

基于 YOLO v5 + DeepSORT 算法的羊群游走同步群体决策行为研究

刘成岳训

(山东农业大学信息科学与工程学院, 泰安 271018)

摘要: 随着畜牧养殖智能化监控技术的产业化应用,进一步提升畜禽养殖的分类施策精细化管理,成为现代畜牧业精细高效养殖管理的新需求。采用固定机位、多角度视频采集技术,实时记录羊群牧食过程中的游走行为;针对羊群游走视频中易出现遮挡的复杂情况,设计了基于 YOLO v5 模型的羊群多目标检测模型,羊群游走过程中的多目标实时跟踪识别率可达 90.63%;采用羊群游走多目标轨迹跟踪 DeepSORT 算法,通过提取羊目标的深度表观特征,计算出羊群游走轨迹和变化节拍规律。结果表明,羊的游走过程通常为慢走、快走和疾走 3 种方式,单只羊的游走过程通常是不固定的随机组合。在中大规模羊群中,由于亲缘关系结构的复杂性,羊群往往分化为多个小群体,这使得从整体上观察和分析羊群行为变得异常困难。为此,聚焦于小规模羊群进行研究,通过羊群散列、聚集和同步 3 个游走过程分析,初步验证了羊群游走节拍周期上的同步现象。

关键词: 羊群; 群体决策; 同步; 智慧畜牧; 目标跟踪; YOLO v5; DeepSORT

中图分类号: S126 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2024)06-0229-08

OSID:



Experiment of Synchronized Group Decision-making Behavior under Herding Walk Model Based on YOLO v5 + DeepSORT Algorithm

LIU Cheng YUE Xun

(College of Information Sciences and Engineering, Shandong Agricultural University, Taian 271018, China)

Abstract: With the industrialized application of livestock breeding digital intelligent monitoring technology, further enhancement of the classification of livestock and poultry breeding policy fine management has become a new demand for fine and efficient breeding management in modern livestock industry. Adopting fixed camera position and multi-angle video acquisition technology, the wandering behavior of sheep in the process of grazing in real time was recorded; a multi-target detection model of sheep was designed based on YOLO v5 model, and multi-target real-time tracking and identification of sheep in the process of wandering was realized in response to the complex situation that was prone to be blocked in the video of sheep wandering, and the identification rate of small and medium-sized sheep can reach 90.63%. Then the DeepSORT algorithm was adopted for sheep wandering multi-target trajectory tracking, through extracting the depth of sheep target epigenetic features, the sheep wandering trajectory graph and the sheep wandering variable tempo change data were obtained. The experimental results showed that the wandering behaviors of sheep were usually in three different combinations: slow walking, fast walking and sprinting, and the wandering behaviors of a single sheep were usually in random combinations that were not fixed. In medium to large-scale sheep flocks, due to the complexity of their kinship structure, the flocks often differentiated into multiple small groups, which made it exceptionally difficult to observe and analyze their behavior holistically. In order to overcome this difficulty, it was turned to a small-scale target flock, and the synchronization phenomenon was initially verified on the beat cycle of sheep wandering through the empirical analysis of the three wandering processes of sheep dispersal, aggregation and synchronization.

Key words: sheep; group decision making; synchronous; intelligent husbandry; target tracking; YOLO v5; DeepSORT

收稿日期: 2023-11-02 修回日期: 2024-01-10

基金项目: 国家自然科学基金项目(32171963)

作者简介: 刘成(1999—),男,硕士生,主要从事畜牧养殖数字化精准管理及应用研究,E-mail: 17662695213@163.com

通信作者: 岳训(1968—),男,教授,博士,主要从事畜牧养殖数字化精准管理及应用研究,E-mail: yuexun@sda.u.edu.cn

0 引言

现代化养殖企业通过采用畜牧养殖智能传感器装备和信息传输技术,可以对畜禽养殖生态系统实施完整、全场景的监测^[1-3]。现代化羊养殖监控系统能够实现指定区域羊圈整个养殖周期(6个月)的数据监测^[4],另一方面,三轴加速度传感器、北斗/GPS 卫星、压电传感器和音视频等智能化监测技术,已成为监控自然放牧的常规技术^[5-6]。近年来,通过固定机位的畜牧养殖数字视频监控技术和畜牧监管无人机,可以随时对不同规模的羊群活动,实现从羊群散列、聚集到同步的整个养殖周期的监管^[7-8]。

智能化监控系统在畜禽养殖产业化中已成为不可或缺的技术,其快速识别畜禽品种与数量、自动化管理监测养殖环境的能力得到广泛认可。然而,随着养殖行业对成本、土地和环保要求的不断提高,现有系统的低精度识别已不能满足需求。因此,如何运用数字智能化监控技术实现更精准的分析,从现有粗糙的低精度识别提升到更精准的高精度分析,从直观的浅层特征深入到复杂关联的深层特征,成为当前畜禽环境监控系统亟待解决的关键技术难题。随着羊养殖行业对养殖成本、土地和环保要求更加严格等诸多原因,如何利用畜牧养殖数字智能化监控技术,从畜禽养殖生态系统的整体行为进行理论分析和试验研究,特别是预测畜禽牧食层级化集体运动的各种集群效应与同步性、群体决策动力学特征,设计半舍饲、半放牧或全舍饲养的小群体分类施策精细化方案,成为现代畜牧业精细高效养殖管理的新需求^[9]。

