

基于三维重建的动物体尺获取原型系统^{*}

郭浩¹ 马钦¹ 张胜利² 苏伟¹ 朱德海¹ 郜允兵¹

(1. 中国农业大学农业部农业信息获取技术重点实验室, 北京 100083;

2. 中国农业大学动物科学技术学院, 北京 100083)

摘要: 为提高现有动物体尺获取技术的效率和自动化程度, 提出双深度摄像头动物实时三维重建系统, 进而进行动物体尺获取。基于随机采样一致性算法的圆球标定方法对摄像头外参数进行自动标定, 再利用外参数将同步获取的点云数据进行配准达到实时重建, 最后采用优化拾取机制后的交互式测量方法得到体尺。选取 Xtion PRO 作为点云数据采集设备并以猪标本作为重建对象, 利用高精度激光扫描仪的重建数据与该系统重建结果进行了对比试验, 结果表明圆球标定算法能够全自动快速地获取摄像头外参数, 用该参数配准后的数据平均误差在 7.50 mm 以内, 该系统以 15 帧/s 的速度重建猪体全身, 获取误差在 4% 以内的体尺信息, 达到农业上动物体尺测量的一般要求, 该系统可用于动物体尺测量。

关键词: 动物体尺 三维重建 点云 深度摄像头

中图分类号: TP391.41; TP273⁺.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2014)05-0227-06

引言

动物体尺获取是家畜外貌评定的重要步骤, 目前牛猪羊等家畜外貌评定标准中涉及到体尺获取性状的研究较多^[1]。人工获取和数据处理工作量大^[2], 研究非接触式动物体尺自动获取系统具有一定的现实意义。

目前, 动物体尺获取多数为人工应用半圆仪、卡尺、皮尺等量具进行测量或专家直接观察打分, 工作量很大^[3]。在奶牛体尺测量领域, 利用 2D 机器视觉技术, 进行奶牛体型线性评定的软硬件系统设计, 测量奶牛体型性状参数, 最后对奶牛进行等级评定, 已成为目前线性测定指标自动获取技术的主流。但由该系统得到的性状无法获取三维空间相关的指标, 如动物表面曲面上的长度等信息。为克服人工评分标准因人和时间而变化、缺乏客观公正性的不足, 搭建了图像采集与交互式测量软硬件系统^[4], 但该方法需要人工参与交互输入特征点进行指标获取, 且奶牛位姿对结果精度影响较大。为实现基于图像处理的自动化指标获取, 运用模板匹配方法来识别特征点, 判定准确率达 90% 以上, 计算机图像评分和手工评分结果最大绝对误差为 11 mm, 相对误差为 0.8%, 其精度满足线性评定要求, 完全能取

代手工评定, 并提高了评定效率^[5-6], 但这些研究对奶牛的位姿要求严格, 否则误差较大。为对奶牛的乳房性状进行测度, 利用图像处理获取误差在 5% 的长度信息与 2% 的角度信息^[7], 但目前该研究只是针对乳房性状。国外对动物体尺进行测度的设备专利较多^[8], 为测度动物的体型, 建立结构化专用装置, 方便图像采集和标定, 进而对感兴趣参照点进行线性测量^[9], 但建立结构化装置成本较高, 还必须诱导动物到指定位置。为对动物的体型进行测量, 设计结构化的装置, 结合多个图像采集和声纳传感器, 对动物的体型参数和骨骼进行获取测量, 该方式成本较高, 系统复杂, 但通用性强, 现已可以获得动物三维表面相关性状^[8]。其他动物测定装置可参考文献[8-10]。在猪的体尺测量领域, 也有采用双目视觉原理进行体尺获取的报道^[11], 重建过程需要对猪进行诱导, 并且对环境背景和光照要求苛刻, 无法达到实际生产中通量和操作简单要求。

综上, 目前采用的自动化指标获取方法主要基于二维图像和结构化设施限制动物的位姿来实现获取, 对动物的位姿或环境光照和背景要求较严格, 在实际生产中难以得到满足, 且 2D 机器视觉技术本身不能获取和动物身体曲面形状相关的指标^[11]。3D 机器视觉技术发展迅速^[12], 现有的激光或其他

收稿日期: 2013-06-07 修回日期: 2013-07-25

^{*} “十二五”国家科技支撑计划资助项目(2012BAD35B02)

