

复杂背景下目标三维重构的图像预处理方法

方雅媚, 王红军*, 黄矿裕, 周伟亮, 刘磊, 邹湘军

华南农业大学工程学院, 广东 广州 510642

摘要 针对目标三维重构图像处理算法要求背景单一、对实验环境依赖性较大的弊端,提出了一种复杂背景下目标三维重构的图像预处理算法。通过对所采集的图像进行高斯滤波、伽马变换以及直方图均衡化处理,去除图像噪点,对复杂背景图像进行抑制,最大程度地强化目标细节信息。融合 Grab cut 算法与 Deeplab 算法,解决 Grab cut 耗时而 Deeplab 边缘模糊的问题,有效地实现了目标与复杂背景的分隔。搭建了针对小汽车模型的实验平台,共获取 16 组目标图像,验证了该算法的可行性。以 2 组目标为例,对比了所提算法与传统三维重构图像预处理算法的效果:所提算法的分割准确性为 0.9986,灵敏度为 0.9889,特异性为 0.9991,均高于传统方法;与传统算法点云噪点率为 22.7% 相比,所提算法的点云噪点率降低为 1.15%;所提算法的平均重构耗时为 2.245 s,是传统算法耗时的 60.6%。由此证明了所提图像预处理方法在复杂背景下的三维重构中具有更好的效果。

关键词 图像处理; 复杂背景; 三维重构; Grab cut; Deeplab

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.131008

Image-Preprocessing Algorithm for Three-Dimensional Reconstruction of Targets in Complex Backgrounds

Fang Yamei, Wang Hongjun*, Huang Kuangyu, Zhou Weiliang, Liu Lei, Zou Xiangjun

College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou, Guangdong 510642, China

Abstract For three-dimensional (3D) reconstruction of targets, existing image-processing algorithms require a single background, and they significantly depend on the experimental environment. Therefore, an image-preprocessing algorithm for 3D reconstruction of targets in complex backgrounds is proposed. First, to maximize the target detail information, Gaussian filtering, Gamma conversion, and histogram-equalization processing are performed on the acquired images to remove image noise and suppress complex backgrounds. Then, the Grab cut and Deeplab algorithms are combined to solve the problems of long time consumed on Grab cut and edges blurred on Deeplab, effectively separating the target from complex backgrounds. A test platform for the car model is built and sixteen sets of target images are obtained to verify the algorithm. Considering two sets of targets as examples, the effects of the proposed algorithm and the traditional 3D-reconstruction image-preprocessing algorithm are compared. The segmentation accuracy of the proposed algorithm is 0.9986, the sensitivity is 0.9889, and the specificity is 0.9991, which are higher than those of the traditional algorithm. The point-cloud noise rate of the traditional algorithm is 22.7%, which is reduced to 1.15% by the proposed algorithm. The average reconstruction time of the proposed algorithm is 2.245 s, which is 60.6% of the time of the traditional algorithm. These results prove that the proposed image-preprocessing algorithm offers superior 3D image reconstruction under complex backgrounds.

Key words image processing; complex backgrounds; three-dimensional reconstruction; Grab cut; Deeplab

OCIS codes 100.2000; 100.3010; 150.0155; 100.4996

1 引言

三维重构是目前计算机界的一个热点问题,并

且已经广泛应用在多个领域,如:在农业领域,通过对果树进行三维重构,研究果实的识别定位^[1];在化学材料领域,应用三维重构技术重构显微镜图像,研

收稿日期: 2018-11-28; 修回日期: 2019-01-17; 录用日期: 2019-02-17

基金项目: 广东省公益与能力建设项目(2016A010102013)

* E-mail: xtwhj@scau.edu.cn

究材料结构^[2];在医学领域,通过图像处理对人体膝关节进行三维重构,研究关节状态^[3]等。

获取场景的图像信息是立体视觉的前提条件,图像是场景三维信息的原始来源^[4]。在三维重构中,为了点云处理更加方便,在获取图像时,通常会用白板作为目标的背景,或者将其置于白色墙面前拍摄,以降低图像前期处理的复杂度^[5]。这种人为设置的图像获取方式,对工程应用进行了大量规范化的处理,然而实验条件对外界依赖性大,要求在合适的光线及背景条件下,才能成功地完成三维点云的图像获取,这限制了三维重构的工程实际应用。

针对这一问题,本文重点研究复杂背景(即背景杂乱、背景与目标物体颜色相近、非线性光照等^[6])环境下目标的三维重构算法。通过对比图像背景抑制以及图像目标对象分割的方式,提出一种改进的图像预处理算法,使后续点云数据更有效地提取目标特征点,实现目标匹配并获取视差图,解决三维重构点云数据过度依赖结构化环境的问题,提高了三维重构技术工程应用的适应度。

