doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.07.053

基于 PointNet++和改进 ConvNeXt 模型的奶牛个体身份识别方法

赵凯旋[1]　王锦锦[1]　高　颂[1]　田富洋[2]　于镇伟[2]

(1.河南科技大学农业装备工程学院,洛阳 471003;2.山东农业大学机械与电子工程学院,泰安 271018)

摘要:奶牛个体身份识别是实现精准智能养殖的前提和基础,但基于图像信息的身份识别方法容易受环境和拍摄角度的影响。为了实现顶视条件下奶牛身份的精准识别,提出了一种基于 PointNet++和改进 ConvNeXt 模型的奶牛个体身份识别方法。首先,采集奶牛顶视 RGBD 图像,使用 PointNet++模型对奶牛的腰角骨点和臀角骨点进行粗定位;然后,分析腰角骨和臀角骨区域的曲率变化精准定位腰角骨点和臀角骨点,根据腰角骨点和臀角骨点距离关系确定关键区域,将关键区域转为二维体斑图像;最后,基于改进 ConvNeXt 模型进行图像分类,实现奶牛身份的精准识别。对 30 头奶牛的总共 6 800 幅顶视图像构建数据集,以比例 7∶2∶1构建训练集、验证集和测试集。结果表明,点云分割模型平均精确率 AP_{50}为 92.5%,奶牛身份识别准确率可达 94.67%,改进 ConvNeXt 模型与原始模型相比,在权重基本一致的情况下,分类精度提高 4.83 个百分点。该方法对顶视视野中奶牛位置和角度具有较高的鲁棒性。

关键词:奶牛;身份识别;三维结构特征;体斑特征;ConvNeXt;CBAM 注意力机制

中图分类号:TP391　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2025)07-0567-08　　**OSID**:

Individual Cow Identification Method Based on PointNet++ and Improved ConvNeXt Network

ZHAO Kaixuan[1]　WANG Jinjin[1]　GAO Song[1]　TIAN Fuyang[2]　YU Zhenwei[2]

(1. *College of Agricultural Equipment Engineering*, *Henan University of Science and Technology*, *Luoyang* 471003, *China*
2. *College of Mechanical and Electronic Engineering*, *Shandong Agricultural University*, *Taian* 271018, *China*)

Abstract: The identification of individual cows is a prerequisite and foundation for realizing accurate and intelligent farming, but the identification method based on image information is easy to be affected by the environment and observation angle. In order to achieve accurate identification of cow identity under top-view conditions, an individual identification method of cow based on PointNet++ and improved ConvNeXt model was proposed. Firstly, the apex RGBD images of cows were collected, and PointNet++ model was used to locate the hook and pin bones of cows. Secondly, the curvature changes of hook and pin were analyzed to accurately locate hook and pin, and the key areas were determined according to the distance relationship between hook and pin, and the key areas were converted into two-dimensional body spot images. Finally, based on the improved ConvNeXt model, image classification was performed to achieve accurate identity recognition. A total of 6 800 top view images from 30 cows were constructed, and the training set, validation set, and test set were constructed at a ratio of 7∶2∶1. The results showed that the AP_{50} of the point cloud segmentation model was 92.5%, and the identification accuracy of the cow can reach 94.67%. Compared with that of the original model, the classification accuracy of the improved ConvNeXt model was improved by 4.83 percentage points under the condition that the weight was basically the same. The method had high robustness to the position and angle of the cow in the top visual field.

Key words: dairy cow; individual identification; three-dimensional structural features; body pattern features; ConvNeXt; convolutional block attention module

收稿日期:2024-12-31　修回日期:2025-02-18

基金项目:河南省高校科技创新人才项目(24HASTIT052)、中原科技创新青年拔尖人才项目和国家重点研发计划项目(2023YFD2000702)

作者简介:赵凯旋(1989—),男,教授,博士生导师,主要从事智慧畜牧动物信息智能感知方法研究,E-mail:kx.zhao@haust.edu.cn

0 引言

奶牛养殖是我国畜牧业的重要组成部分,由于人工养殖劳动强度大、费时费力、主观性强,在我国日益发展的信息技术和智能技术的支撑下,我国奶牛养殖朝着信息化、智能化和精准化方向发展[1-3]。精准智能化养殖可以实时监控奶牛个体行为信息并做出及时的管理决策[4]。而奶牛个体身份识别是实现精准智能养殖的前提和基础[5-6]。

目前,射频识别技术(RFID)是大型奶牛养殖场常用的个体身份识别方式,利用附着在奶牛身体上的标签(一般是耳标)和无线传输技术记录奶牛的个体信息[7]。相比传统人工方法,RFID 技术提高了识别精度和工作效率,但佩戴耳标[8]工作量大,可能还会造成动物应激,影响动物福利,且耳标易丢失损坏[9-10]。

随着计算机技术发展,基于计算机视觉的无接触的奶牛身份识别方法逐渐兴起,该方法可以通过摄像头采集牛只的图像信息进行生物特征提取,包括头部的口鼻纹[11]、虹膜[12]和脸部轮廓纹理[13-16]以及体斑花纹[17-19],无需大量的人工操作,就可以实现自动无接触、精准图像识别[20]。但是口鼻纹、虹膜和脸部轮廓纹理特征作为头部的生理特征,其提取对奶牛的配合度要求非常高,采集图像时容易受拍摄角度和位置的影响。

