

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.S0.045

基于支持向量机分类模型的奶牛行为识别方法

任晓惠¹ 刘刚^{1,2} 张淼^{1,2} 司永胜³ 张馨月¹ 马丽^{1,3}

(1. 中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083;

2. 中国农业大学农业农村部农业信息获取技术重点实验室, 北京 100083;

3. 河北农业大学信息科学与技术学院, 保定 071001)

摘要: 针对奶牛行为监测耗费人力、监测精度低等问题,以无线传输颈环获得的数据为研究对象,提出了一种基于萤火虫算法优化支持向量机参数的奶牛行为分类方法。该方法利用萤火虫寻优算法优化支持向量机的参数,达到较高的分类精度。实验结果表明,无线传输颈环能够实时采集和传输奶牛颈部活动信息,并能有效区分不同奶牛的进食、反刍、饮水3种行为,适用性有了较大提高,其中,分类精度、灵敏度和准确率平均值分别达到97.28%、97.03%、98.02%。对比常规的支持向量机算法,本文方法对同一奶牛的分类精度、灵敏度、准确率平均值分别提高了13.39、28.2、18.8个百分点;不同奶牛的分类精度、灵敏度、准确率平均值分别提高了0.74、2.24、2.12个百分点。本文研究结果可为奶牛异常行为检测、疾病智能化预警提供技术支持。

关键词: 奶牛; 反刍; 加速度传感器; 支持向量机; 行为分类

中图分类号: S24; TP274 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2019)S0-0290-07

Dairy Cattle's Behavior Recognition Method Based on Support Vector Machine Classification Model

REN Xiaohui¹ LIU Gang^{1,2} ZHANG Miao^{1,2} SI Yongsheng³ ZHANG Xinyue¹ MA Li^{1,3}

(1. Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, China Agricultural University, Beijing 100083, China

3. College of Information Science and Technology, Hebei Agricultural University, Baoding 071001, China)

Abstract: Aiming at the problems of manpower behavior spend and low monitoring accuracy of dairy cows, a cow behavior classification method was proposed based on that firefly algorithm to optimize support vector machine parameters by taking advantage of the data which obtained by wireless transmission neck ring. The method optimized the parameters of the support vector machine by using the firefly optimization algorithm to achieve the optimal classification accuracy. The experimental results showed that the wireless transmission collars can collect and transmit the cow neck activity information simultaneously. And the algorithm could effectively distinguish the three behaviors of different cows' feeding, ruminating and drinking. The applicability was greatly improved. Among them, the optimal precision, sensitivity and accuracy rate were 97.28%, 97.03% and 98.02%, respectively. Compared with the conventional support vector machine algorithm, using the method proposed, the classification accuracy, sensitivity and accuracy of the same cow were increased by 13.39, 28.2 and 18.8 percentage points, respectively; the classification accuracy, sensitivity and accuracy of different dairy cows were increased by 0.74, 2.24 and 2.12 percentage points, respectively. The research results can provide technical support for further research on abnormal behavior detection and intelligent early warning of diseases in dairy cows.

Key words: cows; ruminating; accelerometer; support vector machine; behavior classification

收稿日期: 2019-04-15 修回日期: 2019-05-19

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFD0500705-2018YFD050070502)

作者简介: 任晓惠(1995—),女,硕士生,主要从事信息感知在动物福利领域应用研究,E-mail: Mypmarhck@163.com

通信作者: 刘刚(1966—),男,教授,博士生导师,主要从事精细农业及其支持技术研究,E-mail: pac@cau.edu.cn

0 引言

奶牛的反刍量反映其健康状况^[1],可作为判定奶牛疾病、发情等异常行为的重要指标^[2]。获取奶牛的反刍量^[3]、进食时间、饮水次数等行为数据,有助于提升奶牛福利^[4-5]。奶牛进入发情期后,反刍、进食量明显降低,活动量增加^[6]。奶牛患口蹄疫时,反刍量明显下降,进食、饮水量减少;奶牛患病时会表现出食欲不振、活动量明显减少的情况^[7]。因此,及时掌握奶牛反刍量、进食量、饮水量等行为指标^[8],便于实时快速地获取奶牛的生长、健康状况^[9],提升奶牛养殖效益。