畜禽养殖过程中的集群效应和群体决策行为具有基本性和普遍存在性。例如,群居畜禽中,个体的警戒时长随着集群规模的增加而减少,这种现象被称为集群效应^[10]。动物个体常常需要调节自身的活动,与其他个体的行为达成一致,这样的过程被称为群体决策^[11]。羊具有耐热性较差、合群性强的生活习性和生物学特性,牧食过程中所自发涌现的集群效应和群体决策行为现象,具有基本性和普遍存在性^[12]。目前关于羊群的群聚行为,人们已知的信息认为大规模羊群是由领头羊领导下的“羊群效应”,当羊群在遇到食物或天敌时,只会左冲右撞、盲目从众。但是,随着羊群规模增大,这种思路还是否正确无从得知。GÓMEZ-NAVA 等^[13]为了验证羊群表现出间歇性的集体运动,设计了实验,证明了在食草期,羊群是随机选择的某只羊带领的、向一个随机方向的运动。实验数据证实了羊群队伍是从前到后的层级制领导^[14]。另一方面,全舍饲养羊圈的未受

孕和已受孕的母羊存在明显的行走轨迹双圈特征,母羊分娩前后存在羊圈活动轨迹和活动节律的差异,都是典型的羊群游走同步群体决策行为。

本研究针对目前仍未有游走同步群体决策行为的实证研究现状,采用固定机位、多角度,记录食草期间的羊群游走行为,利用基于 YOLO v5 模型的羊群多目标检测模型和基于 DeepSORT 算法的羊游走轨迹跟踪技术^[15-17],对羊群视频进行识别并跟踪目标^[18],获取目标的实时位置并画出轨迹,最后对羊群群聚习性的群体同步特性进行研究。

1 实验平台搭建与数据采集处理

1.1 实验场所

实验场所位于山东省泰安市岱岳区小兰沃村羊场(36°26′06″N, 117°24′37″E)。设定一块牧草充足、面积为 40 m × 40 m 的牧场,将小规模羊群赶入实验牧场。

1.2 数据采集与标注

实验初期的数据采集首先采用畜牧无人机技术方案,从高空记录羊群食草期间的羊群游走行为。实验场所的地域和气候决定了实验羊群的饲养方式采取圈养、食饲为主。无人机距离羊群太近时因无人机飞行噪声容易使羊群受到惊吓,会使得羊群改变正常的活动状态和进食状态,很难获取羊群完整的散列、聚集和同步 3 个游走过程的行为视频。为此,实际的数据采集采用固定机位、多角度记录食草期间的羊群游走行为。实验于 2023 年 3—5 月分别采集了 2~4 只羊的视频,使用索尼 FDR-AX100E 型摄像机,帧率为 30 f/s,分辨率为 1 440 像素 × 1 080 像素。

如图 1 所示,选取小规模羊群赶入实验牧场,实地拍摄羊群牧食视频。对羊群牧食活动的完整周期,采用平均、随机取点,剔除模糊、严重遮挡和离开视野等的图像,利用 LabelImg 软件进行标注。最终获得 1 953 幅羊只图像,划分为训练集、验证集和测试集。其中,训练集和验证集图像数量占 80%,二者比例为 4:1,测试集数量占 20%。



图 1 羊群游走视频集示例

Fig. 1 Examples of sheep wandering video clips

2 研究方法

2.1 基于YOLO v5模型的羊群多目标检测模型

如图2所示,为实现每只羊目标的识别和检测,选择YOLO v5结构搭建,用于羊目标识别和检测深度学习模型。YOLO v5模型^[19-20]增加了自适应锚框计算和自适应图像缩放方法;在特征提取层上添加Focus和C3结构,以增强特征表达能力。其中,Focus模块对输入图像进行切片操作,减少了原始特征信息丢失,并提升对于模型的计算速度^[21];C3模块借鉴了CSPNet^[22]的思想,增强特征融合能力的同时降低网络复杂度并提升运算速度;在特征融合层中,YOLO v5采用特征金字塔网络(Feature pyramid networks, FPN)结合路径聚合网络(Pyramid attention network for semantic segmentation, PAN)的结构,PAN自底向上将低层的强定位特征传递,使模型获取更加丰富的特征信息。YOLO v5模型的训练时间短、实时高效且体积小,可满足实际场景下的实时检测和快速部署,因此本文选择其作为羊只识别模型。

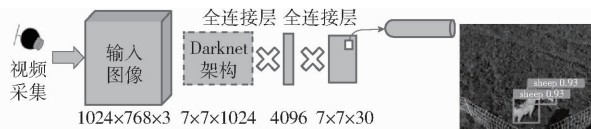


图2 基于YOLO v5的多目标检测模型框架

Fig. 2 Framework of YOLO v5 multi-target detection model

2.2 基于DeepSORT算法的羊游走轨迹跟踪

羊群多目标的准确检测是群聚同步研究的重要基础,本文采用DeepSORT算法实现羊群场景中羊只多目标跟踪。整个工作流程如下:

