

基于三轴加速度传感器的放牧羊只牧食行为研究

张春慧^{1,2} 宣传忠^{1,2} 于文波^{1,2} 郝敏¹ 刘飞龙¹

(1. 内蒙古农业大学机电工程学院, 呼和浩特 010018;

2. 内蒙古自治区草业与养殖业智能装备工程技术研究中心, 呼和浩特 010018)

摘要: 内蒙古自治区草地资源丰富, 养羊业为自治区的主要畜牧业, 通过对放牧羊只牧食行为的识别并结合 GPS 监测其牧食路径, 可为估测放牧区域采食量分布、放牧规划和草畜平衡的研究提供理论依据。本文采用三轴加速度传感器, 设计了放牧羊只牧食行为数据无线采集系统, 自动采集羊只牧食的三轴加速度数据, 并建立羊只牧食行为识别的 BP 神经网络模型、全连接深度神经网络模型和卷积神经网络模型, 实现对羊只采食、咀嚼、反刍 3 种牧食行为的分类识别。在内蒙古自治区四子王旗白音朝克图镇半荒漠化草场的试验结果表明, BP 神经网络模型、全连接深度神经网络模型和卷积神经网络模型对羊只牧食行为的平均识别率分别为 83.1%、89.4% 和 93.8%, 其中卷积神经网络模型的识别精度最高, 能够满足羊只牧食行为分类识别的要求。

关键词: 羊; 牧食行为; 加速度传感器; 神经网络; 分类识别

中图分类号: S24 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)10-0307-07 OSID: 

Grazing Behavior of Herding Sheep Based on Three-axis Acceleration Sensor

ZHANG Chunhui^{1,2} XUAN Chuanzhong^{1,2} YU Wenbo^{1,2} HAO Min¹ LIU Feilong¹

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Inner Mongolia Agricultural University, Huhhot 010018, China

2. Inner Mongolia Engineering Research Center for Intelligent Facilities in Grass and Livestock Breeding, Huhhot 010018, China)

Abstract: Inner Mongolia is rich in grassland resources, and sheep industry is the main animal husbandry in the autonomous region. The intelligent identification of sheep grazing behaviors combined with GPS monitoring of grazing path can provide theoretical basis for estimating of feed intake distribution in grazing area, grazing planning and grassland-livestock balance. Three-axis acceleration sensors were used to design a wireless data acquisition system for grazing behaviors of herding sheep, and the system can automatically collect the three-axis acceleration data of grazing behaviors. BP neural network model, full connection deep neural network model and convolution neural network model were established to realize the classification and recognition of feeding, chewing and ruminating behaviors of herding sheep respectively. The experiments were carried out in a semi-desertification grassland in Inner Mongolia, and the natural grazing Mongolian sheep were selected as test objects. The results showed that the average recognition rates of BP neural network model, full connection deep neural network model and convolution neural network model were 83.1%, 89.4% and 93.8%, respectively, and the convolution neural network model had the highest recognition accuracy, and the adaptability and stability of the network model was strong, which can meet the requirements of classification and recognition of sheep grazing behavior. The feeding path of sheep can be monitored by GPS. The research result can provide theoretical basis for ranch managers to formulate grazing system and improve grazing level.

Key words: sheep; grazing behavior; acceleration sensor; neural network; classification and recognition

收稿日期: 2020-10-31 修回日期: 2021-03-04

基金项目: 国家自然科学基金项目(31860666)和内蒙古自治区自然科学基金项目(2017MS0606、2020BS06010)

作者简介: 张春慧(1979—), 女, 副教授, 主要从事农业工程智能化技术研究, E-mail: zhchunhui1979@126.com

通信作者: 宣传忠(1977—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事草原畜牧业智能化技术与装备研究, E-mail: xcz@imau.edu.cn

0 引言

内蒙古自治区丰富的草地资源为畜牧业的发展提供了良好的条件,作为畜牧业支柱产业的养羊业,已经成为内蒙古自治区经济发展的主要动力^[1-2]。放牧羊只的牧食行为特征是衡量其生长发育的主要指标,通过监测羊只的牧食行为可评估其采食量和生长速度,用于指导羊只的选育、改善其某些特征以及预测未来羊只的性能^[3]。同时,羊在患病初期发病症状表现不明显,但反刍行为明显减少,通过检测其采食和反刍行为可评估羊只的健康状况^[4]。在生态学上,由于放牧羊只对草地资源的利用主要是通过牧食行为进行的,牧食行为与草资源的利用率、草地生态系统密切相关,通过羊只牧食行为监测及分析,可为牧区草场的划区轮牧、草畜平衡提供决策依据^[5-6]。

