



香港城市大學
City University of Hong Kong

深度学习在智慧养猪中的应用

黄恩待 博士
香港城市大学 计算机科学学院

目录

1. 自我介绍

2. 学术报告：深度学习在智慧养猪的应用

3. 小结

4. 未来计划

1. 自我介绍

教育背景



香港城市大學
City University of Hong Kong

香港城市大学 计算机科学 博士 2018-2023

研究方向：深度学习与计算机视觉在遮挡场景下猪仔的检测

交叉学科：计算机科学与智慧农业的结合

两位导师：计算机学院(徐伟涛博士) 与 动物医学及生命科学院(刘凯博士)



浙江大学 农业工程 学士 2014-2018

研究方向：农业机器人、农业大数据、智能装备

三位导师：应义斌教授、林涛研究员(青年千人)、叶尊忠副教授

工作经历



香港城市大學
City University of Hong Kong

科研助理 香港城市大学 2021-至今

香港渔护署 (AFCD) 香港野鸽避孕药计划的统计建模与预测



香港城市大學
City University of Hong Kong

教学助理 香港城市大学 2018-2022

GE2340 人工智能, CS2115 计算机组成, CS3334 数据结构,
CS6491 计算机科学中的优化与应用

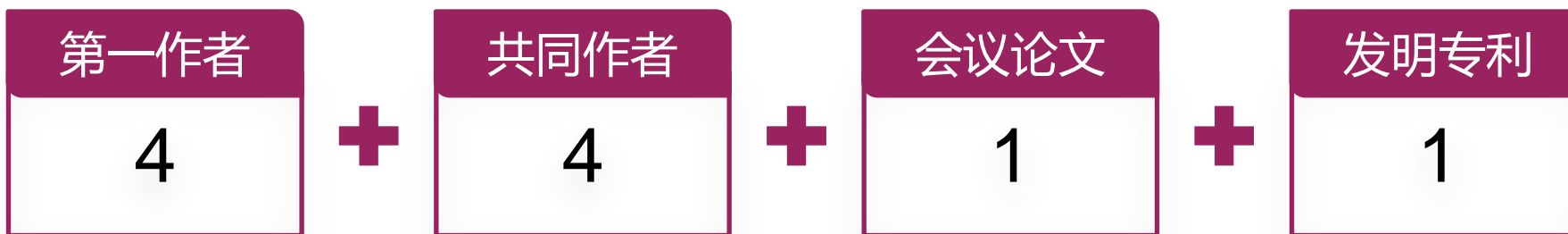


Tencent 腾讯

机器学习中心员工 腾讯 2018.08-2018.10

图论、社交网络分析

成果与荣誉



- **[中科院1区, 影响因子16.8]** Multi-objective optimization for sustainable renewable jet fuel production: A case study of corn stover based supply chain system in Midwestern US. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* (2019)
Endai Huang¹, Xiaolei Zhang¹, Luis Rodriguez, Madhu Khanna, Sierk de Jong, K.C. Ting, Yibin Ying, Tao Lin*
- **[中科院1区, 影响因子8.3]** Center clustering network improves piglet counting under occlusion. *Computers and Electronics in Agriculture* (2021).
Endai Huang, Axiu Mao, Haiming Gan, Maria C. Ceballos, Thomas D. Parsons, Yueju Xue, Kai Liu*
- **[中科院1区, 影响因子8.3]** A Semi-Supervised Generative Adversarial Network for Amodal Instance Segmentation of Piglets in Farrowing Pens. *Computers and Electronics in Agriculture* (2023).
Endai Huang, Zheng He, Axiu Mao, Maria C. Ceballos, Thomas D. Parsons, Kai Liu*
- **[中科院1区, 影响因子8.3]** Occlusion-Resistant Instance Segmentation of Piglets in Farrowing Pens Using Center Clustering Network. *Computers and Electronics in Agriculture* (2023).
Endai Huang, Axiu Mao, Junhui Hou, Yongjian Wu, Weitao Xu, Maria C. Ceballos, Thomas D. Parsons, Kai Liu*

