

奶牛脸部及关键点检测数据集

www.sciengine.com/CSD

ISSN 2096-2223

CN 11-6035/N

侯现坤¹, 黄小平^{1*}, 黄飞¹, 豆子豪¹, 郑寰宇¹, 王晨洋¹,

冯涛¹, 刘梦艺¹



文献 CSTR:

32001.14.11-6035.csd.2024.0129.zh



文献 DOI:

10.11922/11-6035.csd.2024.0129.zh

数据 DOI:

10.57760/sciencedb.08745

文献分类: 信息科学

收稿日期: 2024-05-23

开放同评: 2024-07-09

录用日期: 2024-09-11

发表日期: 2024-09-29

1. 安徽大学互联网学院, 农业生态大数据分析与应用技术国家地方联合工程研究中心, 合肥 230039

摘要: 奶牛脸部及关键点检测可以帮助牧场构建识别系统以及对牛脸进行姿态估计, 帮助牧场智能化升级。基于深度学习的奶牛脸部及关键点检测模型需要数据集进行训练, 以提高模型的准确性和鲁棒性。因此, 在自然条件拍摄的奶牛脸部数据集, 对于奶牛脸部及关键点检测模型训练, 实现牛脸识别系统搭建以及牛脸姿态估计至关重要。本数据集包含了不同角度、不同光照、不同数量等复杂环境下的奶牛脸部的图像, 共 2538 张图像。使用 Labelme 软件对奶牛脸部以及左右眼睛中心、鼻子中间、左右嘴角 5 个关键点进行标注, 得到 2538 个 json 标注文件。并将标注的 COCO (json) 格式文件转为 YOLO (txt) 格式文件, 把图片以及对应的 txt 格式标签按照 4:1 的比例划分训练集和测试集, 用于训练 YOLOv5-Pose、YOLOv7-Pose、YOLOv8-Pose 等关键点检测模型。实验表明, 本数据集在奶牛脸部及关键点检测模型上表现良好, 为奶牛脸部及关键点检测等方向上的研究和应用提供了有价值的图像数据资源。

关键词: 奶牛; 深度学习; 牛脸检测; 关键点检测

数据库(集)基本信息简介

数据库(集)名称	奶牛脸部及关键点检测数据集
数据通信作者	黄小平 (hxp@ustc.edu.cn)
数据作者	侯现坤, 黄小平, 黄飞, 豆子豪, 郑寰宇, 王晨洋, 冯涛, 刘梦艺
数据时间范围	2023 年 8 月至 2023 年 9 月
地理区域	安徽六安、江苏淮安
数据量	2.62 GB
数据格式	*.jpg, *.txt
数据服务系统网址	https://doi.org/10.57760/sciencedb.08745
基金项目	安徽省科技厅自然科学基金项目 (2308085MC103); 安徽省教育厅自然科学基金重点项目 (KJ2021A0024); 安徽省高等学校自然科学基金 (2023AH050082)
数据库(集)组成	本数据集图像由奶牛脸部图片和标签组成, 共 2538 幅图像, 2538 个 txt 标签。

* 论文通信作者

黄小平: hxp@ustc.edu.cn

引言

随着奶牛集约化养殖的快速发展和存栏规模的不断提高，如何提升牛场管理、优化牛乳质量和关心动物福利成为重要议题。在这一背景下，牛场机械化、信息化和智能化技术的应用逐渐普及^[1-3]，奶牛脸部及关键点检测成为智能化养殖的关键^[4]。牛脸部检测能够帮助搭建牛脸识别系统，实现精细化管理，应用于政策性保险中，有效防范“骗保”行为，并为养殖场提供活体贷款服务^[5]。牛脸面部检测确定牛脸位置，牛脸关键点检测识别和标记出牛脸的核心关键点，例如左右眼睛、鼻子、左右嘴角等部位，可以对牛脸进行姿态估计判断奶牛是否抬头低头等，结合牛脸部检测框中心点位置可以对奶牛采食行为进行分析。奶牛脸部及关键点检测可以帮助实现牛脸识别、牛脸对齐、头部动作检测与行为识别等^[6]。因此，奶牛脸部及关键点检测对于现代畜牧业的发展具有十分重要的意义。