直接观察法是国内外目前应用较多的方法,主要利用秒表、计数器、望远镜等跟踪羊只连续观测,记录羊只采食行为、反刍行为及卧息、游走等行为,然后通过所得的观测数据进行统计分析^[7]。通过压电传感器、压力应变片检测羊只采食和反刍时的下颚或颞窝运动,得出两种行为的不同电压变化曲线,实现了对这两种行为的量化分析,可自动记录采食和反刍数据等牧食行为^[8-9]。通过在羊颈部或头部佩戴传声器或其它记录装置来采集羊只采食、咀嚼及吞咽等所传出来的声信号,再经过处理亦可得到羊只采食及反刍信息^[10-12]。三轴加速度传感器根据加速度信号可以得出物体的运动特征,能够全面准确评估羊只的运动特性及牧食行为。国外利用三轴加速度计监测牛、羊、猪等家畜运动行为起步较早^[13-16],国内研究还处在起步阶段^[17-18]。在监测方法上,对于羊只牧食行为采用人工观察及音视频监测较多。人工观察费时费力,不利于长期观测,音视频监测对监测环境要求较为严格,算法处理较为困难,不适合实时采集和传输。基于上述问题,本文提出利用全球定位系统(Global positioning system, GPS)、三轴加速度传感器及无线传输相结合的方法进行放牧羊只牧食行为的监测,通过搭建神经网络模型进行羊只牧食行为的分类识别,以得到羊只的采食、咀嚼、反刍3种牧食行为的实时监测数据。

1 试验方案

1.1 试验系统设计

采用三轴加速度传感器采集放牧羊只采食、咀嚼、反刍3种行为加速度数据,系统方案如图1所示,试验系统由羊只牧食行为数据采集端和数据处理端组成,数据采集端集成了GPS定位传感器和三

轴加速度传感器,试验时,通过无线网络将牧食行为的三轴加速度信号传输到计算机,在计算机上开发信号分析处理算法,并搭建羊只牧食行为分类识别模型对采食、咀嚼和反刍行为进行识别。

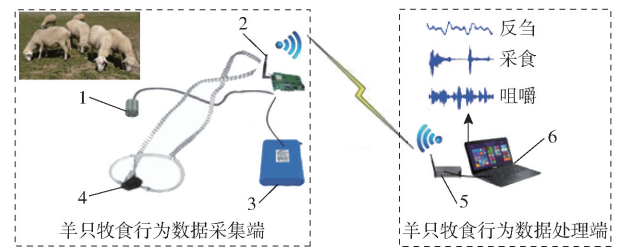


图1 羊只牧食行为研究系统的总体方案

Fig. 1 Overall schematic of sheep grazing behaviors research system

1. GPS 传感器 2. 数据无线发送端 3. 锂电池 4. 三轴加速度传感器 5. 数据无线接收端 6. 牧食行为分析程序

选取 InvenSense 公司设计的加速度传感器模块,该传感器模块以6轴模式或9轴模式输出欧拉角、加速度等数字信号,加速度测量范围可控,自带数字运动处理器硬件加速引擎,通过两线式串行总线(Inter-integrated circuit, I²C)接口可以输出传感器数据,参数如表1所示,三轴加速度传感器采样频率设置为10 Hz。

表1 三轴加速度传感器参数

Tab. 1 Parameters of three-axis acceleration sensor

参数	数值
电压/V	3.3、5
加速度测量范围/(m·s ⁻²)	-156.8~156.8
输出频率/kHz	1
精度/(LSB·m ⁻¹ ·s ²)	208.9

无线数据传输模块选用济南有人物联网技术有限公司生产的通用无线分组业务(General packet radio service, GPRS)模块 USR-GPRS232-7S3,可将串口数据通过无线通信网络实时传输到指定的计算机。

