

# 基于权值优化分块自适应灰度-距离 Markov 随机场的无扫描 3D 激光雷达距离图像重构

郝刚涛<sup>1</sup> 杜小平<sup>2</sup> 宋建军<sup>3</sup> 宋一铎<sup>1</sup>

<sup>1</sup>装备学院航天装备系, 北京 101416

<sup>2</sup>装备学院航天指挥系, 北京 101416

<sup>3</sup>95806 部队, 北京 100076

**摘要** 针对无扫描三维(3D)激光雷达距离图像分辨率低、随机噪声大的问题,以高分辨率单目相机作为辅助,提出基于权值优化分块自适应灰度-距离马尔科夫随机场(MRF)的稀疏距离图像重构方法。在构建灰度-距离 MRF 多层次相关图基础上,采用分块快速插值策略,克服纹理拷贝并提高重构速度;采用简单线性迭代聚类(SLIC)超像素分割边缘惩罚方法,有效保护图像结构细节;采用空域距离核函数和灰度相似核函数双重引导,并针对不同邻域系统自适应调整核函数标准差,保证算法稳健性;针对各邻域系统,采用共轭梯度法实现了全局能量函数快速优化。标准图像数据和真实图像实验表明所提出方法较双线性插值、双边滤波和标准 MRF 方法具有更优的综合性能,可有效实现无扫描 3D 激光雷达距离图像重构。

**关键词** 成像系统; 马尔科夫随机场; 无扫描三维激光雷达; 单目相机; 图像重构

中图分类号 O436

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201535.0811001

## Reconstruction of Scannerless 3D LIDAR Range Image Based on the Adaptive Block Grayscale-Range Markov Random Filed Model with Optimizing Weights

Hao Gangtao<sup>1</sup> Du Xiaoping<sup>2</sup> Song Jianjun<sup>3</sup> Song Yishuo<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Department of Aerospace Equipment, Academy of Equipment, Beijing 101416, China

<sup>2</sup>Department of Aerospace Command, Academy of Equipment, Beijing 101416, China

<sup>3</sup>95806 Troops, Beijing 100076, China

**Abstract** Aim to improve the low resolution and noisy range image from scannerless three-dimensional (3D) LIDAR, a reconstruction approach of sparse range image based on adaptive block grayscale-range Markov random filed (MRF) with optimizing weights is proposed through integrating a monocular camera with high resolution. A grayscale-range MRF multilevel correlogram is established. On this basis a fast interpolation is obtained without the texture copying by using block processing and the reconstruction speed is improved. The edge penalty factor based on simple linear iterative clustering (SLIC) superpixels segmentation is applied to preserve the image structure details. In order to get a robust performance, both the spatial depth kernel function and grayscale similarity kernel function with adaptive adjustment of standard deviation of kernel function for different neighborhood systems are used as guided map. The conjugate gradient algorithm is performed for each neighborhood system to fast optimize the global energy function. The experiments with standard image datasets and real images show that proposed method have better performance than bilinear interpolation, bilateral filter and standard MRF, so that it is effective for realizing the image reconstruction of scannerless 3D LIDAR.

**Key words** imaging systems; Markov random filed; scannerless three-dimensional LIDAR; monocular camera;

收稿日期: 2015-03-03; 收到修改稿日期: 2015-04-09

作者简介: 郝刚涛(1986—),男,博士研究生,主要从事视觉导航方面的研究。E-mail: haogangt@aliyun.com

导师简介: 杜小平(1966—),女,博士,教授,博士生导师,主要从事空间光学探测方面的研究。E-mail: dxp8600@163.com

## 1 引 言

无扫描三维(3D)激光雷达(LIDAR)具有成像速度快、无运动失真、抗干扰能力强等优点<sup>[1-2]</sup>,在三维机器视觉、空间目标探测等方面具有广阔的应用前景<sup>[3]</sup>。然而,限于当前器件水平,其获取的距离图像分辨率较低,且包含较大的随机噪声。美国麻省理工学院林肯实验室<sup>[4]</sup>研制的光子计数三维成像Lidar分辨率为32 pixel×32 pixel,美国陆军实验室<sup>[5]</sup>和美国空军实验室<sup>[6]</sup>分别研制的龙眼3D Flash Lidar和FOPEN三维成像Lidar分辨率为128 pixel×128 pixel。日本广播协会(NHK)工程服务公司<sup>[7]</sup>研制的脉冲增益无扫描三维成像分辨率可达768 pixel×493 pixel,但测距精度低,存在较大的随机噪声。中国科学院西安光学精密机械研究所张立臣等<sup>[8]</sup>于2011年研制了可用于无扫描3D激光雷达成像的32×32金属半导体探测器(MSM)面阵芯片,装备学院宋一铄等<sup>[9]</sup>设计并实现了32×32用于调频连续波无扫描激光三维成像的线性模式雪崩光电二极管阵列(LM-APDs)。大面阵研制难度大,成像横向分辨率低是当前制约无扫描3D成像激光雷达应用的主要瓶颈问题<sup>[10]</sup>,有必要研究现有工艺水平下的无扫描激光三维成像分辨率提高方法。

目前采用图像处理手段改善距离图像分辨率的方法主要分为两类<sup>[11-16]</sup>:1)基于低分辨率(LR)距离图像与高分辨率(HR)灰度(或彩色)图像融合的方法;2)超分辨率重构方法。前者采用与距离图像配准的高分辨率灰度或彩色图像作为先验信息,假定距离图像与灰度图像具有相似的二阶统计特性和缩放属性。Diebel和Thrun<sup>[11]</sup>构建了灰度-距离马尔科夫随机场(MRF)全局能量函数模型,在贝叶斯估计框架下通过后验概率分布最大化获得了高分辨率距离图像的最优估计;Yang等<sup>[12]</sup>综合利用颜色相似核函数和空域距离核函数,以高分辨彩色图像作为引导图,对低分辨率距离图像进行联合双边滤波插值,该方法具有较快的速度,但容易造成图像边缘模糊;Park等<sup>[13]</sup>融合了颜色梯度项、边缘显著特征和距离梯度项等多元因子作为MRF能量函数平滑项权重,并将非均值正则化项作为能量函数的一部分,能够较好地恢复图像细节信息,但算法运算量大,不利于实时处理。文献[14]针对联合双边滤波插值方法容易导致彩色图像纹理转移到深度图的问题,提出了一种多边噪声预知滤波上采样方法,可有效抑制纹理拷贝和边缘模糊现象。与图像融合方法不同,超分辨重构方法利用多帧低分辨率距离图像序列作为先验信息,恢复出高分辨率的距离图像。Rajagopalan等<sup>[15]</sup>在建立图像重建退化模型的基础上,提出一种基于非连续自适应MRF(DAMRF)模型的光电混频探测器(PMD)距离图像超分辨重构方法,能较好地抑制边缘不连续性,但对空间分辨率的改善不够理想;张旭东等<sup>[16]</sup>提出改进的DAMRF模型,将模型能量函数的距离项进行自适应加权,提高了距离图像的空间分辨率,又能有效地对距离图像进行滤波去噪。但超分辨率重构方法的缺点在于需要求解图像运动矩阵和模糊矩阵等,不适用于未知运动目标距离图像重构。

