

分类号: S23
学号: 20232009040

密级: 公开
单位代码: 10759

石河子大学

硕士学位论文



基于点云处理的奶牛三维重构与体重预估方法 研究

学位申请人	张金硕
指导教师	李亚萍 教授 蒙贺伟 教授
申请学位类别	工学硕士
专业名称	农业工程
研究领域	农业机械化工程
所在学院	机械电气工程学院

中国·新疆·石河子
2026年05月

分类号: S23
学号: 20232009040

密级: 公开
单位代码: 10759

石河子大学

硕士学位论文



基于点云处理的奶牛三维重构与体重预估方法 研究

学位申请人	张金硕
指导教师	李亚萍 教授 蒙贺伟 教授
申请学位类别	工学硕士
专业名称	农业工程
研究领域	农业机械化工程
所在学院	机械电气工程学院

中国·新疆·石河子

2026年05月

**Research on 3D Reconstruction and Body Weight Estimation of Cows
Based on Point Cloud Processing**

A Dissertation Submitted to

Shihezi University

In Partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of

Master of Engineering

By

Zhang Jin-shuo

(Agricultural Engineering)

Dissertation Supervisor: Prof. Li Ya-ping

Prof. Meng He-wei

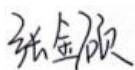
May, 2026

石河子大学学位论文独创性声明及使用授权声明

学位论文独创性声明

本人所提交的学位论文是在我导师的指导下进行的研究工作及取得的研究成果。据我所知，除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含其他个人已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中作了明确的说明并表示谢意。

研究生签名：

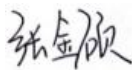


时间： 2026年5月30日

使用授权声明

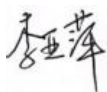
本人完全了解石河子大学有关保留、使用学位论文的规定，学校有权保留学位论文并向国家主管部门或指定机构送交论文的电子版和纸质版。有权将学位论文在学校图书馆保存并允许被查阅。有权自行或许可他人将学位论文编入有关数据库提供检索服务。有权将学位论文的标题和摘要汇编出版。保密的学位论文在解密后适用本规定。

研究生签名：



时间： 2026年5月30日

导师签名：



时间： 2026年5月30日

摘要

畜牧业作为新疆的基础与特色优势产业，其中奶牛养殖始终占据重要地位。体重作为评估奶牛健康状况和生产性能的重要依据，其精准监测不仅是智慧养殖的核心环节，也对提升生产效益和保障乳品安全具有关键作用。然而，目前大多数养殖场仍依赖传统人工称重方式，存在效率低、劳动强度大、易导致奶牛应激、精度易受操作者技术水平与主观判断影响的问题，难以满足现代养殖对精准化、高效化的管理需求。因此，本文面向奶牛实际生产养殖场景，提出一种无接触式的奶牛体重预估方法。该方法利用 Kinect V2 相机采集奶牛双视角点云数据，通过点云滤波、侧视点云语义分割、点云配准、语义引导的点云镜像补全以及 Alpha Shapes 曲面重建方法，实现奶牛三维模型的重建。在此基础上，提取体积与表面积特征，构建体重预估模型。研究的主要内容和结论如下：

(1) 奶牛三维点云数据获取及预处理。本文以新疆生产建设兵团第八师石河子市天山广和牧业有限公司优良繁殖中心牛场的荷斯坦奶牛为研究对象，搭建奶牛双视角点云数据采集平台，共获取 150 头犊牛和 150 头泌乳牛的俯视及侧视点云数据。针对原始数据中包含的地面、栏杆及离群点等复杂背景干扰，依次采用直通滤波、体素下采样、统计滤波与半径滤波进行处理，有效剔除无关点云，为后续处理分析奠定基础。