1.2 试验羊只和场地

试验地点在内蒙古自治区四子王旗白音朝克图镇试验草场,草原类型属半荒漠化草原,试验时间为2019年9—10月。选取体态相当的大(大于等于50 kg)、中(40~45 kg)、小(小于等于35 kg)3类蒙古羊各2只进行试验,分别将加速度传感器安装在羊只额头、颈部以及下颚等部位进行对比,安装在羊只下颚的加速度信号明显且羊只应激反应最小。

为了方便不同牧食行为的加速度信号处理,如图2所示,采用固定和跟踪两种方式分别采集加速度信号,固定方式将羊只置于限制围栏内,通过饲喂不同种类的牧草,分析采食、咀嚼和反刍行为的三轴加速度信号变化特征;利用羊只牧食行为分析系统

跟踪羊只牧食行为,并用摄像机记录其牧食行为,并完善羊只牧食行为的信号处理和识别算法。

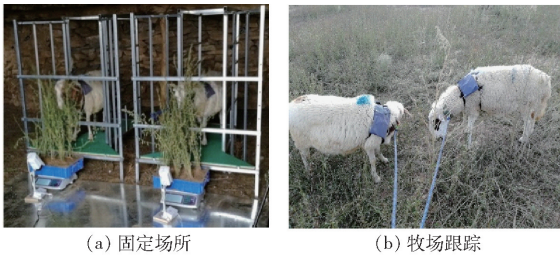


图 2 试验现场图
Fig.2 Test scene diagrams

2 牧食行为加速度数据处理

2.1 牧食行为加速度信号

羊只进行采食、咀嚼、反刍等牧食行为时,采集的加速度数据信号包含 X 、 Y 、 Z 共 3 个方向,其数值分别用 a_x 、 a_y 、 a_z 表示,以采样点数(时间线)为横坐标、加速度为纵坐标,3 种牧食行为的加速度数据曲线如图 3 所示。

理想情况下,当羊只静止不动时 X 、 Y 轴的数据为零,重力加速度为 Z 轴加速度,但通过试验数据可知,由于加速度传感器安装位置不同,与重力加速度方向形成一定的倾角,加速度数据将偏离理想位置,从而导致采集数据与实际数据存在一定偏差^[19-20]。还有一些噪声信号,如羊只嬉戏、趴窝、惊吓等引起羊只抖动以及检测电路自身的噪声等,为减小噪声数据对牧食行为数据的干扰,这里引入合加速度 A ,以该数据反映羊只牧食行为的整体变化情况。合加速度的计算公式为

$$A = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2}$$
 (1)

引入合加速度数据后,采食、咀嚼、反刍的加速度偏差明显降低,因此合加速度的引入可一定程度消除传感器安装节点偏差对牧食行为数据的影响。

2.2 牧食行为加速度信号特征

牧草种类对羊只牧食行为加速度信号有影响,主要表现在牧草的高度,但加速度信号的变化趋势

是一致的。羊只体型对牧食行为的影响主要是咀嚼信号的差异,体型较小的羊只咀嚼速度较快,大约为 0.4 s/次,而中大型羊只的咀嚼速度大约为 0.6 s/次,且咀嚼连续发生。采食行为信号时长为 1 ~ 1.5 s,咀嚼行为和反刍行为信号发生时长均为 0.5 ~ 0.8 s, X 、 Y 轴上加速度有较明显的波动变化, Z 轴加速度幅值区间存在差异。为保证所截取的数据为完整的牧食动作,以 1.5 s 为时长截取牧食行为加速度数据。因三轴加速度传感器的采样频率为 10 Hz,故以 15 个采样点数据为边长进行数据加窗切割,组成 a_x 、 a_y 、 a_z 和合成加速度 A 的 4×15 的数据特征矩阵。

3 羊只牧食行为的分类识别模型

为实现放牧羊只牧食行为的分类识别,分别建立了反向传播(Back-propagation, BP)神经网络模型、全连接深度神经网络模型和卷积神经网络模型,识别放牧羊只的采食、咀嚼、反刍、其他 4 种牧食行为。神经网络模型的数据集获取方法为取大、中、小不同羊只牧食行为的平均加速度数据,进行数据加窗分割处理,标记 30 000 条牧食行为样本数据作为神经网络模型的数据集,其中采食数据 7 500 个、咀嚼数据 7 800 个、反刍数据 6 200 个、其他行为数据 8 500 个。将数据集分成训练集、测试集和验证集 3 部分,各部分占比分别为 70%、20% 和 10%,其中测试集样本数据为:采食 1 500 个、咀嚼 1 560 个、反刍 1 240 个、其他行为 1 700 个。