传统的奶牛检测方法使用集成传感器设备给动物标号，如电子耳标，但是随着时间延长，传感器设备容易出现脱落，电池老化等问题^[7]，会造成目标信息的丢失，且长时间佩戴传感器设备会导致奶牛感染或患上某种疾病，不利于提升动物福利。而计算机视觉是一种无创伤的视觉检测方法，通过获取图像的纹理特征，如方向梯度直方图（histogram of oriented gradient, HOG）^[8]、局部二值模式（Local Binary Pattern, LBP）^[9]、尺度不变性特征转换（scale invariant feature transform, SIFT）^[10]，再通过机器学习算法学习其特征规律对图片进行检测^[11]。蔡聘^[12]通过自适应级联检测器定位牛脸颊轮廓关键点位置，使用局部二值、监督式梯度下降、主动外观统计迭代模型提取牛脸轮廓的关键点。但是计算机视觉进行目标检测和关键点检测，取决于特征提取是否充分，且在复杂场景下效果可能欠佳。

随着深度学习的不断发展，机器自动学习图像特征，不需要手动设计特征提取算法，有着很强的表达能力，可以学习复杂的非线性关系^[13]。数据集是深度学习模型的基础，可以帮助模型训练和优化参数，直接影响模型的性能和准确度。现阶段对于实际复杂环境下奶牛脸部及关键点检测数据集还十分缺乏。本数据集旨在填补奶牛脸部及关键点检测领域缺乏的公开数据集，构建了一个多场景、多条件的牛脸数据集。本数据集包括单个牛只、多个牛只、不同光照条件（从明亮到昏暗），以及存在遮挡和图像模糊等挑战性场景。通过这个数据集，希望能够帮助奶牛脸部及关键点检测相关算法在更加复杂的现实环境中应用和发展。

1 数据采集和处理方法

1.1 数据采集方法

本数据集在 2023 年 8 月拍摄于安徽省六安市的华好生态养殖有限公司和江苏省淮安市的盱眙卫岗牧业有限公司。在牧场工作人员的协助下，本团队人员使用手机从多个角度和不同的环境条件下，共拍摄了 84 头青年期和泌乳期的奶牛视频，包括处于不同的光照强度（弱光和强光），单个个体以及多个个体，遮挡和模糊等情况下拍摄荷斯坦奶牛的面部视频。视频拍摄分辨率为 1920×1080 像素，并以 MP4 格式保存。

在采集过程中，特别注意从多角度，不同环境下捕获包含奶牛面部的视频，并确保数据集的复杂及图像质量。之后，将视频每隔 3 帧保存一张图片，并经过人工剔除过度重复的图片，尽量确保

数据集的多样性。这些图像以 JPG 格式保存，用于实现复杂场景下高精度的牛脸目标检测和关键点检测。

1.2 数据预处理

1.2.1 数据预处理

为了对 YOLOv5-Pose, YOLOv7-Pose 和 YOLOv8-Pose 进行训练，把 Labelme 软件标注的 json 格式文件转为 txt 格式文件。数据集中的图片以及其对应的标注文件按照 4: 1 的比例划分，分为 2031 张训练集图片和 507 张测试集图片。

在进行目标检测之前，利用 python 脚本对图像进行了一系列预处理步骤以优化训练效果。首先，对每幅图像进行等比例缩放并居中对齐，对不足部分进行填充，以确保格式统一。接着进行 RGB 色彩空间转换，并将这些通道的数据归一化至 0 至 1 的范围。最后，调整图像数据的维度顺序至通道、高度、宽度 (C, H, W)，并加入批次维度，从而将数据结构转换为 B, C, H, W 的格式，输入图像大小为 640×640 像素。

1.2.2 数据标注

通过人工标注的方法定义了图像中的奶牛脸部目标识别区域，在这一阶段，主要使用 Labelme 软件来进行图像标注。在本数据集中，对荷斯坦奶牛的面部及关键点如牛的左眼睛、右眼睛、左嘴角、右嘴角和鼻子中间，标注类别如表 1 所示。同时，为对牛脸部进行目标检测，使用矩形框来标注奶牛面部区域，牛脸面部的标注类别为 0，标签为 face。标注的示例参见图 1。