作者简介: 郭浩, 博士生, 主要从事 3D 信息获取与处理技术研究, E-mail: guohaolys@gmail.com

通讯作者: 朱德海, 教授, 博士生导师, 主要从事农业信息化研究, E-mail: zhudehai@263.net

点云获取设备可用于体型测量^[13],但其非常昂贵,不易用于农业生产环境。为此,本文提出并实现双深度摄像头^[14]的动物实时重建系统,避免传统 ICP 配准的大量迭代计算,提出基于随机采样一致性算法的圆球标定法对摄像头外参数进行全自动标定,进而利用标定参数配准达到实时重建。为验证系统的可行性和精度,选取 Xtion PRO 作为点云数据采集设备,并以猪作为重建对象,采用高精度激光扫描仪重建点云数据与该系统获取的点云数据进行对比试验。

1 双深度摄像头三维重建系统设计

1.1 三维重建软硬件系统设计

为重建动物全身,设计双深度摄像头的三维重建系统。三维重建系统实体部分由 2 个深度摄像头、计算机和待重建动物组成。在上述实体部件的基础上,重建系统的软件模块组成如图 1 所示,主要由深度摄像头外参数标定、同步获取双深度摄像头数据、数据变换到同一坐标系和交互式测量动物体尺。其中同步获取双摄像头数据模块是为了获取动物两侧同一时刻下的数据,保证数据的完整和一致;摄像头外参数标定模块是通过提出的基于随机采样一致性的全自动圆球标定法,获取 2 个摄像头点云数据之间的变换矩阵;数据变换到同一坐标系模块是基于该矩阵将同步获取的各个摄像头上的数据实时变换到同一坐标系下,这样才能重建动物整个躯体;将双深度摄像头数据变换到同一坐标系下之后,去除一些离群点或修复孔洞等常规预处理,最后利用重建所得的体躯数据获取动物体尺,可通过关键点或线检测算法自动提取体尺,本研究侧重系统原型的研究,所以采用交互式测量动物体尺。

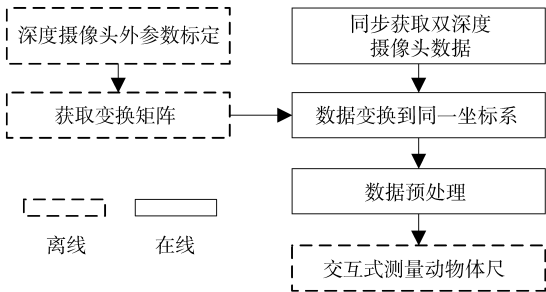


图 1 系统软件模块
Fig. 1 Software module

1.2 点云数据配准

目前主要的配准方法有基于 ICP 不同变种的在线配准算法和基于标靶的离线配准方法^[15]。基于 ICP 的配准算法其迭代过程容易陷入局部最小,并且需要手工或者算法赋初始变换,2 组点云之间多

次迭代计算量巨大,耗时较长,在本研究中无法达到对快速获取的数据进行配准的要求。离线基于标靶的方法,是预先使用某种测量方法测取多个靶标控制点的全局坐标和局部坐标,找到各个局部坐标系与全局坐标系之间的变换,在配准时直接使用预先得到的变换,这样可以保证实时性,且配准精度较高。此类方法的主要不同是如何测取多个靶标控制点的坐标,有基于全站仪、GPS 等设备,或者标靶物中心手动选择的方式^[16]。采用标靶物检测的方式便携且成本低,要求点云获取设备位置固定,适合本研究需要。由于本研究获取的点云数据噪声较大,且为了标定过程的自动化,考虑到随机采样一致性算法的鲁棒性好^[17],提出基于随机采样一致性的全自动圆球标定法来获取 2 个深度摄像头局部坐标系之间的变换关系,最终完成数据配准。

