

基于三维激光扫描的物体重建建模

周海平

(天津市勘察院, 天津 300191)

摘要: 物体拍摄环境具有测量数据量大、物体外轮廓信息复杂等特点, 采用当前方法能够获得物体精确的三维点云数据, 但缺乏颜色和纹理信息, 导致物体重建精度不高, 真实感较差; 为此, 提出一种基于三维激光扫描的物体重建建模方法; 该方法通过三维激光扫描技术获取物体点云数据, 采用显式的欧拉积分方法对物体整个三维曲面进行平滑, 依据三角生长法进行物体三维空间三角划分, 将物体网格顶点向球面进行映射, 由此构造物体三角网格模型, 通过迭代最近点算法对物体非同步点云数据初步匹配结果进行精确配准, 利用最近点搜索算法将经多视图立体视觉算法优化后的物体颜色信息和三维点云数据坐标相融合; 实验结果表明, 所提方法可以快速精确地建立物体三维重建模型, 验证了所提方法的可行性。

关键词: 三维激光扫描; 物体重建; 三维模型; 欧拉积分方法

Object Reconstruction Modeling Based on 3D Laser Scanning

Zhou Haiping

(Tianjin institute of Survey, Tianjin 300191, China)

Abstract: The object shooting environment has the characteristics of large amount of measurement data and complex information on the contours of the object. The current method can obtain the accurate 3D point cloud data, but lacks the color and texture information, which leads to the high accuracy of the object reconstruction and the lack of realism. In this paper, a method of object reconstruction based on 3D laser scanning is proposed. The method uses the three-dimensional laser scanning technique to obtain the object point cloud data, uses the explicit Euler integral method to smooth the whole three-dimensional surface of the object, and divides the three-dimensional space of the object according to the triangular growth method, maps the vertex of the object to the spherical surface. In this paper, the triangular mesh model of the object is used to calculate the initial matching result of the non-synchronous point cloud data by the iterative nearest point algorithm. The nearest object search algorithm is used to optimize the object color information and the three-dimensional point cloud data coordinates. The experimental results show that the proposed method can quickly and accurately establish the 3D reconstruction model of the object, and verify the feasibility of the proposed method.

Keywords: dimensional laser scanning; object reconstruction; 3D model; Eulerian integral method

0 引言

近年来, 随着计算机技术、数字化建模技术的不断发展, 物体三维重建逐渐成为计算机辅助几何设计以及虚拟现实领域研究的热点, 并在先进制造、逆向工程以及机器人等领域得到了广泛应用^[1-2]。针对物体结构特性, 目前主要以三维激光扫描技术作为获取物体信息的主要手段, 采用三维激光扫描仪可在短时间内精确获取物体表面的点云数据且不受外界拍摄环境影响, 有效保证了物体三维重建的完整性^[3]。传统的物体三维重建建模采用的方法是以摄像机采集的物体近景照片为基础, 依据相应的三维建模软件实现物体重建, 在模型尺寸方面通过人工测量, 这种方法费时费力, 物体三维重建模型精度不高^[4]。而三维激光扫描技术克服了传统物体测量方法通过人工测量物体三维信息的局限性, 实现了精确、高效地建立物体三维重建模型, 并将重建的物体三维模型存储在计算机中, 正因为目前三维激光扫描技术有着传统建模方法不可比拟的众多优点, 逐渐被应用于各个领域, 收到了广泛关注^[5-6]。

为克服上述缺陷, 不少相关专家学者对传统物体三维重建方法进行了优化, 例如文献^[7]提出一种基于镜面反射全景

成像的物体重建建模方法。该方法依据立体视觉传感器采集物体外轮廓信息图像, 依据阈值分割方法将待测物体图像分割为多个视图, 并组建相应的空间几何约束关系, 采用离散的体素来描述被重建物体的三维几何信息, 利用轮廓体素遍历获取被测物体三维模型。该方法重建速度较快, 但计算复杂度较高。文献^[8]采用可编程逻辑控制器获取物体的三维数据, 由此实现物体三维重建, 采用三维扫描仪投射红外线, 重建物体上的红外线段, 依据扫描仪的运动速度拼接物体各平面数据, 由此完成物体三维重建。该方法稳定可靠、但重建速度较慢。文献^[9]提出一种基于自适应权值的物体重建建模方法。该方法结合 Levenberg-Marquart 算法和 M-Estimator 算法保证了物体重建过程的收敛性和抗噪性能, 并对 M-Estimator 算法的权重函数进行改进, 采用自适应值取代原给定的值, 最终将其应用于物体上, 该方法在物体点云数量较多的情况下明显优于其他重建方法, 但具有局限性^[10]。

