

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.12.016

基于 TOF 相机的喷涂工件在线三维重建*

雷禧生¹ 肖昌炎¹ 蒋仕龙²

(1. 湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410082; 2. 深港产学研基地 深圳 518057)

摘要:喷涂生产线轨迹规划和喷涂机器人自编程技术大都以工件的在线三维测量为基础。近年来 TOF 相机作为一种高性价比的 3D 成像设备,被应用于工件测量。针对 TOF 相机成像视场有限、单次成像只能获取局部轮廓深度信息等问题,提出一种基于工件在位旋转和图形处理器(GPU)加速的 TOF 点云视频流三维重建算法。该方法在有向距离函数(SDF)点云融合基础上,采用空间散列表存储管理海量点云数据,同时引入快速视觉里程(FOVIS)算法用于姿态估计,以提高喷涂工件在位三维重建算法的效率和鲁棒性。喷涂生产线仿真平台实验表明,在线重建过程中平均帧数可达 58 f/s,失败率 $\leq 2\%$,显存占用率 25%,为后续的三维测量和喷涂轨迹规划提供完整的点云数据。

关键词:喷涂机器人;TOF 相机;三维重建;图形处理器

中图分类号: TN911.73; TP23 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.6040

TOF camera based 3D-object modeling for spraying production line

Lei Xisheng¹ Xiao Changyan¹ Jiang Shilong²

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;
2. PKU-HKUST ShenZhen-HongKong Institution, Shenzhen 518057, China)

Abstract: Spray production line trajectory planning and spray robot self programming technology are based on the workpiece on-line measurement. As a cost-effective three-dimensional imaging device, TOF camera has been applied to workpiece measurement in recent years. Aiming at the problem that existing TOF camera in terms of limited field of imaging view and single image can only obtain local contour depth information. A method of 3D-object modeling based on GPU-accelerated computing and TOF point cloud streaming is proposed. The main algorithm is signed distance function (SDF) point cloud fusion, then spatial hashing storage is used to manage massive point cloud data, meanwhile, fast odometry from vision (FOVIS) system for pose estimation is introduced to improve the efficiency and robustness of in-situ 3D-object modeling algorithms of workpieces. The experimental results on simulation platform of spraying production line show that the average number of frames in the modeling process can reach 58 frames per second, failure rate less than 2%, graphic memory usage rate about 25%, provides complete point cloud data for subsequent 3D measurement and spray trajectory planning.

Keywords: spraying robot; TOF camera; 3D-object modeling; graphic processing unit (GPU)

0 引 言

自动喷涂机械手或机器人在工作过程中,通常需要根据工件轮廓动态调节或规划喷涂路径,并保持合适的

喷涂姿态和距离以确保涂层质量。其中,工件轮廓测量是完成喷涂路径规划的先决条件。传统基于示教器编程的轨迹规划方法^[1]存在操作复杂、自动化程度较低等缺点,很难适应频繁切换产品类型流水线作业场合。目前国外厂商普遍采用的光幕测量方案,只能获得工件大

致三维包络尺寸,无法满足复杂曲面形状工件喷涂轨迹规划需求。为提高路径和轨迹规划所需工件三维轮廓测量精度,近年来各种点云成像技术^[2-5]被先后引入机器人自编程领域。然而,多数点云成像方法只能得有限视角范围内局部工件的轮廓数据。如何将不同姿态的局部点云数据融合成完整的工件点云图像,继而为喷涂机器人的路径规划与喷枪参数设定提供完整的三维信息是当前学术界和工业界的研究热点。在各种点云成像设备中,基于激光扫描仪的三维点云重建操作繁琐实时性差,而结构光则易受测量物体表面纹理和环境光的影响。相对而言,以 kinect v2 为代表的飞行时间(TOF)深度传感相机成像速度快、鲁棒性强,比较适合实时性要求高的工业领域。

然而,由于 TOF 相机视场狭小、深度图像分辨率低、噪声大,直接基于 TOF 深度图像信息进行三维重建效果往往不是很好。研究人员针对此问题提出了不同解决方法。如 Hoegg 等人^[6]使用多台 TOF 相机获取同一目标不同角度的点云图像后再进行拼接。Whelan 等人^[7]在 Izadi 等人^[8]提出的 KinectFusion^[9]基础上采用分层多线程结构进行改进提出了 Kintuous 算法,该算法可以对表面特征少的物体进行重建并且具备连续重建的能力。Dai 等人^[10]提出了一种基于全局姿态优化算法的在线实时三维重建方法 BundleFusion 用于实时地图重建,该方法速度快、稳健性高且在重建过程中不易发生中断。国内刘通等人^[11]基于分支限界的三维曲面全局配准方法,在出现点云配准错误时依旧能够获得理想的三维模型。

唐煜程等人^[12]采用 GPU 根据三维目标的深度与灰度数据构造三维点云模型。然而,以上研究者提出的方法大都基于实验室理想环境,对于工业实践中的复杂情况,如重建目标表面特征少、工件尺寸变化大,计算机硬件成本限制等因素未能给出一种有效的解决方案。