1.2.1 基于随机采样一致性的全自动圆球标定法

建立如图 2 所示的模型,其中坐标系 C_1 和 C_2 分别表示 2 个深度摄像头获取的原始数据的坐标系。3 个在摄像头公共视场中半径不同的小圆球是作为标定时待识别标靶物,圆球圆心 O_1 、 O_2 、 O_3 空间坐标用来计算坐标系之间的变换矩阵,需要在 2 个深度摄像头获取的点云数据中检测并识别出各个圆球。检测识别出 3 个圆球后,即在 2 组坐标系中拥有 2 组对应的 3 个坐标点,这样就可根据变换矩阵求解方程,来估计出变换矩阵 T 。整个标定程序流程图如图 3 所示,程序启动后首先初始化深度摄像头,接下来获取一帧点云数据,需要先循环采用随机采样一致性检测平面将点云数据中的大量平面(地面、墙壁)数据删除掉,除去平面后,即可循环采用随机采样一致性检测标定圆球,从而获取一组 3 个空间点坐标和对应的半径,其中 3 个圆心坐标是以第 1 个摄像头默认的坐标系为参考坐标。接下来同样处理第 2 个深度摄像头。当完成对 2 个摄像头处理后,存储有 2 个坐标系下的 3 个空间点和其对应的半径,根据半径相等,找出 3 个空间点之间的对应关系,最后利用该 3 个空间对应点即可估计出变换矩阵 T ,并存储下来,作为重建系统的输入数据之一备用。整个标定算法关键部分是基于随机采样一

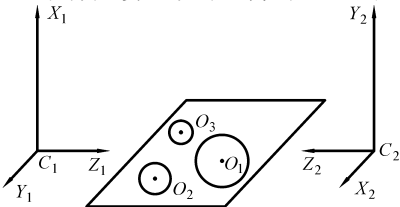


图 2 标定模型示意图
Fig. 2 Calibration model

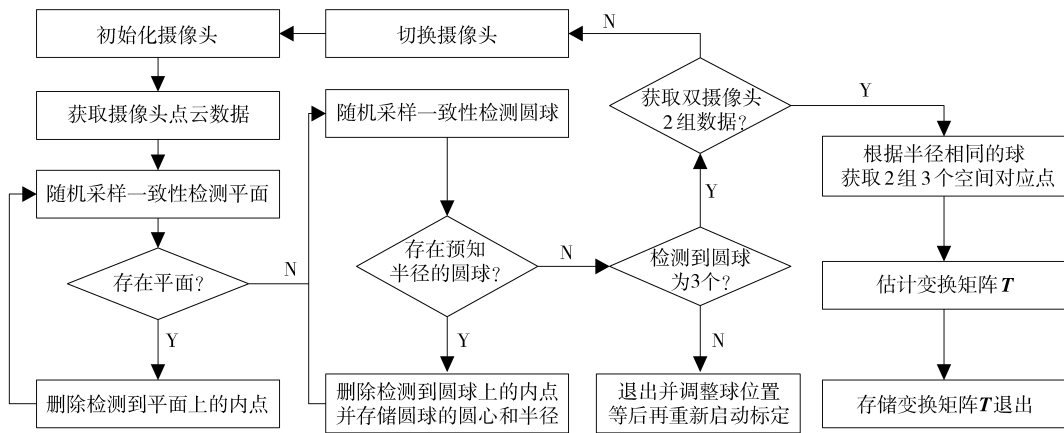


图3 标定程序流程图

Fig.3 Calibration program flow chart

致性平面、圆球检测和矩阵估计。

1.2.1.1 基于随机采样一致性的圆球与平面检测

为了方便后期操作,在进行标定时圆球的位置可以放置在双深度摄像头共同视场的任意位置,重建场景主要由平面组成。在进行标定时,从摄像头中获取的点云数据主要由平面、圆球、噪声以及一些其他周围的不规则小物件构成。由于噪声和周围其他不规则小物件的影响,需要选择鲁棒性比较好的圆球模型检测算法来对圆球进行检测和识别,而基于随机采样一致性形状检测方法是目前在机器视觉领域公认的鲁棒性比较好的形状检测算法之一^[17]。根据随机采样一致性算法检测平面与圆球的算法伪码如下:

```
input pointcloud, n, k, t, d; // 输入点云、误差上限等参数
iterations = 0; best_model = null; best_consensus_set = null; best_error = ∞;
while ( iterations < k )
{
    maybe_inliers = get_random_samples( pointcloud );
    // 从点云中随机采样作为内点
    maybe_model = compute_model_coefficients( maybe_inliers ); // 用内点估计模型参数
    consensus_set = maybe_inliers; // 用内点初始化一致性集合
    for ( iterator, point = pointcloud( iterator ), iterator ++ ) // 遍历点云中不属于内点的点
    {
        if ( is_insideof( maybe_inliers, point ) ) continue;
        // 如果该点属于内点则跳过后续处理
        if ( is_fitto( maybe_model, point ) && fit_error < t )
        // 如果该点与模型拟合误差小于 t
        add_pointto( consensus_set, point ); // 将点添
```