随着自动化技术的进一步发展,奶牛养殖的自动化水平也越来越高^[10],传统养殖业中,多依靠人工观测奶牛行为,近10年来,研究人员在奶牛行为检测方面做了大量的研究^[11-13]。利用加速度传感器、位置传感器等检测奶牛行为,通过算法将采集到的信息进行处理^[14-16],利用机器学习方法对奶牛行为进行分类^[17-19],包括监督学习与无监督学习^[20]等。尹令等^[21]基于无线传感器网络设计了奶牛行为特征监测系统,采用K-means算法区分奶牛静止和动态特征,但对多种动态的行为分类效果不明显。SHAHRIAR等^[22]利用无线传感器与无监督学习算法监测奶牛发情,但阈值设置可能错过奶牛的一些行为。陈春玲等^[23]利用支持向量机进行反刍和非反刍行为的判别,但数据精确度、稳定性和反刍识别准确性仍有提升空间。尹令等^[24]基于二叉树支持向量机时间序列模型分析加速度数据,分类奶牛的静止、慢走、快跑、爬跨等行为,但是动物行为存在个体差异,个体行为识别模型也应有所差异,最佳识别效果仍有改进的空间。

本文将装有加速度传感器的颈环佩戴在奶牛脖子上,在不引起奶牛应激反应的情况下,采集奶牛颈部的加速度信号,通过改进的支持向量机学习算法对奶牛的反刍、进食、饮水3种行为进行分类,同时引入萤火虫算法(Firefly algorithm, FA)对支持向量机的惩罚参数和核函数参数进行优化。

1 材料与方法

1.1 实验材料

本研究的实验设备为奶牛颈环,颈环由微处理器、加速度传感器、GPRS无线传输模块、电源模块组成。通过颈环的无线传感器可以获取奶牛颈部的三轴加速度信息,通过无线传输模块将数据发送给接收器,然后经过串口发送至上位机。

微处理器采用美国德州仪器公司生产的低成

本、低功耗的混合信号处理器STM32F103单片机,将多个不同功能的模拟电路模块、数字电路模块、微处理器、无线收发模块集成在一个芯片上,内含60 kB的FLASH和2 kB的RAM,具有超低功耗等优点;加速度计采用ADXL345型三轴加速度传感器,内含信号调理器、低通滤波器,通过I²C方式与单片机进行通信;无线收发器采用SIM800C四频GSM/GPRS模块,性能稳定。电源模块采用一次性锂亚电池,电池容量为14 500 mA·h。数据采集装置如图1所示。



图1 数据采集装置

Fig.1 Wireless sensor node

加速度传感器尺寸为850 mm × 900 mm × 40 mm,总质量为400 g,单片机、电池、加速度传感器、无线传输模块封装在密封的塑料盒中,固定在奶牛颈部,令加速度传感器的X、Y、Z轴分别指向奶牛的头部方向、颈外部侧方向、颈部向上方向。

1.2 实验数据获取

2019年1月在保定市宏达养殖场进行了奶牛行为数据采集实验。参与实验的4头奶牛均为健康奶牛。实验现场如图2所示。



图2 实验现场

Fig.2 Test site situation

当奶牛在养殖区域内活动时,加速度传感器采集到电压信号,利用单片机内置的模数转换模块将电压信号转换为数字信号,通过无线收发模块发送至上位机,经过处理后由上位机程序进行信号的处理与存储,生成单位为0.001 g($g=9.8 \text{ m/s}^2$)的X、Y、Z轴加速度数据。考虑到无线传感器的功耗问题,为了在减小传输功耗的同时保证传输距离,经过实验验证,将加速度传感器的采样频率设置为10 Hz,每分钟发送600次数据。

为了验证颈环的检测性能,对养殖场同一个可

自由活动的养殖区内的4头健康奶牛进行7d的活动量检测,每头奶牛的数据量约为1 050 000组(3个X、Y、Z轴加速度为一组),共 4.2×10^6 组。奶牛的行为通过安装在牛棚顶端的摄像机记录,摄像机与无线传感器时间同步。利用摄像机来判定三轴加速度传感器的数据可信度,通过对摄像机采集到的奶牛行为与加速度信号进行对比,可知在奶牛进食时,X、Y、Z轴加速度明显升高,饮水时加速度比进食时小,反刍时加速度趋于稳定,但值域比静止时大。值域不同代表不同的行为,区分比较明显,而且时间节点是相互对应的。检测的加速度如图3所示。

