



翁智,刘永兴,刘科,郑志强. 基于图像匹配的宽基线牛只面部图像识别研究[J]. 中国农业大学学报,2025,30(03):49-59.

WENG Zhi, LIU Yongxing, LIU Ke, ZHENG Zhiqiang. Facial recognition of cattle based on wide-baseline image-matching[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2025, 30(03): 49-59.

DOI: 10.11841/j.issn.1007-4333.2025.03.05

基于图像匹配的宽基线牛只面部图像识别研究

翁智^{1,2} 刘永兴¹ 刘科¹ 郑志强^{1,2*}

(1. 内蒙古大学 电子信息工程学院, 呼和浩特 010021;

2. 内蒙古大学 草原家畜生殖调控与繁育国家重点实验室, 呼和浩特 010030)

摘要 为提升识别模型对非标准化数据的适应性,本研究设计了一种基于图像匹配的宽基线牛只面部识别方法,采用SuperPoint与SuperGlue构建图像匹配算法,并针对性改进以提高识别准确率。在特征点提取过程中,引入了基于图像质量评估的动态阈值调整策略,对图像的清晰度、边缘密度及纹理特性进行量化评估,并据此调整SuperPoint的阈值,实现高质量特征点提取。同时,通过评估特征点的分布熵与空间覆盖性,调整SuperGlue的匹配阈值,以实现高效匹配。为验证方法有效性,在自建牛只面部数据集上与多种图像匹配方法进行了对比试验。结果表明:1)算法在窄基线数据集上的宏平均精确率、宏平均召回率及宏平均F1分别为92.1%、90.4%和91.2%。2)算法在宽基线数据集上的宏平均精确率、宏平均召回率及宏平均F1分别为82.8%、81.0%和81.9%。3)算法在公开数据集上的微平均F1得分为86.4%。各项结果均显著优于传统图像匹配算法。综上,本研究提出了一种全新的图像匹配算法,有效提升了牛只面部识别模型对非标准化数据的适应性,为牛面部识别方法的实际应用提供技术参考。

关键词 牛个体识别; 特征匹配; 动态阈值调整; 面部识别

中图分类号 S816

文章编号 1007-4333(2025)03-0049-11

文献标志码 A

Facial recognition of cattle based on wide-baseline image-matching

WENG Zhi^{1,2}, LIU Yongxing¹, LIU Ke¹, ZHENG Zhiqiang^{1,2*}

(1. School of Electronic Information Engineering, Inner Mongolia University, Hohhot 010021, China;

2. State Key Laboratory of Reproductive Regulation & Breeding of Grassland Livestock, Inner Mongolia University, Hohhot 010030, China)

Abstract To enhance the adaptability of the recognition model to non-standardized data, this study designed a Wide-Baseline cattle facial recognition method based on image matching, using SuperPoint and SuperGlue to construct the image matching algorithm, and made targeted improvements to improve the recognition accuracy. In the process of feature point extraction, a dynamic threshold adjustment strategy based on image quality assessment was introduced to quantitatively assess the clarity, edge density and texture characteristics of the image, and adjust the threshold value of SuperPoint accordingly to realize high-quality feature point extraction. Meanwhile, the matching threshold of SuperGlue was adjusted by evaluating the distribution entropy and spatial coverage of feature points to achieve efficient matching. In

收稿日期: 2024-04-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(61966026); 内蒙古自治区高等学校青年科技英才支持计划(NJYT23063)

第一作者: 翁智(ORCID:0000-0001-8102-6875), 教授, 主要从事人工智能与机器视觉研究, E-mail: wzhi@imu.edu.cn

通讯作者: 郑志强(ORCID:0009-0007-8059-4513), 副教授, 主要从事图像处理研究, E-mail: zqzheng@imu.edu.cn

order to verify the effectiveness of the method, a comparison test was conducted with multiple image matching methods on the self-constructed cow face dataset. The results showed that: 1) The macro average precision, macro average recall and macro average F1 of the algorithm on the Narrow-Baseline dataset were 92.1%, 90.4% and 91.2%, respectively. 2) The macro average precision, macro average recall and macro average F1 of the algorithm on the Wide-Baseline dataset were 82.8%, 81.0% and 81.9%. 3) The micro F1 score of the algorithm on the public dataset was 86.4%, and all the results were significantly better than the traditional image matching algorithm. In summary, this study aims to propose a new image matching algorithm, which effectively improves the adaptability of the cattle facial recognition model to non-standardized data, and provides technical references for the practical application of cattle facial recognition methods.

Keywords cattle individual identification; feature matching algorithms; dynamic threshold adjustment; facial recognition

近年来,中国牛养殖业稳步增长,牛只存栏量与出栏量不断攀升。政策支持和市场推动下,牛只个体识别技术成为牧场数字化、精细化管理的重要手段^[1]。牛只个体识别在银行活体抵押、保险身份认证、牧场管理与溯源登记等领域发挥重要作用,为草食畜牧业、奶业振兴与现代畜牧业提供支持^[2]。

传统接触式识别方法如耳部刻缺^[3]、耳标^[4]与射频识别(Radio-frequency identification, RFID)^[5-8]虽有应用,但存在局限,如易丢失、残缺和病毒传播风险,新冠疫情的爆发更加突显了非接触式识别技术的重要性^[9-10]。

非接触式识别技术,尤其基于图像的方法,因无物理伤害且准确性高,成为研究热点。现有研究多集中于虹膜和鼻纹识别。Nguyen等^[11]使用卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)进行虹膜识别, Lee等^[12]提出基于深度残差网络(Residual network, ResNet)的眼部识别方法, Kumar等^[13]开发基于鼻纹图像的低成本牛只健康监测框架。但这些方法在实际应用中仍面临数据采集难题与图像质量问题。相比之下,牛只面部图像较易采集且相对稳定,基于面部图像的识别逐渐受到重视^[14]。