加到一致性集合

```
if ( sizeof( consensus_set ) > d ) // 一致性集合中的元素数目大于 d
{
    better_model = compute_model_coefficients( consensus_set ); // 用一致性集合中的点优化模型
    this_error = compute_model_error( consensus_set ); // 并估计模型的误差
    if ( this_error < best_error ) // 是否小于误差上限
    {
        best_model = better_model; // 存储目前最优模型
        best_consensus_set = consensus_set; // 存储目前内点集合
        best_error = this_error; // 存储目前最小的误差
    }
    iterations ++;
}
```

return best_model, best_consensus_set, best_error; // 输出最优模型、内点和拟合误差

以上是基于随机采样一致性的一般性算法描述,在本研究中采用了平面和圆球的模型。所用平面模型利用海赛正规形式定义为

$$\hat{n}x = -p \quad (1)$$

其中 $\hat{n} = (n_x, n_y, n_z)$

式中 $\hat{n}$ ——平面的法线方向

p ——平面到原点的距离

所以在利用随机采样一致性从点云中检测平面时,在算法中以 n_x, n_y, n_z, p 作为模型参数进行运算。所用圆球模型定义为

$$(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 + (z - z_0)^2 = r^2 \quad (2)$$

式中 x_0, y_0, z_0 ——圆球圆心在局部坐标系中坐标

r ——圆球的半径

1.2.1.2 变换矩阵估计

利用随机采样一致性算法完成2组点云中3个圆球检测后,通过圆球模型参数中的圆心坐标(x_0, y_0, z_0),最终获取2组分别在2个局部坐标系下的对应点集合,利用该对应点对即可进行变换矩阵的估计。常用的估计方法有4种,其中奇异值分解(SVD)是一种方便准确求解刚体变换参数的方法,本研究采用该方法进行变换矩阵估计,此处只描述针对本研究的问题和数据的求解过程。假设上面获取的2组对应点集为A和B,从B到A的刚体变换可以表示为如下的变换关系

$$\begin{aligned} \boldsymbol{a}_i &= \boldsymbol{R}\boldsymbol{b}_i + \boldsymbol{t} \quad (i=0,1,2) \\ \boldsymbol{A} &= \{\boldsymbol{a}_i\} \\ \boldsymbol{B} &= \{\boldsymbol{b}_i\} \end{aligned} \tag{3}$$

式中 $\boldsymbol{R}$ —— 3×3 的旋转矩阵
 $\boldsymbol{t}$ —— 3×1 的平移矩阵

在利用SVD方法求取对应点集合之间的旋转矩阵前,将以上点集合经过Procrustes正则化处理,首先进行中心位置配准,得到对应点集合的中心为

$$\begin{cases} \boldsymbol{C}_a = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 \boldsymbol{a}_i \\ \boldsymbol{C}_b = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 \boldsymbol{b}_i \end{cases} \tag{4}$$

式中 $\boldsymbol{C}_a, \boldsymbol{C}_b$ ——对应点集合的中心
则可以得出目标函数

$$g(\boldsymbol{R}, \boldsymbol{t}) = \sum_{i=0}^2 \| \boldsymbol{a}'_i - \boldsymbol{R}\boldsymbol{b}'_i \|^2 \tag{5}$$

其中 $\boldsymbol{a}'_i = \boldsymbol{a}_i - \boldsymbol{C}_a, \boldsymbol{b}'_i = \boldsymbol{b}_i - \boldsymbol{C}_b$,最小化目标函数g,即可求解出旋转矩阵R,采用SVD方法,首先得到矩阵

$$\boldsymbol{S} = \sum_{i=0}^2 \boldsymbol{a}'_i \boldsymbol{b}'_i{}^T \tag{6}$$

对于矩阵S进行奇异值分解为 $\boldsymbol{S} = \boldsymbol{U}\boldsymbol{M}\boldsymbol{V}^T$,则旋转矩阵 $\boldsymbol{R} = \boldsymbol{V}\boldsymbol{U}^T$,且 $\det(\boldsymbol{R}) = 1$ 必须成立,否则分解得到的旋转矩阵为无效解。当求得旋转矩阵R后,利用 $\boldsymbol{C}_a = \boldsymbol{R}\boldsymbol{C}_b + \boldsymbol{t}$ 很容易求得平移矩阵,最后合并旋转矩阵和平移向量,求得最终两坐标系之间的变换矩阵

$$\boldsymbol{T} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{R} & \boldsymbol{t} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{7}$$