2 实验平台搭建

搭建的双目立体视觉三维重构系统如图 1 所示,包括一对型号为 MV-EM200C 的电荷耦合装置

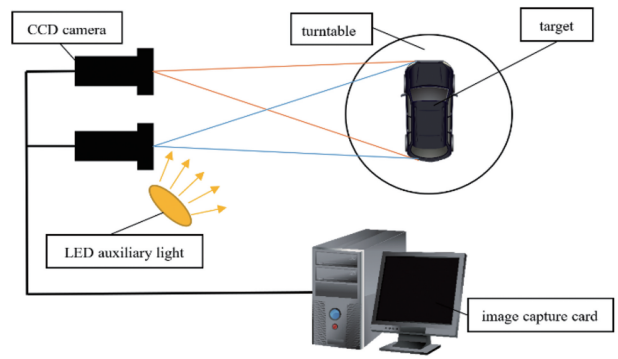


图 1 图像采集示意图

Fig. 1 Schematic of image acquisition

(CCD) 维视工业相机、计算机 (Win 10 系统, CPU 为 i5-8300H, 显卡为 GTX1050Ti)、高精度圆形标定板、LED 辅助光源(最大功率为 2.5 W, 灯光亮度不小于 80 cd)、圆形转盘与相机支架。以长为 12.6 cm、宽为 5.4 cm 的小车为实验目标,放置于圆形转盘中心,便于旋转角度拍摄。LED 光源与相机同侧,以增强正面光强。2 个相机平行放置,基线距离约为 70 mm,并置于距离目标约为 300 mm 处获取图像。

在图像采集之前需要先标定相机,以获取相机的内部参数。采用张定友标定法,运用圆形标定板进行标定,并对采集的目标图像进行畸变矫正与极线校准。表 1 为相机标定参数。

表 1 相机标定参数

Table 1 Calibration parameters of Camera

Parameters	Left camera	Right camera
Internal parameter matrix	$\begin{bmatrix} 1764.29 & 0 & 608.266 \\ 0 & 1764.35 & 508.287 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1769.65 & 0 & 610.369 \\ 0 & 1770.34 & 516.393 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
Distortion coefficient	$[-0.0828, -0.03139, 0.00109, -0.0004, 1.3223]$	$[-0.0930, 0.2061, 0.0013, -0.0031, 0.3067]$

图像的采集过程如图 2 所示,从车头摆向 0° 开始获取,按逆时针每转 45° 获取一组图像,汽车表层未处理前与处理后分别获取 8 组图像,共 16 组图像。拍摄示例为汽车未进行表层处理的图像。

3 图像预处理

3.1 图像背景抑制

在计算机视觉中,一般假定图像的物理成像条件是理想的^[7]。但通常因为很多不确定因素,图像的信噪比达不到基本要求,此时图像背景抑制就极为重要^[8]。

图像灰度化是许多数字图像处理的基础工作,将彩色图像转变成灰度图像可以减少图像的计算量^[9],一般采用加权灰度化方法。图像在采集过程

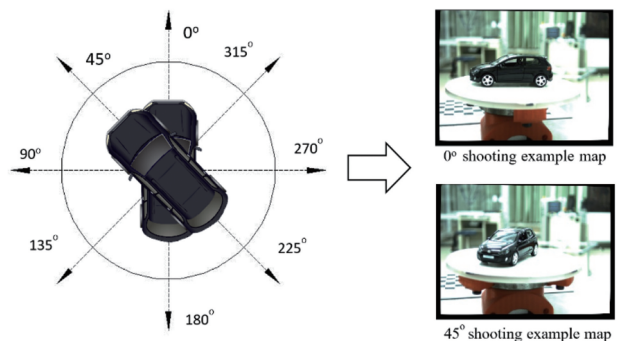


图 2 图像的采集过程

Fig. 2 Image acquisition process

中会受到各种外界随机因素干扰而出现噪声^[10],高斯滤波平滑效果好,能够较好地保留边缘信息^[11],因此,选择高斯滤波作为图像的处理方式。

图像增强的方法取决于图像所期望达到的特定效果^[12]。实验中,图片的获取是在光照度较强且目标色调单一的环境下进行的,细节信息容易缺失。直方图均衡化是通过提高图像的对比度来强化一些细节信息的;伽马变换在对比度不高且

