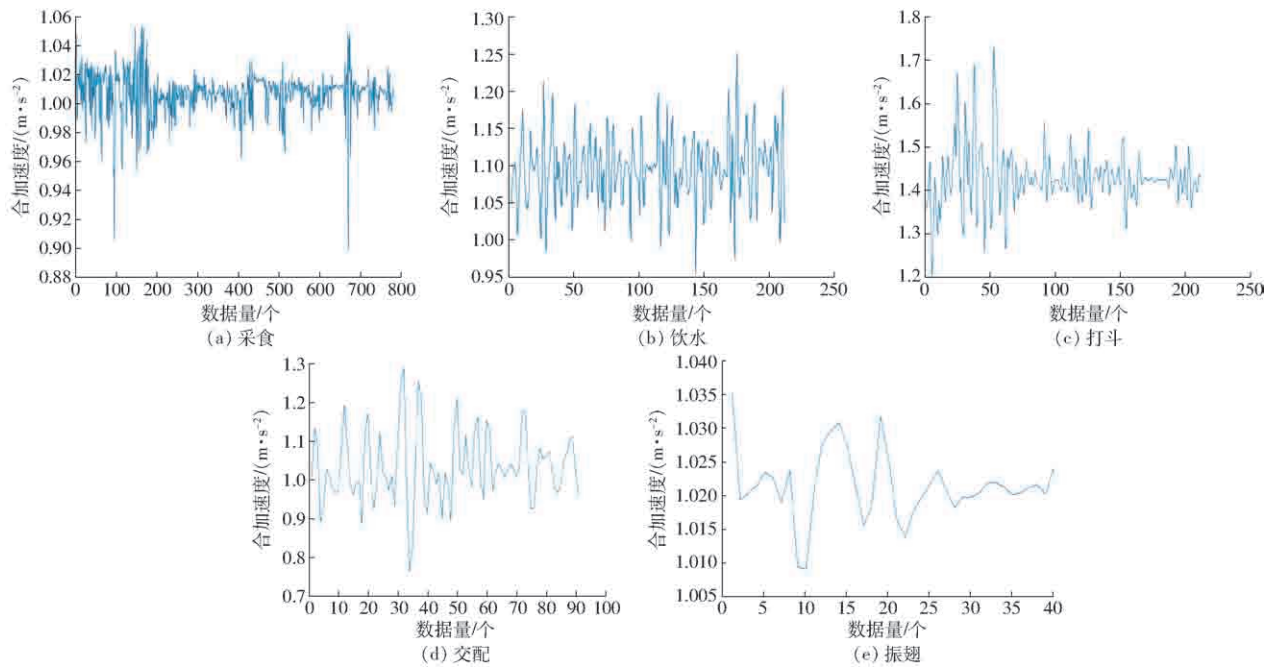


图5 典型行为合加速度曲线

Fig. 5 Typical behavior combined acceleration curves

(4)重复步骤(2)、(3)直到 p 达到最大迭代次数或满足 $\|E^{(p+1)} - E^{(p)}\|$ 小于最小偏差阈值为止。

表3。

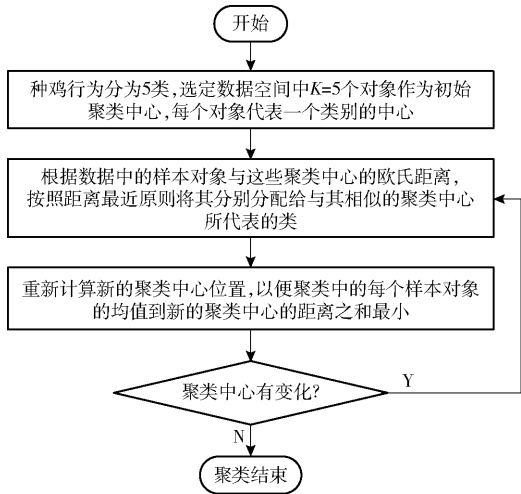


图6 K-means 算法流程图

Fig. 6 Flow chart of K-means algorithm

3 系统性能测试

3.1 加速度数据采集模块通信距离测试

试验前对加速度传感器的读写距离在空旷地区和本交笼内4个点分别进行了测试,在空旷地区一人观察服务器端,另一人佩戴加速度传感器向前走,若蓝牙中断则测量服务器端到中断点的距离,求取平均值。本交笼底端4个底点测试布点如图7所示,服务器端在第1个点的笼外边。数据测试过程以4个点的终端可以同时接收、发送信号为标准,笼内笼外传感器读写距离对比见

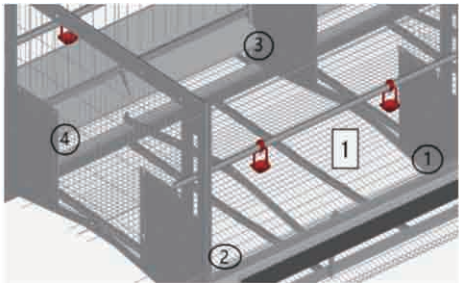


图7 本交笼底端4个位置指示图

Fig. 7 Four position indicators of natural mating cage at bottom

表3 加速度传感器读写距离测试

Tab. 3 Comparison of acceleration sensor reading and writing distances

测试点 序号	测量次序				平均值
	1	2	3	4	