成果与荣誉



HK Tech 300种子基金项目



累计项目资助

30万港币



2021AOC 学生展示竞赛 第2名

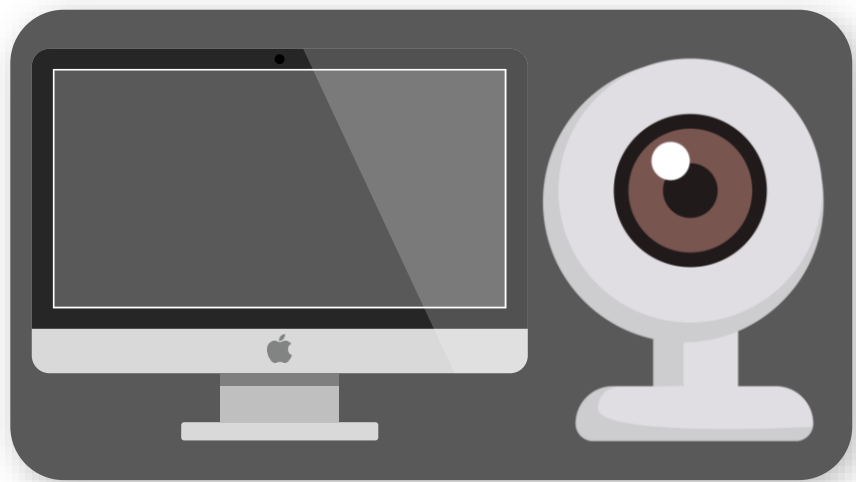


2022第8届中国国际“互联网+”大学生创新创业大赛 银奖

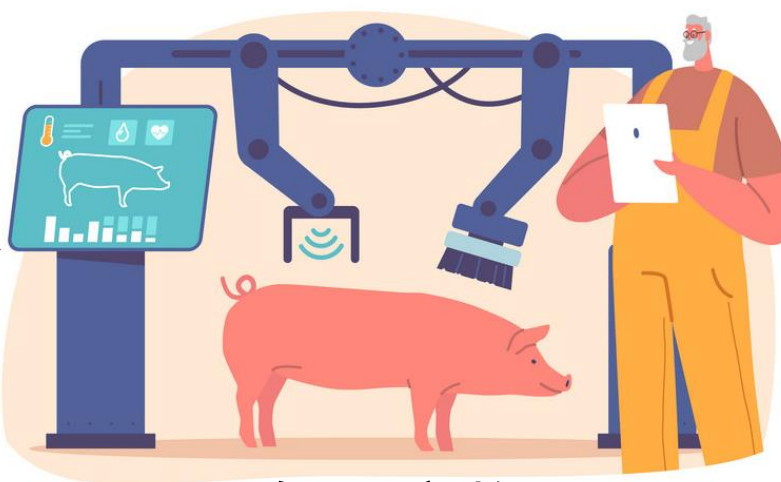


2. 学术报告: 深度学习在智慧养猪的应用

1. 研究背景



计算机视觉



智慧畜牧



低成本



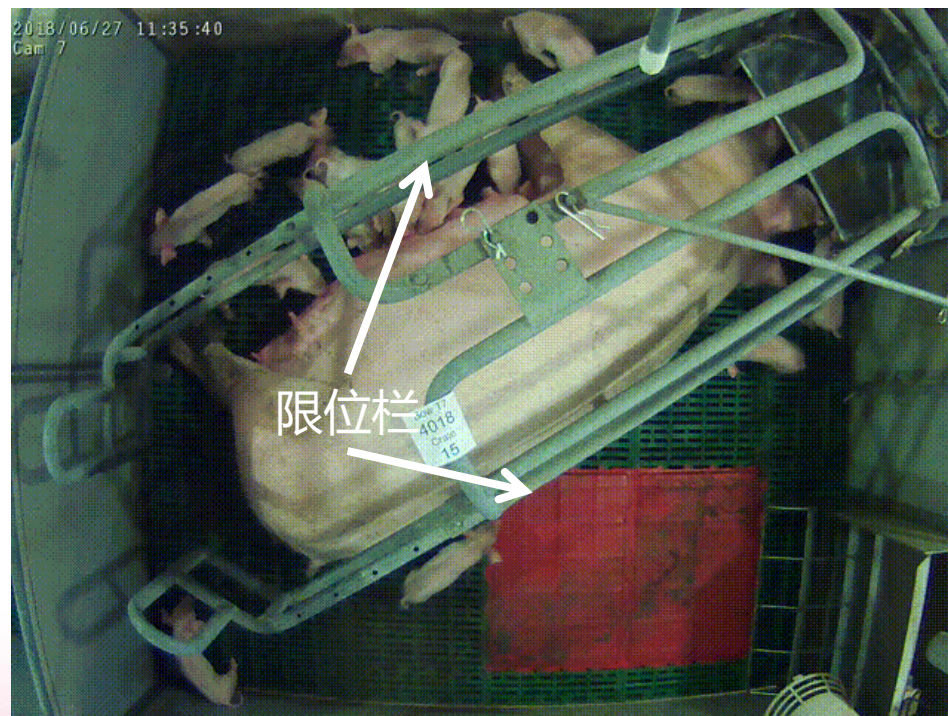
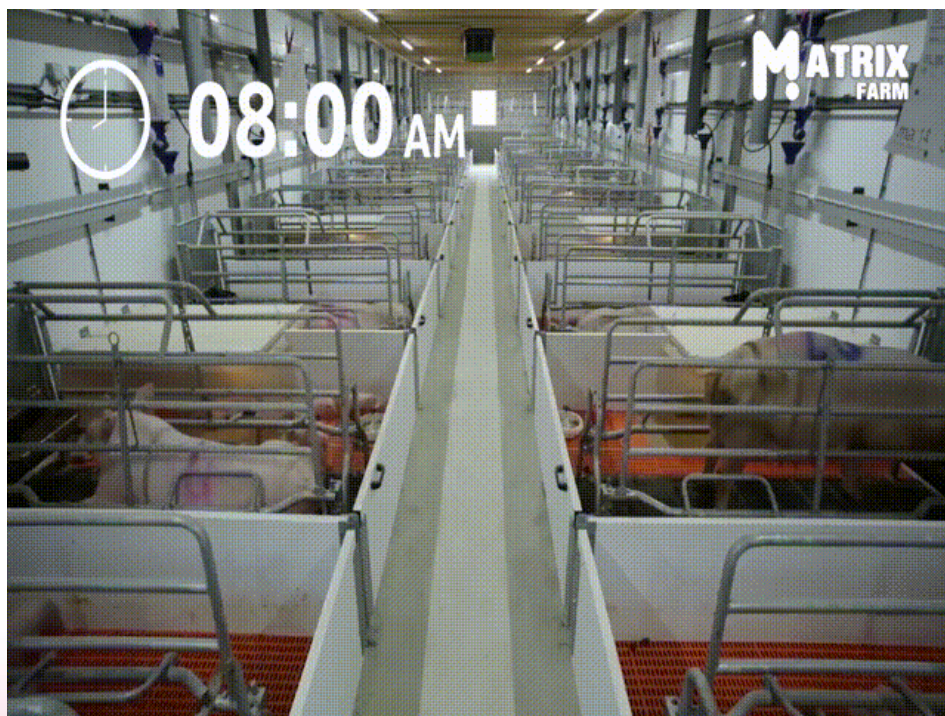
非接触式



24小时工作

1. 研究背景

- 限位栏：限制母猪活动范围，保护猪仔避免被压死
- 限位栏的遮挡限制了计算机视觉的应用^[1]

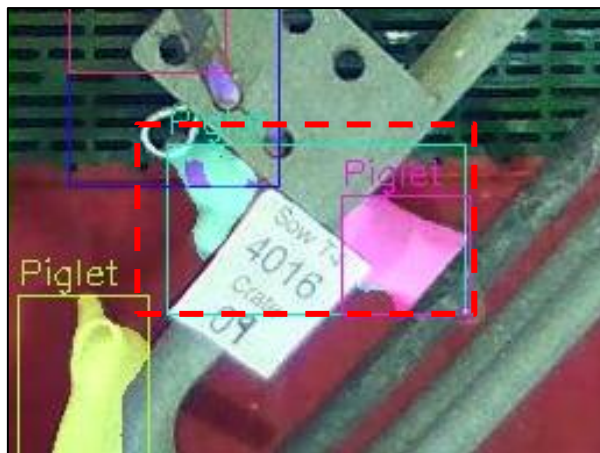


真实场景中限位栏的遮挡

[1] Huang et al. (2021). Capacity Limit of Deep Learning Methods on Scenarios of Pigs in Farrowing Pen under Occlusion.

1. 研究背景

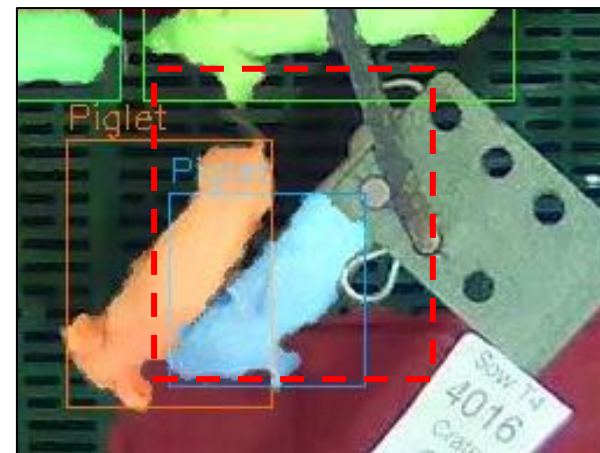
- 限位栏：限制母猪活动范围，保护猪仔避免被压死
- 限位栏的遮挡限制了计算机视觉的应用^[1]
- 造成算法失效^[2]



多重检测



错误分配



检测不完整

[1] Huang et al. (2021). Capacity Limit of Deep Learning Methods on Scenarios of Pigs in Farrowing Pen under Occlusion.

[2] Huang et al. (2023). Occlusion-Resistant instance segmentation of piglets in farrowing pens using center clustering network.

1. 研究背景

🔍 Q1: 如何在遮挡场景下检测动物?

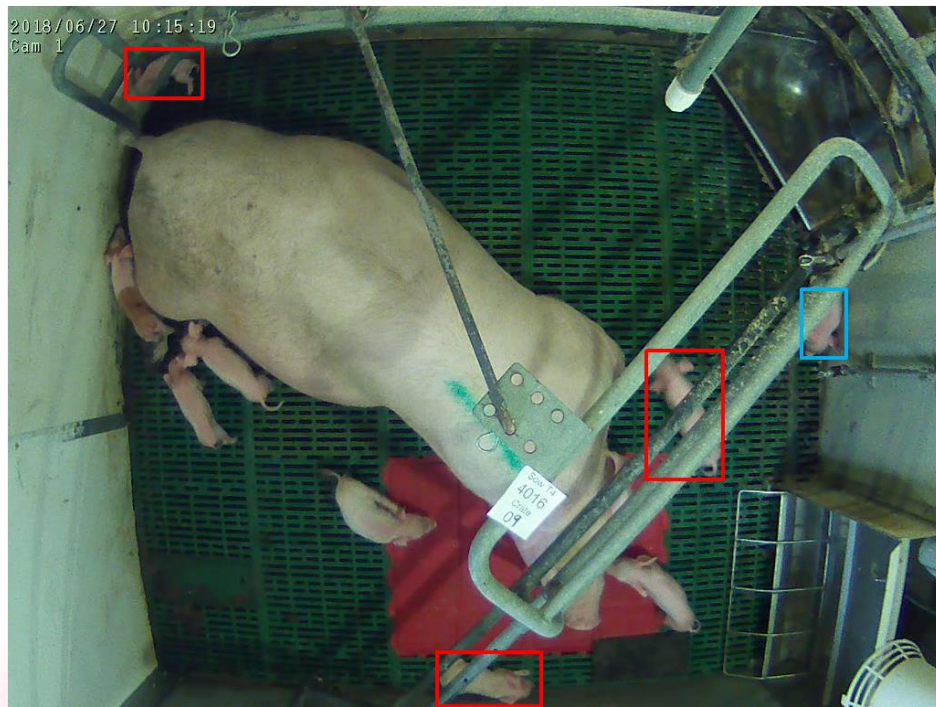
🔍 Q2: 如何在遮挡场景下表征动物?

