

基于深度传感器骨骼追踪的快速人体测量方法

欧攀, 吴帅, 周锴

北京航空航天大学仪器科学与光电工程学院, 北京 100191

摘要 基于深度传感器骨骼追踪提出了一种新的快速人体测量方法。通过深度传感器获取骨骼关节信息和人体深度数据,完成了人体特征尺寸中部分长度和围度的测量。实验结果表明,该方法能在短时间内获得较准确的结果,能用低成本设备在狭小场地完成部分人体特征尺寸的获取。

关键词 测量; 人体测量; 深度传感器; 骨骼追踪; 特征尺寸; 围度估计

中图分类号 TH741 文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP54.121206

Fast Human Body Measurement Method Based on Depth Sensor Skeleton Tracking

Ou Pan, Wu Shuai, Zhou Kai

School of Instrumentation Science and Opto-Electronics Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China

Abstract A new rapid human body measurement method based on depth sensor skeleton tracking is proposed. The method obtains the skeletal joint information and human depth data through depth sensor, so as to complete the measurement of part length and circumference in human body feature size. Experimental results show that this method can obtain more accurate results in a short time and realize the acquisition of some human body feature sizes in low space with low cost equipment.

Key words measurement; human body measurement; depth sensor; skeleton tracking; feature size; circumference estimation

OCIS codes 100.2000; 100.2960; 110.3080; 120.6650

1 引言

人体测量是通过测量人体各部位尺寸来研究人体形态特征的方法。通过人体测量可获取人体有关部位的具体数据,这些数据可服务于服装设计、医学健康等领域。人体测量方法主要分为接触式测量与非接触式测量^[1]。非接触式三维人体测量技术具有测量时间短、快速成型、安全可靠等特点^[2]。同接触式测量相比,非接触式测量技术可避免人体弹性带来的测量误差,测量精确度更高。非接触式三维测量方法包括主动式测量与被动式测量^[3],如光栅位相法^[4]、傅里叶变换轮廓法^[5]、调制度测量法^[6]和多视图重建法等。国内外有关人体三维测量技术的研究已有很多成果。Cyberware公司研制的人体扫描仪利用直接三角测量法,根据线结构光与CCD和被测人员之间的位置关系得到人体部位的坐标值,可在17s内完成整个人体模型的获取^[7]。美国纺织及服装技术中心采用TC²相位测量法将正弦曲线投射在人体上,根据变形的条纹从多方位检测人体信息^[8],但由于投射光源的性质与人体外表特征会带来表面反射的干扰问题,因此需要放置幕布来消除反射的影响。日本Hamamatsu公司研制的Body Lines扫描系统利用基于位置传感探测器的光电二极管技术探测被测人反射线中的光点质心来得到三维图像^[9]。北京博维恒信科技发展公司研制的基于单目结构光的人体扫描系统采用8台三维扫描仪在3~5s内可完成人体数据的获取,测量精度可达到

收稿日期: 2017-06-13; 收到修改稿日期: 2017-07-23

基金项目: 国家自然科学基金(61675031)

作者简介: 欧攀(1977—),男,博士,副教授,主要从事3D扫描成像、光纤激光器、光纤传感器、激光雷达等方面的研究。

E-mail: oupan@buaa.edu.cn

0.5 mm^[10]。香港理工大学设计了密栅云纹原型摄影器材来测量胸围^[11]。上述三维人体测量设备在保证速度和精度的同时也存在一些问题,如设备体积大,不便于移动;光源扫描可能会使人体产生不适感;因使用多个采集设备获取数据,故而需要保证设备间相对位置的标定精度;成本高,适合于商业领域应用。与上述设备相比,深度传感器具有成本低廉、小巧灵活的特点,适合家庭使用。本文利用深度传感器可以同时获取彩色图像与深度图像的特点,结合骨骼追踪的关节点位置与人体深度信息,解算出了相关特征点的三维信息,实现了人体特征尺寸中的长度与围度的快速获取,从而完成了人体测量。

