doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.11.055

基于逐帧步态能量图的奶牛个体识别方法

司永胜[1,2]　杨　姣[1,2]　王　斌[1,2]　马亚宾[3]　袁　明[3]

(1.河北农业大学信息科学与技术学院,保定 071001;2.河北省农业大数据重点实验室,保定 071001;
3.河北省畜牧良种工作总站,石家庄 050061)

摘要:奶牛个体识别是奶牛行为分析的前提和基础。为解决基于机器视觉的奶牛个体识别中花纹较少或纯色奶牛识别效果较差的问题,提出了一种基于逐帧步态能量图(Frame by frame gait energy image,FF-GEI)的奶牛个体识别方法。自动识别牛蹄并根据牛蹄位置变化自动划分运动周期,在此基础上,利用 DeepLabv3+模型对运动周期图像序列进行预处理,生成逐帧步态能量图。将 AlexNet 模型和 LSTM 长短期记忆模型构建为 AlexNet-LSTM 模型,并进一步集成 SENet 注意力机制,生成 SE-AlexNet-LSTM 模型。在 40 头奶牛共 1 656 条视频数据集上进行了个体识别实验。结果表明,本文自动划分运动周期方法和人工划分结果差异较小;对于健康、跛足和健康转跛足的不同健康状态奶牛,SE-AlexNet-LSTM 模型个体识别准确率分别达到 95.59%、93.98%和 87.81%,平均准确率达到 91.46%,且收敛速度较快。研究结果可为基于机器视觉的奶牛个体识别提供有效的技术支持。

关键词:个体识别;步态能量图;奶牛;运动周期

中图分类号:TP391.4　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2025)11-0572-09　　**OSID**:

Individual Identification Method for Dairy Cows Based on FF-GEI

SI Yongsheng[1,2]　YANG Jiao[1,2]　WANG Bin[1,2]　MA Yabin[3]　YUAN Ming[3]

(1. *College of Information Science and Technology*, *Hebei Agricultural University*, *Baoding* 071001, *China*
2. *Key Laboratory of Agricultural Big Data of Hebei Province*, *Baoding* 071001, *China*
3. *Hebei Provincial Station for Livestock Varieties Producing and Spreading*, *Shijiazhuang* 050061, *China*)

Abstract: Individual identification of dairy cows is the prerequisite and foundation for analyzing dairy cow behavior. To solve the problem of limited patterns or poor recognition performance of pure color dairy cows in machine vision based individual identification of dairy cows, a dairy cow individual identification method was proposed based on frame by frame gait energy image (FF-GEI). Firstly, the dairy cow's hooves were automatically recognized and the motion cycle was divided based on changes in the position of the hooves. On this basis, DeepLabv3+ was utilized to preprocess image sequences of a motion cycle and generate frame by frame gait energy image. Then, the AlexNet network and the LSTM long and short-term memory network were constructed as the AlexNet-LSTM network. The AlexNet-LSTM network was introduced with the SENet attention mechanism to generate the SE-AlexNet-LSTM model. Individual identification experiments were conducted on a total of 1 656 video datasets from 40 dairy cows. The results showed that there was little difference between the motion cycles automatically divided by the proposed method and those manually divided. For dairy cows with different health states of healthy, lame, and from healthy to lame, the SE-AlexNet-LSTM model achieved individual identification accuracies of 95.59%, 93.98%, and 87.81%, respectively, with an average accuracy of 91.46% and a fast convergence rate. The results can provide an effective technical support for machine vision-based individual dairy cow identification.

Key words: individual recognition; gait energy image; dairy cow; cycle of motion

收稿日期:2024-08-03　修回日期:2024-08-28

基金项目:河北省重大科技支撑计划项目(252N7403D)

作者简介:司永胜(1973—),男,副教授,博士,主要从事农业领域机器视觉应用及无损检测研究,E-mail:siyongsheng@hebau.edu.cn

通信作者:马亚宾(1975—),男,研究员,主要从事奶牛生产性能测定和高效养殖研究,E-mail:dhimyb@163.com

0　引言

随着人们对乳制品需求的不断增加，奶牛养殖行业正朝着集约化和自动化方向发展[1]，精确识别奶牛个体是实现奶牛精确管理的关键环节[2-3]。奶牛个体识别方法可分为接触式和非接触式两类。接触式识别方法需要使用特定设备或技术，如耳标识别，且需大量人力，效率较低。随着技术进步，基于射频识别技术的方法得到广泛应用，但需要佩戴电子装置，且易损坏和丢失[4]。

基于机器视觉的非接触式奶牛个体识别方法可以减少对奶牛的干扰，提高准确率和效率[5-6]。杨蜀秦等[7]采集了奶牛面部图像数据，使用改进 YOLO v4 网络实现了 93.68% 的识别准确率。ALLEN 等[8]采集了 869 头奶牛的视网膜样本，识别准确率达到 98.3%。BELLO 等[9]提取牛鼻纹理特征进行奶牛个体识别，识别准确率达到 98.99%。上述方法准确率较高，但基于奶牛脸部、视网膜或口鼻图像特征的识别易受外部因素干扰，同时图像采集难度较大，不易实现自动化[10]。

部分学者利用奶牛身上的花纹进行识别。文献[11-12]结合背部与直线行走奶牛的侧面花纹特征，构建多视角牛只个体识别模型，提升识别准确率与鲁棒性。然而，当奶牛中存在花纹较小或纯色奶牛时，基于花纹的识别方法表现不佳。