🔍 Q3: 如何预测动物被遮挡的部分?



2. 遮挡下的检测

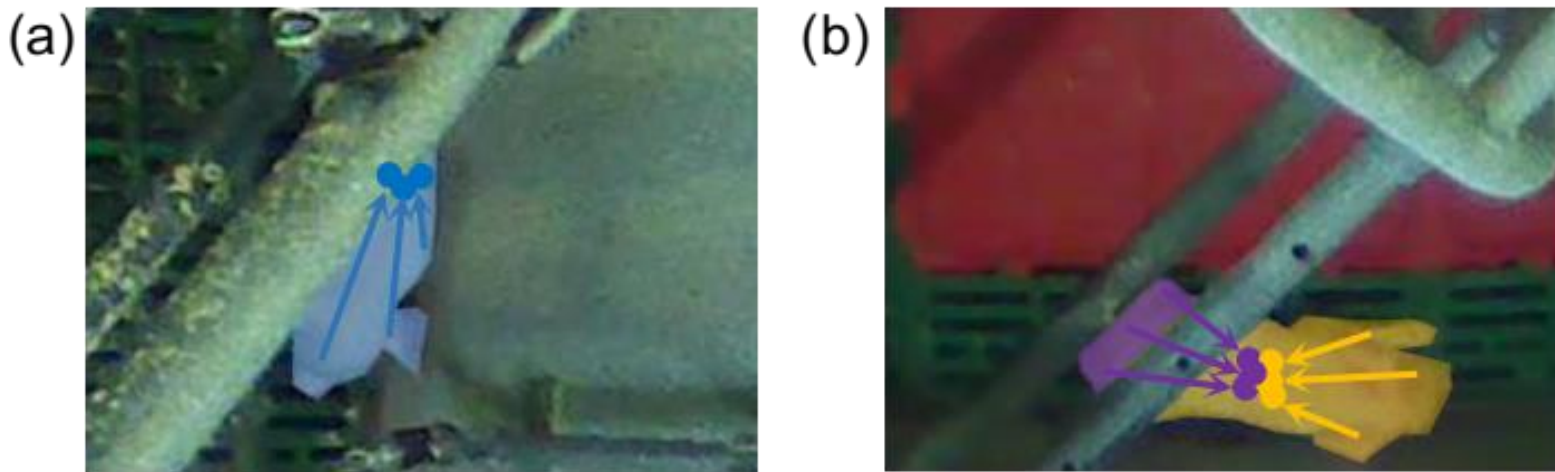
- 检测(计算机) \approx 计数(动物领域)
- 难点: 猪仔个体小, 分离为多个部分



猪仔在计算机视觉中被分离成多部分

2. 遮挡下的检测

- 创新点：将检测问题转换为聚类问题
- 检测可见像素，每个像素预测一个中心点
- 检测结果=聚类结果



中心点预测

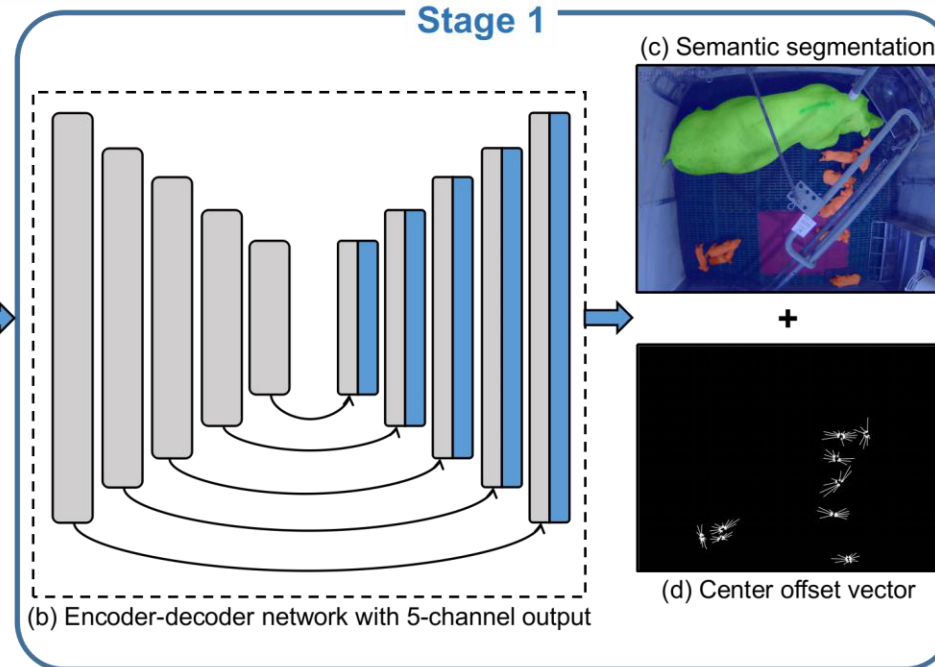
2. 遮挡下的检测

阶段1

- 预测语义分割
- 预测中心点向量



(a) Input image

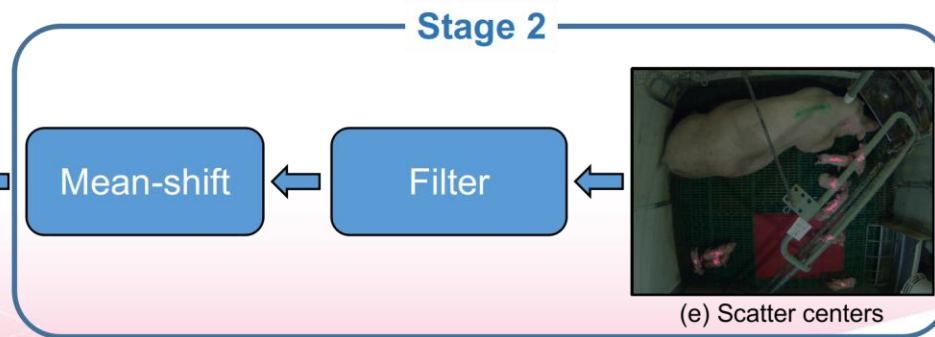


阶段2

- 生成中心散点
- 使用Mean-shift算法聚类



(f) Output image and count



中心聚类网路(计数)框架

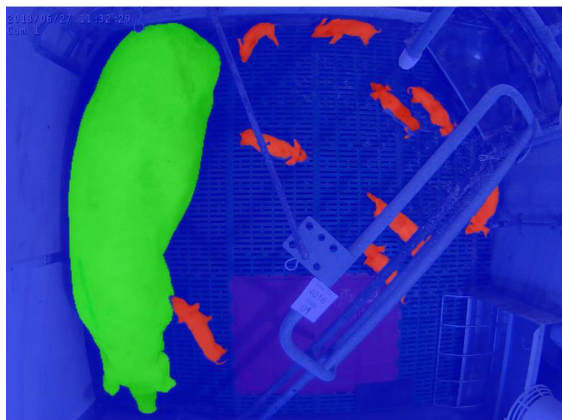
2. 遮挡下的检测

平均绝对误差比较

| 方法 | 平均绝对误差 |
|-------------------------------------------|-------------|
| The modified CCNN (Tian et al., 2019) | 1.75 |
| CCNN (Onoro-Rubio and Lopez-Sastre, 2016) | 1.30 |
| CenterNet (Zhou et al., 2019) | 0.49 |
| Faster R-CNN (Ren et al., 2015) | 0.46 |
| 中心聚类网路(计数) | 0.43 |

