

基于关键帧提取与头颈部去除的奶牛体尺测量方法

初梦苑^{1,2} 李孟飞^{1,2} 李 前^{1,2} 刘 刚^{1,2}

(1. 中国农业大学智慧农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083;
2. 中国农业大学农业农村部农业信息获取技术重点实验室, 北京 100083)

摘要: 为提高奶牛体尺测量的效率与精度,降低劳动强度,提出一种基于关键帧提取与头颈部去除的奶牛体尺测量方法。首先,搭建奶牛俯视深度视频采集平台,利用分水岭算法提取深度图像中的奶牛目标;其次,使用图像扫描策略获取奶牛左右两侧轮廓,利用基于霍夫变换的直线检测方法,提取图像序列中含有完整奶牛躯干的关键帧;然后,根据奶牛头部区域骨架特征判定头部是否存在,若头部存在,则基于凸包分析方法去除图像中奶牛头部,并利用多项式曲线拟合方法去除奶牛颈部;最后,根据奶牛体尺测点的空间特征,自动计算奶牛体直长、肩宽、腹宽、臀宽及体高。利用35头奶牛的2163帧深度图像对本文方法精度进行测试,结果分析表明,关键帧提取方法准确率为97.36%,可有效代替人工进行关键帧的选取;头部检测方法准确率为94.04%,提高了奶牛体尺测点定位的效率;体尺测量平均相对误差在3.3%以内。本文研究成果可提高奶牛体尺自动测量的效率与精度。

关键词: 奶牛; 头部检测; 体尺测量; Kinect DK; 深度图像; 关键帧提取

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2022)S2-0226-08

Method of Cows Body Size Measurement Based on Key Frame Extraction and Head and Neck Removal

CHU Mengyuan^{1,2} LI Mengfei^{1,2} LI Qian^{1,2} LIU Gang^{1,2}

(1. Key Laboratory of Smart Agriculture Systems Integration, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China
2. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: In order to improve the efficiency and accuracy of cows body size measurement and reduce labor intensity, a cows body size measurement method based on key frame extraction and head and neck removal was proposed. Firstly, a cows top-down depth video acquisition platform was built, and the cows target in the depth image was extracted by using the watershed algorithm. Secondly, the contours of the left and right sides of the cows were obtained by using the image scanning strategy, and the key frames containing the complete cows torso in the image sequence were extracted by using the Hough transform-based line detection method. Then, according to the skeleton features of the cows' head area, it was determined whether the head existed. If the head existed, the cows' head in the image was removed based on the convex hull analysis method, and the cows' neck was removed by the polynomial curve fitting method. Finally, according to the spatial characteristics of the cows' body measurement points, the straight length, shoulder width, belly width, hip width and body height of the cows were automatically calculated. The accuracy of the method was tested with 2163 depth images of 35 cows. The analysis result showed that the accuracy of the key frame extraction method was 97.36%, which can effectively replace the manual selection of key frames. The accuracy rate of the head detection method was 94.04%, which improved the efficiency of the cows body measurement point positioning. The average relative error of body measurements was within 3.3%. The research results can effectively improve the efficiency and accuracy of automatic measurement of cows body size.

Key words: cows; head detection; body measurement; Kinect DK; depth image; key frame extraction

收稿日期: 2022-06-05 修回日期: 2022-08-07
基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFD1300502)
作者简介: 初梦苑(1996—),女,博士生,主要从事基于机器视觉的健康养殖应用研究,E-mail: cmy@cau.edu.cn
通信作者: 刘刚(1966—),男,教授,博士生导师,主要从事电子信息技术农业应用研究,E-mail: pac@cau.edu.cn

0 引言

奶牛体尺参数的测量在奶牛健康养殖中占据重要地位^[1]。奶牛体尺参数不仅能够反映其生长发育状况和生产性能水平,还为畜牧专家选育优良品种提供参考依据^[2-4]。目前我国测量奶牛体尺多采用传统的接触式测量方法,即使用测杖、卷尺和皮尺等工具进行奶牛体尺的手工测量。该方法测量难度较大,效率低下,且测量结果易受人为主观因素影响^[5-7]。

随着机器视觉技术的发展,在利用图像处理方法自动测量奶牛体尺方面,国内外已取得较大的研究进展^[8-9]。NIR 等^[10]利用椭圆拟合与分位数回归方法,估计小母牛体高和臀高,人工与算法测量的平均决定系数为 0.969。PEZZUOLO 等^[11]对奶牛深度图像进行梯度运算,依据梯度差异检测奶牛体长、体高、臀宽及胸深等体尺,测量相对误差均小于 6%。张馨月等^[12]应用主成分分析方法对奶牛俯视点云进行精简操作,所提出的体尺测量方法平均绝对误差均小于 1.17 cm。LE COZLER 等^[13]采用 Morpho3D 扫描仪重建奶牛完整点云模型,并计算肩高、胸围、胸深与体宽等体尺参数,人工与算法测量的平均相关性为 0.75。KAMCHEN 等^[14]利用多层感知器神经网络筛选质量较好的小母牛背部深度图像,并通过机器视觉技术定位臀宽、臀长、臀高以及肩高体尺测点,测量的平均相对误差为 11.58%。许绘香^[15]提出一种基于改进 CenterNet 的牛体尺智能测量算法,体直长、体高及体斜长测量的平均相对误差均小于 7.12%。

上述方法在奶牛体尺自动测量方面都取得了较好的研究成果,但视频中含有完整奶牛躯干的关键帧,多依靠人工筛选,并且体尺测量精度仍有待进一步提高。为提高奶牛体尺测量效率与精度,本文提出一种基于关键帧提取与头颈部去除的奶牛体尺测量方法。先提取深度视频中包含奶牛完整躯干的关键帧,再检测关键帧中奶牛头颈部位置并去除,在此基础上,设计一种奶牛体尺自动测量方法。