(2) 奶牛侧视点云语义分割方法研究。对奶牛侧视点云的躯干与四肢进行语义分割，旨在区分结构信息，为缺失区域补全和高质量三维重构提供基础。通过多模型对比试验，确定 PointNet++ 为基线模型。针对该模型在特征提取阶段对非均匀分布点云关键特征捕捉能力不足，进而影响分割性能的问题，本文依次在特征提取阶段引入卷积块注意力模块 (CBAM) 与注意力加权混合池化模块 (AHPM)，使其在奶牛侧视点云语义分割任务中表现更优。试验结果表明，改进模型 (CSS-PointNet++) 整体分割准确率达 98.35%，平均交并比为 95.61%，相较于基线模型 PointNet++ 分别提升 2.2% 和 4.65%。

(3) 基于语义引导的奶牛三维重构方法研究。针对单侧 Kinect V2 相机采集导致的奶牛一侧躯干部分点云缺失问题，本文提出一种基于语义引导的奶牛三维重构方法。采用基于随机采样一致性 (RANSAC) 的圆球标定法和奇异值分解法 (SVD) 计算刚体变换参数，实现双视角点云配准；采用切片法和直线拟合法提取奶牛脊线，构造镜像平面，并结合侧视点云语义信息，重点对躯干缺失区域进行镜像补全；采用 Alpha Shapes 算法对奶牛三维点云模型进行曲面重建，从而构建完整的奶牛三维模型。试验结果表明，本文点云镜像方法成功率达 96.28%，Alpha Shapes 曲面重建算法最优 α 值为 4.5。

(4) 奶牛体重预估模型构建与验证。基于奶牛三维曲面模型，采用散度原理与叉积法获取曲面模型的体积和表面积参数，分别应用多元线性回归模型、随机森林、BP 神经网络、RBF 神经网络构建奶牛体重预估模型。模型性能对比结果显示，BP 神经网络表现最优，犊牛组中，其平均绝对误差为 1.8409 kg，均方根误差为 2.4895 kg，平均相对误差为 1.49%，决定系数为 0.9204；泌乳牛组中，其平均绝对误差为 12.5784 kg，均方根误差为 14.4537 kg，平均相对误差为 1.75%，决定系数为 0.8628。

关键词：点云处理；深度学习；语义分割；三维重构；体重预估

Abstract

As a foundational and distinctive advantageous industry in Xinjiang, livestock farming has always held a significant position in dairy cattle breeding. Body weight serves as a crucial indicator for assessing the health status and production performance of dairy cows. Precise monitoring not only constitutes a core aspect of intelligent breeding but also plays a pivotal role in enhancing production efficiency and ensuring dairy product safety. However, most farms still rely on traditional manual weighing methods, which suffer from low efficiency, high labor intensity, potential stress induction in cows, and accuracy susceptible to operator skill levels and subjective judgment, failing to meet modern breeding demands for precision and efficiency. Therefore, this thesis proposes a non-contact dairy cow body weight estimation method tailored to actual production scenarios. The approach utilizes Kinect V2 cameras to capture dual-viewpoint point cloud data from dairy cows. Through point cloud filtering, lateral viewpoint semantic segmentation, point cloud registration, semantically guided point cloud mirroring completion, and Alpha Shapes surface reconstruction, the method achieves 3D model reconstruction of dairy cows. Based on this, volume and surface area features are extracted to construct a body weight estimation model. The main research content and conclusions are as follows:

(1) Acquisition and Preprocessing of Cattle 3D Point Cloud Data. This study focuses on Holstein dairy cows from the Tian Shan Guanghe Breeding Center of Shihezi City, the 8th Division of the Xinjiang Production and Construction Corps. A dual-viewpoint point cloud data acquisition platform was established, collecting overhead and side-view point cloud data from 150 calves and 150 lactating cows. To address complex background interference such as ground surfaces, fences, and outliers in the raw data, sequential processing was applied using direct filtering, voxel downsampling, statistical filtering, and radius filtering. These methods effectively removed irrelevant point clouds, laying the foundation for subsequent analysis.