本文针对自动喷涂生产线实时三维在线轨迹规划需求,根据 TOF 相机采集的点云数据,利用空间散列表^[13]改进的有向距离场^[14](SDF)点云融合算法,同时引入快速视觉里程算法^[15](FOVIS)用于点云运动姿态估计与实时配准,在线轨迹规划提供完整点云数据。

1 喷涂流水线仿真与图像采集

如图 1 所示,使用铝合金框架、电机、控制器搭建了一个喷涂流水线仿真实验平台。A 为系统整体框架,模拟喷涂生产流水线上的传送。B 为 TOF 相机用于采集待重建工件的深度图像,系统通过控制传送带 C 的往复运动来模拟喷涂流水线的运行。D 为步进电机匀速转动悬挂于下方的工件,其挂钩联结器可减少旋转过程中的抖动,旋转速度可以通过电机控制器设置,本文默认设置为 4 r/min。E 为待重建的目标工件,该工件由传送带 C 传送到采集位置时传送带停止,同时触发电机 D 旋转, B 以 60 f/s 的速度连续采集旋转中 E 的深度图像,并在线进行三维重建。旋转一周后重建完成, D 停止。传送带重启往前传送工件,当运动到端点时可更换工件,接着传送带反转,以此往复。

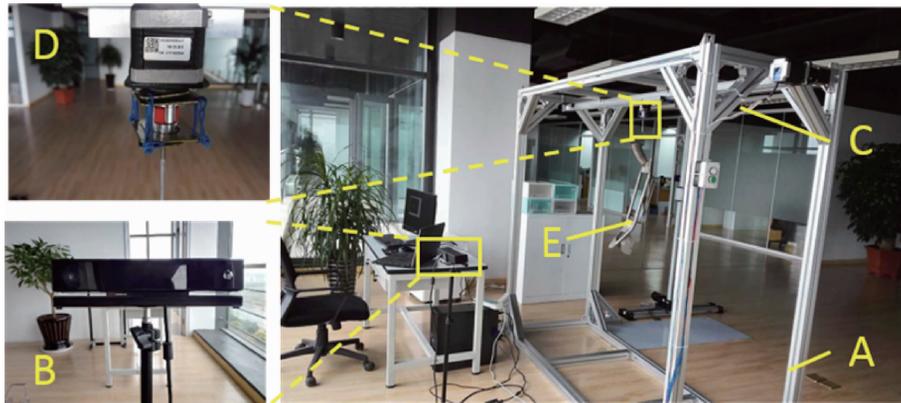


图1 喷涂流水线仿真与成像系统

Fig. 1 Spraying simulation and imaging system

2 工件在线三维重建算法

上述装置采集的深度图像序列流以帧为单位进行处理。通过图像预处理从当前帧采集的深度图像中提取出目标工件的深度图像并将其转换为点云以便于配准融合

与可视化^[16],将该帧点云存入 GPU 并实时与前一帧点云进行姿态估计,接着计算出它们的坐标变换关系后进行点云融合。在旋转结束后,得到工件完整的三维点云模型,最后将该模型以数据流形式从 GPU 传回主机。完整算法流程如图 2 所示,主要有以下 3 个步骤。

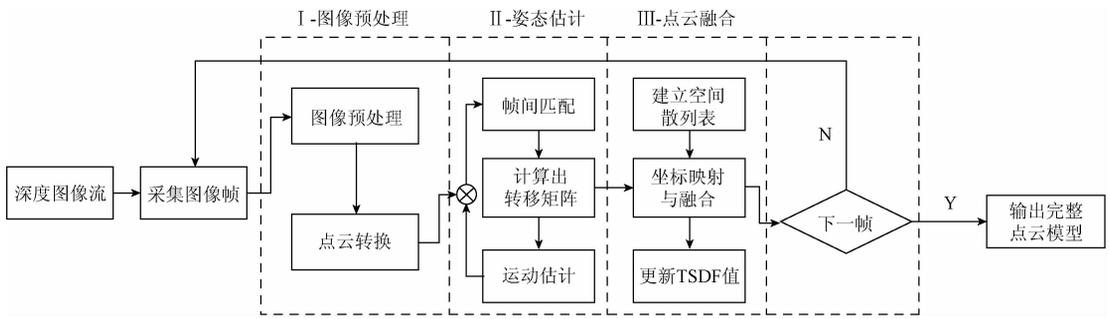


图 2 算法流程

Fig. 2 Block diagram of the algorithm

1) 图像预处理。设置深度阈值从采集到的深度图像中提取出目标工件,经过滤波与边缘检测,确定出重建的范围,同时将目标工件的深度图像转换为点云图像。

2) 姿态估计。在重建范围内对采集到的当前帧工件点云与存储在 GPU 显存中的前一帧点云进行姿态估计,计算出它们之间坐标变换关系。

3) 点云融合。将采集到的每一帧点云存储在 GPU 中,通过帧间的坐标变换关系结合点云数据进行帧间局部点云的融合。

2.1 图像预处理

在重建前需要将重建目标从背景中分割出来,深度图像中每个像素点 $X_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 包含一个与之对应的深度值 $Z_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 表示像素点 i 与相机之间的距离 D ,通过设置适当的深度阈值 γ ,只接收 $z_i < \gamma$ 的深度图像就可以提取出目标工件。

