



基于三维测量的奶牛体型性状指标的数据采集

胡晓彤, 赵宗晓

(天津科技大学计算机科学与信息工程学院, 天津 300222)

摘要: 采用立体视觉的三维测量方法重建奶牛的三维模型, 实现了对奶牛的体型性状指标测量, 首先通过立体标靶进行摄像头的标定, 然后利用 SIFT (scale invariant feature transform) 尺度不变特征点匹配算法对图像进行特征点提取与匹配, 最后通过投影矩阵计算匹配特征点的三维坐标; 针对双目视觉中摄像头视角范围受限问题, 提出通过在相邻视点的公共区域设置标记点, 根据标记点计算不同坐标系的转换关系, 将各局部特征点转换到统一坐标系下, 从而实现不同视点下各局部区域的三维拼接. 实验表明, 采用该方法重建的奶牛模型较理想, 测量精度和测量效率满足评定要求, 能够取代手工测量.

关键词: 立体视觉; 三维测量; 奶牛体型; 性状测量

中图分类号: TP391.4; S813 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-6510(2011)03-0063-06

Data Collection of Cow's Body Traits Based on Three-Dimensional Measurement

HU Xiao-tong, ZHAO Zong-xiao

(College of Computer Science and Information Engineering, Tianjin University of Science & Technology, Tianjin 300222, China)

Abstract: Three-dimensional measurement based on stereo vision method was used to reconstruct three-dimensional model of cows, then body traits of cows were measured. Camera calibration was achieved by three-dimensional target, then the SIFT (scale invariant feature transform) was used for image feature extraction and matching, finally, 3D coordinates of feature points were calculated by the projection matrix. For the scope of the camera angle is limited in binocular vision, it was presented that through setting mark points in the adjacent public areas and calculating transformation matrix between different coordinate system according to mark points the local feature points could be converted into a unified coordinate system, then the three-dimensional mosaic of the local area under different viewpoints was achieved. Experiments show that using this method the reconstruction model of dairy cow is relatively good, measurement accuracy and measurement efficiency meet the assessment requirements, and it can be used to replace manual measurement.

Keywords: stereo vision; three-dimensional measurement; cow's body; traits measure

三维视觉测量系统主要利用摄像机作为图像传感器, 综合运用图像处理技术由二维图像恢复目标物体的空间三维信息, 从而进行非接触的三维测量. 其中, 双目立体视觉测量技术结构简单, 通过适当的标定方法和立体视觉匹配算法, 可以得到较高的测量精度^[1].

文献[2]中指出, 人们逐渐认识到奶牛体型是判

断奶牛产奶量及奶牛遗传育种的一个重要指标; 对奶牛体型检测大多采用人工方法, 不仅工作量大, 而且还可能因人为因素造成测量数据的误差较大, 而使测量结果缺乏客观性. 利用三维视觉测量方法对奶牛的体型性状参数进行采集, 可以避免接触待测对象, 与人工测量相比快捷方便、效率高、精度高, 可以避免主观因素的影响. 通过连续监测奶牛各个生长阶段

的体型变化,预估出它们的生长模型,可以提高生产效率,也可以更好地为奶牛的选种、选育和品种改良起到指导作用。

目前,基于图像处理的奶牛体型性状指标测量方法大多都基于二维图像,如文献[2]中通过采集奶牛正前方、正侧方和正后方 3 个方向的二维图像,利用图像处理技术对其进行处理,从而实现性状指标的测量,该方法仅对体高进行评定,未实现奶牛三维模型的构建,因此无法实现三维坐标下的性状指标测量。文献[3]中虽然针对三维测量采用的关键技术进行了研究与讨论,但并没有具体应用和实现奶牛三维模型的重建与测量。

采用本文提出的双目立体视觉原理和三维拼接技术相结合的方法可以实现奶牛三维模型的重建,并在此基础上实现奶牛体型性状的测量;采用此方法的测量精度高,通过重建的三维模型可以方便、快捷的多角度观察奶牛体型性状,并且为进一步通过三维模型测量物体体积奠定基础。