深度学习的应用显著提升了识别性能。Xu等^[15]评估了RetinaNet算法在不同环境下识别牛只面部的效果,结果显示该算法在精度和速度方面表现优异,平均精度达99.8%,体现了深度学习在牛只识别和动物福利改进中的潜力。吴赛赛等^[16]探究了基于深度学习的姿态估计在动物行为识别中的应用,强调了关键点检测和行为分类的重要性。Chen等^[17]开发了一种特征深度网络模型(Global and part network, GPN),在奶牛面部数据集上的表

现优于现有方法。但深度学习的高成本和数据需求限制了其在大规模牧场中的普及。

传统图像匹配算法如SIFT^[18]、SURF^[19]、ORB^[20]等在视觉同步定位^[21-22]、视觉跟踪^[23]、三维重建^[24]以及图像检索^[25]等领域有重要应用。这些方法无需大量训练数据,对新增牛只无须重新训练,具备一定优势。Aslan等^[26]利用SURF方法提取灰度图像特征,以改善人类活动识别(Human action recognition, HAR)性能。然而,传统图像匹配算法在应对非标准化数据时表现不佳,限制了其应用效果。

为解决上述问题,本研究提出了一种改进的牛只面部图像识别方法。采用深度学习的特征提取网络SuperPoint^[27]提取信息,并结合图神经网络SuperGlue^[28]提升匹配精度和适应性。通过对比试验验证了该方法的有效性,研究成果可为畜牧业现代化提供技术参考。

1 材料与方法

1.1 数据采集与数据集构建

1.1.1 数据采集

本次研究使用的数据全部采集于赤峰市圣泉生态牧业有限公司,采集时间为2023年7月18日—7月21日的9:00—16:00。数据采集期间光线充足,视野良好。采集设备包含华为、小米等品牌共3部智能手机,以自动曝光和自动对焦模式,1 920像素(垂直)×1 080像素(水平),30fps的规格进行竖向视频采集。数据采集过程如图1所示,其中,图1(a)为采集通道中的数据,图1(b)表示牛只在通道外时的自由数据采集。

通过数据采集通道以及人为干预等方式,使得每

次采集画面中仅同时存在1头牛。采集方式为小组成员手持采集设备在多个角度不间断拍摄视频,期间始终保持与牛1 m左右的距离,保证牛脸在画面中清晰

可见,采集视频时长为50~60 s。最终采集了包含351头牛的有效面部数据原始视频1 012条,在数据采集工作完成后统一保存在本地硬盘中。



(a) 采集通道数据采集;(b) 通道外自由采集。
(a) Acquisition channel data acquisition;(b) Out-of-channel free acquisition.

图 1 数据采集方法

Fig. 1 Data acquisition methods

1.1.2 数据集构建

在完成数据采集后,使用OpenCV库对原始视频数据进行抽帧处理,确保以固定频率提取帧,将视频转化为静态图像集。然后根据图像结构相似性过滤重复帧,并人工筛选,删除模糊和低质量的牛只面部图像。

通过实地采集和网络下载共获得5 029张牛脸图像,其中4 029张用于训练,1 000张用于验证

以评估模型的泛化能力。数据预处理中选择YOLOv8n算法检测牛只面部位置,并对图像进行裁剪。随后从347头牛中随机选取300头,人工选择每头牛的一张正面图像及其对应ID作为对比数据集,再根据时间序列均匀选择12张图像,构建窄基线数据集(Narrow-baseline dataset)和宽基线数据集(Wide-baseline dataset),数据集结构如图2所示。

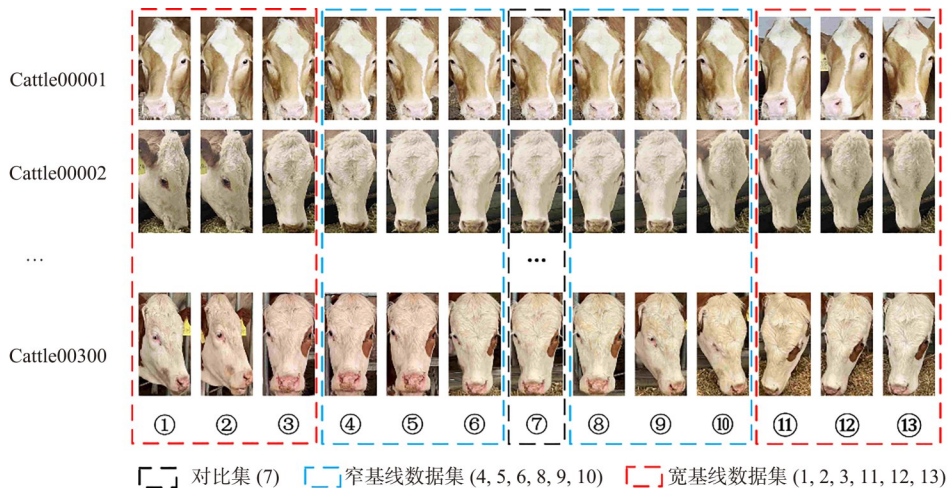


图 2 数据集结构

Fig. 2 Dataset structure

最终构建的窄基线数据集包含300头牛,每头牛6张图像,共计1 800张,视角变化较小,匹配难度

低;宽基线数据集同样包含1 800张图像,但视角变化较大,标准化程度低,匹配难度较高。通过这2个

不同的测试数据集验证本研究在不同标准程度图像上的识别精度和各项指标。

1.2 基于动态阈值调整的牛面部识别模型

牛只面部识别,相较于人脸与其他动物具有图像数据难以采集的缺点。因此标准化的数据难以获取

成为了众多基于图像的牛只面部识别系统难以投入实际应用的原因。考虑到这一难点,本研究在算法上选择了图像特征提取网络 SuperPoint 与特征匹配网络 SuperGlue 的组合,结合动态阈值调整策略,搭建了牛只面部识别系统,整体框图如图 3 所示。