由于工业现场复杂的光线原因与 TOF 相机本身硬件的限制,获取到的深度图像会产生随机出现的白色噪点,双边滤波速度慢且无法有效消除这类噪声,而过度的滤波会使目标边缘过于模糊以致丢失部分图像信息,造成重建结果失真形变。均值滤波是一种快速实时的滤波算法,但是无法实现边缘保存。在轻度均值滤波去除部分明显噪声的基础上,通过操作图像指针针对滤波结果进行针对性优化。设为 src 为原图像, dst 为目标图像, (x, y) 为像素指针指向的图像坐标, $thresh$ 为灰度阈值,计算过程如式下:

$$dst(x, y) = \begin{cases} src(x, y), & src < thresh \\ 0, & x \geq thresh \end{cases} \quad (1)$$

将深度图像中灰度值超过 $thresh$ 的像素区域都置为 0,就可有效地去除噪声且保留了边缘信息。为了提高重建的精度,进行了边缘检测以确定重建区域。工件边缘为平滑曲面,根据灰度直方图并结合导数梯度来检测这种平滑变化的边缘梯度,之后通过 Roberts 梯度算子检测出工件的外边缘,根据外边缘确定重建的感兴趣区域 (ROI)。

接着将处理过的深度图像 $X_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 通过点云库 (PCL) 的相关函数转换为点云图像 $P_i (x_i, y_i, z_i)$, P_i 代表不同帧点云中第 i 个点的坐标。如果需要得到完整的三维点云图像还需要利用这些局部点云进一步处理。利用实时三维重建技术在线获取待喷涂工件的三维信息为喷涂机器人路径规划提供数据。

2.2 姿态估计

姿态估计的目的是根据点云图像序列之间的局部位置变化来估计目标的运动过程,计算出目标的变化矩阵并据此对点云进行配准与融合。目前点云配准一般采用 GPU 加速的 ICP 算法,但是 ICP 点云配准容易出现的定位失效与误差累计问题。为了有效解决该问题,本文改进 FOVIS 算法来替代 GPU-ICP^[12] 算法,通过采集到的点云序列预测目标运动而得到帧间相对姿态来实现跟踪配准。

首先对特征提取进行局部匹配,对图像高斯金字塔每一层的特征使用 FAST 特征算子提取出特征,通过比例调节器可以让 FAST^[13] 算子自适应的选择提取阈值,以保证每一帧图像都能提取到合适数量的特征,利用这些帧间特征点。使用绝对误差和 (SAD) 作为特征匹配的依据, SAD 值可以通过 Intel 处理器的数据流单指令多数数据扩展指令集 (SSE2) 快速地计算出来。其相似性测度公式如下:

$$D(i, j) = \sum_{s=1}^M \sum_{t=1}^N |S(i+s-1, j+t-1) - T(s, t)| \quad (2)$$

式中: N 为模板尺寸,默认模板为正方形, M 为待搜索图像尺寸,默认搜索图像为正方形。当两个特征具有最小的 SAD 时就是匹配特征。接着选取关键帧,关键帧的作用是限制累积误差与点云漂移,当前帧 i 与关键帧 k 之间距离变化度量值 ϕ 小于相似度 α 阈值时匹配不成功,如下:

$$\alpha = \frac{\phi_{k+i} \cdot \text{Log}}{\phi_k \cdot \text{Log}} \quad (3)$$

式(3)是对帧间图像局部进行特征匹配,得到匹配特征 $P_i^k (i=1,2,\dots,N_i;k=1,2,\dots,N-1)$ 后利用这些匹配特征点计算出前后坐标系的变化参数,即工件的运动姿态。利用前一帧旋转矩阵 R_{i-1} 和平移矩阵 t_{i-1} 通过 Levenberg-Marquardt 提出的非线性优化算法(LM 算法)计算出估计坐标和观测坐标的一致性最小误差,得到每一帧工件运动的最优姿态,即旋转矩阵 R 与平移矩阵 t 。最后代入式(4)中的到转移矩阵 T 。

$$T = [R | t] = \begin{bmatrix} R_{3 \times 3} & t_{3 \times 1} \\ O_{1 \times 3} & I \end{bmatrix} \in R^{4 \times 4} \quad (4)$$