针对无扫描3D激光雷达距离图像分辨率低、随机噪声大的问题,构建了单目相机辅助的灰度-距离MRF多层次相关图,提出了基于权值优化分块自适应灰度-距离MRF的稀疏距离图像快速重构方法,采用标准数据集和真实图像实验验证了所提出方法的可行性。

## 2 单目相机辅助的灰度-距离MRF多层次相关图构建

定义低分辨率距离图像为 $J$ ,像素数目为 $N_j$ , $J=\{1,2,\dots,j,\dots,N_j\}$ 表示 $N_j$ 个像素点位置的集合, $d_j$ 是定义在 $j\in J$ 处像素点的观测距离值;设与 $J$ 配准的高分辨率灰度图像为 $I$ ,像素数目为 $N_i$ ,且有 $N_j < N_i$ , $I=\{1,2,\dots,i,\dots,N_i\}$ 表示 $N_i$ 个像素点位置的集合, $I_i$ 是定义在 $i\in I$ 处像素点的灰度值, $D_i$ 为 $i$ 处不可观测的待估计距离值。定义 $D=\{D_i, i\in I\}$ 为马尔科夫随机场, $N(i)$ 为 $i$ 在 $D$ 上的邻域系统,且有 $i'\in N(i)$ ,考虑距离图像与灰度图像具有相似的二阶统计特性和缩放属性,由此可构建以 $d_j$ 为距离观测值, $I_i$ 为先验条件的灰度-距离MRF多层次相关图,共包含I~III共3个图层和5种节点类型,如图1所示。

图1中,第I层是作为可观测量的低分辨率距离图像层,由无扫描3D激光雷达获取;第II层是作为先验信息的高分辨率灰度图像,由单目相机获取;第III层为待重构高分辨率距离图像。5种节点类型包括:待重构距离值 $D_i$ 、观测距离值 $d_j$ 、先验灰度值 $I_i$ 以及用于实现图层关联的邻域内距离梯度值 $\omega(i,i')$ 和灰度梯度值 $\beta(i,i')$ 。

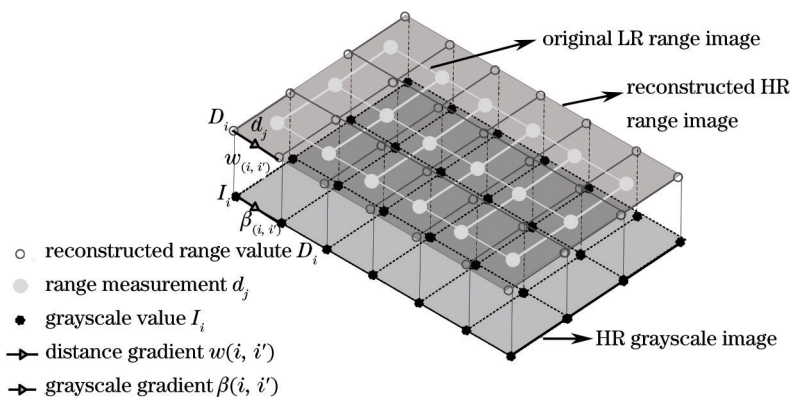


图1 灰度-距离MRF多层次相关图

Fig.1 Grayscale-range MRF multilevel correlogram

为构建上述MRF相关图,需建立距离图像 $J$ 与灰度图像 $I$ 的像素对应关系。为此,提出了基于成像几何关系的灰度-距离图像快速配准方法。假定单目相机和无扫描激光三维成像雷达以双目方式安装,内、外方位参数已完成标定且保持不变。如图2所示,设3D空间点 $P$ 在单目相机和无扫描3D激光雷达中的像点分别为 $P_i$ 和 $P_j$ ,实现二者图像配准即确定如下函数关系式:

$$[u_i, v_i]^T = f_{j \rightarrow i} \{ [u_j, v_j]^T, d_j \}, \quad (1)$$

式中 $[u_i, v_i]^T$ 和 $[u_j, v_j]^T$ 分别表示像点 $P_i$ 和 $P_j$ 的图像像素坐标, $d_j$ 为无扫描3D激光雷达所测得的点 $P$ 到其镜头光心的距离。

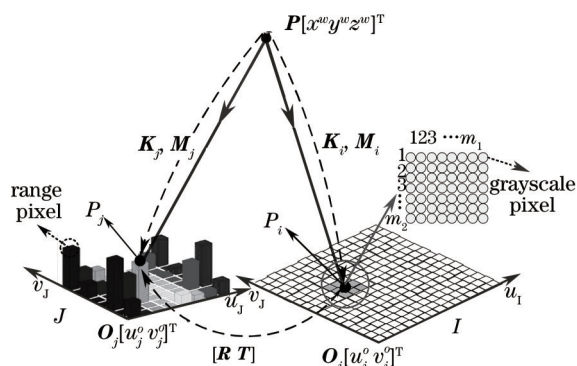


图2 灰度-距离图像像素配准模型

Fig.2 Grayscale-range image registration model

设单目相机和无扫描3D激光雷达的内、外参数矩阵分别为 $K_i$ 、 $M_i$ 、 $K_j$ 、 $M_j$ 且 $M_i = [R_i, T_i]$ ,  $M_j = [R_j, T_j]$ , 矩阵 $R_i$ 、 $T_i$ 、 $R_j$ 、 $T_j$ 分别为单目相机和无扫描3D激光雷达在世界坐标系下的旋转矩阵和平移矩阵,设无扫描3D激光雷达镜头焦距为 $f_j$ ,  $P_j$ 图像物理坐标为 $[X_j, Y_j]^T$ ,  $d_j = \sqrt{X_j^2 + Y_j^2 + f_j^2}$ 表示 $P_j$ 到无扫描激光三维成像雷达镜头光心的距离。定义世界坐标系原点与无扫描3D激光雷达的相机坐标系原点重合,则二者相对位置和方位关系为

$$R = R_i R_j^{-1}, T = T_i - R_i R_j^{-1} T_j, \quad (2)$$

进而可得图像配准的映射函数 $f_{j \rightarrow i}(\cdot)$ 为

$$[u_i, v_i, 1]^T = \frac{1}{z_i} K_i \left\{ R K_j^{-1} f_j \frac{d_j}{d_j} [u_j, v_j, 1]^T + T \right\}, \quad (3)$$