表 1 牛脸关键点标注类别

Table 1 Keypoint annotation categories for cow faces

序号	关键点	标注名称
1	左眼睛	left_eye
2	右眼睛	right_eye
3	鼻子中间	center_nose
4	左嘴巴	left_mouth
5	右嘴巴	right_mouth



图 1 标注的数据集

Figure 1 Annotated dataset

2 数据样本描述

2.1 数据集文件结构

本数据集主文件夹名为“奶牛脸部及关键点检测数据集”，其中奶牛脸部图像存储在 `images` 文件夹中，每张图片对应的 yolo 格式数据标注文件存储在 `labels` 文件夹中。训练集的图片在 `images` 子文件夹的 `train` 文件夹中包含 2031 张图片，测试集的图片在 `images` 子文件夹的 `val` 文件夹中包含 507 张图片；训练集的标签放在 `labels` 子文件夹的 `train` 文件夹中包含 2031 个 txt 格式的标注文件，测试集的标签放在 `labels` 子文件夹的 `val` 文件夹中包含 507 个 txt 格式的标注文件，如图 2 所示。



图 2 数据集文件组织形式

Figure 2 Dataset file structure

2.2 图像数据样本

本数据图像由奶牛脸部图像组成，在牛场的实际饲养环境下，通过手机主要拍摄自然状态下荷斯坦奶牛采食行为的视频，视频每帧包含 1–7 头牛不等，采集视频的分辨率为 1920×1080 像素，存储格式为 MP4。通过编写脚本代码将视频转为帧图片，照片格式为 jpg。数据集包含不同光照条件、不同遮挡情况、不同模糊程度、不同角度以及翻转、噪声、单头和多头等不同情况下的荷斯坦奶牛面部图像，如图 3 所示，以充分模拟牛场的复杂环境，从而帮助提高模型的鲁棒性。

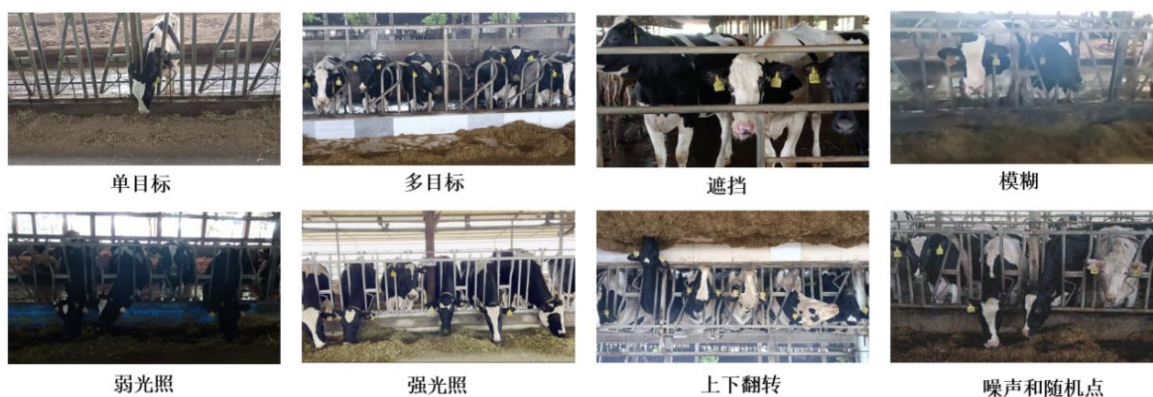


图 3 数据集样本

Figure 3 Sample from the dataset

3 数据质量控制和评估

本数据集中的奶牛脸部图像数据使用手机在养殖场实地拍摄所得，后期对图像进行人工筛选，剔除不符合要求的图片，保证本数据集中牛脸图像数据的质量和可靠性。在图像中的目标位置和关键点信息均为人工标注的结果。

为验证数据的有效性，本文选用以 YOLOv7w6-Pose^[14]、YOLOv5s6-Pose^[15]、YOLOv8n-Pose^[16]和 YOLOv8l-Pose 为代表的端到端的目标检测和关键点检测模型，进行质量评估。随机选取 80% 牛脸样本图像作为训练集导入模型训练，其余图像作为测试集用以验证。