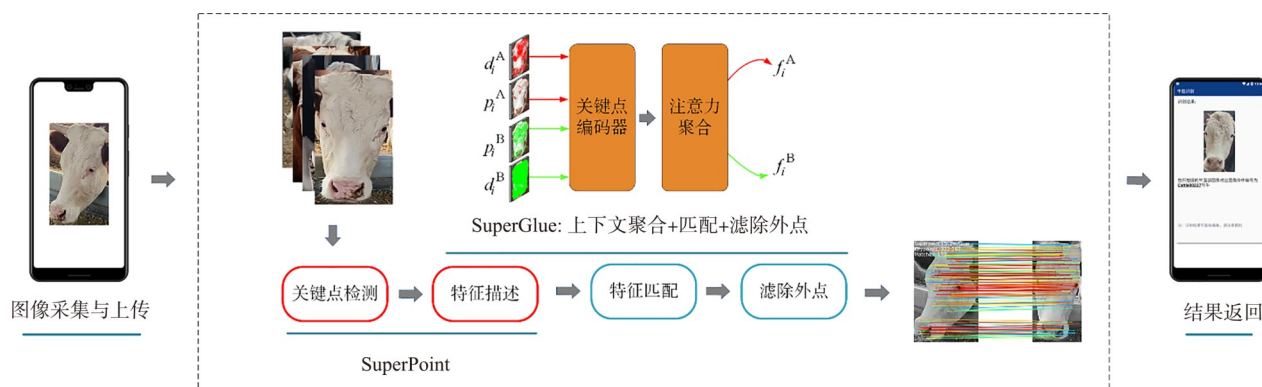


图3 模型整体结构图

Fig. 3 Overall model structure diagram

1.2.1 基于 SuperPoint 的特征提取网络

SuperPoint 网络中,特征点检测器与描述子网络共享同一前向编码器,通过卷积、池化和非线性激活层提取图像的高级特征,生成紧凑特征图。关键点检测网络进一步处理该特征图,生成粗略的关键点热图,并通过 SoftMax 和非极大值抑制(Non-

maximum-suppression, NMS)策略精细化关键点位置,避免密集区域重复检测。为避免计算量增加,SuperPoint 使用 Depth-To-Space 一步完成特征图的 Reshape,将深度信息映射到更高分辨率的空间中,从而精准定位图像中的特征,提升匹配的精确性和鲁棒性。

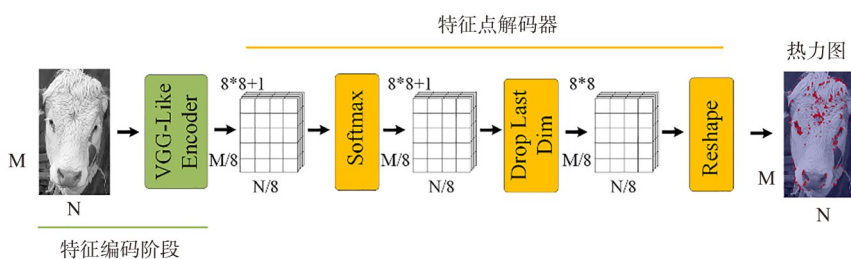


图4 关键点检测网络结构图

Fig. 4 Structure of critical point detection network

描述子生成部分通过卷积层从编码器的特征图中生成描述子图,并采用双三次插值和 L2 归一化提升其空间分辨率和匹配性能。SuperPoint 结合了传统角点检测和描述子方法与深度学习技术,能够同时提取像素级的精确特征点位置和描述子。其自监督学习方法和强大特征提取能力在多个视觉任务中表现优异。

1.2.2 基于 Superglue 的特征匹配网络

在牛只面部识别的图像匹配任务中,特征匹配

算法包括特征点与描述子的最近邻匹配、外点滤除和几何约束求解 3 个步骤。SuperGlue 是一种新型网络,能够同时进行特征匹配和外点滤除,输入是 2 张图像的特征点及其描述子,输出是这些特征之间的匹配关系。

SuperGlue 的整个网络由 2 个主要模块组成:注意力图神经网络(Graph neural networks, GNN)以及最优匹配层。注意力 GNN 将特征点和描述子编码为向量,通过 Self-attention 和 Cross-attention 机

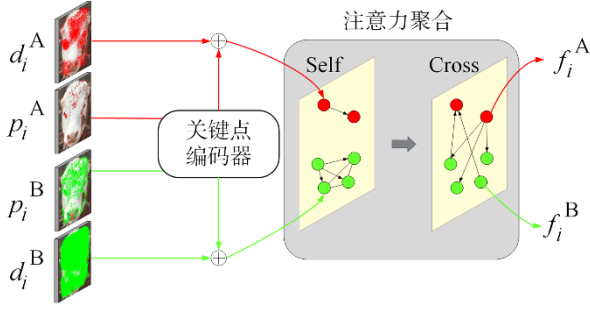


图5 注意力GNN网络框架

Fig. 5 Attention GNN network framework

制多次增强匹配性能。注意力GNN部分的网络框架如图5所示。

在Keypoint Encoder阶段,网络通过将特征点的位置以及描述子进行耦合,得到每个特征点 i 的初始表示:

$$^{(0)}x_i = d_i + \text{MLP}_{\text{enc}}(p_i) \quad (1)$$

式中: d_i 为描述子, p_i 为特征点,MLP(Multi-layer perceptron)为多层感知器,这一操作使得每个特征点的表示具有更强的特征匹配特异性,这种编码形式使得后续的注意力机制能够充分考虑到特征的外观以及位置相似度。