步态识别在人类的个体识别中取得了较大进展。HAN 等[13]于 2005 年首次提出使用步态能量图(Gait energy image，GEI)用于个体识别，结果表明该方法具有较好的识别效果。PREMALATHA 等[14]通过对 GEI 进行分割，提取梯度直方图特征，最终利用 K-NN 进行识别，该策略优于先进的步态识别机制。ALBUQUERQUE 等[15]采用时空深度学习方法，结合关键帧选择和卷积、循环深度神经网络，通过在 GAIT-IT 数据集上训练，实现了更高的步态病理分类准确性。GUL 等[16]结合了三维卷积神经网络和 GEI 进行步态识别，引入贝叶斯算法优化模型性能，结果表明在基准数据集和 CASIA-B 数据集上表现出色。WANG 等[17]提出了一种基于逐帧步态能量图(Frame by frame gait energy image，FF-GEI)和卷积长短期记忆网络的人类步态识别方法，结果表明利用 FF-GEI 能够注意到更多的步态细节和变化，从而提高识别精度。

综上所述，利用 GEI 的步态识别方法被广泛应用于人类个体识别[18-19]，取得了较好的识别准确率。奶牛步态也有唯一性和不可隐藏性，其体型、运动方式等因素都会对步态产生影响[20]，本文尝试利用奶牛步态特征进行个体识别，以期解决基于机器视觉的奶牛个体识别中花纹较少或纯色奶牛识别效果较差的问题。

传统的 GEI 反映一个步态周期内的时空累积效应，但却忽略了相应身体部位在该周期内运动的时间分布和顺序。同时，在现有利用 GEI 进行个体识别的研究中，需要人工划分周期，且识别准确率易受到周期划分准确性的影响。为克服传统 GEI 的局限性，本文提出一种可自动划分运动周期的基于逐帧步态能量图的奶牛个体识别方法，以期为奶牛饲养管理智能化提供技术支持。

1　实验材料

1.1　视频数据采集

数据采集于河北省保定市弘达牧业股份有限公司，拍摄时间为 2022 年 8 月 15 日—9 月 18 日。摄像机安装在奶牛经过的长约为 20 m、宽约为 4 m 的通道一侧的栏杆上，距地面约为 0.95 m，镜头垂直指向行走奶牛，调整焦距，使镜头内拍摄到奶牛整体且奶牛在摄像机视野中行走约 3 s。图像采集环境如图 1 所示。

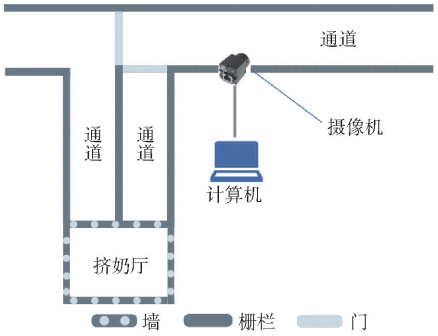


图 1　图像采集环境示意图

Fig. 1　Schematic of image acquisition environment

采用的相机为 MOKOSE 型 C100-3.2mm，其图像传感器型号为 Sony Exmor R CMOS 1/2.3，摄像机空间分辨率为 1 920 像素 × 1 080 像素，帧率为 30 f/s。共采集 40 头奶牛的 20 830 段视频数据，去除多头奶牛同时出现在视野中和奶牛在视野中长时间停留的视频，选用 1 656 段视频数据作为本文原始数据集。

实验运行平台采用 Intel(R) Xeon(R) Silver 4208 CPU @2.10 GHz，运行内存为 64 GB(RAM)，GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3090。本文算法代码的实现均采用 Python 语言，在 PyCharm 软件平台上实现。

1.2　数据预处理

DeepLabv3+模型已经被验证可以较好地实现复杂背景下的奶牛分割[21]，采用 DeepLabv3+实现

奶牛目标的提取。

为训练 DeepLabv3 + 模型,从 40 头奶牛的原始数据集中随机抽取 2 000 幅图像并按照比例 7∶2∶1 划分为训练集、验证集和测试集。使用 LabelImg 软件对数据集进行标注。对得到的前景目标图像进行归一化、组合等处理,生成 FF - GEI。将 40 头奶牛原始数据集按照个体类别分别定义为 cow1、cow2、…、cow40,形成奶牛个体识别数据集,用于后续实现奶牛个体识别任务。

本文共分为 3 个数据集:①用于自动划分运动周期并训练 DeepLabv3 + 模型的原始数据集。②生成FF - GEI 的奶牛个体识别数据集。③用于检测不同健康状态奶牛个体识别准确率的类别数据集。

2 研究方法

奶牛个体识别过程如图 2 所示。将视频转为视频帧序列,利用 YOLO v5 识别牛蹄并检测牛蹄移动轨迹和位置变化,自动划分奶牛行走运动周期。将得到的运动周期图像序列利用 DeepLabv3 + 分割目标并进行归一化、组合等预处理操作,生成一个运动周期的 FF - GEI,将 FF - GEI 输入到本文提出的 SE -AlexNet - LSTM 模型中提取步态特征并输出识别结果。

