

基于翘尾特征的奶牛产犊预报设备设计与试验

赵继政^{1,2} 陆成^{1,2} 石富磊^{1,2} 董正奇^{1,2} 宋怀波^{1,2}

(1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100;
2. 农业农村部农业物联网重点实验室, 陕西杨凌 712100)

摘要: 针对奶牛产犊过程中自动化监测和预报设备缺乏的问题, 设计了基于翘尾特征的奶牛产犊预报设备。设备包括记录待产奶牛尾部加速度数据采集节点, 数据上传无线组网和云端数据存储平台, 并开发了基于机器学习模型的产犊预报算法, 实现了奶牛产犊的自动预报。尾部数据采集节点采用 STM32L151CBT6A 单片机控制 ICM42605 传感器实现加速度数据采集, 在完成数据整理与本地存储后, 通过 LoRa 网络将数据上传至网关。网关通过 WiFi 网络, 按照 MQTT 协议将数据传输至腾讯云物联网开发平台, 并将数据同步存储在腾讯云数据库中。在算法开发试验中, 本文基于 25 头奶牛产犊前的尾部加速度数据, 开发了基于 Man-Kendall 趋势检验和基于集成学习思想的多 SVM 产犊预报模型, 完成算法性能验证后, 将开发好的模型部署在腾讯云服务器。验证试验表明: 牛尾节点测量的加速度信号与振动传感器校准仪设定的输出信号相关性良好 ($r = 0.938, P < 0.01$), 节点监测模块可连续工作 24 d, 无线传输网络最大丢包率为 1.3%, 满足应用需求。设备进行部署后, 完成了 11 头奶牛产犊过程的监测, 结果表明设备对 9 头牛 (81.82%) 在产前 12 h 内成功进行了预报。本文设计的基于翘尾特征的奶牛产犊预报设备可以应用于实际的奶牛产犊过程监测和预报。

关键词: 产犊预报; 智慧畜牧; 翘尾特征; 物联网; 机器学习

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2023)04-0338-09 OSID: 

Design and Experiment of Cow Calving Prediction Equipment
Based on Tail Raising Characteristics

ZHAO Jizheng^{1,2} LU Cheng^{1,2} SHI Fulei^{1,2} DONG Zhengqi^{1,2} SONG Huaibo^{1,2}

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China
2. Key Laboratory of Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: In order to solve the problem of lack of automatic monitoring and predicting equipment in the process of cow production, a cow calving predicting equipment based on the tail raising characteristics was designed. The equipment included a data acquisition node for recording the tail acceleration of cows to be delivered, a wireless networking for data upload and cloud data storage platform, and a calving prediction algorithm based on machine learning model was developed to realize the automatic prediction of cow calving. The tail data acquisition node used STM32L151CBT6A MCU to control ICM42605 sensor to achieve acceleration data acquisition. After finishing data sorting and local storage, the data was uploaded to the gateway through LoRa network. The gateway transmitted data to Tencent Cloud IoT development platform through WiFi network according to MQTT protocol, and synchronously stored the data in Tencent Cloud database. In the algorithm development experiment, based on the data of 25 cows before calving, a production prediction model was developed based on MK trend test and multi SVM of ensemble learning. After the algorithm performance verification, the model was deployed to the Tencent cloud server. The verification test results showed that the acceleration signal measured by the oxtail node had a good correlation with the output signal set by the vibration sensor calibrator ($r = 0.938, P < 0.01$). The node monitoring module can work continuously for 24 d. The field experiment showed that the maximum packet loss rate of the wireless transmission network was 1.3%, which met the application requirements. After the equipment was deployed, the monitoring of calving process of 11 cows was

completed. The results showed that the equipment successfully predicted nine cows (81.82%) within 12 h before birth. The calving prediction equipment designed based on the tail raising characteristics can be applied to the monitoring and prediction of the actual cow production process.

Key words: calving prediction; smart animal husbandry; tail raising characteristics; Internet of things; machine learning

0 引言

奶牛产犊管理是养殖场的核心工作之一。在规模化养殖场中,待产奶牛按照预产期,提前被赶至产房并增加巡视频率,以便在产犊过程中及时干预,人工依赖程度较高。已有研究显示,奶牛产犊时,发生难产的比例为 6.2%^[1-2],巡检不及时、处理不当时,会危及奶牛及胎儿的生命,而且往往能引起奶牛生殖道疾病,产生较大经济损失。因此,对牛只产犊过程进行实时监测和准确预报,对降低人工参与程度和减少因难产引起的经济损失具有重要意义^[3-6]。

多项研究尝试基于奶牛日常活动、进食和反刍行为、体温变化进行牛只产犊的监管和预测^[7-10]。已有研究针对奶牛产犊前的尾部运动与产犊之间的关联进行了论述^[11-12]。在产犊前一段时间,奶牛子宫收缩引起尾巴不断抬起,整体上翘频次增加且翘尾时间变长。文献[13]记录了母牛产犊前和产犊中的翘尾次数,结果表明母牛产犊前 5d 和日常相比,其日均翘尾次数由 19.5 次增长到 27.6 次。文献[14]通过对 87 头牛产犊前的尾部运动进行观察,结果显示顺产奶牛和难产奶牛均出现了与排便和排尿行为无关的翘尾现象。后期研究进一步使用连续监测设备证明奶牛在产犊前 2~6 h 内的翘尾持续时间显著增加^[15-16]。文献[17]进一步研究表明,奶牛在产前 7 d 的平均翘尾时间为 3.2 min/h,而在产前 5 h 的平均翘尾时间增长为 26.2 min/h。文献[18]的研究显示待产奶牛翘尾频次在产前 18 h 内为 19.1 次/d,在产前 6 h 内增加到 59.3 次/d。基于上述研究结果,现有研究尝试研发可穿戴传感器设备,记录奶牛尾部运动,揭示尾部运动与产犊的规律,实现产犊过程的监测和预报^[17,19-20]。研究表明,基于翘尾特征可以实现奶牛产犊预报,但是现有设备整体预测精度有待进一步提升。

针对国内奶牛产犊过程监测设备缺乏、人工参与程度高的问题,本文利用奶牛产前翘尾频次增加的生理特征,开发奶牛产犊监测和预报设备。监测节点采用 STM32L151CBT6A 单片机控制 ICM42605 传感器实现加速度数据采集,在完成数据整理与本地存储后,通过 LoRa 网络将数据上传

至网关。网关通过 WiFi 网络,按照 MQTT 协议将数据传输至腾讯云物联网开发平台,并将数据同步存储在腾讯云数据库。基于前期试验,本文开发基于 MK(Man-Kendall)趋势检验和基于集成学习思想的多 SVM(支持向量机)模型的产犊预报模型,并部署在云服务器上,对奶牛当前是否出现产犊特征进行判别。如果检测到产犊特征,则将牛只产犊信息通过短信发送到管理员手机,最终实现奶牛产犊的智能化监测和预报。最后,对设备的工作性能进行现场试验。

