

文章编号 1004-924X(2017)04-1086-09

弱纹理环境双目视觉稠密视差鲁棒估计方法

杜英魁^{1*}, 刘 成¹, 田 丹^{1,2}, 韩晓微¹, 原忠虎¹

(1. 沈阳大学 信息工程学院, 辽宁 沈阳 110044;

2. 中国科学院 沈阳自动化研究所 机器人学国家重点实验室, 沈阳 110016)

摘要:精确稠密视差估计是立体视觉系统恢复观测场景三维信息的关键。从立体视觉在机器人环境感知的实际应用角度出发,提出了对于弱纹理、阴影和遮挡等关键影响因素,具有良好鲁棒性、精度和处理速度的稠密视差图估计算法。针对弱纹理、阴影和深度不连续的问题,设计了基于灰度相似度概率的置信度传播算法,结合视差平滑约束,以期实现较高精度的视差初值快速估计。由视差级数定义的消息向量通过异向平行迭代进行传播,消息向量包含表征像素点灰度相似性和平滑性的能量信息,通过全局能量函数的迭代收敛,快速获得视差初始估计。根据独立连通区域通常具有相似纹理特征和视差一致性的先验知识,提出了基于 Mean-Shift 聚类分割算法和参数空间投票自适应视差近似面估计算法,进行稠密视差的精细优化估计。利用具有不同弱纹理特征的 5 组标准测试图像、4 组室内环境实际图像、4 组室外环境实际图像和 4 组月面模拟特殊光照环境的实际环境图像进行了测试实验,实验结果表明了本文算法的良好鲁棒性和有效性。

关键词:弱纹理环境;双目视觉;视差估计;置信度传播;参数空间投票

中图分类号:TP391.04 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20172504.1086

Robust estimation method for dense disparity of binocular vision under textureless environment

DU Ying-kui^{1*}, LIU Cheng¹, TIAN Dan^{1,2}, HAN Xiao-wei¹, YUAN Zhong-hu¹

(1. School of Information Engineering, Shenyang University, Shenyang 110044, China;

2. State key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation,
Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China)

* Corresponding author, E-mail: syu_dyk@163.com

Abstract: Precise dense disparity estimation is the key for stereo visual system to recover three-dimensional information of observation scene. From practical application perspective of stereo vision in robot environment perception, a dense disparity figure estimation algorithm having good robustness, accuracy and processing speed to key influence factors (texturelessness, shadow and blocking etc.) was proposed. Aimed at texturelessness, shadow and uncontinuous, belief propagation algorithm based on gray-scale similarity probability had been designed to realize rapid and accurate estimation of initial value of disparity by combining with disparity smoothness constraint. The message vector defined by

收稿日期:2016-11-15;修订日期:2017-01-06.

基金项目:辽宁省高等学校创新团队资助项目(LT2013024);机器人学国家重点实验室开放基金资助项目(2015008);辽宁省自然科学基金资助项目(2015020158);辽宁省博士科研启动基金项目(201601213)

disparity class was propagated through anisotropic diffusion and parallel iteration. Message vector included energy information representing gray-scale similarity and smoothness of pixel point. Initial estimation of disparity could be gained rapidly through iteration convergence of global energy function. According to the priori knowledge that independent connected area generally had similar textural features and disparity conformance, parameter space voting self-adaption disparity approximation surface estimation algorithm on the basis of Mean-Shift clustering partitioning algorithm was proposed to perform fine optimization estimation of dense disparity. 5 groups of standard test image having different textureless features, 4 groups of actual image under indoor environment, 4 groups of actual image under outdoor environment and 4 groups of actual environment image under special lighting environment through selenographic simulation were utilized to perform test experiment and experimental result shows that the proposed algorithm has good robustness and effectiveness.

