

doi: 10.11823/j.issn.1674-5795.2017.03.02

基于稀疏激光点云数据和单帧图像融合的三维重构算法

贺秉安¹, 曾兴², 李子奇¹, 万生鹏¹

(1. 南昌航空大学 测试与光电工程学院, 江西 南昌 330000; 2. 南昌大学, 江西 南昌 330000)

摘要: 由于激光雷达获取的深度数据非常稀疏, 为了能够将深度数据与图像数据重构出稠密三维深度图, 本文提出了基于稀疏激光点云数据和单帧图像融合的三维重构算法。该方法首先使用点直方图特征有效地选择对应于目标的点数据并消除体素中的非相似点; 然后, 使用高斯过程回归对局部深度数据建模, 并通过插值获得三维深度数据, 本文算法获得的三维深度点更接近基准值, 并保持了目标的局部形状特征; 最后, 利用马尔科夫随机场对图像灰度数据和三维插值点进行融合来构建三维深度图。仿真实验结果表明: 相比现有基于激光雷达数据和单目图像数据的三维重建算法, 本文提出的算法将大大提升算法的鲁棒性与重构的准确度, 可辅助用于复杂的城市场景中车辆的无人驾驶。

关键词: 无人驾驶; 激光距离数据; 图像数据; 融合算法; 马尔科夫随机场

中图分类号: TN958.98; TP391

文献标识码: A

文章编号: 1674-5795(2017)03-0013-07

3D Reconstruction Algorithm Based on Sparse Laser Point-cloud and Single-frame Images

HE Bingan¹, ZENG Xing², LI Ziqi¹, WAN Shengpeng¹

(1. Nanchang Hangkong University, Nanchang 330000, China; 2. Nanchang University, Nanchang 330031, China)

Abstract: Since the depth data acquired by LIDAR is very sparse, a three-dimensional reconstruction algorithm based on sparse laser point cloud data and single frame image is proposed so as to reconstruct the 3D depth map from the depth data and image data in this paper. The proposed algorithm firstly uses the point histogram feature to effectively select the point data corresponding to the target and eliminate the non-similar points in the voxels. Then, the local depth data is modeled by Gaussian process regression, and the 3D depth data is obtained by interpolation. The 3D depth points obtained by our algorithm are closer to the reference value and keep the local shape feature of the object. Compared with existing 3D reconstruction algorithms based on LIDAR data and image data, simulation results show that the algorithm proposed in this paper will greatly enhance the robustness and reconstruction accuracy, and can be used for the unmanned vehicle in complicated urban scenes.

Key words: unmanned; laser range; image data; fusion algorithm; Markov random field

0 引言

三维深度数据是户外环境中车辆自动驾驶最重要的信息之一^[1-2]。在过去几年中, 激光雷达如光检测和测距(LiDAR)系统被用于获取世界坐标系下的高准确度三维数据^[3-4], 可用于无人驾驶系统中目标检测、障碍物规避、导航等。然而, 虽然LiDAR系统能够获取高准确度的三维测量数据, 例如三维点云, 但三维点云非常稀疏, 不能详细地表征户外环境的真实场景。

为了克服这个问题, 很多工程应用中利用单位时间多次测量的策略, 通过累积三维点云数据实现稠密三维深度图, 但是仍然存在非实时处理数据的问题。本文提出了一个新颖且实时的三维深度图重建算法, 该算法利用稀疏的三维点数据和图像数据进行融合, 实现稠密三维深度图重建。

国内外学者已经进行了许多尝试来将稀疏的深度数据转变成准确度更高的三维深度图。Diebel和Thrun等人提出利用马尔可夫随机场(MRF)把低分辨率深度图和高分辨率灰度图融合成适合分析处理的超分辨率深度图像, 该算法是迄今最早提出基于马尔可夫随机场的三维深度图增强算法, 可用共轭梯度算法来求解马尔可夫随机场。Zhu等人将马尔可夫随机场(MRF)扩