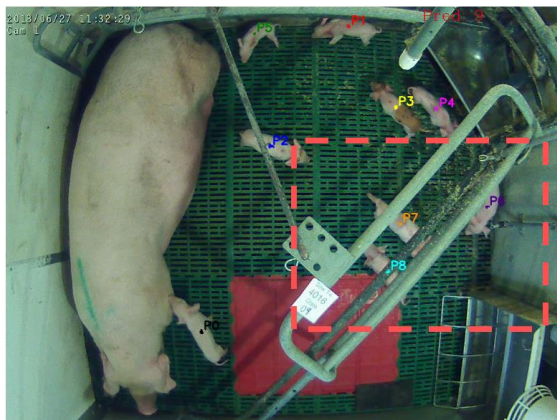
2. 遮挡下的检测

Segmentation



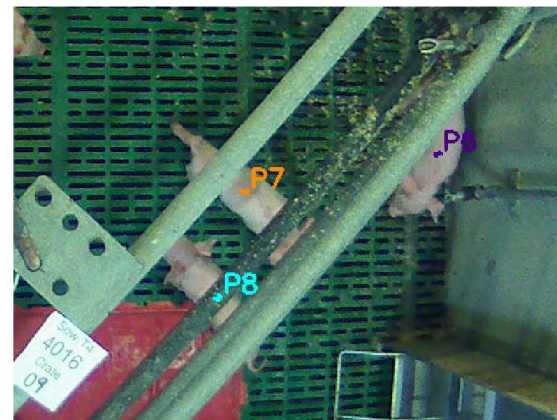
Accuracy: 99.49%

Output image

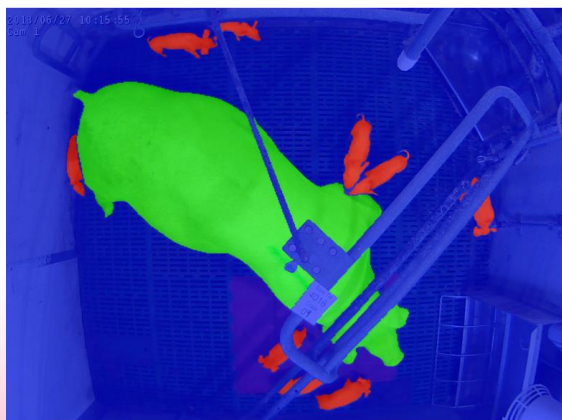


Pred: 9, GT: 9

Partial enlargement



Correct case



Accuracy: 99.40%



Pred: 9, GT: 9



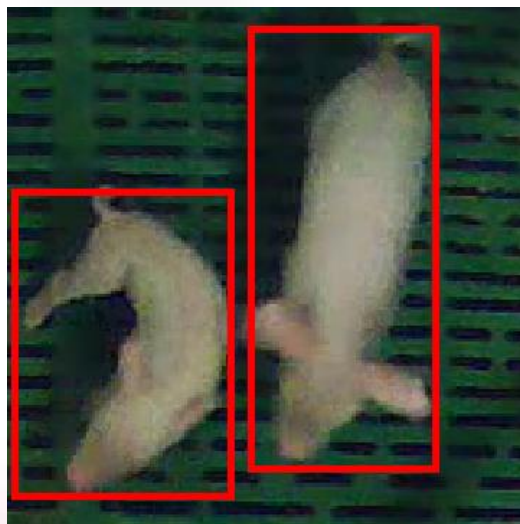
Correct case

Pred: 预测结果; GT: 真实结果

3. 遮挡下的表征

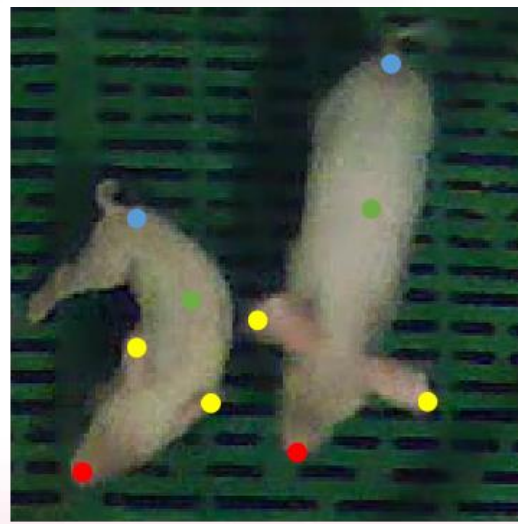
边界框

- 多余的区域
- 粗糙表征



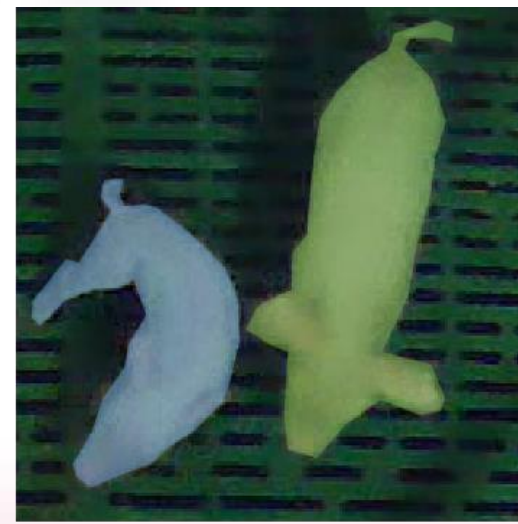
关键点

- 稀疏
- 容易受遮挡影响



掩码

- 所有可见信息
- 准确



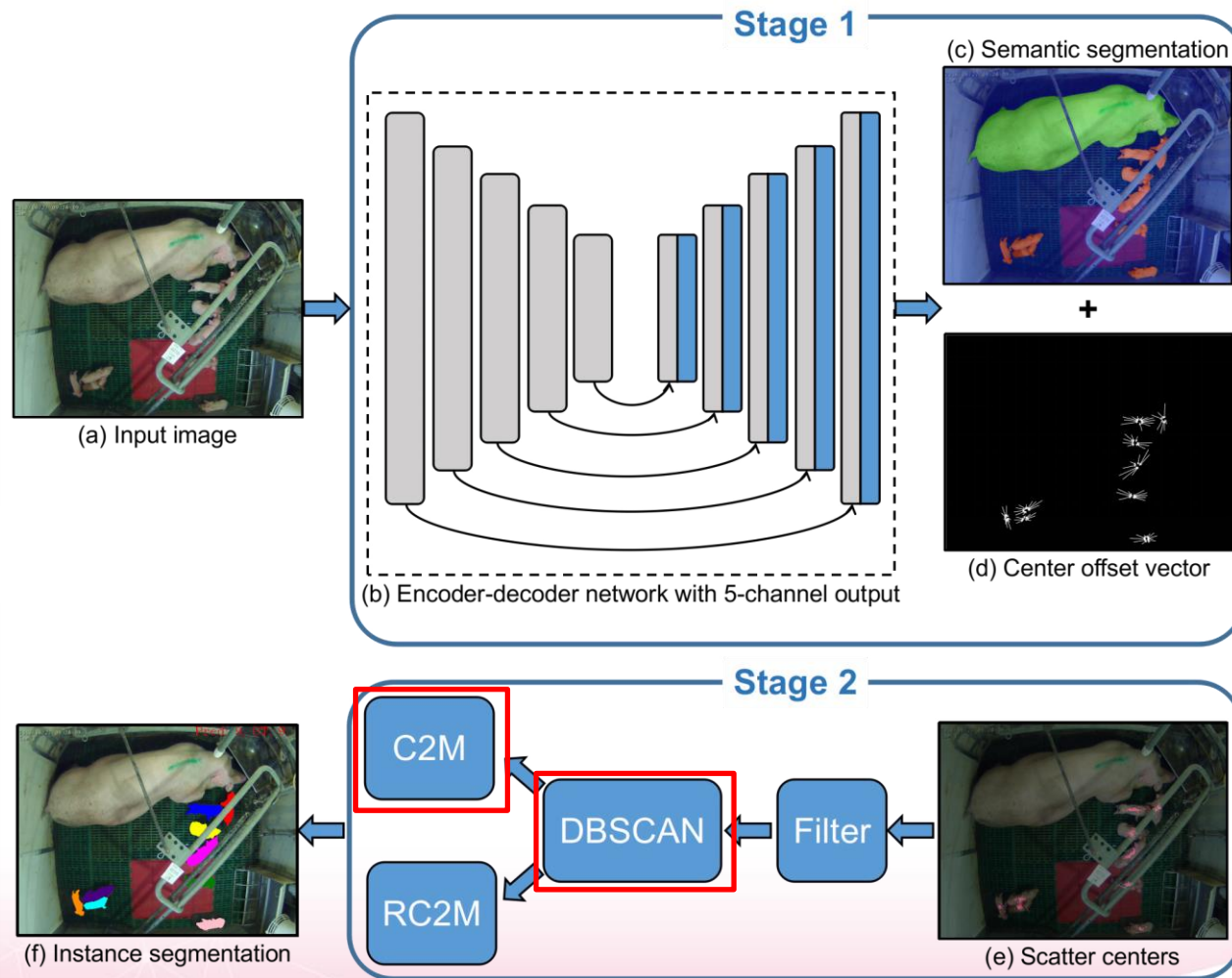
3. 遮挡下的表征

阶段1

- 预测语义分割
- 预测中心点向量

阶段2

- 生成中心散点图
- DBSCAN聚类(更快)
- 中心转掩码(C2M)
- 剩余中心转掩码(RC2M)