本文针对物体数据量大、物体表面信息较为复杂等特点, 采用三维激光扫描技术获取物体三维点云数据, 以实现物体三维还原为重建目标, 解决了非规则物体的重建问题, 实现了精确、高效地建立物体三维重建模型, 具有一定的实时性和可靠性。

1 B 样条插值物体重建建模方法

在进行物体重建建模过程中, 先利用 B 样条插值技术对

收稿日期: 2017-06-27; 修回日期: 2017-07-21。

作者简介: 周海平(1984-), 男, 湖北松滋人, 工程师, 主要从事测绘成果质检方向的研究。

采集的物体图像进行放大处理, 依据物体图像像素的参数域映射减少图像失真以及高频部分细节信息的丢失, 依据放大后的物体图像的灰度信息重构物体的三维模型, 具体过程如下所述:

假设, 一幅物体灰度数字图像可利用 $(r+1) \times (s+1)$ 矩阵进行表示:

$$P = \begin{bmatrix} p_{0,0} & \cdots & p_{0,s-1} & p_{0,s} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ p_{r,0} & \cdots & p_{r,s-1} & p_{r,s} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, $p_{i,j}$ ($i=0,1,\dots,r-1,r;j=0,1,\dots,s-1,s$) 代表物体图像第 i 行、第 j 列的灰度值, 一幅物体灰度图像可视为三维空间结构中的一个 B 样条曲面, 物体图像的像素坐标点从视觉角度分析, 可作为曲面的 x 、 y 方向, 物体图像的灰度值可作为曲面的 z 方向, 由此可通过曲面的插值提高物体图像的清晰度。

假设, n 代表原物体图像的像素数, M ($M \in +R$) 代表物体图像插值倍数, $m = [n \times M + 0.5]$ 代表 B 样条插值后新物体图像的像素数, 选取新物体图像中的某一点, 则该插值像素点在原物体图像像素空间的投影坐标可利用下式表示为:

$$a'_j = \frac{j}{P(m-1)} \times (n-1) \quad (2)$$

该点必定位于原物体图像两像素之间或是落在原物体图像某像素上, 即 $i \leq a'_j < i+1$ 。利用获得的物体图像某一插值像素点的像素坐标在 B 样条曲线参数域中的映射为 \tilde{u}_j , 通过 B 样条曲线的正运算求解获得物体二维图像在 u 、 v 方向的参数 $(\tilde{u}_i, \tilde{v}_j)$, 从而实现物体图像的 B 样条插值。

假设, 以物体摄像机坐标系为参考平面, 物体所在的平面为 xy 平面, 光源点在摄像机坐标点 (x,y) 处的光强为 $I(x,y)$, 假设光源为平行光源, 则有 $I(x,y) = I_c$ 为常数。设光源拍摄方向为 $n_0 = (n_{01}, n_{02}, n_{03})$, $n_0 = (n_1, n_2, n_3)$ 代表物体表面法线方向, 则有:

$$\cos\theta = \frac{n_{01}n_1 + n_{02}n_2 + n_{03}n_3}{\sqrt{n_{01}^2 + n_{02}^2 + n_{03}^2} \sqrt{n_1^2 + n_2^2 + n_3^2}} (\tilde{u}_i, \tilde{v}_j) \quad (3)$$

定义重构的三维模型曲面为物体表面高度 z 的显式方程, 即三维模型物体曲面为 $z(x,y)$, $\rho(x,y)$ 代表物体三维重构模型表面反射率, $E(\dot{x}, \dot{y})$ 代表图像像素点 (\dot{x}, \dot{y}) 的灰度, 即:

$$E(\dot{x}, \dot{y}) = \rho \frac{(1 + p_0 p + q_0 q)}{\sqrt{1 + p_0^2 + q_0^2} \sqrt{1 + p^2 + q^2}} \quad (4)$$