利用转移矩阵就可对相邻局部点云进行配准。将转移矩阵 T 代入式(5)预测点 P_i 在下一帧图像里的坐标 P_{i+1} 的刚体运动变化 g ,用于对下一帧的运动姿态估计。

$$g(p) = p_{i+1} = T p_i \quad (5)$$

旋转工件点云的姿态估计如图3所示。

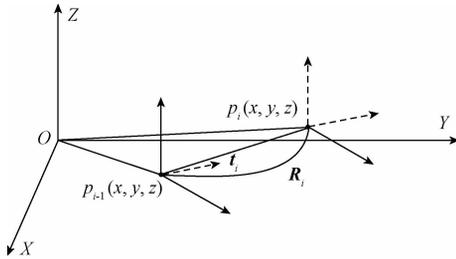


图3 旋转工件点云的姿态估计

Fig. 3 Pose estimation of rotating point cloud

2.3 点云融合

由于测量范围限制与激光不能穿透目标工件表面,因此需要将连续采集到的多视角局部点云数据合并构造出全局的点云模型。SDF 算法是利用立方体栅格结合三维点有向距离场(SDF)与权重来进行密集点云融合的一种方法。式(6)与(7)描述了 SDF 融合的过程,式(1)中 d_{i+1} 表示当前帧点云的 SDF 值,表示前一帧 SDF 值。同一帧点云的 SDF 值 d_{i+1} 与权值 w_{i+1} 都存储在同一个体素 v_i 中,而新的权值 w_{i+1} 就是当前帧与前一帧权值之和。

$$D_{i+1} = \frac{W_i(x)D_i(x) + w_{i+1}(x)d_{i+1}(x)}{W_i(x) + w_{i+1}(x)} \quad (6)$$

$$W_{i+1}(x) = W_i(x) + w_{i+1}(x) \quad (7)$$

SDF 算法会产生无效信息占据了大部分的空间,导致显存占用率高。并且由于 TOF 相机采集数据的速度比结构光快,其复杂的层次式算法在大规模融合时速度减慢并易出现融合错误。对此本文提出了一种利用基于 CUDA 的空间散列表实现的 SDF 算法。

本文在 Alcantara 等人^[17]的工作基础上,用 CUDA 实现了一个基于 GPU 的并行空间散列表。并使用了 CUDA 的新特性动态并行功能,让原方法具有了动态分配线程

与显存的功能类。其本质上是利用 GPU 的多线程处理能力将点云数据分为若干小份存入空间散列表区块中,再利用 GPU 的并行计算能力同时对这些区块进行点云融合计算。

假设输入为 n 个以键值对形式表示的点云: $[k_i, v_i] (i=1,2,\dots,keys)$ 的标记值, k_i 表示空间中三维点 i 的标记值, v_i 表示由该三维点的信息组成的结构体,如坐标、SDF 值。具体原理如下:

1) 为空间散列表分配显存。初始显存的大小需要根据待重建对象与重建精度的要求而定,通过 CUDA 的动态并行功能可以在重建工程中根据实际需要进行分配。

2) 获得散列表与散列方程,将海量点云数据并行地存储入空间散列中需要通过散列方程实现,为了避免散列冲突,采用了布谷鸟算法减少冲突发生的概率。

3) 写入数据,点云数据通过上述散列方程找到对于的区块时,若中的 SDF 值 sdf_i 与权值 w_i 都不为 0,则将该点写入。

结合 CUDA 动态分配与多线程操作,本文方法就可根据重建目标的大小实时的调整显存分配,避免数据冗余与显存溢出。

如图4所示,将目标工件边缘范围 $G(x,y)$ 内的点云空间 P 分解为规整的网格,网格空间内的三维点以邻接链表的形式存入上文实现的散列表 HT 中相应的散列条目 he_i 内,如果同一网格内出现的点超过 θ ,则该网格中 SDF 值最大的点就舍弃,如图4所示的 P10。

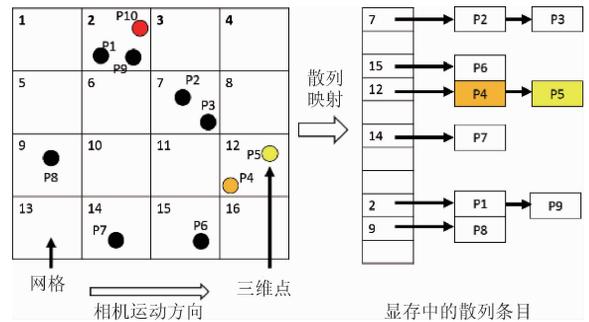


图4 空间散列存入三维点示意图

Fig. 4 Schematic diagram of input 3D point into spatial hashing

如图5所示,对于已经存储完毕的散列表 HT,选择合适的子区块进行融合。使用 Harris 并行前缀求和算法扫描 HT 内的每一散列条目 $he (i=0,1,\dots,n-1)$ 内存储着三维点信息的链表数组 $arry (i=0,1,\dots,n-1)$,将使用过的区块放入压缩散列。