收稿日期: 2017-03-15

作者简介: 贺秉安(1996-), 男, 江西吉安人, 主要研究方向为显示与科学技术。

展到时域,通过最小化动态场景中相对于的时间相干的能量函数获取高准确度的深度图^[6]。Lu等人提出了基于MRF的深度增强算法,主要采用循环置信度传播进行求解^[7];求解过程利用结点与结点之间相互传递信息而更新当前整个MRF的标记状态,是基于MRF的一种近似计算^[8]。Park等人则提出了一种具有保留局部结构的非局部均值法的MRF优化方案^[9]。Yang等人提出了一种采用迭代联合双边上采样(JBU)的密集深度图的新方法,通过对双边滤波器进行改进以便对低分辨力深度图进行上采样^[10]。

以上大多数方法主要用于在室内环境中将低质量深度图增强为高分辨力深度图,并且使用一种基于飞行时间(ToF)的深度相机来获取深度信息^[11-12]。由于基于深度相机的采集系统对环境光敏感,导致对户外应用有极大的限制^[13]。因此,这类算法不能直接适用于户外环境。与使用深度相机的工作相反,现有算法中存在几种在室外环境下使用LiDAR系统获取稠密深度图的方法。Harrison和Newman^[14]使用激光扫描仪进行了密集的场景重建,该算法使用基于MRF公式的平面和曲面的二阶平滑项。Jonathan等人^[15]提出在城市环境中构建密集的三维深度图,该项工作主要是基于文献^[5]的算法获取上采样深度图。虽然这项研究更适用于户外环境的自主车辆,但是重建的深度图的质量仍然低于室内条件下的重构效果。

为了解决现有复杂环境下重建效果不理想的情况,本文使用稀疏的三维数据和单副图像进行融合,目标是为自动驾驶提供实时的三维重建的稠密深度图。为了实现该目标,可将空间分割成包含局部距离点的体素,并且找出具有点直方图特征的孤立点,然后去除异常点。点直方图特征的计算方式是通过参数化查询点与邻域点之间的空间差异,并形成多维直方图对点的 k 邻域几何属性进行描述。假设体素中的剩余点来自相同的目标,可以使用高斯过程(GP)回归生成一个在数学上与高斯分布相似的平面;最后,利用马尔科夫随机场对图像灰度数据和三维插值点进行融合来构建三维深度图。

1 算法

1.1 体素化和异常点检测

三维激光扫描仪在室外获取的距离信息可以表征及描述诸如道路、汽车、树木、墙壁等各种物体的深度特征。一旦将点云所在的三维点空间转换为体素空间,那么每个体素具有属于不同目标的任意数量的点。

因此,需要在体素内选择表示特定目标的点。图1可更加直观理解三维立体图像重建过程。图1(a)上的白点是稀疏的点云;图1(b)则是对点云进行聚合并插值,基于体素特性对图像进行描述,并将深度图与高分辨图像进行融合获取三维立体结构,其结果如图1(c)、图1(d)所示。

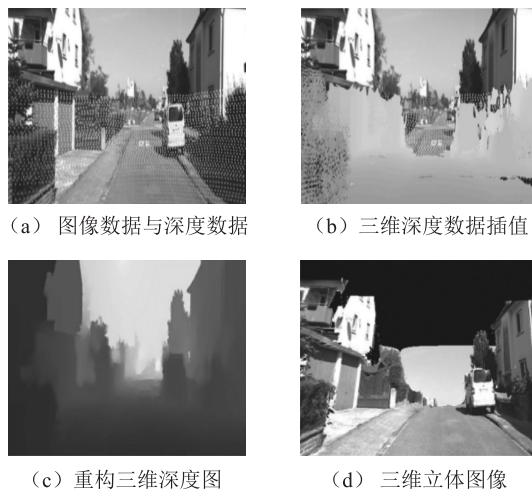


图1 三维立体图像重建过程图示

文献^[16]中提出利用点的相似性获取点直方图,使用点直方图特征来去除与邻近点有较大差异的点。点直方图描述每个点与其邻近点的几何分布,使用沿每个轴的角度和距离方差进行描述。点直方图有四个不同的特征,表示选定点周边区域和激光扫描仪距离之间几何形状。点特征无法获得太多信息,因为它们只使用很少的几个参数值来近似表示一个点的 k 邻域的几何特征。由于大部分场景中包含许多特征点,这些特征点有相同的或者非常相近的特征值,因此采用点特征表示法,将直接减少全局的特征信息。假定被选定的点表示为 $p_m = \{x, y, z\}$,该点的邻域可以表示为 $p = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_m\}$,因此每一个点特征就可以定义为