1	0.50	0.60	0.55	0.59	0.56
2	0.81	0.83	0.86	0.85	0.84
3	1.46	1.50	1.46	1.47	1.47
4	1.60	1.63	1.64	1.61	1.62
空旷地区	14.40	12.00	12.60	13.00	13.00

3.2 供电情况对比

加速度传感器自带电池的供电时间大约为5 h,为了延长监测时间,减少试验过程换电池给鸡造成应激,本文选取充电宝和锂电池分别对加速度传感器供电并进行对比试验。试验结果见表4。锂电池体积小,质量轻,供电时间长。因此,采用锂电池对九轴加速度传感器进行供电。

4 结果分析

4.1 降噪效果

通过式(2)计算得出合加速度数据中,存在种鸡戴上设备产生应激反应等干扰噪声,故采用小波

降噪对原始信号进行预处理,合加速度数据处理前后信号降噪结果如图 8 所示。

4.2 种鸡个体典型行为监测和识别

系统可以实时且连续不间断地监测和识别本交笼种鸡个体典型行为,包括采食、饮水、打斗、交配、

表 4 充电宝与锂电池对传感器供电的情况对比

供电设备		性能参数		数值		
充电宝	容量/(mA·h)		2 800	5 000	10 400	12 000
	尺寸/(cm×cm×cm)		9.3×7×0.7	12.5×6.9×1.1	14×7×2.4	15×6.3×1.8
	供电时间/h		28.00	51.00	42.00	39.00
	质量/g		85.00	156.00	250.00	200.00
锂电池	容量/(mA·h)		9 900.00			
	体积/cm ³		5.27π			
	平均供电时间/h		41.20			
	质量/g		43.00			