式中未知数 $z_i$ 可以通过建立线性方程组消除。由此确定的 $f_{j \rightarrow i}(\cdot)$ 可完成灰度-距离图像的配准。

### 3 提出的方法

#### 3.1 灰度-距离MRF贝叶斯估计原理

根据所构建的灰度-距离MRF多层次相关图,以低分辨率距离图像作为观测量,构造观测能量函数

$$E_g = \sum_{i \in L} \eta (D_i - d_i)^2, \quad (4)$$

式中  $L$  表示融合图像的观测区域, 常数  $\eta$  为加权系数,  $D_i$  为  $i$  点的距离估计值,  $d_i$  为  $i$  点的距离测量值, 通过  $f_{j \rightarrow i}(\cdot)$  获取。采用灰度梯度信息作为距离图像平滑的先验约束条件, 构造距离平滑的先验分布能量函数

$$E_p = \sum_{i \in L} \sum_{i' \in N(i)} \omega(i, i') (D_i - D_{i'})^2, \quad (5)$$

$$\omega(i, i') = \exp \left[ \frac{-\beta^2(i, i')}{2\sigma_1^2} \right], \quad (6)$$

$$\beta(i, i') = \|I_i - I_{i'}\|_2, \quad (7)$$

式中  $N(i)$  表示  $i$  点的  $N$  阶邻域系统, 置信度权重函数  $\omega(i, i')$  表征了邻域内各像素的相互作用,  $\omega(i, i')$  越大表示相邻像素距离变化越平滑, 通过计算灰度相似核函数[(7)式]确定。  $I_i$  和  $I_{i'}$  分别为  $i$  点及其邻域内各像素对应的灰度值。  $\sigma_1$  为灰度相似核函数的标准差,  $\sigma_1$  越大, 表示邻域系统内像素距离值变化对灰度变化越敏感,  $\sigma_1$  一般定义为常量。根据 Hamersley-Clifford 定理<sup>[17]</sup>和贝叶斯理论, 将距离图像重构问题转化为最大后验概率(MAP)问题:

$$p(D|I, d) = \frac{1}{Z} \exp \left[ -\frac{1}{2} (E_g + E_p) \right], \quad (8)$$

式中  $Z$  为分割因子, 从而获取  $D$  的最优估计:

$$D = \arg \max_D [p(D|I, d)] = \arg \min_D (E_g + E_p), \quad (9)$$

此时可将求  $D$  的最大后验估计转化为全局能量函数  $(E_g + E_p)$  最小化问题。

### 3.2 权值优化分块自适应灰度-距离 MRF 重构模型构建

灰度-距离 MRF 贝叶斯估计可实现高分辨率距离图像的最优估计, 但在实际应用中存在诸多问题: 1) 无扫描三维成像激光雷达的优势在于对动目标的无失真成像, 而实际中单目图像分辨率可达百万像素量级, 当插值倍数较大时, 将导致  $D$  的维数很大, 这使得后验概率最大化过程运算量急剧增加, 不利于动目标成像的实时处理; 2) 无扫描激光雷达距离图像分辨率远低于灰度图像, 且存在大量随机噪声。当邻域系统内像素灰度值差异较大, 且低分辨率距离图像存在噪声时, 在平滑表面区域容易出现纹理拷贝问题<sup>[14]</sup>; 3) 由于标准模型置信度权重  $\omega(i, i') = \exp[-\|I_i - I_{i'}\|_2^2 / 2\sigma_1^2]$  仅考虑灰度梯度信息, 对于一些深度不连续但灰度值连续或深度连续但灰度不连续的特殊区域不具备稳健性, 容易造成图像结构特征丢失; 4) 灰度相似核函数标准差  $\sigma_1$  决定了距离变化对于灰度变化的敏感程度, 模型中  $\sigma_1$  为常量, 而在实际中不同的 MRF 邻域系统内具有不同的灰度相似核函数标准差, 常量  $\sigma_1$  无法适用于整个图像空间, 容易造成引导偏差。为解决上述问题, 在贝叶斯估计框架下引入分块插值策略、超像素分割边缘惩罚、引导距离图、自适应权值等思想, 以提高低分辨率距离图像的重构精度和速度, 克服边缘模糊、细节结构特征丢失、纹理拷贝等问题。

#### 1) 分块快速插值策略

为克服纹理拷贝问题, 文献[14]提出一种多边噪声预知滤波插值方法, 其思想是在表面平滑区域依赖于距离本身的差异, 而不是灰度差异, 而在距离突变的边缘区域, 则采用标准的联合双边滤波方法。但该方法在克服纹理拷贝问题的同时会导致一定程度的边缘模糊, 且具有较大的运算复杂度, 不利于实时处理。由于纹理拷贝现象只出现在目标表面平滑区, 由文献[18]可知: 对于表面平滑区域, 不考虑灰度信息的双线性插值方法与考虑灰度信息的标准 MRF 等插值方法相比, 在保证插值精度的同时具有更快的插值速度, 且可以克服纹理拷贝现象。为此, 提出一种分块快速插值策略, 在克服纹理拷贝现象的同时, 提高重构速度。具体实现方法如下。

对距离图像进行低通滤波, 以区分随机噪声和边缘; 设定如下判定条件: 设  $i$  点所在邻域  $N(i)$  内最大距离值和最小距离值分别为  $\max[N(i)]$  和  $\min[N(i)]$ , 且有  $\nabla[N(i)] = \max[N(i)] - \min[N(i)]$ 。当  $\nabla[N(i)] < \tau$  时, 则认为邻域系统  $N(i)$  为带有噪声的平滑区域, 此时采用双线性插值方法对  $N(i)$  插值, 无需灰度信息的约束; 当  $\nabla[N(i)] \geq \tau$  时, 则认为邻域系统  $N(i)$  为边缘区域, 此时将灰度信息作为引导条件。其中, 阈值  $\tau$  根据实际情况