中心聚类网路(分割)流程图

3. 遮挡下的表征

阶段1

- 预测语意分割
- 预测中心点向量

阶段2

- 生成中心散点图
- DBSCAN聚类(更快)
- 中心转掩码(C2M)
- 剩余中心转掩码(RC2M)



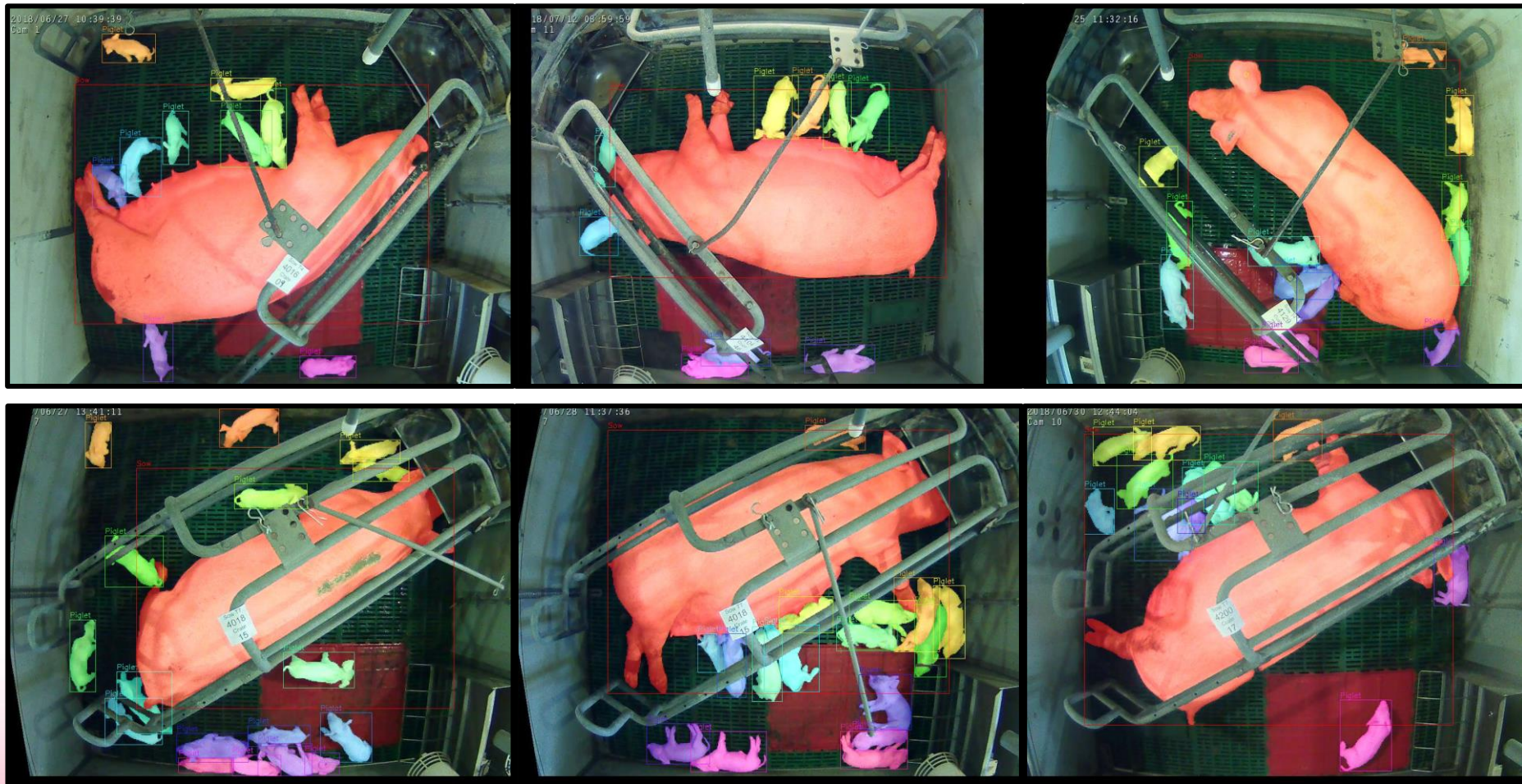
回溯中心点到原来的像素点，
中心点属同一组别的像素成为掩码

3. 遮挡下的表征

与其他实例分割方法对比

| 方法 | mAP | 速度 |
|-------------------------------|-------------|---------------------|
| HoughNet (Samet et al., 2022) | 41.1 | 0.10 s/image |
| Mask R-CNN (He et al., 2017) | 74.4 | 0.06 s/image |
| SOLOv2 (Wang et al., 2020) | 76.6 | 0.15 s/image |
| Blendmask (Chen et al., 2020) | 79.8 | 0.07 s/image |
| CondInst (Tian et al., 2020) | 80.6 | 0.09 s/image |
| YOLACT++ (Bolya et al., 2020) | 80.9 | 0.08 s/image |
| 中心聚类网路(实例分割) | 84.1 | 0.23 s/image |