1 材料与方法

1.1 数据采集

试验数据采集于河北省石家庄市鼎源牧业有限公司奶牛养殖场,采集对象为泌乳期荷斯坦奶牛。奶牛挤奶完毕后将依次经过通道返回牛棚,通道入口处安装有无线射频识别(Radio frequency identification, RFID)装置,可对奶牛耳部的 RFID 耳标进行检测,用于奶牛个体身份识别。为减小奶牛

应激,提高检测效率,通道前后未设置挡板,奶牛可快速行走通过通道。如图 1 所示,数据采集设备 Kinect DK 安装在奶牛必经通道的正上方,距离地面 2.82 m,深度相机坐标系中 Z 轴垂直于地面。本次试验共采集 35 头奶牛的深度视频,利用 ffmpeg 工具对视频进行分帧处理,共获取分辨率为 640 像素 × 576 像素的深度图像 2 163 帧。

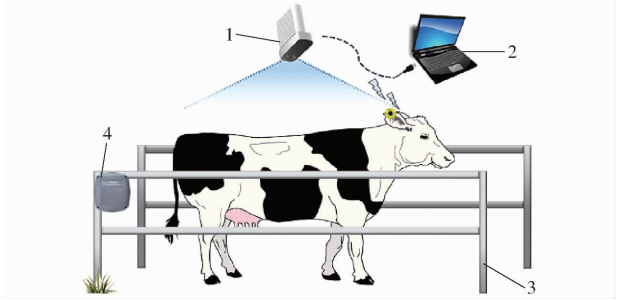


图 1 奶牛深度视频采集平台
Fig. 1 Platform for cows depth video collection

1. Kinect DK 相机 2. 计算机 3. 奶牛行走通道 4. RFID 耳标识别器

1.2 奶牛目标提取

使用 Matlab 2021b、Microsoft Visual Studio 2019 开发环境对采集的数据进行预处理。由于养殖场环境复杂,采集的奶牛深度图像序列中不仅包含奶牛背部数据,还有地面、栏杆、设备和脏污等背景数据,需要去除图像中无关背景,提取完整的奶牛目标。奶牛目标提取过程如图 2 所示,具体步骤如下:

(1) 利用张正友标定法,获取 Kinect DK 相机的

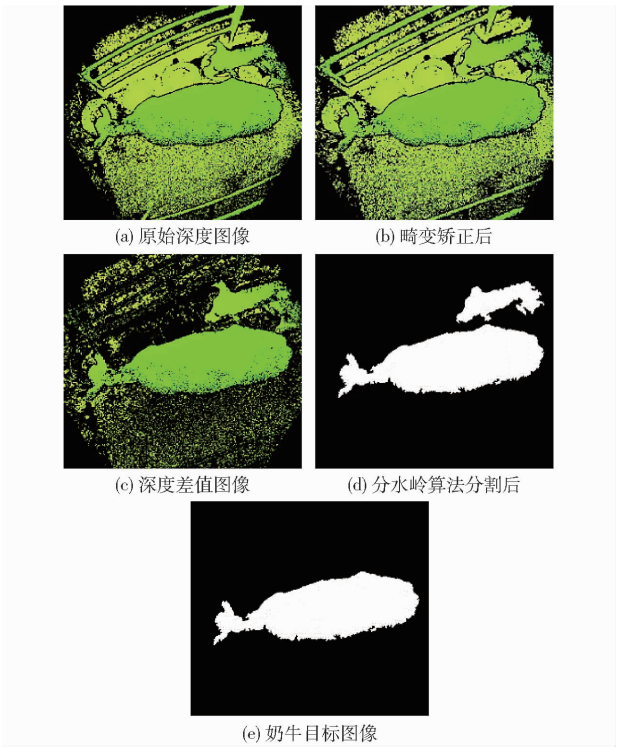


图 2 奶牛目标提取

Fig. 2 Target extraction of cows

畸变系数,然后对原始深度图像进行畸变矫正。原始深度图像如图 2a 所示,畸变矫正后深度图像如图 2b 所示。

(2)然后采用差影法^[16],将矫正后得到的第 i 帧深度图像 $f_i(x,y)$ 与选取的背景图像 $f_b(x,y)$ 做差值运算,得到深度差值图像 $D(x,y) = f_i(x,y) - f_b(x,y)$,如图 2c 所示。

(3)深度差值图像中仍包含部分地面、栏杆和其他奶牛等背景数据,本文利用基于分水岭的图像分割方法^[17],提取奶牛目标,分割后的二值图像如图 2d 所示。

(4)按照 8 邻接计算图像中最大连通区域,即为奶牛目标图像 $C(x,y)$,如图 2e 所示。

1.3 关键帧提取

采集深度视频时,奶牛头部即将进入采集区域时开始录制,尾部即将离开采集区域时结束录制。因此,获取到的图像序列中包含有较多奶牛躯干不完整的图像帧,若该帧没有包含完整的奶牛躯干部位,就无法进行奶牛体尺的自动测量。本文利用基于霍夫变换的直线检测方法,自动提取图像序列中包含有完整奶牛躯干的图像帧,作为关键图像帧(以下简称关键帧)^[18-19],再对关键帧进行图像处理与体尺测量等操作,关键帧自动提取流程如图 3 所示。