2 测量仪器及原理

实验采用华硕 Xtion PRO Live 深度传感器,它的有效探测距离为 0.8~3.5 m,水平有效视场角为 58°,垂直有效视场角为 45°,含彩色 RGB 传感器与红外深度传感器,传感器的分辨率为 640 pixel×480 pixel^[12]。

深度传感器利用光编码技术对目标空间的深度信息进行计算。该技术通过红外传感器结合红外光源获取深度信息,在传感器有效距离之内,每隔一段距离取参考平面,记录参考平面上的红外光源产生的衍射散斑图案,当光源在待测物体上产生衍射图样后,将该图像与几百张参考图像做运算,得到一系列相关度图像。依据相关度图像中的峰值得到测量图像的深度信息^[13]。

3 基于深度传感器的人体关键尺寸测量方法

3.1 深度图像坐标与空间三维坐标的转换模型

利用深度传感器可以完成对人体骨骼关键点深度信息的提取,构建出的骨骼关节点包括头部、颈部、左右肩、左右肘、左右手、躯干、左右臀、左右膝、左右脚共 15 个,基本涵盖了人体的全部部位。当获得各关节点部位的深度信息后,可通过针孔摄像机模型反算出关节点的三维坐标,计算公式为

$$z_c \begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} f_x/d_x & 0 & u_0 \\ 0 & f_y/d_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} [\mathbf{R} \quad \mathbf{t}] \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中 z_c 为深度值, u 、 v 为深度图像坐标, u_0 、 v_0 为图像坐标系的原点, f_x 、 f_y 为相机镜头在 x 、 y 方向上的焦距, d_x 、 d_y 为 x 、 y 方向上单位像素的长度, \mathbf{R} 、 \mathbf{t} 为摄像机坐标系到世界坐标系的旋转矩阵与平移矢量。深度传感器的摄像机坐标系与世界坐标系(X, Y, Z)重合,因此, \mathbf{R} 为单位矩阵, \mathbf{t} 为零矢量,深度值 z_c 与世界坐标系中的 Z 坐标相同,故而(1)式可化简为

$$z_c \begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} f_x/d_x & 0 & u_0 \\ 0 & f_y/d_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (2)$$

由(2)式可计算出物体的三维坐标为

$$\begin{cases} X = (u - u_0) \cdot z_c \cdot d_x / f_x \\ Y = (v - v_0) \cdot z_c \cdot d_y / f_y \\ Z = z_c \end{cases}. \quad (3)$$

可见,通过人体骨骼深度信息转换出的三维坐标可实现人体关键部位长度或围度的测量。

3.2 长度测量

测量人体的关键尺寸主要包括胸围、腰围、臀围、肩宽、臂长、腿长等与健康指标、服装设计相关的测量参数。在测量过程中,肩宽、臂长、腿长等的计算数据可以通过计算深度传感器追踪到的关节点之间的欧氏距离得出。臂长、腿长的计算公式分别为

$$L_{\text{arm}} = l(P_{\text{shoulder}}, P_{\text{elbow}}) + l(P_{\text{elbow}}, P_{\text{hand}}), \quad (4)$$

$$L_{\text{leg}} = l(P_{\text{hip}}, P_{\text{knee}}) + l(P_{\text{knee}}, P_{\text{foot}}), \quad (5)$$

式中 $l(\cdot)$ 为从一个关节点到另一个关节点的距离, P_{shoulder} 、 P_{elbow} 、 P_{hand} 、 P_{hip} 、 P_{knee} 、 P_{foot} 分别为肩、臂、手、臀、膝盖、脚的位置。可以看出, 这种长度测量方法比较简洁。此外, 在人体自然站立时, 双臂也并非保持笔直, 而是存在一定的弯曲程度, 而该方法受人体在测量过程中站立姿势的影响较小, 从而减小了测量过程中的误差与复杂度。