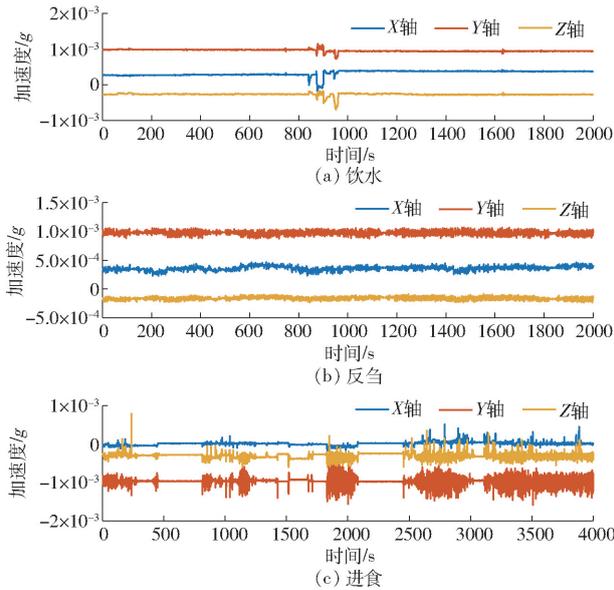


图3 加速度时间序列
Fig. 3 Acceleration time series

2 基于SVM的分类算法实现

2.1 分类流程

支持向量机(Support vector machines, SVM)是1995年由数学家、计算机科学家与其所在的贝尔实验室提出的一种机器学习技术。算法通过在样本空间中找到一个划分超平面,而支持向量是指距离超平面最近的这几个训练样本点。本文运用支持向量机多分类算法将奶牛的运动行为分为反刍、进食、饮水3种行为。分类流程图如图4所示。

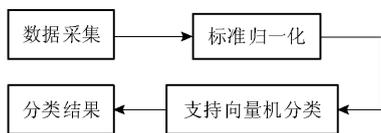


图4 算法分类流程图

Fig. 4 Algorithm classification flow chart

2.2 数据标准归一化处理

首先,本文采用标准归一化方法对数据进行预处理,使数据在训练时收敛速度加快,提高识别准确

率。由于数据的值域不同,导致在进行SVM预测时,各个属性对结果的影响也不一样,标准归一化处理可以均衡对结果的影响。本文基于Matlab,采用归一化函数对数据进行标准归一化处理。

函数逐行地对三轴加速度数据进行标准化处理,将每一行数据分别标准归一化到区间[0,1]内。标准归一化处理可使每个数据特征的地位相等,提高精度,减小误差。

2.3 基于SVM的行为分类方法

2.3.1 可行性分析

首先,对支持向量机算法进行适用性分析,通过数据的三维散点图分析,可知数据点聚类效果明显,进食、反刍、饮水等行为区分明显,可运用支持向量机进行多分类识别。结果如图5所示。

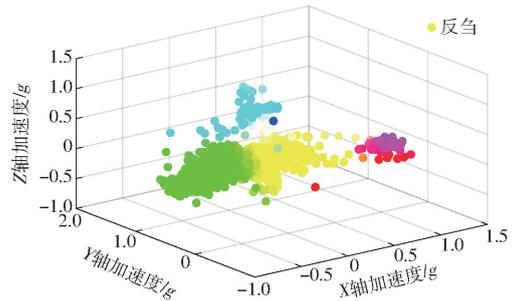


图5 数据的散点图

Fig. 5 Scatter plot of data

如图5所示,从采集到的同一头奶牛的加速度数据中,选取20 000组X、Y、Z轴数值,通过Matlab生成RGB图像,主要有6种颜色的点,其中数量较少的深蓝色、深红色点为奶牛的大幅度活动的加速度,与本文的3种行为无关。其他4种颜色的点,主要为奶牛反刍、进食、饮水和静止时的加速度。由于聚类效果明显,因此可以进行支持向量机分类。