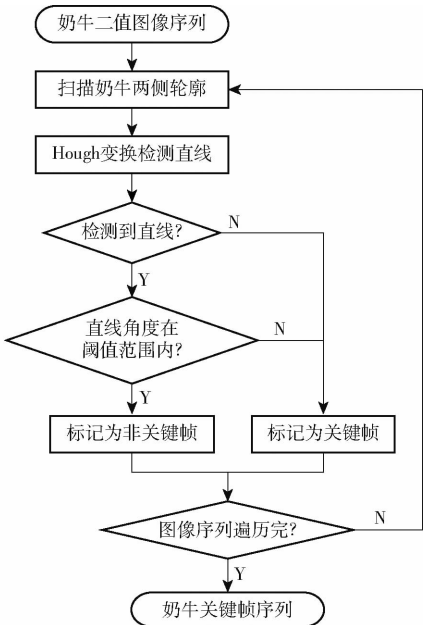


图 3 关键帧提取流程图

Fig. 3 Flow chart of key frame extraction

当二值图像中奶牛躯干采集不完整时,被采集视野分割的奶牛边缘存在明显类直线。为提取包含完整奶牛躯干的关键帧,本文首先利用图像扫描策略,分别从图像左右两侧扫描并获取奶牛轮廓。

然后,利用霍夫变换^[20]检测奶牛两侧轮廓中是

否存在类直线,检测步骤如下:

(1)遍历奶牛两侧轮廓,将笛卡尔坐标系下的轮廓像素点转换为 $\rho - \theta$ 极坐标系下轮廓像素点,取 ρ, θ 的最大值与最小值,建立离散参数空间。

(2)将参数空间 (ρ, θ) 量化为 $p \times q$ (p 为 ρ 的等份数, q 为 θ 的等份数)个单元,设置一个累加器矩阵,矩阵宽度由 θ 范围决定,高度由 ρ 范围决定。

(3)为参数空间中每一个单元分配一个累加器 $Q(i,j)$,将累加器的初始值设置为 0。

(4)在参数空间寻找与 ρ 和 θ 所对应的单元,将该单元的累加器加 1,即 $Q(i,j) = Q(i,j) + 1$ 。

(5)当图像中所有轮廓像素点都执行步骤(3)、(4)后,查询该参数空间中累加器的值,若累加器值超出设定阈值 30,则对应单元的 ρ 与 θ ,即为二值图像边缘轮廓检测到的类直线,如图 4a、4b 所示;若未超出阈值 30,则二值图像轮廓中不存在类直线,该帧为关键帧,如图 4c 所示。

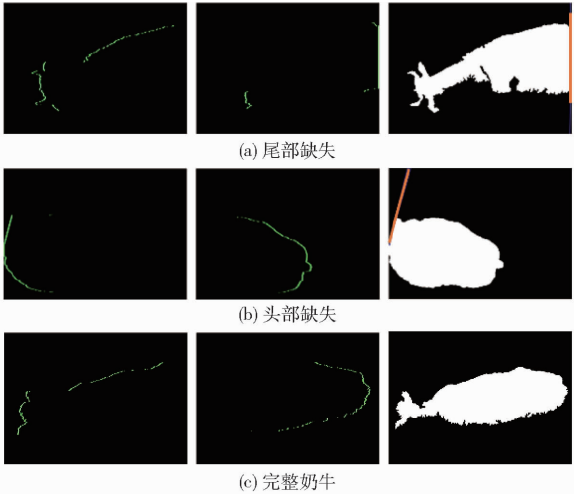


图 4 基于霍夫变换的奶牛轮廓直线检测

Fig. 4 Line detection in cows contour based on Hough transform

利用霍夫变换检测到的奶牛轮廓直线,有些是奶牛自身躯体轮廓中存在的类直线,并非由 Kinect DK 相机视野分割而产生的。为避免该类直线对关键帧判定造成干扰,需设定直线角度阈值,当检测到的直线角度 θ' 在设定阈值范围内时,该帧为非关键帧,否则该帧为关键帧。本文根据 Kinect DK 相机视野(非正八边形),将阈值范围设置为 $2.50 \sim 2.70 \text{ rad}$ 、 $0 \sim 0.20 \text{ rad}$ 、 $3.14 \sim 3.16 \text{ rad}$ 。

1.4 奶牛头颈部去除

奶牛体尺自动测量过程中,头部与颈部通常不含有体尺测点,即奶牛头颈部为无关部位,而且当奶牛抬头、低头或歪头时,由于头颈部的存在,体高测点检测精度易受影响。因此,在体尺自动测量之前,应将图像中奶牛头部与颈部去除,提高体尺测量效

率与精度。本文根据奶牛头部区域骨架特征判定头部是否存在,若头部存在则去除,即利用凸包分析方法去除奶牛头部,并利用多项式曲线拟合方法去除奶牛颈部。奶牛头部与颈部去除流程如图 5 所示。

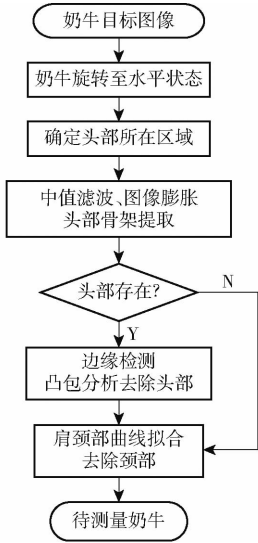


图 5 头部与颈部去除流程图

Fig. 5 Flow chart of head and neck removal

1.4.1 头部去除

因奶牛为非刚性物体^[21],头部姿态多变,利用深度相机采集视频数据时,奶牛头部数据易出现偏差与缺失。因此,本文首先检测图像中奶牛头部是否存在,若存在则去除头部,具体方法如下:

(1)奶牛行走经过通道时,其姿态通常歪曲多变,为提高图像中奶牛头部去除精准度,方便后续体尺测点提取,本文利用最小外接矩形方法^[16],旋转倾斜的奶牛躯体至水平状态,如图 6 所示。矩形内任意点 (x',y') 绕矩形中心坐标 (x_c,y_c) 顺时针旋转 θ_1 后,坐标变为

$$\begin{bmatrix} x'' \\ y'' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta_1 & -\sin\theta_1 \\ \sin\theta_1 & \cos\theta_1 \end{bmatrix} \left(\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \end{bmatrix} \right) + \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中 x'' ——点 (x',y') 旋转后横坐标
 y'' ——点 (x',y') 旋转后纵坐标

(2)从左向右逐列扫描旋转至水平状态的最大连通域图像 $C'(x,y)$,记录首个像素值为 255 的点为奶牛前端点 $P_f(x_f,y_f)$,同理获取后端点 $P_e(x_e,y_e)$ 。

(3)选取图像 $C'(x,y)$ 中位于区间 $[x_f,x_f+(x_e-x_f)/5]$ 内的像素点集合 $H(x,y)$,作为奶牛头部区域,在该区域内检测头部是否存在。

(4)利用中值滤波消除奶牛头部图像中的噪声点,使用膨胀算法平滑处理图像边缘,得到图像 $H_e(x,y)$ ^[22]。

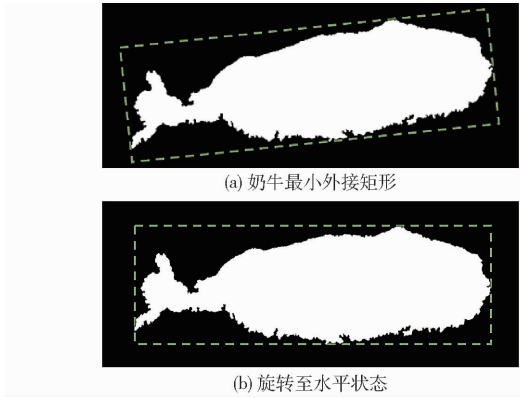


图 6 基于最小外接矩形的奶牛躯体旋转

Fig. 6 Body rotation of cows based on minimum bounding rectangle

(5)利用 Zhang - Suen 算法^[23],对膨胀后的图像 $H_e(x,y)$ 进行两次迭代细化,得到奶牛头部区域骨架。图 7a 为奶牛头部存在时的头部区域骨架,图 7b 为奶牛头部不存在时的头部区域骨架。

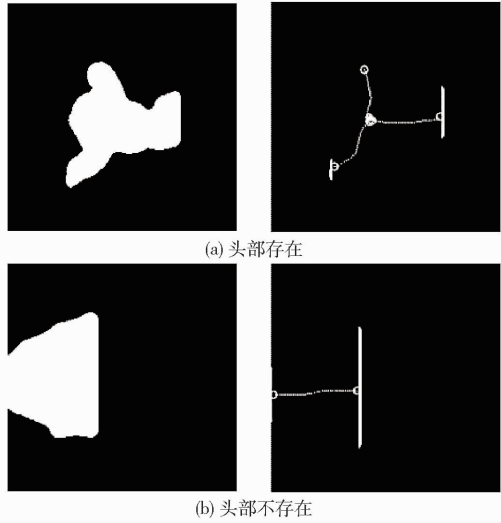


图 7 头部区域骨架提取

Fig. 7 Extraction of skeleton from head region

(6)计算骨架长度为 N_f ,骨架端点与交点总个数为 N_p ,若满足

$$\begin{cases} N_f > \frac{x_c - x_f}{5} \\ N_p > 3 \end{cases} \quad (2)$$

则认为奶牛头部存在,否则头部不存在。

(7)利用 Canny 算子对头部存在的奶牛图像进行边缘检测。

(8)在奶牛边缘图像中,利用凸包分析法^[24-26]去除奶牛头部。具体为:根据奶牛轮廓线绘制包络线,计算奶牛轮廓线上各像素点到包络线的距离,距离最大的两点作为奶牛头部去除点,如图 8a 所示。选取两点中横坐标值较大的点,即更靠近奶牛躯体的点,过该点沿图像竖直方向将奶牛分为两部分,去除其中面积较小的一部分,得到奶牛去除头部后的

躯体部分,如图 8b 所示。

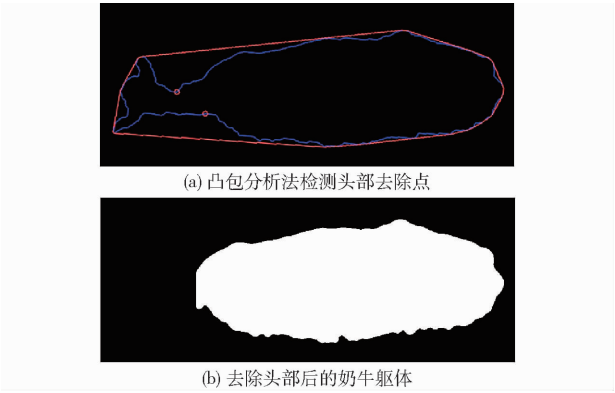


图 8 奶牛头部去除

Fig. 8 Cows head removal

1.4.2 颈部去除

为提高奶牛体尺测量精度,精准分割奶牛躯干,本文根据奶牛颈部特征,利用多项式曲线拟合方法,进一步去除图像中奶牛颈部。

利用 Canny 算子检测头部去除后的奶牛轮廓,将该轮廓三等分为左侧区域、中间区域与右侧区域。奶牛颈部位于左侧区域,设该区域内下轮廓像素点集合为 $P_i(x_i, y_i) = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$ 。利用最小二乘法^[27],将像素点集合 $P_i(x_i, y_i)$ 拟合为 4 阶曲线。拟合多项式为

$$y(x, w) = \sum_{j=0}^M w_j x^j \tag{3}$$

式中 M ——多项式最高次数

x ——样本横坐标 w_j ——系数

w ——曲线拟合参数

将平方误差作为损失函数

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^m [y(x_n, w - t_n)]^2 \tag{4}$$