Key words: Textureless environment; binocular vision; disparity estimation; belief propagation; parameter space voting

1 引言

良好的环境感知能力是机器人系统行为决策的前提条件。对于面向非结构化环境的自主作业机器人而言,立体视觉是十分重要甚至是具有不可替代性的环境感知传感器。立体视觉系统能够提供丰富的环境与机器人之间的三维空间的交互信息,如位姿估计^[1,2]、障碍物检测^[3,4]和场景三维重建^[5,6]等。

精确稠密视差图估计,也可称为稠密视差估计,是利用立体视觉系统进行场景的三维重建的前提条件^[7,8]。目前相关的绝大多数研究工作的重点都是围绕稠密视差图的估计精度展开的,也有公认的统一测试平台^[10]。但从机器人的实际应用需求看,更强调算法能够快速获得具有较高精度的连续无缺陷稠密视差图,特别是在自然和特殊环境的弱纹理、阴影和遮挡等关键扰动因素下,算法所具有的良好鲁棒性^[5,6]。已有的立体视觉稠密视差图估计算法可分为局部方法和全局方法两类^[7]。局部方法通过在特定区域内,对匹配代价求和或取加权均值实现稠密视差估计,主要有固定窗口或自适应移动窗口两类^[5-9]。常用的匹配代价计算方法主要有差值平方和(Sum of Squared Differences, SSD)、差值绝对值和(Sum of Absolute Differences, SAD)、差值绝对值均值(Mean Absolute Difference, MAD)、归一化互相关(Normal Cross Correlation, NCC)^[7,8]以及尺度和旋转不变特征等^[9]。这类方法的优点是算法

简单且复杂度低,缺点是仅考虑局部代价计算和积累,易产生歧义性。

全局方法的本质是将像素匹配问题转化为像素视差值标记问题。根据计算模型的不同可将其划分为两类:动态规划(Dynamic Programming, DP)^[11]和马尔可夫随机场(Markov Random Field, MRF)^[12,13]。基于DP的方法在优化过程中采用扫描线优化(Scan-line Optimization, SO)^[14,15],通过计算两条扫描线之间最小代价路径,来最小化目标函数,但路径搜索过程受视差平滑假设的影响严重。MRF类方法早期包括模拟退火(Simulated Annealing, SA)^[16]和最高置信度优先(Highest Confidence First, HCF)^[17]等,但全局能量函数求解过程的计算资源消耗过大。近年来衍生出了图割(Graph Cut, GC)^[18-20]和置信度传播(Belief Propagation, BP)^[21-23]这两类算法。它们的匹配精度较高,收敛速度与能量函数的复杂度有关,如GC算法求解最小分割过程的计算消耗很大。而BP算法则通过邻域节点视差标记的置信度消息传播,计算全局意义下的稠密视差图,其计算消耗较低且消息传播过程中可有效抑制错误消息的传播,故人们通常采用BP算法对全局能量函数进行求解。

本文的主要贡献包括:(1)在初值估计阶段,针对光照、遮挡和深度不连续的问题,提出了基于灰度相似度概率和视差平滑约束的BP算法。由视差级数定义的消息向量通过异向平行迭代进行传播,消息向量包含表征像素点灰度相似性和平滑性的能量信息,全局能量函数最小时,视差估计

值逼近真实值;(2)在优化估计阶段,根据独立连通区域通常具有相似纹理特征和视差一致性的先验知识,提出了融合 Mean-Shift 聚类分割算法和基于参数空间投票的自适应视差近似面估计算法,实现局部区域视差的精细优化。