2.3.2 支持向量机原理

对于奶牛的3种行为进行分类,不能直接采用支持向量机的二值分类方法,本文采用一对一法支持多分类。由于数据线性不可分,通过高斯核函数将空间中的线性不可分样本映射到高维空间使其线性可分。

(1)假设样本空间为 $\{(x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, l\}$,其中 $x_i \in \mathbf{R}^n$ 为给定的样本集,即输入量, $y_i \in \mathbf{R}^n$ 为目标输出量, i 为训练样本个数。超平面可表示为 $f(x) = \omega^T gx + b$,当 $f(x) = 0$, x 则是位于超平面上的点。

(2)经过最大化支持向量间隔得到支持向量机的基本型

$$\begin{cases} H(\omega, b) = \min_{\omega, b} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \\ \text{s. t. } y_i(\omega^T x_i + b) \geq 1 \quad (i = 1, 2, \dots, n) \end{cases} \quad (1)$$

式中 ω ——超平面方向参数

b ——划分超位移参数

i ——样本总数

(3) 由拉格朗日乘子法得到其对偶问题。

$$\begin{cases} L(\omega, b, \alpha) = \max_{\alpha} \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j \\ \text{s. t. } \begin{cases} \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \\ \alpha_i \geq 0 \quad (i=1, 2, \dots, n) \end{cases} \end{cases} \quad (2)$$

式中 $\alpha, \alpha_i, \alpha_j$ ——拉格朗日乘子

x_i, x_j —— X 轴加速度 y_i, y_j —— Y 轴加速度

求解上述优化问题,即可求出 α_i 。

2.3.3 基于萤火虫算法的 SVM 参数优化

本研究数据不能直接进行线性二分类,需要引入核函数将数据映射到高维空间,同时合理设置限制条件惩罚参数和核函数参数,才能保证分类的准确性。核函数的核参数 g 的选择很重要, g 较小时,训练误差小,但是所有样本会集中在支持向量周围,导致支持向量机对于不同奶牛分类适用性差;当 g 较大时,支持向量的数量减少,误差增大,但同时支持向量机的适用性会有所提高。惩罚参数 c 表示间隔大小和分类准确度的权重, c 趋向于无穷大时,会导致过拟合, c 趋向于 0 时,会出现欠拟合。所以核函数和惩罚参数的选择显得尤为重要。

本文应用萤火虫算法对 SVM 的惩罚参数和核函数参数进行优化,确定最优的参数,可加快模型训练的收敛速度,提高分类器分类性能。

萤火虫算法是由剑桥大学学者 YANG 在 2018 年提出的一种群智能优化算法。在基本的算法中,每只萤火虫根据亮度和距离寻找各自邻域内发出荧光较亮的萤火虫,并向其移动,最后使得大部分萤火虫处于较优的位置上。具体流程如图 6 所示。

调用高斯核函数,将数据映射到高维空间,根据核函数的性质,只要对于任意数据 $D = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 对应的核矩阵是正定的,那么 k 可作为核函数在最优分类面上,采用适当的内积函数实现分类。调用高斯核函数(RBF 函数)

$$k(x, \bar{x}) = e^{-\frac{\|x - \bar{x}\|^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

式中 σ ——核函数的宽度参数

σ 的选择由萤火虫寻优算法来判定,通过对准确率的判定,在支持向量机算法中体现为对核函数参数 g 的设置。

2.3.4 数据分类结果

首先,对观测数据进行训练集、测试集、验证集的选取。从采集的三轴加速度数据中选取具有代表

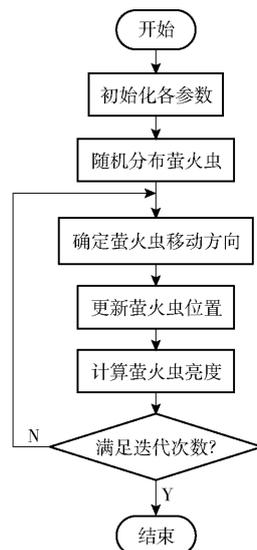


图 6 萤火虫算法流程图

Fig. 6 Firefly algorithm flow chart

性的数据集,选取的数据集包括 3 部分,首先将已经人工标定的反刍、进食、饮水 3 种行为的三轴加速度数据作为训练集,将另一组已标定的 1 000 组三轴加速度数据作为验证集,将另一头奶牛的部分检测数据作为测试集。训练数据集所占比例对支持向量机模型的准确率有较大影响,本研究对每种行为选取 1 000 组数据进行训练。