1 立体视觉三维测量

双目立体视觉模型如图 1 所示,用 C_1 与 C_2 两台摄像机观测空间点 P ,设它在两个摄像机 C_1 与 C_2 中图像 I_1 与 I_2 上的点为 m_1 与 m_2 ,即已知 m_1 与 m_2 为空间同一点 P 的对应点,空间点 P 是直线 C_1P 和 C_2P 的交点,即它的三维空间位置是唯一确定的。

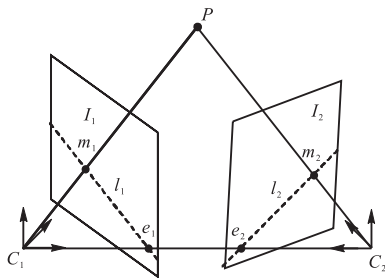


图 1 双目立体视觉模型
Fig.1 Binocular stereo vision model

采用双目立体视觉的方法对被测物体进行三维测量:首先,要对摄像机进行标定,确定摄像机的投影矩阵;其次,通过放置在不同角度的两台摄像机采集左、右两幅图像;然后,分别对获取的两幅图像进行目标图像预处理,将图像中被测物体从背景中分离出来,再对左、右两幅图像进行特征点的检测与匹配,根据匹配的特征点和摄像机的投影矩阵计算特征点的空间三维坐标。

1.1 摄像机的标定

标定的目的是确定摄像机的图像坐标系与物体所在空间的世界坐标系之间的对应关系。摄像机的成像模型分为线性和非线性模型,根据摄像机线性成像模型可以得到它们之间的关系为

$$\lambda \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f/dx & 0 & u_0 \\ 0 & f/dy & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} [R \quad t] \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: f 是摄像机的焦距; dx 、 dy 分别是图像行、列像素间的距离; u_0 、 v_0 是摄像机光心在图像中的坐标,它们只与摄像机内部结构有关,称为摄像机的内参数; $[R \quad t]$ 由摄像机与世界坐标系的位置决定,称为摄像机外参数。摄像机标定的过程就是求解摄像机内、外参数的过程。非线性模型考虑了摄像机镜头引起的畸变,可以通过标定得到的畸变系数校正图像。

摄像机模型还可由式(2)表示。

$$\lambda \begin{bmatrix} u_i \\ v_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} & m_{14} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} & m_{24} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} & m_{34} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{wi} \\ y_{wi} \\ z_{wi} \\ 1 \end{bmatrix} = M \begin{bmatrix} x_{wi} \\ y_{wi} \\ z_{wi} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中 M 为 3×4 的矩阵,称为投影矩阵,式(2)包含 3 个方程:

$$\begin{cases} \lambda u_i = x_{wi}m_{11} + y_{wi}m_{12} + z_{wi}m_{13} + m_{14} \\ \lambda v_i = x_{wi}m_{21} + y_{wi}m_{22} + z_{wi}m_{23} + m_{24} \\ \lambda = x_{wi}m_{31} + y_{wi}m_{32} + z_{wi}m_{33} + m_{34} \end{cases} \quad (3)$$

将方程组(3)中第 3 个方程代入前两个中消去 λ ,得到 2 个关于 m_{ij} 的线性方程^[4]:

$$\begin{cases} x_{wi}m_{11} + y_{wi}m_{12} + z_{wi}m_{13} + m_{14} - x_{wi}u_i m_{31} - y_{wi}u_i m_{32} - z_{wi}u_i m_{33} = u_i m_{34} \\ x_{wi}m_{21} + y_{wi}m_{22} + z_{wi}m_{23} + m_{24} - x_{wi}v_i m_{31} - y_{wi}v_i m_{32} - z_{wi}v_i m_{33} = v_i m_{34} \end{cases} \quad (4)$$

在具体标定过程中采用立体标靶作为标定物,将两摄像机位置固定后采集标靶图像,通过标靶中角点的物理坐标和其在图像中坐标之间的对应关系建立若干关于 m_{ij} 的线性方程。假设标定采用 n 个角点,则根据式(4)可得到 $2n$ 个线性方程,通过指定 $m_{34} = 1$,当 $2n > 11$ 时,用最小二乘法可求出 m_{ij} 的解,从而得到摄像机的投影矩阵 M 。