目标检测评价指标采用平均检测精度 mAP（Mean Average Precision）、精准度（Precision）和召回率（Recall）^[17]。精确度表示预测结果为正样本中正样本的比例，召回率表示预测结果所有正样本中预测正确的比例，计算公式如下。

$$Precision = \frac{T_p}{T_p + F_p} \times 100\% \quad (1)$$

$$Recall = \frac{T_p}{T_p + F_N} \times 100\% \quad (2)$$

T_p 代表预测结果为正样本，实际也为正样本，代表真阳性； F_p 代表预测结果为正样本，实际为负样本，代表假阳性； F_N 代表预测结果为负样本，实际为正样本，代表假阴性。

平均精度（Average Precision, AP）计算公式如式（3）所示。式中 r 为积分变量，是对召回率与精确度乘积的积分。AP 为 PR（Average Precision, AP）曲线与坐标轴围成的面积，取值在 0–1 之间。mAP@0.5 表示使用 0.5 作为 IOU（Intersection over Union）阈值时平均精度的均值，mAP@0.5:0.95 表示 IOU（Intersection over Union）阈值从 0.5 到 0.95 之间，步长为 0.05 时平均精度的均值，计算公式如下：

$$AP = \int_0^1 P(r) dr \quad (3)$$

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n AP(i) \quad (4)$$

关键点性能检测采用平均精度（Average Precision, AP）、平均召回率（Average Recall, AR）等关键点检测模型中常用的评价指标进行衡量。OKS 代表关键点预测值与真实值的相似度，类似于目标检测的 IOU，AP⁵⁰ 是当 OKS 阈值设置为 0.5 时的平均精度，AR⁵⁰ 是当 OKS 阈值设置为 0.5 时的平均召回率。计算 OKS 时要首先提取关键点预测值与真实值间的特征向量，然后使用欧氏距离来计算两个特征向量的相似度，基于这种相似度计算，可以进行关键点的匹配和识别。OKS^[18] 的计算公式为：

$$OKS_p = \frac{\sum_i \exp\left\{\frac{-d_{pi}^2}{2s_p^2\sigma_i^2}\right\} \delta(v_{pi} > 0)}{\sum_i \delta(v_{pi} > 0)} \quad (5)$$

式中 OKS_p 表示第 p 个目标的 OKS， p_i 为第 p 个目标的第 i 个关键点， d_{pi} 代表关键点预测与真实值间的欧氏距离， v_{pi} 表示关键点的可见性， s_p 为目标边界框的面积， σ_i 为第 i 个关键点标注值和实际值间的标准偏差。

数据集训练的检测模型量化结果如表 2 和表 3 所示，可视化结果如图 4 所示。对比牛脸检测的结果可知，YOLOv7w6-Pose，YOLOv5s6-Pose，YOLOv8n-Pose 和 YOLOv8l-Pose 四个模型的 P、R、

mAP@0.5 较为接近，且都接近于 1。这表明本数据集训练出的不同检测模型在牛脸面部检测效果上均能表现出优异的检测性能。并且四个模型的 AP^{50} 分别为 88.0%、89.8%、83.0%、89.5%， AR^{50} 分别为 91.2%、94.0%、88.0%、93.3%，说明本数据集训练出的模型在关键点检测上也表现理想。通过在实际牧场中进行应用评估，可以准确实现牛脸面部和关键点检测，满足实际农业养殖环境下对奶牛脸部及关键点检测算法研究和应用的需求。

表 2 数据集的目标检测模型训练与验证性能定量分析

Table 2 Quantitative analysis of the training and validation performance for object detection models in the dataset

模型	Precision/%	Recall/%	mAP@0.5/%	mAP@0.5:0.95/%
YOLOv5s6-Pose	99.3	99.8	99.7	84.7
YOLOv7w6-Pose	99.2	99.9	99.8	86.0
YOLOv8n-Pose	99.8	99.9	99.5	87.2
YOLOv8l-Pose	99.8	100.0	99.5	87.0

表 3 数据集的关键点检测模型训练与验证性能定量分析

Table 3 Quantitative analysis of the training and validation performance for keypoint detection models in the dataset