在图神经网络第一层图中,将一个匹配对中的2张图像(Image)视为一个图(Graph),该图的节点(Node)为图像中的每一个特征点,该图包含2种不同的无向边(Edge),一种是Self-edge,它连接了图像内部特征点,另一种是Cross-edge,连接了本图特征点与另外一张图的所有特征点。随着图神经网络层数的增加,图中的节点所包含的信息逐步增多,此时,令 $^{(\ell)}X_i^A$ 表示为图像A(图5)上第 i 个元素在 ℓ 层的中间表达式,则A中所有Keypoints传递更新的残差信息为:

$$^{(\ell+1)}X_i^A = ^{(\ell)}X_i^A + \text{MLP}([^{(\ell)}X_i^A \| m_{e \rightarrow i}]) \quad (2)$$

式中:其中 $[\|]$ 为串联操作,图神经网络的层数是固定的 L 层,每层有不同的参数,串联起来交替合并Self-edge和Cross-edge。同样的,图像B(图5)上所有Keypoints的更新方式也是如此。

注意力聚合阶段,通过Self-attention增强特异性,Cross-attention比较图像间相似度。注意力权重是Key-query的SoftMax相似度。最终,经过注意力聚合的特征描述子输入最优匹配层,使用Sinkhorn算法迭代归一化特征匹配得分矩阵,实现一对一匹配,有效平衡了匹配的全局一致性和局部

优化。

1.2.3 动态阈值调整策略

为了进一步提升图像匹配的准确性和鲁棒性,本研究引入了一种综合考量图像质量评估和特征分布分析的动态阈值调整策略。该策略旨在根据图像的具体质量和特征点的分布情况,智能地调整匹配阈值,从而适应图像的特性并优化匹配结果。

图像质量评估是动态阈值调整的重要组成部分。通过分析图像的清晰度、边缘密度、纹理对比度和同质性等特性,能够获得对图像质量的综合理解。具体来说,本策略采用Laplacian方差来评估图像的清晰度,使用Canny边缘检测算法来计算边缘密度,以及利用灰度共生矩阵(Gray-level co-occurrence matrix, GLCM)分析图像的纹理特性。这些评估结果不仅反映了图像的细节和结构信息,而且为匹配阈值的调整提供了依据。

特征分布的均匀性对于图像匹配同样至关重要。本研究提出了一种特征分布分析方法,通过计算特征点在图像空间中的分布熵来评估其分布的均匀性。

分布熵作为衡量特征点分布均匀性的指标,其计算基于图像划分为多个小区域后,每个区域内特征点数量的概率分布,分布熵的计算公式如式(3)所示。

$$H = - \sum_i p_i \lg p_i \quad (3)$$

式中: p_i 为第 i 个区域中特征点出现的概率。

分布熵的高值表明特征点在图像中分布更为均匀,每个区域的信息量接近,为特征点匹配提供了均衡的基础。特征分布的均匀性评分提供了关于特征点空间覆盖程度的重要信息,在特征点分布不均的情况下,通过调整阈值可以防止某些区域被忽略,从而提高匹配的全面性和准确性。

具体地,为每项指标分配一个权重,通过这些权重来综合各项指标的评分,并据此调整阈值。通过阈值的调整不仅考虑了图像质量和特征分布的综合影响,而且通过权重的配置提供了调整策略的灵活性,为复杂和多变的实际应用场景提供了有力的技术支持,显著提升了图像匹配过程的性能。

1.3 试验平台

本次所有试验均运行在搭建了Windows10专业版(版本号1909)、12th Gen Intel(R)core(TM)i9-12900K(5.2 GHz)、64GB内存和24GB NVIDIA

GeForce RTX 3090 Ti的台式电脑,基于PyCharm 2022.1.2 (Community edition)、Python 3.8.0、PyTorch 1.10.0、CUDA 11.3.1 和 cuDNN 8.4 进行。

1.4 评价指标

二分类评价指标可通过混淆矩阵获得,主要包括 TP (True positive)、FP (False positive)、TN (True negative)、FN (False negative)、准确率 (Accuracy)、精确率 (Precision)和召回率 (Recall),用于评估分类模型的性能。

在多分类任务中,需基于二分类指标进行调整。对于精确率、召回率和 F1-Score,由于数据集中每个类别样本数均衡(每类别 6 个样本),本研究使用宏平均 (Macro-averaging),即对每个类别单独计算指标取平均值。最终的 Macro-F1 则通过宏召回率与宏精确率计算。各项指标的宏平均与微平均如表 1 所示。

表 1 评价指标
Table 1 Indicators of evaluation

项目 Item	公式 Formular
Marco-P	$\text{Marco-P} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_i$
Marco-R	$\text{Marco-R} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n R_i$
Marco-F1	$\text{Marco-F1} = 2 \times \frac{P_{\text{marco}} \times R_{\text{marco}}}{P_{\text{marco}} + R_{\text{marco}}}$
Micro-P	$\text{Micro-P} = \frac{\sum TP}{\sum TP + \sum FP}$
Micro-R	$\text{Micro-R} = \frac{\sum TP}{\sum TP + \sum FN}$
Micro-F1	$\text{Micro-F1} = 2 \times \frac{P_{\text{micro}} \times R_{\text{micro}}}{P_{\text{micro}} + R_{\text{micro}}}$
Match time	Match time=图像匹配总耗时/图像对总数