利用扫描的结果,得到包含指向子区块 B_k 的指针 Ptr_i 的散列条目,这些子区块 B_k 存储着第帧点云的信息。根据实际情况,设置 sdf_i 与 w_i 的控制阈值 th 与 μ ,对将要进行融合的子区块进一步选择,对于那些 $SDF_i \geq th$

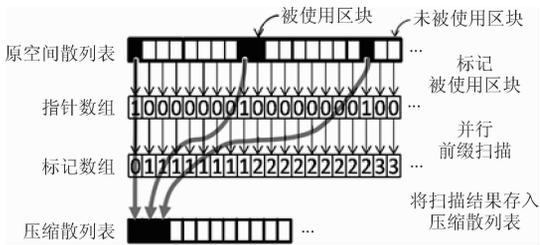


图 5 融合子区块的选择

Fig. 5 Selecting sub-blocks for integration

或 $w_j \geq \mu$ 的子区块 B_k , 将其删除并释放空间, 保证空间散列数据结构的稀疏性。

SDF 的大小表示该点距离目标工件表面的欧氏距离, 当该点恰好在真实表面上时 $SDF = 0$, 通过设置 SDF 的阈值, 可控制有效存储点的范围, 从而减少显存开销。而权重 w_i 控制点云融合过程的密度, 点云密度越大配准成功率越高, 但同时降低了重建速度并增加显存开销。

根据之前用 FVOIS 获取到的 T, θ 将前一帧点云数据 F_{i-1} 和当前帧的点云数据 F_i 进行融合。设 v^g 为点云在世界坐标系 G 下的坐标, 利用之前求出的变换矩阵 T 将其转换为相机坐标系 V 。

$$V = T_i^{-1} v^g \quad (8)$$

$D_i(V)$ 为求点云集中第 i 个在相机坐标系 V 下相机到物体之间的深度值:

$$dep_i = D_i(V) \quad (9)$$

将 dep_i 代入以下方程, 既可求出点云中 i 点的 SDF 值 SDF_i :

$$SDF_i = \|t_i - v^g\| - dep_i \quad (10)$$

设 tru_{\max} 和 tru_{\min} 分别表示为最小截断值和最大截断值, 其数值大小可以根据实际情况做出调整, 将 SDF_i 分为 >0 (表示物体外部) 和 <0 (表示物体内部) 两种情况讨论, 即:

$$\begin{cases} tSDF_i = \max(1, \frac{SDF_i}{tru_{\max}}), & SDF_i > 0 \\ tSDF_i = \min(-1, \frac{SDF_i}{tru_{\max}}), & SDF_i < 0 \end{cases} \quad (11)$$

由于获取到了新的点云 F_i , 因此需要求出当前帧点云的融合权值 w_i , 如下:

$$w_i = \min(\max(w) \quad w_{i-1}) \quad (12)$$

综合以上所得结果, 代入方程(13)。

$$tSDF_{\text{avg}} = \frac{tSDF_{i-1}w_{i-1} + t_iw_i}{w_{i-1} + w_i} \quad (13)$$

在 $tSDF$ 与 w_i 对空间散列表中相应条目内的子区块存储的点云信息进行更新。

每当得到新一帧的点云数据 $F(i+1)$ 时就重复以上步骤进行配准融合。重建完成后将离开相机视场的点云

以数据流的形式从 GPU 传递给主机, 以复用显存空间^[18]。

3 实验与分析

为了验证算法的性能, 在本文第 1 节所述自动化喷涂现场仿真系统下进行了反复多次的实验并模仿工业现场环境与生产流程以全面考验算法性能。实验用计算机 CPU 为 Intel i5 3570, 16 G 内存, GPU 为 NVIDIA GTX1070, 操作系统为 Windows10, 部分对比实验采用 Ubuntu16.04。本文算法基于 C/C++ 编程语言开发并使用 CUDA8.0 作为 GPU 编程工具。

3.1 相关方法简介

本文选取 Kintinous (2014)、Choi (2014)、DenseVisual(2013)这 3 种方法作为对比实验。这 3 种方法都是近年比较热门的三维重建方法, Kintinous 是最新版本的 KinectFusion(2013)的改进型, 可以进行可持续的大规模实时三维重建。DenseVisual 与本文一样采用 SLAM 的视觉里程方法进行相机跟踪与配准, 该方法速度快且对大范围连续的静态目标重建有很好的效果^[19]。Choi 等人^[20]是基于 CPU 实现的离线三维重建方法, 生成的点云密集, 细节表现相比在线方法更好。