将奶牛的进食、反刍、饮水 3 种行为特征进行分类,常用的方法有一对一分类法、一对多分类法。一对多分类法虽然分类器个数较少,训练速度较快,但是会随着样本数的增加,训练速度逐渐减慢;一对一分类法分类器较多,在样本数较多的情况下,优势较为明显。由于本研究分类种类较少,分类样本数较大,因此选用一对一法支持多分类进行奶牛的行为分类。一对一方式通过将数据集分为 k 类,将 k 类分解成 $k(k-1)$ 个二分类。即在任意两个样本之间进行一次 SVM 分类,本研究分为反刍、进食、饮水 3 个类别,就要针对样本设计 6 个 SVM。得到 6 个训练结果,并对 6 个结果进行投票,得到最佳结果。

3 结果与分析

3.1 行为分类方法

由分类结果可知,利用 SVM 算法可正确判断奶牛的反刍、进食、饮水 3 种行为。但是对于不同奶牛的同一行为的强度不同,数据也不同,以及采集时间的差异,同一支持向量机算法对于不同奶牛的行为分类精度不同,所以需要设置不同的惩罚参数和核函数参数。本文应用萤火虫算法优化参数,解决了支持向量机适用性差的问题。

3.2 同一奶牛实验结果对比

同一奶牛在不同惩罚参数和核函数参数下的分

类结果不同。当设置惩罚参数 c 为 1,核函数参数 g 为 2 时,样本的分类结果最佳,结果如图 7 所示。

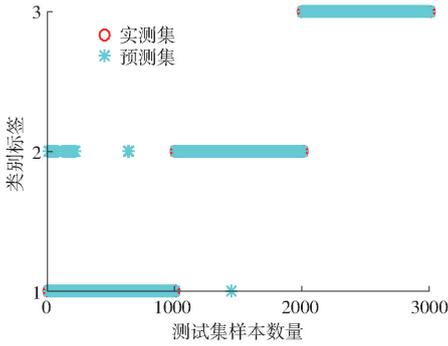


图 7 $c = 1, g = 2$ 时测试样本分类结果
Fig. 7 Test sample classification result

混淆矩阵的分类结果可由精度 a 、灵敏度 c 、准确率 d 3 项指标来衡量,计算公式为

$$a = \frac{T_p}{T_p + F_p} \times 100\% \quad (4)$$

$$c = \frac{T_p}{T_p + F_N} \times 100\% \quad (5)$$

$$d = \frac{T_p + T_N}{A} \times 100\% \quad (6)$$

式中 T_p ——正确分类为本行为的样本数
 F_p ——错误划分为本行为的样本数
 F_N ——错误划分为其他行为的样本数
 T_N ——正确划分为其他行为的样本数
 A ——总样本数

惩罚参数 c 为 10,核函数参数 g 设置较大时,分类准确度明显下降,说明在不使用萤火虫算法时,参数设置过大会导致分类精度下降。分类结果如图 8 所示。

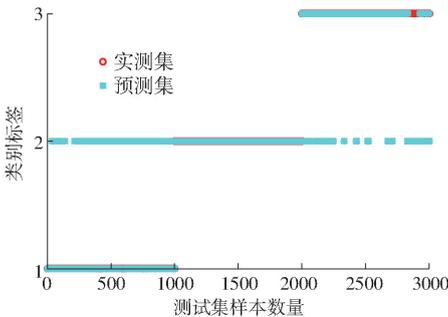


图 8 $c = 10, g$ 较大时测试样本分类结果
Fig. 8 Test sample classification result

由图 8 可知,当核函数参数和惩罚参数设置不合理时,会导致分类结果出现较大的误差,预测集分类与实测集分类差异较大。萤火虫寻优算法可在不同数据样本情况下寻找最佳支持向量机参数,获得最高的分类精度,提高支持向量机的适用性。