标定后得到两摄像机的投影矩阵分别为

$$M_1 = \begin{bmatrix} 13.0361 & 0.1354 & 8.7904 & 1260.7201 \\ 3.6987 & 14.4983 & -2.5269 & 486.7264 \\ 0.0049 & 0.0001 & -0.0033 & 1 \end{bmatrix}$$

$$M_2 = \begin{bmatrix} 16.2569 & 0.0093 & 4.2901 & 1148.4420 \\ 3.4371 & 15.2457 & -4.0503 & 562.1011 \\ 0.0039 & 0.0002 & -0.0048 & 1 \end{bmatrix}$$

根据标定的摄像机投影矩阵和两图像上角点的坐标计算其世界坐标,从而得到与真实世界坐标的误差值;计算标定靶上 91 个角点的误差平均值为 0.208 mm,标准偏差为 0.086 mm,标定的精度较高。

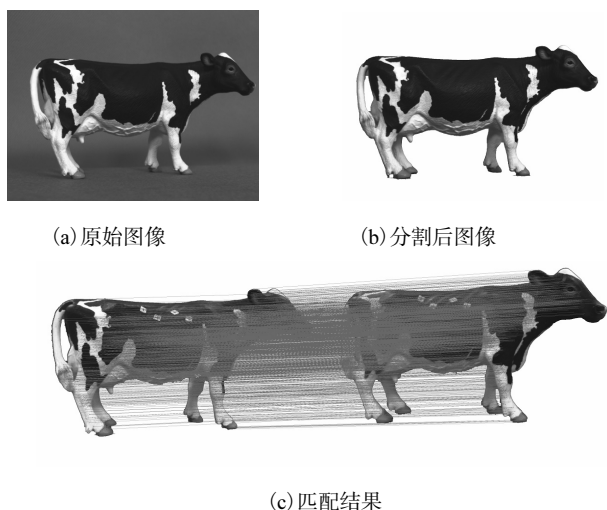
1.2 SIFT 特征点检测与匹配

SIFT (scale invariant feature transform) 算法又称尺度不变特征变换算法,它首先将图像用不同尺度的高斯滤波函数平滑得到一组多层的高斯图像,再将原图像进行亚采样,同样将亚采样图像进行高斯滤波得到第二组不同尺度的高斯图像,以此类推,得到具有多组多层高斯图像的高斯尺度金字塔,然后将每组内相邻的两层高斯图像相减,得到高斯差分金字塔 DOG (difference of Gaussian)^[3],检测一个点在 DOG 尺度空间的邻域 8 个点及上下两层 2×9 个点中是否是最大或最小值,若是则认定该点是一个特征点。对每个特征点根据其本层邻域像素的梯度方向特性,计算其梯度和方向参数,并生成特征向量描述子。SIFT 特征是图像的局部特征,在尺度空间寻找极值点,提取的特征点对亮度变化、尺度缩放、旋转保持不变性,对噪声也保持一定程度的稳定性^[3]。

SIFT 特征匹配采用特征向量的欧氏距离作为匹配的相似性度量标准,计算图像 I₁ 中特征点与图像 I₂ 中特征点距离最小值与次小值的比值,若小于某一给定阈值,则取距离最小的点作为相应的匹配点。减小阈值,可以得到较少的匹配点对,但匹配性较强。在具体匹配过程中加入极线约束准则,根据对极几何关系可知,图像 I₁ 中特征点在 I₂ 中对应的匹配点一定在其对应的极线方程上,由于误差的存在,考虑在对应极线及其周围范围内进行匹配,提高匹配速度的同时,匹配精确度也得到一定的提高,如图 2 所示。

$$\begin{cases} (u_1 m_{31}^1 - m_{11}^1)X + (u_1 m_{32}^1 - m_{12}^1)Y + (u_1 m_{33}^1 - m_{13}^1)Z = m_{14}^1 - u_1 m_{34}^1 \\ (v_1 m_{31}^1 - m_{21}^1)X + (v_1 m_{32}^1 - m_{22}^1)Y + (v_1 m_{33}^1 - m_{23}^1)Z = m_{24}^1 - v_1 m_{34}^1 \\ (u_2 m_{31}^2 - m_{11}^2)X + (u_2 m_{32}^2 - m_{12}^2)Y + (u_2 m_{33}^2 - m_{13}^2)Z = m_{14}^2 - u_2 m_{34}^2 \\ (v_2 m_{31}^2 - m_{21}^2)X + (v_2 m_{32}^2 - m_{22}^2)Y + (v_2 m_{33}^2 - m_{23}^2)Z = m_{24}^2 - v_2 m_{34}^2 \end{cases} \quad (6)$$