3.3 围度测量

围度测量是指利用深度信息及关节点位置来计算相关尺寸的围度。在计算围度尺寸时, 一般先通过比例系数确定测量特征部位的位置, 再以此位置设定特征点的上下阈值, 在阈值范围内每隔一定距离用 z 平面与人体模型相交(人体模型设定为垂直于 XOY 平面, 整个人体从脚到头的方向沿 z 轴正方向)得到该平面上人体模型的相交点集为 $P_i = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}^{[14]}$ 。通过对比阈值范围内的众多点集 $\{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ 以及待测量围度的特征来获取最符合要求的平面点集, 对该点集进行处理后即可计算出所需围度尺寸。但这种利用经验比例系数计算围度的方法的可靠性不高, 加之测量对象的体型不一, 有时会出现偏差较大、比例系数不匹配的情况, 从而影响测量结果。

通过深度传感器进行间接测量可以避免上述情况的发生, 利用深度传感器获取的人体轮廓与骨骼关节点信息判断估计待测量围度所在的相对于人体总高度的位置, 再利用已得到的相关数据采用样本训练的方法获取具体围度的模型。在测量胸围、腰围、臀围、总肩宽这几个主要特征尺寸时, 获取参考数据的途径是计算关节点之间的距离和对人体轮廓图进行处理。

3.4 人体轮廓图的获取

人体某部位宽度的计算是通过提取人体轮廓来完成的。人体轮廓采用具有深度传感器特点的深度信息获得。深度传感器可以同时获取 RGB 图像与深度图像, 如果彩色图像中的周围物体较多, 在提取边缘特征时会因环境影响而出现较多干扰, 从而导致人体轮廓的提取存在一定难度。而采用深度图像来处理轮廓的提取会更方便, 在确定实验者与深度传感器的大致距离后, 以该距离设定的阈值范围将人体从环境中分割出来, 从而成功提取出人体轮廓。

深度传感器的帧数为 30 frame, 由于外部干扰会使深度图像产生抖动, 造成人体边缘不平滑。对轮廓边界进行平滑处理, 在提取出外部轮廓边缘后, 找出需要的特征点, 将特征点(带有深度信息的图像坐标)映射到世界坐标系即可进行相关计算。图 1 为利用深度信息提取出的人体轮廓以及处理后的人体边缘轮廓特征。

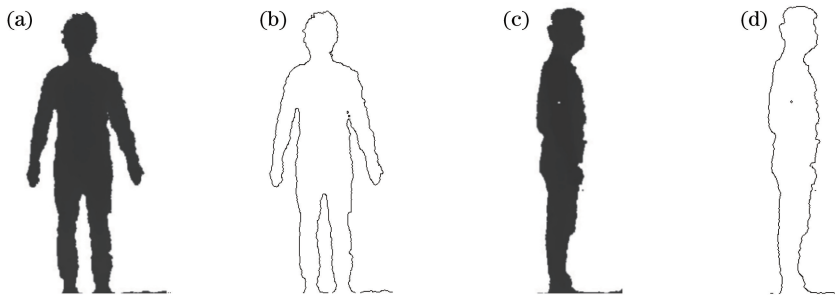


图 1 (a) 利用深度信息分离出的人体正面轮廓; (b) 根据人体正面轮廓提取出的正面特征边缘; (c) 利用深度信息分离出的人体侧面轮廓; (d) 根据人体侧面轮廓提取出的侧面特征边缘

Fig. 1 (a) Frontal contour of human body separated by dept information; (b) frontal feature edge extracted from the frontal contour of human body; (c) lateral contour of human body separated by dept information; (d) lateral feature edge extracted from the lateral contour of human body

3.5 围度的计算方法

利用骨骼关节点和处理深度图得到的数据进行围度测量。对于总肩宽, 因为骨骼追踪到的关节点是肩部中心位置附近, 而总肩宽是指后背处从左肩端到右肩端的长度, 由于人体具有一定厚度, 宽度并不是绝对的直线, 因此无法直接通过关节点计算。为此, 采用可以获取到的数据建立神经网络进行样本训练, 以得出总肩宽的最终结果。