模型	模型大小/MB	$AP^{50}/\%$	$AR^{50}/\%$
YOLOv5s6-Pose	30.4	88.0	91.2
YOLOv7w6-Pose	160.6	89.8	94.0
YOLOv8n-Pose	6.5	83.0	88.0
YOLOv8l-Pose	89.4	89.5	93.3

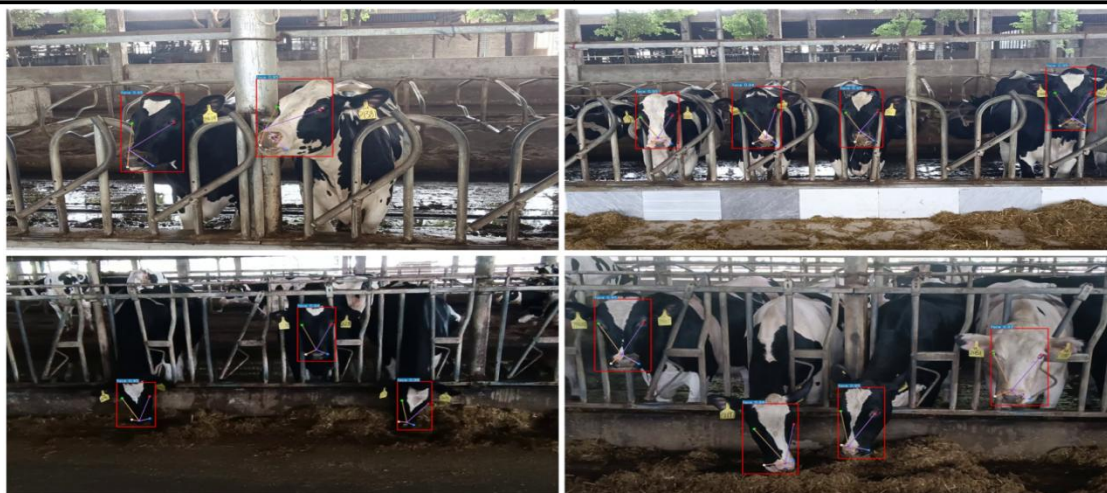


图 4 牛脸检测可视化结果

Figure 4 Visualization results of cow faces detection

4 数据使用方法和建议

本数据集的 RGB 图像，在下载后可以直接在 Python 的图形库和计算机视觉库等模块读取和使用，数据集图像可以根据需要划分数据集，再用于深度学习模型中。

致谢

感谢安徽省六安市的华好生态养殖有限公司和江苏省淮安市的盱眙卫岗牧业有限公司提供拍摄基地。

数据作者分工职责

侯现坤, 男, 硕士, 研究方向是计算机视觉。主要承担工作: 提出数据采集与处理方法。

黄小平, 男, 博士, 研究方向是计算机视觉。主要承担工作: 图像数据集结构设计、标注。

黄飞, 男, 学士, 研究方向是网络空间安全。主要承担工作: 图像数据的标注。

郑寰宇, 男, 学士, 研究方向是网络空间安全。主要承担工作: 图像拍摄与校对。

豆子豪, 男, 硕士, 研究方向是计算机视觉。主要承担工作: 图像拍摄与校对。

王晨洋, 男, 硕士, 研究方向是计算机视觉。主要承担工作: 图像拍摄与校对。

冯涛, 男, 硕士, 研究方向是计算机视觉。主要承担工作: 图像拍摄与校对。

刘梦艺, 女, 学士, 研究方向是网络空间安全。主要承担工作: 图像拍摄与校对。

参考文献

- [1] 刘美辰, 薛河儒, 刘江平, 等. 牛奶蛋白质含量的 SSA-SVM 高光谱预测模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(5): 1601–1606. DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2022)05-1601-06. [LIU M C, XUE H R, LIU J P, et al. Hyperspectral analysis of milk protein content using SVM optimized by sparrow search algorithm[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(5): 1601–1606. DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2022)05-1601-06.]
- [2] 刘世锋, 常蕊, 李斌, 等. 基于脸部 RGB-D 图像的牛只个体识别方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(S1):260–266. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.S1.028. [LIU S F, CHANG R, LI B, et al. Individual identification of cattle based on RGB-D images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(S1):260–266. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.S1.028.]
- [3] 黄小平, 冯涛, 郭阳阳, 等. 基于改进 YOLO v5s 的轻量级奶牛体况评分方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(6): 287–296. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2023.06.030. [HUANG X P, FENG T, GUO Y Y, et al. Lightweight dairy cow body condition scoring method based on improved YOLO v5s [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 287–296. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2023.06.030.]
- [4] XU B B, WANG W S, GUO L F, et al. CattleFaceNet: a cattle face identification approach based on RetinaFace and ArcFace loss[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 193: 106675. DOI: 10.1016/j.compag.2021.106675.
- [5] 齐咏生, 焦杰, 鲍腾飞, 等. 基于自适应注意力机制的复杂场景下牛脸检测算法[J]. 农业工程学报, 2023, 39(14): 173–183. DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.202304218. [QI Y S, JIAO J, BAO T F, et al. Cattle face detection algorithm in complex scenes using adaptive attention mechanism[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(14): 173–183. DOI: 10.1

1975/j.issn.1002-6819.202304218.]

- [6] 黄小平, 侯现坤, 郭阳阳, 等. 基于改进 YOLOv7-Pose 的牛脸关键点检测与姿态识别方法[J/OL]. 农业机械学报, 1–13, [2024-09-25]. [HUANG XIAOPING, HOU XIANKUN, GUO YANGYANG, et al. Cow Face Keypoint Detection and Pose Recognition Based On Improved YOLOv7-Pose[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 1–13, [2024-09-25]]