体斑是指黑白毛在荷斯坦奶牛躯干区域有规律的分布。体斑分布区域广,而且其花纹分布特征具有可分辨性和时间不变性,可以通过采集奶牛行走过程中的侧视、俯视图像或视频获得体斑图像。赵凯旋等[21]从奶牛躯干图像中提取一个 48×48 的矩阵作为特征值,构建一个卷积神经网络并训练作为奶牛个体识别模型,数据集包含 30 头奶牛,识别准确率达到 90.55%。然而,侧视拍摄时容易出现多头牛只重叠遮挡的情况,导致奶牛躯干定位精准度下降。因此学者开始研究基于顶视图像的身份识别方法,何东健等[22]在设计奶牛进出挤奶厅背部视频采集方案的基础上,提出基于视频分析和改进 YOLO v3 深度卷积神经网络的挤奶奶牛个体识别方法,识别准确率达到 95.91%。XIAO 等[23]提出了基于改进 Mask R-CNN 的奶牛个体识别方法。该方法利用改进 Mask R-CNN 算法对奶牛背部图像进行分割,选取最佳特征子集,最后采用 SVM 分类器对奶牛背部图像进行分类识别,识别准确率达到 98.67%。上述方法均采用对彩色图像进行奶牛躯干定位,提取体斑特征,然而奶牛的步态活动会影响相机拍摄到的奶牛角度,导致 RGB 图像的方向位置不统一。

针对上述问题,本文提出一种基于 PointNet++和改进 ConvNeXt 模型的奶牛个体身份识别方法。该方法将奶牛顶视的背部三维结构特征和体斑特征相结合,通过奶牛三维点云来定位奶牛躯干关键区域,以期减少复杂背景干扰,提高奶牛躯干定位精度和鲁棒性。并以体斑特征为图像分类特征,利用改进 ConvNeXt 提高奶牛识别精度。

1 材料与方法

1.1 数据采集

试验数据采集于河南省洛阳市生生牧场,采集时间为 2024 年 10 月 24—25 日。采集对象为采食过程中的泌乳期荷斯坦奶牛。利用相机支架搭建 Intel RealSense D455 型深度相机安装在奶牛背部正上方,距离地面 2.9 m,数据采集装置如图 1 所示。

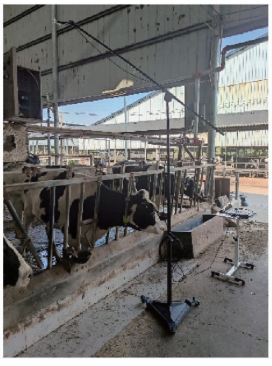
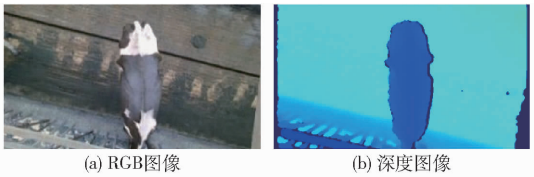


图 1 数据采集现场搭建装置示意图

Fig. 1 Schematic of data acquisition device

深度相机同时获取奶牛背部彩色图像和深度图像,如图 2 所示,分辨率均为 640 像素×360 像素。共采集 30 头奶牛的彩色图像 6 800 幅以及对应的深度图像6 800 幅。



(a) RGB图像 (b) 深度图像

图 2 奶牛顶视 RGBD 图像

Fig. 2 Top-view RGBD images of cows

统计所有数据中奶牛背部黑色部分占比的分布情况,从 0~100% 分为 5 个组段,每个组段区间为 20%。其分布直方图如图 3 所示。其中,背部黑色部分占比为 0~20% 和 80%~100% 组的出现概率小于 10%,整体呈正态分布。

1.2 背部点云三维重建过程

为精准定位到奶牛背部关键区域,本研究在奶牛顶视背部的点云中进行定位,因此需进行奶牛背部三维重建。其操作流程为:①图像获取:获取奶牛

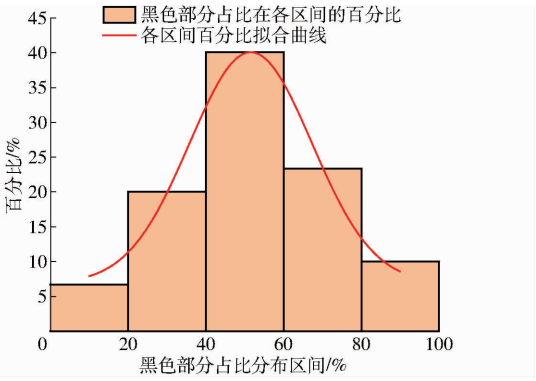


图 3　奶牛背部黑色部分占比分布直方图

Fig. 3　Histogram of proportion distribution of black parts in back area of dairy cows

顶视背部的深度图像和彩色图像。②相机标定：对相机进行标定，获得相机参数，将深度图像转为三维点云。③特征提取：将三维点云与彩色图像进行特征点匹配。④立体匹配：将彩色值用于纹理贴图使得点云具有颜色属性。

为了分析奶牛背部三维特征，将三维重建得到的点云图像，依次进行姿态归一化、聚类分析、背景噪声去除、拟合脊椎线和点云旋转平移操作。具体流程为：①姿态归一化：为了便于后续对奶牛点云进行统一处理，应将奶牛点云进行姿态归一化处理，本文以背景点云中的地面为基准，将奶牛点云平移旋转至地面点云与 XOY 平面重合。②聚类分析和背景噪声去除：由于是在奶牛养殖场景中拍摄的奶牛采食图像，环境复杂，为了消除环境的影响，需要对采集到的数据进行背景和噪声去除，而且旁边的奶牛会产生影响，因此需提取出奶牛躯干。上述已将点云进行姿态归一化，地面已于 XOY 重合，可以通过设置 z 值的方式删除地面点云。剩余的部分则采用 DBSCAN 方法对奶牛点云进行聚类分析[24-25]。③拟合脊柱线：为了便于后续的处理，需对奶牛点云进行一定角度的旋转，使得脊柱线与 X 轴平行。根据奶牛三维结构特征，对比每列的 z 值，找到每列 z 值最大的点，对其进行线性拟合，确定初步的脊柱拟合线。然后设定一个阈值，将所有深度大于该值的点进行拟合，得到最终的奶牛脊柱线。④点云旋转平移：为了后续容易区分左右腰角骨点和臀角骨点，将奶牛点云以此脊柱线为基准，旋转至脊柱线与 X 轴平行，并平移至与 X 轴重合。其奶牛顶视背部点云三维重建效果如图 4 所示。