对于样本 (x_1, x_2, \dots, x_n) , 建立线性神经网络, 输出为 (y_1, y_2, \dots, y_n) 。对于 y_i , 认为其是由输入层的样本配以不同的权重 (w) 得到的, 即 $\hat{y} = \sum_{i=1}^n w_i x_i$ 。通过此网络结构得到的预测值 \hat{y} 与期望的输出值 y 的偏差为 e , $e = y - \sum_{i=1}^n w_i x_i$ 。权重值的调整根据最小均方差的规则进行。权重值的调整方法为

$$w_i \leftarrow w_i + \Delta w_i, \quad (6)$$

$$\Delta w_i = \eta(-\nabla), \quad (7)$$

式中 $\eta \in (0, 1)$ 为学习率, $\nabla = [\partial(e^2/2)]/(\partial w) = -x_i e$ 为对应位置的梯度值^[15]。当所调整的权重值得到的输出与期望值的均方差小于指定的阈值, 或者权值的变化很小时, 可认为训练完成。

与总肩宽相关的参数包括人正面肩膀部分的身体宽度和肩峰点到背部的厚度。以这2个变量作为一组训练样本的输入, 以手动测量的肩宽长度作为一组训练样本的输出, 训练样本集后得出预测输出的肩宽长度。其中, 人正面肩膀部分的身体宽度按照骨骼关节点所在的高度位置进行截取, 肩峰点到背部的厚度为骨骼关节点所在高度处的背部最外侧到肩膀最外侧的垂直距离。图2分别为人正面肩膀部分宽度、肩峰点到背部的厚度测量示意图。图中 $P_{acromion}$ 为肩峰点位置, $l_{thickness}$ 为肩峰点到背部的厚度, l_{fwidth} 为人体正面宽度。



图2 (a)人正面肩膀部分宽度的测量示意图;(b)人肩峰点到背部的厚度测量示意图

Fig. 2 (a) Schematic for measuring width of frontal shoulder part; (b) schematic for measuring thickness from human shoulder point to the back

对胸围、腰围以及臀围同样采取样本训练的方法, 只是训练样本的输入变量不同, 例如臀围的训练样本输入量为左右臀关节点的长度、臀部关节点所在高度位置处的人体正面宽度与人体侧面厚度。

4 实验结果及分析

4.1 基于骨骼追踪的长度测量

利用深度传感器对人体骨骼追踪进行部分关键尺寸的测量。将深度传感器的摄像头方向与测试人员保持垂直, 采集测试人员的骨骼追踪图像, 测试人员距离深度传感器2 m左右, 由于骨骼图像存在抖动现象, 在骨骼图与人体匹配后取10 frame图像进行计算, 对获取到的数据进行筛选剔除后计算各关节点坐标的平均值。将计算结果与手动测量结果进行比较, 表1为深度传感器测量结果和手动测量结果, 以及两种方法的误差。

手动测量的精度为1 mm, 估读到0.1 mm。深度传感器的测量单位为mm, 测量结果保留到小数点后一位。深度传感器测量与手动测量结果的平均相对误差 $\bar{\sigma}$ 为

$$\bar{\sigma} = \frac{\sum_{i=1}^n \Delta l / l_i}{n}, \quad (8)$$

式中 Δl 为深度传感器测量和手动测量长度的差值, l_i 为手动测量的长度, n 为测量次数。数据表明这两种测量方法的平均相对误差为0.90%。该相对误差在允许的范围, 说明利用深度传感器进行直接测量的方法是可行的。

表1 深度传感器及手动测量得到的臂长

Table 1 Arm length obtained from depth sensor and manual measurement

cm

Arm length from depth sensor measurement	Arm length from manual measurement	Error
47.87	48.43	0.56
54.71	53.94	-0.77
48.41	47.93	-0.48
52.91	53.27	0.36
53.43	52.56	-0.87
55.94	56.68	0.74
56.45	56.34	-0.11
52.66	53.15	0.49
56.16	55.82	-0.34
57.70	57.31	-0.39
50.67	50.22	-0.45
52.95	53.48	0.53
53.15	52.93	-0.22
54.84	55.19	0.35
56.29	56.81	0.52

4.2 不同姿态下长度测量方法测量结果的差异性验证

在深度传感器进行骨骼追踪过程中,骨骼关节点会随着人体动作而变化,这可能会对尺寸计算产生影响。为验证姿态变化对测量结果的影响,以计算臂长为例,测试者分别做出双臂自然下垂、双臂斜向下 45° 展开、双臂呈“W”形展开三种动作,对这三种动作下的臂长进行计算。图3为不同姿态下测量结果的误差及相对误差。