(2) Research on Semantic Segmentation Methods for Cattle Side-view Point Clouds. This study focuses on the semantic segmentation of the trunk and limbs in cattle side-view point clouds, aiming to distinguish structural information and provide a foundation for missing area completion and high-quality 3D reconstruction. Through comparative experiments with multiple models, PointNet++ was identified as the baseline model. To address its insufficient capability in capturing key features of non-uniformly distributed point clouds during the feature extraction stage, which subsequently affects segmentation performance, this thesis sequentially introduces the Convolutional Block Attention Module (CBAM) and the Attention-weighted Hybrid Pooling Module (AHPM) in the feature extraction stage, enhancing its performance in cattle side-view point cloud semantic segmentation tasks. Experimental results show that the improved model (CSS-PointNet++) achieves an overall segmentation accuracy of 98.35% and an average intersection over union (IoU) of 95.61%, representing increases of 2.2% and 4.65% respectively

compared to the baseline model PointNet++.

(3) Research on semantic guided 3D reconstruction method for dairy cows. This thesis proposes a semantic guided 3D reconstruction method for cows to address the issue of missing point clouds on one side of the cow's torso caused by single side Kinect V2 camera acquisition. Adopting the spherical calibration method based on random sampling consistency (RANSAC) and singular value decomposition (SVD) to calculate the rigid body transformation parameters, achieving dual view point cloud registration; Extracting cow spine lines using slicing and straight line fitting methods, constructing a mirror plane, and combining side view point cloud semantic information, focusing on mirror completion of missing trunk areas; Using the Alpha Shapes algorithm to reconstruct the surface of a 3D point cloud model of a cow, in order to construct a complete 3D model of the cow. The experimental results show that the success rate of the point cloud mirroring method in this thesis is 96.28%, and the optimal alpha value for the Alpha Shapes surface reconstruction algorithm is 4.5.

(4) Construction and validation of a cow weight estimation model. Based on the three-dimensional surface model of cows, the volume and surface area parameters of the surface model are obtained using the divergence principle and cross product method. Multiple linear regression model, random forest, BP neural network, and RBF neural network are respectively applied to construct cow weight estimation models. The performance comparison results of the model show that the BP neural network performs the best. In the calf group, its average absolute error is 1.8409 kg, root mean square error is 2.4895 kg, average relative error is 1.49%, and coefficient of determination is 0.9204; In the lactating cattle group, the average absolute error is 12.5784kg, the root mean square error is 14.4537kg, the average relative error is 1.75%, and the coefficient of determination is 0.8628.

Key words: Point cloud processing; Deep learning; Semantic segmentation; 3D reconstruction; Weight estimation

目录

摘要.....	I
Abstract.....	II
第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 无接触式家畜表型信息采集研究现状.....	2
1.2.2 点云处理研究现状.....	4
1.3 研究目标及内容.....	7
1.3.1 研究目标.....	7
1.3.2 研究内容.....	7
1.4 研究方法及技术路线.....	8
1.4.1 研究方法.....	8
1.4.2 技术路线.....	9
第 2 章 奶牛双视角点云数据采集与预处理.....	10
2.1 采集方案制定与试验数据采集.....	10
2.1.1 环境调研与数据采集方案制定.....	10
2.1.2 点云数据采集设备选型.....	11
2.1.3 Kinect V2 相机标定与环境配置.....	13
2.1.4 数据采集平台搭建与试验数据采集.....	18
2.2 奶牛双视角点云数据预处理.....	20
2.3 本章小结.....	23
第 3 章 基于深度学习的奶牛侧视点云语义分割方法研究.....	24
3.1 奶牛侧视点云语义分割数据集构建.....	24
3.2 奶牛侧视点云语义分割相关算法.....	25
3.2.1 PointNet 网络模型.....	25
3.2.2 PointNet++网络模型.....	26
3.3 CSS-PointNet++语义分割网络模型.....	30
3.3.1 卷积块注意力模块.....	30
3.3.2 注意力加权混合池化模块.....	31