式中 m ——样本点数量

t_n ——样本 n 的输出

多项式曲线拟合的目的是使误差函数最小化,找到误差损失函数的最小值点,以便沿曲线梯度反方向进行局部最优求解,奶牛左颈轮廓点集拟合曲线如图 9 所示,图中蓝色点为满足条件的颈部去除点。根据奶牛肩颈位置形态特征,设置奶牛颈部去除点约束条件为

$$\begin{cases} d(x_{i-1}, w) < d(x_i, w) < y(x_{i+1}, w) \\ y''(x_{i+1}, w) < y''(x_{i-1}, w) \end{cases} \tag{5}$$

式中 y'' ——多项式的二阶导数

若曲线上存在满足该条件的点,则选择 X 较小点为颈部去除点,过该点沿图像竖直方向将奶牛颈部去除;若不存在满足该条件的点,则认为奶牛头部去除较为彻底,无需再进行颈部去除。

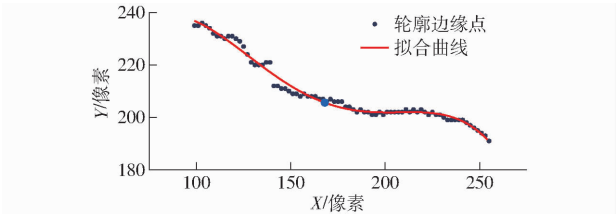


图 9 奶牛颈部轮廓拟合

Fig. 9 Contour fitting of cows neck

1.5 体尺测量

在去除奶牛目标图像中头部与颈部的基础上,根据奶牛体尺测点空间特征,自动测量奶牛俯视视角下肩宽、腹宽、臀宽与体直长等体尺参数。

1.5.1 肩宽、腹宽、臀宽、体直长测量

手工测量奶牛体尺时,奶牛肩宽为肩端最大宽度,腹宽为腹部最大宽度,臀宽为臀部最大宽度,体直长为肩端点到同侧坐骨结节的距离。根据手工测量方法,提出奶牛体尺测点自动检测与体尺测量方法。

将去除奶牛头部与颈部后的图像 $B(a, b)$ 沿水平方向进行垂直投影,图像水平方向的投影曲线方程为

$$S(b) = \sum_{a=0}^{H-1} B(a, b) \quad (b = 0, 1, \dots, W - 1) \tag{6}$$

式中 H ——图像垂直方向高度

W ——图像水平方向宽度

a ——图像垂直方向坐标

b ——图像水平方向坐标

投影曲线如图 10 中橙色曲线所示,计算投影曲线的峰值,其中,橙色三角形表示投影曲线的波峰,黄色水平直线为波峰的宽度,橙色垂直直线为波峰的高度。肩宽测点对应投影曲线中最左端峰值点;腹宽测点对应投影曲线中波峰最高最宽的点;臀宽测点对应投影曲线中最右端峰值点^[28]。根据二维图像中体尺测点横坐标,定位奶牛深度图像中体尺测点的三维坐标,并计算相应的肩宽、腹宽与臀宽,如图 11 所示。

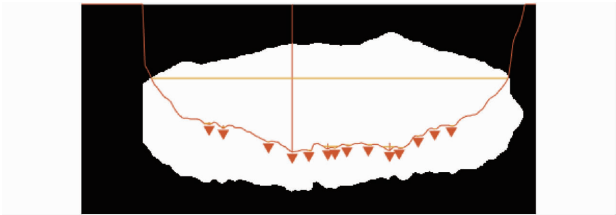


图 10 投影曲线与区域划分

Fig. 10 Projection curve and region division

奶牛行走过程中,躯体弯曲将影响奶牛体直长的测量精度。因此,本文利用多段距离之和,代替奶牛肩端点与坐骨结节点之间水平距离。奶牛肩宽中点为肩端点,奶牛尾根部作为坐骨结节点。肩端点

到腹宽中点的距离为 L_1 , 腹宽中点到臀宽中点的距离为 L_2 , 臀宽中点到奶牛尾根点的距离为 L_3 , 则奶牛体直长长度 $L = L_1 + L_2 + L_3$, 如图 11 所示。

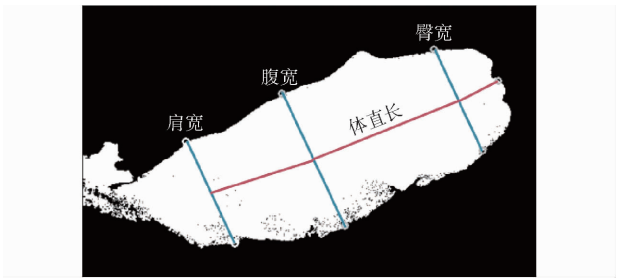


图 11 体尺测点检测与体尺测量

Fig. 11 Detection of body measurement point and body measurement

1.5.2 体高测量

手工测量奶牛体尺时, 奶牛体高测点为耆甲最高点到地面的垂直距离。

选取肩端点前侧深度突出点为耆甲最高点, 即体高测点 (x', y', z') 。记录背景深度图像中, 地面上 n' ($n' > 3$) 个像素点的深度。根据地面深度信息拟合平面 $Ax + By + Cz + D = 0$, 计算体高测点到该平面的距离, 即为奶牛体高

$$h = \frac{|Ax' + By' + Cz'|}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}}$$