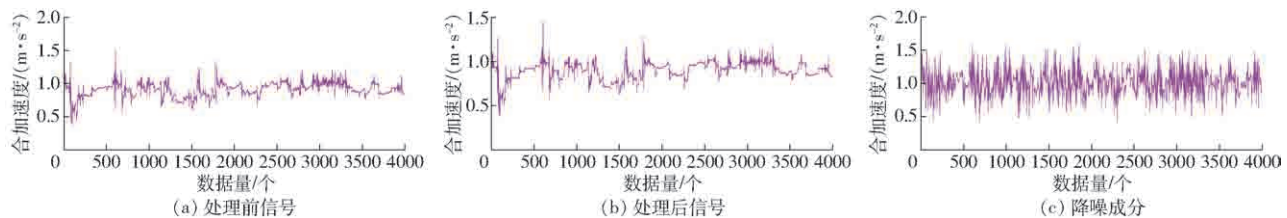


图 8 降噪效果

Fig. 8 Diagrams of noise reduction effect

振翅,行为加速度曲线如图 9 所示。

4.3 K-means 识别效果

利用基于 K-means 均值聚类的本交笼种鸡个体行为识别方法对种鸡行为进行判断,训练样本数据聚类结果如图 10 所示。通过对 2 000 个样本数据的反复训练,利用 K-means 均值聚类算法的最大迭代次数为 8 次;得到交配、打斗、振翅、采食、饮水的聚类中心分别为 1.032、1.102、1.022、1.044 和

0.993。5 种行为聚类分布如图 11 所示,利用试验样本对 K-means 均值聚类算法进行种鸡行为识别效果试验,试验中把训练样本得到的聚类中心作为初始聚类中心,最大迭代次数减少为 6 次,提高了算法效率。本交笼种鸡的采食、饮水、打斗、交配、振翅典型行为识别结果如图 12 所示(图中,A 表示采食,B 表示饮水,C 表示打斗,D 表示交配,E 表示振翅)。

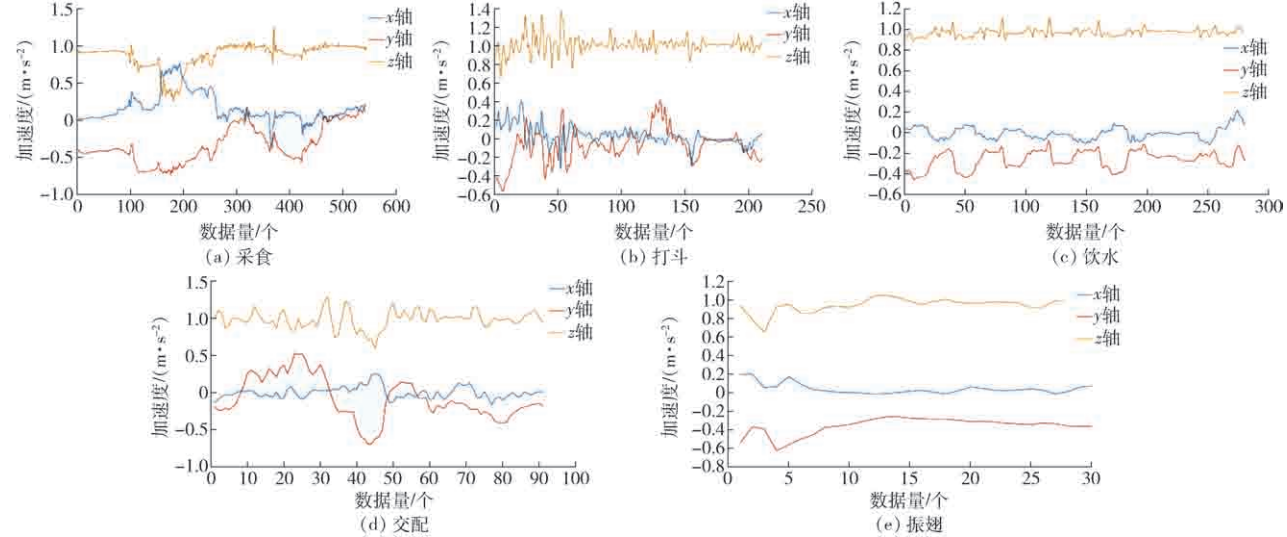


图 9 典型行为加速度曲线

Fig. 9 Typical behavior acceleration curves

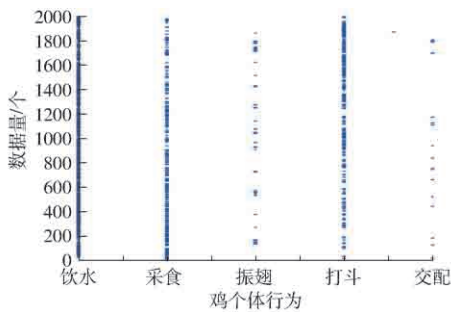


图 10 5 种行为聚类中心

Fig. 10 Five behavior clustering centers

文中选取 2018 年 9 月 2 日 13:00—19:00 和 2018 年 9 月 3 日 06:00—19:00 的 3 只公鸡 19 h 的行为数据,统计视频中每种行为次数进行系统识别