3.3.3 CSS-Pointnet++网络结构	32
3.4 训练参数设置及评价指标	34
3.4.1 训练参数设置	34
3.4.2 评价指标	34
3.5 奶牛侧视点云语义分割对比试验与结果分析	35
3.5.1 多模型对比试验与分析	35
3.5.2 可视化结果分析	35
3.5.3 消融试验与分析	36
3.6 本章小结	37
第4章 奶牛三维模型构建方法研究	38
4.1 奶牛双视角点云数据配准	38
4.1.1 RANSAC 算法原理	38
4.1.2 基于 RANSAC 的圆球标定法	40
4.1.3 配准刚体变换矩阵求解	41
4.2 基于语义引导的奶牛侧视点云镜像处理	42
4.2.1 镜像平面提取与镜像处理	42
4.2.2 点云镜像对称结果与分析	44
4.3 奶牛点云模型曲面重建	45
4.3.1 Alpha Shapes 算法原理	45
4.3.2 曲面重建结果与分析	46
4.4 本章小结	47
第5章 奶牛体重预估模型构建与分析	49
5.1 体重预估模型构建	49
5.1.1 体积、表面积参数提取	49
5.1.2 奶牛体重预估模型构建	51
5.2 奶牛体重预估结果与分析	55
5.2.1 评价指标设置	55
5.2.2 结果与分析	56
5.3 本章小结	58
第6章 结论与展望	59
6.1 结论	59
6.2 展望	59
参考文献	61
致谢	66

作者简介	67
------------	----

主要符号表

缩写	英文全称	中文全称
ICP	Iterative Closest Point	迭代最近点
DNN	Deep Neural Network	深度神经网络
KNN	K-Nearest Neighbor	K 邻近算法
SVD	Singular Value Decomposition	奇异值分解法
TOF	Time of Flight	飞行时间法
dTOF	direct Time-of-Flight	直接飞行时间法
iTOF	indirect Time-of-Flight	间接飞行时间法
MLP	Multi-Layer Perceptron	多层感知机
SA	Set Abstraction	点集抽象层
FPS	Farthest Point Sampling	最远点采样
MSG	multi-scale grouping	多尺度分组
MRG	multi-resolution grouping	多分辨率分组
CBAM	Convolutional Block Attention Modul	卷积块注意力模块
AHPM	Attention-Weighted Hybrid Pooling Module	注意力加权混合池化模块
IDW	Inverse Distance Weighting	反向距离加权插值
SSG	single-scale grouping	单尺度分组
OA	Overall Accuracy	总体准确率
IoU	Intersection over Union	交并比
mIoU	Mean Intersection over Union	平均交并比
RANSAC	Randomized Anonymized Random Sampling and Consistency	随机采样一致性算法
MLR	Multiple Linear Regression	多元线性回归模型
RF	Random Forest	随机森林
BPNN	Backpropagation Neural Network	反向传播神经网络
RBFNN	Radial Basis Function Neural Network	径向基函数神经网络
MAE	Mean Absolute Error	平均绝对误差
RMSE	Root Mean Square Error	均方根误差
MRE	Mean Relative Error	平均相对误差
R^2	Coefficient of Determination	决定系数

第1章 绪论

1.1 研究背景及意义

奶业不仅是推进“健康中国”战略、增强国民体质的重要基础产业，也是保障食品安全的代表性产业，更是衡量农业现代化水平的关键标志之一，作为奶业发展的重要环节，奶牛养殖在很大程度上决定着奶业高质量发展的整体水平^[1]。我国的奶牛养殖业在过去几十年中取得了长足的发展，以满足不断增长的乳制品需求。2019年至2023年，我国规模牧场奶牛存栏量从约460万头增长至约640万头，累计增加180万头。截至2023年，我国规模牧场奶牛存栏约640万头，牛奶产量达到4197万吨。受供给过剩影响，2024年起行业进入产能调整期，奶牛存栏开始回落^[2]。至2025年末，全国牛奶产量为4091万吨，同比增长0.3%；全国牛存栏总量为9608万头，同比下降4.4%；规模牧场奶牛存栏已降至600万头以下。从产能去化结构看，主要集中在后备牛，而规模化养殖比例已提升至78%，成母牛年均单产达9.9吨，逐步接近欧美发达国家水平。