1.2.2 双深度摄像头点云数据配准对齐

为了从双深度摄像头获取动物全身,需要将2个局部坐标系的点云数据变换到同一坐标系下。假设双深度摄像头各自坐标系为 C_1, C_2 ,获取的点云数据分别为 $\boldsymbol{P}_1, \boldsymbol{P}_2$,由标定系统获取2个深度摄像头坐标系之间的变换矩阵为T,最终配准后的点云

数据为P,并且处于 C_1 下,则

$$\boldsymbol{P} = \boldsymbol{P}_1 + \boldsymbol{T}\boldsymbol{P}_2 \tag{8}$$

式中 $\boldsymbol{T}\boldsymbol{P}_2$ 为将 $\boldsymbol{P}_2$ 中所有点经过T从 C_2 变换到 C_1 下,再将点云 $\boldsymbol{P}_1$ 和 $\boldsymbol{T}\boldsymbol{P}_2$ 进行并操作,最终变换到同一坐标系 C_1 下,即完成了2组点云的配准对齐。

2 重建系统实现及其体尺测量

2.1 重建系统实现

整个系统由离线标定、在线点云数据同步获取配准和离线交互式测量动物体尺3部分组成。采用Windows7操作系统、OpenNI1.5.4、Eigen3.0.5、FLANN1.7.1、CGAL4.0、Microsoft Visual C++2010配置好的开发平台等实现。其中OpenNI是从设备获取点云的接口库基础,Eigen是解决基于随机采样一致性等相关的矩阵操作所采用的接口库,FLANN是对点云进行高效最近邻搜索时采用的接口库,CGAL提供了点云相关操作的基础数据结构和算法。基于以上函数库和平台,利用C++编程语言,分别实现离线标定系统和在线动物点云数据同步获取及实时配准,离线交互式测量采用修改后的开源软件Meshlab进行。

2.2 拾取机制优化与体尺获取

在三维重建动物后,体尺可通过测量点云数据的测点之间的距离得到,本研究侧重对三维重建系统原型的探索,所以采用离线交互式测量的方式,人工在Meshlab中选择测点,再根据测点之间的距离获取所需体尺数据。然而,由于三维重建后获取的点云数据是动物体表离散采样点,存在测点缺失或者重建点云中的测点距离真实测点较远等问题,若不做特殊处理,误差较大。为此,需要对从点云数据中拾取的测点进行特殊处理,本研究采用普通拾取点的k邻域平均坐标作为最终的测点坐标进行计算,以便降低误差。假设通过普通拾取机制获取的点为P,其k近邻为 $P_i(i=0,1,\cdots,k)$,则测点

$$\boldsymbol{P}_m = \frac{1}{k} \sum_i^k \boldsymbol{P}_i \tag{9}$$

式中 $\boldsymbol{P}_m$ ——最终测点

3 试验结果及分析

试验统一选用Xtion PRO作为点云数据采集设备,相对于其他同类设备,此设备廉价并且不需要独立电源,方便试验时操作,并且满足研究方法的精准度和测量范围要求。利用配备具有384个CUDA核心的GTX 580 M显卡、16 GB内存、i7处理器的FireBat-F730型便携式计算机,保证重建的实时性。重建动物采用猪体标本,由中国农业大学农业

部设施农业生物环境工程重点开放实验室提供。为了确保本系统获取的重建数据的精确度,采用非接触式 VIVID 910 型三维扫描仪和配套软件对猪进行扫描配准获取点云数据,其保证精度 X 为 0.22 mm、 Y 为 0.16 mm、 Z 为 0.10 mm,由该设备获取的猪表面高精度采样点云数据作为参考数据。同时利用皮尺对相关指标(体高、体长、肩宽、臀宽)进行人工测量并将其作为体尺参照数据。