2 稠密视差初值估计

2.1 图像预处理

图像预处理阶段主要包括外极线校正和本征图像计算。外极线校正后视差搜索范围降至一维,可有效减小计算消耗和歧义性。本征图像估计则用于滤除不同光照条件下阴影的影响,特别是室外和特殊光照环境。本文采用文献[24]提出的线性关系模型阴影滤除算法来去除阴影,其处理速度快且准确率高。计算方法如下:

$$F_h = k_h f_h + \mu_h, \quad (1)$$

其中, F_h 表示非阴影区域, f_h 表示 RGB 单通道阴影区域, k_h 和 μ_h 为线性系数。

2.2 能量函数定义

基于灰度相似度概率和视差平滑约束的 BP 算法的能量函数定义如下:

$$E = E_{\text{data}} + E_{\text{smooth}}, \quad (2)$$

其中, E_{data} 为数据项,用于描述像素间的灰度相似性。 E_{smooth} 为平滑项,用于描述相邻像素间的视差连续性。

2.3 灰度相似度概率描述

图像像素间的灰度相似度概率定义如下:

$$p(i, j) = \sqrt{p_l^2(i, j) + p_r^2(i, j)}, \quad (3)$$

其中, $p_l(i, j) = \frac{\|E_l\|}{\alpha + \|E_l\|}$, $p_r(i, j) = \frac{\|E_r\|}{\alpha + \|E_r\|}$ 。式中 $\|E\|$ 用以表征立体视觉图像的灰度一致性,其定义详见文献[25]。 α 是一个概率意义下的补偿系数,源于这样一个实际经验:如果图像中一个较小的矩形窗口内具有最大 $\|E_l\|$ 值的所有像素点的视差值相近,则这些像素点对应三维空间中的某一连续面。计算如下:

$$\alpha = \frac{\sigma(d_{i,j})}{\max(d_{i,j}) - \min(d_{i,j}) + eps}, \quad (4)$$

其中, $d_{i,j}$ 是具有最大 $\|E_l\|$ 值的像素点视差值。

2.4 数据代价项

利用式(3)计算得到的灰度相似度概率,对数据代价项 E_{data} 的定义如下:

$$E_{\text{data}} = \sum_{p(i,j) \in S} \lambda \min(1 - p(i, j), \beta), \quad (5)$$

其中, S 代表像素集, λ 是一个经验权重系数,用以控制灰度相似度代价值在式(2)中的影响, β 是依据 $\sigma(d_{i,j})$ 设定的上限值,用以滤除离群值。

2.5 平滑代价项

平滑代价项 E_{smooth} 是一个描述相邻像素点间视差平滑程度的量,主要用来约束视差不连续边界区域内存在的遮挡扰动的影响。定义如下:

$$E_{\text{smooth}} = \sum_{(i,j)(m,n) \in N} \min(\|d(i, j) - d_{m,n}\|, \eta), \quad (6)$$

其中, N 为像素集 S 的像素个数, $d(i, j)$ 为像素点的初始视差, $d_{m,n}$ 是具有最大 $\|E_l\|$ 值的像素点视差值, η 为设定的最大视差搜索范围。

2.6 异向平行迭代求解

最小化式(2)定义的能量函数 E , 当能量最小时,视差估计值最接近真实值,即可获得稠密视差的估计初值。采用 BP 算法对目标函数进行迭代求解,其中消息迭代函数定义如下:

$$m_{(i,j) \rightarrow (m,n)}^t(s(i, j)) = \min_{s(i, j)} (E_{\text{smooth}}(d(i, j), d_{m,n}) + E_{\text{data}}(d(i, j), d(i', j'))) + \sum_{\substack{(u,v) \in N \\ (u,v) \neq (m,n)}} m_{(u,v) \rightarrow (i,j)}^{t-1}(d(i, j)), \quad (7)$$

其中, $m_{(i,j) \rightarrow (m,n)}^t$ 表示经过 t 次迭代后,节点 (i, j) 处的消息传递到它的邻接点 (m, n) 点处, (m, n) 节点所具有的能量。当消息迭代 t 次后,能量趋于稳定,可得置信度表达式如下:

$$b_{(m,n)}(s(m, n)) = E_{\text{data}}(d(i, j), d(i', j')) + \sum_{(i,j) \in N} m_{(i,j) \rightarrow (m,n)}^{t-1}(s(m, n)). \quad (8)$$