为了有效解决公式 (4) 的病态特征, 假设所研究的物体表面较为光滑, 可将其视为物体表面高度函数 C^2 是连续的, 物体表面方向 p 和 q 是沿着物体表面的变化也同样为连续和平滑的, 考虑到摄像机拍摄的图像中含有噪声的影响因素, 由法相参数 p_0 和 q_0 可计算出物体图像灰度与实际物体灰度值之间的误差, 引入亮度约束函数 $d\Omega$, 由于拍摄的离散的物体图像表面存在方向 (z_x, z_y) 与连续的表面方向 (p, q) 之间存在误差, 综合上述条件, 可构造如下物体全局性最优化函数:

$$D = \iint_n \{ [E(\dot{x}, \dot{y}) - R(p, q)]^2 + \lambda(p_x^2) + \mu(pq)^2 \} d\Omega \quad (5)$$

式中, $[E(\dot{x}, \dot{y}) - R(p, q)]$ 代表物体光强误差项, 即由法向参数 p_0 和 q_0 计算出物体图像灰度 $R(p, q)$ 与实际灰度值 $E(\dot{x}, \dot{y})$ 之间的误差, $\lambda(p_x^2)$ 代表物体表面光滑误差项, $\mu(pq)^2$ 代表物体图像梯度一致性误差, λ 和 μ 代表物体三维重构模型表面光

滑误差和梯度一致性误差的加权因子。对公式 (5) 求变分, 可以获得物体三维重构模型优化函数极值存在的必要条件:

$$\begin{cases} \lambda \nabla^2 p + \mu(z_x - p) + [E(\dot{x}, \dot{y}) - R(p, q)] R_p = 0 \\ \lambda \nabla^2 q + \mu(z_y - p) + [E(\dot{x}, \dot{y}) - R(p, q)] R_q = 0 \\ \nabla^2 z - p_x - q_y = 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中, ∇^2 代表拉普拉斯算子, R_p 和 R_q 分别代表函数 R 关于 p 和 q 的偏导数, 采用交错网格方法将光滑误差因子 p 、 q 、 p_x 、 q_y 、 z_x 、 z_y 及 ∇^2 算子进行离散化处理, 可获得公式 (6) 给出的离散形式方程组, 再依据高斯赛德迭代方法可同时求解获得待重构物体表面高度 z 的网格值。

采用 B 样条插值算法能够构造物体三维闭合曲面, 具有较好的物体重构稳定性和收敛性, 但求解物体表面梯度和表面高度过程大大增加了计算量, 导致物体三维重构时间增加, 实时性较差。

2 基于三维激光扫描的物体重建建模方法

2.1 物体三维点云数据预处理

物体三维模型重构基础数据包含物体点云数据和纹理数据, 通过三维激光扫描技术获取物体点云数据, 采用显式的欧拉积分方法对物体整个三维曲面进行平滑, 依据三角生长法进行物体三维空间三角划分, 将物体网格顶点向球面进行映射, 由此构造物体三角网格模型, 具体过程如下所述:

假设, 通过三维激光扫描获得的物体三维点集为 $P' = \{p'_1, \dots, p'_N\}$, 令 $X' = \{x'_1, \dots, x'_N\}$ 、 $Y' = \{y'_1, \dots, y'_N\}$ 、 $Z' = \{z'_1, \dots, z'_N\}$ 代表物体三维点集对应的空间直角坐标系, 令 $\alpha' = \{\alpha'_1, \dots, \alpha'_N\}$ 、 $\theta = \{\theta'_1, \dots, \theta'_N\}$ 、 $R' = \{r'_1, \dots, r'_N\}$ 代表物体三维点集对应的空间球面极坐标, N 代表物体三维点云数量, 由物体直角坐标转换为球面极坐标的表达形式:

$$\begin{cases} \dot{x} = r \cos\theta \sin\alpha \\ \dot{y} = r \cos\theta \sin\alpha \\ \dot{z} = r \cos\theta \end{cases} \quad (7)$$

由公式 (7) 可获得准确扫描点云数据难免包含噪声点, 激光测量系统通常是对摄像机采集的物体二维图像像素进行转换处理后, 提取物体第三维信息, 获得被测物体的空间坐标值, 将其表示为三维点云集 $\{A_i = f(\dot{x}_i, \dot{y}_i, \dot{z}_i) \mid \dot{x}_i, \dot{y}_i, \dot{z}_i \in E^3\}$ 。其中, $f(\dot{x}_i, \dot{y}_i, \dot{z}_i)$ 由被测物体的数值 $g(\dot{x}_i, \dot{y}_i, \dot{z}_i)$ 和测量误差 $e(\dot{x}_i, \dot{y}_i, \dot{z}_i)$ 构成, 利用下式表示激光测量点:

$$f(\dot{x}_i, \dot{y}_i, \dot{z}_i) = g(\dot{x}_i, \dot{y}_i, \dot{z}_i) + e(\dot{x}_i, \dot{y}_i, \dot{z}_i) = g^Q(\dot{x}_i, \dot{y}_i, \dot{z}_i) + g^S(\dot{x}_i, \dot{y}_i, \dot{z}_i) + \alpha(\dot{x}_i, \dot{y}_i, \dot{z}_i) + \beta(\dot{x}_i, \dot{y}_i, \dot{z}_i) \quad (8)$$

式中, $g^Q(\dot{x}_i, \dot{y}_i, \dot{z}_i)$ 代表被测物体曲面的理想数值, $g^S(\dot{x}_i, \dot{y}_i, \dot{z}_i)$ 代表被测物体曲面由于存在表面缺陷而造成与曲面理想数值之间的偏差, $\alpha(\dot{x}_i, \dot{y}_i, \dot{z}_i)$ 代表由激光扫描测量系统产生的确定性误差, $\beta(\dot{x}_i, \dot{y}_i, \dot{z}_i)$ 代表由三维激光测量系统的点噪声引起的随机测量误差。对物体三维点云模型上的各个顶点利用拉普拉斯算子进行平滑, 利用下式进行表示:

$$\Delta = \nabla^2 f(\dot{x}_i, \dot{y}_i, \dot{z}_i) = \frac{\partial^2}{\partial x^2 y^2 z^2} \quad (9)$$

式中, ∂ 代表二阶微分算子, $\partial x^2 y^2 z^2$ 代表相应的平滑参数, 定义 $\dot{p}_i = (\dot{x}, \dot{y}, \dot{z})$ 为物体三维模型中的一个顶点, 则在物体三维点云模型上进行光顺过程可视为一个扩散过程, 即:

$$\partial \dot{p}_i / \nabla^2 = \lambda L(\dot{p}_i) \quad (10)$$

通过在时间轴上的积分, 物体三维曲面上细小的噪声能量将快速扩散至其邻域范围内, 采用显式的欧拉积分方法对物体

整个三维曲面进行平滑, 对物体三维点云模型中的各个顶点进行估计, 逐步调整至其邻域范围的几何重心位置:

$$L(\hat{p}_i) = \alpha \hat{p}_i + \lambda((\sum w_j \hat{q}_j) / (\sum w_j) - \hat{p}_i) \quad (11)$$

其中: q_j 代表 \hat{p}_i 的 k 个邻域点, w_j 为一个常数。

将物体三维散乱点云视为三维模型的封闭曲面边界, 在其内部空间找到一点 O 定义为球心, 建立物体局部三维直角坐标系, 采用物体三坐标的极值和相应的形状系数来计算 O 点的值 (O_x, O_y, O_z), 在球面上选择与物体局部坐标系坐标轴相交的点, 依据三角生长法进行物体三维空间三角划分, 将物体网格顶点向球面进行映射, 由此构造物体三角网格模型。

2.2 物体三维点云数据匹配与重构

考虑到三维激光扫描与物体三维点云数据的各项特性, 采用迭代最近点算法对 2.1 节预处理后的物体非同步点云数据初步匹配结果进行精确配准, 采用最近点搜索算法将经多视图立体视觉算法优化后的物体颜色信息和三维点云数据坐标相融合, 具体过程如下所述:

假设, F_L 和 F_C 代表物体三维空间 R^3 两坐标点集, $F_L = \{P_L, L_L\}$ 为物体参考点集, $P_L = \{p_{L1}, \dots, p_{Lj} \in R^3\}$ 代表物体空间点的位置坐标, L_L 代表扫描仪的位姿数据, $F_C = \{P_C, C_C\}$ 代表优化后的物体三维点云数据, 其包含空间点坐标 $P_C = \{p_{C1}, \dots, p_{Cj} \in R^3\}$ 以及颜色信息 C_C , 依据初始配准结果可知:

$$P_C = q_j \cdot T(O_x, O_y, O_z) \quad (12)$$

式中, T 代表平移因子, 利用迭代最近点算法求取两组点云坐标系统之间最优变换关系, 其中包含旋转矩阵 \bar{R} 和尺度因子 \bar{s} , 利用下式进行表示:

$$P_L = \bar{s}\bar{R}P_C + T \quad (13)$$

依据公式 (13) 组建不包含尺度因子 \bar{s} 的目标函数为:

$$E(\bar{R}, T, \bar{s}) = \sum_{i=1}^{N_L} \sum_{j=1}^{N_C} \|P_L - (\bar{s}\bar{R}p_{Cj} + T)\|^2 \quad (14)$$