新疆奶牛养殖业近年来发展迅速，2025年上半年奶产量达96.06万吨，规模养殖场超过180家。这一增长得益于当地丰富的自然资源、广阔的土地面积及持续增长的乳制品需求。然而，快速发展的背后仍存在明显短板：许多小规模养殖户沿用传统管理模式，饲养、饮水、清洁等环节缺乏科学规范，导致养殖效率偏低；部分养殖场现代化设备不足，缺乏系统的健康监测体系，难以及时发现和处理牛只疾病，制约了产奶量与经济效益的提升^[3-4]。尽管新疆奶牛养殖的智能化转型已取得积极进展，但受资金、技术等因素影响，数字化基础设施仍显滞后，制约了管理效率与牛奶产量的进一步发展^[5]。推动奶牛养殖业与现代化技术深度融合，是破解上述问题的关键。通过构建完整的智能化养殖场数据管理体系，打造集约化饲养模式，既能提升牛奶产量与养殖户收入、降低养殖成本，也可加速传统养殖向绿色牧场转型^[6]。

在上述智能化转型的进程中，奶牛个体信息的精准获取是基础性环节。随着奶牛养殖向规模化、标准化发展，体重作为反映奶牛品种质量和产奶潜力的关键指标，对养殖效益具有直接影响^[7-8]。然而，传统人工测量方式不仅精度受主观因素影响，且耗时费力、易引发奶牛应激，难以适应现代化牧场的实际需求^[9]。针对这一痛点，本文提出一种基于三维点云的奶牛体重无接触预估方法，通过双视角Kinect V2深度相机采集行走状态下奶牛的点云数据，结合点云滤波、语义分割与点云配准技术，实现双视角奶牛点云数据的初步对齐；进一步引入语义引导的点云镜像补全策略，完成奶牛体型的高精度三维重建；在此基础上，通过曲面重建提取关键形态参数，构建体重预测模型。该方法有望

为大型牧场提供快速、无接触的奶牛体重获取手段，助力奶牛健康监测和科学管理，为推动奶牛养殖向智能化、可持续方向发展提供关键技术支撑。

1.2 国内外研究现状

随着智能化技术的不断发展，无接触式奶牛体重预估已成为可能。然而，非结构化的牛场养殖环境，以及奶牛在行走过程中腿部运动与目标形态的动态变化，给该技术的实际应用带来了挑战。为实现对奶牛体重参数的准确预估，本节围绕无接触式家畜表型信息采集方法与点云处理方法展开调查与分析。