3 区域局部视差优化

3.1 视差面分割和拟合

初始视差估计中仅利用了灰度相似度描述和视差连续性约束,其本质是约束强扰动项并快速获得较高精度的稠密视差值。但由于弱纹理和视差不连续边界等强扰动的不确定性,会导致出现错误视差估计,因此,需要进行进一步的视差估计精细优化。基于以上分析,本文提出了区域视差优化的设想,其实现前提是一个经验性的约束假设:基于 Mean-Shift 分割^[26] 的每个独立连通区域,其物理意义是对应空间某个目标的局部小范

围表面,该表面具有纹理一致性和视差连续性的概率较大。根据 Mean-Shift 分割原始图像或预处理后的本征图像,即可得到若干独立的分割区域以及与之相对应的视差图分割区域。

由于分割区域像素点样本总数差异性和初始视差估计正确率的不确定性,如何精确拟合视差面成为需要解决的关键问题。目前较常用的视差拟合法——RANSAC 方法需要较大的样本数量和较低的离群数据进行拟合,且拟合精度受初始选择的采样数和拟合次数的影响很大,不确定性较大导致数据质量不可控。因此本文提出了基于参数空间投票的视差面拟合算法,可快速有效地滤除离群数据的影响,即错误估计视差值的影响。定义平面方程如下:

$$P_d(i, j) = a * i + b * j + c, \quad (9)$$

其中, (i, j) 为图像坐标, a, b, c 为平面系数。

求解过程如下: 设对变量 i 求偏导数, 可得平面系数 a 的参数估计值空间, 将票数最多的估计值作为平面参数。同理可得系数 b 和 c 的参数估计值, 区别在于对 c 的估计无需求偏导。

3.2 区域视差优化

确定平面拟合系数后, 即可对区域的视差初始估计进行优化, 如下:

$$d(i, j) = \sum_{m=1}^M \min[(1 - \mu_m(i, j)) d_m(i, j), \varphi], \quad (10)$$

其中, M 代表每个区域内的像素点数量, φ 是一个截断阈值用以约束函数值上限, $u_m(i, j)$ 是一个基于视差连续性假设的自适应加权系数, 计算如下:

$$u_m(i, j) = \frac{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M d_m(i, j)}{d_m(i, j)}. \quad (11)$$

4 实验结果分析

4.1 实验条件和算法处理速度

实验在普通 PC 计算机上实现, 其主要配置为: Core-i7 CPU, 3.40GHz 主频; 4.00GB 内存; Windows 7 操作系统。立体视觉系统的硬件组成包括便携式笔记本电脑、立体视觉相机、热插拔 1394 接口图像采集卡, 镍氢供电电池, 硬件同步触发装置和采样频率设定装置。立体视觉相机由两台 Basler-A312-kc 工业相机组成, 图像分辨率

为 640 pixel × 480 pixel, 两台相机平行布置, 刚性固联, 基线宽度为 100mm; 相机镜头采用 Pentax-C1614-M(KP)-16mm 固定焦距的工业镜头。

在上述实验条件下, 本文中以算法对标准测试图像“Tsukuba”和实际“岩堆”图像进行稠密视差估计的实测计算耗时, 作为本文算法处理速度的参考值, 如表 1 所示。

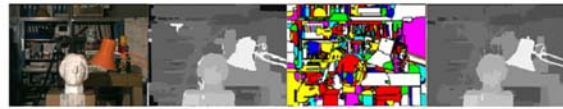
表 1 本文算法耗时实测参考值

Tab.1 Running times of proposed algorithm on sampled images

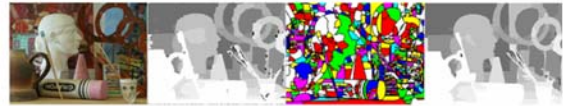
图像名称	图像大小/pixel	计算耗时/s
Tsukuba	384 × 288	1.702
岩堆	640 × 480	8.455