从图3可以看出:双臂斜向下展开得到的臂长相比于手动测量结果偏大,其平均相对误差为6.26%;双臂呈“W”形展开计算得到的臂长相比于手动测量结果偏小,其平均相对误差为6.50%。这两种姿态得到的平均相对误差较大,而自然下垂得到的臂长的平均相对误差最小,与手动测量结果最匹配。

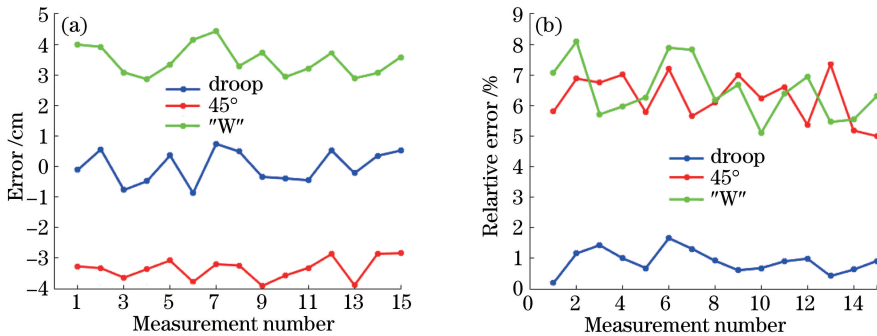


图3 不同姿态下的测量结果。(a)误差;(b)相对误差

Fig. 3 Measurement results of different gestures. (a) Errors; (b) relative errors

通过对实验过程中不同姿态下各帧图像的分析可以发现,臂长由三个关节跟踪点形成的两段距离决定,且臂长并不是根据最外侧边缘测量的,因此,姿态变化导致的关节点重新定位会影响臂长的测量精度。当双臂斜向下展开时,相比自然下垂时的手臂更加伸直(自然下垂时手臂并未完全伸直),从正面看手臂长度伸长。因此,肩膀部分整体向上移动,肩部关节点重新定位到偏上的位置,肘部关节点定位到偏下的位置,使肩部与肘部的相对长度增加,肘部与手部的相对长度基本不变,从而导致测量结果偏大。当双臂呈“W”形展开时,由于手臂形状发生了较大改变,在肘部弯曲后整个肘关节连通部分的面积增大,肘关节跟踪点重新定位在较原跟踪点更靠上的位置,而肩部跟踪点没有改变,缩短了肩部与肘部的相对长度,而肘部与手部的相对长度基本不变,从而使测量结果偏小。因此,在使用深度传感器测量臂长时,应使双臂自然下垂,以保证最佳的测量结果。但应注意当双臂贴近躯干时,骨骼追踪会出现不稳定的情况。因此,在保证测量精度的同时,

应使双臂与躯干保持一定距离,且保持追踪点稳定,以减小测量关节坐标的波动。

4.3 基于深度传感器的围度测量

由于身体结构的原因,当进行围度测量时测试者应为相同性别,因此实验中均选取男性进行测量。提取出测试者的测量特征点后得到所需的关键尺寸,然后对样本集进行训练。以总肩宽为例,通过建立线性神经网络得出的肩宽与其相关特征输入量(即人体肩点高度处的正面宽度和肩峰点到背部的厚度)的关系为

$$l_{\text{width}} = 1.0607 \times l_{\text{width}} + 0.1996 \times l_{\text{thickness}} + 0.0234, \quad (9)$$