1.3　关键区域定位

奶牛背部体斑特征主要分布在躯干部分，为了统一每头奶牛的特征区域，本文以腰角骨点和臀角骨点为关键点确定关键区域。首先，基于 PointNet + + 模型对腰角骨点和臀角骨点进行粗定位，分割出腰角骨和臀角骨区域；其次，基于曲率分析进行腰角骨点和臀角骨点的精准定位，从而确定腰角骨点和臀角骨点；最后，在腰角骨点和臀角骨点所围的区域基础上，从两个腰角骨点沿 X 轴正方向（脊椎线方向）延伸两个腰角骨点距离（即腰宽），分别连接延伸线的起始点即为延伸区域，在原来区域的基础上加上延伸区域即为关键区域，步骤如图 5 所示。



图 4　奶牛顶视背部点云三维重建效果

Fig. 4　3D reconstruction of point clouds of cows' back from top-view

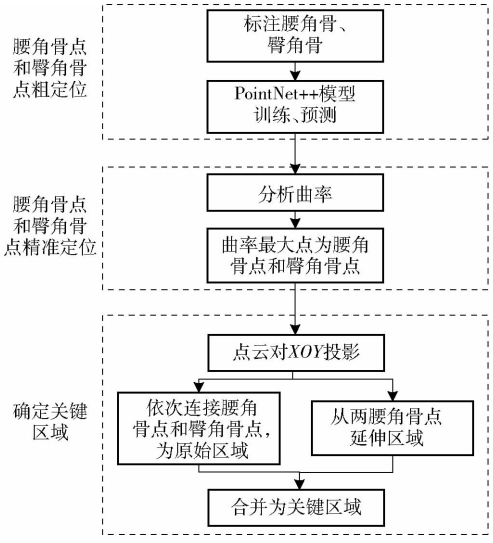


图 5　确定关键区域流程图

Fig. 5　Process diagram for identifying key areas

1.3.1　基于 PointNet + + 模型的腰角骨点和臀角骨点粗定位

分割三维点云中区域的方法有基于距离的分割、基于法线的分割和基于深度学习的分割。①基于距离的分割：从点云中选择一个种子点，检查相邻点是否满足预定义的距离或角度条件，将满足条件的点添加到当前区域中，直到没有新的点可以加入。该方法适用于提取平坦或连续表面的区域。②基于法线的分割：通过计算每个点的法线，并根据法线方向的变化进行区域划分。如果相邻点的法线方向差异较小，这些点被归为同一区域，对曲面或复杂形状的点云效果较差。③基于深度学习的分割：比如 PointNet + +，这类模型直接输入点云数据，并对每个点进行分类，进而完成分割任务[26]。训练模型后，能够有效分割点云中的复杂区域。所以为了定位到奶牛腰角骨和臀角骨区域，使用 PointNet + + 模型进行训练和预测，首先使用标注工具进行标注，

划分出奶牛腰角骨和臀角骨区域,按照比例 7∶2∶1 构建训练集、验证集和测试集以进行训练。

1.3.2 基于曲率分析的腰角骨点和臀角骨点精准定位

因为腰角骨点和臀角骨点位于腰角骨和臀角骨区域的凸起部分,凸起表面某些部分主曲率较大,凸起边缘可能会出现较小的平均曲率,因此利用提取出的腰角骨和臀角骨区域的三维区域的曲率特征来对腰角骨点和臀角骨点进行精准定位。

高斯曲率和平均曲率在三维曲面分析中常结合使用,二者分别从不同角度描述曲面的弯曲性质,结合起来可以更准确地刻画曲面的局部和全局特性。在尖锐边缘或尖点部分,高斯曲率 K 和平均曲率 H 都在局部发生显著变化;K 和 H 接近零,表示较平坦区域。

对于计算高斯曲率,先确定点的局部邻域:对于给定的点 p_i,需要找到其最近邻的点集 $N(p_i)$。这些邻域点用于近似该点周围的局部曲面;其次拟合局部曲面:使用主成分分析(PCA)拟合一个二次曲面到这些邻域点。拟合曲面为

$$z = ax^2 + by^2 + cxy + dx + ey + f \tag{1}$$

式中 z——法线方向上的值

(x,y)——局部切平面内坐标

a——控制 x^2 项的系数,决定曲面在 x 方向上弯曲程度

b——控制 y^2 项的系数,决定曲面在 y 方向上弯曲程度

c——控制 xy 项的系数,也叫“交叉项系数”,决定曲面在 x 和 y 之间耦合程度

d——控制 x 一次项的系数,决定在 x 方向上的线性倾斜程度

e——控制 y 一次项的系数,决定在 y 方向上的线性倾斜程度

f——常数项,整体上控制曲面的高低位置,即 z 轴方向平移

基于拟合的二次曲面方程,主曲率可以通过微分几何的公式从二阶导数中得到。主曲率 k_1、k_2 公式为

$$\begin{cases} k_1 = \dfrac{2(\lambda_1+\lambda_2) + \sqrt{(\lambda_1-\lambda_2)+4\lambda_3^2}}{2} \\ k_2 = \dfrac{2(\lambda_1+\lambda_2) - \sqrt{(\lambda_1-\lambda_2)+4\lambda_3^2}}{2} \end{cases} \tag{2}$$

式中 λ_1、λ_2、λ_3——局部曲面在不同方向上的二阶导数

一旦获得了两个主曲率 k_1 和 k_2,则可以通过计算得到高斯曲率 K 和平均曲率 H 分别为

$$K = k_1 k_2 \tag{3}$$

$$H = \frac{k_1 + k_2}{2} \tag{4}$$

1.3.3 确定关键区域

精准定位到腰角骨点和臀角骨点后,将三维点云进行 XOY 面的投影,因为点云边缘不规则,为方便提取特征和识别,但又需要保证提取的区域体斑特征足够,因此根据腰角骨点和臀角骨点划分关键区域,依次连接腰角骨点和臀角骨点,其中腰角骨点的连线长度为腰宽,在腰角骨点和臀角骨点围成的区域基础上,从两个腰角骨点沿 X 轴正方向延伸腰宽长度的正方形区域,延伸区域和原来腰角骨点和臀角骨点围成的区域之和,是确定的关键区域。为了便于后续的体斑处理,利用邻近点插值填充,生成新的白色点来填充空白区域,使得关键区域变为一个矩形区域。