试验结果如图 4 和表 1 所示,为了获取完整猪体点云数据,试验共从 10 个不同的视角获取数据,视角选取标准是确保两两视角有数据重叠区域且所有视角包含了整个猪体,通过扫描仪自带专业软件进行配准后获取数据。用单个深度摄像头获取的点云数据,比较稀疏,基本能够覆盖猪体表面的一侧,但腹部由于遮挡有数据缺失。本系统将 2 个深度摄像头同步获取的数据以 15 帧/s 速度配准后得到如图 4f 所示的测试数据,该数据在猪的腹部有较大数据缺失,但猪体尺测点都在背部,所以在此数据的基础上可进行后续体尺测量。图 4g 给出了三维扫描仪配准后的数据和重建系统获取的猪体三维点云数据在专业软件中进行的偏差分析,绿色部分显示为

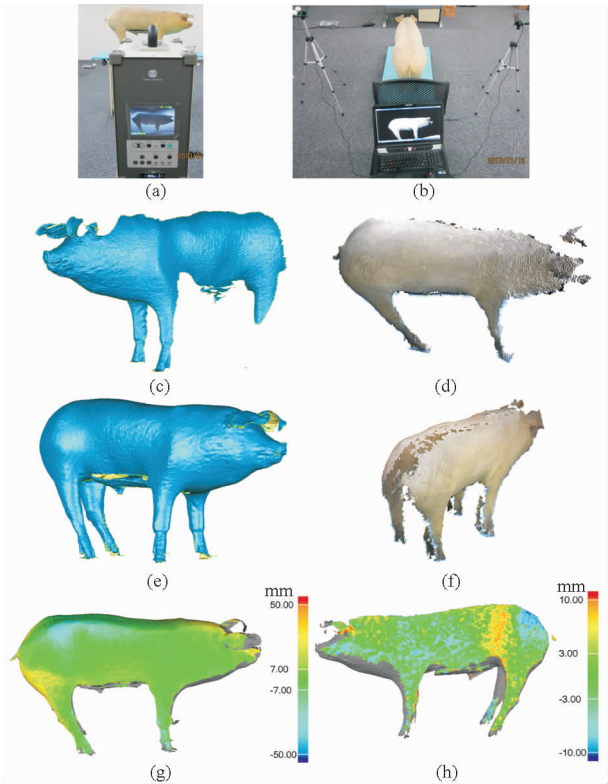


图 4 重建与精度对比结果

Fig. 4 Results of reconstruction and accuracy comparison

(a) 高精度激光扫描方式 (b) 重建系统

(c) 单视点高精度扫描仪数据 (d) 单目深度摄像头获取的点云数据

(e) 专业软件配准后的扫描仪数据 (f) 重建系统配准重建结果

(g) 配准后的扫描仪数据与重建系统结果误差分析

(h) 扫描仪数据与单目深度摄像头获取数据误差分析

模型间偏差在 7.00 mm 之内的部分,统计显示 90.00% 以上的部分都属于此偏差范围之内,且最大误差不超过 50.00 mm,基本出现在边界部位如猪头部、尾部、猪蹄和腹部等有数据缺失的部位,标准差 9.32 mm,均方根误差为 11.61 mm,平均误差为 7.43 mm。此结果的误差主要由 2 部分组成,一部分为配准带来的误差,另一部分为深度摄像头获取的数据本身的误差。用激光扫描数据与单目深度摄像头获取的点云数据进行对比,结果如图 4h 所示,绿色部分显示偏差在 3.00 mm 以内的部分,统计显示 96.40% 以上的数据都属于此偏差范围之内,且最大误差不超过 10.00 mm,标准差 11.19 mm,均方根误差为 11.43 mm,平均误差为 3.57 mm。因此本文提出的标定系统所增加的平均误差为 4 mm,此误差在农业应用上可以接受。表 1 给出了利用扫描仪、重建系统重建数据获得的体尺和手工测量体尺的对比结果。其中猪体表面的测点位置依据参考文献[1]的描述,各个数据采用 3 次求平均,消除人为操作引入的误差。以扫描仪和皮尺测量获取的体尺均值作为真值,结果显示,体高相比于其他 3 个指标误差明显小,这是因为深度图像的 XY 方向分辨率高,而体高是在 XY 方向上; Z 轴分辨率较低,而其他 3 个指标在 Z 轴方向上。重建系统获取的体尺测量数据绝对误差在 20 mm 以内,绝对误差与测量尺寸的大小相关,不能很好表征误差,相对误差去除了测量尺寸大小对结果的影响,整体的相对误差在 4% 以内,在农业应用上达到动物体尺测量的误差要求。