理论上已经假设 p₁ 与 p₂ 是空间同一点 P 的对应点,联立的方程组必定有唯一解。在实际应用中,由于数据总是有噪声的,可采用最小二乘法求出空间点



(c) 匹配结果

图 2 图像匹配示意图

Fig.2 Sketch map of image matching

1.3 空间点的三维重建

三维重建是投影的逆过程,也就是通过投影点确定空间点的三维坐标。假设空间任意点 P 在两摄像机 C₁ 与 C₂ 上的图像点 p₁ 与 p₂ 已经检测出来并得到匹配,即 p₁ 与 p₂ 为空间同一点 P 的对应点,同时设 C₁ 与 C₂ 摄像机已标定,它们的投影矩阵分别是 M₁ 与 M₂,根据式(2)摄像机成像模型得到二维图像点与三维空间点的映射关系:

$$\begin{cases} \lambda_{C_1} \begin{bmatrix} u_1 \\ v_1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{11}^1 & m_{12}^1 & m_{13}^1 & m_{14}^1 \\ m_{21}^1 & m_{22}^1 & m_{23}^1 & m_{24}^1 \\ m_{31}^1 & m_{32}^1 & m_{33}^1 & m_{34}^1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \\ \lambda_{C_2} \begin{bmatrix} u_2 \\ v_2 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{11}^2 & m_{12}^2 & m_{13}^2 & m_{14}^2 \\ m_{21}^2 & m_{22}^2 & m_{23}^2 & m_{24}^2 \\ m_{31}^2 & m_{32}^2 & m_{33}^2 & m_{34}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (5)$$

式中:(u₁, v₁, 1) 与 (u₂, v₂, 1) 分别是 p₁ 与 p₂ 在各自图像中的齐次坐标;(X, Y, Z, 1) 为 P 点在世界坐标系下的齐次坐标;λ_{C₁} 和 λ_{C₂} 为比例系数。由式(3)、式(4)消去式(5)中 λ_{C₁} 和 λ_{C₂} 后,得到关于 X、Y、Z 的 4 个线性方程:

的三维坐标。从几何关系角度讲,表示的是空间两条直线求交点,由于一些外界的因素使得这两条直线不一定相交,而是成为异面直线,因此求得的最小二乘

意义上的解是两异面直线间的最短距离所在的中点^[1]。

将匹配的特征点对根据空间点三维重建的原理计算得到匹配特征点的三维点集,并利用 OpenGL 显示,如图 3 分别为局部三维点集在不同视角下观察得到的结果图。



图 3 不同视角的物体局部三维重建结果

Fig.3 Local three-dimensional reconstruction of objects under different view angle

2 三维拼接

由于双目立体视觉的测量范围有限,对于三维表面曲率较大的物体一次重建只能得到局部的三维信息,为了能够得到目标物体整体的三维数据信息,具体实现时将物体分成若干个子区域,通过位置固定的两个摄像机采集不同角度的图像后,利用双目视觉测量系统对其进行数据采集,再通过移动目标物体实现采集相邻子区域的两幅图像,并进行数据的采集,以此类推,直到全部子区域图像采集完成. 实现过程中应保证相邻子区域有重合区域,通过在重合区域内设置的若干个标记点(出于对精度和速度方面的考虑,通常选择 4~6 个点)计算相邻子区域的空间变换矩阵,将各个区域测量的坐标统一到一个坐标系下^[1,5],如图 4 所示。