1.2.1 无接触式家畜表型信息采集研究现状

1.2.1.1 基于二维图像的家畜表型信息采集研究现状

随着机器视觉技术的快速发展，新方法与新设备不断涌现，基于该技术的非接触式测量手段，已成为获取家畜表型信息的重要发展方向。其中，采用二维图像进行表型数据采集，是该领域的主要技术路径之一。2011年，Tasdemir等^[10]通过数字图像分析软件获取奶牛的肩高、臀高、体长和臀围，并建立回归方程对荷斯坦奶牛的体重进行预估，奶牛的各项体尺参数如图1-1所示。2013年，Kashiha等^[11]采用椭圆拟合算法对图像中的猪进行定位，计算其在椭圆区域内的面积，并利用动态模型实现体重估计。2013年，刘同海等^[12]开发了适用于复杂背景的猪只提取算法及体尺测量点坐标提取方法，成功获取猪只体尺参数。2016年，李卓等^[13]提出基于深度图像的猪体轮廓提取算法，能够较稳定地识别体尺检测关键点，进而实现体重预估。2017年，Imamura S等^[14]提出一种利用3D相机与图像处理技术实现母牛体况评分（BCS）自动评估的非侵入性方法。2018年，Pezzuolo等^[15]基于猪只深度图像进行体尺参数测量，并分别构建线性和非线性回归模型用于体重预估。2018年，Song等^[16]从奶牛臀部区域的3D图像中自动提取臀部高度、宽度和长度等形态特征，结合泌乳天数、年龄与胎次等因素，建立多元线性回归模型实现体重预测。2019年，司永胜等^[17]提出一种基于最小外接矩形的猪只方向校正方法，结合投影分析、差分法和霍夫变换，实现对头尾位置及头部姿态的识别，以获取标准姿态图像用于后续体尺测量。2020年，Zin T T等^[18]通过智能监测平台筛选奶牛图像，提取背部两个关键区域的三维表面粗糙度参数，并基于回归模型构建数学评分方程。2021年，Samperio等^[19]采用三维图像采集技术，通过分析羔羊天顶图像的上部区域及平均像素深度，实现体重预估。2025年，Bai等^[20]提出一种基于轻量级网络的牛体重估计模型（LaWE），该模型采用优化的多尺度融合网络提取图像关键点并计算体尺参数，结合专用深度回归网络实现体重预测。

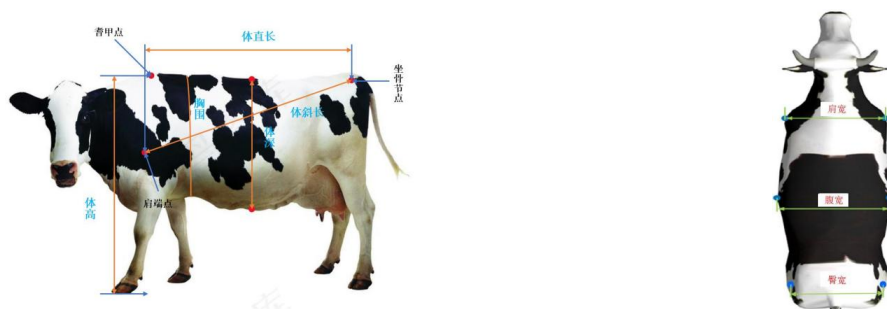


图 1-1 奶牛体尺关键点检测

Fig1-1. Key point detection of cow body size

综上所述，基于二维图像的家畜表型采集技术，依托普通 RGB 相机与深度学习模型，通过关键点检测与部位分割，实现了非接触式的体尺与体重估算。该方法成本较低、数据易于获取、算法相对成熟，适用于可控环境下的规模化筛选。然而，由于缺乏深度信息，胸围等三维指标难以直接测量，且在姿态变化、透视畸变及光照背景干扰等因素影响下，测量精度仍存在波动。当前研究正通过融合多视角图像、引入端到端回归模型以及采用虚拟标定等手段，不断提升该方法在复杂场景下的准确性与鲁棒性。