3.2 实验结果比较与分析

选择车架与 Y 型工件作为实验对象, 它们具有面积小、表面存在大面积孔洞、表面特征不明显(细圆柱)的特点, 如图 6(b)所示可以看出对于表面存在大面积孔洞重建过程中丢失数据且边缘部分失真。DenseVisual 与本文一样采用 SLAM 的视觉里程方法进行姿态估计与配准, 如图 6(c)所示, 车架中间部分有一对细的圆柱形横梁出现点云丢失, 下图小型 Y 型工件, 表面积小, 出现扭曲与点云涣散, 但相比于 Kintinous 其配准错误率低且重建速度快。Choi 是 CPU 实现的离线方法, 能取得很好的效果, 如图 6(d)所示, 该方法的三维点云密集精细, 但文件体积庞大, 且使用前需要繁琐的手工调参, 离线方法也不适合工业现场应用。本文实时性方法除了在点云精细度表现弱于 Choi 方法外, 结果可媲美该方法。图 6(e)是利用本文方法对两类工件进行三维重建的结果, 由于在边缘检测、姿态估计与点云融合方面的改进, 三维点云图像完整、点云规则稀疏、无噪点和外点。

3.3 算法效率

作为在工业现场应用的实时三维重建算法, 对于算法的鲁棒性与硬件有较高要求。通过与 2.1 节所介绍的 3 种三维重建方法在 GPU 显存消耗、生成点云图像点数、文件体积大小重建速度方面比较以验证本文算法的效率, 同时我们在相同测试平台上进行了多次连续在线

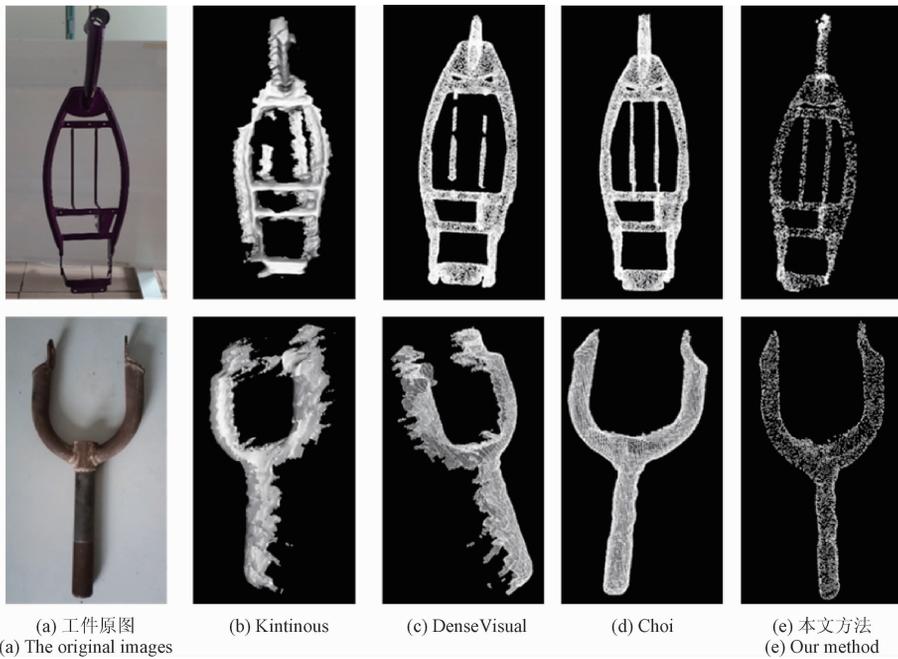


图 6 原图及重建结果

Fig. 6 Original images and reconstruction results

重建实验以测试算法鲁棒性与获得可靠数据。GPU 显存占用率如图 7 所示, Kintinous 曲线具有强波动性,最高可占用 80% 即 6.4 GB 的显存,这是配准失败引起重建过程中断程序重启导致, DenseVisual 显存占用率平稳,但平均占用率在 55% 上下,需要 6 GB 以上显存的 GPU 才能获得较好的效果。本文方法显存平均利用率在 25% 左右且变化平稳,通过持续的实验监测发现实际上 4 GB 显存的 GPU 即可以满足实际需求。在大规模地连续重建过程中也能避免出现显存溢出的情况,提高了可靠性。

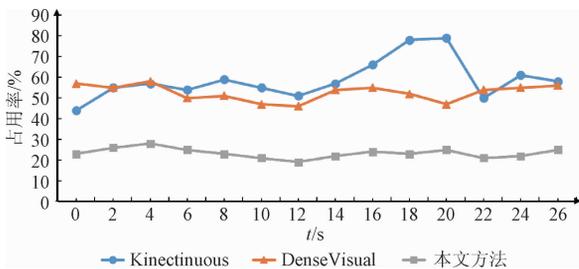


图 7 不同重建方法的显存占用率

Fig. 7 Occupancy rate of VRAM of different reconstruction methods

如表 1 所示,通过对不同重建方法获得的点云图像进行分析,其中帧数反映了算法的实时性。重建失败指重建过程出现中断或目标明显形变,这可能是由于配准失败或 GPU 显存溢出引起的。Choi 是以离线方式实现

三维重建的,因此没有帧数与失败次数的概念。从实验结果可以看出,本文方法生成的点云数大量减少,单工件的点云体积也减少到不超过 2.5 M,以稀疏的点云表示出物体的三维特征,并且较高的帧数表示获得了 30% ~ 80% 的提速而具有很好的实时性,低失败率表明本文方法具有高可靠性。