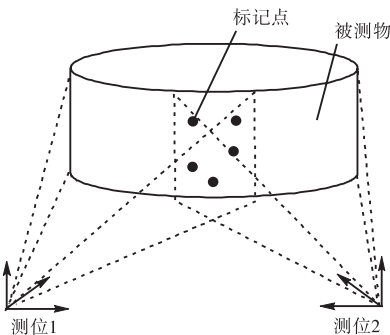


图 4 三维拼接模型

Fig.4 Three-dimensional mosaic model

2.1 变换模型

假设标记点 P 在测位 1 坐标系 A 下的坐标为

(x_1, y_1, z_1) , 在测位 2 坐标系 B 下的坐标为 (x_2, y_2, z_2) , 那么两坐标系的变换关系为

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \end{bmatrix} = \mathbf{R} \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ z_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_1 & R_2 & R_3 \\ R_4 & R_5 & R_6 \\ R_7 & R_8 & R_9 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ z_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中: \mathbf{R} 为旋转矩阵; $[t_x \ t_y \ t_z]^T$ 为平移向量。

设有 n 个标记点,为简化计算首先将两坐标系下标记点坐标重心化,两坐标系的重心坐标表示为式(8),标记点重心化坐标表示为式(9)。

$$\begin{cases} x_{1g} = \frac{\sum_{i=1}^n x_{1i}}{n}, y_{1g} = \frac{\sum_{i=1}^n y_{1i}}{n}, z_{1g} = \frac{\sum_{i=1}^n z_{1i}}{n} \\ x_{2g} = \frac{\sum_{i=1}^n x_{2i}}{n}, y_{2g} = \frac{\sum_{i=1}^n y_{2i}}{n}, z_{2g} = \frac{\sum_{i=1}^n z_{2i}}{n} \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} \bar{x}_1 = x_1 - x_{1g}, \bar{y}_1 = y_1 - y_{1g}, \bar{z}_1 = z_1 - z_{1g} \\ \bar{x}_2 = x_2 - x_{2g}, \bar{y}_2 = y_2 - y_{2g}, \bar{z}_2 = z_2 - z_{2g} \end{cases} \quad (9)$$

那么,式(7)经重心化后,两坐标系空间变换模型表示为

$$\begin{bmatrix} \bar{x}_1 \\ \bar{y}_1 \\ \bar{z}_1 \end{bmatrix} = \mathbf{R} \begin{bmatrix} \bar{x}_2 \\ \bar{y}_2 \\ \bar{z}_2 \end{bmatrix} \quad (10)$$

得到旋转参数后,根据式(11)计算平移参数。

$$\begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{1g} \\ y_{1g} \\ z_{1g} \end{bmatrix} - \mathbf{R} \begin{bmatrix} x_{2g} \\ y_{2g} \\ z_{2g} \end{bmatrix} \quad (11)$$

2.2 变换矩阵求解

旋转矩阵 \mathbf{R} 满足正交性,并且仅有 3 个参数是独立的,在计算 \mathbf{R} 时引入 Rodrigues 参数,其表示刚体绕定点旋转时旋转轴的方向^[6]. 坐标系 B 相对于坐标系 A 的 Rodrigues 参数为向量 $\mathbf{s} = (s_x, s_y, s_z)$, 则旋转矩阵 \mathbf{R} 可利用反对称矩阵

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} 0 & -s_z & s_y \\ s_z & 0 & -s_x \\ -s_y & s_x & 0 \end{bmatrix} \quad (12)$$

表示为

$$\mathbf{R} = (\mathbf{I} - \mathbf{S})^{-1}(\mathbf{I} + \mathbf{S}) \quad (13)$$

将式(12)和式(13)代入式(10)整理得

$$\begin{bmatrix} 0 & \overline{z_1+z_2} & -(\overline{y_1+y_2}) \\ -(\overline{z_1+z_2}) & 0 & \overline{x_1+x_2} \\ \overline{y_1+y_2} & -(\overline{x_1+x_2}) & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_x \\ s_y \\ s_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \overline{x_1-x_2} \\ \overline{y_1-y_2} \\ \overline{z_1-z_2} \end{bmatrix} \quad (14)$$

对于 $n(n \geq 3)$ 个标记点对, 可得到一组方程组, 利用最小二乘法求解, 则可得到 Rodrigues 参数, 根据式 (13) 求得旋转矩阵 R , 根据式 (11) 可求得平移向量。