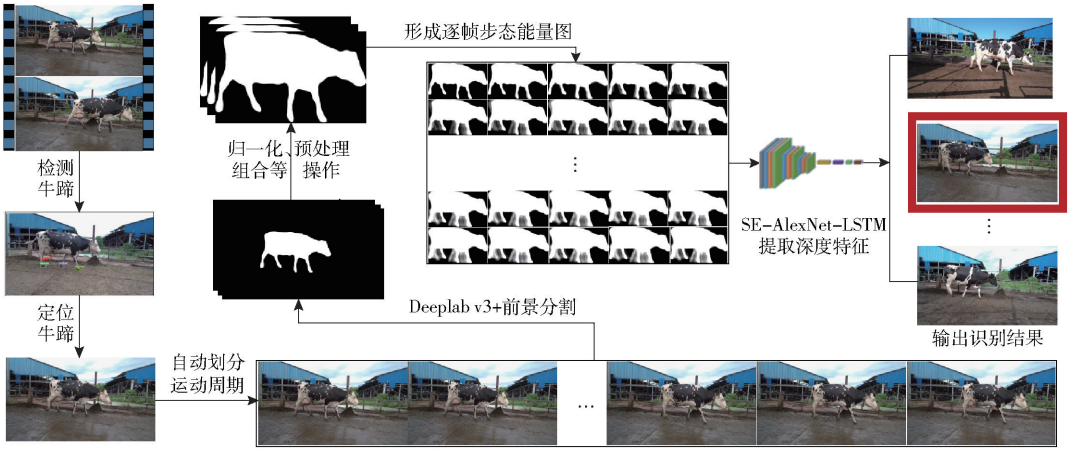


图 2 基于逐帧步态能量图的奶牛个体识别

Fig. 2 Individual identification of dairy cows based on FF - GEI

2.1 自动划分运动周期方法

针对现有研究中依赖人工划分奶牛步态周期的问题,提出了一种奶牛步态周期和运动周期自动化划分方法。

单个牛蹄的步态周期包含支撑和摆动 2 个阶段,支撑阶段指从该牛蹄着地时间开始,到离开地面的时间段,摆动阶段是指该牛蹄从地面抬起到再次着地的阶段。4 个蹄子都完成一次步态周期的时间为奶牛的一个运动周期[22]。为综合提取 4 个蹄子的动态特征,本文在识别牛蹄的基础上实现步态周期和运动周期的自动检测。奶牛牛蹄目标较小,提取小目标特征易受到复杂背景等因素的干扰[23]。YOLO v5 在复杂环境下的小目标检测取得了较好的效果[24-25],本文采用 YOLO v5 识别牛蹄。通过识别每一图像帧中的牛蹄,检测牛蹄移动轨迹和位置变化。

如图 3a 所示,以右前蹄举例说明。在识别牛蹄的基础上,记录每一牛蹄在连续视频帧上的高度,将其展示在 1 幅图像上,得到该牛蹄散点运动轨迹(图 3a 中圆点)。牛蹄对应的 y 坐标值增加和减小分别表示牛蹄抬起和下落,趋于平稳时表明该蹄处于着地状态。将前后两点进行差分,得到牛蹄高度差分曲线(图 3a 中曲线),如图 3a 所示。设定阈值(本文为 3 像素),高度差绝对值超过阈值时,赋值为 1,表示牛蹄位置发生变化的状态;反之,无状态变化,赋值为 0。经上述处理后,得到图 3b 中表征 4 个牛蹄状态二值曲线,两个虚线之间的范围为某个牛蹄步态周期。

将图 3b 中 4 个牛蹄信息叠加到 1 幅图像(图 3c)中,计算奶牛运动周期。从第 1 个状态发生变化的牛蹄开始统计,例如,图 3c 中代表右前蹄的紫色点最先发生状态变化,从其开始统计,每个蹄子都需经历 1 个完整的支撑阶段(0 值)和摆动阶段(1 值),即统计每个蹄子步态周期。从开始统计点(横坐标 10 处紫色虚线)到最后 1 个蹄子步态周期结束(70 附近蓝色虚线),这个阶段 4 个蹄子都完成了 1 个步态周期,该阶段为奶牛运动周期。