(1)目标检测。通过基于YOLO v5模型的羊群多目标检测深度学习模型,提取羊群目标的外观特征表示,DeepSORT轨迹跟踪算法在羊群游走连续视频序列中^[23-24],对每一帧图像中检测出羊目标物体,提取检测目标的位置和边界框,将其转换为低维特征向量。每只羊目标状态在一个预测框中描述为

$$\mathbf{x} = [u \ v \ s \ r \ (u', v', s')]^T \quad (1)$$

式中 u ——目标边界框水平位置

v ——目标边界框垂直位置

\mathbf{x} ——目标预测状态

s ——目标面积

r ——目标边框宽高比

(u', v', s') ——水平位置、垂直位置和边界框质心预测值

(2)目标匹配。将检测出的信息通过卡尔曼滤波器预测下一时刻目标的位置,同时通过深度学习

模型提取每个检测到的目标外观特征;然后将这两部分信息进行级联匹配,匹配成功后则进行下一次的预测;若匹配失败,则使用匈牙利算法进行目标与轨迹之间的匹配,匹配成功后则进行卡尔曼滤波器的更新;若匹配失败,但已经获取到预测轨迹,则更新轨迹,若未确认,并且目标在连续帧中消失时间小于阈值,则继续跟踪原来的轨迹;只有当目标在连续帧中消失时间超过设定阈值时,才会删除此轨迹^[18]。通过检查一个羊目标是否在当前帧,是否与前一帧中检测到的羊目标相同,来实现目标匹配。

(3)外观特征更新。将当前帧中检测到的目标物体的外观特征与新的轨迹进行相似度匹配,更新目标轨迹的外观特征表示,实现目标在当前帧和下一帧的匹配,即实现羊群场景中准确和实时的多目标跟踪。

2.3 实验平台及参数设置

羊群游走同步群体决策行为的实证数据分析平台的硬件配置为AMD Ryzen7 5800H, NVIDIA GeForce 3060显卡,软件环境为Windows 10 + PyTorch1.7.1 + CUDA 11.0 + CuDNN 8.0。YOLO v5目标检测模型采用随机梯度下降(SGD),动量为0.9,批量大小为4,使用交叉熵损失,激活函数为ReLU函数,初始学习率设为0.005,当测试精度在5个迭代周期内无增加时,学习率衰减,衰减率为0.2。考虑到羊群游走视频中的连续视频帧是高度冗余特性,特别是存在较为相似的空间以及时间信息特征,在训练和测试时通过利用稀疏采样消除相邻帧的冗余信息来加快推理速度。

2.4 模型检测效果与评价

识别效果如图3所示,检测置信度在检测框上方显示。如图3a所示,正常情况下羊群目标均可被准确识别,表明本文采用的基于YOLO v5模型的羊群多目标检测模型可以有效地检测出目标。但随着时间推移,羊群逐渐由散乱趋于聚集的过程中,极易出现遮挡现象(图3b),因此对算法判别能力要求较高。为了检验羊群游走过程中的羊群多目标检测模