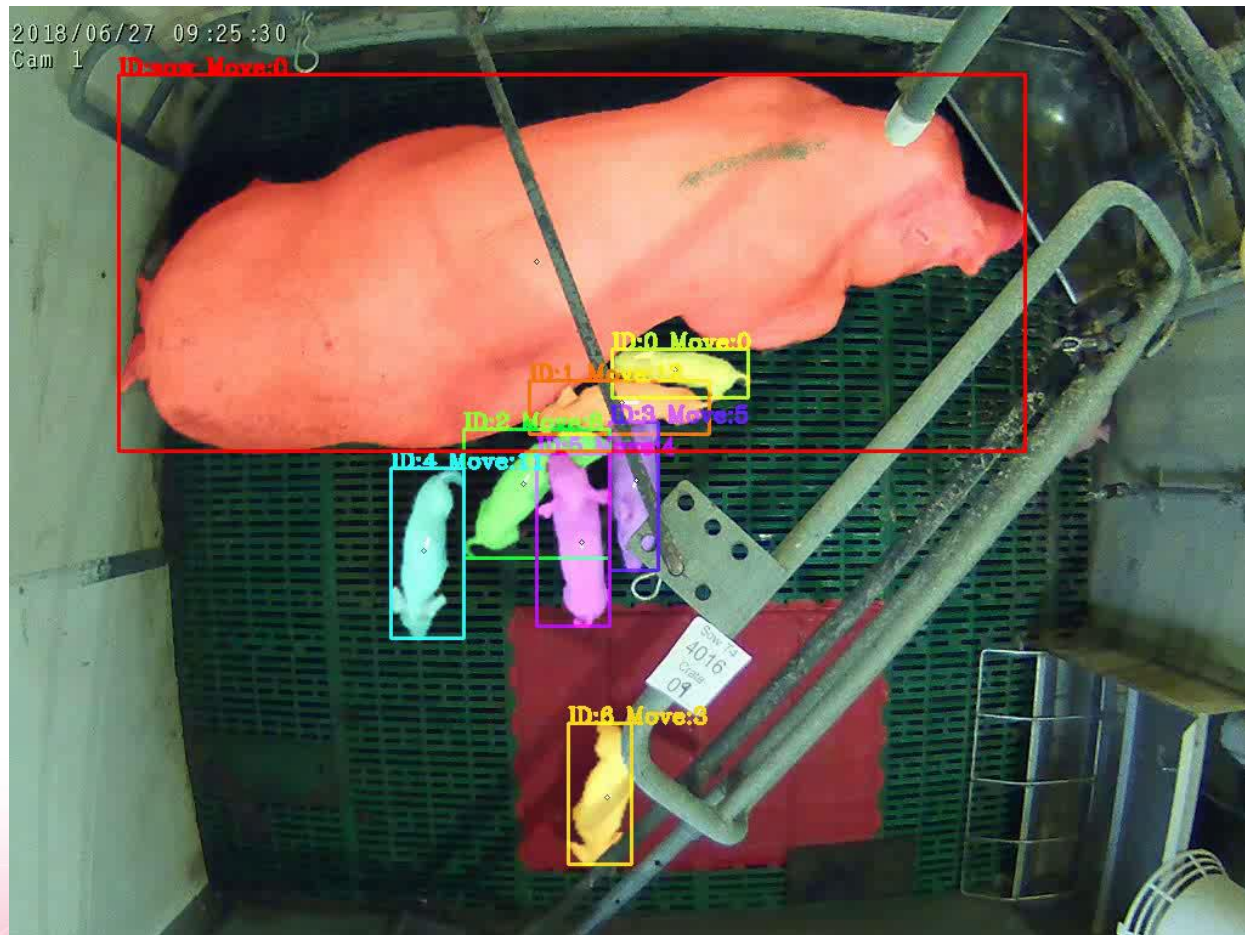
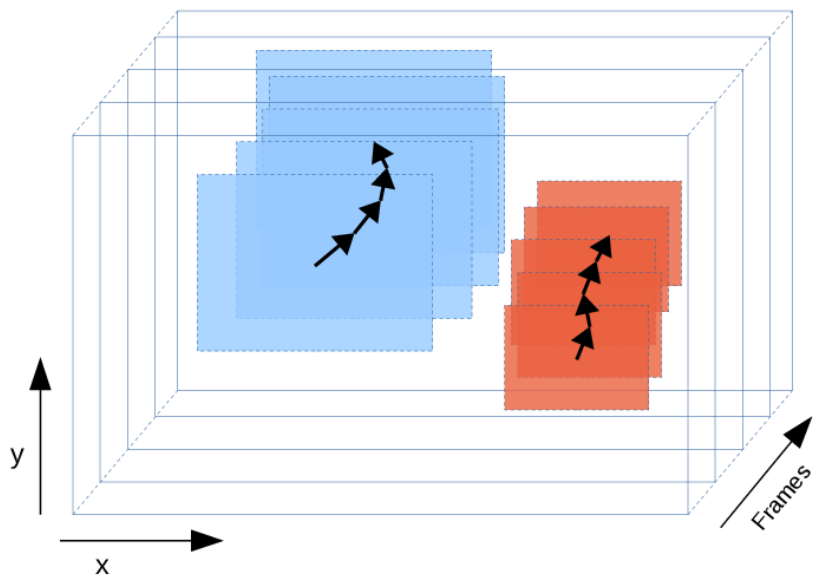
3. 遮挡下的表征



可视化实例分割结果

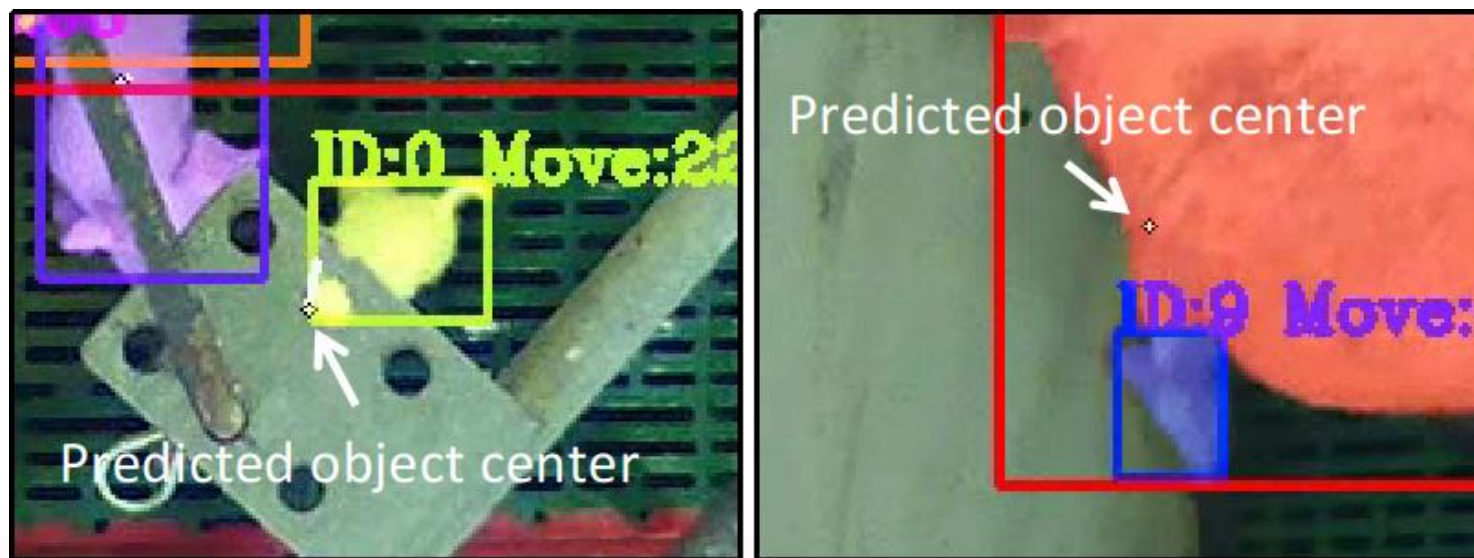
3. 遮挡下的表征

- 应用：多目标跟踪
- 使用交并比(IoU)