1.4 体斑图像处理

为了后续能够提取体斑特征,先将点云投影转为体斑 RGB 图像。躯干区域的身体图案图像中最突出特征是黑白图案的分布。因此,本研究以黑白花纹的分布作为体斑图像分类的依据。为了突出图像中黑白图案的主要特征,体斑图像被二值化,增大其差异性。本文采用大津法(OTSU)对体斑图像进行二值化处理,OTSU 是图像分割中阈值选取的最佳算法,计算简单,不受图像亮度和对比度影响。

1.5 体斑图像分类

体斑图像进行处理后,需输入到分类模型中进行体斑特征提取,实现图像分类,最终实现身份识别。

选择使用 ConvNeXt 模型[27-28]作为主要的卷积神经网络架构,其采用了多层级的 ConvNeXt Block,每个阶段通过下采样(Down sample)减少空间维度,并增加特征图的通道数量。为提高模型的泛化能力和鲁棒性,引入一种轻量级的注意力模块(Convolutional block attention module, CBAM)对 ConvNeXt 模型结构进行改进。

CBAM[29]是一种增强卷积神经网络(Deep convolutional neural networks, CNN)表征能力的注意力机制模块。CBAM 是一种串行结构,如图 6a 所示,包括两个独立的子模块,即通道注意力模块(Channel attention module, CAM)和空间注意力模块(Spatial attention module, SAM),如图 6b、6c 所示,然而这种串行连接方式存在两种注意力模块间的互相干扰问题。为解决这个问题,将通道注意力模块和空间注意力模块改为并行连接。改进 CBAM 注意力机制能够更好地捕捉到输入特征图的通道相关

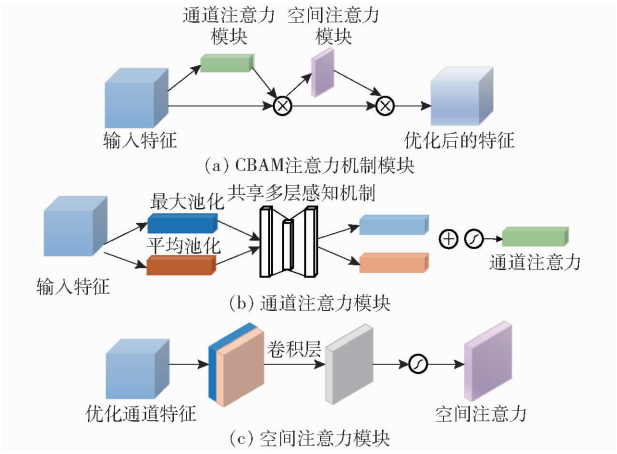


图 6　CBAM 结构图

Fig. 6　CBAM structure diagrams

性和空间相关性，提高了模型的表征能力和性能。改进 CBAM 注意力机制模块如图 7 所示。将改进 CBAM 注意力机制模块添加到 ConvNeXt 中第 1 层卷积之后，如图 8 所示。

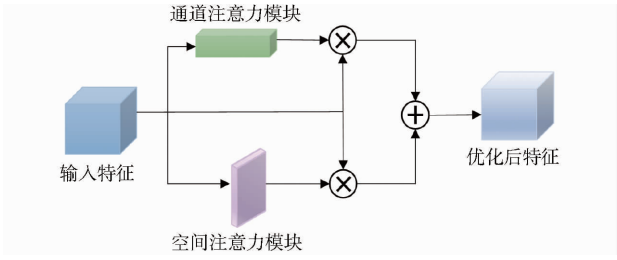


图 7　改进 CBAM 注意力机制模块结构图

Fig. 7　Improved CBAM attention mechanism module structure diagram

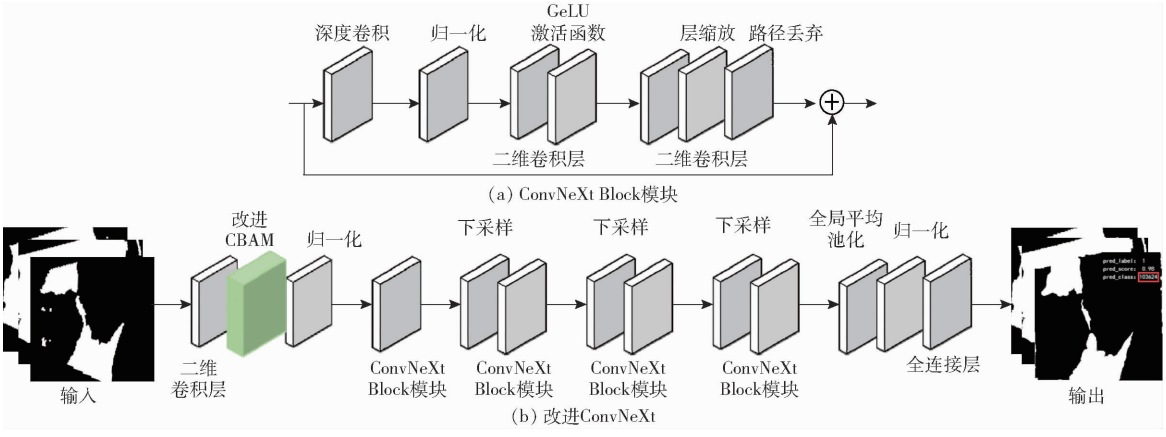


图 8　改进 ConvNeXtx 结构图

Fig. 8　Improved ConvNeXt structure diagram

1.6　评价指标

为了验证本文分割模型准确性，提高试验结果可信度。采用平均交并比（Mean intersection over union，mIoU）和平均精确率（Average precision，AP）来评估算法性能。为了保证精准识别和较好的分割效果，故设定当一次检测的 IoU 大于 0.5 时，即认为分割结果为正样本。