2.2 逐帧步态能量图

步态能量图是平均一个完整步态周期的所有轮廓图像形成的灰度图像,逐帧步态能量图是步态能量图的一种变体[26],FF - GEI 将整个周期分解为离

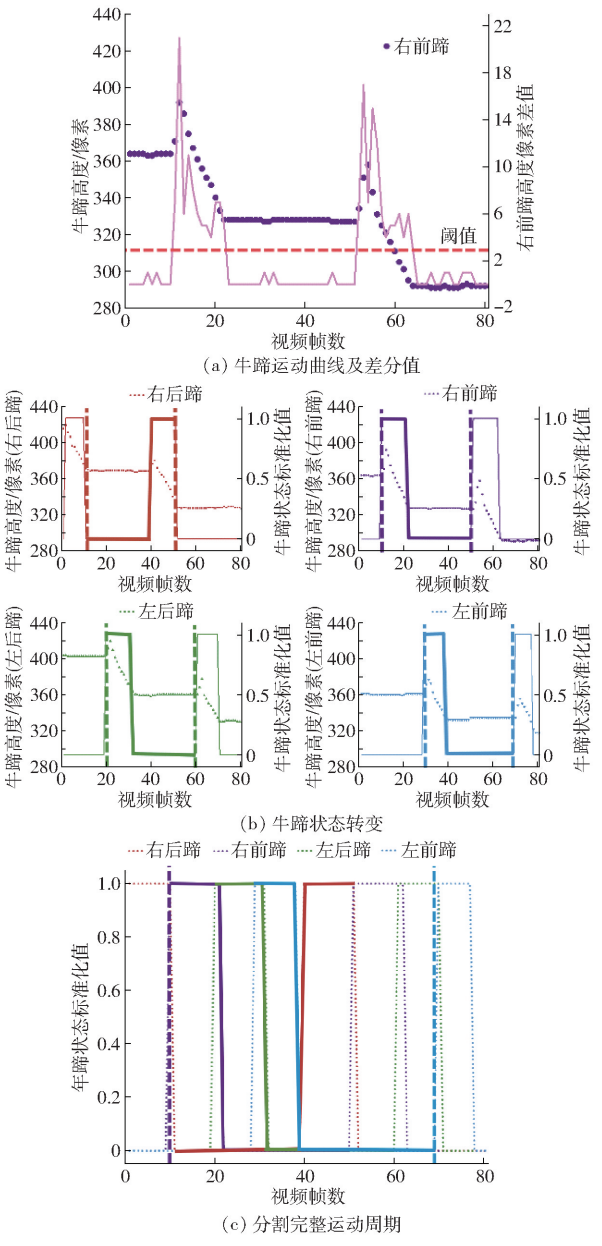


图 3　自动划分运动周期示意图

Fig. 3　Schematics of automatic division of motion cycle

散的时间帧，并为每一帧生成对应的分布图像。这种精细的信息能够准确捕捉到个体间微小的步态变化和动态特征，从而提高个体识别准确性。FF－GEI 生成过程如图 4 所示。

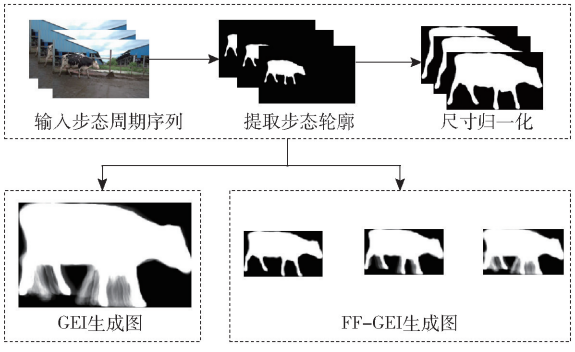


图 4　逐帧步态能量图生成过程图

Fig. 4　Generation process of FF－GEI

FF－GEI 计算公式为

$$F_t(x,y)=\frac{1}{t}(I_t(x,y)+F_{t-1}(x,y)) \quad (1\leqslant t\leqslant B)$$

式中　$F_t(x,y)$——逐帧步态能量图

$I_t(x,y)$——在 t 个步态序列中步态轮廓图坐标为(x,y)的像素值

t——当前序列帧数

B——一个周期序列帧数

2.3　奶牛个体识别模型

借鉴利用卷积神经网络提取人类 GEI 中的步态信息进行个体识别方法，本文在此基础上提出利用卷积神经网络提取 FF－GEI 中的步态特征用于实现奶牛个体识别。

2.3.1　SE－AlexNet－LSTM

为提高奶牛个体识别的准确性，本文提出一种改进后奶牛个体识别模型 SE－AlexNet－LSTM，该模型采用 AlexNet 网络作为主干网络，通过融合 LSTM 长短期记忆网络和 SENet 注意力机制增强网络对有效步态特征的关注度，确保模型能够在处理 FF－GEI 时充分利用空间信息和时序信息，从而实现更准确的奶牛个体识别，SE－AlexNet－LSTM 结构如图 5 所示。

2.3.2　AlexNet 模型

鉴于 AlexNet 模型在对人类 GEI 进行个体识别具有较好的识别效果[27]，以及 AlexNet 模型结构相对简单，更易进行优化，同时对计算资源的需求较低。本文所利用的奶牛数据集相对较小，因此 AlexNet 模型非常适合作为本文奶牛个体识别任务的基础模型。为降低计算复杂度、减少网络参数并提高训练速度，将第 1 层卷积核尺寸由 11×11 减小到 7×7，提高网络捕捉局部细节特征的能力，以更好地适应奶牛 FF－GEI 特征，提高模型对个体识别准确性。

2.3.3　长短期记忆网络

长短期记忆网络（Long short-term memory，LSTM）作为一种专门用于处理时序数据的结构，其独特的门控机制使得模型能够在每个时间步中考虑先前的信息，从而更好地理解动作之间的动态上下文。这对于提取 FF－GEI 特征至关重要，虽然 FF－GEI 已经包含部分时序信息，但 LSTM 能够在每个时间步捕捉到先前时间步的信息，提供更精细的信息。本文将 AlexNet 和 LSTM 构建为 AlexNet－LSTM 模型，使 AlexNet－LSTM 模型能够处理时序数据并充分利用时序信息。