(7)

2 结果与分析

本文试验共采集 35 头奶牛的俯视视频数据, 共计 2 163 帧图像, 先提取关键帧, 然后去除关键帧中奶牛头部与颈部, 最后计算奶牛体尺, 并验证本文算法的有效性。

2.1 关键帧提取分析

人工对 2 163 帧图像进行分类标注(关键帧或非关键帧), 作为对照真值。其中 1 710 帧图像为奶牛躯干不完整的非关键帧, 453 帧为奶牛躯干完整的关键帧。

利用本文方法自动提取奶牛视频中关键帧, 检测结果如图 12、13 所示。图 12a、12b 均为奶牛躯干完整的关键帧, 其中图 12b 中奶牛低头, 并且头部超出相机视野范围。体尺测量仅使用奶牛躯干部分, 无需头部数据, 因此, 人工将该情况的图像标注为关键帧。图 12c、12d 均为奶牛身体不完整的非关键帧。图 13 中, 本文方法将关键帧判定为非关键帧, 主要是由于前后两头奶牛距离较近, 目标提取方法未能将其准确分割, 而第 2 头奶牛颈部存在类直线, 算法判定为非关键帧, 检测结果错误。

使用本文方法检测到关键帧 436 帧, 非关键帧 1 727 帧; 正确检测关键帧 416 帧, 正确检测非关键

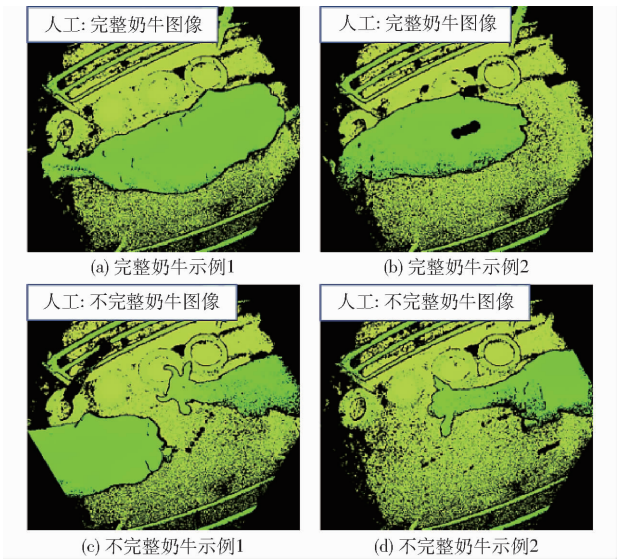


图 12 关键帧检测正确的图像

Fig. 12 Images of key frame detection correct

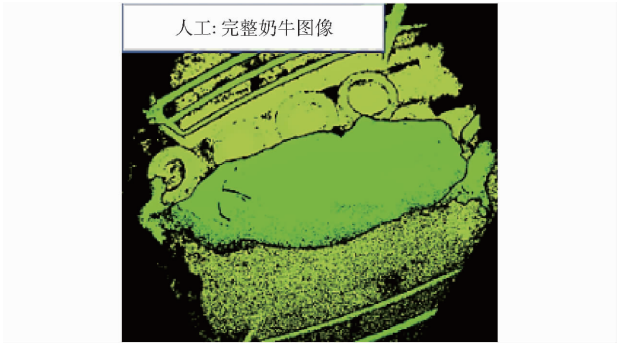


图 13 关键帧检测错误的图像

Fig. 13 Images of key frame detection error

帧 1 690 帧; 误将 20 帧图像判定为关键帧, 误将 37 帧图像判定为非关键帧。采用准确率、召回率与精确率作为评价指标, 检测本文方法性能。奶牛关键帧检测方法的准确率为 97.36%, 召回率为 91.83%, 精确率为 95.41%。

2.2 头部检测分析

为验证奶牛头部检测方法的有效性, 利用本文方法对 453 帧人工标注关键帧检测奶牛头部是否存在。同时, 人工标记奶牛头部是否存在, 其中 308 帧奶牛头部存在, 145 帧奶牛头部不存在。

头部检测方法检测到头部存在图像 301 帧, 头部不存在图像 152 帧; 正确检测到头部存在图像 291 帧, 正确检测到头部不存在图像 135 帧; 误将 10 帧图像判定为头部存在, 误将 17 帧图像判定为头部不存在。奶牛头部检测方法准确率为 94.04%, 召回率为 94.48%, 精确率为 96.68%。

奶牛头部检测错误的原因主要有 2 种, 如图 14 所示。图 14a、14b 因奶牛头部运动幅度较大, 且头部位于相机视野边缘, 导致颈部存在大量深度值缺失, 奶牛目标提取算法未能提取到奶牛头部, 仅保留

了躯干大连通域,因此,头部检测方法将该类型帧误判为奶牛头部不存在。图 14c 因养殖场空气中存在大量粉尘,且光照不均匀,导致图像中部分像素点存

在深度值缺失。而且奶牛躯体前端,即颈部附近深度值变化异常,利用本文头部检测方法,将该帧误判为奶牛头部存在。

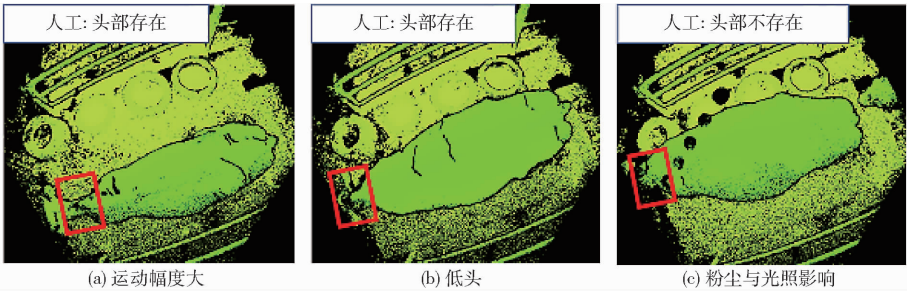


图 14 头部检测错误图像
Fig. 14 Head detection error images

根据奶牛头部检测结果,若头部存在则去除,然后去除奶牛颈部;若头部不存在,则去除奶牛颈部。图像中奶牛头部去除结果如图 15a 所示,颈部去除结果如图 15b 所示。该方法可较准确地去除奶牛图像中不含体尺测点的头颈部位。