$$f_m^k = 1 - \frac{1}{\pi} \arccos \frac{e_m \cdot (p_j - \mu_p)}{\|e_m\| \|p_j - \mu_p\|}, \quad k = \{1, 2, 3\} \quad (1)$$

$$f_m^k = \left(\frac{\lambda_1 \lambda_2 \lambda_3 \cdot \|\mu_p\|}{V \cdot D} \right)^2, \quad k = \{4\} \quad (2)$$

式中: f_m^k 为选择的第 m 个点的第 k 个特征值(每一个点的特征可以由四维向量表示); e_m 为第 m 个点的邻域点所在组成的特征空间中的特征向量; p_j 为对应的邻域点; μ_p 为邻域点集的中心均值; e_k 为对应的特征向量。 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 为特征向量 e_1, e_2, e_3 所对应的特征值; D, V 分别为区域场景中最大的点距和体素间的体积。

一旦获取被选定点的四个特征值，并将其值归一化到 $[0, 1]$ 区间，这些特征点的直方图就可以定义为

$$h_b = \frac{1}{4M} \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^4 I(f_j^k \in \text{bin}(b)) \quad (3)$$

式中： h_b 为直方图 h 的 b 个索引； M 为所有的领域点数目，这里就是将所有点的特征进行直方图描述， j 为描述 M 个点的索引； K 为每个点的四维特征向量的索引； I 为指示函数。可以看出利用式(3)获取的点特征，可以计算出每一个点基于卡方(χ^2)距离函数的相似度。文献[1]中提到的体素化(Voxelization)是将物体的几何形式表示转换成最接近该物体的体素表示形式，产生体数据集。此数据集不仅包含模型的表面信息，而且能描述模型的内部属性。

以上分析可以看出将空间分割成包含局部距离点的体素是本文算法的关键。图2展示了在三维空间坐标下点的体素化的结果，以及在体素中消除不具有相似结构点的结果，其中，纵轴 Z 是点云之间的距离，相位坐标 X, Y 则是平面大地坐标。图2(a)可以看出，体素中深度数据只是许多点的集合，并不具备重构物体的原始表面特征。为了能够重现物体的三维表面信息，需要找到空间点云的点之间的正确拓扑连接关系，然而体素内具有异常点，需要采用点直方图特点消除异常点后的数据，如图2(c)所示；一旦将空间中看似杂乱无章的点，通过连线可以把点组织成具有实际意义的面，最终完成物体表面信息的三维重构；然而，由于点云数据非常稀疏，本文采用高斯回归平滑内插获得稠密的三维深度数据，如图2(d)所示。

传统方式获取的三维点数据，可以通过体素化进行聚合，同时基于点直方图特征可以很好的对相似集合结构的点数据进行表示，这样不需要再做判断就可以标记出相邻体素的状态，加速了整个模型内部的体素化操作，同时方便后续对其进行高斯回归插值。

1.2 基于高斯过程回归的局部深度建模

由于每个体素具有相似几何分布的任意数量的点，因此高斯过程(GP)回归^[17]可以应用于局部深度模型。GP是一个强大且有效的非参数学习模型，通过对三维深度图中的点数据进行概率估计，实现对稀疏数据点之间的插值点更准确的预测。令 $x = \{x_1, \dots, x_n\}$ 是输入数据， $z = \{z_1, \dots, z_n\}$ 是体素 $k = \{1, \dots, K\}$ 中的目标数据。在本文应用中，输入数据 x 是 $Y-Z$ 平面上的特定位置坐标，那么目标数据是到 $Y-Z$ 平面的垂直距离。平面坐标系是根据KITTI数据集中相应传感器设置^[18]。因此，函数 $f(x)$ 的高斯噪声模型能够用来模