参数不同情况下的准确度对比结果如表 1 所示。由表 1 可知,支持向量机参数优化前,奶牛行为

的分类精度、灵敏度、准确率平均值均在 85% 以下,萤火虫算法优化惩罚参数和核函数参数之后,3 个评价指标均提高到 97% 以上。说明针对同一奶牛的加速度数据,将参数优化为最优参数可提高分类准确性。

表 1 同一奶牛行为分类结果对比统计

Tab. 1 Test accuracy result statistics %						
行为	优化前			优化后		
	精度	灵敏度	准确率	精度	灵敏度	准确率
反刍	100	34.10	78.03	91.83	100	97.03
进食	51.68	100	68.83	100	100	100
饮水	100	72.40	90.80	100	91.10	97.03
平均值	83.89	68.83	79.22	97.28	97.03	98.02

由两次分类结果的精度、灵敏度、准确率可知,本文方法的精度、灵敏度、准确率平均值比参数优化前提高了 13.39、28.2、18.8 个百分点。

3.3 不同奶牛实验结果对比

不同奶牛的实验数据由于加速度传感器的测量精度、奶牛活动强度的不同存在差异性,会导致分类精度下降,应用萤火虫算法优化支持向量机参数可解决这一问题。针对不同奶牛寻找最优惩罚参数和核函数参数,获得最大的分类准确率。

在惩罚参数 c 设置为 1,核函数 g 设置为 2 的情况下,将不同奶牛的数据进行分类,结果存在差异性,如表 2 所示。由于本组数据与其他奶牛数据差异较大,导致在不使用萤火虫寻优算法的情况下,饮水和反刍的分类准确率均小于 70%,平均精度、灵敏度、准确率为 64.38%、62.73%、75.15%,说明同一模型对不同数据的分类效果不同。应用萤火虫寻优算法可优化这一问题,分类结果的平均精度、灵敏度、准确率可提高到 65.12%、64.97%、77.27%,平均精度、灵敏度、准确率分别提高了 0.74、2.24、2.12 个百分点。

表 2 不同奶牛行为分类结果对比统计

Tab. 2 Test accuracy result statistics %						
行为	优化前			优化后		
	精度	灵敏度	准确率	精度	灵敏度	准确率
反刍	45.05	47.30	63.20	47.56	61.20	65.10
进食	100	90.80	96.93	100	99.98	100
饮水	48.08	50.10	65.33	47.80	33.73	66.71
平均值	64.38	62.73	75.15	65.12	64.97	77.27

由表 2 可知,如果应用同一分类模型对不同奶牛加速度数据进行分类,会导致分类误差较大。改进后的支持向量机算法,可应用萤火虫算法动态优化惩罚参数和核函数参数,使分类准确性提高。

实验结果表明,本文应用萤火虫寻优算法优化

支持向量机参数,在参数优化前后,分类精度、灵敏度、准确率具有较大提高,说明萤火虫寻优算法优化支持向量机参数的分类方法对于同一奶牛行为分类准确率和不同奶牛应用同一分类模型的分类准确率均有提高。

4 结论

(1)奶牛的行为存在个体差异性。针对支持向

量机算法适用性差的问题,利用萤火虫寻优算法优化支持向量机的惩罚参数和核函数参数,提出一种奶牛行为分类方法,并获得较高的分类精度。

(2)用加速度传感器采集奶牛颈部的加速度信号,并应用萤火虫寻优算法优化支持向量机参数的方法对奶牛的反刍、进食、饮水3种行为进行分类,分类效果明显,其分类精度、灵敏度、准确率的平均值分别达到97.28%、97.03%、98.02%。