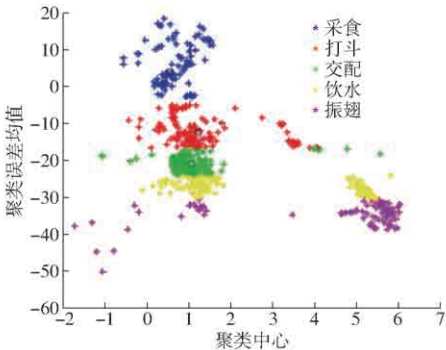


图 11 5 种行为的聚类分布

Fig. 11 Cluster distribution of five behaviors

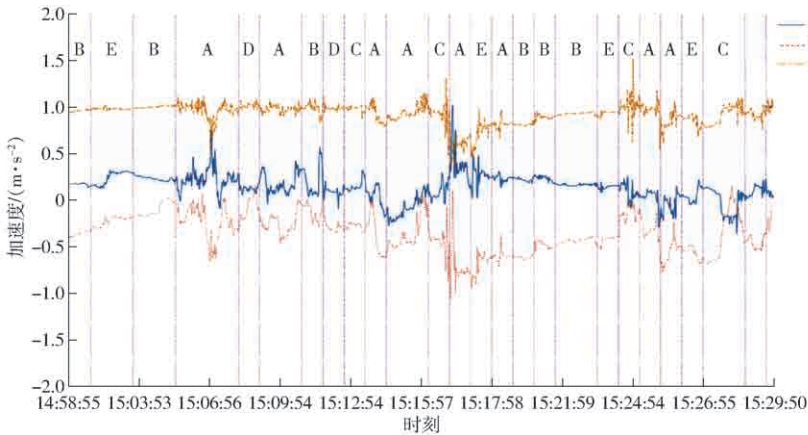


图 12 种鸡不同行为模型识别结果

Fig. 12 Results of different behavioral model recognition

表 5 种鸡个体典型行为识别精度

Tab.5 Accuracy of breeders individual typical behavior recognition

日期	时间点	采食			饮水			振翅			打斗			交配		
		视频	模型	精度/%	视频	模型	精度/%	视频	模型	精度/%	视频	模型	精度/%	视频	模型	精度/%
9月2日	13:00—14:00	8	7	87.50	4	4	100	4	4	100	32	34	94.10	2	8	25.00
	14:00—15:00	3	3	100	9	8	88.89	6	5	83.33	37	39	90.24	5	9	55.55
	15:00—16:00	4	4	100	7	6	85.71	4	4	100	4	5	80.00	2	1	50.00
	16:00—17:00	6	6	100	5	4	80.00	2	2	100	5	4	80.00	6	4	66.66
	17:00—18:00	32	30	93.75	11	9	81.82	6	5	83.33	12	15	80.00	1	3	33.33
	18:00—19:00	11	10	90.91	10	9	90.00	5	5	100	1	1	100	11	10	90.90
9月3日	06:00—07:00	6	6	100	1	1	100	8	7	87.50	11	10	90.91	8	7	87.50
	07:00—08:00	6	5	83.33	3	3	100	4	4	100	8	10	80.00	2	3	66.66
	08:00—09:00	3	3	100	3	3	100	2	2	100	6	5	83.33	1	2	50.00
	09:00—10:00	11	10	90.91	6	5	83.33	5	5	100	4	3	75.00	3	3	100
	10:00—11:00	8	8	100	3	3	100	7	6	85.71	6	5	83.33	1	1	100
	11:00—12:00	22	19	86.36	1	1	100	6	5	83.33	1	1	100	1	1	100
	12:00—13:00	12	12	100	1	1	100	5	5	100	4	6	66.66	2	2	100
	13:00—14:00	10	10	100	2	2	100	9	8	88.89	1	1	100	4	3	75.00
	14:00—15:00	9	8	88.89	3	3	100	5	4	80.00	4	3	75.00	4	5	80.00
	15:00—16:00	10	9	90.00	5	4	80.00	17	15	88.24	4	3	75.00	5	6	83.33
	16:00—17:00	24	22	91.67	6	5	83.33	9	8	88.89	3	4	75.00	3	5	60.00
	17:00—18:00	19	17	89.47	6	4	66.67	5	5	100	3	4	75.00	4	5	80.00
	18:00—19:00	21	20	95.24	22	19	86.36	3	3	100	2	2	66.33	8	7	87.50
均值		94.31			92.53			92.31			84.03			72.00		