3.1 BP 神经网络模型

BP 神经网络模型对未进行训练的样本有较强的预测能力,可用于羊只牧食行为的分类识别。考虑到网络精度和识别效率的问题,采用 4 层网络结构,即 1 层输入层、2 层隐含层和 1 层输出层。

由于输入的特征数据为 a_x 、 a_y 、 a_z 和合成加速度 A 的 60 维数据,故输入层的神经元数为 60;最终输出层的神经元数为 4;隐含层采用经验公式确定神经元数量范围,再通过试凑法确定最佳神经元数,神经元数经验公式为

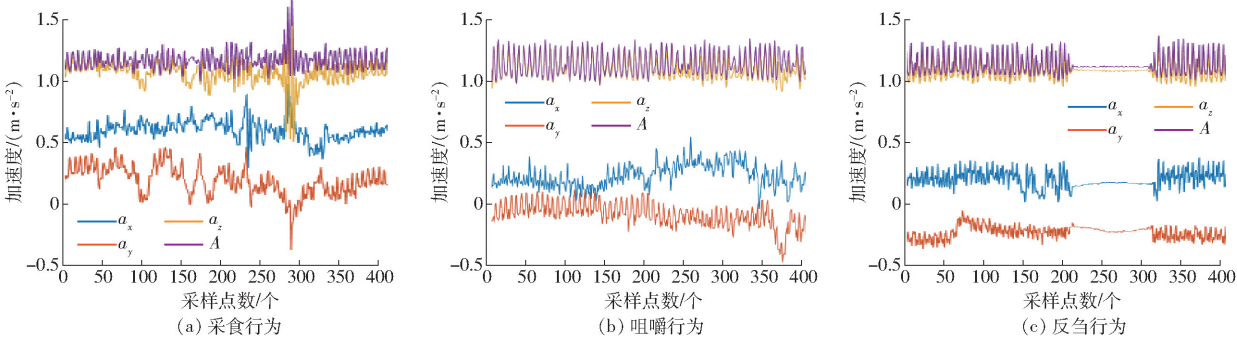


图 3 3 种牧食行为的加速度数据曲线

Fig.3 a_x , a_y , a_z and A data curves of three grazing behaviors

$$l = \sqrt{m + n} + a \tag{2}$$

式中 l ——网络隐含层节点数
 $m、n$ ——输入、输出层节点数
 a ——调节常数

通过试凑法确定 2 层隐含层的最佳神经元数为 28 和 12。对该 BP 神经网络进行训练直至模型收敛，对测试集的识别结果如表 2 所示。

表 2 BP 神经网络模型的牧食行为识别结果
Tab.2 Recognition results of grazing behaviors
based on BP neural network model

牧食行为	识别行为次数/次				正确	平均
	采食	咀嚼	反刍	其他	识别率/%	识别率/%
采食	1 281	34	29	156	85.4	83.1
咀嚼	34	1 241	152	133	79.6	
反刍	31	117	1 019	73	82.2	
其他	97	64	89	1 450	85.3	

由表 2 可知,咀嚼行为被误识别为反刍行为的概率为 9.7%,而反刍行为被误识别为咀嚼行为的概率为 9.4%,说明该网络模型对放牧羊群牧食行为的识别率不高。

3.2 全连接深度神经网络模型

采用全连接深度神经网络建立羊只牧食行为的分类识别模型,该模型由输入层、隐含层、原始输出层、Softmax 层以及最终输出层组成,全连接深度神经网络模型如图 4 所示。

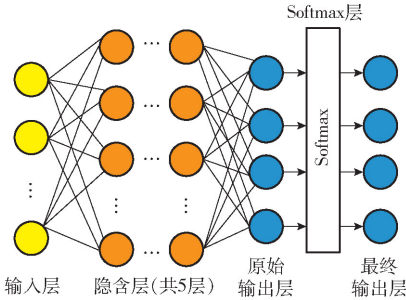


图 4 牧食行为识别的深度神经网络模型结构图

Fig.4 Structure diagram of deep neural network model for grazing behaviors recognition