式中, N_L 和 N_C 代表对应点的个数, p_{Cj} 代表中心化处理后的点集, 依据尺度因子可更新 T 的值, 依据物体点云系统坐标转换关系可获得新的物体三维点云集:

$$p_{CF} = \bar{s}\bar{R}p_C + T \quad (15)$$

式中, p_{CF} 代表 p_C 已被转换至 p_L 所在的激光点云坐标系统中。各次迭代运算都会产生一组旋转矩阵 \bar{R} 、平移向量 T 、尺度因子 \bar{s} 以及一个新的坐标点集 p_{CF} , 计算 p_{CF} 与物体参考点集 p_L 中点对之间的距离, 将其作为平均误差增量 χ , 即:

$$\chi = (p_{CF} - p_L)^2 \quad (16)$$

以连续多次计算的平均误差量作为迭代判定值 $\Delta\chi = \chi_{k+1} - \chi_k$, 当 $\Delta\chi$ 满足阈值给定要求时, 则迭代过程结束, \bar{R}_{k+1} 、 T_{k+1} 和 \bar{s}_{k+1} 分别代表最终的物体三维坐标转换关系。对于不同结构的物体点云数据组建一个矩阵, 用于存储三维点云拼接数据 $F_M = \{P_M, C_M\} = \{F_L U F_{CL}\}$, F_{CL} 代表已获得的数据, 且已知:

$$\begin{cases} F_L = \{\hat{x}_L, \hat{y}_L, \hat{z}_L, \text{灰度反射率 } ref\} \\ F_{CL} = \{\hat{x}_{CL}, \hat{y}_{CL}, \hat{z}_{CL}, R, G, B\} \end{cases} \quad (17)$$

式中, $\hat{x}_L, \hat{y}_L, \hat{z}_L$ 代表物体三维激光点云坐标值, 灰度反射率 ref 代表物体三维激光点云本身的灰度颜色, $\hat{x}_{CL}, \hat{y}_{CL}, \hat{z}_{CL}$ 代表物体三维点云坐标值, R, G, B 代表物体三维点云颜色。

为使物体两个三维点云数据集之间的匹配具有高精度, 采

用最近点搜索算法在包含颜色信息的物体三维点云数据集 F_{CL} 中对 F_L 搜索最近点, 对于 F_L 中的各个点在 F_{CL} 中可找到一个距离最近的点 p_{CLj} , 从初始点集 F_L 中随机选取一个点 p_{L1} , 计算物体 p_{L1} 与 F_{CL} 点云中的某一点 p_{CLX} 之间的距离:

$$|p_{L1} - p_{CLX}| < \epsilon \quad (18)$$

式中, ϵ 代表阈值, 如果满足公式 (18), 则将 p_{CLX} 视为 p_{L1} 的最近点, 将点 p_{CLX} 的颜色值赋予 F_L , 中未找到最近的点, 则保持物体原有的三维激光点云的灰度反射率。

3 实验及结果分析

3.1 实验步骤

为了验证以上结果结论, 实验中 3D 激光扫描仪选取型号为 RIEGL VE-400 型, 设定 3 个测站获得物体点云数据, 采用 Matlab 软件中的 smooth、patch、isosurface 等命令对所重构的物体三维数据抽取等值面, 并采用三角片表达, 完成物体三维重构的同时进行光顺处理, 并将重构结果在计算机显示屏上显示。具体步骤如下:

1) 为了有效增加本文方法、文献 [7] 方法、文献 [10] 方法以及轮廓法重构的物体三维重构模型的真实感, 在图中添加黄色光源, 设定光线入射角和水平方向之间的夹角为 150° , 将文献 [7]、文献 [10] 和本文方法重构后的物体三维模型与扫描的问题三维点云数据进行对比;