况设定,主要考虑成像目标表面光滑度、细节区分要求等。 $\tau$  值越小,对图像细节结构区分越明显,但插值速度变慢,且容易造成纹理拷贝现象;反之亦然。采用分块处理的好处在于:①能够克服标准 MRF 方法带来的纹理拷贝问题;②在平滑区域采用双线性插值方法,能够在保证插值精度和不出现边缘过平滑的同时,提高对整个距离图像的插值速度。

### 2) 超像素分割边缘惩罚

距离图像边缘通常呈现像素灰度值的不连续性。为保护图像边缘和重要的图像细节,在先验分布能量函数中引入基于超像素分割的局部边缘惩罚。采用具有较高运算效率的简单线性迭代聚类(SLIC)方法对高分辨率灰度图像进行超像素分割<sup>[9]</sup>,根据超像素分割理论,具有类似纹理、亮度和颜色的图像块将被划为同一标记范围内。对较弱的边缘不给予能量惩罚,此时邻域系统内各像素在超像素分割中具有相同的标记,而对较强的边缘则给予适当的能量惩罚以减少边缘模糊,此时邻域系统内各像素在超像素分割中具有不同的标记。边缘惩罚权值  $\omega_s$  可表示为

$$\omega_s = \begin{cases} 1 & s(i) = s(i') \\ t_p & s(i) \neq s(i') \end{cases}, \quad (10)$$

式中  $s(\cdot)$  表示超像素分割标记序号,  $t_p$  表示给予的能量惩罚权值,范围为 0~1。

### 3) 空域距离核函数和灰度相似核函数双重引导

通过分析可知,标准模型的置信度权值函数仅与灰度相似核函数相关,未能充分利用三维图像的空域距离信息,是造成图像结构特征丢失的原因。综合使用空域距离核函数和灰度(颜色)相似核函数,通过加入引导距离图权值丰富置信度权值信息,有效保护图像的结构特征,提高灰度-距离 MRF 重构模型的稳健性。将空域距离核函数  $\omega_r(i, i')$  和灰度相似核函数  $\omega_l(i, i')$  的乘积作为置信度权重  $\omega(i, i')$ 。此外,考虑超像素分割能量惩罚权值,则

$$\omega(i, i') = \omega_s \omega_r(i, i') \omega_l(i, i'), \quad (11)$$

其中

$$\omega_r(i, i') = \exp \left[ \frac{-\|g_i - g_{i'}\|_2^2}{2\sigma_r^2} \right], \quad (12)$$

$$\omega_l(i, i') = \exp \left[ \frac{-\|I_i - I_{i'}\|_2^2}{2\sigma_l^2} \right], \quad (13)$$

式中  $\sigma_r$  为空域距离核函数的标准差,  $g_i$  和  $g_{i'}$  分别为  $i$  点及其邻域系统各点在引导距离图中的距离值,其中引导距离图  $\mathbf{g} = [g_1 \ g_2 \ \dots \ g_i \ \dots \ g_{N_i}]$  通过对原始低分辨率距离图双线性插值获取。通过加入引导距离图权值,可以有效保护图像的结构特征,提高方法的稳健性。

### 4) 置信度权值自适应改进

为提高置信度权重对不同图像邻域系统内灰度和距离变化的稳健性,针对不同的邻域系统,不仅要自适应确定灰度相似核函数标准差,而且应自适应确定空域距离核函数标准差。自适应灰度相似核函数标准差和空域距离核函数标准计算方法为

$$\sigma_l^2(i) = \frac{1}{n_i - 1} \sum_{i' \in N(i)} \|\mu_l(i) - I_{i'}\|_2^2, \quad (14)$$

$$\sigma_r^2(i) = \frac{1}{n_i - 1} \sum_{i' \in N(i)} \|\mu_r(i) - g_{i'}\|_2^2, \quad (15)$$

式中  $n_i$  为邻域内像素数目,  $\sigma_l(i)$ 、 $\sigma_r(i)$  分别表示  $N(i)$  对应的灰度相似核函数和空域距离核函数标准差,  $\mu_r(i)$ 、 $\mu_l(i)$  分别为  $i$  点所在邻域平均距离值和平均灰度值,且  $\mu_l(i) = \frac{1}{n_i} \sum_{i' \in N(i)} I_{i'}$ ,  $\mu_r(i) = \frac{1}{n_i} \sum_{i' \in N(i)} g_{i'}$ 。通过自适应确定置信度权值,可以减少对  $\sigma_l$  和  $\sigma_r$  的依赖,有效增强模型对不同邻域系统的适应能力。

综上所述,权值优化分块自适应灰度-距离 MRF 重构模型可表示为

$$D_i = \begin{cases} D_i^0, \nabla[N(i)] < \tau \\ \arg \min_{D_i} [E_g(i) + E_p(i)], \nabla[N(i)] \geq \tau \end{cases} \quad (16)$$

式中  $E_g(i) = \eta(D_i - d_i)^2$ ,  $E_p(i) = \sum_{i' \in N(i)} \omega_s \omega_r(i, i') \omega_1(i, i') (D_i - D_{i'})^2$  通过(4)~(15)式联立求取;  $D_i^0$  是对原始低分辨率距离图像进行双线性插值获取的  $i$  点距离向量。

### 3.3 全局能量函数快速优化算法

利用(16)式构造权值优化分块自适应灰度-距离 MRF 重构模型, 将  $D_i$  的最大后验估计问题转化为全局能量函数  $E_g(i) + E_p(i)$  的最小化问题。具体实现步骤如下:

1) 利用双线性插值获取与高分辨率灰度图像具有相同分辨率的初始距离图像  $D^0$ 。

2) 定义  $N(i)$  为像素  $i$  的 2 阶邻域系统, 遍历插值后的每个距离像素, 判断若  $\nabla[N(i)] < \tau$ , 则有  $D_i = D_i^0$ , 否则  $D_i = \arg \min_{D_i} [E_g(i) + E_p(i)]$ 。