1 设备总体设计

1.1 设计需求

本研究通过对西北农林科技大学畜牧教学实验基地奶牛场进行实地考察,并咨询奶牛养殖专家,确定了设备主要应用需求:由于奶牛实际产犊时间往往会比预产期提前或延后,按照设备在预产期前 7 d 进行安装,奶牛产犊延后 10 d 计算,设备应至少连续工作 17 d 以上;设备可以实时传输牛尾运动数据,并快速完成奶牛产犊特征判别,实现产犊预报;节点设备应尽可能体积小,质量轻,外壳材料应柔软且无毒无害,同时易于捆绑固定,以尽可能减小奶牛的应激反应,便于实际使用。

1.2 设备总体方案

设备总体方案如图 1 所示,主要包括牛尾运动监测节点、基于 LoRa 的低功耗广域无线传输网络和云端处理 3 部分。监测节点负责牛尾加速度数据采集和预处理,并通过 LoRa 通信模块将数据上传至 LoRa 网关。LoRa 网关按照 MQTT 协议,通过 WiFi 网络将数据传输至物联网平台。物联网平台将数据保存在云数据库中,同时云服务器程序对数据进行产犊预报,判断是否出现产犊信号,并将预报信息发送给管理人员。

1.3 牛尾运动测量原理

图 2a 为将监测模块绑在牛尾上后,加速度传感器与牛尾相对位置示意图。其中,X 轴方向为沿着牛尾根部到末梢方向(与牛尾轴向方向平行),Y 轴方向与牛尾径向方向平行,X、Y、Z 三轴形成右手直角坐标系。如图 2b 所示,加速度传感器的 X 轴与重力加速度 G 之间的夹角定义为 θ ,将该角

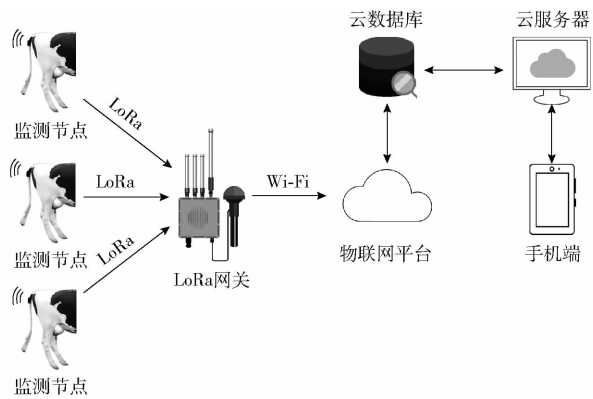


图 1 产犊预报设备结构框图

Fig. 1 Structure diagram of calving prediction equipment

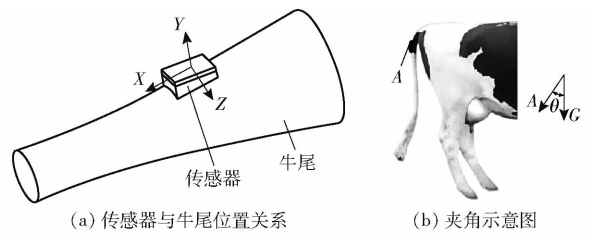


图 2 加速度传感器测量原理图

Fig. 2 Measuring principle of acceleration sensor

用以表征牛尾翘起的程度。在静止状态(垂直或翘起后)时,重力加速度 G 、 θ 与 X 轴加速度分量(记为 A)满足

$$A = G\cos\theta$$

(1)

由于 θ 取值范围应在 $0^\circ \sim 90^\circ$ 之间,在此区间内,重力加速度 G 为定值,易知 θ 与 A 呈负相关且一一对应。因此,可通过 A 来表征牛尾巴翘起程度。

2 设备软硬件设计

2.1 运动监测节点设计

根据需求,监测节点需要实现对牛尾加速度的

采集、处理、存储和无线发送的功能。因此,硬件整体主要包括运动传感器、主控单片机、本地数据存储、LoRa 无线传输模块和 3.3 V 电源模块。

2.1.1 运动监测节点硬件设计

为减小电路功耗,主控单片机选用 STM32L151CBT6A,如图 3 所示。在基于实时时钟(Real-time clock, RTC)唤醒的停机模式下,该单片机功耗仅为 $1.38\ \mu\text{A}$ 。在本设计中,为进一步降低功耗,主时钟采用主频为 2.097 MHz 的内部多速度段晶振。RTC 时钟源使用 32.768 kHz 外部低速晶振。单片机通过 SPI 总线与加速度传感器和 TF 卡通讯,通过串口与 LoRa 模块通讯。

功能器件电路如图 4 所示。加速度传感器选用日本东京电气化学工业株式会社(TDK)公司 ICM-42605 型六轴传感器。该型传感器具有 16 bit 输出,自带 2 KB 的 FIFO 空间。由于在本设计中,传感器在数据写满 FIFO 空间后,向单片机发送中断唤醒信号。因此较大的 FIFO 空间使得单片机被唤醒间隔较长,有助于降低系统整体功耗。

为尽可能降低功耗,本设计选用德州仪器(TI)公司 TPS78233DDCR 作为线性稳压器。该型器件具有低至 $0.5\ \mu\text{A}$ 的静态工作电流,输出电流为 150 mA,可以满足设备瞬时电流要求。

以加速度传感器每次采样存储 6 字节,连续工作 20 d 计,所需存储空间至少为 105.1 MB。综合考虑存储容量、功耗以及数据读写方便程度等因素,本研究选用 TF 卡作为存储器。

LoRa 模块选用瑞科慧联科技有限公司生产的 RAK4203。该型模块支持 LoRaWAN 1.0.3 协议,工作频率为 470 MHz。外形尺寸为 $15\ \text{mm} \times 15.5\ \text{mm} \times 2.5\ \text{mm}$,低功耗运行时电流为 $4\ \mu\text{A}$ 。