2) 对比文献 [7]、文献 [10]、本文方法和轮廓法的定性, 综合分析各方法优缺点。

3.2 实验结果分析

图 1 所示为采用 3D 激光扫描仪扫描获得的物体三维点云数据, 图 2 为不同方法重构后的物体三维模型显示。

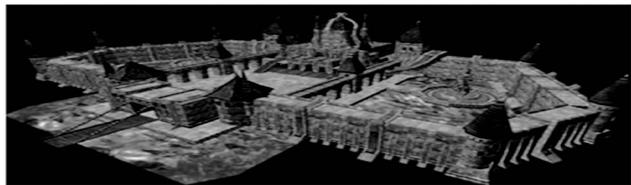


图 1 扫描的物体三维点云数据

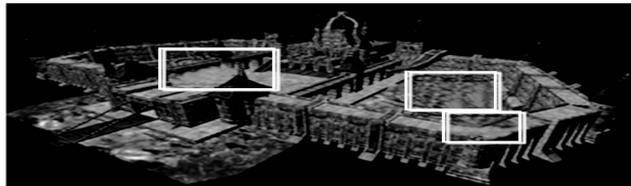
图 1 和图 2 结果表明, 采用三维激光扫描仪获得的物体三维信息较为精细, 图 2 (a) 是本文方法重构后的物体三维显示效果图, 可以看出本文方法很好地消除了稀疏模糊现象, 图 2 (b) 是文献 [7] 方法和轮廓法重构后的物体三维模型显示, 缺失了部分细节信息, 导致重构效果较差, 图 2 (c) 是文献 [10] 方法显示情况, 显然保留了物体的大部分细节信息, 但重构的结果存在变形情况, 用白色矩形框显示, 相比之下充分证明本文方法应用于物体重构的有效性和可行性。

与目前已有的物体三维重构方法相比, 本文方法有性能较为优越的方面, 也有不足的方面, 如表 1 所示。

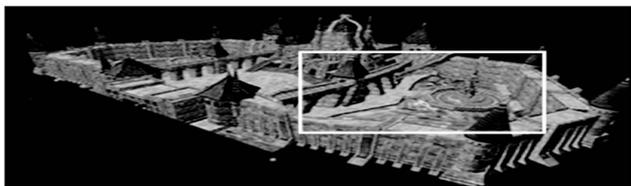
表 1 不同方法物体三维重构方法定性对比方法复杂度自动化程度重构效果文献 [7] 方法使用少量图像进行重构, 空间和时间复杂度较低能实现自动化重构效果较差, 易受外界拍摄环境影响文献 [10] 方法空间和时间复杂度较低, 重构耗时长重建效果较差, 但对噪声不敏感重建效果较好, 重构结果鲁棒性差本文方法重构空间复杂度较高, 难以保证实时性要求可自动化, 也可加入人工约束能计算点云数据之间的关系, 重构结果精细轮廓法物体重构复杂度较高, 时间复杂度较低可实现完全自动化取决于物体轮廓像数量, 轮廓像较多, 重构越精确结



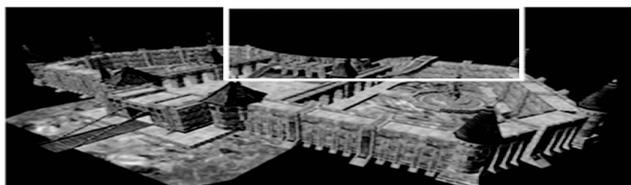
(a) 本文方法三维重构后的物体三维显示



(b) 文献[7]方法三维重构后的物体三维显示



(c) 文献[10]方法三维重构后的物体三维显示



(d) 轮廓法三维重构后的物体三维显示

图 2 不同方法三维重构后的物体三维显示

合图 2 和表 1 结果可知, 采用本文方法能够计算点云数据之间的关系和深度信息, 使重构的物体三维模型较为精细, 能够实现自动化重构, 文献 [7] 方法和文献 [10] 方法空间复杂度

(上接第 202 页)

以上对该模块吞吐量、延时的测试结果说明了该模块具有优越的性能。

4 结语

本文设计一用于声纳湿端数据远传的光电交换模块。该模块主要提供光—电、电—光转换的功能, 可将接收到的电信号转换为选定波长的光信号, 使得光复用器将多路信号复用到一根光纤中成为可能。两个 DWDM 光模块与以太网交换机芯片的使用不仅可以完成光通路的冗余备份和切换, 而且带来更为灵活的拓扑, 为今后扩展提供方便。由测试结果可以看出该模块具有优越的性能, 高吞吐量以及低延时为声纳湿端数据传输的可靠性和实时性提供了保障。该模块不仅可用于声纳湿端, 亦可应用于其他对远距离数据传输有需求的领域, 具有较为广泛的应用价值。

参考文献:

[1] 韩红霞, 等. 光电跟踪设备数字视频图像信息光纤传输系统设计 [J]. 光学精密工程, 2010, 18 (5): 1219-1225.