1.2.1.2 基于三维重建的家畜表型信息采集研究现状

随着三维重建算法与硬件性能的持续优化，利用三维重建技术获取家畜三维模型，已能够全面还原其整体形态特征，有效弥补了二维图像难以捕捉家畜体表精细结构的不足。目前，该方法在家畜表型信息采集中展现出显著优势，已成为相关研究领域的热点方向。2014 年，郭浩等^[21]采集家畜双视角点云数据，通过圆球标定法完成点云配准，并实现交互式体尺测量。2020 年，初梦苑等^[22]采用迭代最近点（Iterative Closest Point, ICP）算法补全奶牛侧视点云缺失数据，结合配准与镜像技术构建三维模型，并基于表面积和躯干体积参数建立体重预估模型。2020 年，Shi 等^[23]通过上、左、右三个视角采集自由行走的猪只点云数据，借助矩形长方体标定配准参数，实现多源点云的融合重建；通过分析点云在不同方向的投影分布，精确定位测量部位，实现体长、体高、体宽和腹围等关键参数的自动测量。2020 年，Ruchay 等^[24]利用 ICP 算法对三台 Kinect V2 相机在活牛身上捕获的点云数据进行非刚性 3D 重建，在此基础上计算肩高、臀高和斜长等九个身体测量参数，测量误差较低。2022 年，Cozler 等^[25]采用点云泊松面重建方法，构建奶牛三角形网格以确定体积，并计算心围（HG）、胸深（CD）、臀宽（HW）和臀宽（KW），以此完成奶牛体重预估。2023 年，Hu 等^[26]提出一种改进的 PointNet++ 点云分割模型，将猪的点云细分为头、耳、躯干、四肢及尾等部位，以此精确定位体型关键点，同时融合最小二乘拟合、点云切片、边缘提取与多项式拟合等技术，实现体重精准预估。2023 年，Kwon 等^[27]生成猪的三维点云，通过网格重建生成训练数据，并利用训练数据开发深度神经网络（Deep Neural Network, DNN）来估计体重；从网格模型中

确定 48 种测量类型，使用全连接的 DNN 估计猪的体重。2023 年，Cominotte A 等^[28]利用 Kinect 三维图像技术实现内洛尔牛的体重和胴体重预测。2024 年，Selle 等^[29]提出了一种面向猪育种的三维数据建模方法，基于统计形状模型的构建，对猪的体型、形态与姿态变化进行定量化与可视化分析；在线性回归模型中仅以体重作为预测变量，实现较高的体重预测精度。2025 年，Zhou 等^[30]提出了一种 FGPointKAN++ 分割模型和 AKCPR 自适应键切割平面识别模型，实现了对奶牛点云的精确部件分割和关键体型参数计算。2025 年，Wei 等^[31]通过三台 Kinect V2 摄像头多视角采集图像，并借助 PointNet++ 模型实现绵羊点云的自动分割，结合局部姿态归一化与形态特征检测关键点，进而计算体型参数。

综上所述，当前基于三维重建的家畜表型信息采集方法已取得显著进展，通过多视角点云配准与关键部位自动分割等技术突破，实现了非接触式的体重测量。然而，在实际规模化养殖过程中，现有方法仍难以满足对家畜进行动态、连续体重监测的现实需求，面临环境适应性不足与自动化水平有待提升等问题。因此，亟需发展适用于动态环境的非接触式三维重建与体重估测技术，以进一步提升家畜体重监测的智能化与自动化水平，支撑精准养殖管理的实际应用。

1.2.2 点云处理研究现状

1.2.2.1 三维点云语义分割研究现状

点云分割是点云处理中的核心任务之一，旨在根据几何或语义特征将点云数据划分为不同的区域或对象。由于点云具有无序、稀疏和不规则等特点，设计高效、鲁棒的分割算法是该领域的研究重点。

2017 年，Qi 等人^[32]提出 PointNet，这是一种端到端的神经网络架构，可直接处理无序点云，无需预先排序或规范化，具有开创性意义。然而，PointNet 在复杂形状和结构处理上存在局限，难以充分利用局部特征，且易受噪声、部分数据丢失和遮挡等因素影响。为此，原作者通过引入局部特征学习和层次化结构对其进行改进，显著增强了对复杂场景与形状的处理能力，在识别、分割、配准等任务中表现更优^[33]。2018 年，Li 等人^[34]提出 PointCNN，通过 X-Conv 卷积操作将不规则点云转换为结构化特征表示，有效捕获局部特征，在多项点云任务中取得优越表现。2019 年，刘阳阳等^[35]针对传统区域生长法因特征不确定及种子点选取不合理导致分割不稳定的问题，提出以曲率最小点为种子节点、结合局部特征确定生长准则的改进方法，提升了分割的稳定性与精度。同年，景川等^[36]提出基于 K 邻近算法（K-Nearest Neighbor, KNN）搜索的三维点云语义分割方法，弥补了 PointNet 在局部特征提取上的不足，并基于超体素特征学习提出快速分割方法，在保证精度的同时大幅提升训练与测试效率。2021 年，刘娜等^[37]提出改进