表 1 扫描仪、皮尺和重建系统 3 种测量体尺方式结果

Tab. 1 Comparison of results from three methods of body measurement

测量方式	体高/mm	体长/mm	肩宽/mm	臀宽/mm
扫描仪	661.65	984.30	285.89	316.37
皮尺	660.20	984.10	286.50	316.9
真值	660.93	984.20	286.20	316.64
重建系统	663.37	1 003.12	290.54	327.67
绝对误差/mm	2.44	18.92	4.34	11.03
相对误差/%	0.37	1.92	1.52	3.49

4 结束语

提出并实现了双深度摄像头动物实时三维重建系统,选取 Xtion PRO 作为点云数据采集设备,并以猪标本作为重建对象,利用高精度激光扫描仪重建数据与该系统重建的猪体点云数据进行了对比试验。结果表明,设计的基于随机采样一致性算法的圆球标定法能够快速、自动地获取外参数,利用标定得到的外参数可以将同步从双深度摄像头获取的点

云数据以 15 帧/s 速度进行配准,完成重建。且单目深度摄像头获取的点云数据与高精度扫描仪获取的数据对比,平均误差为 3.57 mm,而配准后的数据与高精度扫描仪获取的数据对比,平均误差为 7.43 mm,所以该配准方法可行有效。对扫描仪、重

建系统重建数据测得的体尺和手工测量体尺进行了对比,相对误差在 4% 以内,符合农业上动物体尺测量的误差要求,该三维重建系统可应用于农业生产上的动物体尺测量。

参 考 文 献

1 刘同海,滕光辉,付为森,等. 基于机器视觉的猪体尺测点提取算法与应用[J]. 农业工程学报,2013,29(2):161-168.
Liu Tonghai, Teng Guanghui, Fu Weisen, et al. Extraction algorithms and applications of pig body size measurement points based on computer vision[J]. Transactions of the CSAE,2013,29(2):161-168. (in Chinese)

2 杨印生,张德骏. 奶牛线性外貌评定专家系统的设计[J]. 农业工程学报,1995,11(2):32-36.
Yang Yinsheng, Zhang Dejun. An expert system developed for linear classification of cow appearance [J]. Transactions of the CSAE, 1995, 11(2): 32-36. (in Chinese)

3 闫震,钱东平,王东平,等. 奶牛体型评定三维图像同步采集系统[J]. 农业机械学报,2009,40(2):176-179.
Yan Zhen, Qian Dongping, Wang Dongping, et al. 3D synchronization imaging system for linear appraisal of dairy cow conformation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(2):176-179. (in Chinese)

4 陈顺三,汪懋华,谭玫芳. 奶牛体型图象信息系统研究[J]. 农业工程学报,1996,12(3):149-152.
Chen Shunsan, Wang Maohua, Tan Meifang. OpenGL study on diary cow conformation image information system[J]. Transactions of the CSAE,1996,12(3):149-152. (in Chinese)

5 Qian Dongping, Wang Wendi, Huo Xiaojing, et al. Study on linear appraisal of dairy cow's conformation based on image processing[M]//IFIP Advances in Information and Communication Technology, Vol 258: Computer and Computing Technologies in Agriculture, Volume 1. 2007,258:303-312.

6 黄君冉,钱东平,王文娣,等. 基于图像处理技术的奶牛体型线性评定系统[J]. 农业机械学报,2007,38(4):111-113.
Huang Junran, Qian Dongping, Wang Wendi, et al. Developing linear appraisal of dairy cow conformation system with image processing technique [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(4): 111-113. (in Chinese)

7 Zwervtvaegher I, Baert J, Vangeyte J, et al. Objective measuring technique for teat dimensions of dairy cows [J]. Biosystems Engineering,2011,110(2):206-212.

8 John C D. System and method for measuring animals. USA, 8036429 [P]. 2011-10-11.

9 Marshall S. Kriesel. Apparatus and methods for the volumetric and dimensional measurement of livestock. USA, 7214128 [P]. 2007-05-08.

10 Mats N. Method and an apparatus for examination of milking animals. USA, 6860226[P]. 2005-05-01.

11 Wu J H, Tillett R, McFarlane N, et al. Extracting the three-dimensional shape of live pigs using stereo photogrammetry [J]. Computers And Electronics in Agriculture, 2004,44(3):203-222.