3) 将全局能量函数  $E_g(i) + E_p(i)$  转化为关于  $D_i$  的正定二次函数形式, 即

$$E_g(i) + E_p(i) = f(D_i) = \frac{1}{2} \phi(i) D_i^2 - b(i) \phi(i) + c(i), \quad (17)$$

式中  $\phi(i) = 2\eta + 2 \sum_{i' \in N(i)} \omega_s \omega_r(i, i') \omega_1(i, i')$ ,  $b(i) = 2\eta d_i + 2 \sum_{i' \in N(i)} \omega_s \omega_r(i, i') \omega_1(i, i') D_{i'}$ ,  $c(i) = \eta d_i^2 + \sum_{i' \in N(i)} \omega_s \omega_r(i, i') \omega_1(i, i') D_{i'}^2$ 。

4) 将高维数矩阵  $D$  优化问题分解为针对多个邻域系统全局能量函数的并行处理, 采用共轭梯度法对  $f(D_i)$  进行迭代最小化, 当满足收敛条件时获取全局能量函数最小时的  $D_i$ 。

5) 将优化后的每个像素距离值  $D_i$  组成距离向量

$$D = [D_1 \ D_2 \ \dots \ D_i \ \dots \ D_{N_i}].$$

进而获取重构后的高分辨率距离图像。

## 4 实验结果与讨论

在 Matlab(2014a)环境下分别采用标准图像数据集和真实图像数据验证所提出的方法。第一组实验采用 Middlebury Stereo 图像数据集<sup>[20]</sup>, 从主观指标和客观指标方面比较了不同插值倍数下双线性插值、联合双边滤波、标准 MRF 和本文方法共 4 种方法的重构精度、速度和抗噪声能力。第二组实验采用标定好的 OK\_AM1530 单目相机和无扫描激光三维成像系统 32×32 LM-APDs 阵列获取的目标模型真实图像数据验证所提出方法的适用性。仿真计算机配置为: 处理器 Intel(R)Xeon(R)CPU E5-1607 v2 3.00 GHz, 内存 8.00 GB。

### 4.1 Middlebury Stereo 深度图像数据集实验

1) 标准深度图像实验

选择 Art 作为目标图像[图 3(a)], 将原始高分辨率距离图像(1088 pixel×1376 pixel)作为真值, 并分别按照 1/2、1/4、1/8、1/16、1/32 降采样作为待重构低分辨率距离图像, 之后从主观视觉效果和客观定量指标两方面比较本文方法、双线性插值、双边滤波和标准 MRF 获取×2、×4、×8、×16、×32 高分辨率距离图像重构效果。选择均方根误差( $E_{RMS}$ )和峰值信噪比( $R_{PSN}$ )作为定量评价指标, 其中:

$$\begin{cases} E_{RMS} = \frac{1}{N_i} \sum_{i=1}^{N_i} |\tilde{D}_i - D_i|^2 \\ R_{PSN} = 10 \lg \left( \frac{P^2}{E_{RMS}^2} \right) \end{cases}, \quad (18)$$

式中  $N_i$  为重构后的总像素数目,  $D_i$  和  $\tilde{D}_i$  分别为像素  $i$  的重构距离值和真实距离值,  $P$  为最大灰度值, 若每个像素灰度值用 8bit 表示, 则  $P = 255$ 。仿真中将距离值归一化到 [0, 1], 设定  $\eta = 1$ ,  $t_p = 0.7$ ,  $\tau = 0.001$ , 共轭梯度最大迭代次数为 100。SLIC 将图像分为 643 个超像素。相关实验结果如图 3 和表 1 所示。

如图 3 所示, 以 1/8 低分辨率距离图像(136 pixel×172 pixel)×8 重构视觉效果为例, 分析兴趣区域[图 3(a)黄色虚线框内]放大后的细节可知, 双线性插值[图 3(d)]存在明显的边缘模糊, 这是因为双线性插值假定邻域内

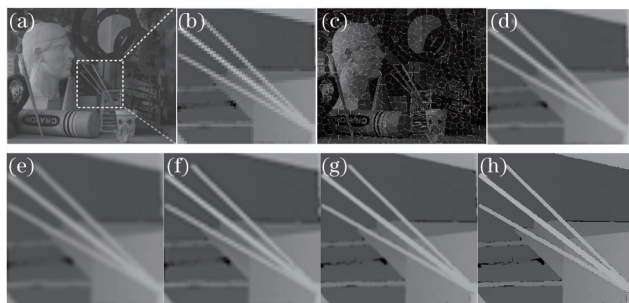


图3 不同方法×8重构视觉效果比较。(a) 高分辨率灰度图像;(b) 1/8 低分辨率距离图像;(c) SLIC超像素图像;(d) 双线性插值;(e) 双边滤波;(f) 标准MRF;(g) 本文方法;(h) 真实高分辨率距离图像(1088 pixel×1376 pixel)

Fig.3 ×8 reconstructed visual effects comparison of different methods. (a) HR grayscale image; (b) LR range image with 1/8 factor; (c) SLIC superpixel image; (d) bilinear interpolation; (e) bilateral filter; (f) standard MRF; (g) proposed method; (h) HR real image (1088 pixel×1376 pixel)

表1 四种方法的运行时间比较(单位:ms)

Table 1 Running time comparison of four methods (unit: ms)

|                        | ×2                  | ×4                 | ×8                 | ×16                | ×32                |
|------------------------|---------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
| Bilinear interpolation | 1.463               | 2.114              | 8.715              | 8.940              | 9.478              |
| Bilateral filter       | $0.313 \times 10^3$ | $1.20 \times 10^3$ | $1.84 \times 10^3$ | $3.96 \times 10^3$ | $7.74 \times 10^3$ |
| Standard MRF           | $7.2 \times 10^4$   | $8.4 \times 10^4$  | $10.1 \times 10^4$ | $11.1 \times 10^4$ | $12.3 \times 10^4$ |
| Proposed method        | $0.478 \times 10^3$ | $1.92 \times 10^3$ | $2.35 \times 10^3$ | $3.80 \times 10^3$ | $4.93 \times 10^3$ |