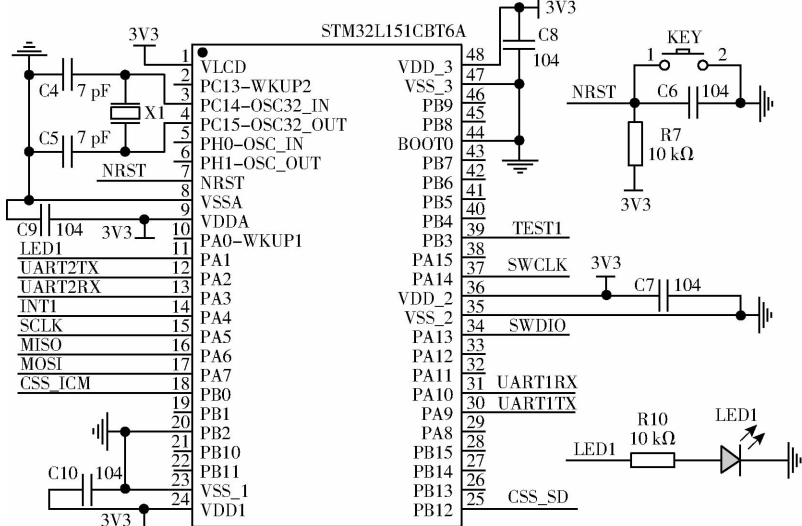


图 3 主控电路图

Fig. 3 Schematic of main control circuit

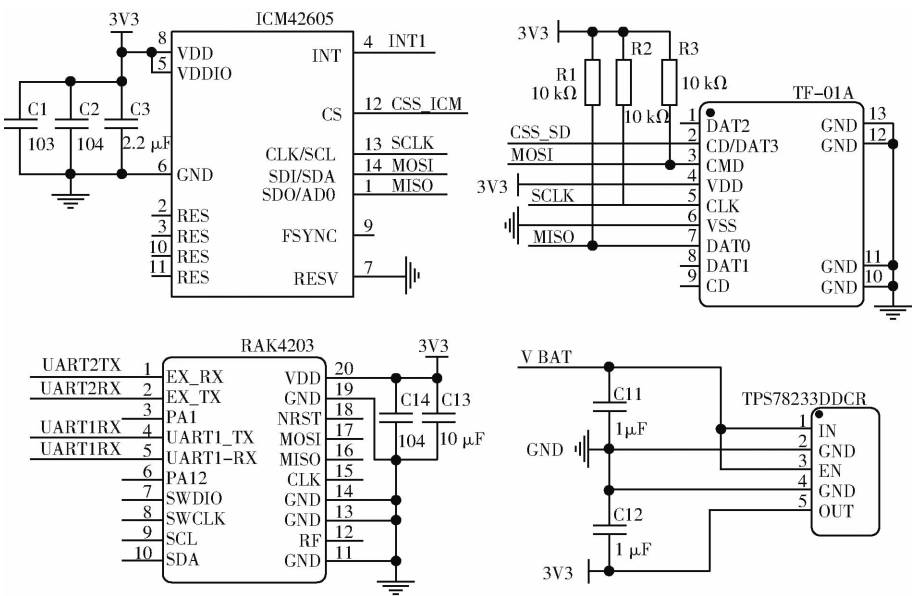


图 4 功能器件电路图

Fig.4 Schematic of functional device circuit

2.1.2 运动监测节点软件设计

软件在 Keil MDK 中采用 C 语言编写,主程序流程如图 5 所示。单片机首先进行系统初始化,初始化成功则点亮指示灯,然后由单片机控制对各外设进行初始化设置,包括设置传感器采样率、量程、FIFO 阈值、中断模式和加速度传感器使能等,检测与 TF 卡通讯是否正常,设置 LoRa 模块工作模式、入网参数、数据传输速率、最大重传次数和自适应速率。若外设初始化失败,则指示灯常亮,同时串口持续打印错误码信息,其中传感器初始化失败错误码为“1”,TF 卡初始化失败错误码为“2”,LoRa 模块初始化失败错误码为“3”;若初始化成功,则关闭指示灯,开启外部中断后进入休眠模式,等待传感器向单片机发送中断信号。由于设置加速度传感器 FIFO 设定值为 2 000 字节,FIFO 数据包大小为 8 字节,因此若采样率设置为 12.5 Hz,则中断信号发送周期为 20 s。单片机收到中断信号后,退出休眠,读取传感器三轴加速度数据和 RTC 时钟数据,然后对读取的数据进行运算,运算完成后将原始数据以扇区写入方式存储在 TF 卡中,同时向云平台上传运算后数据,上传完毕后再次开启外部中断,进入休眠。

2.1.3 运动监测节点结构设计

监测节点外壳采用 SolidWorks 软件设计。图 6a 为内壳、壳内电路板、电池和天线。其中,电路板尺寸为 30 mm×40 mm,电池尺寸为 37 mm×25 mm×6 mm,容量为 600 mA·h。天线采用柔性电路板(FPC)天线,尺寸为 27 mm×17 mm,工作频率为 470 MHz,增益为 2~3 dBi。内壳底设计有孔

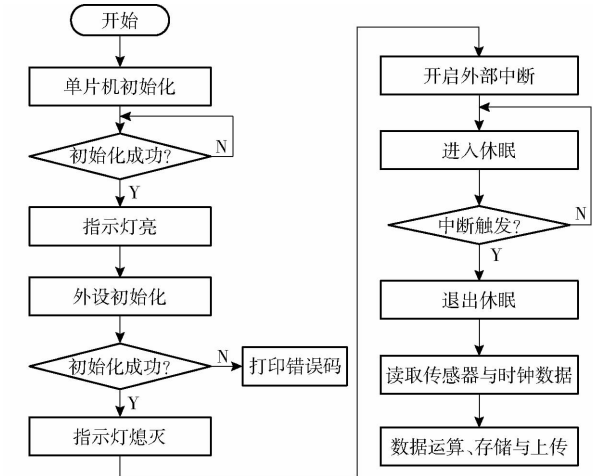


图 5 运动监测节点软件流程框图

Fig.5 Software flow diagram of motion monitoring node

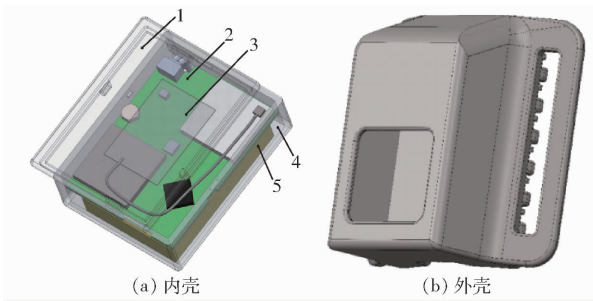


图 6 运动监测节点结构示意图

Fig.6 Structure diagrams of motion monitoring node

1. 内壳盖 2. 电路板 3. FPC 天线 4. 内壳底 5. 电池

座,可嵌入 M2×3×3.2 预埋螺母,电路板在相应位置留 M2 孔,并通过 M2 螺栓将电路板与内壳底固连,避免监测模块工作时电路板在壳体内晃动。内壳盖和内壳底使用尼龙材料,以增加壳体的强度和韧性,内壳盖和内壳底通过卡口装配,可以防止灰尘、雨水或羊水等侵入壳内,造成电路板损