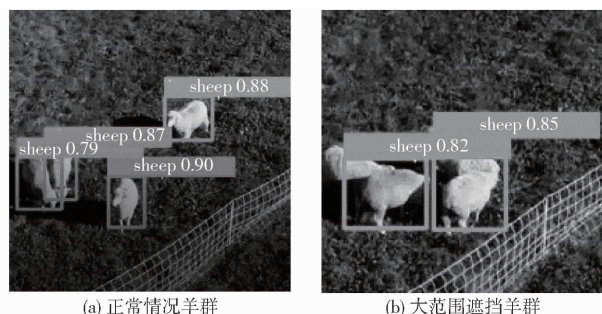


图3 多目标识别效果图

Fig. 3 Results of multi-target recognition

型的稳健性,采用召回率作为评价指标对模型进行评估。针对不同数量的羊只(n 取2、3、4),模型精度如图4所示。

从图4可以看出,正常情况下每只羊目标的识

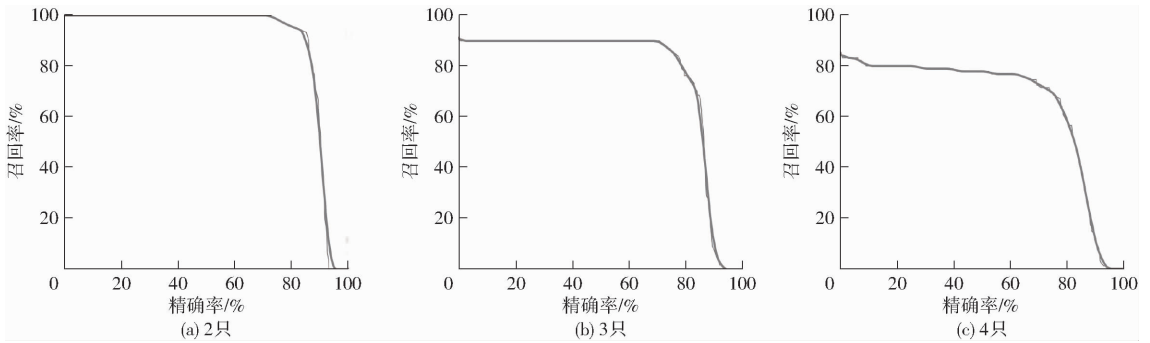


图4 YOLO v5模型的羊群多目标检测效果

Fig. 4 Effectiveness of multi-target detection of sheep based on YOLO v5 model

3 模型搭建与数据分析

3.1 单只羊游走节拍模型搭建

羊具有耐热性较差、合群性强的生物学特性和生活习性,决定了每只羊的游走行为都视为一个具有基于走、停、食“节拍器”的显著特征。利用基于DeepSORT的羊游走轨迹跟踪算法,针对指定区域羊圈里羊群游走连续视频序列,对每一个输入帧计算图像数据,提取检测目标的位置和边界框,以及被检测羊目标在视频数据图像中的位置。设置指定区域羊圈时空的起始源点位置,选取曼哈顿距离公式,计算每只羊目标在每帧图像中的时空位置与起始源点的距离,进而获得每只羊目标在整个游走过程中的位移变化运动轨迹数据,最终得到羊目标的游走节拍变化时空特征模型,在时间维度上通过1、0表示羊行为(走、停)在时序时态移位的连续动态特征。数学模型描述为

$$D_t(x, y) = |I_{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1}) - I_t(x_t, y_t)| \quad (2)$$

式中 D_t —— t 时刻目标移动距离

I_t —— t 时刻目标位置

x_t —— t 时刻目标横坐标

y_t —— t 时刻目标纵坐标

羊游走行为(走、停)在一个时间窗的行为状态变化值为

$$B_t(x, y) = \begin{cases} 1 & (D_t(x, y) \geq T) \\ 0 & (D_t(x, y) < T) \end{cases} \quad (3)$$

式中 B_t —— t 时刻运动状态

T ——运动距离阈值

例如,选取实验场地目标羊圈中单只羊1.5 min食饲活动数据,通过计算该只羊在整个游走过程中的位移变化轨迹数据,得到动态和静态两种行为状

别和检测精度可达90.63%;随着羊只数量增多,遮挡现象更加严重,对模型稳健性与准确性有一定影响,但最终仍保持在80%以上,认为该模型对羊只识别具有较好的稳健性与准确性。

态变化的时间节点 t ,如图5所示,横坐标为游走时间,纵坐标0、1表示羊只静止和动态2种行为状态。

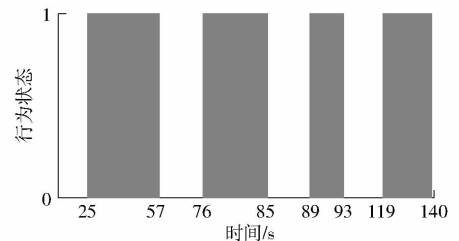


图5 单只羊的游走节拍变化

Fig. 5 Variations in wandering beat of a single sheep

3.2 单只羊游走节拍数据分析

将录制处理后的单只羊的游走视频进行识别后,采用DeepSORT算法计算羊只行为轨迹位置,得出目标检测后的逐帧位置文件。在计算羊只游走节拍节奏时,对目标逐帧位移进行具体分析运动状态。最终得到目标羊只的游走行为状态数据。

图6和图7分别为两只目标羊只的游走轨迹变化和对应的羊只游走节拍变化。图7在时间维度上清晰显示该目标羊只游走行为(走、停)的连续动态特征。从中提取羊只行为(走、停)变化节拍出现的时间点。周期波动明显反映出该目标羊只游走行为(走、停)的连续动态是不固定的,行为是随机的。根据获取到的运动轨迹数据及游走行为节拍变化周期,羊游走通常为3种节奏,分别为快走、慢走和疾走。图6中该目标羊只游走节拍是先慢走再快走最后疾走;图7为另外一只目标羊只的游走节拍数据,从周期波动明显反映出该目标羊游走行为的随机性,该目标羊游走节拍是先快走、再慢走后又快走的步行策略。

4 羊群游走同步群体决策行为实验

如图8所示,羊群群聚游走行为分为3个过

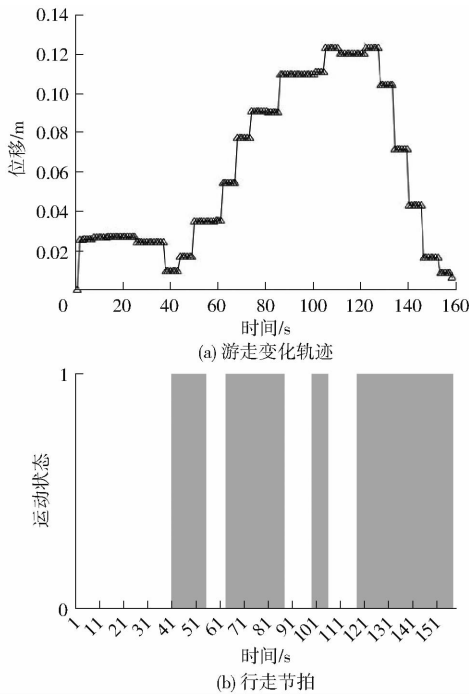


图 6 单只羊的游走变化轨迹和行走节拍变化(示例 1)