92.31%、84.03%、72.00%。其中交配行为视频显示只有 73 次,而模型结果识别出了 85 次,原因是由于种鸡的个体行为比较复杂,在交配和打斗的过程中,通过对比交配和打斗行为曲线,发现两种行为加速度数据比较接近,造成了误判,因此导致了交配行为的识别精度较低,只有 72.00%。后续工作将增加其他行为特征量的数据获取和分析,以提高两种行为的识别精度。

5 结论

(1)设计了一套基于加速度传感器和蓝牙无线传输的本交笼种鸡个体行为的实时监测系统,确定了九轴加速度传感器在种鸡上的最佳佩戴位置,解决了传感器本身供电时间较短问题,实现了本交笼种鸡行为的无损、快速识别。

(2)采用小波 sym 降噪对原始数据预处理,以减少噪声影响,利用 K-means 聚类算法对行为特征进行识别,得到稳定的聚类中心,进行了加速度传感器距离对比和以充电宝、锂电池作为供电设备的性能测试,同时利用视频监控验证种鸡的 5 种行为。研究结果显示,该系统能够准确识别种鸡个体的多种行为,采食、饮水、振翅、打斗、交配行为平均识别精度分别为 94.31%、92.53%、92.31%、84.03%、72.00%,可为本交笼养模式配套设施设备优化设计和高效管理提供科学依据。