2 结果与分析

将来自于 300 头牛的 300 张面部图像连同其对应牛只 id 一同保存作为标准对比库,剩余 2 个测试集共

3 600 张照片进行图像匹配,其中 Narrow-baseline dataset 和 Wide-baseline dataset 各 1 800 张,Narrow-baseline dataset 的牛只面部图像视角变化较小,Wide-baseline dataset 中的牛只面部图像视角变化较大,模拟实际应用场景中采集到的标准化程度较低的图像。

2.1 算法组合性能综合评估

在 Narrow-baseline dataset 上,使用不同算法组合进行图像匹配时的性能表现如表 2 所示。结果显示,所提模型在多个关键性能指标上取得了显著的提升。相较于经典算法组合 ORB 与 GMS,在精确率、召回率以及 F1-Score 方面,所提模型实现了 17.3%、20.7% 和 19.0% 的提升。其中,精确率的提升从 74.8% 增至 92.1%,表明所提模型对于牛面部图像匹配任务中误匹配点的过滤算法更为有效,最终得到的匹配点的质量更高。同时,召回率实现 20.7% 的增幅,达到 90.4%,说明所提模型能够更全面地识别出所有可能的牛只,减少了遗漏的可能性,这在牛只个体识别的实际应用中有较大意义。而 F1-Score 的提升进一步证实了所提模型在维持精确率和召回率平衡方面的优越性,这表示算法在保持较高识别率的同时,也极少错误地匹配到不相关的牛只,这在实际应用中极大地提高了匹配的可信度。

虽然在性能上取得了显著提升,但这也以平均匹配耗时的轻微增加为代价,相较于 ORB 与 GMS 的组合,平均耗时从 0.68 s 增加至 0.89 s,这表明所提模型在复杂度和计算成本上稍有增加。尽管如此,在准确性和鲁棒性上的显著提升表明,所提模型是牛只面部识别实际应用中更为理想的选择。

在 Wide-baseline dataset 上,所有算法组合的各项表现均有不同程度的降低,具体算法性能表现如表 3 所示。以 F1-Score 为标准来看,表现最好的算法组合是 SuperPoint+SuperGlue(本研究所提模型)、ORB+NN+GMS 与 SuperPoint+NN+GMS。所提模型在精确率、召回率以及 F1-Score 的表现较第二名 ORB+NN+GMS 分别提高 23.7%、31.1% 和 27.8%,这表明在面对宽基线图像对时,尽管平均耗时增加了近半秒,但本研究所提出的模型相较于传统算法组合有非常大的优势,对非标准化图像具有更加优良的适应性,有较大的应用价值。

为进一步验证本研究所提出个体识别模型的

表 2 不同算法组合在窄基线数据集上的性能对比

Table 2 Performance comparison of different algorithm combinations on narrow-baseline dataset

	算法 Algorithm	宏平均准确率/% Marco-P	宏平均召回率/% Marco-R	宏平均 F1/% Marco-F1	匹配时间/s Match time
SIFT	NN	28.1	21.8	24.6	3.20
	NN+GMS	43.9	29.6	35.3	2.62
	NN+RANSAC	51.7	50.3	51.0	4.30
	OANet	47.7	51.8	49.7	3.71
ORB	NN	52.4	48.7	50.5	0.70
	NN+GMS	74.8	69.7	72.2	0.68
	NN+RANSAC	43.5	46.0	44.7	1.61
SuperPoint	NN	37.2	35.7	36.5	0.52
	NN+GMS	73.1	73.3	73.2	0.49
	NN+RANSAC	68.8	68.8	68.8	1.92
	SuperGlue	92.1	90.4	91.2	0.89

表 3 不同算法组合在宽基线数据集上的性能对比

Table 3 Performance comparison of different algorithm combinations on wide-baseline dataset

	算法 Algorithm	宏平均准确率/% Marco-P	宏平均召回率/% Marco-R	宏平均 F1/% Marco-F1	匹配时间/s Match time
SIFT	NN	10.0	7.9	8.8	3.21
	NN+GMS	20.8	12.2	15.3	2.45
	NN+RANSAC	29.1	27.3	28.2	4.30
	OANet	25.8	30.4	27.9	4.39
ORB	NN	27.9	25.6	26.7	0.71
	NN+GMS	59.1	49.9	54.1	0.67
	NN+RANSAC	22.8	25.1	23.9	1.61
SuperPoint	NN	16.3	15.3	15.8	0.51
	NN+GMS	52.1	53.5	52.8	0.49
	NN+RANSAC	43.9	46.7	45.2	1.93
	SuperGlue	82.8	81.0	81.9	1.12

泛化能力,试验在 kaggle 平台公开的牛只面部数据集“300_cattle_face_dataset”上进行了试验,该数据集包含了 300 头牛,每头牛 10 张到 20 张面部图像。同样地,每头牛选择一张图像作为标准对比库,剩下的图像用于图像匹配试验,因为在该数据集中样本类别不平衡(每头牛的图像数并非相同),因此这

里各项试验指标均采取微平均来计算。

如表 4 所示,本研究提出的牛只个体识别方法,在微平均精确率、微平均召回率以及微平均 F1 得分方面均优于 SIFT+NN+RANSAC 和 ORB+NN+GMS 方法,同时保持了较快的匹配速度,进一步证明了所提模型的有效性和其在实际应用中的潜力。