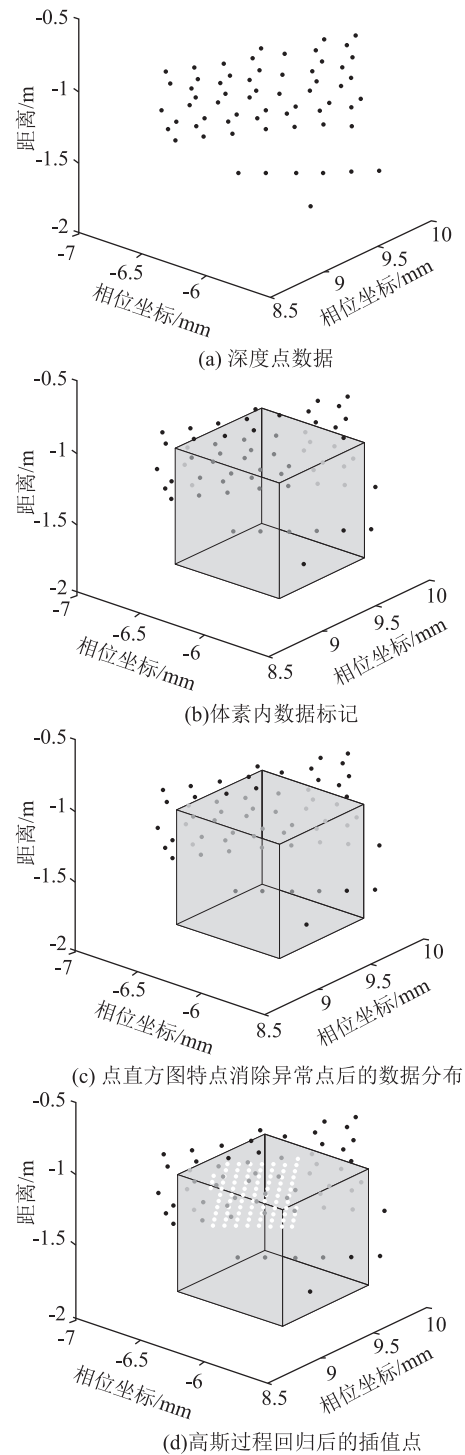


图2 体素化及异常点检测

拟 x 和 z 之间的关系，可以写成如公式(4)所示。

$$z_j = f(x_i) + N(0, \sigma_k^2) \quad (4)$$

式中： $f(x)$ 为一个均值与方差已知的高斯过程，即 $f(x) = GP(m(x), k(x, x'))$ ； σ_k^2 为对应噪声的方差，表示噪声强度。通常情况下，不必要假定 GP 的均值为零。协方差函数 $k(x, x')$ 提供给定数据之间的对应关

系,一般都表示为平方指数的形式,其表达式如式(5)所示。

$$k(x, x') = \sigma_1^2 \exp\left[\frac{-(x-x')^2}{2l^2}\right] + \sigma_2^2 \delta(x, x') \quad (5)$$

式中: $\sigma_1^2 \exp\left[\frac{-(x-x')^2}{2l^2}\right]$ 为原始的平方指数协方差核;

$\sigma_2^2 \delta(x, x')$ 为 Kronecker delta 函数,用于假定观测数据具有高斯零均值的噪声,其中,参数集 $\theta = \{l_1, \sigma_1, \sigma_2\}$ 表示核函数的超参数。为了使用高斯过程回归对稀疏数据进行插值预测,首先需要计算所有可能的点组合的协方差函数。这是一个非常耗时的穷举搜索的过程,本文采取最大边际似然估计和优化处理以便达到实时的效果。对数边际似然定义如式(6)所示。

$$\log(z|x, \theta) = -\frac{1}{2}z^T C^{-1}z - \frac{1}{2}\log|C| - \frac{n}{2}\log 2\pi \quad (6)$$