(3)对于打斗和交配行为存在误判的情况,可以在特征提取和选择中引入并分析加速度传感器的多特征数据,通过结合多特征对获取的加速度数据进行训练和识别。

参 考 文 献

- [1] GIOVANETTI V, DECANDIA M, MOLLE G, et al. Automatic classification system for grazing, ruminating and resting behaviour of dairy sheep using a tri-axial accelerometer[J]. *Livestock Science*, 2017, 196: 42–48.
- [2] AIVARENGA FAP, BORGES I, PALKOVIC L, et al. Using a three-axis accelerometer to identify and classify sheep behaviour at pasture[J]. *Applied Animal Behaviour Science*, 2016, 181: 91–99.
- [3] BARWICK J, LAMB D, DOBOS R, et al. Predicting lameness in sheep activity using tri-axial acceleration signals[J]. *Animals: An Open Access Journal from MDPI*, 2018, 8(1): 12–18.
- [4] KUZNICKA E, GBURZYNSKI P. Automatic detection of suckling events in lamb through accelerometer data classification[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2017, 138: 137–147.
- [5] PINEIRO C, MORALES J, RODRIGUEZ M, et al. Big (pig) data and the internet of the swine things: a new paradigm in the industry[J]. *Animal Frontiers*, 2019, 9(2): 6–15.
- [6] TRAULSEN I, SCHEEL C, AUER W. Using acceleration data to automatically detect the onset of farrowing in sows[J]. *Sensors*, 2018, 18(1): 170–183.
- [7] COMOU C, LUNDBYE-CHRISTENSEN S. Classification of sows' activity types from acceleration patterns using univariate and multivariate models[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2010, 72(2): 53–60.
- [8] LIU Longshen, NI Jiqin, ZHAO Ruqian, et al. Design and test of a low-power acceleration sensor with bluetooth low energy on ear tags for sow behaviour monitoring[J]. *Biosystems Engineering*, 2018, 176: 162–171.
- [9] BARKE Z E, VAZQUEZ D J A, CODLING E A, et al. Use of novel sensors combining local positioning and acceleration to measure feeding behavior differences associated with lameness in dairy cattle[J]. *Journal of Dairy Science*, 2018, 101(7): 6310–6321.
- [10] YUKINORI T, YASUNARI Y, MASATO Y, et al. Automatic recognition and classification of cattle chewing activity by an acoustic monitoring method with a single-axis acceleration sensor[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2013, 92: 54–65.
- [11] HILL T M, SUAREZ-MENA F X, HU W, et al. Technical note: evaluation of an ear-attached movement sensor to record rumination, eating, and activity behaviors in 1-month-old calves[J]. *The Professional Animal Scientist*, 2017, 33(6): 743–747.
- [12] ROLAND L, SCHWEINZER V, KANZ P, et al. Evaluation of a triaxial accelerometer for monitoring selected behaviors in dairy calves[J]. *Journal of Dairy Science*, 2018, 101(11): 10421–10427.
- [13] WOLFGER B, JONES B W, ORSEL K, et al. Technical note: Evaluation of an ear-attached real-time location monitoring system[J]. *Journal of Dairy Science*, 2017, 100(3): 2219–2224.
- [14] ROLAND L, LIDAUER L, SATTLECKER G, et al. Monitoring drinking behavior in bucket-fed dairy calves using an ear-attached tri-axial accelerometer: a pilot study[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 145: 298–301.
- [15] ROLAND L, SCHWEINZER V, KANZ P, et al. Evaluation of a triaxial accelerometer for monitoring selected behaviors in dairy calves[J]. *Journal of Dairy Science*, 2018, 101(11): 10421–10427.
- [16] ANDRIAMANDROSO A, LEBEAU F, BECKERS Y, et al. Development of an open-source algorithm based on inertial measurement units (IMU) of a smartphone to detect cattle grass intake and ruminating behaviors[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2017, 139: 126–137.
- [17] BENAÏSSA S, TUYTTENS F, PLETS D, et al. Classification of ingestive-related cow behaviours using RumiWatch halter and