2.3.4　SENet 通道注意力机制模块

为了从奶牛 FF－GEI 中提取有效的步态特征，

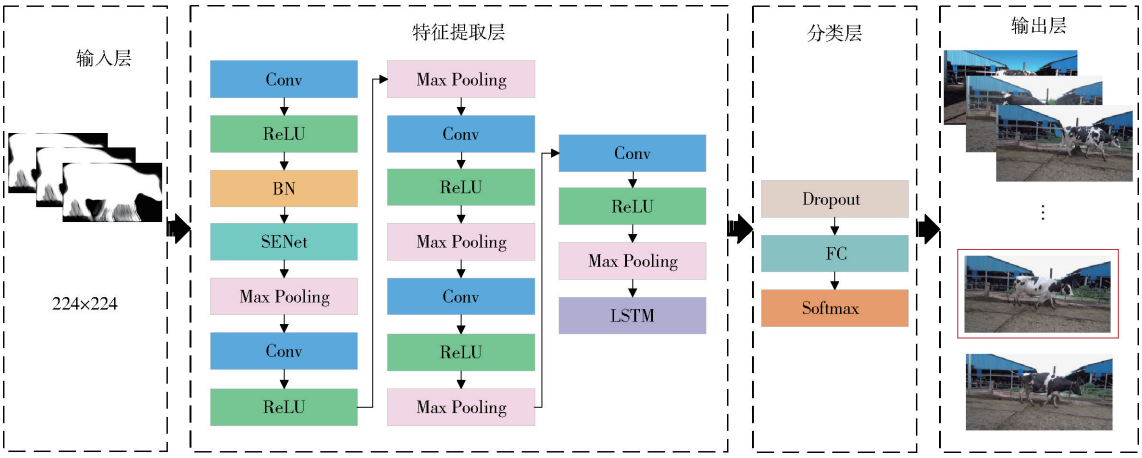


图 5 SE－AlexNet－LSTM 模型结构

Fig. 5 Network architecture of SE－AlexNet－LSTM

需要更好地关注有效特征信息。注意力机制主要根据上下文内容或像素间的相关性快速提取数据或者图像中的重要特征[28]。在特征提取阶段引入注意力机制,有助于增强对有效特征的表达。

SENet 是一种应用于卷积神经网络中的注意力机制,能够自动调整通道权重。这使得网络能够在图像分类任务中更专注于关键信息。通过这种方式,网络可以更好地理解图像内容并提高识别准确性。

2.4 模型训练与评价指标

采用 SE－AlexNet－LSTM 模型进行训练,设置训练轮次为 300,Batch_size 设置为 10,使用二元交叉熵损失函数。为了使模型能够不断优化,在训练过程中采用动态学习率,该方法可以根据实际训练情况自适应地调整学习率。

使用损失值(Loss)、准确率(Accuracy)、精确率(Precision)来评价模型性能。

3 实验与结果

3.1 跛足对个体识别的影响

跛足作为一种常见的健康问题,主要体现在头部显著晃动、支撑时间差异和弓背率等方面,在个体识别过程中,如果出现奶牛从健康转为跛足或者有跛足的牛只经修蹄等治疗减轻跛足症状或恢复健康后,均会对基于步态的个体识别造成干扰。

根据跛足评分,将奶牛分为健康、跛足和健康转跛足 3 类,奶牛站立和行走背部平、头部没有任何摆动以及步态正常为健康,奶牛站立和行走背部成拱形、头部摆动以及步态不正常为跛足,同一只奶牛在拍摄前期符合健康指标,后期符合跛足指标为健康转跛足。各类别数据集数量及结果如表 1 所示。

由表 1 可知,健康奶牛个体识别准确率高达 95.59%,跛足奶牛识别准确率为93.98%,表明模型在无异常情况下的高效辨识能力。相比之下,健康转跛足的奶牛识别准确率略低。通过可视化模型最后一层的特征,利用结构相似性指数(SSIM)计算特征图相似度[29],以进一步分析模型识别能力。LSTM 输出的特征为一维向量,将其转换为二维特征图。分别在 3 种不同健康状态的训练集和测试集中选取 1 个样本,输入本文模型,得到特征图并计算相互相似度,结果如表 2 所示。

表 1 不同健康状况奶牛识别准确率

Tab. 1 Identification accuracy of cows with different health conditions

健康状况	奶牛数量/头	准确率/%	精确率/%
健康	15	95.59	94.45
跛足	17	93.98	92.74
健康转跛足	8	87.81	84.98

表 2 不同健康情况奶牛特征图及 SSIM 值

Tab. 2 Feature maps and SSIM values of cows with different health conditions

训练集		测试集 健康	跛足	健康转跛足
健康		0.960 5	0.246 5	0.329 5
跛足		0.251 3	0.904 2	0.544 5
健康转跛足		0.285 5	0.610 4	0.879 5

由表 2 可知,健康或跛足奶牛在测试集中的样本特征与训练集中相似,SSIM 值都超过 0.9。健康转跛足的奶牛,由于步态发生了改变,测试集中样本与训练集中样本的特征相似度有所降低,但 SSIM 值仍接近 0.9,可能的原因是数据采集时长为 1 个月,期间跛足并不明显;此外采集的步态特征包含奶

牛体长、体高等轮廓信息，这些特征并未发生改变。随机选取 40 头奶牛中测试集与训练集中的样本，利用 SSIM 值计算不同健康状况的奶牛个体间特征图相似度，并将结果可视化。结果如图 6 所示。其中纵轴表示测试集中的奶牛个体，横轴表示训练集中的奶牛个体，每个小方格表示测试集中奶牛与训练集中奶牛特征图的图像相似度。

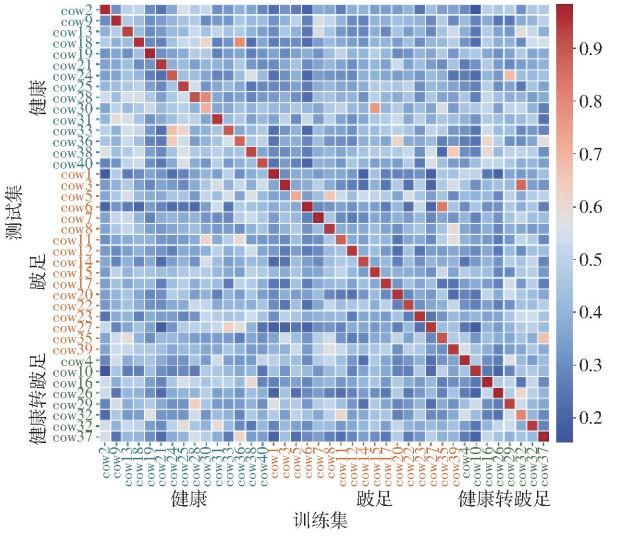


图 6　相似度矩阵可视化

Fig. 6　Visualization of similarity matrix

由图 6 可知，对角线的高相似度表明训练集与测试集中同类别样本的特征相似性较高，说明模型能较好地学习同类别样本特征。比较意外的是健康转跛足的奶牛相似度没有明显不同，再次印证了轻微跛足影响步态特征较小的猜测。