式中: C 为所有目标输出 z 的协方差矩阵,为了准确估计其参数,本文使用文献 17 提到的共轭梯度算法进行计算。

与高斯过程回归模型一样,目标输出值 z 和估计值 z_* 的联合分布表示为式(7)。

$$\begin{bmatrix} z \\ z_* \end{bmatrix} \sim N\left(0, \begin{bmatrix} C & C^T \\ C_* & C_{**} \end{bmatrix}\right) \quad (7)$$

式中: C 为 $n \times n$ 的协方差矩阵,其计算公式为 $C(i, j) = k(x_i, x_j) + \sigma_k^2 \delta_{ij}$; C_* 为输入数据点与插值点之间所有点对协方差矩阵,其大小是 $n \times n_*$; C_{**} 为一个大小为 $n_* \times n_*$ 的矩阵。使用这些协方差矩阵,可以估计出对应于新插值点 x_* 的估计值 z_* ,其均值和协方差函数表示如式(8)和式(9)所示。

$$m(z_*) = C_* C^{-1} z \quad (8)$$

$$\text{cov}(z_*) = C_{**} - C_* C^{-1} C_*^T \quad (9)$$

通过以上推导,估计值 z_* 最终表达为式(10)。

$$p(z_*|x_*) = N(m(z_*), \text{cov}(z_*)) \quad (10)$$

通过式(7)~(9)可以看出,利用体素中的选定点可以估计出空白点的插值信息。图3展示了使用高斯过程回归处理后的局部深度建模的结果,可以看出插值后的点足够密集,可以用于体现局部目标形状。在某些情况下,可以将 $N(m(z_*), \text{cov}(z_*))$ 乘以加权函数以便更好的拟合点云之间的非线性结构,例如文献[19]提到的变差函数。为了方便讨论本文算法的有效性,本文仅仅使用常量权值系数。

1.3 基于深度内插点与图像像素的三维重建

本节主要描述如何利用来自单目相机的自然图像和三维内插深度数据的多传感器信息进行三维深度图

重建。由于本文是基于稀疏的深度数据内插获得三维数据点,仍有图像像素缺少对应的深度数据点。因此,为了使图像中每个像素具有对应的深度值,本文采用马尔科夫随机场方法^[5]来实现不同传感器数据的融合。该方法通过采用图像强度导数加权的平滑项来增强每个图像像素点对应深度值。

由于目标深度值不连续性的特点,图像像素值也是经过相应的矫正,因此假定 Ψ 与 Φ 分别表示深度测量值和深度平滑势。同时,本文的深度值有两种类型:一个传感器采集的观测值,另一个内插深度值,因此深度度量函数可以被相应的改进。修改的马尔科夫随机场公式定义为

$$p(z_*|I, z, z_*) = \frac{1}{Z} \exp\left(\frac{1}{2}(\Psi + \Phi)\right) \quad (11)$$

$$\Psi = \sum_{i \in L} k_L(I_i - z_i)^2 + \sum_{i \in L_*} (I_i - z_{*i})^2 \quad (12)$$

$$\Phi = \sum_i \sum_{j \in N(i)} w_{ij} (I_i - I_j)^2 \quad (13)$$

式中: z 和 z_* 分别为局部深度模型的观测深度值和内插深度值; k_L 和 k_{L_*} 分别为为了提升深度值精度的常数权值系数; Z 为正则化因子; $N(i)$ 为第 i 个像素的邻域集合。公式中的平滑项的权值系数 w_{ij} 定义为

$$w_{ij} = \exp(-c \|I_i - I_j\|_2^2) \quad (14)$$

式中: c 为图像强度梯度值的权值系数。通过以上分析可以看出,目标信息的深度值 z'_* 可以通过求解 $p(z_* | I, z, z_*)$ 的极大后验概率估计获得。