参 考 文 献

- [1] 田富洋,王冉冉,刘莫尘,等. 基于神经网络的奶牛发情行为辨识与预测研究[J]. 农业机械学报, 2013, 44(增刊1): 277-281.
TIAN Fuyang, WANG Ranran, LIU Mochen, et al. Oestrus detection and prediction in dairy cows based on neural networks [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(Supp.1): 277-281. (in Chinese)
- [2] ARCIDIACONO C, PORTO S, MANCINO M, et al. Development of a threshold-based classifier for real-time recognition of cow feeding and standing behavioural activities from accelerometer data[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 134: 124-134.
- [3] 宋怀波,牛满堂,姬存慧,等. 基于视频分析的多目标奶牛反刍行为监测[J]. 农业工程学报, 2018, 34(18): 211-218.
SONG Huaibo, NIU Mantang, JI Cunhui, et al. Monitoring of multi-target cow ruminant behavior based on video analysis technology[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(18): 211-218. (in Chinese)
- [4] 李蓝祁,刘江静,陈晓丽,等. 奶牛发情期活动量变化规律研究[J]. 畜牧兽医学报, 2018, 49(7): 1387-1393.
LI Lanqi, LIU Jiangjing, CHEN Xiaoli, et al. Study on the activity alteration of dairy cow during estrus[J]. Acta Veterinaria et Zootechnica Sinica, 2018, 49(7): 1387-1393. (in Chinese)
- [5] NIOZAS G, TSOUSISS G, STEINHOFEL I, et al. Extended lactation in high-yielding dairy cows. I. Effects on reproductive measurements[J]. Journal of Dairy Science, 2019, 102(1): 799-810.
- [6] 谭益,何东健,郭阳阳,等. 基于Storm的奶牛发情实时监测系统设计与实现[J]. 中国农业科技导报, 2018, 20(12): 83-90.
TAN Yi, HE Dongjian, GUO Yangyang, et al. Design and implementation of real-time monitoring system for cow estrus based on Storm[J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2018, 20(12): 83-90. (in Chinese)
- [7] BURNETT T, MADUREIRA A, SILPER B, et al. Integrating an automated activity monitor into an artificial insemination program and the associated risk factors affecting reproductive performance of dairy cows[J]. Journal of Dairy Science, 2017, 100(6): 5005-5018.
- [8] 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]. 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]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(4): 173-179. (in Chinese)
- [9] AUNGIER S P M, ROCHE J F, SHEEHY M, et al. Effects of management and health on the use of activity monitoring for estrus detection in dairy cows[J]. Journal of Dairy Science, 2012, 95(5): 2452-2466.
- [10] SMITH D, RAHMAN A, BISHOP-HURLEY G, et al. Behavior classification of cows fitted with motion collars: decomposing multi-class classification into a set of binary problems[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 131: 40-50.
- [11] DOLECHECK K, SILVIA W, HEERSCHKE G, et al. Behavioral and physiological changes around estrus events identified using multiple automated monitoring technologies[J]. Journal of Dairy Science, 2015, 98(12): 8723-8731.
- [12] GAUDE I, KEMPF A, STRUVE K, et al. Comparison of visual and computerized estrous detection and evaluation of influencing factors[J]. Animal Reproduction Science, 2017, 184: 211-217.
- [13] LEROY C, WALTON J, LEBLANC S. Estrous detection intensity and accuracy and optimal timing of insemination with automated activity monitors for dairy cows[J]. Journal of Dairy Science, 2018, 101(2): 1638-1647.
- [14] 彭琛,韩立新. 基于深度强化学习的计步方法[J]. 计算机与现代化, 2019(1): 63-68.
PENG Chen, HAN Lixin. Deep reinforcement learning for step counting approach[J]. Computer and Modernization, 2019(1): 63-68. (in Chinese)
- [15] 顾静秋,王志海,高荣华,等. 基于融合图像与运动量的奶牛行为识别方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(6): 145-151.
GU Jingqiu, WANG Zhihai, GAO Ronghua, et al. Recognition method of cow behavior based on combination of image and activities[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(6): 145-151. (in Chinese)
- [16] 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]. 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]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(4): 179-187. (in Chinese)