3.2　自动划分运动周期

利用提出的自动划分运动周期方法对 1 656 段奶牛视频进行运动周期自动划分，将其结果与人工划分结果进行配对 t 检验，自动划分和人工划分运动周期差值的分布直方图并叠加核密度估计结果如图 7 所示。

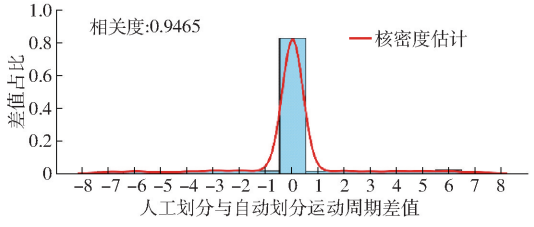


图 7　人工划分与自动划分运动周期差值

Fig. 7　Difference between automatically divided motion cycles and manually divided cycles

由图 7 可知，核密度估计曲线大部分的数据点集中在 0 附近，表明大多数情况下，2 种方法结果相似。直方图表示人工划分与自动划分运动周期差值占比，其中差值为 0 时占比最高，其余差值占比较小，整个分布呈对称性，相关系数为 0.946 5，2 种方法检测的运动周期差异较小。

3.3　运动周期效果对比

文献[30]利用奶牛步态周期进行个体识别，本文对数据集中步态周期和运动周期进行对比，如表 3 所示。

表 3　步态周期和运动周期长度对比

Tab. 3　Comparison of gait cycle to motion period length

参数	最小值	最大值	均值	中位数	方差
步态周期	26	40	31.62	31	9.41
运动周期	35	60	46.99	47	23.15

步态周期和运动周期中位数和均值近似相等，说明二者都呈对称正态分布。为分析不同视频帧数生成的 FF－GEI 对个体识别效果的影响，分别对步态周期和运动周期前后每隔 5 帧进行训练。结果如图 8 所示，即带有误差棒的折线图，其中 N 表示运动周期帧数，虚线为利用步态周期进行个体识别的准确率。

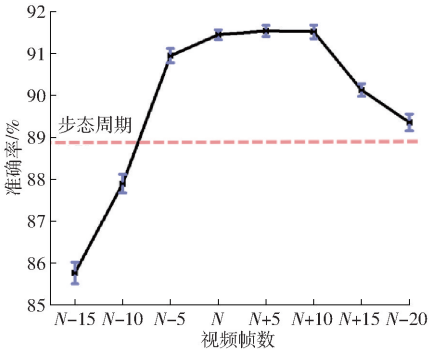


图 8　不同帧数的 FF－GEI 的识别结果

Fig. 8　Identification results of FF－GEI at different frame counts

由图 8 可知，识别准确率随帧数增加先上升后平稳，最后下降。在运动周期帧数 N 附近接近峰值，在 N 后上升非常平缓。在运动周期帧数 N 附近，误差棒较窄，模型的识别准确率波动较小。N 处准确率高于步态周期准确率，说明步态周期没有包含足够的步态信息，导致模型不能提取到全部特征。但当帧数为 $N+15$ 和 $N+20$ 时，过多的帧数叠加造成能量图模糊，且过多的冗余信息导致特征提取难度增加，识别准确率下降。和步态周期相比，运动周期包含所有腿部和蹄部运动信息，更适合于奶牛个体识别。

3.4　不同模型识别效果对比

为了验证本文提出的 SE－AlexNet－LSTM 模型的性能，在相同实验环境和数据集下分别使用 AlexNet－LSTM、ResNet18－LSTM、VGG16－LSTM 模型进行训练，各模型测试集准确率和损失值变化

曲线如图 9 所示。

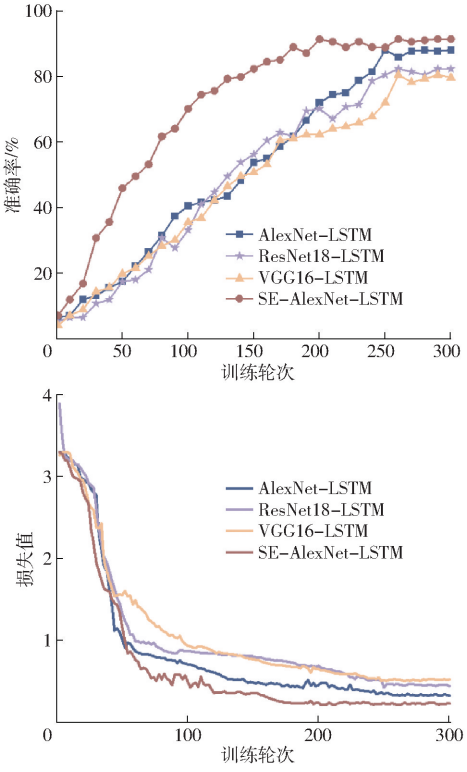


图 9 不同模型准确率和损失值变化曲线

Fig. 9 Variation curves of accuracy and loss values of different models

由图 9 可知,4 种模型在测试集上的准确率随着迭代次数增加均快速上升,损失值降低,模型达到收敛状态。此外,本文提出的 SE - AlexNet - LSTM 模型在测试集上的准确率高于其他模型,并在迭代 200 次左右达到收敛,收敛速度也优于其他 3 种模型,损失值迅速下降,说明本文模型不仅具有较高的识别精度,而且能够在较短的时间内收敛。