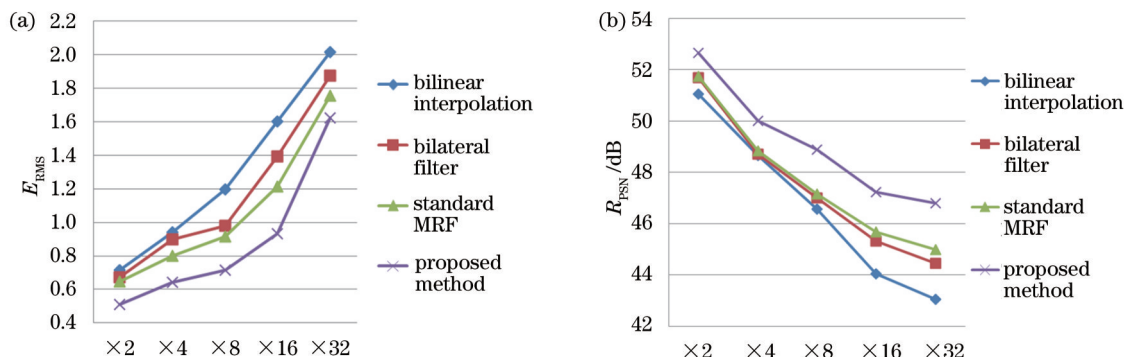


图4 四种方法的定量指标比较。(a)  $E_{RMS}$ ; (b)  $R_{PSN}$

Fig.4 Quantitative indexes comparison of four methods. (a)  $E_{RMS}$ ; (b)  $R_{PSN}$

像素距离值是线性变化的,未考虑灰度变化这一先验信息;而采用双边滤波[图3(e)]插值导致在深度不连续区域出现边缘过平滑问题,破坏了深度图像边缘结构;标准MRF[图3(f)]能够在一定程度上保护边缘结构,但由于过多依赖灰度信息,对深度不连续但灰度连续或深度连续但灰度不连续的特殊区域不具备稳健性,也存在一定的边缘模糊。对比图3(d)~(g)可发现,相比于双线性插值、双边滤波和标准MRF,本文方法[图3(g)]在保护图像边缘和细节结构方面具有明显优势。从图4和图5所示的定量重构精度比较来看,所提出方法在插值倍数×2、×4、×8、×16、×32时两种指标均优于其他三种方法,且随着插值倍数的增加, $E_{RMS}$ 和 $R_{PSN}$ 表征的指标性能逐渐变差,这说明重构精度与插值倍数近似成反比关系;相比于双线性插值、双边滤波和标准MRF, $E_{RMS}$ 平均降低约31.6%、23.9%和16.9%, $R_{PSN}$ 平均提高约5.21%、3.44%、3.01%。在运行时间方面(表1),双线性插值具有明显的优势,相比于标准MRF,通过在平滑区域采用双线性插值,在保证重构精度的同时,大大提高了整个算法的重构速度。综合重构精度和速度2个方面考虑,本文方法具有更优的综合性能。

## 2) 加噪声深度图像实验

为进一步验证算法的抗噪声能力,在标准深度图像Art中加入噪声,比较本文方法、双线性插值、双边滤

波和标准 MRF 的抗噪声能力。设图像噪声服从高斯分布  $N(0, \sigma_i^2)$ , 其中像素  $i$  的噪声标准差  $\sigma_i$  正比于所在像素距离值, 且  $\sigma_i = \xi d_i$ 。设比例系数  $\xi = 1\%$ , 图像重构结果如表 2 所示。

表 2 加噪声深度图像重构结果比较

Table 2 Comparison of reconstruction results using noisy range image

|                        | $E_{RMS}$ |        |        |        |        | $R_{PSN}$ |         |         |         |         |
|------------------------|-----------|--------|--------|--------|--------|-----------|---------|---------|---------|---------|
|                        | ×2        | ×4     | ×8     | ×16    | ×32    | ×2        | ×4      | ×8      | ×16     | ×32     |
| Bilinear interpolation | 1.6235    | 1.7412 | 1.9372 | 2.4967 | 2.9100 | 44.1653   | 43.5668 | 41.9973 | 40.0857 | 37.7489 |
| Bilateral filter       | 1.5741    | 1.699  | 1.8752 | 1.9120 | 2.2757 | 45.0946   | 44.7483 | 44.0120 | 42.9320 | 40.4547 |
| Standard MRF           | 1.5832    | 1.5801 | 1.6143 | 1.7133 | 2.3543 | 45.7346   | 44.7390 | 43.1428 | 42.6670 | 41.1998 |
| Proposed method        | 1.112     | 1.214  | 1.4192 | 1.7995 | 2.3250 | 48.9770   | 47.3981 | 46.5894 | 46.1243 | 45.7670 |

由表 2 可知, 本文方法在加入噪声的情况下仍表现出较优的性能, 低分辨率距离图像重构精度  $E_{RMS}$  和  $R_{PSN}$  指标整体优于其他 3 种方法, 且具有较大的提升, 说明了本文方法在噪声条件下仍具有较好的稳健性。

### 4.2 真实图像数据实验

由单目相机和无扫描激光三维成像雷达组成的融合成像系统如图 6(a)所示, 获取真实图像, 以进一步验证本文方法的适用性。其中单目相机为 OK-AM1530 灰度相机, 无扫描激光三维成像雷达采用 32×32 LM-APDs(德国 First Sensor 公司生产, 型号为 64AA0.04-9SMD)作为面阵探测器, 能够同时获取距离图像和相应的强度图像, 利用其自身强度图像进行标定。标定模板采用圆形特征靶标[图 6(b)、(c)], 选择圆心为特征点, 采用文献[21]标定方法获取二者内、外方位参数如表 3 所示。以某卫星缩比模型为成像目标, 测量距离为 1.95m, 获取的高分辨率灰度图像、低分辨率距离图像以及采用双线性插值和本文方法获取的重构距离图像如图 7 所示。将灰度图像转化为 8bit 灰度图像, 像素灰度值为  $\{0, 1, 2, \dots, 255\}$ 。以 Kinect 获取的距离图像作为距离图像真值, 如图 7(b)所示。

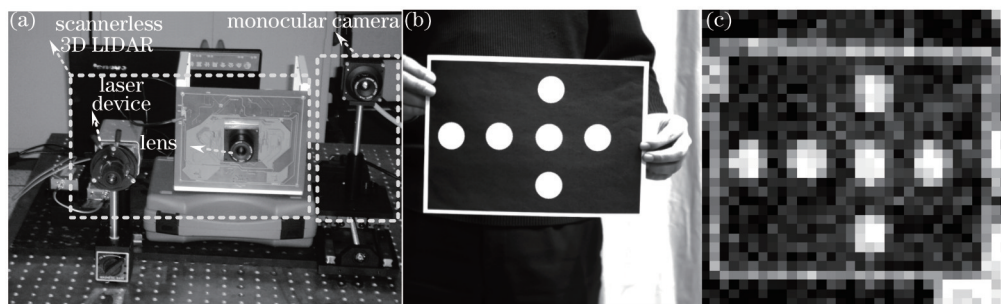


图 6 单目-无扫描激光三维成像雷达融合成像实验系统。(a) 实验系统布局; (b) 单目相机获取的标定模板图像 (1024 pixel×1024 pixel); (c) 无扫描三维成像激光雷达获取的标定模板强度图像(32 pixel×32 pixel)