图3为目标区域大小为 $1.5 \times 3 \times 1.5$ m 的高斯过程回归。

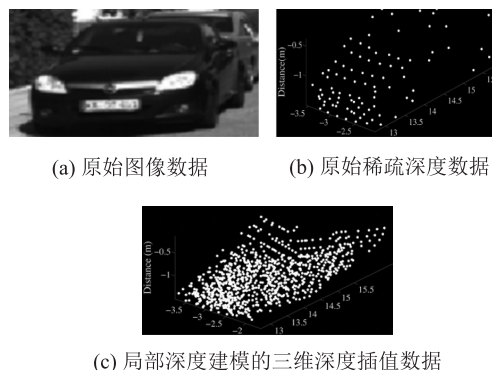


图3 高斯过程回归

2 试验分析

本节从定量指标和定性分析两个方面分别验证三维重构算法的准确度及实时性。试验结果表明:本文算法适用于任何户外环境下三维场景重构。

2.1 数据集和参数设置

为了验证本文提出的三维重构算法的性能,采取公开可用的 KITTI 数据集进行验证测试。KITTI 数据集是目前国际上公认最大的自动驾驶场景下的计算机视觉算法评测数据集,由点云数据和原始彩色图像组成,内含户外各种驾驶环境。本文采用经过校准的原始数据进行评估,图像来自汽车的前置摄像机获取的彩色图像,其分辨力大小是 1392×512;原始的三维点云数据由 HDL-64E 激光雷达传感器扫描,采集到前景区域大约 60000 个深度点数据。

KITTI 数据集提供了准确客观的地面基准数据用于验证,但是这些深度数据是稀疏的,不足以充分描述前景中所有的目标信息,因此本文通过累积 20 个连续帧的点云数据构造出一个真实的基准数据。本文试验中,构造了距离超 100 m 的三维深度图。为了实现点云数据的体素化表示,体素的尺寸设置为 0.4 m;点直方图为 16 位,隐马尔可夫随机场的参数 k_L 与 k_{L_s} 分表设置为 1 和 0.8。其他对比试验的参数参考对应的论文设置。本文算法使用 Matlab 语言编程实现,并在 CPU 为 Pentium(R) 4 处理器:主频 1.86 GHz,内存 2 G,操作系统为 WINDOWS XP SP3,仿真平台 Matlab7.10 的平台上运行。

2.2 定量比较

为了验证基于激光扫描与单目相机的无人驾驶三维重构算法的有效性,本文所提出的算法将与现有最优技术方法进行实验比较,现有算法主要是联合双边上采样(JBU)^[10],各向异性总广义变分(ATGV)^[20]和原始隐马尔可夫模型^[5]。JBU 使用联合双边滤波器,是一个边缘保持和降噪平滑功能的滤波器。当 JBU 对低分辨力深度图进行上采样时,应当首先通过使用普通的内插方法(例如:最近邻或双线性)将其调整为高分辨力图像大小;然后采用线性插值算法对空深度点进行插值,并使用联合双边滤波器对其滤波。对于深度上采样,ATGV 算法则是使用总广义变分(TGV)正则化来求解全局能量优化问题。本文的试验结果则是使用作者提供的 ATGV 软件获得。通过第二节的分析可以看出,当深度插值权重 $k_{L_s} = 0$ 时,马尔科夫随机场模型就与本文提出的算法是相同的。

在客观上评价一幅图像的三维重建效果,可以通过与原始图像信号相比之后获得的误差信号来进行重建效果分析,本文试验定量指标是均方根误差(RMSE)和计算时间,其数值结果如表 1 所示,表中每个结果是不同距离强度的 20 个场景下获取的平均值。定量对比试验结果表明:本文算法可以提供比其他算法更好

的性能。特别是本文算法的 RMSE 低于任何现有最有效的算法。与原始 MRF 方法相比, RMSE 表明使用基于高斯过程回归的局部深度建模可以通过花费一些额外的计算时间来提高 MRF 的性能。由于本文试验采用的是 Matlab 这种解释性语言编程实现本文的算法,因此有理由相信如果采用编译语言如 C++ 等进行编程,必将达到近乎实时地处理性能。

为了确定所提出的方法的鲁棒性,通过从 64 层中删除一些数据,利用不同数量的稀疏距离数据执行本文算法,其结果如表 1 所示。从表 1 可以看出,在不同的稀疏点云数据的条件下,本文的算法精度优于任何其他重构方法;对比结果也可以看出,点云数据越稠密,获得的三维立体图的精度越高。