表 1 不同方法重建结果参数对比

Table 1 Comparison of parameters of reconstruction results with different methods

| | 车架点云 总数 | Y 型工作 点云数 | 文件大小/ KB | 帧数 | 重建失 败率/% |
|-------------|------------|--------------|-------------|----|-------------|
| Kintinous | 16 938 | 9 275 | 1 0351 | 30 | 60.2 |
| DenseVisual | 6 581 | 4 791 | 6 127 | 45 | 13.3 |
| Choi 的方法 | 21 310 | 17 282 | 15 352 | - | - |
| 本文方法 | 4 003 | 2 815 | 2 264 | 58 | 2.4 |

4 结 论

本文以 TOF 相机与 GPU 为硬件基础,提出一种应用于喷涂工件在位旋转和 GPU 加速的点云视频流三维重建算法。基本思想是采用空间散列表存储管理海量点云数据,同时引入快速视觉里程算法用于姿态估计并结合有向距离场进行点云融合,实验结果证明,本文算法提高

了喷涂工件在位三维重建算法的效率和鲁棒性,具有实际应用前景。

由于还未在实际工业现场大规模应用,缺少实践中的数据。下一步会率先在小型生产线上试运行以获得实际工业现场的反馈信息,根据反馈对本文的方法进行改进。

参考文献

- [1] KOLAKOWSKA E, SMITH S F, KRISTIANSEN M, et al. Constraint optimization model of a scheduling problem for a robotic arm in automatic systems[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2014, 62(2): 267-280.
- [2] 刘今越, 刘佳斌, 郭志红, 等. 一种基于面结构光的刀具三维测量系统[J]. *电子测量与仪器学报*, 2016, 30(12):1884-1891.
LIU J Y, LIU J B, GUO ZH H, et al. A three-dimensional tool measurement system based on surface structured light [J]. *Journal of Electronic Measurement & Instrumentation*, 2016, 30(12):1884-1891.
- [3] 肖秦琨, 谢艳梅. 融合深度图和三维模型的人体运动捕获[J]. *国外电子测量技术*, 2015, 34(1):19-22.
XIAO Q K, XIE Y M. Human motion capture based on depth and 3D model [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2015, 34(1):19-22.
- [4] 苗健宇. 三线阵 CCD 立体测绘相机杂光的消除[J]. *仪器仪表学报*, 2015, 36(S1):179-183.
MIAO J Y. Stray light elimination for three-line CCD tridimensional mapping camera[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2015, 36(S1): 179-183.
- [5] CUI Y, SCHUON S, CHAN D, et al. 3D shape scanning with a time-of-flight camera [C]. *Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE*, 2010:1173-1180.
- [6] HOEGG T, LEFLOCH D, KOLB A. Time-of-flight camera based 3D point cloud reconstruction of a car[J]. *Computers in Industry*, 2013, 64(9):1099-1114.
- [7] WHELAN T, KAESS M. KinectFusion: Spatially extended KinectFusion [C]. *National Conference on Artificial Intelligence*, 2012.
- [8] IZADI S, KIM D, HILLIGES O, et al. KinectFusion: Real-time 3D reconstruction and interaction using a moving depth camera [C]. *Acm Symposium on User Interface Software & Technology*, 2011:559-568.
- [9] NEWCOMBE R A, IZADI S, HILLIGES O, et al. KinectFusion: Real-time dense surface mapping and tracking[C]. *ISMAR, IEEE*, 2011:127-136.
- [10] DAI A, NIEßNER M, ZOLLHÖFER M, et al. BundleFusion: Real-time globally consistent 3D reconstruction using on-the-fly surface reintegration[J]. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016, arXiv: 1604.01093.
- [11] 刘通, 罗天男, 乔立岩, 等. 基于分支限界的三维曲面全局配准方法[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(8): 1869-1877.
LIU T, LUO T N, QIAO L Y. Globally optimal solution to 3D surface registration based on branch and bound[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(8):1869 -1877.
- [12] 唐煜程, 张明君, 王浩宇, 等. 基于 GPU 的三维人脸数据动态线性快速修复[J]. *电子测量与仪器学报*, 2016, 30(6):959-967.
TANG Y CH, ZHANG M J, WANG H Y, et al. Fast linear recovering algorithm for low quality 3D face data based on GPU[J]. *Journal of Electronic Measurement & Instrumentation*, 2016, 30(6):959-967.
- [13] LEFEBVRE S, HOPPE H. Perfect spatial hashing[J]. *Acm Transactions on Graphics*, 2006, 25(3):579-588.
- [14] PARK T, LEE S, KIM J, et al. CUDA-based signed distance field calculation for adaptive grids[C]. *IEEE International Conference on Computer & Information Technology*, 2010: 1202-1206.
- [15] DRYANOVSKI I, VALENTI R G, XIAO J. Fast visual odometry and mapping from RGB-D data [C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE*, 2013:2305-2310.
- [16] 南刚雷, 张瑞峰, 张粹然. 基于 PCL 的柴油机缸盖三维特征提取技术[J]. *电子测量技术*, 2016, 39(2): 80-82.
NAN G L, ZHANG R F, ZHANG Z R. Technology about cylinder head's 3d feature extraction based on PCL[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2016, 39(2):80-82.
- [17] ALCANTARA D, SHARF A, ABBASINEJAD F, et al. Real-time parallel hashing on the GPU [J]. *Acm Transactions on Graphics*, 2009, 28(5):1541-1549.
- [18] BASTOS T, CELES W. GPU-accelerated adaptively sampled distance fields [C]. *IEEE International Conference on Shape Modeling and Applications, IEEE*, 2008.
- [19] KERL C, STURM J, CREMERS D, et al. Dense visual SLAM for RGB-D cameras[C]. *Intelligent Robots and Systems*, 2013: 2100-2106.
- [20] CHOI S, ZHOU Q, KOLTUN V, et al. Robust