整体亮度值偏高的情况下进行图像增强才会有明显的效果。因此采用直方图均衡化与伽马变换进行图像增强。

点云三维重构图像背景抑制过程以及效果如图3所示。

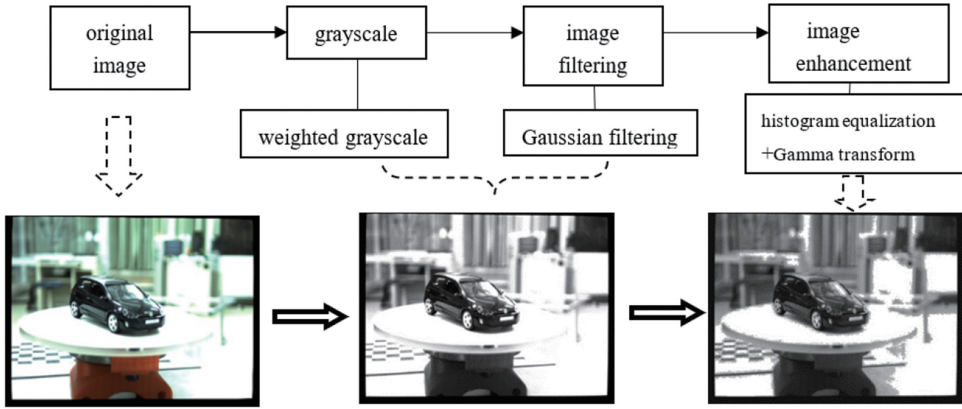


图3 三维重构图像背景抑制过程及效果图

Fig. 3 Background-suppression process and renderings of 3D-reconstructed image

3.2 图像目标分割

Grab cut 是在图割理论 Graph cut 的基础上改进的一种图像分割算法。相对于其他传统的图像分割算法,Grab cut 能得到更加精确的结果。

Graph cut 是由 Boykov 等^[13]提出,后由 Kolmogorov 与 Boykov 等改进并应用^[14]。它是 RGB 三通道的高斯混合模型(GMM),利用边缘和区域信息创建能量函数,当最小化时,能量函数产生最佳分割^[15]。

普通图像由顶点和边构成,Grab cut 多了“S”和“T”顶点。在前后景分割中, s 为目标像素点, t

为背景像素点。将像素连接到 S 或 T 边缘的权重由像素是前景或背景的概率定义。像素之间的权重由边缘信息或像素相似度定义。如果像素颜色或图像对比度有很大差异,它们之间的边缘就将得到较低的权重。在图像 RGB 空间中,分别用 K 个高斯分量($K=5$)对前景与背景建模。

边的断开会导致图的分开,把图的顶点划分为 2 个不相交的子集 S 和 T,其中 $s \in S, t \in T$ 。2 个子集就对应于图像的前景像素集和背景像素集,如图 4 所示,其中边的粗细表示对应权值的大小。

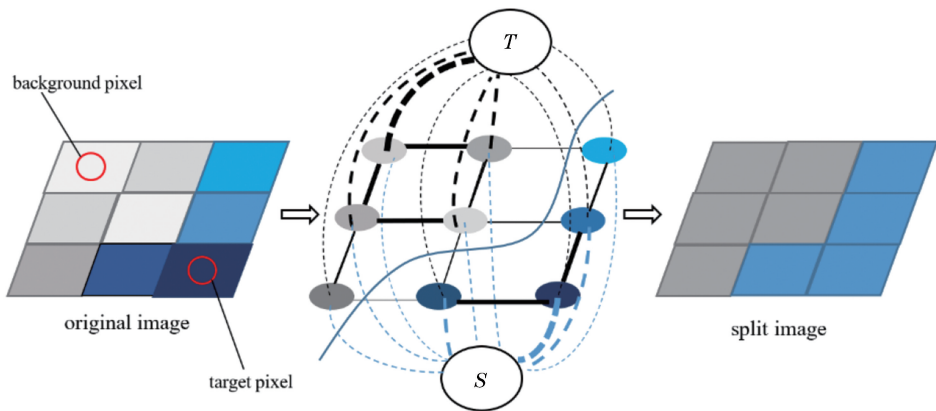


图4 Graph cut 原理图

Fig. 4 Principle of Graph cut

以实验过程中的一组样本图片为例,如图 5 所示。其中,图 5(b)中人为圈出的矩形框外的像素全部归属背景,框内非小车上的划线标出的是背景像

素点,小车上划线标出的是目标像素点。指定目标和背景的任何用户输入都被视为硬标记,即它们在过程中不会改变。计算机对用户给出的数据做了

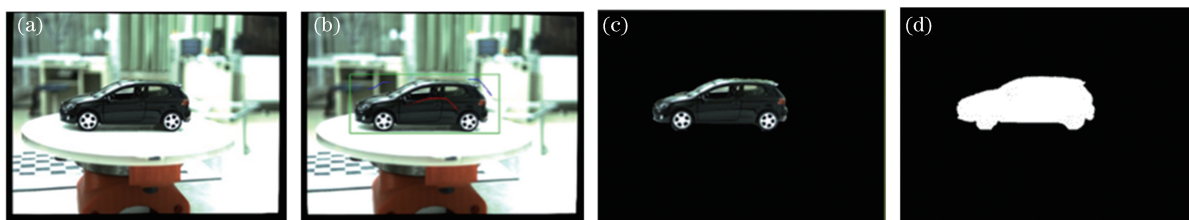


图 5 Grab cut 样本分割图。(a)原图;(b)分割过程图;(c)分割图;(d)二值分割图

Fig. 5 Sample segmentation of Grab cut. (a) Original image; (b) segmentation process; (c) image after segmentation; (d) image after binary segmentation