4.2 标准测试图像实验结果

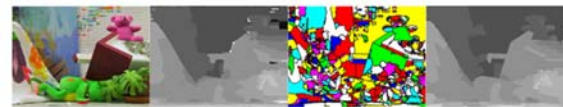
测试实验中, 采用公认的立体视觉算法评测网站^[10]上的标准测试图像(分别为 Tsukuba、Art、Teddy、Plastic 和 Cones)作为实验图像, 实验结果如图 1 所示(彩图见期刊电子版), 从左到



(a)“Tsukuba”



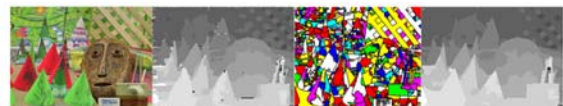
(b)“Art”



(c)“Teddy”



(d)“Plastic”



(e)“Cones”

图 1 5 组标准测试图像稠密视差估计结果

Fig.1 Dense disparity estimation of five test images

右依次为:原始图像、初始视差图、图像分割图和最终稠密视差图。

从实验结果可以看出,本文算法在视差初始值估计中虽然有较多的视差估计缺陷,但是大部分的视差估计是正确的,受视差不连续性的影响较小。通过区域分割和优化,能够有效提高弱纹理区域的视差估计精度,同时很好地修正了视差不连续边缘和区域的视差初始估计值缺陷。

4.3 室内环境实验结果

室内环境是典型的人工环境,其具有如下特点:(1)光照较为稳定,双目相机的左右相机采集的图像光照差异较小;(2)光源较多会产生漫反射发散,图像中阴影较弱;(3)相比室外环境,弱纹理特征更为突出。

实验中自行搭建了立体视觉实验平台,双目相机距地高 1.6m,最大俯视图角为 $0\sim 90^\circ$,平视图角为 360° ,实验平台整体结构和双目相机结构如图 2 所示。需要说明的是,为了更清晰直观地显示本文算法的鲁棒性和有效性,本文在室内、室外和特殊光照环境下进行了实际图像实验,以场景的三维重建结果代替视差图的初始估计值和图像分割的实验结果。



图 2 双目视觉相机及实验平台

Fig. 2 Binocular cameras and experimental platform

本文在室内采集了包含弱纹理、视差不连续和阴影 4 种典型影响因素的“桌角”、“楼梯”、“障碍箱”、“地板”的实际图像,实验结果如图 3 所示(彩图见期刊电子版)。从左至右分别为:原始图像、稠密视差图和本文算法的三维重建结果。



(a)“桌角”图像
(a) Table corner



(b)“楼梯”
(b) Stairs



(c)“障碍箱”
(c) Obstacle box



(d)“地板”
(d) Floor

图 3 4 种典型室内环境图像的稠密视差估计和三维重建结果
Fig. 3 Dense disparity and reconstruction results of four typical indoor images

实验中,“桌角”图像是在较为封闭的楼道内采集的,以吸顶灯的人工光源照射为主,故产生了较为明显的阴影,且在水平和垂直方向上具有强视差不连续和突变。本实验的目的是测试算法在较为极端的室内环境下的鲁棒性和有效性,从图 3(a)可以看出,本文算法可以获得高质量且连续完整的稠密视差图;“楼梯”和“障碍箱”图像是在正常室内环境下以及混合照明条件下采集的,其目的是测试算法在常规室内环境下,对于不同类型弱纹理和视差不连续场景的鲁棒性和有效性,实验结果也证明了这一点;由于地板具有典型的平面几何特征和高相似度纹理特征,“地板”图像的视差图估计和三维重建实验结果充分验证了本文算法在大面积纯粹高相似度纹理环境下具有较好的鲁棒性和有效性,以及较好的稠密视差图估计精度。