由于深度神经网络模型易出现网络过拟合和梯度消失问题,建立羊只牧食行为识别模型时采用的改进方法为:①采用激活函数为 ReLU 函数,该函数可以使部分输入为负数的神经元为 0,使得网络具有一定的稀疏性,减少参数间的相互依存关系,不但加快了网络的训练,而且一定程度缓解了网络的过拟合问题。②采用 Dropout 丢弃算法,使得网络训练在每次迭代时,都会随机地删除一部分节点,只训练剩下的节点,实现对神经网络结构的改动来避免过拟合。③网络输出增加 Softmax 层优化分类结

果,将神经网络的输出变成概率分布^[21-23]。

每条样本输入数据均由 $a_x、a_y、a_z$ 和合成加速度 A 共 60 维组成,因此深度神经网络的输入层神经元数为 60,隐含层设置 5 层,各层均添加 ReLU 激活函数和 Dropout 功能,其丢弃率均设置为 0.5,各层的神经元数分别为 512、256、256、128、64,最终输出层为 4 个神经元。该网络模型的其他网络结构参数设置为:初始学习率为 0.01,采用 L2 正则优化,衰减率为 0.99,训练批尺寸为 50,迭代轮数为 2 000。对该全连接深度神经网络模型进行训练得出最优模型,对测试数据集的识别结果如表 3 所示。

表 3 深度神经网络模型的牧食行为识别结果
Tab.3 Recognition results of grazing behaviors
based on deep neural network model

牧食行为	识别行为次数/次				正确	平均
	采食	咀嚼	反刍	其他	识别率/%	识别率/%
采食	1 366	18	15	101	91.1	89.4
咀嚼	16	1 384	86	74	88.7	
反刍	15	66	1 113	46	89.8	
其他	73	52	80	1 495	87.9	

由表 3 可知,咀嚼被误识别为反刍和反刍被误识别为咀嚼的概率分别为 5.5% 和 5.3%,说明全连接深度神经网络模型比 BP 神经网络模型的识别效果好,但仍没有获得较高的识别率。

3.3 卷积神经网络模型

卷积神经网络主要用于图像的分类识别,可以将羊只牧食行为的加速度时域信号变换到频域中,分析信号频率特征随时间变化的关系,通过时频域联合分析获得频谱图,对频谱图建立卷积神经网络模型进行羊只牧食行为的分类识别^[24-25]。图 5 为羊只反刍行为的某个样本时频域谱图,它由时域数据 $a_x、a_y、a_z$ 和合成加速度 A 共计 6 s 的加速度信号变换而来。建立卷积神经网络模型时将图 5 变换成灰度图。