表 1 各算法定量指标的对比结果

算法	16 Layers	32 Layers	64 Layers	平均耗时/s
JBU	3.39	2.79	2.44	23.11
ATGV	4.25	3.16	2.45	342.35
MRF	3.09	2.65	2.40	1.66
本文算法	2.87	2.39	2.19	1.92

2.3 定性分析

图 4 与图 5 展示了不同重构算法的视觉结果比较。如图 4 所示,左侧的每个图像是基于深度图生成的三维立体表面重建。从图 4 中可以看出,马尔科夫随机场算法和本文提出方法的结果比其他重建算法具有更平滑的表面和更清晰的边缘。即便图像中不是每个像素都有对应的深度信息,这两种算法也能在重建图像区域中展现出良好的重建效果。而 ATGV 算法的重建图具有相对粗糙的表面,同时目标边界区域也产生较大扭曲误差;JBU 算法重建的深度图则非常平滑,直接影响深度数据与像素间融合的效果,图 4(c)中可以看出,由于深度信息过于平滑,导致很多场景融合到了一起,该算法主要适用于具有明显边界的简单场景。

经过融合处理后的图像看起来像真实的三维场景,但各算法的性能存在较大的差异。在图 4(c)和图 4(d)的上部区域,JBU 和 ATGV 的重建结果非常失真扭曲、不准确。主要是因为当空点的邻域深度值不存在时,此类算法无法根据邻域信息估计出当前点的深度值。虽然 MRF 算法的结果看起来与本文的方法相似,但通过放大可以看出,两框中重建目标的结果是有差异的。图 4(c)中的重建物体的顶部和侧面是不完整且扭曲的,这是由于该区域中的点云非常稀疏,不足以完整



图4 不同算法的重构结果

重建。然而，本文方法可以完整重建这些区域。结果清楚地表明即使在稀疏深度数据区域，本文方法可以获得良好的重建结果。

本文采用的数据集来自城市环境，包括汽车和小

灌木丛等目标。图5展示了各自重建算法对汽车和小灌木重建的结果。与以上分析一致，本文算法的重建结果也存在局部区域不太理想的情况，但是仍然能体现局部目标形状并保持目标特性。



(a) 原始数据 (b) 本文提出的重构结果 (c) MRF的重构结果 (d) JBU的重构结果 (e) ATGV的重构结果

图5 不同算法的定性对比分析

3 结论

本文提出了一种基于稀疏深度数据和单帧图像融合的三维重建方法。该方法首先使用点直方图特征有效地选择对应于目标的点数据并消除体素中的非相似点。然后，使用高斯过程回归对局部深度数据建模，并通过插值获得三维深度数据，本文算法获得的三维深度点更接近基准值，并保持目标的形状。局部深度建模不需要离线训练，并且具备对不确定的深度数据的处理的能力。此外，基于马尔科夫随机场的三维重

建结果表明，本文算法的结果在 RMSE 和运行时间方面都优于现有其他算法。由于本文是在固定的体素区域进行三维点内插，有时表面是重叠的，它会导致边缘失真；另外本文算法也不能较好的重建非刚性物体，如灌木、树冠、植被等，这也将是未来的工作方向。

参考文献

[1] 崔红霞, 苏国中, 赵绪辉. 基于机载激光点云数码影像外方位元素自检校[J]. 激光技术, 2013, 37(4): 445-448.

[2] 吴兆勇, 杜正春. 基于误差椭球的激光测量系统的不确定度分析[J]. 激光技术, 2017, 41(1): 29-33.