式中 l_{width} 为总肩宽, l_{width} 为人体正面宽度, $l_{\text{thickness}}$ 为肩峰点到背部的厚度。

将手动测量的总肩宽长度与利用上述关系得到的输出进行比较,得到的部分误差结果如表 2 所示。由表 2 可知,深度传感器测量与手动测量结果的平均相对误差约为 1.11%,基本符合测量要求。此外,神经网络训练的权值使输出与期望的最小均方差收敛至 0.5。将线性神经网络方法与多元线性回归方法的精确度进行对比,其中,使用线性回归得到的相关系数为 0.971,认为不存在显著性差异。线性神经网络方法与多元线性回归方法同手动测量方法的误差和相对误差如图 4 所示。可以看出,使用线性神经网络方法得到的平均相对误差为 1.11%,而多元线性回归方法得到的平均相对误差为 0.82%。多元线性回归方法得到的数据中误差小的数据更多,但线性神经网络的相对误差均方值更小,得到的误差结果更平稳。因此,可以认为通过神经网络训练得到的模型能够得到较为准确的结果。

表 2 深度传感器测量与手动测量得到的总肩宽

Table 2 Shoulder width obtained from depth sensor measurement and manual measurement

Shoulder width from depth sensor measurement /cm	Shoulder width from manual measurement /cm	Error /cm	Relative error /%
48.20	47.35	-0.85	1.81
51.67	52.22	0.55	1.05
52.77	53.43	0.66	1.23
50.57	50.37	-0.20	0.39
45.67	46.09	0.42	0.91
51.53	50.90	-0.63	1.24
56.45	55.81	-0.64	1.15
46.97	47.24	0.27	0.57
51.44	52.15	0.71	1.36
54.13	54.71	0.58	1.06
46.08	46.82	0.74	1.61
48.02	47.63	-0.39	0.82
50.84	51.29	0.45	0.88
49.99	50.67	0.68	1.34
48.35	48.92	0.57	1.16

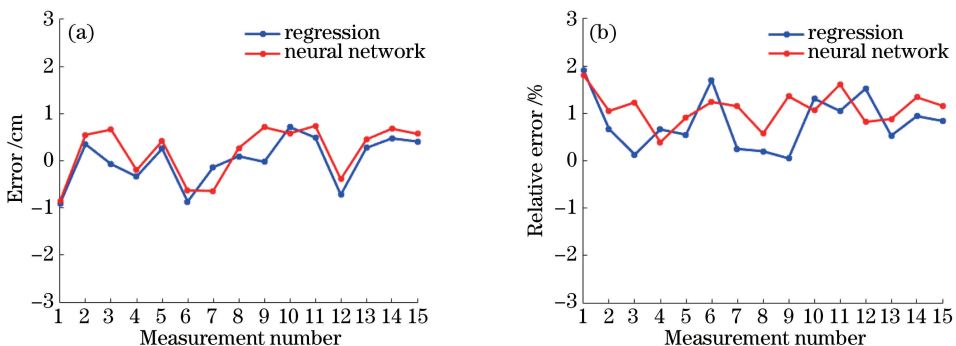


图 4 多元线性回归方法与线性神经网络方法同手动测量方法的误差和相对误差。(a)误差;(b)相对误差

Fig. 4 Error and relative error between multiple linear regression method or linear neural network method and manual measurement method. (a) Error; (b) relative error

5 结 论

使用深度传感器进行人体测量的方法具有成本低廉、占地空间小、使用灵活方便等特点,而且只需要被测人员保持两种姿态即可完成测量,因此,在短时间内就可获得所需的人体特征尺寸。提出了一种基于深度传感器进行骨骼追踪以完成人体测量的方法。通过两种测量方法获取人体的各个特征尺寸;通过骨骼追踪关节点坐标信息进行计算,适用于肢体长度的测量;依据深度数据获取人体轮廓特征并由此返回真实长度,以完成相关围度的估计,适用于利用深度信息无法直接求出的围度测量。实验结果表明,上述两种方法均能得到较为准确的结果,其与手动测量结果的相对误差能控制在2%以下。同时,验证了不同姿态对于测量肢体长度的影响,得出当双臂自然下垂时能得到最佳的测量结果。在今后的工作中需要进一步完善人体其余长度与围度的测量,从而形成完整的人体测量系统。