- neck-mounted accelerometers[J]. *Applied Animal Behaviour Science*, 2019, 211: 9 – 16.
- [18] YUKI T S, YASUNARI Y, EIGHT M D, et al. Development of the automatic analytical method of the feeding time chewing behaviour of the cow in the sound monitoring using the uniaxial acceleration sensor[J]. *Animal Behaviour and Management*, 2009, 45(1): 38.
- [19] 菅悠紀, 山本匠, 越川志津, 等. 奶牛颈戴三轴加速度传感器的行为分析[J]. 日本大型动物诊所杂志, 2014, 5(2): 130 – 131. KANYOU, YAMAMOTO M, YUECHUAN Z, et al. Behavior analysis of the milk cow using the cervical wearing triaxiality acceleration sensor[J]. *Japanese Journal of Large Animal Clinics*, 2014, 5(2): 130 – 131. (in Japanese)
- [20] 佐藤岳, 菅悠紀, 越川志津, 等. 奶牛颈戴三轴加速度传感器检测到的反刍行为的农舍比较[J]. 日本大型动物诊所杂志, 2015, 6(2): 94 – 95. SATOYUE, KANYOU, YUECHUAN Z, et al. Comparison between the farmhouse of the rumination behavior detected by the cervical wearing triaxiality acceleration sensor in the milk cow[J]. *Japanese Journal of Large Animal Clinics*, 2015, 6(2): 94 – 95. (in Japanese)
- [21] HASSEN F, NOUREDDINE M, LISSAN A, et al. Posture and body acceleration tracking by inertial and magnetic sensing: application in behavioural analysis of free-ranging animals[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2011, 6(1): 94 – 104.
- [22] 何灿隆, 沈明霞, 刘龙申, 等. 基于加速度传感器的肉鸡步态检测方法研究与实现[J]. *南京农业大学学报*, 2019, 42(2): 365 – 372. HE Canlong, SHEN Mingxia, LIU Longshen, et al. Research and implementation of gait detection method for broilers based on acceleration sensor[J]. *Journal of Nanjing Agricultural University*, 2019, 42(2): 365 – 372. (in Chinese)
- [23] USHERWOOD J R, HEDRICK T L, MCGOWAN C P, et al. Dynamic pressure maps for wings and tails of pigeons in slow, flapping flight, and their energetic implications[J]. *Journal of Experimental Biology*, 2005, 208(2): 355 – 369.
- [24] USHERWOOD J R, STAVROU M, LOWE J C, et al. Flying in a flock comes at a cost in pigeons[J]. *Nature*, 2011, 474(7352): 494 – 497.
- [25] 易雁飞. 基于 K-means 聚类的数据分析[J]. *现代制造技术与装备*, 2017(4): 8 – 9. YI Yanfei. Data analysis based on K-means clustering[J]. *Modern Manufacturing Technology and Equipment*, 2017(4): 8 – 9. (in Chinese)
- [26] WANG Rui, XU Hui, MA Jian, et al. CFD analysis of airflow distribution in greenhouse with pad and fan cooling system[J]. *Transactions of the CSAE*, 2011, 27(6): 250 – 255, 397.

(上接第 246 页)

- [24] SANTOS T T, KOENIGKAN L V, BARBEDO J G A, et al. 3D plant modeling: localization, mapping and segmentation for plant phenotyping using a single hand-held camera[M]. *Computer Vision-ECCV 2014 Workshops*. Springer International Publishing, 2014.
- [25] JAY S, RABATEL G, HADOUX X, et al. In-field crop row phenotyping from 3D modeling performed using structure from motion[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2015, 110: 70 – 77.
- [26] WANG C, LIU L. Feature matching using quasi-conformal maps[J]. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2017, 18(5): 644 – 657.
- [27] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. *Commun. ACM*, 1981, 24(6): 381 – 395.
- [28] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91 – 110.
- [29] BERNARDINI F, MITTLEMAN J, RUSHMEIER H, et al. The ball-pivoting algorithm for surface reconstruction[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 1999, 5(4): 349 – 359.
- [30] 肖家欣, 刘志文, 罗充. 植物生理学实验[M]. 合肥: 安徽人民出版社, 2010.
- [31] 潘铜华, 王云龙, 杨俊伟, 等. 蔬菜幼苗叶面积快速测定方法筛选与优化[J]. *中国蔬菜*, 2018(8): 64 – 69. PAN Tonghua, WANG Yunlong, YANG Junwei, et al. Screening and optimization of rapid measurement method for leaf area of vegetable seedlings[J]. *China Vegetables*, 2018(8): 64 – 69. (in Chinese)
- [32] 龚爱平. 基于嵌入式机器视觉的信息采集与处理技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2013. GONG Aiping. Study of the information acquisition and processing technology based on embedded machine vision[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2013. (in Chinese)
- [33] 于东玉, 冯天祥, 李奕昕, 等. 基于植物图像的活体叶片面积测量方法研究与实现[J]. *智能计算机与应用*, 2019, 9(4): 173 – 176. YU Dongyu, FENG Tianxiang, LI Yixin, et al. Research and implementation of living leaf area measurement based on plant image[J]. *Intelligent Computer and Applications*, 2019, 9(4): 173 – 176. (in Chinese)