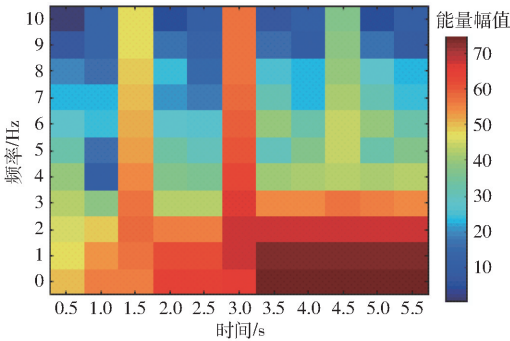


图 5 样本的时频域谱图

Fig.5 Time-frequency spectrogram of a sample

以卷积神经网络 LeNet-5 为参考,建立羊只牧食行为卷积网络模型,如图 6 所示,该模型具有 1 个输入层、2 个卷积层、2 个池化层和 2 个全连接层。

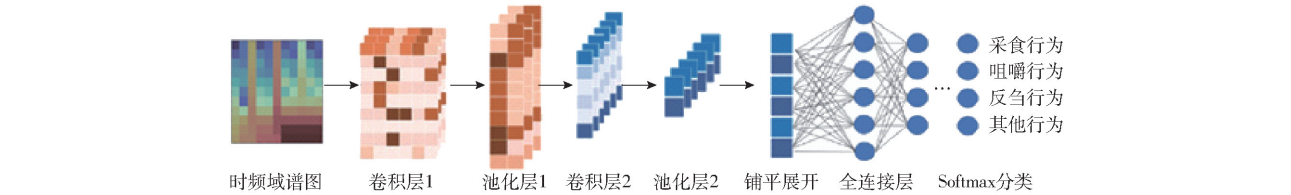


图 6 卷积神经网络建模原理图

Fig. 6 Schematic of modeling convolutional neural network

输入数据为样本时频语谱图的灰度图,色彩通道数为 1,因此输入数据的格式为 $11 \times 11 \times 1$,卷积时采用全零填充,卷积神经网络结构参数设置如表 4 所示。第 1 个卷积层的卷积核设置为 5×5 ,卷积核深度设置为 32,第 1 个池化层的过滤器尺寸设置为 3×3 ;第 2 个卷积层的卷积核尺寸设置为 3×3 ,深度为 64,第 2 个池化层的过滤器尺寸设置为 2×2 ;2 个全连接层神经元数分别设置为 512 和 4。

表 4 卷积神经网络模型的参数设置

Tab. 4 Parameters of convolutional neural network model

参数	数值/类型
输入图像尺寸	$11 \times 11 \times 1$
卷积层 1 卷积核尺寸	$5 \times 5 \times 32$
池化层 1 过滤器尺寸	3×3
卷积层 2 卷积核尺寸	$3 \times 3 \times 64$
池化层 2 过滤器尺寸	2×2
移动步长	1
全连接层的神经元数	512, 4
激活函数	ReLU 和 Softmax
Dropout 丢弃率	0. 5
权重衰减率	0. 01 (L2 正则优化)
迭代次数	2 000

对该卷积神经网络模型进行训练得出最优模型,对测试数据集的识别结果如表 5 所示。由表 5 可知,卷积神经网络模型对测试集样本的平均识别正确率为 93. 8%,对采食、咀嚼、反刍行为的正确识别率分别达到了 94. 7%、93. 9% 和 94. 2%,基本满足放牧羊群牧食行为的识别要求,且网络的适应性和稳定性较强。

表 5 卷积神经网络模型的牧食行为识别结果

Tab. 5 Recognition results of grazing behaviors based on convolutional neural network model

牧食行为	识别行为次数/次				正确	平均
	采食	咀嚼	反刍	其他	识别率/%	识别率/%
采食	1 421	8	6	65	94. 7	93. 8
咀嚼	10	1 465	46	39	93. 9	
反刍	8	36	1 168	28	94. 2	
其他	35	40	54	1 571	92. 4	

4 时空轨迹分析

羊只的牧食行为与其放牧草地环境有较强的相互作用关系。自然放牧条件下,羊只为了牧食要进行游走,因此结合羊只 GPS 地理位置数据,通过分析羊只移动速度、采食区域等信息进而判断植被分布及地理环境对羊只牧食行为的影响。该试验牧场面积约为 58 hm²,放牧期间每天早上将羊群赶入牧场自由采食,傍晚再由人工赶回畜圈牧食,时间为 10:00—18:00,放牧牧场内有饮水设施。羊只某日的放牧轨迹如图 7 所示,羊只平均每日行走距离为 3. 8 km,平均游走速度为 3 km/h,平均奔跑速度为 6 km/h。



图 7 羊只的放牧轨迹

Fig. 7 Grazing trajectory of sheep

由图 7 可知,羊只在 10:00—11:30 活动范围都集中在牧场南部靠近畜圈附近,11:30—17:30 采食点逐渐向牧场北部偏移,但到 17:30 以后又向畜圈方向移动。这是因为羊只上午刚出圈时较为饥饿,选择靠近畜圈附近采食;在采食一段时间后,羊只体力较为充沛,会选择向远处游走;而 17:30 后,羊只又返回畜圈附近。图中红色长方形区域的羊只活动较为集中,该区域为矿坑区,较阴凉且牧草茂盛,羊只采食和休息时间长。利用卷积神经网络模型,对该区域截取一段 26 min 的羊只加速度信号进行识别及时长统计,可得到羊只采食、咀嚼和反刍 3 种牧食行为的时间,统计结果如表 6 所示。