3. 遮挡下的表征

- 同时输出一个中心点
- 严重遮挡下依然有效
- 可用于遮挡下准确的目标位置



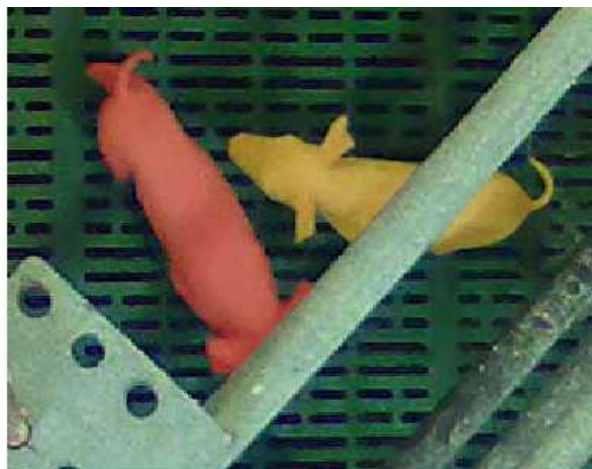
抗遮挡的中心点位置表征

4. 遮挡下的预测

- 非模态实例分割：同时预测可见和不可见的掩码
- 更直接解决遮挡问题
- 困难点：难获取数据集



输入图片

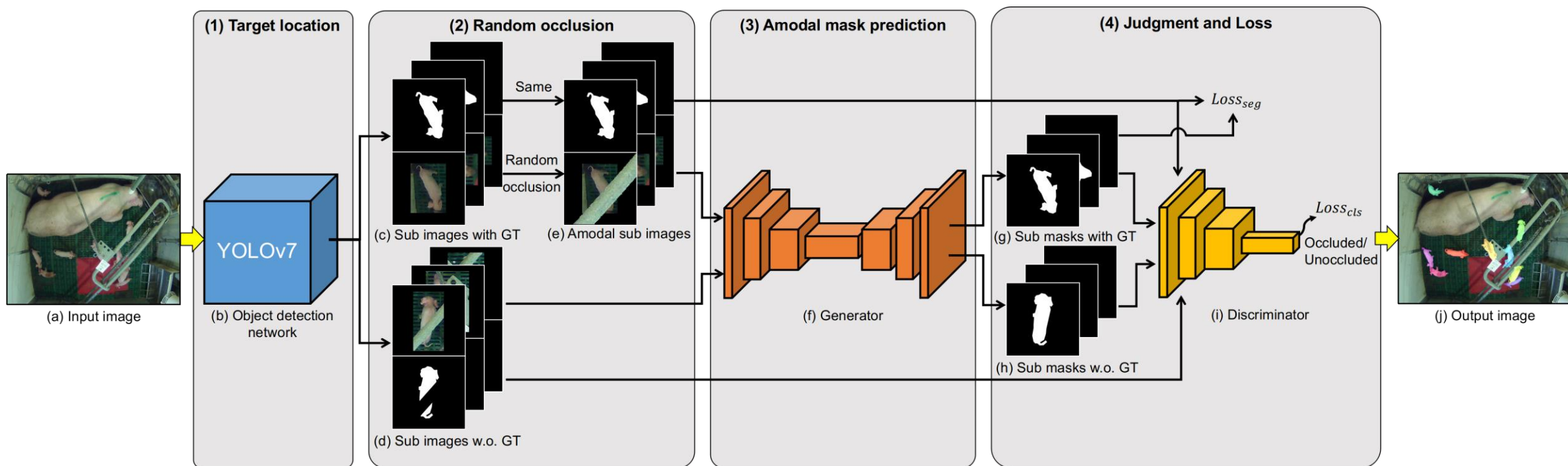


模态掩码



非模态掩码

4. 遮挡下的预测



非模态实例分割生成对抗网络(AISGAN)

4. 遮挡下的预测

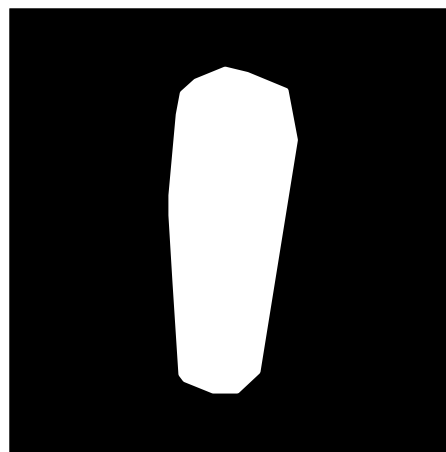
- 指标: 平均交并比
- 对比: Raw, 凸包, Mask RCNN
- Raw: 真实结果的可见部分