坏。内壳装配完成后,尺寸为 43 mm × 33 mm × 14.5 mm。图 6b 为外壳三维图,外形尺寸为 60 mm × 54 mm × 25.5 mm,采用软胶材料 3D 打印成型。软胶材料具有一定弹性,且外壳底部设计有弧度,可使外壳适应不同的牛尾形状。外壳底部设计有凸起,既可避免所有外壳都与牛尾贴合,以增加牛尾透气性,又可增大与牛尾摩擦。外壳上侧设计有斜面,可使牛尾末梢甩动时沿斜面滑下,减少监测模块滑动或掉落风险。外壳内部为与内壳相配合的空腔结构,使用时,将内壳整体塞入外壳中,既可保证连接强度,又可最大限度保障内部电路板正常工作。

实物如图 7 所示,运动监测节点装配完成后外形尺寸为 80 mm × 54 mm × 40 mm,模块质量 39 g,绑带质量 16 g,总质量为 55 g。

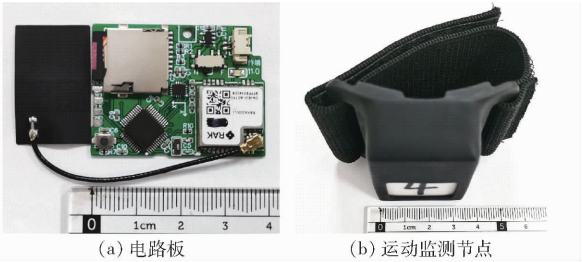


图 7 运动监测节点实物图

Fig. 7 Physical diagrams of motion monitoring node

2.2 无线组网和云平台设计

牛场数据传输采用 LoRa 无线通信技术实现^[21]。在本文中,LoRa 网关选用瑞科慧联科技有限公司 RAK7249 型室外网关,该网关遵循 LoRaWAN 1.0.2 协议,支持 16 个 LoRa 通道,接收灵敏度为 -139 dBm,采用以太网供电(PoE),防护等级为 IP67,可较好适应牛场复杂环境。在本设计中,选用腾讯云物联网开发平台,腾讯云数据库(MySQL 5.7)和腾讯云服务器。其中,腾讯云物联网开发平台用于在云端解析 LoRa 网关上传的数据,同时将数据同步存储在腾讯云数据库中。腾讯云服务器用于运行云端产犊预报模型程序,并将结果通过短信发送至手机。

3 产犊预报模型建立

3.1 数据采集

试验在杨凌源泰牧业有限公司进行。试验待产奶牛均为围产期荷斯坦奶牛,平均质量为 680 kg,全天自由进食与饮水,牛舍建有卧床、照明、风扇与喷淋降温装置。将网关布置在牛舍栏杆上,离地 3.2 m。试验设置加速度传感器量程为 ±4 g,采样率为 12.5 Hz。根据试验需要,在牛舍安装 4 个监控摄像头以实现试验奶牛活动范围的全覆盖。试验

奶牛实际产犊时间由兽医观看录像回放后确定。试验在奶牛预产期前 6 ~ 8 d 将节点模块绑在牛尾与产道平齐处^[22],如图 8 所示。

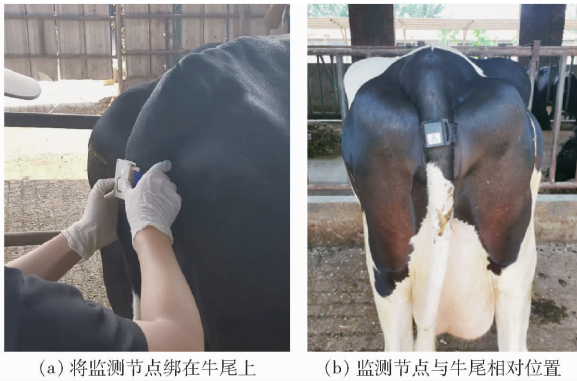


图 8 监测节点与牛尾位置关系示意图

Fig. 8 Diagrams of position relationship between motion monitoring node and oxtail

试验从 2022 年 7 月 7 日开始到 2022 年 8 月 30 日止,共 54 d。共对 31 头奶牛进行了测量,被测奶牛平均月龄为 40.5 月,平均胎次为 1.4 胎。其中,共有 6 头奶牛数据无法进行后续分析,原因分别为:3 头牛的产犊时间处于监控摄像头数据读取阶段,无法获得准确产犊时间;2 头牛监测模块的捆绑时间与产犊时间过于接近,数据过少;1 头牛的监测模块在临产前被牛蹭在栏杆上导致脱落,未获得数据。最终,共有 25 头牛的数据用于产犊预报模型构建。

3.2 产犊预报模型整体方案

产犊预报模型应能够对牛尾在日常和产前的不同特征进行有效识别,并及时产生预报信号。在本文中,当产犊预报模型产生预报信号时,若牛尾产生明显的产前特征,则认为模型判别正确;若牛尾无明显产前特征,则认为模型判别失败。

产犊预报模型整体流程如图 9 所示。在数据预处理阶段,首先,将当前时刻数据与前 20 min 数据均值作差,去除牛只行走以及躺卧等活动的影响。然后,数据进一步使用长度为 10 的汉宁窗加权计算当前信号的低频运动趋势。数据减去低频运动趋势,获得牛尾运动信号。最后,用计算 15 min 内峰值数量的方法来描述牛只翘尾频次。每 15 min 进行一次产犊特征检验。通过观察牛场监控录像和数据,发现牛在产犊之前存在翘尾频次增加的现象,图 10 为一头试验牛经过预处理后的 X 轴加速度分量数据和翘尾频次均值数据。图中虚线为人工判断产犊特征出现时刻,可以看出数据在 1 285 min 前和 1 285 min 后翘尾频次均值分别为 2.3 次和 5.6 次,具有“前疏后密”的特征。同时,鉴于牛只之间存在较大的个体差异性^[23],采用 MK 趋