通过羊只牧食行为发生的次数和时间,可以估测出羊只在该区域的采食量分布,为羊只放牧规划和草畜平衡研究提供了理论依据。

表6 牧食行为时间统计

Tab.6 Statistics on duration of grazing behaviors

行为	采食行为	咀嚼行为	反刍行为	总计
次数/次	68	416	214	698
时间/s	102	624	321	1 047

5 结束语

采用三轴加速度传感器采集放牧羊只牧食行为

信号,分别设计 BP 神经网络模型、全连接深度神经网络模型和卷积神经网络模型实现放牧羊只采食、咀嚼和反刍 3 种牧食行为的分类识别,平均识别率分别为 83.1%、89.4% 和 93.8%,其中卷积神经网络模型的识别度最高,且网络的适应性和稳定性强,并可通过 GPS 监测羊只的采食路径。该研究可为牧场管理人员制定放牧制度、提高放牧水平提供理论依据。

参 考 文 献

[1] 常倩,王士权,李秉龙. 畜牧业纵向协作特征及其影响因素分析——来自内蒙古养羊户的经验证据[J]. 中国农业大学学报,2016,21(7):152-160.
CHANG Qian, WANG Shiquan, LI Binglong. The characteristics and influencing factors of vertical coordination in animal husbandry: an evidence from sheep and goat farmers in Inner Mongolia[J]. Journal of China Agricultural University, 2016, 21(7):152-160. (in Chinese)

[2] 王玲,邹小昱,刘思瑶,等. 基于 RFID 与 ZigBee 的羊场养殖信息管理系统[J/OL]. 农业机械学报,2014,45(9):247-253.
WANG Ling, ZOU Xiaoyu, LIU Siyao, et al. Development of handheld terminal for sheep breeding information management based on RFID and ZigBee[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery. 2014,45(9):247-253. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20140940&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.09.040. (in Chinese)

[3] NOBREGA L, GONALVES P, ANTUNES M, et al. Assessing sheep behavior through low-power microcontrollers in smart agriculture scenarios[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2020,173: 105444.

[4] PATKOWSKI K, PLUTA M, LIPIEC A, et al. Foraging behavior patterns of sheep and horses under a mixed species grazing system[J]. Journal of Applied Animal Welfare Science,2019,22(4): 357-363.

[5] 王萨仁娜,韩国栋,张圣微,等. 基于 3S 技术的绵羊牧食行为与草地环境相互作用研究[J]. 中国生态农业学报,2015,23(7):860-867.
WANG Sarenna, HAN Guodong, ZHANG Shengwei, et al. Analysis of sheep grazing behavior and interaction with grassland environment in desert steppes using 3S[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2015,23(7): 860-867. (in Chinese)

[6] 郭强,殷国梅,赵和平,等. 放牧绵羊牧食行为及采食量研究[J]. 中国草地学报,2011,33(4):95-98,110.
GUO Qiang, YIN Guomei, ZHAO Heping, et al. Study on grazing behavior and feed intake of grazing sheep[J]. Chinese Journal of Grassland, 2011,33(4): 95-98,110. (in Chinese)

[7] 孙泽威,周道玮,姜玉杰. 松嫩天然羊草草地放牧绒山羊牧食行为的研究[J]. 黑龙江畜牧兽医,2012(19):1-3,6.
SUN Zewei, ZHOU Daowei, LOU Yujie. Study on grazing behavior of cashmere goat grazed on a native *Leymus chinensis* grassland in Songnen Plain[J]. Heilongjiang Animal Science and Veterinary Medicine, 2012(19):1-3,6. (in Chinese)

[8] ALVARENGA F A P, BORGES I, ODDY V H, et al. Discrimination of biting and chewing behaviour in sheep using a tri-axial accelerometer[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 168: 105051.

[9] BARWICK J, LAMB D W, DOBOS R, et al. Categorising sheep activity using a tri-axial accelerometer[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2018,145:289-297.

[10] 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 Chuanzhong, 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)

[11] GALLI J R, CANGIANO C A, MILONE D H, et al. Acoustic monitoring of short-term ingestive behavior and intake in grazing sheep[J]. Livestock Science, 2011, 140(1): 32-41.

[12] SHENG H, ZHANG S F, ZUO L S, et al. Construction of sheep forage intake estimation models based on sound analysis[J]. Biosystems Engineering, 2020, 192:144-158.