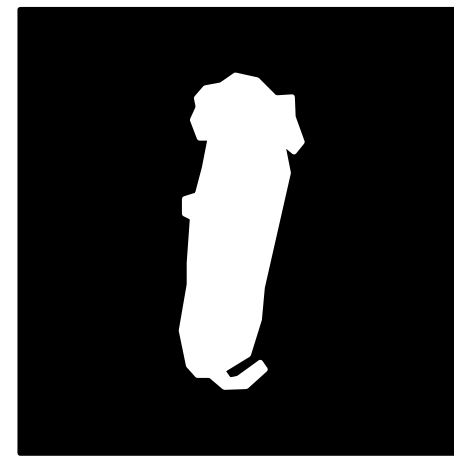
输入图片



Raw

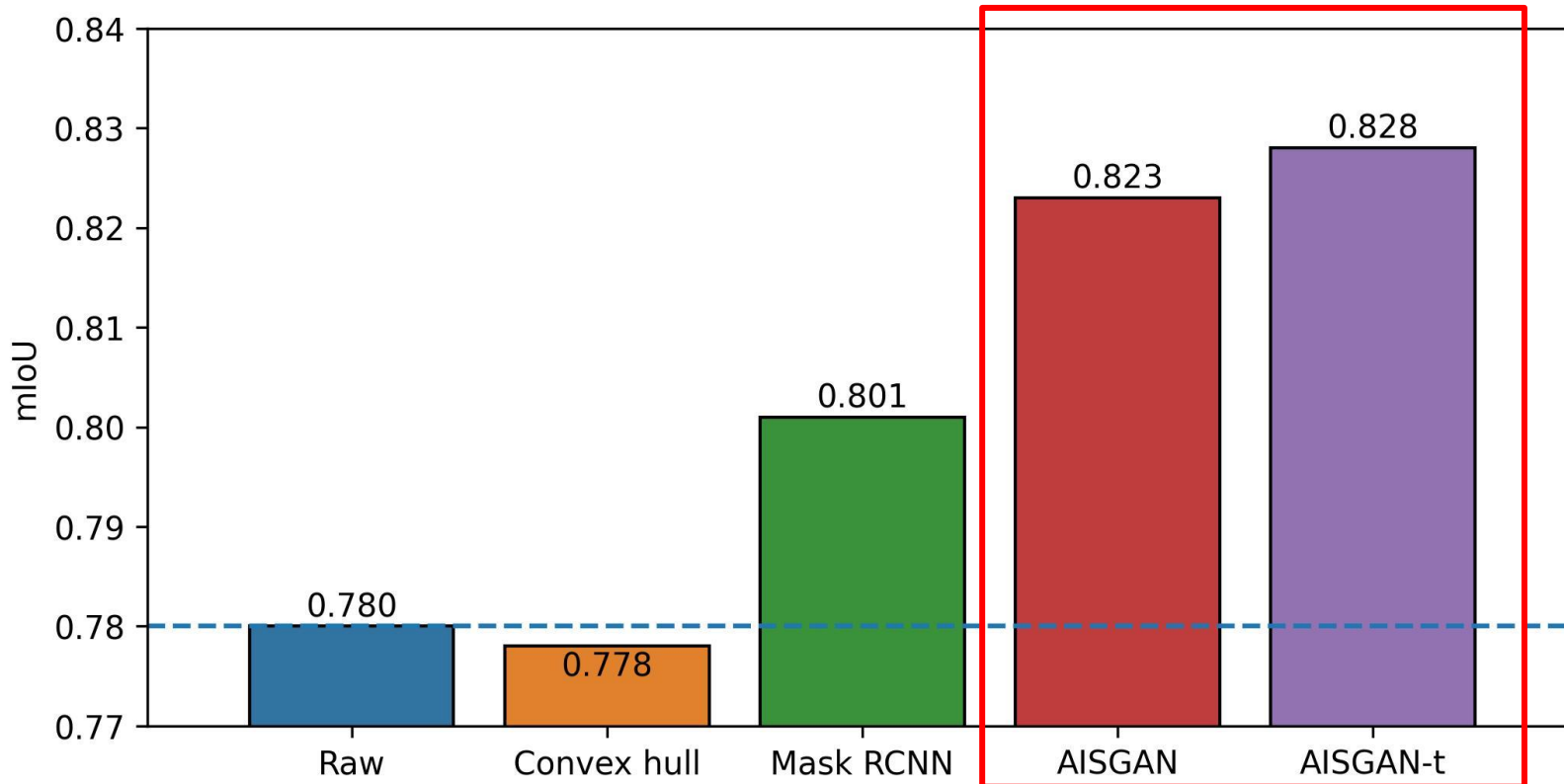


凸包



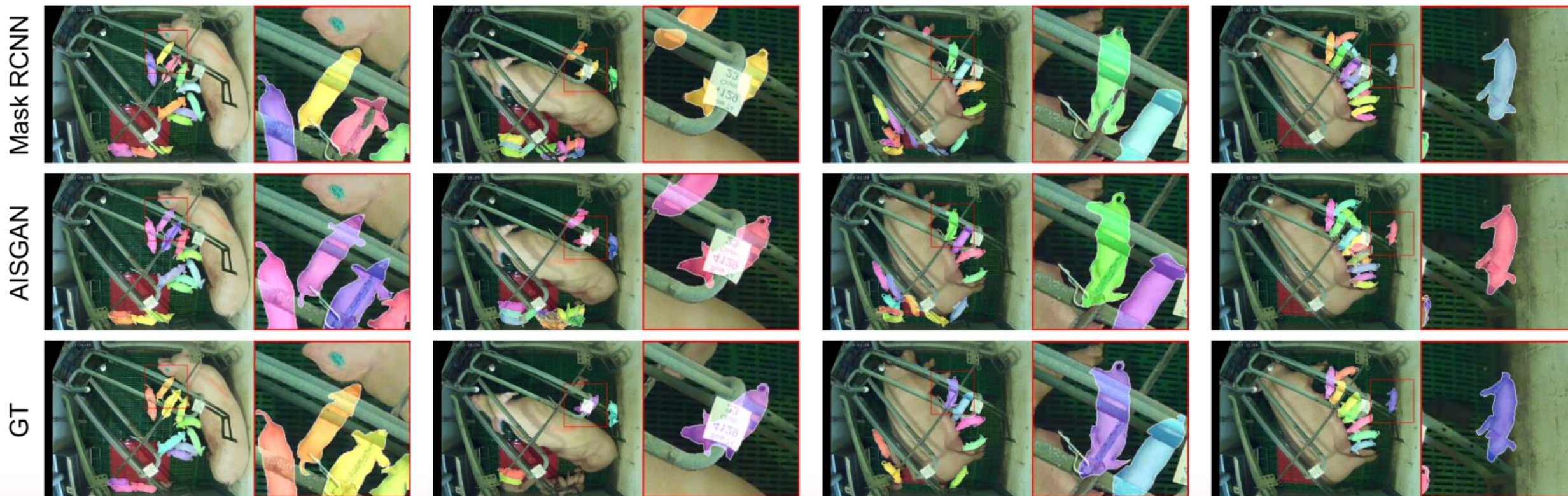
真实结果

4. 遮挡下的预测



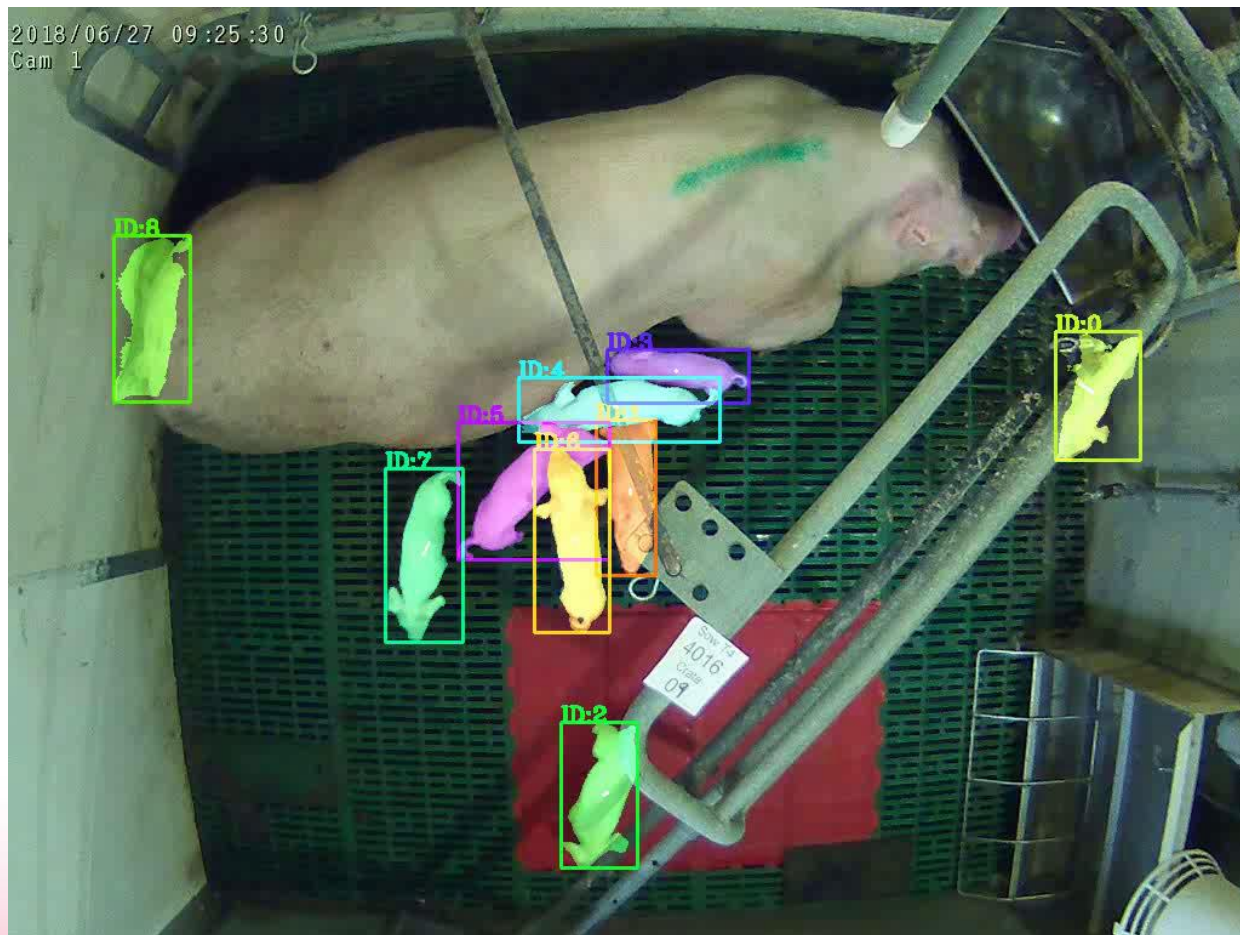
不同方法之间的对比

4. 遮挡下的预测

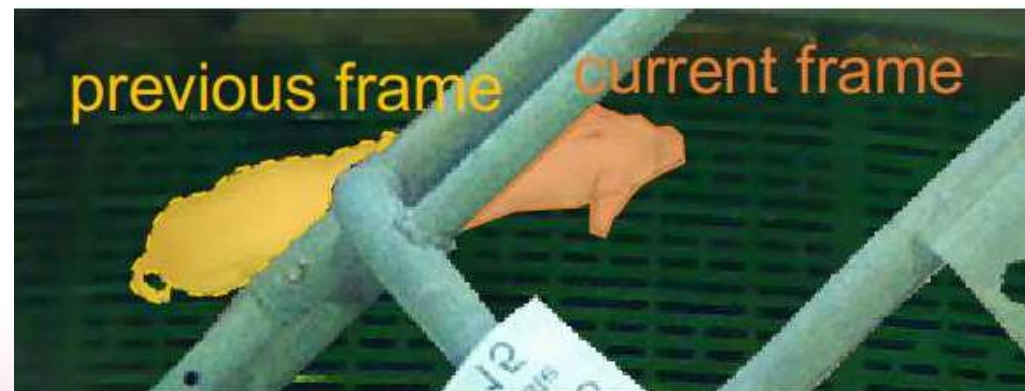


结果可视化

4. 遮挡下的预测



用完整掩码跟踪 (IoU>0)



用可见掩码跟踪 (IoU=0)

3. 小结

小结

| 方法 | 问题 | 检测 | 表征 | 预测 | 发表刊物 |
|--------------|----|----|----|----|------------------|
| 中心聚类网络(计数) | Q1 | √ | × | × | COMPAG (Journal) |
| 中心聚类网络(实例分割) | Q2 | √ | √ | × | COMPAG (Journal) |
| 非模态生成对抗网络 | Q3 | √ | √ | √ | COMPAG (Journal) |

4. 未来计划

未来计划

- 计算机视觉与农业的结合
- 智慧畜牧的研究，特别是大模型的应用^[3]
- AI硬件的研究
- 可双语教学、可硬件、可软件



分割一切模型^[3]



AI嵌入硬件

[3] Kirillov et al. (2023). Segment anything.

谢谢

黄恩待

邮箱: hed115599@gmail.com

个人主页: www.hed115599.com/cv