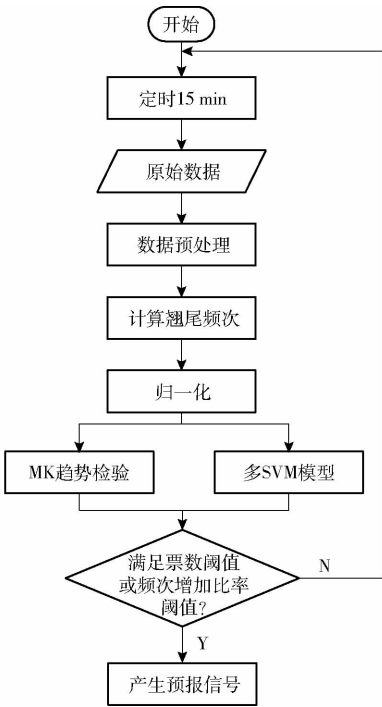


图 9 产犊预报模型流程图
Fig. 9 Calving prediction model

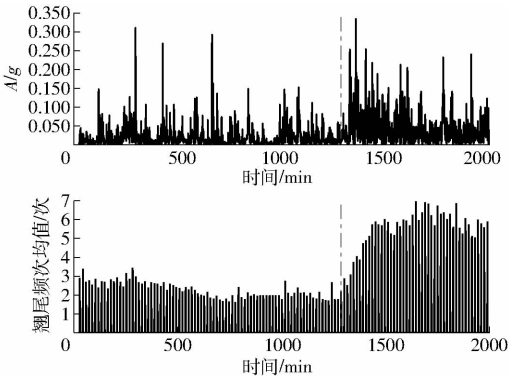


图 10 牛只尾部运动信号与翘尾频次
Fig. 10 Example of tail motion signal and raising frequency

势检验算法和基于集成学习思想的多 SVM 模型对翘尾频次进行分析。对当前数据除以牛只之前所有翘尾频次平均值实现归一化。将归一化后数据分别代入 MK 趋势检验算法和基于集成学习思想的多 SVM 模型中,当结果满足票数阈值或频次增加比率阈值时,进行产犊预报,否则等待程序重新执行。硬件设备及产犊预报模型主要参数如表 1 所示。

3.3 MK 趋势检验算法构建

MK 趋势检验算法可以判断时序数据的变换趋势,比如:“上升”、“无趋势”和“下降”等。对于时间序列 X ,MK 趋势检验的统计量 S 计算公式为

$$S = \sum_{j=1}^{n-1} \sum_{i=j+1}^n \text{sgn}(x_i - x_j) \tag{2}$$

式中 x_j ——时间序列的第 j 个数据值
 n ——数据样本长度
 sgn ——符号函数

表 1 硬件设备及产犊预报模型主要参数
Tab. 1 Main parameters of hardware equipment and production prediction model

参数	数值	确定依据
终端节点采样率/Hz	12.5	根据文献[17]确定
产犊预报模型预处理阶段数据去均值时间窗/min	20	通过文献[10, 17 - 18]、咨询奶牛场兽医、观察训练集中牛只翘尾相关的视频资料得知,大部分牛只翘尾时长在 20 min 之内
产犊预报模型预处理阶段窗函数长度	10	取“产犊预报模型预处理阶段数据去均值时间窗”的 1/2
产犊预报模型中翘尾频次计算周期/min	15	对训练数据使用配对 T 检验出现生产特征前后的不同时间间隔(5、10、15、20 min)的翘尾频次差异,结果显示 15 min 间隔内的翘尾频次差异最大,兼顾产犊预测及时性确定
产犊特征检验周期/min	15	该参数与“产犊预报模型中翘尾频次计算周期”保持一致
MK 趋势检验显著性水平 α	0.05	为保证对较小的趋势也可以实现检测

当 $n \geq 8$ 时, S 的方差为

$$\text{var}(S) = \frac{1}{18} \left[n(n-1)(2n+5) - \sum_t f_t(f_t-1)(2f_t+5) \right] \tag{3}$$

式中 t ——数据中重复数的组数
 f_t ——重复数的重复次数

通过把 S 变换为检验统计量 Z_c ,使得对于大样本的数据, Z_c 能近似满足标准正态分布

$$Z_c = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{\text{var}(S)}} & (S > 0) \\ 0 & (S = 0) \\ \frac{S+1}{\sqrt{\text{var}(S)}} & (S < 0) \end{cases} \tag{4}$$

零假设 H_0 :时间序列没有变化趋势;替代假设 H_1 :时间序列有变化趋势。当 $|Z_c| < Z_{1-\alpha/2}$ 时,接受 H_0 ,拒绝 H_1 ;当 $Z_c \geq Z_{1-\alpha}$ 时,接受 H_1 ,且时间序列存在单调递增趋势;当 $Z_c \leq -Z_{1-\alpha}$ 时,接受 H_1 ,且时间序列存在单调递减趋势。其中 $Z_{1-\alpha/2}$ 为标准正态方差。

在本文中,MK 趋势检验的显著性水平 α 为 0.05。考虑到 MK 检验对较小的趋势较为敏感,本文进一步增设翘尾频次增加比率阈值,即当翘尾频次存在上升趋势且大于该时刻 180 min 之前所有数据翘尾频次均值特定倍数时,认定为出现产犊特征。

为确定频次增加比率阈值,从 25 头牛中按照 4:1 比例随机划分训练集和测试集,得到 20 头牛的

数据作为训练集,5 头牛的数据作为测试集。通过视频比对,将训练集和测试集样本进行标记,以出现明显的频次增加特征为界,将数据分为“日常”和“产犊前”两类。将训练集样本带入基于趋势检验的产犊预报模型中,结果如表 2 所示。结果表明,当频次增加比率从 1.1 到 2.0 逐渐增加时,识别正确率先增加后减小,当频次增加比率为 1.5 时,识别正确率最高,为 80.00%,因此,频次增加比率阈值确定为 1.5。使用 MK 趋势检验和 1.5 的比率阈值对测试集数据进行处理,结果显示,有 4 头牛正确预报,识别正确率为 80.00%。

表 2 MK 趋势检验算法阈值确定
Tab.2 Threshold determination of MK trend test

频次增加比率	识别正确率/%	频次增加比率	识别正确率/%
1.1	10.00	1.6	75.00
1.2	15.00	1.7	60.00
1.3	25.00	1.8	60.00
1.4	55.00	1.9	40.00
1.5	80.00	2.0	30.00

3.4 基于集成学习思想的多 SVM 模型构建

支持向量机(SVM)是一种监督式学习算法,对分类问题具有良好的泛化能力。对于 P 个线性可分样本 $\{(X^1,d^1),\cdots,(X^p,d^p),\cdots,(X^P,d^P)\}$, d 为类别标识,超平面方程为

$$W^T X + b = 0 \tag{5}$$

式中 X ——输入向量

W ——权重向量 b ——偏置

与最近样本点间隔最大的超平面为最优超平面,最优超平面可转化为约束优化问题

$$\Phi(W) = \min \left(\frac{1}{2} \|W\|^2 \right) \tag{6}$$

运用拉格朗日函数法对式(6)求解,得到最优权值向量为

$$W_0 = \sum_{p=1}^P \alpha_{0p} d^p X^p = \sum \alpha_{0p} d^s X^s \tag{7}$$

式中 α_{0p} ——拉格朗日系数

X^s ——支持向量

最优偏置为

$$b_0 = 1 - W_0^T X^s \tag{8}$$

综上,最优分类判别函数为

$$f(X) = \operatorname{sgn} \left(\sum_{p=1}^P \alpha_{0p} d^p (X^p)^T X + b_0 \right) \tag{9}$$