初始标记,即目标和背景像素点(图 4 圆圈)。接着, GMM 不断地根据在颜色统计方面与硬标记像素的关系利用 K-means 聚类学习并建立新的像素分布, 然后使用 mincut 算法对图进行分割,每次迭代都使得 GMM 的参数更优。将代表汽车的像素归类于 S ,代表背景的像素归类于 T 。与之对应的 Grab cut 框架图如图 6 所示,其中输入图像以 RGB 型为例,即每幅图片都有红色(R)、绿色(G)、蓝色(B)3 个通道,每个图像通道都有 0~255 个数值可以选取。

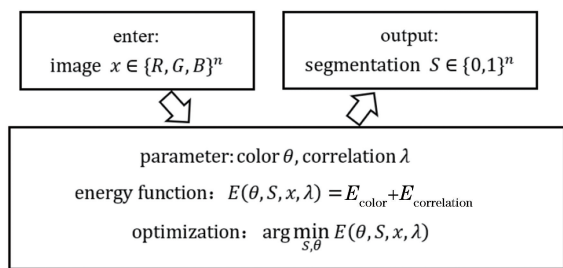


图 6 Grab cut 框架图

Fig. 6 Framework of Grab cut

虽然通过 Grab cut 分割得到的结果精确,但是需用户多次交互操作,应用不方便且计算量大。当

需要分割大量图片时,耗时长。因此,可以引入图像语义分割方法,并采用基于全卷积神经网络(FCN)^[16]的 Deeplab 深度学习模型。

Chen 等^[17]2016 年在 FCN 的基础上发展了 Deeplab v1,使用空洞卷积,可以在不损失精度的前提下,保证感受野的大小,使图像的分割更加精细化。Chen 等^[18]2018 年进一步发展了 Deeplab v2,在空洞卷积的基础上设计了空间金字塔(ASPP),使输入图片可以具有任意尺度而不影响神经网络中全连接层的输入大小。为了对中心像素进行分类,ASPP 通过采用具有不同采样率的多个滤波器来利用多尺度特征。Deeplab v3^[19]对 ASPP 作再一步改进,采用并行的方式布局模块,并运用图像级特征,将全局信息整合进模型中。如图 7 所示为 FCN 到 Deeplab v3 的主要改进过程。

采用 Deeplab v3 模型进行图像语义分割,所用网络骨干为 Deeplab v3 模型的轻量化快速网络结构 MobileNet v2^[20],并采用基于 Pascal VOC 数据集改进训练的数据集。部分分割的结果及简略过程如图 8 所示。