Fig. 6 Wandering variation trajectories and walking tempo variation in a single sheep

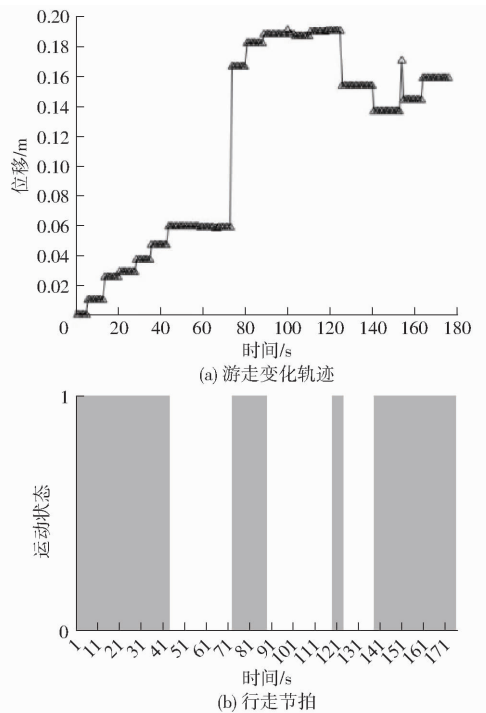


图 7 单只羊的游走变化轨迹和行走节拍变化(示例 2)

Fig. 7 Wandering variation trajectories and walking tempo variation in a single sheep

程:4 只羊散列行为、4 只羊聚集行为、4 只羊同步行为。

为了获取羊群游走的完整散列、聚集和同步 3 个过程,羊群游走同步实验遇到了 2 个技术难题:用于实验牧场的目标羊群;选取适合规模的羊群数量。由于实验场所位于山东省泰安市岱岳区小兰沃村羊场,山东省所处的地域和气候以及对养殖成本要求等原因,决定了实验场所的羊饲养方式是采取圈养、食饲为主。在羊群游走实验的初期,随机选取用于验证羊群游走同步群体决策行为的目标羊群,赶入实验牧场后,每只目标羊的运动状态多为羊静立、久卧或慢速运动以及离开视野情况,很难获取羊群完整的散列、聚集和同步 3 个游走过程的行为视频,即难以呈现出游走同步群体决策行为。所以,在后续选择用于实验牧场的目标羊群不能是随机选取。养殖实践经验表明,任何一定规模羊群是由头羊领导的集体运动,但是,羊群表现出间歇性的集体运动可以是随机

某只羊带领的、向一个随机方向的运动效果。用于实验牧场的目标羊群选择,最好是具有层级化血缘关系的羊群队伍。另一方面,目前来说,常规思路认为大规模羊群是由头羊领导的集体运动,似乎可以认为是头羊领导下的同步群聚行为,但随着羊群规模增大后,实验中发现达到一定数量具有内部血缘关系的羊群,在游走过程中分小群现象非常明显。选取一定规模的(20 只以上)目标羊群,赶入实验牧场后,由于存在内在层级化血缘关系,一定规模的目标羊群自然分化为若干小群体队伍,难以达到预期的实验期望,即不存在整体目标羊群散列、聚集和同步 3 个游走过程。因此,最终选取具有 3 层血缘关系的 4 只目标羊进行实验。

共采集羊群游走视频共 143 个序列,具有羊群游走完整散列、聚集和同步过程的数据集共 87 个视频序列,视频平均长度为 7 508 f。

如图 9 所示,同步行为的实验与分析结果如下:

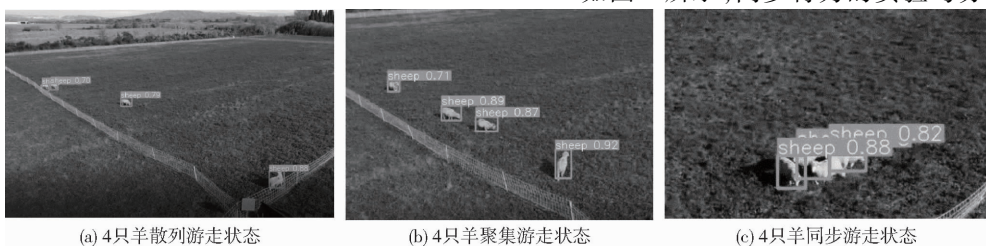


图 8 羊群群聚游走行为示例

Fig. 8 Example for experiments on synchronized wandering behavior of a sheep flock

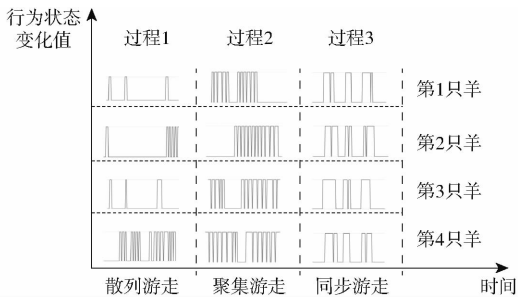


图9 游走状态变化

Fig. 9 Variations of wandering status

过程1显示出4只羊的散列游走过程,明显反映出4只目标羊游走行为(走、停)的行为随机性。第1只羊游走节拍是始终保持慢走的步行策略;第2只羊游走节拍是先慢走后快走的步行策略;第3只羊也是保持慢走的步行策略;第4只羊则是步频大、步幅小,采取“小步快走”的步行策略。在过程2的聚集游走过程,4只目标羊行为的变化节拍周期虽然没有合拍,但是4只目标羊的游走节拍变为步频大、步幅小,采取“小步多走”的步行策略。在过程3同步游走过程中,清晰显示4只目标羊在时间维度上游走变化节拍变化的连续动态逐渐趋向固定,羊游走节拍步行策略趋于同步。