[13] WERNER J, UMSTATTER C, LESO L, et al. Evaluation and application potential of an accelerometer-based collar device for measuring grazing behavior of dairy cows[J]. Animal,2019, 13(9):2070-2079.

[14] BARWICK J, LAMB D W, DOBOS R, et al. Identifying sheep activity from tri-axial acceleration signals using a moving window classification model[J]. Remote Sensing,2020,12(4):646.

[15] GONZALEZ L A, BISHOP-HURLEY G J, HANDCOCK R N, et al. Behavioral classification of data from collars containing motion sensors in grazing cattle[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 110: 91-102.

[16] NAVON S, MIZRACH A, HETZRONI A, et al. Automatic recognition of jaw movements in free-ranging cattle, goats and sheep using acoustic monitoring[J]. Biosystems Engineering, 2013, 114(4):474-483.

[17] 李丽华,刘志伟,赵学谦,等. 基于加速度传感器的本交笼种鸡个体行为监测与识别[J/OL]. 农业机械学报,2019,50

- (12):247-254.
- LI Lihua, LIU Zhiwei, ZHAO Xueqian, et al. Monitoring and identification of natural mating cage breeding chickens individual behavior based on acceleration sensor[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(12): 247-254. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20191228&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.12.028. (in Chinese)
- [18] 刘龙申, 沈明霞, 姚文, 等. 基于加速度传感器的母猪产前行为特征采集与分析[J/OL]. 农业机械学报, 2013, 44(3): 192-196, 191.
- LIU Longshen, SHEN Mingxia, YAO Wen, et al. Acquisition and analysis of sows' behavior before farrowing based on acceleration sensor[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(3): 192-196, 191. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20130335&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.03.035. (in Chinese)
- [19] 郭东东, 郝润芳, 吉增涛, 等. 基于三轴加速度传感器的山羊行为特征分类与识别[J]. 家畜生态学报, 2014, 35(8): 53-57.
- GUO Dongdong, HAO Runfang, JI Zengtao, et al. Classification and recognition of goats' daily behavior based on three-dimensional acceleration sensor[J]. Acta Ecologiae Animalis Domastici Journal of Domestic Animal Ecology, 2014, 35(8): 53-57. (in Chinese)
- [20] DECANDIA M, GIOVANETTI V, MOLLE G, et al. The effect of different time epoch settings on the classification of sheep behaviour using tri-axial accelerometry[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 154:112-119.
- [21] 赵凯旋, 李国强, 何东健. 基于机器学习的奶牛深度图像身体区域精细分割方法[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(4): 173-179.
- ZHAO Kaixuan, LI Guoqiang, HE Dongjian. Fine segment method of cows' body parts in depth images based on machine learning[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(4): 173-179. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170423&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.04.023. (in Chinese)
- [22] 高云, 郭继亮, 黎焯, 等. 基于深度学习的群猪图像实例分割方法[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(4): 179-187.
- GAO Yun, GUO Jiliang, LI Xuan, et al. Instance-level segmentation method for group pig images based on deep learning[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(4): 179-187. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190420&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.04.020. (in Chinese)
- [23] 谢秋菊, 郑萍, 包军, 等. 基于深度学习的密闭式猪舍内温湿度预测模型[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(10): 353-361.
- XIE Qiuju, ZHENG Ping, BAO Jun, et al. Thermal environment prediction and validation based on deep learning algorithm in closed pig house[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(10): 353-361. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20201040&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.10.040. (in Chinese)
- [24] 段恩泽, 方鹏, 王红英, 等. 基于深层卷积神经网络的肉兔图像分割与体质量估测[J/OL]. 农业机械学报, 2021, 52(6): 259-267.
- DUAN Enze, FANG Peng, WANG Hongying, et al. Meat rabbit image segmentation and weight estimation model based on deep convolution neural network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(6): 259-267. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20210627&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.06.027. (in Chinese)
- [25] 沈明霞, 太猛, CEDRIC Okinda, 等. 基于深层卷积神经网络的初生仔猪目标实时检测方法[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(8): 270-279.
- SHEN Mingxia, TAI Meng, CEDRIC Okinda, et al. Real-time detection method of newborn piglets based on deep convolution neural network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(8): 270-279. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190830&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.08.030. (in Chinese)