表 4 公开数据集算法性能对比

Table 4 Comparison of algorithm performance on public dataset

算法 Algorithm	微平均准确/% Micro-P	微平均召回/% Micro-R	微平均F1/% Micro-F1	匹配时间/s Match time
SIFT+NN+RANSAC	57.9	57.1	57.5	3.86
ORB+NN+GMS	79.4	79.5	79.4	0.83
SuperPoint+SuperGlue(Ours)	86.3	86.5	86.4	0.97

2.2 算法组合匹配结果展示

部分表现较优秀的算法匹配结果如图 6 所示。从图中可以看到,面对简单的匹配任务,3种算法组合都有大量匹配得分较高的匹配对,但是相较于 ORB+GMS,SIFT+OANet 和所提模型的匹配对分布更为均匀,这表明这 2 种算法组合具有良好的特征检测能力和空间一致性。面对中等难度的图像对,也即牛只图像对中待匹配的牛只面部发生了

一定的偏转,此时 ORB+GMS 与 SIFT+OANet 的算法组合就很难从中找到足够的匹配对了,尽管如此,SIFT+OANet 还是表现出了略强于 ORB+GMS 的匹配效果,但是存在少量明显的误匹配对。而此时所提模型仍然保持着高质量的匹配,匹配点分布均匀,匹配对质量较高。面对匹配较为困难的图像对,也即宽基线图像对时,此时图像中的牛只面部发生了明显的偏转,视角变化巨大。此时,尽

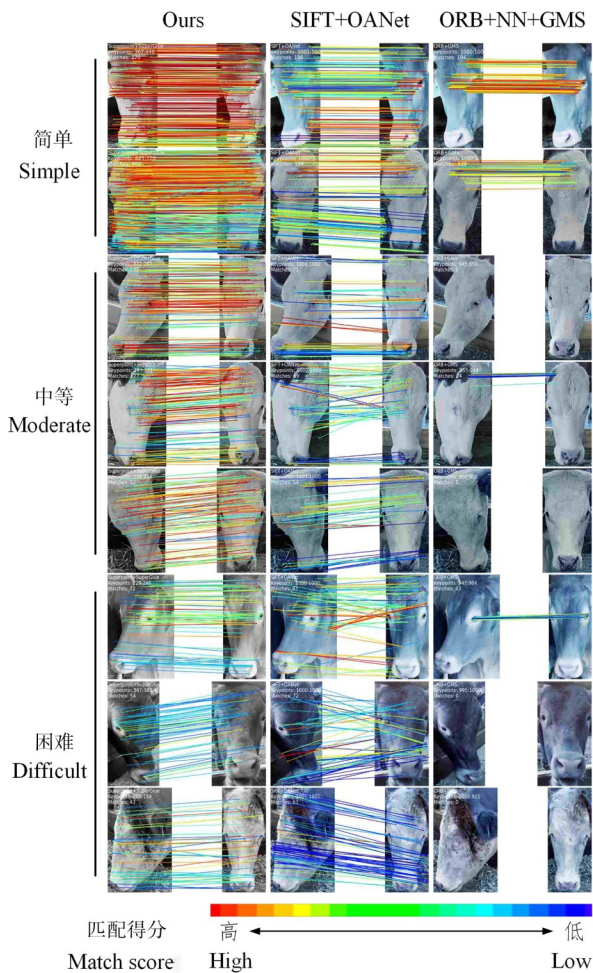


图 6 本研究算法与经典算法的部分匹配结果对比

Fig. 6 Comparison of partial matching results between the algorithm in this study and classic algorithms

管所提模型获取到的匹配对数量不可避免地有所降低,但是仍然存在着较多分布均匀的高质量匹配对,相较于ORB+GMS和SIFT+OANet算法组合的表现,所提模型表现出了较大的性能优势。

3 讨论

本研究提出了基于SuperPoint和SuperGlue的牛只面部识别方法,并通过动态阈值调整策略优化了特征提取与匹配过程。相比传统的识别方法,本研究所提模型在非标准化数据下的识别精度和适应性方面均展现了显著优势。

Qiao等^[29]提出了一种结合卷积神经网络和长短时记忆网络(Long short-term memory, LSTM)的牛只识别深度学习框架,在41头牛的516段视频上进行试验。结果表明,在15帧和20帧的视频序列中,该方法的识别准确率分别达到了88%和91%,表现出较高的识别精度。然而,由于其对视频帧时间序列的依赖,该方法在单帧图像识别任务中的适用性较为有限。此外,该框架依赖深度学习模型,数据需求和硬件成本高昂,进一步限制了其实际应用的普适性。相比之下,本研究提出的方法基于图像匹配算法,不需要模型训练,且在300头牛的数据集上测试表明,即使在单帧图像上也能实现82.8%的微平均精确率,证明本研究所提方法能够适应更广泛的应用场景,并且不受限于视频序列的时间信息。

Zhao等^[30]提出了一种基于FAST、SIFT和FLANN的视觉识别系统,在特定条件下能够达到96.72%的高识别率。然而,该方法对图像质量、拍摄角度和光照条件有较高要求,限制了其在更复杂的牛只面部识别任务中的适用性。本研究通过动态阈值调整策略,使模型能够自动适应不同的图像质量和特征分布变化。结果表明,即使在宽基线图像集上,本方法仍能保持稳定的高匹配精度,展现出更强的识别一致性和适应性。