- [7] 郭阳阳, 洪文浩, 丁屹, 等. 基于坐标注意力机制和 YOLO v5s 模型的山羊脸部检测方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(7): 313–321. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2023.07.031. [GUO Y Y, HONG W H, DING Y, et al. Goat face detection method by combining coordinate attention mechanism and YOLO v5s model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 313–321. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2023.07.031.]
- [8] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]. 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05). San Diego, CA, USA. IEEE, 2005: 886–893. DOI: 10.1109/CVPR.2005.177.
- [9] WANG Z G, ZHAN J, DUAN C G, et al. Vehicle detection in severe weather based on pseudo-visual search and HOG - LBP feature fusion[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, 2022, 236(7): 1607–1618. DOI: 10.1177/09544070211036311.
- [10] 夏晓华, 赵倩, 向华涛, 等. 多聚焦图像离焦模糊区域的 SIFT 特征提取[J]. 光学 精密工程, 2023, 31(24): 3630–3639. DOI: 10.37188/OPE.20233124.3630. [XIA X H, ZHAO Q, XIANG H T, et al. SIFT feature extraction method for the defocused blurred area of multi-focus images[J]. Optics and Precision Engineering, 2023, 31(24): 3630–3639. DOI: 10.37188/OPE.20233124.3630.]
- [11] FENG T, GUO Y Y, HUANG X P, et al. Cattle target segmentation method in multi-scenes using improved DeepLabV³⁺ method[J]. Animals: an Open Access Journal from MDPI, 2023, 13(15): 2521. DOI: 10.3390/ani13152521.
- [12] 蔡骋, 宋肖肖, 何进荣. 基于计算机视觉的牛脸轮廓提取算法及实现[J]. 农业工程学报, 2017, 33(11): 171–177. DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2017.11.022. [CAI C, SONG X X, HE J R. Algorithm and realization for cattle face contour extraction based on computer vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(11): 171–177. DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2017.11.022.]
- [13] FENG T, GUO Y Y, HUANG X P, et al. A method of body condition scoring for dairy cows based on lightweight convolution neural network[J]. Journal of the ASABE, 2024, 67(2): 409–420. DOI: 10.13031/ja.15696.
- [14] MAJI D, NAGORI S, MATHEW M, et al. YOLO-pose: enhancing YOLO for multi person pose estimation using object keypoint similarity loss[C]. 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). New Orleans, LA, USA. IEEE, 2022: 2636–2645. DOI: 10.1109/CVPRW56347.2022.00297.
- [15] DONG C, TANG Y, ZHANG L. MDA-YOLO Person: a 2D human pose estimation model based on YOLO detection framework[J]. Cluster Computing, 2024: 1–18. DOI:10.1007/s10586-024-04608-y.
- [16] 刘莫尘, 褚镇源, 崔明诗, 等. 基于改进 YOLO v8-Pose 的红熟期草莓识别和果柄检测[J]. 农业机械学报, 2023, 54(S2): 244–251. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2023.S2.029. [LIU M C, CHU Z Y, CUI

M S, et al. Red ripe strawberry recognition and stem detection based on improved YOLO v8-pose[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(S2): 244–251. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2023.S2.029.]