- [3] 苍桂华, 岳建平. 基于加权总体最小二乘法的点云平面拟合[J]. 激光技术, 2014, 38(3): 307-310.
- [4] 未永飞, 杜正春, 姚振强. 激光雷达扫描数据的快速三角剖分及局部优化[J]. 激光技术, 2007, 12(1): 642-644.
- [5] Diebel J, Thrun S. "An Application of Markov Random Fields to Range Sensing," in Advances in Neural Information Processing Systems[R]. Stanford AI Lab, 2005: 291-298.
- [6] Zhu J, Wang L, Gao J, et al. Spatial-Temporal Fusion for High Accuracy Depth Maps using Dynamic MRFs[J]. Pattern Analysis & Machine Intelligence IEEE Transactions on, 2010, 32(5): 899-909.
- [7] Lu J, Min D, Pahwa R S, et al. A revisit to mrf-based depth map super-resolution and enhancement[C]// 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. IEEE, 2011: 985-988.
- [8] Murphy K P, Weiss Y, Jordan M I. Loopy belief propagation for approximate inference: an empirical study[C]// Fifteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. Morgan Kaufmann Publishers Inc. , 1999: 467-475.
- [9] Park J, Kim H, Tai Y W, et al. High Quality Depth Map Upsampling for 3D - TOF Cameras [J]. IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE, 2011, 24(4): 1623-1630.
- [10] Yang Q, Yang R, Davis J, et al. Spatial-Depth Super Resolution for Range Images[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2007. IEEE, 2007: 1-8.
- [11] Chan D, Buisman H, Theobalt C, et al. "A Noise-Aware Filter for Real-Time Depth Upsampling" in Workshop on Multi-camera and Multi-modal Sensor Fusion Algorithms and Applications[D]. Stanford University, 2008.
- [12] Dolson J, Baek J, Plagemann C, et al. Upsampling Range Data in Dynamic Environments," 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2010, 238(6): 1141-1148.
- [13] Foix S, Alenya G, Torras C. Lock-in Time-of-Flight Cameras: A Survey [J]. Sensors Journal. IEEE, 2011, 11(9): 1917-1926.
- [14] Harrison A, Newman P. Image and sparse laser fusion for dense scene reconstruction[C]//Field and Service Robotics, Results of the International Conference. Switzerland: Springer, 2010: 219-228.
- [15] Schoenberg J R, Nathan A, Campbell M. Segmentation of dense range information in complex urban scenes[C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2010: 2033-2038.
- [16] Lee H, Kwak K, Jo S. Multi-sensor-based online positive learning for drivable region detection[J]. Electronics Letters, 2014, 50(20): 1440-1442.
- [17] Rasmussen C E, Williams C K I. Gaussian processes for machine learning[M]. 2006.
- [18] Geiger A, Lenz P, Urtasun R. Are we ready for autonomous driving? The KITTI vision benchmark suite[C]// Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2012: 3354-3361.
- [19] Gringarten E, Deutsch C V. Teacher's Aide Variogram Interpretation and Modeling[J]. Mathematical Geosciences, 2001, 33(4): 507-534.
- [20] Ferstl D, Reinbacher C, Ranftl R, et al. Image Guided Depth Upsampling Using Anisotropic Total Generalized Variation [C]// IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE, 2013: 993-1000.

(上接第44页)

行考核的, 需要将 ΔM 转换为 C_p , 通过空气动力学中亚、超音速时总静压的基本公式能够分别推导出亚音速、超音速时 ΔM 和 C_p 的相对关系, 见式(10)~(11)。推导过程, 此处不再赘述。

$$C_p = -\frac{2}{1 + 0.2M^2} \frac{\Delta M}{M} \quad (M \leq 1) \quad (10)$$

$$C_p = \left(\frac{4}{5.6M^2 - 0.8} - 2 \right) \frac{1}{0.7M^2} \frac{\Delta M}{M} \quad (M > 1) \quad (11)$$

飞行校测应最少覆盖基本 RVSM 飞行包线, 并给出各高度飞行时的静压误差。

4 结语

总静压探头是高精度的机载产品, 其性能直接关

系到飞机任务和飞行安全。随着飞机性能的发展, 对总静压探头的气动性能要求也越来越高。

参 考 文 献

- [1] 钱翼稷. 空气动力学[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2004.
- [2] 陈再新. 空气动力学[M]. 北京: 航空工业出版社, 1993.
- [3] 在 RVSM 空域实施 300 米垂直间隔标准运行的航空器适航批准, AC-21-13, 2007.
- [4] Manual on Implementation of a 300 m (1 000 ft) Vertical Separation Minimum Between FL 290 and FL 410 Inclusive, DOC 9574, 2002.
- [5] CJB1623-1993 总、静压系统设计和安装通用规范[S].