在本文中,SVM 模型通过 Matlab 2016b 训练获得。模型使用线性模型,训练算法采用序列最小优化算法,所有训练参数均采用默认参数。

集成学习方法先产生一组个体学习器,再用某

种策略将它们结合起来,通常可获得比单一学习器更加显著的泛化性能。本文中,考虑到牛只的个体差异性较大,因此采用集成学习思想对每头牛数据分别使用 SVM 进行训练,获得多个判别模型。然后,应用多个 SVM 模型,采用投票法判断待产牛只的状态。

为确定最佳投票阈值,从 25 头牛中按照 4:1 比例随机划分训练集和测试集,为提高算法的稳定性,将该过程重复 100 次,得到 100 组训练集样本,100 组测试集样本。通过视频比对,将训练集和测试集样本进行标记,以出现明显的频次增加特征为界,将数据分为“日常”和“产犊前”两类。统计不同票数阈值下,100 组训练集和测试集样本平均正确率如表 3 所示。结果表明,当票数阈值为 18(训练集样本容量的 90%)时,平均识别正确率最高,为 75.00%。因此,选择训练集样本容量的 90% 得票数作为投票阈值。对应的测试集平均识别正确率为 72.80%。

表 3 基于集成学习思想的多 SVM 模型阈值确定
Tab.3 Threshold determination of multi SVM of ensemble learning

投票数/票	训练集平均正确率/%	测试集平均正确率/%
≥15	66.40	65.00
≥16	72.30	69.80
≥17	72.75	71.80
≥18	75.00	72.80
≥19	73.40	70.40
≥20	72.45	70.40

最终,使用 Python 语言将两种产犊预报模型部署在腾讯云服务器上,其中频次增加比率阈值设置为 1.5,由于将数据采集试验中的 25 头牛数据均代入基于集成学习的产犊预报模型中作为训练集,因此票数阈值设置为 22。设定服务器程序运行周期为 15 min,为提高产犊预报模型的适应性,当任意一个算法产生预报信号时,通过短信向手机端即时发送牛只产犊信息。

4 设备性能测试

4.1 传感器工作性能测试

为验证传感器工作准确性,选用 JX-3B 型振动传感器校准仪(江苏宝应宝飞振动仪器厂)进行测试。该校准仪内部可产生频率为 10~1 280 Hz 不等的标准正弦信号,所输出的加速度、速度及位移均可通过电位器设置,可垂直、水平两个方向使用。设置监测模块采样率为 100 Hz,量程为 $\pm 4 g$,设置校准仪振动频率为 20 Hz,振幅为 40 m/s^2 。将监测模

块与试验台固连进行测试,测试结果如图 11 所示。皮尔逊相关性分析显示测量信号与设定输出信号显著正相关($r=0.938,P<0.01$)。

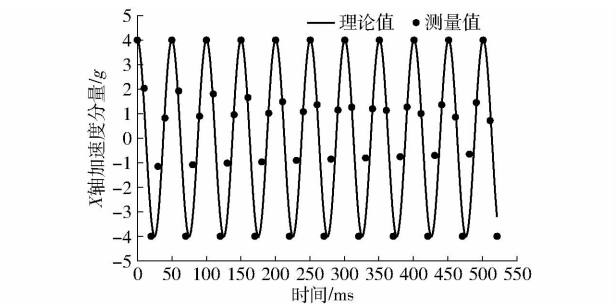


图 11 传感器工作性能测试
Fig. 11 Sensor performance test

4.2 无线信号传输可靠性测试

试验在西北农林科技大学畜牧教学实验基地奶牛场内进行。根据现场环境,将网关布置在牛舍栏杆上,离地 3.5 m。选取牛场矩形区域的 4 个角点进行测试。其中,点位 1 位于网关正下方,点位 2 与点位 1 距离为 18 m,点位 4 与点位 1 距离为 56 m,点位 3 与点位 1 在对角线上,距离 58.8 m。试验时,每个点位有 4 个监测模块同时工作,监测模块之间相隔 20 cm,设置模块信号发送周期为 40 s,每个点位测试时间约为 40 min,每个点位共获得约 240 包数据。对每个点位,计算平均接收信号强度(RSSI)、信噪比(SNR)和丢包率,结果如图 12 所示。在本设计中,LoRa 网关接收灵敏度最小为 -142 dBm,远小于测试点位最小接收信号强度 -94.5 dBm。在点位 3 和点位 4 出现了丢包,最大丢包率为 1.3%。

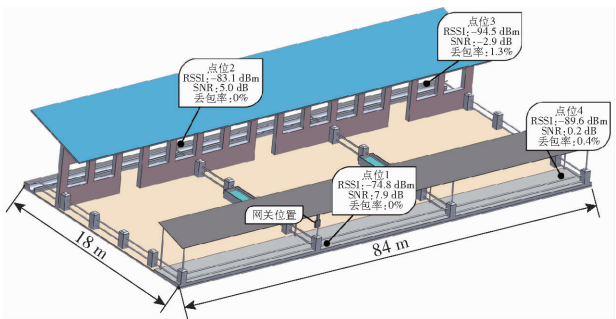


图 12 无线信号传输测试
Fig. 12 Wireless signal transmission test

4.3 监测节点功耗测试

由于监测模块需要长时间工作,故需对监测模块实际功耗进行分析测试。使用英加技术 EKA1080S 型功耗分析仪对系统功耗进行测试。其中,监测模块采样率设为 12.5 Hz,LoRa 模块关闭自适应速率,扩频因子设为 7,每 1 min 发送一次数据。结果显示,系统平均电流为 818 μ A 左右,其中峰值电流最大为 98 mA,休眠模式下电流为 123 μ A。由

于监测模块电池容量为 600 mA·h,若以标称容量的 80% 计,监测模块可连续工作约 24 d,满足设计要求。

4.4 设备工作性能验证

4.4.1 验证试验方案

试验在杨凌源泰牧业有限公司进行。试验奶牛均为围产期荷斯坦奶牛,平均质量为 690 kg,全天自由进食与饮水。在牛舍安装 4 个监控摄像头以实现 对试验奶牛活动范围的全覆盖。试验在奶牛预产期前 6~8 d 将节点模块绑在牛尾与产道平齐处,在牛产犊后取下。试验从 2022 年 11 月 16 日开始到 2022 年 11 月 28 日止,共 13 d。试验奶牛实际产犊时间由兽医观看录像回放后确定。