平均精确率 AP 用来衡量本研究算法中腰角骨和臀角骨分割定位精度。分别对该模型中实例分割评估参数取 AP、AP_{50}。其中，AP_{50} 为取 IoU 阈值大于 0.5 时 AP 测量值，AP_{75} 为取 IoU 阈值大于 0.75 时 AP 测量值。

为了全面评估改进 ConvNeXt 性能，采用精确率、准确率、召回率和 F1 分数对模型性能进行评价。

2　结果与分析

2.1　结果

2.1.1　腰角骨和臀角骨区域分割结果

将数据集中的测试集放到训练好的 PointNet + + 模型中，测试腰角骨和臀角骨区域分割的性能。图 9a 为人工标注的腰角骨和臀角骨区域，图 9b 为

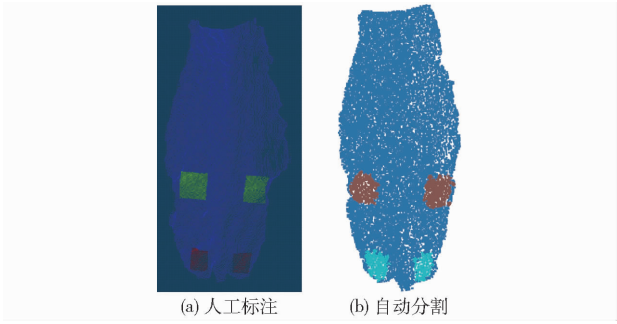


图 9　腰角骨和臀角骨分割结果

Fig. 9　Segmentation results of hook bone and pin bone regions

腰角骨和臀角骨区域预测自动分割的结果，该图表明 PointNet + + 算法能够准确有效地从奶牛顶视点云中分割出腰角骨和臀角骨区域。

为进一步验证 PointNet + + 模型对腰角骨和臀角骨区域的分割效果，使用同一数据集在权重基本一致的情况下，设计对比试验：PointNet + + 模型与 PointNet[30]、DGCNN[31]、KPFCNN[32] 模型进行对比，结果如表 1 所示。由表 1 可知，在使用 PointNet + + 模型分割腰角骨和臀角骨区域时，分割模型平均交并比（mIoU）达到 83.2%，平均精确率

表 1 不同模型对比试验结果

Tab. 1 Comparison experiment results of different models

%

模型	AP_{50}	AP_{75}	mIoU
PointNet	81.8	72.5	71.9
DGCNN	88.9	75.7	74.8
KPFCNN	90.7	79.3	80.6
PointNet + +	92.5	81.8	83.2

AP_{50}达到 92.5%,平均精确率 AP_{75}达到 81.8%,分割效果最好。其中平均精确率 AP_{50}分别比 PointNet、DGCNN、KPFCNN 模型提高 10.7、3.6、1.8 个百分点;平均精确率 AP_{75}分别提高 9.3、6.1、2.5 个百分点;mIoU 分别提高 11.3、8.4、2.6 个百分点。故 PointNet + +在分割腰角骨和臀角骨区域中具有较高的精度。

2.1.2 改进 ConvNeXt 体斑图像分类结果

为便于后续提取体斑特征对奶牛图像进行分类,将在三维点云中提取出的关键区域由三维点云形式转化为二维的体斑图像,并对其进行二值化处理和膨胀白色区域处理等操作,并统一分辨率为 224 像素×224 像素,奶牛的关键区域提取及体斑二值化效果如图 10 所示。

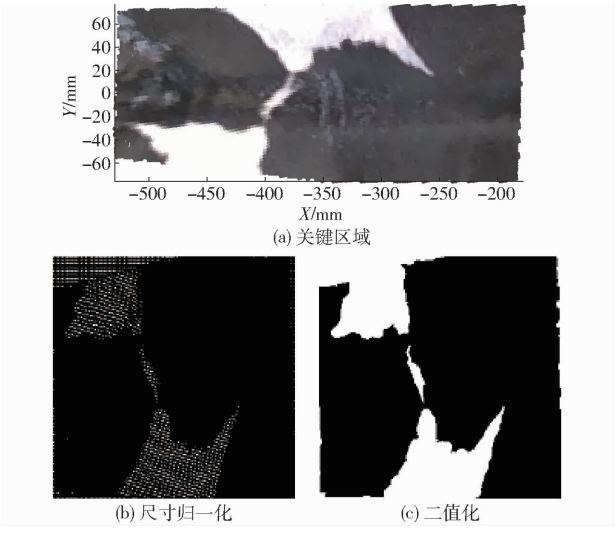


图 10 关键区域由三维转为二维图像

Fig. 10 Key areas converted from 3D to 2D effect diagrams

将 30 头奶牛的 6 800 幅二值体斑图像以比例 7∶2∶1划分为训练集、验证集和测试集,为分析其改进模型效果,用训练集中的体斑图像分别训练 ConvNeXt 模型和改进 ConvNeXt 模型,训练结果如图 11 所示,分类结果精度如表 2 所示,与原始模型相比,改进模型在权重基本一致的情况下,精确率、准确率、召回率和 F1 分数分别提高 4.83、5.1、4.26、6.05 个百分点,可以看出改进 ConvNeXt 模型分类性能精确率和其他关键性能指标相较于 ConvNeXt 模型均有明显提升。

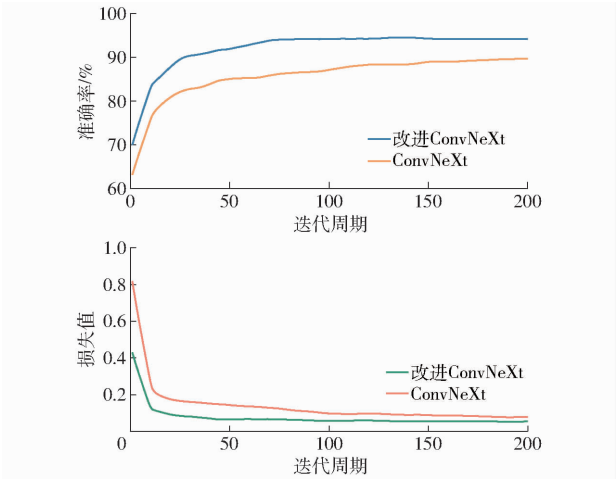


图 11 训练结果对比

Fig. 11 Comparative analysis of training outcomes

表 2 分类结果精度

Tab. 2 Accuracy of classification results %

模型	准确率	精确率	召回率	F1 分数
改进 ConvNeXt	94.67	92.36	91.23	93.51
ConvNeXt	89.84	87.26	86.97	87.46