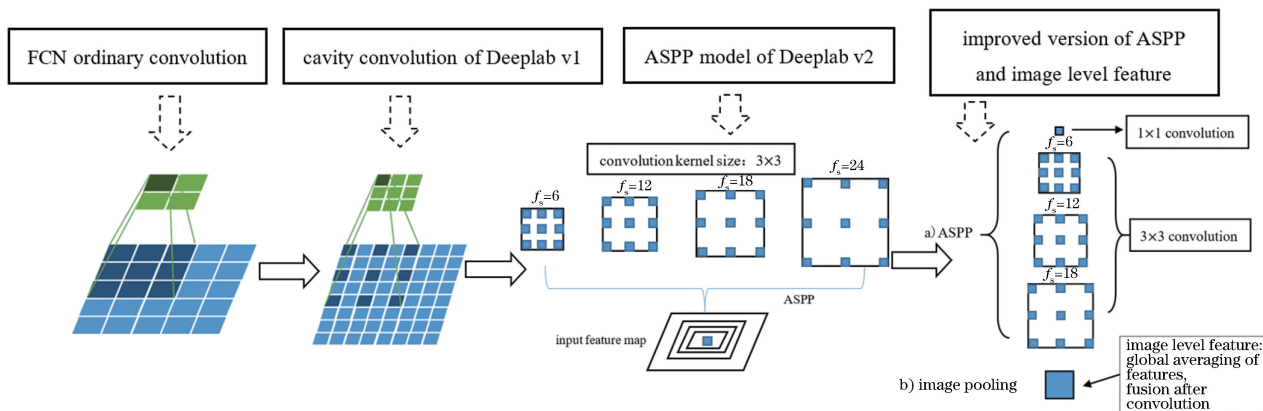


图 7 FCN 到 Deeplab v3 的主要改进过程

Fig. 7 Main improvement process from FCN to Deeplab v3

为量化分割效果,采用准确性、灵敏度和特异性^[21]3 个通用指标衡量目标的分割效果,这 3 个指

标的表达式为

$$R_{Ac} = (T_P + T_N) / (T_P + T_N + F_P + F_N), \quad (1)$$

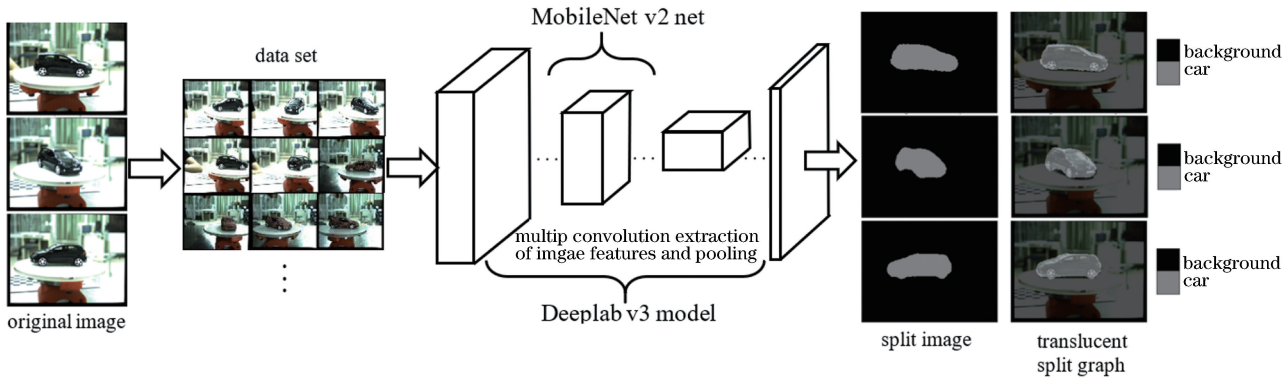


图 8 Deeplab 模型分割过程图

Fig. 8 Model-segmentation process of Deeplab

$$R_{Sc} = T_P / (T_P + F_N), \quad (2)$$

$$R_{Sp} = T_N / (T_N + F_P), \quad (3)$$

式中： R_{Ac} 为准确性； R_{Sc} 为灵敏度； R_{Sp} 为特异性； T_P 为真阳性，表示准确分割目标的像素个数； T_N 为真阴性，表示准确分割背景的像素个数； F_P 为假阳性，表示将背景分割成目标的像素个数； F_N 为假阴性，表示将目标分割成背景的像素个数。

Deeplab 模型平均分割时间为 368 ms，而 Grab cut 约为 2862 ms，可见其耗时比 Grab cut 短，但得到的结果也有一定不足，Deeplab 模型在测试集上的准确性、灵敏度和特异性分别为 0.9416、0.9744、0.9258（3 个指标越接近于 1，代表分割效果越理想），分割结果在边缘细节方面的处理不够细致，如图 8 所示。

因此，结合 Deeplab 与 Grab cut 进行目标分割，具体步骤如下：

Step1 运用 Deeplab 模型对图像进行初步分割，分割图（见图 8）中浅色区域为目标；

Step2 对分割图进行膨胀，扩大浅色区域，并进

行边缘检测，然后用最小外接矩形将其包围；

Step3 依据最小外接矩形的位置及尺寸在原图上截取对应兴趣区（ROI），并将其作为 Grab Cut 的输入图像；

Step4 将 Step2 中最小外接矩形作为 Grab cut 的分割框，将框内非目标区域（黑色区域）的像素位置作为 Grab Cut 输入图像的背景像素位置；

Step5 对 Step1 中分割图进行腐蚀，缩小浅色区域，使得区域内仅包含目标像素，将其像素位置作为 Grab Cut 输入图像的前景像素位置；

Step6 利用 Grab cut 进行分割，并结合 Step3 中的 ROI 信息还原目标在原图中的位置。

融合 2 种算法进行分割，将 Deeplab 分割的结果作为 Grab cut 的图像及参数输入，消除了人机交互操作，极大地提升了适用性。此外，由于输入的图像尺寸大大减小，分割时间也随之减少，改进后算法分割图片的平均时间为 972 ms，虽然耗时比 Deeplab 长，但分割结果更为精细。算法流程图如图 9 所示。