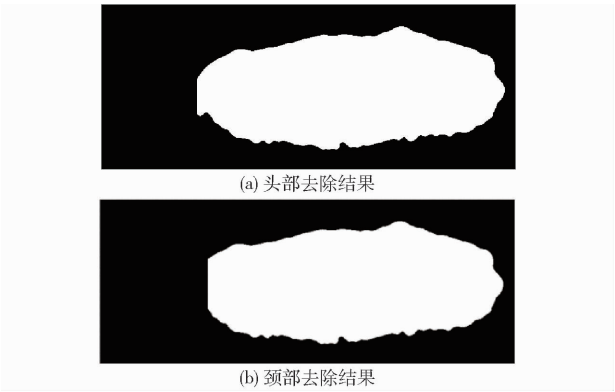


图 15 奶牛头颈部去除结果
Fig. 15 Cows head and neck removal results

2.3 体尺测量分析

为验证奶牛体尺测量算法有效性,利用本文算法,去除人工标注的关键帧中头部与颈部后,自动测量奶牛肩宽、腹宽、臀宽、体直长与体高。35 头奶牛中的每头奶牛关键帧 5 ~ 18 帧不等,取奶牛各项体尺平均值作为算法测量值。同时,人工选取每头奶牛中 3 帧较为理想的深度图像,转为三维点云。所选深度图像中奶牛运动速度应相对缓慢、姿势端正、头部自然前伸,且图像中噪声较少。然后利用 Cloudcompare 软件对点云数据进行标注,将 3 帧标注的体尺数据均值作为人工测量值。

利用箱线图对各项体尺的绝对误差进行分析,体尺测量绝对误差的箱线图如图 16 所示。其中腹宽测量值的绝对误差最小,体直长测量值的绝对误差最大。肩宽的绝对误差在 $-0.045 \sim 0.025$ m 范围内,平均相对误差为 3.11%;腹宽的绝对误差在 $-0.027 \sim 0.022$ m 范围内,平均相对误差为

1.97%;臀宽的绝对误差在 $-0.036 \sim 0.028$ m 范围内,平均相对误差为 3.29%;体直长的绝对误差在 $-0.044 \sim 0.031$ m 范围内,平均相对误差为 1.62%;体高的绝对误差在 $-0.028 \sim 0.072$ m 范围内,平均相对误差为 1.27%。

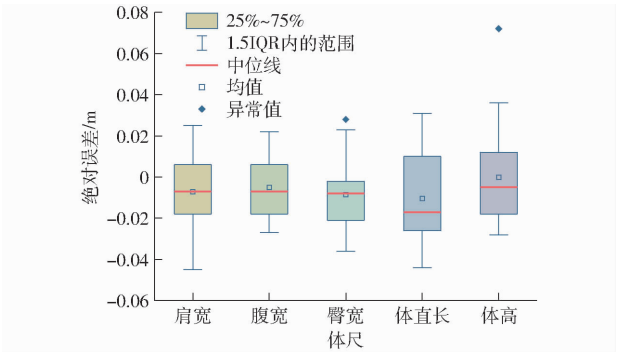


图 16 体尺测量绝对误差箱线图
Fig. 16 Absolute error box plot of body measurement

利用堆叠柱状图对每头奶牛的体尺测量误差进行分析,35 头奶牛体尺测量的误差绝对值堆叠柱状图如图 17 所示。其中,22 号奶牛臀宽测量误差较大,主要是因为该奶牛行走速度较快,采集的俯视图像边缘不规整。经图像平滑后,投影曲线峰值点附近仍存在其他峰值点,导致臀宽测点选取误差较大。32 号奶牛体高测量误差较大,主要是因为奶牛背部

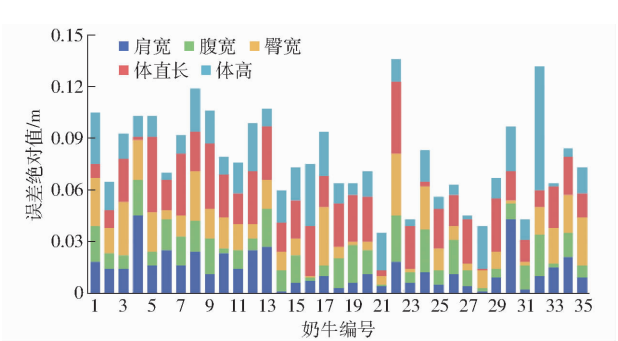


图 17 奶牛体尺测量误差堆叠柱状图
Fig. 17 Stacked bar chart of measurement error for cows body measurements