2.2 分析

2.2.1 奶牛个体识别性能

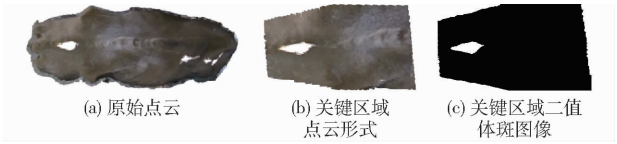
为了更直观地显示该方法的优点,将本文方法与其他基于体斑图像的识别方法[17,22,33-34]进行比较,如表 3 所示。由表 3 可知,改进 YOLO v3 模型[22]、YOLO 和 AlexNet 模型结合[33]的识别精度较高,但是 YOLO 和 AlexNet 模型结合[33]提取的是侧视躯干的奶牛特征,采集侧视图像时,遮挡因素比较多,对结果影响较大;改进 YOLO v3 模型[22]是将相机固定在挤奶区的进出口,拍摄角度受限,且会出现奶牛拥挤的情况,导致部分奶牛背部有较大程度的弯曲变形,从而被漏检;而本研究采集的是顶视 RGBD 图像,可以通过对图像进行姿态归一化,调整奶牛背部图像角度,降低拍摄角度带来的影响,具有较高的鲁棒性。文献[17,34]和本文方法采集的同样都是顶视背部图像,但准确率低于本文方法的准确率,并且采集的是 RGB 图像,会受视角和环境的影响导致图像信息缺失,而本研究通过采集的顶视 RGBD 图像,对背部的腰角骨点和臀角骨点定位,确定关键区域,并对关键区域进行调整,使得体斑图像更具有可比性,增强了身份识别特征。因此,本文方法不仅身份识别准确率较高,具有较好的识别效果,而且对顶视视野中奶牛的位置和角度具有较高的鲁棒性。

背部体斑颜色接近纯黑色的奶牛背部点云图和体斑图像如图 12 所示。本文基于奶牛的背部基准点定位关键区域,不同奶牛的背部三维结构不同;并

表 3　相关识别方法研究对比

Tab. 3　Training accuracy of four categories　%

模型	图像格式	感兴趣区域	识别精度
Softmax + Reciprocal Triplet Loss[17]	RGB 顶视图像	背部	93.80
改进 YOLO v3[22]	RGB 顶视图像	背部	95.91
YOLO 和 AlexNet 结合[33]	RGB 侧视图像	头部、躯干和腿部区域	96.65
LightCowsNet[34]	RGB 顶视图像	背部	94.26
本文	RGBD 顶视图像	背部中由基准点确定的关键区域	94.67



(a) 原始点云　(b) 关键区域点云形式　(c) 关键区域二值体斑图像

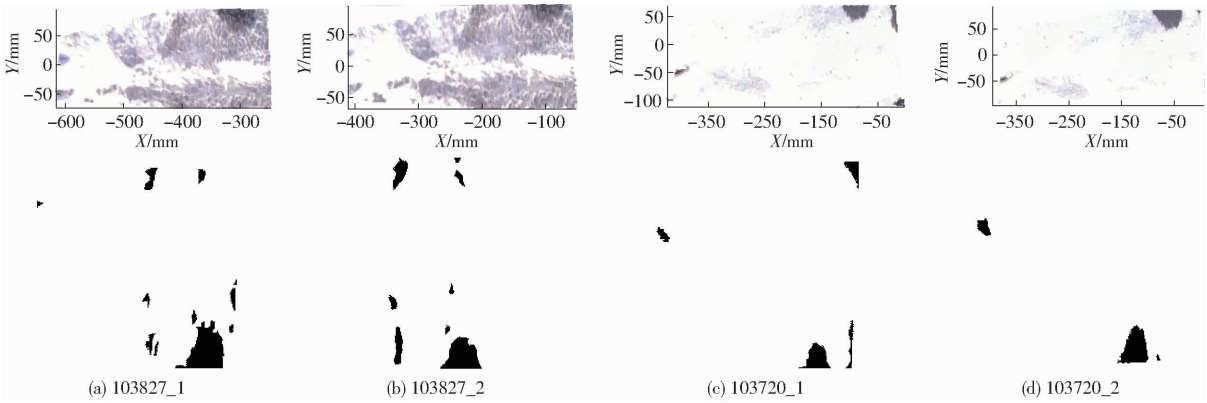
图 12　奶牛体斑接近纯黑的处理效果图

Fig. 12　Processing effects of dairy cow pattern approaching pure black

且在提取奶牛关键区域并统一形状的过程中，在空白区域填补了白色点云，在一定程度上增加了识别特征。对所有黑色占比超过 90% 的奶牛进行统计，其身份识别准确率为 92.3%。因此，本文对于背部体斑颜色接近纯黑色的奶牛仍具有较好的识别效果。

2.2.2　误差

对误差个体识别结果进行统计和分析，图 13 列举了数据集中个体识别率最低的两头奶牛，身份编号为 103827 和 103720，其个体身份识别率均为 78%。经过分析，识别率低的原因包括：①奶牛身上存在大量污渍，对体斑特征的处理造成了影响。②提取出的奶牛背部关键区域白色部分占比过多，黑色斑纹区域较小，相应的识别特征较小。③由于相机是固定在奶牛背部上方，奶牛小幅度活动会改变斑纹分布和形状。3 个方面影响的同时存在造成了奶牛个体识别率降低。