Fig.6 Fusion image experiment system of monocular-scannerless 3D Lidar. (a) Experimental system layout; (b) calibrated template image (1024 pixel×1024 pixel) acquired from monocular camera; (c) calibrated template intensity image (32 pixel×32 pixel) acquired from scannerless 3D Lidar

表 3 融合成像系统主要参数

Table 3 Main parameters of the fusion imaging system

|                      | Focal length /mm | Pixel size / $\mu\text{m}^2$ | Field of view /( $^\circ$ ) | Resolution | Relative position /m                                    | Relative orientation  |
|----------------------|------------------|------------------------------|-----------------------------|------------|---|---|
| OK-AM1530            | 7.51             | 6.45×6.45                    | 23.7                        | 1024×1024  | $\begin{bmatrix} 0.008 \\ 0.207 \\ 0.115 \end{bmatrix}$ | $\begin{bmatrix} 0.9828 & 0.0107 & 0.1350 \\ -0.0225 & 0.9900 & 0.0128 \\ -0.1367 & -0.0154 & 0.9915 \end{bmatrix}$ |
| Scannerless 3D Lidar | 15.64            | 230×230                      | 13.3                        | 32×32      |   |   |



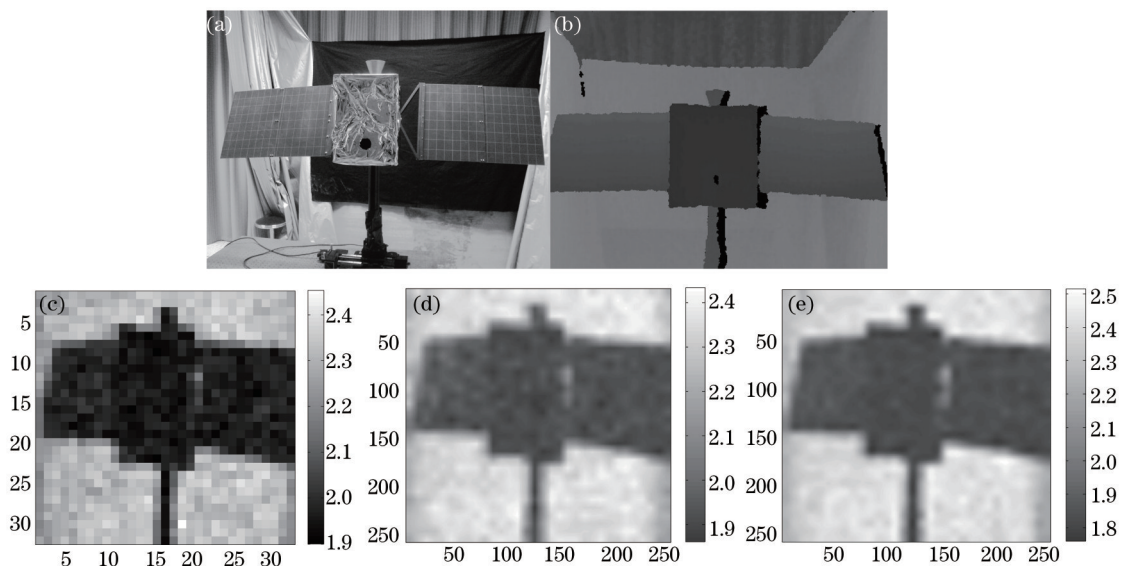


图7 真实图像重构结果。(a) 目标灰度图像; (b) Kinect 高分辨率距离图像(640 pixel×480 pixel); (c) 无扫描激光三维距离图像(32 pixel×32 pixel); (d) 双线性插值距离图像(256 pixel×256 pixel); (e) 本文方法距离图像(256 pixel×256 pixel)

Fig.6 Reconstruction results of real image. (a) Grayscale image of target; (b) Kinect HR range image (640 pixel×480 pixel); (c) scannerless 3D laser range image (32 pixel×32 pixel); (d) bilinear interpolation range image (256 pixel×256 pixel); (e) proposed algorithm range image (256 pixel×256 pixel)

表4 真实灰度、距离图像仿真定量结果比较

Table 4 Comparison of quantitative results using real grayscale and range images

|                        | $E_{RMS}$ | $R_{PSN} /dB$ | Mean range error /cm |
|------------------------|-----------|---------------|----------------------|
| Original range image   | 2.412     | 32.9800       | 10.2                 |
| Bilinear interpolation | 2.241     | 33.3450       | 8.00                 |
| Proposed algorithm     | 1.672     | 41.1800       | 5.60                 |

由真实图像实验结果可知,相比于双线性插值方法,本文方法在有效提高分辨率的同时,有效保护了图像边缘,能够克服边缘模糊问题,有效去除了成像中的随机噪声。在3D图像重构精度方面,通过定量比较(表4)得到原始距离图像分辨率从32 pixel×32 pixel提高到256 pixel×256 pixel时,双线性插值和本文方法的重构 $E_{RMS}$ 分别为2.241和1.672, $R_{PSN}$ 分别为33.3450和41.1800;统计原始图像的测距平均误差为10.2cm,采用双线性插值和本文方法重构后测距误差为8.0cm和5.6cm。分析可知,本文方法相对于原始距离图像和双线性插值方法,平均测距精度分别提高了45.1%和30.0%,验证了本文方法在无扫描3D激光雷达距离图像重构中具有较高的精度和较好的稳健性。但不难发现,重构后的距离图像仍存在一定的测量误差,相对误差约为3%,分析误差原因可能包括以下两个方面:1)作为真值的Kinect高分辨率距离图像本身就存在一定测量偏差;2)所采用的无扫描3D激光雷达分辨率很低,容易造成所构建的融合成像系统在标定阶段和灰度-距离图像像素配准过程中出现较大误差,从而导致后续重构性能下降,这也是下一步研究中需要重点考虑的。

## 5 结 论

提出一种基于权值优化分块自适应灰度-距离MRF的无扫描三维激光雷达距离图像重构方法。构建了灰度-距离MRF多层次相关图,通过分块快速插值策略、超像素分割边缘惩罚、核函数双重引导和置信度权值自适应改进等,提高了重构的综合性能。标准数据集和真实图像实验验证了所提出方法的可行性。但仍存在一些不足,以下工作值得下一步深入研究:1)进一步优化算法,以实现实时并行处理;2)开展复杂光照环境下的算法验证实验;3)探讨基于图像融合和超分辨率重构技术联合的高分辨率距离图像快速重构方法。

## 参 考 文 献

1 Zhao Wen, Han Shaokun, Kang Yanyan, *et al.*. Three dimensional flash imaging lidar range estimation via parameterized blind deconvolution[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(7): 0711002.