3.5 奶牛个体识别结果

为了检测基于 FF - GEI 的奶牛个体识别效果,利用 SE - AlexNet - LSTM 模型分别对 GEI、原步态序列和 FF - GEI 进行个体识别,结果如图 10 所示。3 种数据类型结果差异较小,GEI 准确率和精确率都低于原步态序列约 3 个百分点,因为 GEI 将步态信息压缩到 1 幅图像上,精简了模型输入信息量,但丢失了原步态序列中的一些细节和动态信息。和原步态序列相比,FF - GEI 将奶牛腿部等运动变化分布信息逐帧展示,有利于模型提取奶牛个体间微小的步态变化和动态特征。和原步态序列相比,FF - GEI 准确率和精确率也提高约 3 个百分点,超过 91%。

热力图能直观展示模型在识别过程中对不同部位的关注程度。原步态序列和 FF - GEI 都为时序

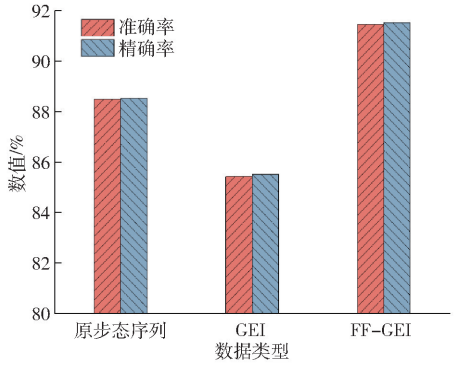
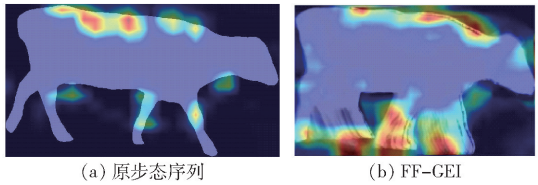


图 10 不同数据类型个体识别结果

Fig. 10 Identification results from different data types

数据,为验证 SE - AlexNet - LSTM 模型在这 2 个时序数据集上对奶牛不同部位的关注情况,采用 Grad - CAM 热力图进行模型关注部位可视化展示,结果如图 11 所示。



(a) 原步态序列 (b) FF-GEI

图 11 2 种时序数据输入的模型关注热力图

Fig. 11 Heatmaps of region of interest under two different time series data inputs for model

由图 11 可知,模型在提取原步态序列特征时主要关注奶牛躯干部分,对于四肢部分关注度较小。而模型在处理 FF - GEI 数据时,除了关注躯干等部位,重点关注区域主要集中在腿部,这使得模型可以更好地利用奶牛关键部位特征。

4 结论

(1)针对利用 GEI 进行奶牛个体识别时需要人工划分视频帧的缺陷,提出了一种自动划分奶牛运动周期的方法,并在此基础上提出了一种基于 FF - GEI 的奶牛个体识别方法。

(2)提出了 SE - AlexNet - LSTM 模型,输入 FF - GEI 的情况下,模型识别准确率和精确率分别达到 91.46% 和 91.53%,模型具有较高的识别准确率,且能够在较短时间内收敛。

(3)基于步态信息的奶牛个体识别方法受奶牛的健康状态影响较为明显。跛足奶牛个体识别准确率为 93.98%,略低于健康奶牛识别准确率(95.59%)。当健康奶牛跛足后,个体识别准确率明显降低,但仍可达到 87.81%。上述结果表明模型在提取奶牛步态特征进行个体识别具有较好的鲁棒性。

参 考 文 献

[1] LI Z, GE C, SHEN S, et al. Cow individual identification based on convolutional neural network[C]//Proceedings of the 2018 International Conference on Algorithms, Computing and Artificial Intelligence, 2018: 1 - 5.

[2] FU L, LI S, KONG S, et al. Lightweight individual cow identification based on Ghost combined with attention mechanism[J]. PloS One, 2022, 17(10): e0275435.

[3] DU Y, KOU Y, LI B, et al. Individual identification of dairy cows based on deep learning and feature fusion[J]. Animal Science Journal, 2022, 93(1): e13789.

[4] 司永胜,宁泽普,王克俭,等. 基于 3D CNN - BiLSTM - ATFA 网络和步态特征的奶牛个体识别方法[J]. 农业机械学报, 2024,55(7):315 - 324.
SI Yongsheng,NING Zepu,WANG Kejian, et al. Indicidual identification method of cows based on 3D CNN - BiLSTM - ATFA network and gait feature[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(7):315 - 324. (in Chinese)

[5] KAWAGOE Y, KOBAYASHI I, ZIN T T. Facial region analysis for individual identification of cows and feeding time estimation [J]. Agriculture, 2023, 13(5): 1016.

[6] 司永胜,王朝阳,张艳,等. 基于深度与传统特征融合的非限制条件下奶牛个体识别[J]. 农业机械学报,2023,54(6): 272 - 279.
SI Yongsheng,WANG Zhaoyang,ZHANG Yan, et al. Individual identification of dairy cows under unrestricted conditions based on fusion of deep and traditional features[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(6): 272 - 279. (in Chinese)

[7] 杨蜀秦,刘杨启航,王振,等. 基于融合坐标信息的改进 YOLO V4 模型识别奶牛面部[J]. 农业工程学报,2021,37(15): 129 - 135.
YANG Shuqin,LIU Yangqihang,WANG Zhen, et al. Improved YOLO V4 model for face recognition of diary cow by fusing coordinate information[J]. Transactions of the CSAE,2021,37(15):129 - 135. (in Chinese)

[8] ALLEN A, GOLDEN B, TAYLOR M, et al. Evaluation of retinal imaging technology for the biometric identification of bovine animals in Northern Ireland[J]. Livestock Science, 2008, 116(1 - 3): 42 - 52.