- [17] 侯云涛,蔡晓华,吴泽全,等. 奶牛行为特征识别方法的研究与实现——基于支持向量机[J]. 农机化研究, 2018, 40(8): 36-41.
HOU Yuntao, CAI Xiaohua, WU Zequan, et al. Research and implementation of cattle behavior character recognition method [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2018, 40(8): 36-41. (in Chinese)
- [18] 强茂山,张东成,江汉臣. 基于加速度传感器的建筑工人施工行为识别方法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2017, 57(12): 1338-1344.
QIANG Maoshan, ZHANG Dongcheng, JIANG Hanchen. Recognizing construction worker activities based on accelerometers [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2017, 57(12): 1338-1344. (in Chinese)
- [19] SMITH D, DUTTA R, HELLICAR A, et al. Bag of class posteriors, a new multivariate time series classifier applied to animal behaviour identification[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(7): 3774-3784.
- [20] 王俊,张海洋,赵凯旋,等. 基于最优二叉决策树分类模型的奶牛运动行为识别[J]. 农业工程学报, 2018, 34(18): 202-210.
WANG Jun, ZHANG Haiyang, ZHAO Kaixuan, et al. Cow movement behavior classification based on optimal binary decision-tree classification model[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(18): 202-210. (in Chinese)
- [21] 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的设计[J]. 农业工程学报, 2010, 26(3): 203-208.
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. (in Chinese)
- [22] SHAHRIAR M, SMITH D, RAHMAN A, et al. Detecting heat events in dairy cows using accelerometers and unsupervised learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 128: 20-26.
- [23] 陈春玲,杨天娇,郭雷,等. 支持向量机在舍饲肉牛反刍行为分析中的应用[J]. 沈阳农业大学学报, 2017, 48(6): 751-756.
CHEN Chunling, YANG Tianjiao, GUO Lei, et al. Application of support vector machine in analysis of ruminant behavior of beef cattle[J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2017, 48(6): 751-756. (in Chinese)
- [24] 尹令,洪添胜,刘迎湖,等. 基于无线传感器网络支持向量机奶牛行为特征识别[J]. 传感技术学报, 2011, 24(3): 458-462.
YIN Ling, HONG Tiansheng, LIU Yinghu, et al. Cow behavioral features recognition using binary decision tree support vector machines based on wireless sensor network [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2011, 24(3): 458-462. (in Chinese)

(上接第 181 页)

- [14] 谭文静,王永千,赵鹏飞. 基于反射光谱的植物群体叶绿素含量监测系统的研制[J]. 农业工程学报, 2014, 30(10): 160-166.
TAN Wenjing, WANG Yongqian, ZHAO Pengfei, et al. Development of chlorophyll content monitoring system for plant population based on reflectance spectrum [J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(10): 160-166. (in Chinese)
- [15] 杨嘉,郭锐,黄蕾诺,等. 西北地区 MODIS-NDVI 指数饱和问题分析[J]. 高原气象, 2008(4): 896-903.
YANG Jia, GUO Ni, HUANG Leino, et al. Analysis of the saturation problem of MODIS-NDVI index in Northwest China [J]. Plateau Meteorology, 2008(4): 896-903. (in Chinese)
- [16] 赵黎明,解保胜,那永光,等. 简述 SPAD-502 在水稻及其它作物上应用的研究进展[J]. 北方水稻, 2015, 45(1): 72-76, 80.
ZHAO Liming, JIE Baosheng, NA Yongguang, et al. The research progress of application of SPAD-502 in rice and other crops [J]. Northern Rice, 2015, 45(1): 72-76, 80. (in Chinese)
- [17] 纪荣婷,闵炬,黄程鹏,等. 光谱仪在作物施氮推荐中的应用研究进展——以 GreenSeeker 光谱仪为例[J]. 江苏农业科学, 2017, 45(2): 9-13.
JI Rongting, MIN Ju, HUANG Chengpeng, et al. Progress in the application of spectrometer in recommendation of nitrogen application to crops—take GreenSeeker spectrometer as an example [J]. Jiangsu Agricultural Science, 2017, 45(2): 9-13. (in Chinese)
- [18] KIPPS, MISTELE B, SCHMIDHALTER U. The performance of active spectral reflectance sensors as influenced by measuring distance, device temperature and light intensity[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 100(1): 24-33.
- [19] 李民赞,韩东海,王秀. 光谱分析技术及其应用[M]. 北京:科学出版社, 2006.
- [20] 马鑫,张东来,徐殿国. 光电二极管电参数模型及 I/V 转换稳定分析[J]. 哈尔滨工业大学报, 2009, 41(7): 89-92, 123.
MA Xin, ZHANG Donglai, XU Dianguo. Photodiode electrical parameter model and I/V conversion stability analysis [J]. Journal of Harbin University of Technology, 2009, 41(7): 89-92, 123. (in Chinese)