利用此方法, 通过在牛体上粘贴标记点 (不同测位间粘贴 4 个) 实现奶牛整体拼接模型如图 5 所示。



(a) 视角 1 (b) 视角 2

图 5 奶牛三维模型

Fig.5 Three-dimensional model of cow

3 奶牛体型性状指标的测量

根据经济价值和选种依据, 需要对奶牛的一级体型性状进行测量。大多数体型性状可转化为两点之间的距离或三点之间夹角的测量, 少数性状通过目测可给出结果, 本文给出最能体现测量精度的若干性状测量方法, 如下^[7]:

(1) 体高根据着甲点的高度进行测量。标记奶牛其中三只蹄与地面的交点和着甲点, 已知 3 个交点不共线, 可唯一确定一平面即水平面, 通过计算着甲点到水平面的垂直距离即为奶牛体高, 如图 6(a) 所示。假设 3 个交点分别为 $m_1(x_1, y_1, z_1)$ 、 $m_2(x_2, y_2, z_2)$ 和 $m_3(x_3, y_3, z_3)$, 则唯一确定的平面的法向量可表示为式 (15), 平面方程表示为式 (16)。将向量 n 用 (A, B, C) 表示, 那么平面方程转化为 $A(x - x_1) + B(y - y_1) + C(z - z_1) = 0$, 用一般式表示为 $Ax + By + Cz + D = 0$, 其中 $D = -(Ax_1 + By_1 + Cz_1)$, 点到平面的距离即可通过式 (17) 计算得到。

$$n = m_1 m_2 \times m_1 m_3 \quad (15)$$

$$m_1 m \cdot n = 0 \quad (16)$$

$$d = |Ax_0 + By_0 + Cz_0 + D| / \sqrt{A^2 + B^2 + C^2} \quad (17)$$

(2) 后肢侧视: 测量后肢肘关节处飞角的角度, 在图像中后腿飞节点处标记 3 点即可, 如图 6(c)。假设

3 点分别为 $m_1(x_1, y_1, z_1)$ 、 $m_2(x_2, y_2, z_2)$ 和 $m_3(x_3, y_3, z_3)$, 则向量的内积表示为式 (18), 转化得到 3 点间夹角为式 (19), 式 (20) 为向量的模。

$$m_1 m_2 \cdot m_3 m_2 = |m_1 m_2| |m_3 m_2| \cos \theta \quad (18)$$

$$\theta = \arccos(m_1 m_2 \cdot m_3 m_2 / (|m_1 m_2| |m_3 m_2|)) \quad (19)$$

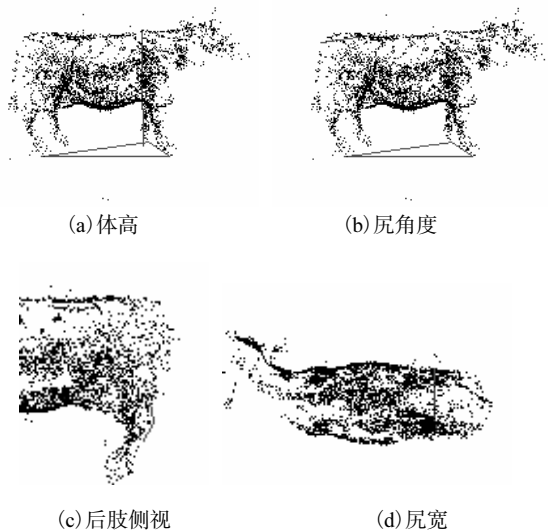
$$|m_1 m_2| = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 + (z_2 - z_1)^2} \quad (20)$$

(3) 尻角度根据腰角与坐骨之间的连线与水平面的夹角进行测量。标记腰角点与坐骨点, 计算两点确定的向量与水平面法向量间的夹角, 其余角即为所求角, 如图 6(b) 所示。

(4) 尻宽根据两腰角间的宽度进行测量。标记两个腰角点, 根据空间中任意两点间距离公式 $\sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2}$ 即可计算尻宽, 如图 6(d) 所示。