参 考 文 献

- [1] Zhou Xudong, Li Yanmei. Analysis of human 3D measurement technology [J]. Shanghai Textile Science and Technology, 2002, 30(6): 58-59.
周旭东, 李艳梅. 人体三维测量技术分析[J]. 上海纺织科技, 2002, 30(6): 58-59.
- [2] Lin Dejing, Sun Xiaodong. Point cloud data reduction techniques for 3D scanning human body [J]. Computer Applications, 2006, 26(s1): 59-60.
林德静, 孙晓东. 三维扫描人体的点云数据精简技术[J]. 计算机应用, 2006, 26(s1): 59-60.
- [3] Ding Shaowen, Zhang Xiaohu, Yu Qifeng, *et al.* Overview of non-contact 3D reconstruction measurement methods [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(7): 070003.
丁少闻, 张小虎, 于起峰, 等. 非接触式三维重建测量方法综述[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(7): 070003.
- [4] Xiao Suzhi, Tao Wei, Zhao Hui. Method of obtaining absolute phase of space discontinuous 3D object surface based on coded grating [J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(12): 1212004.
肖素枝, 陶卫, 赵辉. 基于编码光栅的空间不连续三维物体表面的绝对相位获取方法[J]. 光学学报, 2016, 36(12): 1212004.
- [5] Xu Xingfen, Cao Yiping, Peng Kuang. Pixel matching method in on-line three-dimensional measurement based on phase prediction [J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(6): 0612005.
许幸芬, 曹益平, 彭旷. 基于相位预测的在线三维测量像素匹配方法[J]. 光学学报, 2016, 36(6): 0612005.
- [6] Lu Mingteng, Su Xianyu, Cao Yiping, *et al.* 3D shape reconstruction algorithms for modulation measuring profilometry with synchronous scanning [J]. Chinese J Lasers, 2016, 43(3): 0308006.
卢明腾, 苏显渝, 曹益平, 等. 同步扫描的调制度测量轮廓术三维面形重建算法[J]. 中国激光, 2016, 43(3): 0308006.
- [7] Daanen H A M, Taylor S E, Brunsmann M A, *et al.* Absolute accuracy of the Cyberware WB4 whole body scanner [C]. SPIE, 1997, 3023: 6-12.
- [8] Hurley J D, Demers M H, Wulpern R C, *et al.* Body measurement system using white light projected patterns for made-to-measure apparel [C]. SPIE, 1997, 3131: 212-223.
- [9] Fang Fang, Zhang Weiyuan. A new measurement technology—3D body scanner system [J]. China Textile Leader, 2003 (2): 34-37.
方方, 张渭源. 一种新兴的测量技术—3D人体扫描系统[J]. 纺织导报, 2003(2): 34-37.
- [10] Li Xiaojie. Research on key technologies to improve the performance of laser 3D human body scanning system [D]. Tianjin: Tianjin University, 2010: 10-11.
李晓洁. 提高激光三维人体扫描系统性能的关键技术研究[D]. 天津: 天津大学, 2010: 10-11.
- [11] Shou Bing, Yu Ping. Design of 3D human body measurement system using grating phase method [J]. Manufacturing Automation, 2009, 31(8): 64-66.
寿兵, 余萍. 采用光栅相位法的三维人体测量系统设计[J]. 制造业自动化, 2009, 31(8): 64-66.
- [12] Gonzalez-Jorge H, Riveiro B, Vazquez-Fernandez E, *et al.* Metrological evaluation of Microsoft Kinect and Asus Xtion sensors [J]. Measurement, 2013, 46(6): 1800-1806.
- [13] Garcia J, Zalevsky Z. Range mapping using speckle decorrelation: WO2007IL00262[P/OL]. 2007-08-30[2017-05-06].

<https://www.mendeley.com/research-papers/range-mapping-using-speckle-decorrelation/>.

- [14] Wen Peizhi, Ma Chao, Hu Junrong, *et al.* Measurement of human body's feature dimensions based on the national standards[J]. Computer Engineering and Science, 2014, 36(6): 1114-1119.

温佩芝, 马超, 胡俊榕, 等. 基于国家标准的三维扫描人体尺寸提取技术[J]. 计算机工程与科学, 2014, 36(6): 1114-1119.

- [15] Cong Shuang. Theory and application of neural networks for MATLAB toolbox[M]. Hefei: University of Science & Technology China Press, 2009.

丛爽. 面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用[M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2009.