和时间复杂度均较低, 但易受外界环境影响, 导致重构结果存在一定的偏差, 轮廓法物体三维重构结果取决于物体轮廓像数量, 计算过程较为繁琐, 使得重构复杂度较高, 相比之下验证了本文方法物体三维重构模型的综合有效性。

4 结论

本文以三维激光扫描技术为研究基础, 提出一种基于三维激光扫描的物体重建建模方法。实验结果表明, 所提方法重构的物体三维模型精度较高, 解决了当前采用摄像机拍摄获得的物体重建精度低的问题, 但该方法难以保证实时性要求, 未来一段时间内, 需要对这一方面进行深入研究, 继续研发三维激光扫描技术, 通过实践对缺陷方面进行针对性解决。

参考文献:

[1] 申超群, 高 静. 基于 VTK 的 SRM 断面图像三维重建系统构建 [J]. 计算机仿真, 2016, 33 (3): 90-94.
 [2] 胡茉莉, 仲思东. 基于立体视觉的三维立体模型全自动拼接方法 [J]. 科学技术与工程, 2015, 15 (12): 75-80.
 [3] 阳建中, 陈慧蓉, 胡俐蕊. 基于 SIFT 特征检测和三次插值样条的快速曲面重构算法 [J]. 计算机测量与控制, 2017, 25 (1): 185-187.
 [4] 于天慧, 孙金玮. 面向复杂场景的未标定两视图三维重构方法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016, 28 (8): 1232-1241.
 [5] 袁 甜, 张海荣, 程红阳, 等. 小型通用医学图像处理软件的设计与实现 [J]. 电子设计工程, 2016, 24 (8): 138-140.
 [6] 李 辉. 基于虚拟双目视觉的玉米叶片三维重建方法 [J]. 科技通报, 2016, 32 (5): 96-101.
 [7] 郭伟青, 汤一平, 夏少杰, 等. 基于镜面折射反射全景成像的三维重建方法研究 [J]. 高技术通讯, 2015, 25 (z2): 878-885.
 [8] 白素琴, 等. 采用可编程逻辑控制器的大型物体三维扫描重建 [J]. 光学精密工程, 2017, 25 (4): 1044-1050.
 [9] 林 晓, 王燕玲, 朱恒亮, 等. 基于自适应权值的点云三维物体重建算法研究 [J]. 图学学报, 2016, 37 (2): 143-148.
 [10] 李 想, 胡剑凌, 张 霞, 等. 基于高光消除的 SFS 三维重构算法研究 [J]. 电视技术, 2015, 39 (21): 107-110.
 [2] 高 冰. 光纤通信技术应用及发展趋势探求 [J]. 数字通信世界, 2016, 7: 11.
 [3] 荆 游, 王赞超, 蔡 磊. 基于 SFP 光模块的机载高分辨率视频信号传输技术 [J]. 科技创新导报, 2015, 34: 30-32.
 [4] 王建国. DWDM 技术在传输网中的应用 [D]. 南京: 南京邮电大学, 2014.
 [5] 肖建平. DWDM 技术在广电城域网中应用 (下) [J]. 电视工程, 2016 (1): 24-26.
 [6] 胡荣强, 李 涛, 徐 丹. 基于 MC9SI2NE64 型单片机的嵌入式以太网连接 [J]. 国外电子元器件, 2006, 1: 44-46.
 [7] 王 佳. 光模块的研究与测试 [D]. 太原: 中北大学, 2014.
 [8] 任立强. 列车以太网交换机硬件设计与实现 [D]. 大连: 大连理工大学, 2013.
 [9] 邓文博. 基于 Zynq7010 的列车以太网交换机硬件设计及实现 [D]. 大连: 大连理工大学, 2016.
 [10] 周润景, 刘梦男. Cadence 高速电路设计与仿真 (第 4 版) [M]. 北京: 电子工业出版社, 2011.
 [11] 路宏敏, 安晋元, 赵益民, 等. 印制线拐角的频域分析 [J]. 西安交通大学学报, 2007, 41 (12): 1451-1454.