Weng等^[31]通过构建一种新的匹配识别模型,输入不同角度的目标牛只面部数据,并结合GMS算法和随机采样一致性算法,实现了牛只个体的准确识别。Weng的方法能够一定程度上改善非标准化数据下的牛只面部识别效果,但由于其变量控制较为松散,导致不同视角数据间的融合结果存在波动,识别率为80.73%~85.56%。相比之下,本研究所提方法采用

SuperGlue的Self-attention和Cross-attention机制,在特征匹配的跨图像一致性上表现更为稳定,在空间一致性上具备优势,使得识别精度和鲁棒性均得到一定程度的提高。

综上所述,本研究提出的基于SuperPoint和SuperGlue的牛只面部识别方法在识别精度、适应性和一致性上均优于当前研究,特别是在非标准化数据集上的表现尤为突出,为精准畜牧管理提供了技术支持和实践参考。

本研究提出的牛只面部识别方法在试验中表现出良好的识别精度,但在大规模实际应用中,识别效率和鲁棒性仍可进一步优化。基于试验结果和现有研究,未来的优化策略可能包括并行处理与加速优化以及数据的噪声过滤和增强等方法。当前的SuperPoint+SuperGlue算法在NVIDIA RTX 3090 Ti GPU上的匹配时间为0.89 s,比ORB+GMS的组合稍长。为进一步加速匹配,可以引入并行计算和GPU加速优化。在实际环境中,由于采集条件可能导致图像模糊或光照不均,未来研究可以结合生成对抗网络技术生成高质量数据样本,通过数据增强提升识别模型的鲁棒性。此外,SuperGlue特征匹配网络的初始特征过滤模块也可进一步引入基于深度学习的去噪算法,过滤低质量特征点以提高匹配精度。

4 结论

本研究提出了一种基于图像匹配的宽基线牛只面部识别方法,构建了一个基于SuperPoint和SuperGlue算法的牛只面部特征提取与匹配的网络模型,在牛只面部公开数据集缺失的情况下,采集制备了一个包含300头西门塔尔肉牛的共计3900张图像的面部数据集,并利用其做了一系列对比试验。经试验验证,在宽基线数据集上,本研究所提模型相较于ORB与GMS算法组合,在精确率、召回率以及F1-Score评价指标中有23.8%、31.1%和23.7%的提升。将该模型应用于牛只面部识别可以实现匹配效果的显著提升,尤其是在牛只面部图像有大幅度的视角偏转情况下,有较大的应用价值,可以作为相关应用的技术参考。