(5) 蹄角度根据蹄侧壁与蹄底的交角进行测量。即标记蹄侧壁与蹄尖两点, 其连线与水平面的交角即为蹄角度。

(6) 乳头长度指测量前乳头长度。



(a) 体高 (b) 尻角度
(c) 后肢侧视 (d) 尻宽

图 6 主要奶牛性状指标

Fig.6 Main traits of cow measure

4 实验结果

本系统采用的主要硬件为两个 DH-HV3103UC 摄像机和 M0814-MP 镜头, 分辨率为 2 048 像素 × 1 536 像素, 以奶牛模型作为被测对象, 在 VC++6.0 编程环境下利用 MFC 编程实现奶牛体型性状三维测量系统。

针对奶牛具有代表性的若干性状进行数据采集,其中部分初始数据见表1.

表1 部分性状特征点的三维坐标
Tab.1 Part 3D coordinates of traits point

性状点	坐标		
	x	y	z
三只蹄与地面交点	19.244 6	48.301 8	0.564 6
	24.868 6	46.983 8	25.065 2
	-35.061 8	48.868 6	46.941 3
耆甲点	13.152 7	-22.301 8	17.472 6
后肢飞节点处三点	-29.154 3	18.988 6	63.831 4
	-29.958 3	25.574 2	64.861 1
	-26.229 7	33.092 4	62.399 2

根据初始数据可以计算奶牛的体高和后肢侧视等参数值.以体高计算为例,首先计算3交点确定的平面方程,根据式(15)得到平面法向量为

$$\mathbf{n} = (x_2 - x_1, y_2 - y_1, z_2 - z_1) \times (x_3 - x_1, y_3 - y_1, z_3 - z_1) = (-75.012, -1591.367, -9.256)$$

即 $A = -75.012$ 、 $B = -1591.367$ 、 $C = -9.256$,由式(16)变换得 $D = 78347.962$,则平面方程可表示为

$$75.012x + 1591.367y + 9.256z - 78347.962 = 0$$

将耆甲点坐标和平面方程代入式(17)即可得到奶牛体高参数值.

在计算后肢飞节处角度时,首先根据式(20)计算 $|m_1, m_2|$ 和 $|m_3, m_2|$,将结果代入式(19)即可得到后肢肘关节处飞角的角度.

根据初始数据进行性状指标参数的测量,三维测量结果与手工测量值见表2.

表2 测量结果比较
Tab.2 Comparison of measurement results

测量方法	手工测量	三维测量
体高/mm	70	70.022
尻角度/(°)	5.5	5.398
后肢侧视/(°)	140	138.503
蹄角度/(°)	45	45.442
尻宽/mm	25.2	25.378
乳头长度/mm	4.5	4.516

表2中性状指标的测量结果表明,长度测量的最大绝对误差为0.178 mm,最大相对误差为0.71%,角度测量的最大绝对误差为1.497°,最大相对误差为1.85%,其精度满足测量评定要求,能够取代手工测量.

5 结 语

本文利用立体视觉三维测量方法对奶牛体型的若干性状进行了测量.实验表明,奶牛模型重建效果理想,具有较强的真实感,性状测量精度较高,满足要求,能够取代手工测量,有较好的应用前景.

今后,计划通过现场采集奶牛形体数据并加以建模分析,完成实际应用阶段的研究,从而使基于三维测量的活体奶牛体型性状指标的数据采集与分析成为可能.

参考文献:

- [1] 胡巍,莫建文,王小兵,等.基于公共特征点的三维测量数据拼接方法[J].微型机与应用,2010(6):39-42.
- [2] 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):175-179.
- [3] 王立中.基于机器视觉的奶牛体型评定中的关键技术研究[D].呼和浩特:内蒙古农业大学机电工程学院,2009.
- [4] 潘静,李为民.基于3D立体靶标的摄像机标定算法[J].机械与电子,2007(5):3-5.
- [5] 邓文怡,桑新柱,董明利,等.三维拼接在大尺寸视觉测量中的应用[J].光电子·激光,2002,13(11):1145-1147.
- [6] 欧阳祥波,宗志坚,熊会元.基于标志点的测量数据自动拼接方法[J].中国图象图形学报,2008,13(2):298-301.
- [7] 王文娣.基于图像处理的奶牛体型线性评定系统研究[D].保定:河北农业大学机电工程学院,2005.