12 Leberl F, Irschara A, Pock T, et al. Point clouds: lidar versus 3d vision [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2010, 76(10): 1123-1134.

13 Garlie T N, Obusek J P, Corner B D, et al. Comparison of body fat estimates using 3d digital laser scans, direct manual anthropometry, and dxa in men[J]. American Journal of Human Biology, 2010,22(5):695-701.

14 Bo L, Ren X, Fox D. Unsupervised feature learning for RGB-D based object recognition [C]//Experimental Robotics. The 13th International Symposium on Experimental Robotics,2012,4:387-402.

15 孙军华,射萍,刘震,等. 基于分层块状全局搜索的三维点云自动配准[J]. 光学精密工程, 2013,21(1):174-180.
Sun Junhua, She Ping, Liu Zhen, et al. Automatic 3D point cloud registration based on hierarchical block global search[J]. Optics and Precision Engineering,2013,21(1):174-180. (in Chinese)

16 田慧,周绍光,李浩. 深度图像自动配准点云的方法研究[J]. 测绘科学, 2012,37(3):41-43.
Tian Hui, Zhou Shaoguang, Li Hao. A method of automatically registering point cloud data based on range images[J]. Science of Surveying and Mapping,2012,37(3):41-43. (in Chinese)

17 Zhou F Q, Cui Y, Wang Y X, et al. Accurate and robust estimation of camera parameters using RANSAC[J]. Optics And Lasers In Engineering, 2013,51(3):197-212.

Abstract: In order to solve the problem of low prediction accuracy and bad robustness of the traditional forecasting methods in water quality, this paper put forward the prediction model for pH value of aquaculture water quality based on the principal component analysis (PCA) and least squares support vector machine (LSSVM), which the hyper-parameters is optimized by modified cultural artificial fish-swarm algorithm(MCAFA). The dimension of aquiculture ecologic environmental data was reduced by principal component analysis; double evolutionary mechanism of cultural algorithm for reference was applied and LSSVM was taken as an artificial fish; belief space was used to guide the shoal evolution step size, global search direction and Cauchy mutation to improve the diversity of the artificial fish swarm; so the optimal hyper-parameters nonlinear pH value prediction model was automatically obtained. Based on the prediction model, the water quality on-line monitoring was predicted for a high-density aquaculture pond from September 1, 2011 to September 4, 2011 in Yixing city, Jiangsu province. Experimental results show that the PCA – MCAFA – LSSVM prediction model has good prediction effect than the ant colony algorithm-LSSVM and genetic algorithm-LSSVM. The absolute error of the 93.05% test samples is less than 8%, and the max absolute error is only 11.61%; the root-mean-square error, average absolute relative error and the running time are 0.047 4, 0.004 1 and 4.367 s respectively, which are better than those from the other models. It is obvious that PCA – MCAFA – LSSVM prediction model has low computational complexity and high forecast accuracy. It can provide the decision basis for the water quality controlling in the high density eriocheir sinensis culture.

Key words: Aquaculture water quality pH value forecasting Cultural artificial fish-swarm algorithm
Least squares support vector regression Parameter optimization Principal component analysis



(上接第 232 页)

Prototype System of Shape Measurements of Animal Based on 3D Reconstruction

Guo Hao¹ Ma Qin¹ Zhang Shengli² Su Wei¹ Zhu Dehai¹ Gao Yunbing¹

(1. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture,
China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. College Animal Science & Technology, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: In order to improve the accuracy, efficiency and automatic degree of existing acquisition techniques of animal's conformation, based on two depth cameras, a real time system which can reconstruct the animal for body measurement, an automatic ball-target-based method for the extrinsic calibration of reconstruction system which is based on RANSAC were put forward. The extrinsic parameters can be used for registering point clouds acquired synchronously from depth camera in real time. And then, interactive measuring method which is optimized in picking mode for body measurement was used to get shape traits of animal. Xtion PRO was chosen as data acquisition equipment, and taking the pig specimen as an example, point clouds data acquired from high precision laser scanner was applied to evaluation of the system. The results show that the ball-target-based method can get the extrinsic parameters of depth camera automatically; the average error of registered data is less than 7.50 mm; the speed of reconstructing the whole pig can reach in excess of 15 f/s; body measurement error is less than 4%. So the system can be applied to body measurements in agricultural field.

Key words: Body measurement 3D Reconstruction Point cloud Depth camera