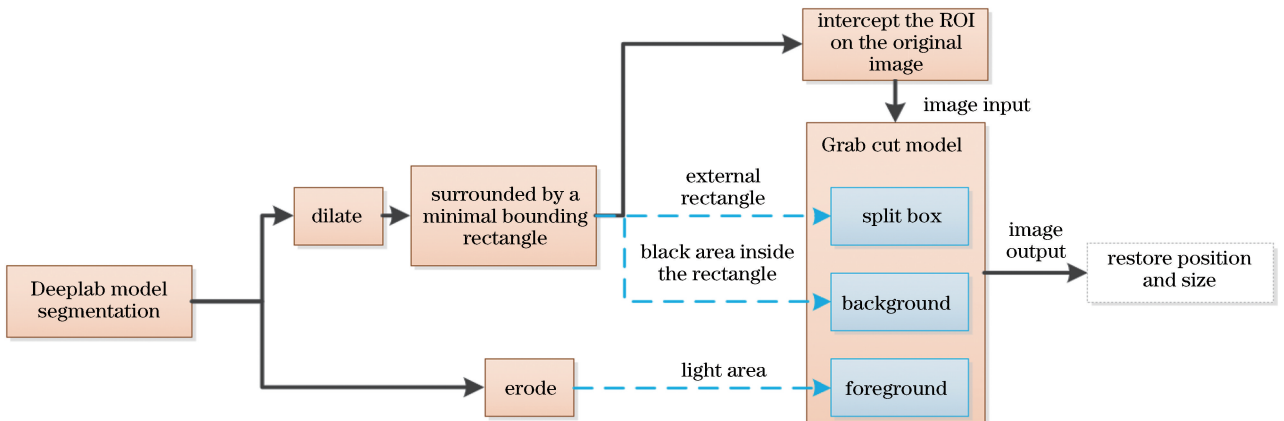


图 9 Deeplab 与 Grab cut 融合算法流程图

Fig. 9 Flow chart of algorithm combined Deeplab and Grab cut

4 实验结果分析

原小车车身为黑色,相邻像素间颜色差异较小,即使很好地分割了目标,在立体匹配过程中也难以

找到正确对应的匹配点,导致三维点云产生大量的空洞,如图 10 所示。其中,叠加图为分割图与背景抑制图的叠加,将左、右图背景分别置为白色和黑色,使背景差异最大化,可减少多余匹配点。

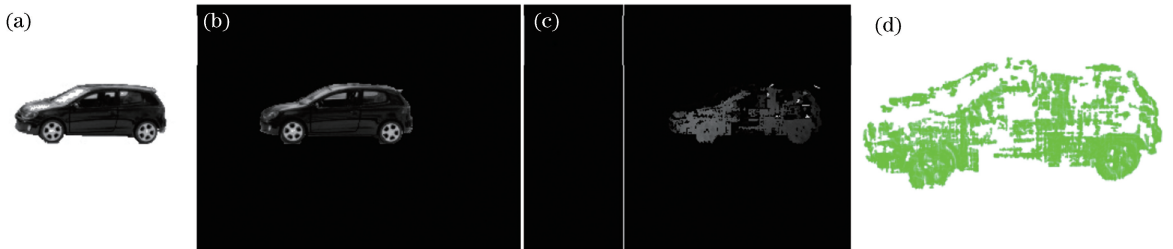


图 10 未涂层小车的三维重构效果。(a)左叠加图;(b)右叠加图;(c)视差图;(d)三维点云

Fig. 10 3D-reconstruction effect of uncoated car. (a) Left-overlaid image; (b) right-overlaid image; (c) disparity map; (d) 3D point clouds

为提高立体匹配准确率,获取稠密的表面数据点,对小车表层进行了涂层处理,以增加相邻像素间的颜色差异。图 11 以 0° 和 225° 视角为例分别展示了传统算法在三维重构中的图像预处理过程。由图 11

(a)可看出,为提高分割准确率,目标后面放置了白色背景板隔绝复杂背景,但旋转台等其他非目标部分仍会影响分割效果。图 12 为本文方法的图像预处理过程,如图 12(a)所示,图像背景部分未作任何处理。



图 11 采用传统方法三维重构图像预处理过程图。(a)原图;(b)背景抑制图;(c)分割图;(d)叠加图

Fig. 11 Process of 3D-reconstruction image preprocessing using traditional method. (a) Original images; (b) background-suppression images; (c) segmentation images; (d) overlaid images