- 赵 文, 韩绍坤, 康艳艳, 等. 基于参数化盲反卷积的三维非扫描激光雷达距离估计[J]. 光学学报, 2014, 34(7): 0711002.
- 2 Tang Meng, Zhao Yuan, Zhang Yu, *et al.*. Simulation and experimental verification of gain-modulated scannerless lidar range image[J]. Chinese J Lasers, 2011, 38(4): 0414001.
- 唐 勳, 赵 远, 张 宇, 等. 增益调制非扫描激光雷达距离像的仿真及实验验证[J]. 中国激光, 2011, 38(4): 0414001.
- 3 Hao Gangtao, Du Xiaoping. Advances in optical measurement of position and pose for space non-cooperative target [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2013, 50(8): 080028.
- 郝刚涛, 杜小平. 空间非合作目标位姿光学测量研究现状[J]. 激光与光电子学进展, 2013, 50(8): 080028.
- 4 A I Mark, E Mark, O Mark, *et al.*. Geiger-mode avalanche photodiode focal plane arrays for three-dimensional imaging LADAR[C]. SPIE, 2010, 7808: 18080C.
- 5 Advanced Scientific Concepts Company. DragonEye 3D Flash LIDAR Space Camera [EB/OL]. [2014-05-20] <http://www.advancedscientificconcepts.com/products/older-products/dragoneye.html>.
- 6 Song Yishuo, Du Xiaoping, Zeng Zhaoyang. The key technology analysis of foreign 3D LADAR for space target[J]. Journal of Equipment Academy, 2014, 25(1): 55-60.
- 宋一铄, 杜小平, 曾朝阳. 国外空间目标激光三维成像雷达关键技术分析[J]. 装备学院学报, 2014, 25(1): 55-60.
- 7 K Masahiro, I Keigo, I Rei, *et al.*. Gain-modulated axis-vision camera (high speed high-accuracy depth-mapping camera)[J]. Opt Express, 2004, 12(22): 5336-5344.
- 8 Zhang Lichen, Wang Tao, Yin Fei, *et al.*. Fabrication of high responsivity GaAs-MSM optoelectronic self-mixing array[J]. Laser & Infrared, 2011, 41(8): 925-928.
- 张立臣, 汪 韬, 尹 飞, 等. 高响应度 GaAs-MSM 光电自混频面阵器件[J]. 激光与红外, 2011, 41(8): 925-928.
- 9 Song Yishuo. Research on the Key Technology of FMCW Scannerless 3D Imaging LADAR Receivers[D]. Beijing: Academy of Equipment, 2014: 100-120.
- 宋一铄. 调频连续波无扫描三维成像激光雷达接收关键技术研究[D]. 北京: 装备学院, 2014: 100-120.
- 10 Zhang Yong, Cao Xibin, Wu Long, *et al.*. Experimental research on small scale risley prism scanning imaging laser radar system[J]. Chinese J Lasers, 2013, 40(8): 0814001.
- 张 勇, 曹喜滨, 吴 龙, 等. 小面阵块扫描激光成像系统实验研究[J]. 中国激光, 2013, 40(8): 0814001.
- 11 J Diebel, S Thrun. An application of markov random fields to range sensing[C]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2005: 291-298.
- 12 Q Yang, R Yang, J Davis, *et al.*. Spatial-depth super resolution for range images[J]. IEEE Conference on CVPR, 2007: 1-8.
- 13 J Park, H Kim, Y W Tai, *et al.*. High quality depth map upsampling for 3D-TOF cameras[C]. ICCV, 2011: 1623-1630.
- 14 D Chan, H Buismam, C Theobalt, *et al.*. A noise-aware filter for real-time depth upsampling[C]. Workshop on Multi-Camera and Multi-Model Sensor Fusion Algorithms and Applications, 2008: 1-12.
- 15 A N Rajagopalan, A Bhavsar, F Wallhoff, *et al.*. Resolution enhancement of PMD range maps[C]. 30th DAGM Symposium Munich, 2008(5096): 304-313.
- 16 Zhang Xudong, Shen Yuliang, Hu Liangmei, *et al.*. Improved super-resolution reconstruction algorithm for PMD range image[J]. Journal of Image and Graphics, 2012, 17(4): 480-486.
- 张旭东, 沈玉亮, 胡良梅, 等. 改进的PMD距离图像超分辨率重建算法[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(4): 480-486.
- 17 He Feiyue, Tian Zheng, Fu Huijing, *et al.*. Efficient segmentation of SAR images using markov random field models with edge penalties and an adaptive weighting parameter[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(8): 0811004.
- 贺飞跃, 田 铮, 付辉敬, 等. 带边缘惩罚和自适应权马尔科夫随机场的合成孔径雷达图像快速分割[J]. 光学学报, 2013, 33(8): 0811004.
- 18 H Andreasson, R Triebel, A Lilienthal, *et al.*. Non-iterative vision-based interpolation of 3D laser scans[J]. Autonomous Robots and Agents Studies in Computational Intelligence, 2007, 76: 83-90.
- 19 R Achanta, A Shaji, K Smith, *et al.*. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274-2282.
- 20 D Scharstein, C Pal. Learning conditional random fields for stereo[C]. IEEE Computer Society Conference on CVPR, June, 2007: 1-8.
- 21 A Linarth, J Penne, B Liu, *et al.*. Fast fusion of range and video sensor data[J]. Advanced Micro systems for Automotive Applications, 2007, 16: 119-134.

栏目编辑: 苏 岑