4.4.2 试验结果

共对 11 头奶牛进行试验,试验奶牛平均月龄为 41.9 月,平均胎次为 1.4 胎,根据实际产犊时间顺序编号 1~11。试验结果如表 4 所示。所有牛只均产生预报信号,其中,首次预报信号至实际产犊时间差在 3 h 以内的有 6 头牛,占比 54.55%;时间差在 6 h 以内的有 8 头牛,占比 72.73%;时间差在 12 h 以内的有 9 头牛,占比 81.82%。

表 4 产犊预报模型试验结果
Tab. 4 Test results of calving prediction model

牛只编号	实际产犊时刻	首次产生预报信号至 实际产犊时间差	是否属 于误判
1	2022-11-20 01:35	3 h 35 min	否
2	2022-11-20 10:14	2 d 7 h 3 min	是
3	2022-11-20 11:16	2 d 4 h 18 min	是
4	2022-11-20 20:23	3 h 22 min	否
5	2022-11-21 02:21	8 h 21 min	否
6	2022-11-24 19:44	2 h 37 min	否
7	2022-11-25 10:23	16 min	否
8	2022-11-26 11:24	2 h 24 min	否
9	2022-11-26 16:49	2 h 51 min	否
10	2022-11-26 23:43	45 min	否
11	2022-11-27 14:48	1 h 48 min	否

4.5 讨论

经过测试与现场试验,本文的产犊预报设备测量值与理论值相关系数 r 为 0.938,无线传输网络最大丢包率为 1.3%,节点监测模块可连续工作 24 d,验证了本文的设备可以实现奶牛产犊预测。在独立验证试验中,预报信号出现在产前 6 h 的占比为 72.73%,其中,出现在前 3 h 的占比为 54.55%,与实际产犊时间较为接近。但是,有 1 头牛在产前 16 min 才进行预报,与产犊时间间隔过短,管理人员没有足够时间进行产犊准备。对于判别失败的 2 头牛,结合牛场监控录像发现:两头牛进行首次预报信号时,牛尾并未出现明显产前特征,属于误判。但

是,这 2 头牛分别在产前 2 h 57 min 和 1 h 39 min 再次产生预报信号。在再次产生预报信号时,牛尾存在明显尾频次增大的特征。上述结果表明,基于翘尾特征可以实现奶牛产犊预报。

现有运动监测节点开关为滑动形式,后续考虑改用霍尔开关来简化操作流程,进一步提高密封性;电池需拆卸后才能进行充电,使用较为不便,后续考虑增加电池充电功能;结构为“内壳 + 外壳 + 绑带”形式,较为复杂,有待进一步简化。

由于牛个体之间体格、胎次、年龄、饲养环境等差异性较大,使得对于从牛尾开始出现翘起频次明显增大的现象到实际产犊的时间差也有较大差异,不能实现较为准确的产犊时间预测。后期的研究需

要应用其它维度传感信息,如增加奶牛体温监测^[24-25]、使用视频分析技术获得活动量等多源信息^[26-27]以及将不同传感信息结合起来等方式^[28],来提高产犊时间预测的准确度。

5 结 论

(1) 利用翘尾特征开发了一种奶牛产犊预报设备,利用该设备可实现奶牛产犊预报。

(2) 提出了基于 MK 趋势检验和基于集成学习思想的多 SVM 产犊预报模型,并将该模型部署在云服务器。

(3) 独立验证试验结果表明,该设备在 12 h 内产生产犊预报信号的比例为 81.82%。

参 考 文 献

- [1] AMICIS I D, VERONESI M C, ROBBE D, et al. Prevalence, causes, resolution and consequences of bovine dystocia in Italy [J]. *Theriogenology*, 2018, 107: 104 – 108.
- [2] MEE J F, BEEY D P, CROMIE A R. Prevalence of, and risk factors associated with, perinatal calf mortality in pasture-based Holstein – Friesian cows [J]. *Animal*, 2008, 2(4): 613 – 620.
- [3] 温长吉, 王生生, 赵昕, 等. 基于视觉词典法的母牛产前行为识别 [J]. *农业机械学报*, 2014, 45(1): 266 – 274.
WEN Changji, WANG Shengsheng, ZHAO Xin, et al. Visual dictionary for cows sow behavior recognition [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2014, 45(1): 266 – 274. (in Chinese)
- [4] ROBICHAUD M V, PASSILLE A M, PEARL D L, et al. Calving management practices on Canadian dairy farms: prevalence of practices [J]. *Journal of Dairy Science*, 2016, 99(3): 2391 – 2404.
- [5] 焦蓓蓓, 贺永强, 杨爱芳, 等. 奶牛福利五项原则的探讨研究 [J]. *中国乳业*, 2019(10): 40 – 43.
- [6] 尹令, 刘财兴, 洪添胜, 等. 基于无线传感器网络的奶牛行为特征监测系统 [J]. *农业工程学报*, 2010, 26(3): 203 – 208, 388.
YIN Ling, LIU Caixing, HONG Tiansheng, et al. Design of system for monitoring dairy cattle's behavioral features based on wireless sensor networks [J]. *Transactions of the CSAE*, 2010, 26(3): 203 – 208, 388. (in Chinese)
- [7] TITLER M, MAQUIVAR M G, BAS S, et al. Prediction of parturition in Holstein dairy cattle using electronic data loggers [J]. *Journal of Dairy Science*, 2015, 98(8): 5304 – 5312.
- [8] RUTTENC J, KAMPHUIS C, HOGVEEN H, et al. Sensor data on cow activity, rumination, and ear temperature improve prediction of the start of calving in dairy cows [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2017, 132: 108 – 118.
- [9] HIGAKI S, KOYAMA K, SASAKI Y, et al. Technical note: calving prediction in dairy cattle based on continuous measurements of ventral tail base skin temperature using supervised machine learning [J]. *Journal of Dairy Science*, 2020, 103(9): 8535 – 8540.
- [10] BENAÏSSA S, TUYTENS F A M, PLETS D, et al. Calving and estrus detection in dairy cattle using a combination of indoor localization and accelerometer sensors [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 168: 105153.
- [11] OWENS J L, EDEY T N, BINDON B M, et al. Parturient behaviour and calf survival in a herd selected for twinning [J]. *Applied Animal Behaviour Science*, 1985, 13(4): 321 – 333.
- [12] LIDFORS L M, MORAN D, JUNG J, et al. Behaviour at calving and choice of calving place in cattle kept in different environments [J]. *Applied Animal Behaviour Science*, 1994, 42(1): 11 – 28.
- [13] BUENO L, TAINURIER D, RUCKEBUSCH Y. Detection of parturition in cow and mare by a useful warning system [J]. *Theriogenology*, 1981, 16(6): 599 – 605.
- [14] WEHREND A, HOFMANN E, FAILING K, et al. Behaviour during the first stage of labour in cattle: influence of parity and dystocia [J]. *Applied Animal Behaviour Science*, 2006, 100(3 – 4): 164 – 170.
- [15] BARRIER A C, HASKELL M J, MACRAE A I, et al. Parturition progress and behaviours in dairy cows with calving difficulty [J]. *Applied Animal Behaviour Science*, 2012, 139(3 – 4): 209 – 217.
- [16] JENSEN M B. Behaviour around the time of calving in dairy cows [J]. *Applied Animal Behaviour Science*, 2012, 139(3 – 4): 195 – 202.
- [17] MILLER G A, MITCHELL M, BARKER Z E, et al. Using animal-mounted sensor technology and machine learning to predict time-to-calving in beef and dairy cows [J]. *Animal*, 2020, 14(6): 1304 – 1312.
- [18] MIEDEMA H M, COCKRAM M S, DWYER C M, et al. Changes in the behaviour of dairy cows during the 24h before normal calving compared with behaviour during late pregnancy [J]. *Applied Animal Behaviour Science*, 2011, 131(1 – 2): 8 – 14.
- [19] SAINT-DIZIER M, CHASTANT-MAILLARD S. Methods and on-farm devices to predict calving time in cattle [J]. *The Veterinary Journal*, 2015, 205(3): 349 – 356.