[17] HUANG X P, HU Z L, QIAO Y L, et al. Deep learning-based cow tail detection and tracking for precision livestock farming[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2023, 28(3): 1213–1221. DOI: 10.1109/TMECH.2022.3175377.

[18] WU C Y, WEI X, LI S H, et al. MSTPose: learning-enriched visual information with multi-scale transformers for human pose estimation[J]. Electronics, 2023, 12(15): 3244. DOI: 10.3390/electronics12153244.

论文引用格式

侯现坤, 黄小平, 黄飞, 等. 奶牛脸部及关键点检测数据集[J/OL]. 中国科学数据, 2025, 10(1). (2024-09-29). DOI:10.11922/11-6035.csd.2024.0129.zh.

数据引用格式

侯现坤, 黄小平, 黄飞, 等. 奶牛脸部及关键点检测数据集[DS/OL]. V2. Science Data Bank, 2024. (2024-08-23). DOI:10.57760/sciencedb.08745.

A dataset of cow face and keypoint detection

**HOU Xiankun¹, HUANG Xiaoping^{1*}, HUANG Fei¹, DOU Zihao¹, ZHENG Huanyu¹,
WANG Chenyang¹, FENG Tao¹, LIU Mengyi¹**

1. National Engineering Research Center for Agro-Ecological Big Data Analysis & Application, School of Internet, Anhui University, Hefei 230039, P.R. China

*Email: hxping@mail.ustc.edu.cn

Abstract: Cow face and keypoint detection can assist farms in building recognition systems and estimating cow face poses, facilitating the intelligent upgrade of farms. A deep learning-based model for cow face and keypoint detection requires a dataset for training to improve the model's accuracy and robustness. Therefore, a dataset of cow faces captured under natural conditions is crucial for training cow face and keypoint detection models, which are essential for building cow face recognition systems and estimating cow face poses. This dataset contains 2,538 images of cow faces captured under various lighting conditions, including different angles, lighting, and cow numbers. Labelme software was used to annotate the cow faces and five key points: the centers of the left and right eyes, the middle of the nose, and the left and right corners of the mouth, resulting in 2,538 json annotation files. The annotated COCO (json) format files were then converted to YOLO (txt) format files. The images and corresponding txt format labels were divided into training and test sets in a 4:1 ratio. These datasets were used to train keypoint detection models such as YOLOv5-Pose, YOLOv7-Pose, and YOLOv8-Pose. Experiments have shown that this dataset performs well in cow face and keypoint detection models, providing valuable image data resources for research and

applications in cow face and keypoint detection.

Keywords: cow; deep learning; cow face detection; keypoint detection

Dataset Profile

Title	A dataset of cow face and keypoint detection
Data corresponding author	HUANG Xiaoping(hxping@mail.ustc.edu.cn)
Data authors	HOU Xiankun, HUANG Xiaoping, HUANG Fei, DOU Zihao, ZHENG Huanyu, WANG Chenyang, FENG Tao, LIU Mengyi
Time range	August, 2023–September, 2023
Geographical scope	Liuan City, Anhui Province; Huaian City, Jiangsu Province
Data volume	2.62 GB
Data format	*.jpg, *.txt
Data service system	< https://doi.org/10.57760/sciencedb.08745 >
Sources of funding	The Natural science Foundation project of Anhui Science and Technology Department (2308085MC103); the Natural Science Foundation of Education Department of Anhui Province (KJ2021A0024); the Natural Science Foundation of Anhui Higher Education Institutions of China (2023AH050082).
Dataset composition	This dataset consists of 2,538 images of cow faces and 2,538 corresponding text labels.