离群点未完整去除,且离群点满足奶牛体高测量要求,导致体高测点选取错误。

3 结论

(1)对采集到的奶牛深度视频进行预处理,利用分水岭算法提取深度图像中奶牛目标,能够有效解决图像中奶牛与背景粘连而难以分割的问题,较好保留了奶牛轮廓信息。

(2)基于霍夫变换提取图像序列中关键帧,有效提升了奶牛体尺测量效率,本文关键帧提取方法

准确率为 97.36%。

(3)基于奶牛头部区域骨架特征与凸包分析方法,去除了奶牛头部,根据多项式曲线拟合特征,去除了奶牛颈部。本文奶牛头部检测方法准确率为 94.04%,提高了图像中奶牛躯干分割的精准度,减小了奶牛体尺自动测量复杂度。

(4)基于奶牛体尺测点的空间特征,提出了奶牛体直长、肩宽、腹宽、臀宽及体高的自动测量方法,各项体尺平均相对误差均小于 3.3%,测量误差较小。

参 考 文 献

[1] ADAMCZYK K, JAGUSIAK W, WeGLARZ A. Associations between the breeding values of Holstein – Friesian bulls and longevity and culling reasons of their daughters[J]. *Animal*, 2021, 15(5): 100204.

[2] WANG Z, SHADPOUR S, CHAN E, et al. ASAS-NANP SYMPOSIUM: applications of machine learning for livestock body weight prediction from digital images[J]. *Journal of Animal Science*, 2021, 99(2): 1 – 15.

[3] PAUL A, MONDAL S, KUMAR S, et al. Body condition scoring in dairy cows-a conceptual and systematic review[J]. *Indian J. Anim. Res.*, 2020, 54: 929 – 935.

[4] VANVANHOSSOU S F U, HOUSSOU S O, HALLI K, et al. Why and how European farmers are dedicated to breeding the dwarf dahomey cattle[J]. *Animals*, 2022, 12(3): 377.

[5] PEZZUOLO A, GUARINO M, SARTORI L, et al. On-barn pig weight estimation based on body measurements by a Kinect v1 depth camera[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 148: 29 – 36.

[6] 张小栓, 张梦杰, 王磊, 等. 畜牧养殖穿戴式信息监测技术研究现状与发展分析[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(11): 1 – 14. ZHANG Xiaoshuan, ZHANG Mengjie, WANG Lei, et al. Research status and development analysis of wearable information monitoring technology in animal husbandry[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(11): 1 – 14. (in Chinese)

[7] CHENG Y, LIU S, SU D, et al. Distribution and linkage disequilibrium analysis of polymorphisms of GH1 gene in different populations of pigs associated with body size[J]. *Journal of Genetics*, 2016, 95(1): 79 – 87.

[8] 李胜利, 姚琨, 曹志军, 等. 2021 年奶牛产业技术发展报告[J]. *中国畜牧杂志*, 2022, 58(3): 239 – 244. LI Shengli, YAO Kun, CAO Zhijun, et al. Technical development report of the dairy industry in 2021[J]. *Chinese Journal of Animal Science*, 2022, 58(3): 239 – 244. (in Chinese)

[9] 吴宇峰, 李一鸣, 赵远洋, 等. 基于计算机视觉的奶牛体况评分研究综述[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(增刊): 268 – 275. WU Yufeng, LI Yiming, ZHAO Yuanyang, et al. Review of research on body condition score for dairy cows based on computer vision[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(Supp.): 268 – 275. (in Chinese)

[10] NIR O, PARMET Y, WERNER D, et al. 3D computer-vision system for automatically estimating heifer height and body mass[J]. *Biosystems Engineering*, 2018, 173: 4 – 10.

[11] PEZZUOLO A, GUARINO M, SARTORI L, et al. A feasibility study on the use of a structured lightdepth-camera for three-dimensional body measurements of dairy cows in Free-Stall barns[J]. *Sensors*, 2018, 18(2): 673 – 687.

[12] 张馨月, 刘刚, 经玲, 等. 基于点云精简的奶牛背部体尺测点自动提取方法[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(增刊): 267 – 275. ZHANG Xinyue, LIU Gang, JING Ling, et al. Automatic extraction method of cow's back body measuring point based on simplification point cloud[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(Supp.): 267 – 275. (in Chinese)

[13] LE COZLER Y, ALLAIN C, CAILLOT A, et al. High-precision scanning system for complete 3D cow body shape imaging and analysis of morphological traits[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 157: 447 – 453.

[14] KAMCHEN S G, DOS SANTOS E F, LOPES L B, et al. Application of depth sensor to estimate body mass and morphometric assessment in Nellore heifers[J]. *Livestock Science*, 2021, 245: 104442.

[15] 许绘香. 基于改进 CenterNet 的牛体尺智能测量算法[J/OL]. *红外与激光工程*, 2022: 1 – 7. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1261.TN.20220121.1414.004.html> XU Huixiang. Intelligent measurement algorithm of cattle body size based on improved CenterNet[J/OL]. *Infrared and Laser Engineering*, 2022: 1 – 7. (in Chinese)

[16] 司永胜, 安露露, 刘刚, 等. 基于 Kinect 相机的猪体理想姿态检测与体尺测量[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(1): 58 – 65. SI Yongsheng, AN Lulu, LIU Gang, et al. Ideal posture detection and body size measurement of pig based on Kinect[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(1): 58 – 65. (in Chinese)

[17] 张文飞, 韩建海, 郭冰菁, 等. 改进的分水岭算法在粘连图像分割中的应用[J]. *计算机应用与软件*, 2021, 38(6): 243 – 248. ZHANG Wenfei, HAN Jianhai, GUO Bingjing, et al. Application of improved watershed algorithm in adhesion image segmentation[J]. *Computer Applications and Software*, 2021, 38(6): 243 – 248. (in Chinese)

[18] YAN X, GILANI S Z, FENG M, et al. Self-supervised learning to detect key frames in videos[J]. *Sensors*, 2020, 20(23): 6941.