两种方法的分割性能对比如表 2 所示,本文算法 3 个分割指标均优于传统方法。分别将分割后的左右叠加图进行立体匹配,计算视差图并利用三维

重构得到点云。表 3 为 2 种方法得到点云的噪点数据分析。传统方式的叠加图背景噪点多,除小车外还有白板未遮挡住的部分以及圆形转盘被分割成目

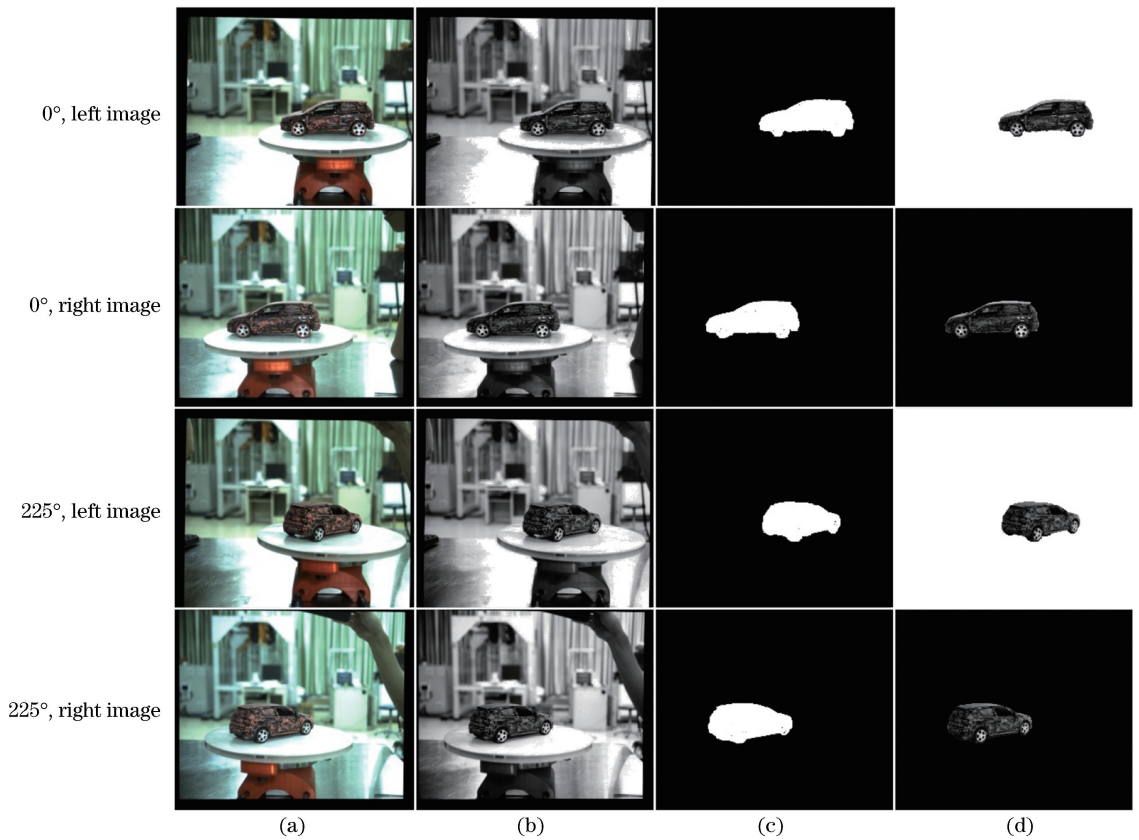


图 12 采用所提方法三维重构图像预处理过程图。(a)原图;(b)背景抑制图;(c)分割图;(d)叠加图

Fig. 12 Process of 3D-reconstruction image preprocessing using proposed method. (a) Original images; (b) background-suppression images; (c) segmentation images; (d) overlaid images

标点,导致点云也产生较多噪点,统计得到噪点率为 22.7%,约为所提方法的 20 倍,较高的噪点率增加了后期点云的去噪难度。

表 2 所提方法与传统方法的分割性能对比

Table 2 Comparison of segmentation performance between proposed method and traditional method

Method	Accuracy	Sensitivity	Specificity
Traditional method	0.6658	0.9147	0.6521
Test method	0.9986	0.9889	0.9991

表 3 所提方法与传统方法的点云噪点数据比较

Table 3 Noise-data comparison of point clouds between proposed method and traditional method

Parameter	Traditional method	Test method
Total cloud number	110637	81372
Number of noise	25114	936
Noise rate /%	22.7	1.15

表 4 为 2 种方法的点云效果以及立体匹配与三维重构总耗时,传统方法采用的是简单背景(如图 11 所示),而本文方法采用的是复杂背景(如图 12 所示),分别分割完毕后使用相同的参数进行立体匹配与三维重构,得到点云数据与计算耗时。表 4 中

2 组点云结果未经任何处理,结果表明:传统方法存在大量噪点,且计算耗时较长,平均为 3.705 s,而所提方法得到的三维点云噪点大幅度降低,且平均耗时为 2.245 s,仅为传统方法的 60.6%,证明了在复杂背景下,本文的图像预处理方法可得到较好的三维点云,并可提高后续模型重构的精度。













5 结 论

针对复杂背景下三维重构的图像预处理方法进行探究,选择高斯滤波、伽马变换与直方图均衡化结合的图像增强方式,对背景图像进行抑制。选择 Grab cut 图像分割算法融合 Deeplab 图像语义分割模型,消除了 Grab cut 繁琐的人机交互,提高了模型的适用性,减少耗时的同时,得到了更好的图像分割结果。

与白色背景下采用单一图像背景抑制(高斯滤波)结合传统图像分割算法(大津法)的图像预处理方法进行对比后发现,图像分割性能上升,图像噪点率以及三维重构的耗时都大幅下降,重构效果明显更优。由此可以证明所提方法的处理效果优于传统方法。该图像预处理方法对复杂背景下的目标三维重构具有可行性。

表4 三维重构效果以及耗时对比

Table 4 Comparison of 3D-reconstruction effects and time consuming

Angle /($^{\circ}$)	Traditional method		Test method		
	3D reconstruction effect	Time consuming /s	3D reconstruction effect	Left and right to be matched	Time consuming /s
0		3.73			2.29
45		4.12			2.41
90		3.02			1.93
225		3.95			2.35