reconstruction of indoor scenes [C]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 5556-5565.

作者简介



雷禧生, 2015年于广西大学获得学士学位, 现为湖南大学硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉与机器人技术。

E-mail: leixisheng2008@163.com

Lei Xisheng received B. Sc. from Guangxi University in 2015. Now he is a M. Sc. candidate in Hunan University. His main research interest is machine vision and robot technology.



肖昌炎(通信作者), 分别在1994和1997年于国防科技大学获得学士学位和硕士学位, 2004年于上海交通大学获得博士学位, 现为湖南大学教授, 主要研究方向为机器视觉与机器人技术。

E-mail: c.xiao@hnu.edu.cn

Xiao Changyan (Corresponding author) received B. Sc. and M. Sc. both from National University of Defense Technology in 1994 and 1997, and Ph. D. from Shanghai Jiaotong University in 2004, respectively. Now he is a professor in Hunan University. His main research interest is machine vision robot technology.

NI 推出行业首款每插槽功率达 58 W 且具有冷却功能的 PXI 机箱

这款全新的机箱也是 38 W 冷却模式下噪声最小的 PXI Express 机箱

NI(美国国家仪器, National Instruments, 简称 NI) 作为致力于为工程师和科学家提供基于平台的系统解决方案来应对全球最严峻工程挑战的供应商, 今日宣布推出 PXIe-1095 机箱, 业界首款每插槽具有 58 W 专用功率且具有冷却功能的 PXI 机箱。这意味着相比之前发布的 NI PXI Express 机箱, 这款机箱的每插槽功率和冷却功能提高了 50%。除了功率提高之外, 新款机箱在 38 W 冷却模式下的风扇噪声大幅降低了, 相比先前发布的 PXIe-1085 机箱, 降低了 13 dB, 使其成为 NI 最安静的 PXI Express 机箱。

NI 模块化仪器研发副总裁 Steve Warntjes 表示: “凭借最新机箱的每插槽 58 W 功率和冷却功能, 我们可以继续扩展 PXI 平台, 以满足客户最严苛的仪器需求”。“这款新机箱不仅为耗电量大的 FPGA 处理应用提供了更高功率和散热功能, 还能使未来的 PXI 模块的电力成本进一步降低。”

除了更高的功率和更低的风扇噪音之外, 18 插槽 PXIe-1095 机箱还提供两个可热插拔的冗余 1,200 W 电源, 适用于高可用性应用。这款基于 PCI Express Gen 3 技术的新型机箱具有 24 GB/s 的系统带宽, 适用于高吞

吐量点对点或点对磁盘数据传输应用。此外, 机箱还提供可选的定时和同步升级功能, 包括内置的 OCXO, 用于提高时钟精度以及外部时钟和触发路由。最后, 与所有 NI PXI 机箱一样, PXIe-1095 包含用于监测温度和风扇速度等系统健康数据的软件资源。

PXIe-1095 是 NI 生态系统的重要组成部分, 可帮助工程师构建更智能的测试系统。这些测试系统将受益于从直流到毫米波等不同工作频率范围的 600 多个 PXI 产品。它们采用 PCI Express 第三代总线接口, 具有高吞吐量数据移动, 同时具有亚纳秒级同步以及集成的定时和触发。NI 平台受到一个由合作伙伴、附加 IP 和应用工程师组成的活跃生态系统的支持, 可帮助工程师大幅降低测试成本, 缩短上市时间以及确保测试装置能够适应未来需求, 解决未来挑战。

关于 NI

自 1976 年以来, NI (www.ni.com) 一直致力于提供各种强大的基于平台的系统来帮助工程师和科学家提高效率 and 加速创新, 以解决全球面临的重大工程挑战。从医疗、汽车、消费电子产品到粒子物理等各行各业的客户正在使用 NI 的集成软硬件平台来改善我们生活的环境。