参考文献 References

- [1] 佟彬,张立,李光鹏. 中国肉牛分子与基因修饰育种研究进展[J]. 遗传,

- 2017, 39(11):984-1015
- Tong B, Zhang Li, Li G P. Progress in molecular and genetic modification breeding of beef cattle in China[J]. *Genetics*, 2017, 39(11): 984-1015 (in Chinese)
- [2] 孙雨坤, 王玉洁, 霍鹏举, 崔梓棋, 张永根. 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 Y K, Wang Y J, Huo P J, Cui Z Q, Zhang Y G. Research progress of individual identification method of dairy cattle and its application[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2019, 24(12): 62-70 (in Chinese)
- [3] Sara J. Lupton, David J. Smith, Eric Scholljegerdes, Shanna Ivey, Wendy Young, Susan Genualdi, Lowri DeJager, Abigail Snyder, Emilio Esteban, and John J. Johnston. Plasma and skin per- and polyfluoroalkyl substance (PFAS) levels in dairy cattle with lifetime exposures to PFAS-contaminated drinking water and feed. [J]. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 2022, 70(50): 15945-15954
- [4] Zin T T; Misawa S; Pwint M Z; Thant S; Seint P T; Sumi K; Yoshida K. Cow identification system using ear tag recognition [J]. 2020 *IEEE 2nd Global Conference on Life Sciences and Technologies (LifeTech)*, 2020: 65-66
- [5] Biglari A, Tang W. A vision-based cattle recognition system using TensorFlow for livestock water intake monitoring [J]. *IEEE Sensors Letters*, 2022, 6: 1-4
- [6] Hu F, Zhou M, Qin Y L, Zhao Q, Xin Y P, Li G Q. Novel cattle farm management system based on IoT and RFID [C]. In: *International Conference on Computer Science and Management Technology (ICCSMT)*, Piscataway: IEEE Computer Society, 2022: 60-63
- [7] Simanungkalit G, Barwick J, Cowley F, Dawson B, Dobos R, Hegarty R. Use of an ear-tag accelerometer and a radio-frequency identification (RFID) system for monitoring the licking behaviour in grazing cattle[J]. *Applied Animal Behaviour Science*, 2021, 244: 105491
- [8] Williams L R, Fox D R, Bishop-Hurley G J, Swain D L. Use of radio frequency identification (RFID) technology to record grazing beef cattle water point use [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 156: 193-202
- [9] Bangiyev R, Chudaev M, Schaffner D, Goldman E. Higher concentrations of bacterial enveloped virus Phi6 can protect the virus from environmental decay [J]. *Applied and Environmental Microbiology*, 2021, 87
- [10] Aboubakr H A, Sharafeldin T A, Goyal S M. Stability of SARS-CoV-2 and other coronaviruses in the environment and on common touch surfaces and the influence of climatic conditions: A review [J]. *Transboundary and Emerging Diseases*, 2021, 68(2): 296-312
- [11] Nguyen K, Fookes C, Ross A, Sridharan S. Iris recognition with off-the-shelf CNN features: A deep learning perspective[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 18848-18855
- [12] Lee Y W, Kim K W, Hoang T, Arsalan M, Park K. Deep residual CNN-based ocular recognition based on rough pupil detection in the images by NIR camera sensor[J]. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2019, 19
- [13] Kumar S, Chaube M K, Kumar S S. Secure and sustainable framework for cattle recognition using wireless multimedia networks and machine learning techniques [J]. *IEEE Transactions on Sustainable Computing*, 2022, 7: 696-708
- [14] Achour B, Belkadi M, Filali I, Laghrouche M, Lahdir M. 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] Xu B B, Wang W S, Guo L F, Chen G P, Wang Y W, Zhang W J, Li Y F. Evaluation of deep learning for automatic multi-view face detection in cattle[J]. *Agriculture*, 2021
- [16] 吴赛赛, 吴建寨, 程国栋, 张楷, 邢丽玮, 韩书庆. 基于姿态估计的动物行为识别研究进展[J]. 中国农业大学学报, 2023, 28(6):22-35
- Wu S S, Wu J Z, Cheng G D, Zhang K, Xing L W, Han S Q. Research progress of animal behavior recognition based on posture estimation [J]. *Journal of China Agricultural University*, 2023, 28(6): 22-35 (in Chinese)
- [17] Chen X L, Yang T L, Mai K Z, Liu C X, Xiong J T, Kuang Y J, Gao Y F. Holstein cattle face re-identification unifying global and part feature deep network with attention mechanism[J]. *Animals*, 2022, 12:1047
- [18] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 27: 1615-1630
- [19] Bay H, Tuytelaars T, Van Gool L. SURF: Speeded up robust features [C]. In: Leonardis A, Bischof H, Pinz A, eds. *Computer Vision - ECCV 2006*. Berlin: Springer, 2006: 404-417
- [20] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, Bradski G. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF[C]. In: *International Conference on Computer Vision*. Piscataway: IEEE Computer Society. 2011: 2564-2571
- [21] Mur-Artal R, Montiel J M M, Tardós J D. ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2015, 31(5): 1147-1163
- [22] Mur-Artal R, Tardós J D. ORB-SLAM2: an open-source SLAM system for monocular, stereo, and RGB-D cameras[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017, 33(5): 1255-1262
- [23] 钟华民, 王伟, 张慧华. 结合ORB特征和色彩模型的视觉跟踪算法[J]. 模式识别与人工智能, 2015, 28(1):90-96
- Zhong H M, Wang W, Zhang H H. A visual tracking algorithm combining ORB features and color models[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2015, 28(1): 90-96 (in Chinese)
- [24] 郑太雄, 黄帅, 李永福, 冯明驰. 基于视觉的三维重建关键技术研究综述[J]. 自动化学报, 2020, 46(4):631-652
- Zheng T X, Huang S, Li Y F, Feng M C. Key techniques for vision based 3D reconstruction: A review [J]. *Acta Automatica Scinica*, 2020, 46(4): 631-652 (in Chinese)
- [25] 吴锐航, 李绍滋, 邹丰美. 基于SIFT特征的图像检索[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(2):478-481
- Wu R H, Li S Z, Zou F M. Image retrieval based on SIFT features[J]. *Computer Application Research*, 2008, 25(2): 478-481 (in Chinese)
- [26] Aslan M F, Durdu A, Sabanci K. Human action recognition with bag of visual words using different machine learning methods and hyperparameter optimization[J]. *Neural Computing and Applications*, 2019, 32: 8585-8597
- [27] DeTone D, Malisiewicz T, Rabinovich A. Superpoint: Self-supervised interest point detection and description [C]. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. Piscataway: IEEE Computer Society, 2018: 224-236
- [28] Sarlin P E, DeTone D, Malisiewicz T, Rabinovich A. Superglue: Learning feature matching with graph neural networks [C]. In: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE Computer Society, 2020: 4938-4947
- [29] Qiao Y L, Su D, Kong H, Sukkarieh S, Lomax S, Clark C. Individual cattle identification using a deep learning based framework [J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2019, 52(30): 318-323
- [30] Zhao K, Jin X, Ji J T, Wang J, Hao M, Zhu X F. Individual

identification of Holstein dairy cows based on detecting and matching feature points in body images[J]. *Biosystems Engineering*, 2019, 181: 128-139

matching recognition algorithm based on multi-view feature fusion[J]. *Electronics*, 2023, 12(1): 156

[31] Weng Z, Liu S Q, Zheng Z Q, Zhang Y, Gong C L. Cattle facial

责任编辑: 秦梅



第一作者简介: 翁智, 博士, 教授, 内蒙古大学电子信息工程学院副院长, 中国图象图形学会理事, 内蒙古自治区科技专家库2021年首批入库专家。主持国家自然科学基金项目1项, 内蒙古自治区关键技术攻关计划项目2项, 内蒙古自治区高等学校青年科技英才支持计划项目1项, 内蒙古自然科学基金项目1项, 内蒙古自治区高等学校科学研究项目1项, 企业委托横向项目1项, 参与国家自然科学基金项目3项。发表学术论文39篇, 其中SCI检索23篇, 中科院一区TOP2篇, EI检索11篇, CPCI-S检索3篇, CSCD收录2篇, 出版教材4部。授权发明专利7项, 实用新型专利15项, 软件著作权11项。



通讯作者简介: 郑志强, 博士, 内蒙古大学, 电子信息工程学院, 副教授。主持或参与国家基金项目1项、中国自然资源部项目2项、内蒙古自治区关键技术攻关计划项目1项, 内蒙古自然科学基金项目2项, 教育厅科研项目1项, 横向项目2项。发表学术论文15篇, 其中SCI检索8篇, EI检索5篇, CSCD收录2篇。授权国家发明专利2项, 实用新型专利3项, 软件著作权4项。