4.4 室外环境实验结果

室外环境实验采用与室内环境实验相同的实验平台和双目相机。室外环境的主要特点有:(1)自然光照为主,光照强烈且不断变化,左右相机采

集的图像光照差异较大。(2)图像中的目标阴影较强;(3)室外环境既包括自然环境特征也有人工环境特征。

本文在室外采集了包含弱纹理、视差不连续和阴影影响的“草地”、“路边条石”、“花簇”、“支柱”共4种具有自然特征和人工特征的典型场景图像,实验结果如图4所示(彩图见期刊电子版)。从左至右分别为:原始图像、最终稠密视差图和本文算法的三维重建显示。



(a)“草地”图像
(a)Grass



(b)“路边条石”图像
(b)Kerb-stone



(c)“花簇”图像
(c)Blossom cluster



(d)“支柱”图像
(d)Column

图4 4种典型室外环境图像的稠密视差估计和三维重建结果

Fig.4 Dense disparity and reconstruction results of four typical outdoor images

在室外环境实验中,“草地”图像的环境特征和实验目的与室内环境的“地板”图像类似,也具有典型的平面几何特征和高相似度纹理特征,实验结果表明本文算法在室外自然光照条件下,对于大面积纯粹高相似度纹理环境条件,仍具有良

好的鲁棒性和有效性以及较好的稠密视差图估计精度;“花簇”和“路边条石”图像的实验结果验证了算法在具有不同弱纹理和视差不连续性特征且同时包含自然环境特征和人工环境特征的室外环境下,在鲁棒性和有效性方面的表现良好;“支柱”图像则包含了水平和垂直方向上的视差不连续性以及3种不同类型的人工环境弱纹理特征,是较为极端的室外环境场景,实验结果进一步证明了本文算法的鲁棒性和有效性。

4.5 月面特殊光照模拟环境实验结果

月面地表特征和光照较为特殊。其光照为平行光,地表以细密月壤和岩石石块为主。本文以文献[27]为参考,建立了模拟月面环境,面积约为 35 m^2 ,选取黄色河沙模拟月壤,选用玄武岩模拟月球表面的石块,实验室以表面涂有亚光黑漆(反射率小于9%)的帘布隔光封闭,采用2000W大功率长弧氙灯作为光源,采用特殊光路设计以保证良好的光照均匀度和方向性,加装专业AM1.5级石英滤光片,获得与太阳光接近的光谱分布。立体视觉系统搭载于小型轨道式遥感操作移动平台上,模拟光源及光谱分布如图5所示,月面模拟环境和实验平台如图6所示。

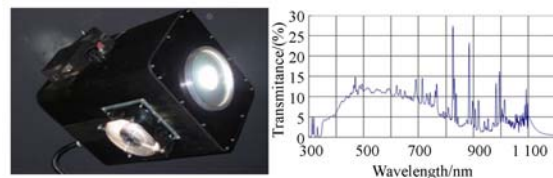


图5 模拟光源及光谱分布

Fig.5 Simulative light source and spectral distribution



图6 月面模拟环境和实验平台

Fig.6 Simulated lunar surface and experimental platform

本文采集了不同弱纹理、视差不连续和强阴影的“岩堆”、“岩沙”、“沙堆”、“多堆”模拟月面实际图像,实验结果如图7所示(彩图见期刊电子版)。其中,“岩堆”图像中花岗岩石块具有视差突变性,而黄沙堆视差变化则较平滑,两者的纹理具有明显差异性;“岩沙”图像中沙地弱纹理表面较