(a) 103827_1　(b) 103827_2　(c) 103720_1　(d) 103720_2

图 13　识别率最低的两头奶牛的体斑图像

Fig. 13　Body pattern images of two cows with the lowest recognition rate

3　结论

(1) 为了实现顶视条件下奶牛身份的精准识别，提出了一种基于 PointNet + + 和改进 ConvNeXt 模型的奶牛个体身份识别方法，身份识别准确率可达 94.67%。该方法对顶视视野中奶牛的位置和角度具有较高的鲁棒性。

(2) 针对奶牛环境复杂，提出一种基于奶牛背部三维结构特征和体斑特征的奶牛个体身份识别方法，增加了身份识别特征。

(3) 提出一种基于三维结构定位奶牛躯干的方法，基于 PointNet + + 模型分割出腰角骨和臀角骨区域，其分割平均精确率(AP_{50})为 92.5%，分析其曲率特征，精准定位腰角骨点和臀角骨点，进而精准确定关键区域。

(4) 为提高体斑图像分类精度，提出一种基于改进 ConvNeXt 的奶牛个体身份识别方法。将 CBAM 注意力机制模块加入到 ConvNeXt 模型中，提高了模型的泛化能力和鲁棒性。

参　考　文　献

[1]　赛娜. 奶牛智慧养殖关键技术的研究应用[J]. 畜牧业环境，2024(5)：133 - 135.

[2]　班洪赟，王善高，班洪婷，等. 世界奶业生产技术效率及其对中国的启示[J]. 农林经济管理学报，2018，17(3)：334 - 342.
BAN Hongyun, WANG Shangao, BAN Hongting, et al. Technical efficiency of dairy industry and its implication for China[J]. Journal of Agro-Forestry Economics and Management, 2018, 17(3): 334 - 342. (in Chinese)

[3]　宋一凡，王娟，李建丽，等. 精准化养殖模式下牛只个体识别方法综述[J]. 黑龙江畜牧兽医，2021(22)：48 - 53，148 - 149.

SONG Yifan, WANG Juan, LI Jianli, et al. Review of individual identification methods for cattle in precision breeding mode [J]. Heilongjiang Animal Science and Veterinary Medicine, 2021(22): 48 – 53, 148 – 149. (in Chinese)

[4] 宋怀波,王云飞,邓洪兴,等. 基于视频分析的规模化奶牛智能监测技术研究进展[J]. 华南农业大学学报,2024,45(5):649 – 660.
SONG Huaibo, WANG Yunfei, DENG Hongxing, et al. Research progress of intelligent monitoring technology for large-scale dairy cows based on video analysis[J]. Journal of South China Agricultural University, 2024, 45(5): 649 – 660. (in Chinese)

[5] SALAU J, HAAS J H, JUNGE W, et al. A multi-kinect cow scanning system: calculating linear traits from manually marked recordings of Holstein-Friesian dairy cows[J]. Biosystems Engineering, 2017, 157: 92 – 98.

[6] 孙雨坤,王玉洁,霍鹏举,等. 奶牛个体识别方法及其应用研究进展[J]. 中国农业大学学报,2019,24(12):62 – 70.
SUN Yukun, WANG Yujie, HUO Pengju, et al. Research progress on methods and application of dairy cow identification[J]. Journal of China Agricultural University, 2019, 24(12): 62 – 70. (in Chinese)

[7] ADRION F, KELLER M, BOZZOLINI G B, et al. Setup, test and validation of a UHF RFID system for monitoring feeding behaviour of dairy cows[J]. Sensors, 2020, 20(24): 7035.

[8] GAO T, FAN D, WU H, et al. Research on the vision-based dairy cow ear tag recognition method[J]. Sensors, 2024, 24(7): 2194.

[9] STANKOVSKI S, OSTOJIC G, SENK I, et al. Dairy cow monitoring by RFID[J]. Scientia Agricola, 2012, 69(1): 75 – 80.

[10] 熊双辉,孙振华. 基于 RFID 和图像处理的奶牛测产系统设计[J]. 计算机应用与软件,2018,35(7):267 – 272.
XIONG Shuanghui, SUN Zhenhua. Design of milk yield monitoring system based on RFID and image processing[J]. Computer Applications and Software, 2018, 35(7): 267 – 272. (in Chinese)

[11] CONG S, WANG J, ZHANG R, et al. Cattle identification using muzzle print images based on feature fusion[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2020, 853(1): 012051.

[12] LU Y, HE X, WEN Y, et al. A new cow identification system based on IRIS analysis and recognition[J]. International Journal of Biometrics, 2014, 6(1): 18 – 32.

[13] 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)

[14] ACHOUR B, BELKADI M, FILALI I, et al. Image analysis for individual identification and feeding behaviour monitoring of dairy cows based on convolutional neural networks (CNN)[J]. Biosystems Engineering, 2020, 198: 31 – 49.

[15] 齐咏生,张新泽,张嘉英,等. 基于特征掩膜的局部遮挡牛脸识别方法[J]. 农业机械学报,2024,55(11):93 – 102.
QI Yongsheng, ZHANG Xinze, ZHANG Jiaying, et al. Feature mask-based local occlusion cattle face recognition method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 93 – 102. (in Chinese)

[16] YANG L, XU X, ZHAO J, et al. Fusion of RetinaFace and improved FaceNet for individual cow identification in natural scenes[J]. Information Processing in Agriculture, 2024, 11(4): 512 – 523.

[17] ANDREW W, GAO J, MULLAN S, et al. Visual identification of individual Holstein-Friesian cattle via deep metric learning [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 185: 106133.

[18] 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)

[19] ZHANG R, JI J, ZHAO K, et al. A cascaded individual cow identification method based on DeepOtsu and EfficientNet[J]. Agriculture, 2023, 13(2): 1 – 19.

[20] XIAO J, SI Y, XIE M, et al. A novel and convenient lying cow identification method based on YOLOX and CowbodyNet: a study with applications in a barn[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 225: 109287.