5 应用

本文采用的羊群同步轨迹和变化节拍分析技术是聚焦于野外圈养放牧羊群的群体决策分析技术。当尝试在自然草场使用监控无人机时,低空飞行下无人机的噪声严重惊吓羊群正常的活动状态和进食状态。为此,首先尝试提炼羊群食饲圈养环境的应用案例。

圈养环境下的母羊在分娩前的不同时期,存在不同节律的活动轨迹和特征,具有典型的小群体决策行为特征。因此,通过对受孕后、分娩前的怀孕母羊运动行为监测,在一定程度上能够反映母羊生长健康状况,进而及时为母羊补充营养并精确预测产羔时间。实验羊只目标为已受孕、未分娩的7只母羊,转入指定区域目标栏内,实验过程中母羊可以自由饮水,每天两次固定时间喂食饲料。利用实验羊场配置的数字视频监控系统,采集指定区域圈养环境下7只母羊监测数据。重新补充训练集图像,获得圈养环境下母羊目标的外观特征表示,识别效果如图10所示,其检测置信度在检测框上方显示。结果表明本文采用的基于YOLO v5模型的羊群多目标检测模型和多目标轨迹跟踪DeepSORT算法,可以有效地检测跟踪圈养环境下的母羊目标。

由于食饲、圈养环境下母羊活动区域范围受限,

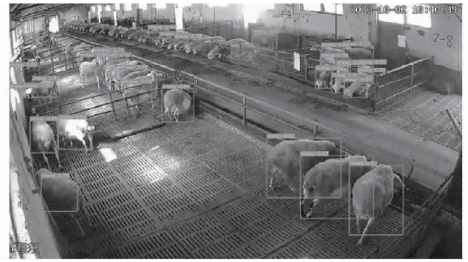


图10 圈养环境下分娩前母羊目标检测效果

Fig. 10 Target detection effect of pre-parturient ewes in captive environment

圈养环境下母羊分娩前的小群体决策行为特征体现在来回走动的动态行为和站立、趴卧、刨地等静态行为,时间短暂且变换频繁。如图10所示,采集指定区域羊圈在2023年10月2日的活动视频,采用基于YOLO v5模型的羊群多目标检测模型和多目标轨迹跟踪DeepSORT算法,检测圈养环境下7只母羊目标的动态和静态行为变换频率特征。从图11(图中7条曲线分别对应7只母羊)可明显看出,已受孕、未分娩的7只母羊产前动态和静态行为变换频率特征呈现M形,母羊在产前夜间趴卧静态行为较多,行走行为所占比率较低。昼间母羊行为时间分配与夜间存在明显差别,动态和静态行为变换频率表现出2个明显的高峰期,多发生在采食高峰期之后,说明母羊会通过行走方式对食物进行消化。特别指出,采集指定区域圈养环境下7只母羊分栏不合理,即存在两组不同显著差异的小群体动态和静态行为变换频率。区域圈养环境下7只母羊应为两组不同时间受孕,应合理分栏分圈饲养,实施小群体分类施策精细化方案。

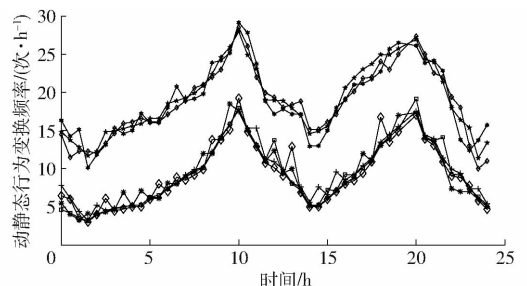


图11 圈养环境下母羊分娩前小群体动态和静态行为变换频率特征曲线

Fig. 11 Frequency characteristics curves of dynamic and static behavioral changes in small groups of ewes in confined environments before parturition

另一个应用案例视频来源于网络(<https://www.vcg.com>),视频为因无人机产生的飞行噪声导致羊群受到惊吓后,羊群改变正常活动状态和进食状态后的游走过程行为视频,视频长度为3 min,如图12所示。采用基于YOLO v5模型的羊群多目标检测模型和多目标轨迹跟踪DeepSORT算法,可以

有效地跟踪检测出野外放牧羊只目标。现有信息认为大规模羊群是由头羊领导下的“羊群效应”,当羊群在遇到食物或天敌时,只会左冲右撞、盲目从众。但是,通过对野外放牧羊群游走行为的同步行为特征分析表明,存在明显2个小群,这个现象非常明显。即一定数量具有内部血缘关系的大规模羊群,是通过层级领导行为的集体运动实现群体智慧,这为野外放牧羊群个性化精准管理技术提供了新思路。