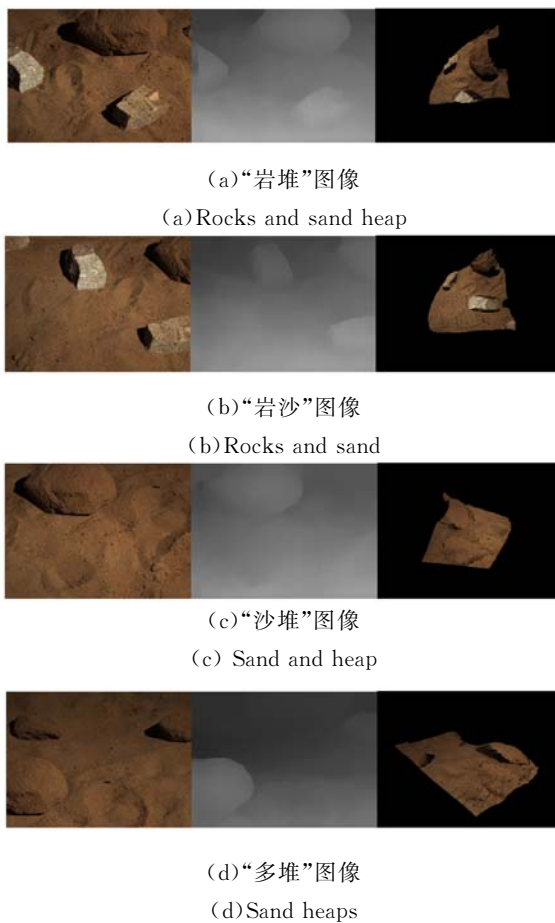


图 7 月面模拟环境实际图像的稠密视差估计和三维重建结果

Fig. 7 Dense disparity and reconstruction results of simulated lunar surface images

参考文献:

- [1] MOUATS T, AOUF N, SAPPA A D, *et al.*. Multispectral stereo odometry[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2015, 16(3): 1210-1224.
- [2] MAIMONE M, CHENG Y, MATTHIES L. Two years of visual odometry on the mars exploration rovers[J]. *Journal of Field Robotics*, 2007, 24(3):169-186.
- [3] BERNINI N, BERTOZZI M, CASTANGIA L, *et al.*. Real-time obstacle detection using stereo vision for autonomous ground vehicles: A survey [C]. *17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, 2014: 873-878.
- [4] PARK J, LEE J H, SON S H. A survey of obstacle detection using vision sensor for autonomous vehicles[C]. *IEEE 22nd International Conference on Embedded and Real-Time Computing Systems and Applications*, 2016: 264-264.
- [5] SENGUPTA S, GREVESON E, SHAHROKNI A, *et al.*. Urban 3D semantic modelling using stereo vision[C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2013: 580-585.
- [6] PEREZ J, SALES J, PENALVER A, *et al.*. Exploring 3-D reconstruction techniques: a benchmarking tool for underwater robotics[J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2015, 22(3):

多;“沙堆”图像的弱纹理特征具有一致性,以视差连续性较好的沙地为主;“多堆”图像以视差不连续的沙堆为主。从实验结果可以看出,本文算法对于特殊光照环境下的不同弱纹理场景,均具有良好的鲁棒性和有效性。

5 结 论

本文引入了基于灰度相似性的概率描述,使遮挡和深度不连续带来的影响得到了有效抑制,通过区域分割和优化,实现了立体视觉稠密视差的精确估计。利用准测试图像以及室内、室外和月面模拟环境等实际图像,以三维重建的直观显示方式,充分展示了本文算法的实验过程、稠密视差估计精度和完整性,结果表明了本文算法对于不同光照、视差不连续和弱纹理图像都具有良好的鲁棒性和有效性。此外,从 BP 算法的优化过程来看,通过将现有串行计算转为并行计算,算法处理速度仍有很大的提升空间,这也是未来的研究重点,以期获得更好的工程可应用性。