[9] BELLO R, TALIB A Z H, MOHAMED A S A B. Deep learning-based architectures for recognition of cow using cow nose image pattern[J]. Gazi University Journal of Science, 2020, 33(3): 831 - 844.

[10] 司永胜,肖坚星,刘刚,等. 基于 MSRCP 与改进 YOLO v4 的躺卧奶牛个体识别方法[J]. 农业机械学报,2023,54(1): 243 - 250,262.
SI Yongsheng,XIAO Jianxing,LIU Gang, et al. Individual identification method of lying cows based on MSRCP and improved YOLO v4 model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(1):243 - 250,262. (in Chinese)

[11] 何东健,刘建敏,熊虹婷,等. 基于改进 YOLO v3 模型的挤奶奶牛个体识别方法[J]. 农业机械学报,2020,51(4):250 - 260.
HE Dongjian,LIU Jianmin,XIONG Hongting,et al. Individual identification of dairy cows based on improved YOLO v3[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(4):250 - 260. (in Chinese)

[12] ZHAO K, JIN X, JI J, et al. Individual identification of Holstein dairy cows based on detecting and matching feature points in body images[J]. Biosystems Engineering, 2019, 181: 128 - 139.

[13] HAN J, BHANU B. Individual recognition using gait energy image[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 28(2): 316 - 322.

[14] PREMALATHA G, CHANDRAMANI V P. Improved gait recognition through gait energy image partitioning[J]. Computational Intelligence, 2020, 36(3): 1261 - 1274.

[15] ALBUQUERQUE P, VERLEKAR T T, CORREIA P L, et al. A spatiotemporal deep learning approach for automatic pathological gait classification[J]. Sensors, 2021, 21(18): 6202.

[16] GUL S, MALIK M I, KHAN G M, et al. Multi-view gait recognition system using spatio-temporal features and deep learning [J]. Expert Systems with Applications, 2021, 179: 115057.

[17] WANG X, YAN W Q. Human gait recognition based on frame-by-frame gait energy images and convolutional long short-term memory[J]. International Journal of Neural Systems, 2020, 30(1): 1950027.

[18] MOGAN J N, LEE C P, LIM K M, et al. VGG16 - MLP: gait recognition with fine-tuned VGG - 16 and multilayer perceptron [J]. Applied Sciences, 2022, 12(15): 7639.

[19] MOGAN J N, LEE C P, LIM K M, et al. Gait - CNN - ViT: multi-model gait recognition with convolutional neural networks and vision transformer[J]. Sensors, 2023, 23(8): 3809.

[20] OKURA F, IKUMA S, MAKIHARA Y, et al. RGB - D video-based individual identification of dairy cows using gait and texture analyses[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 165: 104944.

[21] WU D, YIN X, JIANG B, et al. Detection of the respiratory rate of standing cows by combining the Deeplab V3 + semantic

segmentation model with the phase-based video magnification algorithm[J]. Biosystems Engineering, 2020, 192: 72 - 89.
[22] ZHAO K, ZHANG M, JI J, et al. Automatic lameness scoring of dairy cows based on the analysis of head-and back-hoof linkage features using machine learning methods[J]. Biosystems Engineering, 2023, 230: 424 - 441.
[23] TIAN T, PAN Z, TAN X, et al. Arbitrary-oriented inshore ship detection based on multi-scale feature fusion and contextual pooling on rotation region proposals[J]. Remote Sensing, 2020, 12(2): 339.
[24] HAN T, DONG Q, SUN L. SenseLite: a YOLO-based lightweight model for small object detection in aerial imagery[J]. Sensors, 2023, 23(19): 8118.
[25] 李丽,卢世博,任浩,等. 基于改进 YOLO v5 的复杂环境下桑树枝干识别定位方法[J]. 农业机械学报,2024,55(2): 249 - 257.
LI Li, LU Shibo, REN Hao, et al. Mulberry branch identification and location method based on improved YOLO v5 in complex environment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(2): 249 - 257. (in Chinese)
[26] 宋彦, 杨帅, 郑子秋, 等. 基于多头自注意力机制的茶叶采摘点语义分割算法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(9): 297 - 305.
SONG Yan, YANG Shuai, ZHENG Ziqiu, et al. Semantic segmentation algorithm based multi-headed self-attention for tea picking points[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(9): 297 - 305. (in Chinese)
[27] 刘艳丽,任芳. 基于注意力机制和卷积神经网络结合的步态识别研究[J]. 电脑知识与技术,2022,18(17):68 - 69,85.
[28] 谢秋菊, 吴梦茹, 包军, 等. 融合注意力机制的个体猪脸识别[J]. 农业工程学报, 2022, 38(7): 180 - 188.
XIE Qiuju, WU Mengru, BAO Jun, et al. Individual pig face recognition combined with attention mechanism[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(7): 180 - 188. (in Chinese)
[29] LIN L, CHEN H, KURUOGLU E E, et al. Robust structural similarity index measure for images with non-Gaussian distortions[J]. Pattern Recognition Letters, 2022, 163: 10 - 16.
[30] 张满囤,王萌萌,刘天鹤,等. 基于骨架能量图的奶牛步态识别[J]. 江苏农业科学,2020,48(19):257 - 262.