in high organic loading anaerobic digestion[J]. *Water Research*, 2019, 166:115080.

[25] RUAN D, ZHOU Z, PANG H, et al. Enhancing methane production of anaerobic sludge digestion by microaeration: enzyme activity stimulation, semi-continuous reactor validation and microbial community analysis[J]. *Bioresour. Technol.*, 2019, 289(2):121643.

[26] ZHU M, LUE F, HAO L P, et al. Regulating the hydrolysis of organic wastes by micro-aeration and effluent recirculation[J]. *Waste Management*, 2009, 29(7):2042 – 2050.

[27] LAY J J, LI Y Y, NOIKE T, et al. Analysis of environmental factors affecting methane production from high-solids organic waste[J]. *Water Science and Technology*, 1997, 36(6 – 7):493 – 500.

[28] LANZILLI M, N ESERCIZIO, VASTANO M, et al. Effect of cultivation parameters on fermentation and hydrogen production in the phylum thermotogae[J]. *International Journal of Molecular Sciences*, 2020,22(1):341.

[29] KANNAN A D, EVANS P, PARAMESWARAN P. Long-term microbial community dynamics in a pilot-scale gas sparged anaerobic membrane bioreactor treating municipal wastewater under seasonal variations[J]. *Bioresour. Technol.*, 2020, 310(8):123425.

[30] ZHANG D, YANG H, LAN S, et al. Evolution of urban black and odorous water: the characteristics of microbial community and driving-factors[J]. *Journal of Environmental Sciences*, 2022, 112:94 – 105.

[31] HE P, LIU W, QIU J, et al. Improvement criteria for different advanced technologies towards bio-stabilized leachate based on molecular subcategories of DOM[J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2021, 414:125463.

[32] 王永妍,赵炳赫,梁广钰,等. 不同季节使用微生态制剂后养殖海水细菌群落特征[J]. *生物技术通报*,2020,36(2):126 – 133.
WANG Yongyan, ZHAO Binghe, LIANG Guangyu, et al. Community characteristics of cultured marine bacteria after using probiotics in different seasons[J]. *Biotechnology Bulletin*, 2020,36(2): 126 – 133. (in Chinese)

[33] EL-FADEL M, SLEEM F, HASHISHO J, et al. Impact of SRT on the performance of MBRs for the treatment of high strength landfill leachate[J]. *Waste Management*, 2017, 73(2):165 – 180.

[34] HOU Fen, DU Junjie, YUAN Ye, et al. Analysis of microbial communities in aged refuse based on 16s sequencing[J]. *Sustainability*, 2021, 13(8): 4111.

[35] QIAO L, YUAN Y, MEI C, et al. Reinforced nitrite supplement by cathode nitrate reduction with a bio-electrochemical system coupled anammox reactor[J]. *Environmental Research*, 2022, 204:112051.

[36] HUA D, FAN Q, ZHAO Y, et al. Comparison of methanogenic potential of wood vinegar with gradient loads in batch and continuous anaerobic digestion and microbial community analysis[J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 739: 139943.

~~~~~

(上接第 346 页)

[20] VOB A L, FISCHER-TENHAGEN C, BARTEL A, et al. Sensitivity and specificity of a tail-activity measuring device for calving prediction in dairy cattle[J]. *Journal of Dairy Science*, 2021, 104(3): 3353 – 3363.

[21] 甘泉. LoRa 物联网通信技术[M]. 北京:清华大学出版社, 2021.

[22] KRIEGER S, SATTLECKER G, KICKINGER F, et al. Prediction of calving in dairy cows using a tail-mounted tri-axial accelerometer: a pilot study[J]. *Biosystems Engineering*, 2018, 173(1): 79 – 84.

[23] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer, 1995.

[24] 何东健,刘畅,熊虹婷. 奶牛体温植入式传感器与实时监测系统设计与试验[J]. *农业机械学报*,2018,49(12):195 – 202.  
HE Dongjian, LIU Chang, XIONG Hongting. Design and experiment of implantable sensor and real-time detection system for temperature monitoring of cow[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49 (12): 195 – 202. (in Chinese)

[25] 赵继政,庄蒲宁,石富磊,等. 基于物联网技术的奶牛瘤胃 pH 值和温度监测系统研究[J]. *农业机械学报*,2022,53(2): 291 – 298,308.  
ZHAO Jizheng, ZHUANG Puning, SHI Fulei, et al. Design and experiment of rumen pH value and temperature monitoring system for dairy cows based on Internet of things[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(2):291 – 298,308. (in Chinese)

[26] 宋怀波,李振宇,吕帅朝,等. 基于部分亲和场的行走奶牛骨架提取模型[J]. *农业机械学报*,2020,51(8):203 – 213.  
SONG Huaibo, LI Zhenyu, LÜ Shuaichao, et al. Skeleton extraction model of walking dairy cows based on partial affinity field [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020,51(8):203 – 213. (in Chinese)

[27] LI Zhenyu, SONG Lei, DUAN Yuanchao, et al. Basic motion behaviour recognition of dairy cows based on skeleton and hybrid convolution algorithms[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 196: 106889.

[28] GIARETTA E, MARLIANI G, POSTIGLIONE G, et al. Calving time identified by the automatic detection of tail movements and rumination time, and observation of cow behavioural changes[J]. *Animal*, 2021, 15(1): 100071.