参 考 文 献

- [1] Mai C Y, Zheng L H, Sun H, *et al.* Research on 3D reconstruction of fruit tree and fruit recognition and location method based on RGB-D camera [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(s1): 35-40.
麦春艳, 郑立华, 孙红, 等. 基于RGB-D相机的果树三维重构与果实识别定位[J]. 农业机械学报, 2015, 46(s1): 35-40.
- [2] Tang M H, Guo J, Chen M Z. Introduction to electron microscopy 3D reconstruction and its application in materials science [J]. Journal of Chinese Electron Microscopy Society, 2015, 34(2): 142-148.
唐明华, 郭军, 陈木子. 透射电子显微镜三维重构技术及其在材料研究领域的应用[J]. 电子显微学报, 2015, 34(2): 142-148.
- [3] Lu R, Song Q Y. Research on 3D reconstruction of human knee joint [J]. China Southern Agricultural Machinery, 2017, 48(23): 104-105.
卢荣, 宋权予. 人体膝关节的三维重构研究[J]. 南方农机, 2017, 48(23): 104-105.
- [4] Liao S W. Research of 3D reconstruction based on multi-view stereo vision[D]. Shenyang: Northeastern University, 2015.
廖晟玮. 基于多目立体视觉的三维重建研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2015.
- [5] Li J H, Wu F Y, Zou X J, *et al.* Complete target point cloud acquisition method based on binocular vision[J]. Modern Electronics Technique, 2019, 42(4): 112-116.
李锦慧, 吴烽云, 邹湘军, 等. 基于双目视觉的目标完整点云获取方法[J]. 现代电子技术, 2019, 42(4): 112-116.
- [6] Chen M Y, Tang Y C, Zou X J, *et al.* Multi-shaped targets recognition and point clouds acquisition algorithm in complex environment [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(11): 111505.
陈明猷, 唐响超, 邹湘军, 等. 复杂环境下异形多目标识别与点云获取算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(11): 111505.
- [7] Zhang T X. Automated recognition of imaged targets [M]. Wuhan: Hubei Science and Technology Press, 2005.
张天序. 成像自动目标识别[M]. 武汉: 湖北科学技术出版社, 2005.
- [8] Wang Z J, Yu Z J, Ma K, *et al.* An image filtering algorithm based on adaptive median and gradient

- inverse weight [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(12): 121001.
王志军, 于之靖, 马凯, 等. 一种自适应中值梯度倒数加权的图像滤波算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(12): 121001.
- [9] Zhang G H, Feng Y B, Lu W D. Gray image processing characteristics of the region and the acquisition[J]. *Journal of Qiqihar University(Natural Science Edition)*, 2007, 23(4): 49-52.
张桂华, 冯艳波, 陆卫东. 图像处理的灰度化及特征区域的获取[J]. *齐齐哈尔大学学报(自然科学版)*, 2007, 23(4): 49-52.
- [10] Ma H Q, Ma S P, Xu Y L, *et al.* Adaptive image denoising based on improved stacked sparse denoising auto-encoder[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(10): 1010001.
马红强, 马时平, 许悦雷, 等. 基于改进栈式稀疏去噪自编码器的自适应图像去噪[J]. *光学学报*, 2018, 38(10): 1010001.
- [11] Chen H Y. Research on the extraction of depth information of binocular visual and its key algorithms [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2016.
陈宏洋. 双目视觉深度信息提取及其关键算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2016.
- [12] Li Y M, Ren T T. Image enhancement method based on car secondary safety system in smog days [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(4): 041003.
李雅梅, 任婷婷. 雾霾天车载辅助安全系统图像增强方法的研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(4): 041003.
- [13] Boykov Y, Veksler O, Zabih R. Fast approximate energy minimization via graph cuts [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(11): 1222-1239.
- [14] Kolmogorov V. Graph based algorithms for scene reconstruction from two or more views[M]. Ithaca, New York, USA: Cornell University, 2004.
- [15] Rother C, Kolmogorov V, Blake A. Grabcut: interactive foreground extraction using iterated graph cuts[C] // *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2004, 23(3): 309-314.
- [16] Shelhamer E, Long J, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(4): 640-651.
- [17] Chen L C, Papandreou G, Kokkinos I, *et al.* Semantic image segmentation with deep convolutional nets and fully connected CRFs [EB/OL]. (2016-06-07) [2018-11-05]. <https://arxiv.org/abs/1412.7062>.
- [18] Chen L C, Papandreou G, Kokkinos I, *et al.* DeepLab: semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, 40(4): 834-848.
- [19] Chen L C, Papandreou G, Schroff F, *et al.* Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation [EB/OL]. (2017-12-05) [2018-11-05]. <https://arxiv.org/abs/1706.05587>.
- [20] Sandler M, Howard A, Zhu M L, *et al.* MobileNetV2: inverted residuals and linear bottlenecks [C] // *2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE, 2018: 4510-4520.
- [21] Wu C Y, Yi B S, Zhang Y G, *et al.* Retinal vessel image segmentation based on improved convolutional neural network [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(11): 1111004.
吴晨玥, 易本顺, 章云港, 等. 基于改进卷积神经网络的视网膜血管图像分割[J]. *光学学报*, 2018, 38(11): 1111004.