图12 野外放牧羊群游走行为视频

Fig. 12 Video of roaming behavior of grazing sheep herd in wild

6 结论

(1) 选取山东省泰安市岱岳区小兰沃村某羊场

为实验场所,采用数字畜牧监控系统录制的实时视频,结合视频分割算法进行数据标注,构建包含散养、圈养环境下的多形态羊群目标监测数据集。采用基于YOLO v5模型的羊群多目标检测模型和基于DeepSORT算法的羊只游走轨迹跟踪算法,构建羊只目标重识别数据集,实现羊群多目标的实时精准跟踪定位,并获取每只羊的移动轨迹数据,成功解决了目标检测模型在处理羊只游走过程中常见的遮挡等复杂场景时,由于识别准确率不足而引起的数据混乱问题。

(2) 设计并搭建羊群游走行为的实验场地,采用固定机位、多角度视频采集技术,实时记录羊群牧食过程中的游走行为,结合多目标跟踪算法获取移动轨迹数据,通过提取羊目标的深度表观特征,计算出羊群游走轨迹和变化节拍规律。结果表明,羊只游走过程通常为慢走、快走和疾走3种不同组合方式,单只羊的游走过程通常是不固定的随机组合。通过羊群散列、聚集和同步3个游走过程的实证分析,初步验证了羊群游走节拍周期上的同步现象。

参 考 文 献

- [1] 曹丽桃,程曼,袁洪波,等.可穿戴设备部署位置对羊只行为识别的影响与分析[J].中国农机化学报,2022,43(12):133-141.
CAO Litao, CHENG Man, YUAN Hongbo, et al. Influence and analysis of deployment location of wearable devices on sheep behavior recognition[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2022, 43(12): 133-141. (in Chinese)
- [2] 王奎.基于声信号的放牧羊只牧食信息监测研究[D].呼和浩特:内蒙古农业大学,2022.
WANG Kui. Research on monitoring of grazing information for sheep based on acoustic signals[D]. Huhhot: Inner Mongolia Agricultural University, 2022. (in Chinese)
- [3] 何春明,赵斌,张丽娜.舍饲绵羊运动状态监测方法的研究[J].黑龙江畜牧兽医,2023(7):48-52.
- [4] 姬振生.羊只反刍行为监测系统设计与识别技术研究[D].呼和浩特:内蒙古农业大学,2023.
JI Zhensheng. Design of monitoring system and identification technology of rumination behavior of sheep[D]. Huhhot: Inner Mongolia Agricultural University, 2023. (in Chinese)
- [5] 胡必玲,郭玉堂.基于RFID和无人机的畜牧定位系统[J].计算机测量与控制,2017,25(7):239-242.
HU Biling, GUO Yutang. Rear livestock location system based on RFID and UAV[J]. Computer Measurement and Control, 2017, 25(7): 239-242. (in Chinese)
- [6] 张春慧,宣传忠,于文波,等.基于三轴加速度传感器的放牧羊只牧食行为研究[J].农业机械学报,2021,52(10):307-313.
ZHANG Chunhui, XUAN Chuanchong, YU Wenbo, et al. Grazing behavior of herding sheep based on three-axis acceleration sensor[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(10): 307-313. (in Chinese)
- [7] 丁乙轩,刘鹏,李宗智,等.利用红外相机技术对贺兰山岩羊集群行为的研究[J].野生动物学报,2022,43(1):38-44.
DING Yixuan, LIU Peng, LI Zongzhi, et al. Research on group patterns of blue sheep based on infrared cameras[J]. Chinese Journal of Wildlife, 2022, 43(1): 38-44. (in Chinese)
- [8] 蒲玉海.基于机器视觉的肉羊日常行为识别方法研究与试验[D].石河子:石河子大学,2023.
PU Yuhai. Research and experiments on the daily behavior recognition methods of meat sheep based on machine vision[D]. Shihezi: Shihezi University, 2023. (in Chinese)
- [9] 李晓凡.基于深度学习的畜牧目标追踪方法研究[D].成都:四川农业大学,2021.
LI Xiaofan. Research on husbandry tracking algorithm based on deep learning[D]. Chengdu: Sichuan Agricultural University, 2021. (in Chinese)
- [10] 李忠秋.丹顶鹤的警戒行为[C]//中国生态学会动物生态专业委员会,中国动物学会兽类学分会,中国野生动物保护协会科技委员会.第七届全国野生动物生态与资源保护学术研讨会论文摘要集,2011.
- [11] 毕鹏程,席酉民.群体决策过程中的群体思维研究[J].管理科学学报,2002,5(1):25-34.
BI Pengcheng, XI Youmin. Groupthink in group decision making process[J]. Journal of Management Sciences in China, 2002, 5(1): 25-34. (in Chinese)
- [12] 尤文远,石建斌,路飞英,等.普氏原羚集群的群体决策过程[J].兽类学报,2013,33(4):293-299.
YOU Wenyuan, SHI Jianbin, LU Feiying, et al. Traits and process of group decision-making in *Przewalski gazelle*[J]. Acta