的 K-means 羊体点云分割方法,通过引入曲率信息重新定义点云间距离,实现了曲率变化显著部位的精确分割。2022 年,廖云浩等^[38]提出基于超体素类型的三维点云区域生长分割算法,通过超体素化增强噪声抵抗能力,并根据平坦度分类后进行改进的区域生长融合,具有较高的准确性。2023 年,汪洋等^[39]提出基于多特征融合的点云场景语义分割方法,在 S3DIS 数据集上平均交并比达 67.5%,总体准确率为 87.2%。同年,赵思贤等^[40]针对关键特征提取困难与分割精度低的问题,提出基于体素化和 Transformer 的语义分割网络 FVT-Net,有效处理复杂场景下的点云分类与分割任务。2024 年,张伟等^[41]提出 PCANet,通过位置编码捕获点云相对位置信息,并结合通道注意力机制加权特征图,扩大感受野,取得了良好分割效果。同年,雷泽宇等^[42]提出针对棉花叶片的点云实例分割方法,利用语义分割提取叶片点云后通过聚类实现实例划分,对比 PointNet、PointNet++、SceneEncoder 等模型及其自注意力增强版本,分割性能得到有效提升。

总体来看,点云分割技术正朝着更精细、更鲁棒和更智能的方向发展。从最初的结构设计到局部特征增强,再到如今融合注意力机制、Transformer 及多特征策略,模型在复杂场景下的表现持续提升。未来,如何在保证效率的同时进一步提升分割精度和泛化能力,仍是值得深入研究的方向。

1.2.2.2 三维点云配准研究现状

三维点云配准旨在将多个点云数据统一至同一坐标系下,广泛应用于数据融合、场景重建与变化检测等领域。1992 年,Besl 等人^[43]提出经典的 ICP 算法,通过迭代最小化两组点云之间的距离。该方法实现简单,适用于静态场景,但对初始位姿敏感,易陷入局部最优,且对噪声和离群点鲁棒性不足,难以处理低重叠度的配准任务。为此,后续研究提出多种改进方法。2002 年,Granger 等人^[44]提出 EM-ICP 算法,结合最大期望(EM)与最大似然估计,构建更有效的匹配评价标准,提升了低重叠场景下的配准精度与鲁棒性。2003 年,Fitzgibbon 等人^[45]采用 Levenberg-Marquardt 非线性优化方法,以梯度下降与高斯-牛顿(Gaussian-Newton)方法替代奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD),直接最小化配准误差。2008 年,Censi 等人^[46]提出 PLICP 算法,采用点对线距离度量并给出精确闭合解,相比 ICP 精度更高、迭代次数更少,但对大初始位移误差的鲁棒性较差。2015 年,Serafin 等人^[47]提出正态迭代最近点(NICP)算法,在匹配中引入点云表面的局部特征(法线与曲率),利用三维结构信息提高数据关联的准确性。同年,Yang 等人^[48]提出首个全局最优配准算法 Go-ICP,在保证全局最优性的同时提升计算效率,适用于需最优解或初始位姿未知的场景。

随着人工智能的发展,越来越多的深度学习方法被应用于点云配准任务。这类方法在配准过程中融合特征匹配与几何约束,可在复杂场景下实现高精度配准,端到端框架的提出也有效降低了对初始对齐的依赖。在点云特征提取方面,Qi 等人^[32]于 2017 年提