- 85-95.
- [7] SCHARSTEIN D, SZELISKI R. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2002, 47(1-3): 7-42.
- [8] SEITZ S M, CURLESS B, DIEBEL J, et al.. A comparison and evaluation of multi-view stereo reconstruction algorithms[C]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2006, 1: 519-528.
- [9] 李实秋, 雷建军, 周志远, 等. 基于 SIFT 匹配的多视点立体图像零视差调整[J]. *红外与激光工程*, 2015, 44(2): 764-768.
- LI SH Q, LEI J J, ZHOU ZH Y, et al.. Zero-disparity adjustment of multiview stereoscopic images based on SIFT matching[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(2): 746-768. (in Chinese)
- [10] <http://vision.middlebury.edu/stereo>[OL].
- [11] OHTA Y, KANADE T. Stereo by intra-and inter-scanline search using dynamic programming [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1985 (2): 139-154.
- [12] TARDON-GARCIA L J, PORTILLO-GARCIA J. Markov random fields and the disparity gradient constraint applied to stereo correspondence [C]. *International Conference on Image Processing*, 1999, 3: 901-905.
- [13] ZHU J J, WANG L, GAO J Z. Spatial-temporal fusion for high accuracy depth maps using dynamic MRFs[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 32(5): 899-909.
- [14] BELHUMEUR P N. A Bayesian approach to binocular stereopsis [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1999, 19(3): 237-260.
- [15] BELHUMEUR P N, MUMFORD N. A Bayesian treatment of the stereo correspondence problem using half-occluded regions [C]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1992: 506-512.
- [16] BARNARD S T. Stochastic stereo matching over scale[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1989, 3(1): 17-32.
- [17] CHOU P B, BROWN C M. The theory and practice of Bayesian image labeling[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1990, 4(3): 185-210.
- [18] 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.
- [19] BLEYER M, GELAUTZ M. Graph-cut-based stereo matching using image segmentation with symmetrical treatment of occlusions[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2007, 22(2): 127-143.
- [20] TANIAI T, MATSUSHITA Y, NAEMURA T. Graph cut based continuous stereo matching using locally shared labels [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014: 1613-1620.
- [21] SUN J, ZHENG N N, SHUM H Y. Stereo matching using belief propagation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(7): 787-800.
- [22] FELZENSZWALB P, HUTTENLOCHER D. Efficient belief propagation for early vision[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2006, 70(1): 41-54.
- [23] ESLAMI H, KASAMPALIS T, KOTSIFAKOU M. A GPU implementation of tiled belief propagation on Markov Random Fields[C]. *IEEE/ACM International Conference on Formal Methods and Models for Code Design*, 2013: 143-146.
- [24] TIAN J D, TANG Y D. Linearity of each channel pixel values from a surface in and out of shadows and its applications[C]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2011, 985-992.
- [25] DU Y, FAN B, HAN J, et al.. Binocular based moving target tracking for mobile robot[C]. *In-*

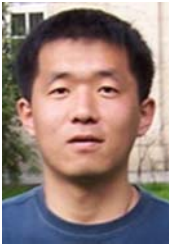
ternational Conference on Intelligent Robotics and Applications, 2009: 929-935.

- [26] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5): 603-619.
- [27] 樊世超, 贾阳, 向树红, 等. 月面地形地貌环境模拟

初步研究[J]. *航天器环境工程*, 2007, 24(1): 15-20.

FAN SH CH, JIA Y, XIANG SH H, *et al.*. A preliminary study on simulation of lunar surface terrain[J]. *Spacecraft Environment Engineering*, 2007, 24(1):15-20. (in Chinese)

作者简介:



杜英魁(1980—),男,吉林临江人,博士,副教授,2003年于吉林大学获得学士学位,2006年于电子科技大学获得硕士学位,2010年于中国科学院沈阳自动化研究所获得博士学位,主要从事精密光学测量和智能物联网技术的研究。
E-mail: syu_dyk@163.com



原忠虎(1962—),男,辽宁庄河人,教授,博士生导师,1984年、1997年于南开大学分别获得学士学位,1989年、1997年于东北大学分别获得硕士、博士学位,主要从事智能控制技术方面的研究。E-mail: syyzh62@163.com