- Theriologica Sinica, 2013, 33(4):293–299. (in Chinese)
- [13] GÓMEZ-NAVA L, BON R, PERUANI F. Intermittent collective motion in sheep results from alternating the role of leader and follower[J]. Nat. Phys., 2022, 18:1494–1501.
- [14] HUEPE C. Sheep lead the way[J]. Nat. Phys., 2022, 18:1402–1403.
- [15] 魏斌, BILLAH M, 王美丽, 等. 基于深度学习的羊脸检测与识别方法[J]. 家畜生态学报, 2022, 43(3):47–50.
WEI Bin, BILLAH M, WANG Meili, et al. Method of goat face detection and recognition based on deep learning[J]. Journal of Domestic Animal Ecology, 2022, 43(3):47–50. (in Chinese)
- [16] 张宏鸣, 周利香, 李永恒, 等. 基于改进 MobileFaceNet 的羊脸识别方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(5):267–274.
ZHANG Hongming, ZHOU Lixiang, LI Yongheng, et al. Sheep face recognition method based on improved MobileFaceNet [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(5):267–274. (in Chinese)
- [17] 姚州, 谭焱, 田芳, 等. 计算机视觉技术在智慧羊场中的研究进展[J]. 中国饲料, 2021(7):7–12.
YAO Zhou, TAN Han, TIAN Fang, et al. Research progress of computer vision technology in wisdom sheep farm[J]. China Feed, 2021(7):7–12. (in Chinese)
- [18] WOJKE N, BEWLEY A, PAULUS D. Simple online and realtime tracking with a deep association metric[C]//2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2017:3645–3649.
- [19] JOCHER G. Ultralytics/yolov5:v6. 1-tensorrt, tensorflow edge tpu and openvino export and inference[EB/OL]. 2022-02-22[2022-11-03]. <https://github.com/ultralytics/yolov5>.
- [20] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017:7263–7271.
- [21] WANG C Y, LIAO H, WU Y H, et al. CSPNet: a new backbone that can enhance learning capability of CNN[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. IEEE, 2020:19854564.
- [22] 刘斌, 李港庆, 安澄全, 等. 基于多尺度特征融合的红外单目测距算法[J]. 计算机应用, 2022, 42(3):804–809.
LIU Bin, LI Gangqing, AN Chengquan, et al. Infrared monocular ranging algorithm based on multiscale feature fusion[J]. Journal of Computer Applications, 2022, 42(3):804–809. (in Chinese)
- [23] 张伟, 沈明霞, 刘龙申, 等. 基于 Center Net 搭配优化 Deep SORT 算法的断奶仔猪目标跟踪方法研究[J]. 南京农业大学学报, 2021, 44(5):973–981.
ZHANG Wei, SHEN Mingxia, LIU Longshen, et al. Research on weaned piglet target tracking method based on Center Net collocation optimized Deep SORT algorithm[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2021, 44(5):973–981. (in Chinese)
- [24] BEWLEY A, GE Z Y, OTT L, et al. Simple online and realtime tracking[C]//2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2016:25–28.

(上接第 195 页)

- [39] SUN Z, WANG Y, PAN L, et al. Pine wilt disease detection in high-resolution UAV images using object-oriented classification[J]. Journal of Forestry Research, 2022, 33:1377–1389.
- [40] JING R, GONG Z, ZHAO W, et al. Above-bottom biomass retrieval of aquatic plants with regression models and SfM data acquired by a UAV platform—a case study in Wild Duck Lake wetland, Beijing, China[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 134:122–134.
- [41] 伍艳莲, 赵力, 姜海燕, 等. 基于改进均值漂移算法的绿色作物图像分割方法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(24):161–167.
WU Yanlian, ZHAO Li, JIANG Haiyan, et al. Image segmentation method for green crops using improved mean shift[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(24):161–167. (in Chinese)
- [42] LEI L, CHAI G, WANG Y, et al. Estimating individual tree above-ground biomass of Chinese fir plantation: exploring the combination of multi-dimensional features from UAV oblique photos[J]. Remote Sensing, 2022, 14:504.
- [43] JARRON L R, COOPS N C, MACKENZIE W H, et al. Detection of sub-canopy forest structure using airborne LiDAR[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 244:111770.
- [44] XIAO Z, GANG W, YUAN J, et al. Impacts of data preprocessing and selection on energy consumption prediction model of HVAC systems based on deep learning[J]. Energy and Buildings, 2022, 258:111832.
- [45] ZHANG N, CHEN M, YANG F, et al. Forest height mapping using feature selection and machine learning by integrating multi-source satellite data in Baoding City, north China[J]. Remote Sensing, 2022, 14(18):4434.
- [46] PENG X, ZHAO A, CHEN Y, et al. Comparison of modeling algorithms for forest canopy structures based on UAV–LiDAR: a case study in tropical China[J]. Forests, 2020, 11:1324.
- [47] FASSNACHT F E, HARTIG F, LATIFI H, et al. Importance of sample size, data type and prediction method for remote sensing-based estimations of aboveground forest biomass[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 154:102–114.
- [48] CHEN M, QIU X, ZENG W, et al. Combining sample plot stratification and machine learning algorithms to improve forest aboveground carbon density estimation in northeast China using airborne LiDAR data[J]. Remote Sensing, 2022, 14(6):1477.