[21] 赵凯旋,何东健. 基于卷积神经网络的奶牛个体身份识别方法[J]. 农业工程学报,2015,31(5):181 – 187.
ZHAO Kaixuan, HE Dongjian. Recognition of individual dairy cattle based on convolutional neural networks[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(5): 181 – 187. (in Chinese)

[22] 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)

[23] XIAO J, LIU G, WANG K, et al. Cow identification in free-stall barns based on an improved Mask R – CNN and an SVM[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 194: 106738.

[24] 陈向阳,杨洋,向云飞. 欧氏聚类算法支持下的点云数据分割[J]. 测绘通报,2017(11):27 – 31,36.
CHEN Xiangyang, YANG Yang, XIANG Yunfei. Measurement of point cloud data segmentation based on Euclidean clustering algorithm[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2017(11): 27 – 31, 36. (in Chinese)

(下转第 595 页)

Measurement, 2023, 223:113715.
[23] 任伟, 侯凯悦, 王刚, 等. FMCW 毫米波雷达多人呼吸检测方法[J]. 信号处理, 2021, 37(9): 1581 – 1588.
REN Wei, HOU Kaiyue, WANG Gang, et al. Multi-target respiration detection using FMCW mmwave radar[J]. Journal of Signal Processing, 2021, 37(9): 1581 – 1588. (in Chinese)
[24] 熊玉勇, 李松旭, 吴高阳, 等. 基于毫米波感知的形变及振动多点同步测量理论与方法[J]. 中国科学:技术科学, 2021, 51(9): 998 – 1010.
XIONG Yuyong, LI Songxu, WU Gaoyang, et al. Theory and method of multi-point synchronous deformation and vibration measurement based on millimeter-wave sensing[J]. Scientia Sinica Technologica, 2021, 51(9): 998 – 1010. (in Chinese)
[25] CHEN Xiaolin, LIU Kai, ZHANG Zhibo. A pointnet-based CFAR detection method for radar target detection in sea clutter [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2024, 21: 3502305.
[26] 秦天慈, 王中训, 黄勇, 等. 雷达恒虚警目标检测处理技术综述[J]. 探测与控制学报, 2023, 45(3): 1 – 11.
QIN Tianci, WANG Zhongxun, HUANG Yong, et al. Radar CFAR target detection technology review[J]. Journal of Detection & Control, 2023, 45(3): 1 – 11. (in Chinese)
[27] 郑志杰, 万显荣, 胡仕波, 等. 基于窗口参数估计的距离扩展目标 CFAR 检测[J]. 雷达科学与技术, 2022, 20(6): 614 – 622.
ZHENG Zhijie, WAN Xianrong, HU Shibo, et al. Range-extended target CFAR detection based on window parameter estimation[J]. Radar Science and Technology, 2022, 20(6): 614 – 622. (in Chinese)
[28] 罗斌, 李家超, 周亚男, 等. 基于改进 YOLO v8 轻量化稻瘟病孢子检测方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(11): 32 – 38.
LUO Bin, LI Jiachao, ZHOU Ya'nan, et al. Lightweight rice blast spores detection method based on improved YOLO v8[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 32 – 38. (in Chinese)
[29] JIN Benzhou, ZHU Jiang, WU Qihui, et al. One-bit LFMCW radar: spectrum analysis and target detection[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2020, 56(4): 2732 – 2750.
[30] WILL C, VAISHNAV P, CHAKRABORTY A, et al. Human target detection, tracking, and classification using 24-GHz FMCW radar[J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(17): 7283 – 7299.
[31] 薛金林, 程峰, 汪冰清, 等. 基于无效目标滤除的毫米波雷达农田障碍物检测方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(4): 233 – 240.
XUE Jinlin, CHENG Feng, WANG Bingqing, et al. Method for millimeter wave radar farm obstacle detection based on invalid target filtering[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(4): 233 – 240. (in Chinese)
[32] TANG Bin, YANG Qi, ZHANG Ye, et al. Three-dimensional micro-motion feature extraction of the vibrating target based on multi-channel radar in the Terahertz band[J]. Sensors, 2020, 20(1): 8.

(上接第 574 页)

[25] 李文杰,闫世强,蒋莹,等.自适应确定 DBSCAN 算法参数的算法研究[J].计算机工程与应用,2019,55(5):1 – 7,148.
LI Wenjie, YAN Shiqiang, JIANG Ying, et al. Research on method of self-adaptive determination of DBSCAN algorithm parameters[J]. Computer Engineering and Applications,2019,55(5):1 – 7,148. (in Chinese)
[26] QI C R, YI Li, SU Hao, et al. PointNet + + : deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space[J]. arXiv: 1706.02413,2017.
[27] LIU Z, LIN Y, CAO Y, et al. Swin transformer: hierarchical vision transformer using shifted windows[C]//2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV),2021:9992 – 10002.
[28] LIU Z, MAO H, WU C Y, et al. A ConvNet for the 2020s[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR),2022:11966 – 11976.
[29] YANG C, ZHANG C, YANG X, et al. Performance study of CBAM attention mechanism in convolutional neural networks at different depths[C]//2023 IEEE 18th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA). IEEE,2023:1373 – 1377.
[30] QI C R, SU H, MO K, et al. PointNet: deep learning on point sets for 3D classification and segmentation[J]. arXiv:1612.00593,2016.
[31] WANG Y, SUN Y, LIU Z, et al. Dynamic graph CNN for learning on point clouds[J]. arXiv:1801.07829,2018.
[32] THOMAS H, QI C R, DESCHAUD J E, et al. KPConv: flexible and deformable convolution for point clouds[J]. arXiv: 1904.08889,2019.
[33] SHEN W, HU H, DAI B, et al. Individual identification of dairy cows based on convolutional neural networks[J]. Multimedia Tools and Applications,2020,79(21 – 22):14711 – 14724.
[34] WANG R, GAO R, LI Q, et al. An ultra-lightweight method for individual identification of cow-back pattern images in an open image set[J]. Expert Systems with Applications,2024,249:123529.