

基于置信度传播和色度分割算法的深度估计

汪永宝¹, 杨红雨^{1,2}, 兰时勇^{1,2}

(1. 四川大学 计算机学院, 四川 成都 610065;

2. 视觉合成图形图像技术国家重点学科实验室, 四川 成都 610065)

摘要:为了提高图像序列深度估计的质量,提出了一种基于置信度传播和色度分割的全局匹配算法。首先,构造了包含匹配误差项和平滑性假设的能量函数,通过置信度传播算法来求取初始视差图序列。然后用均值漂移算法对每一帧进行色度分割,对每个色度分割区域分别进行全局匹配,得到新的视差图。最后,构造包含对极几何约束的新能量函数,使用置信度传播算法进行全局匹配和迭代优化,获取最终视差图序列。实验结果表明,文中算法可以得到高质量的深度图,能够改善图像噪声、弱纹理和物体遮挡等问题。

关键词:置信度传播;多视图几何;色度分割;对极几何;深度估计

中图分类号:TP391.4

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2015)09-0006-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.09.002

Depth Estimation of Algorithm Based on Belief Propagation and Color Segmentation

WANG Yong-bao¹, YANG Hong-yu^{1,2}, LAN Shi-yong^{1,2}

(1. College of Computer Science, Sichuan Univ., Chengdu 610065, China;

2. State Key Lab of Fundamental Sci. on Synthetic Vision, Chengdu 610065, China)

Abstract: In order to improve the quality of the depth estimation of the image sequence, a global matching algorithm based on belief propagation and color segmentation is proposed. First, the algorithm constructs a matching energy function that contains the matching error term and smoothness assumptions. Estimate the initial disparity map sequences through using the belief propagation algorithm. Then, the each frame is segmented into several color areas by employing the mean shift algorithm. For each of the divided color segmentation regions, respectively processing the global matching to obtain the new disparity maps. Finally, create a new energy function that contains a epipolar geometric constraints, to obtain the final disparity map sequences via belief propagation algorithm using global matching and iterative optimization. Experimental results demonstrate that the algorithm can get high-quality depth maps and improve image noise, textureless and occlusions problems.

Key words: belief propagation; multiple view geometry; color segmentation; epipolar geometry; depth estimation

1 概述

客观世界的三维(3D)场景除了包含色度信息外,还包括深度信息,然而在3D场景投影到摄像机的二维(2D)平面的过程中会损失深度信息,因此获取场景各点相对于摄像机的深度信息是计算机视觉中的重要任务之一,且充满挑战性,场景中各点相对于摄像机的深度信息可以用深度图(Depth Map)表示。深度信息的获取有着广泛的应用,包括三维重建^[1-2]、3D场景

中的目标跟踪^[3]、机器人导航^[4-5]等。

深度信息的获取有很多种方法,大致分为两个方向:一种是通过硬件直接获取深度信息,比如三维扫描仪^[6]、微软的深度相机 Kinect^[7]等设备;另一种是通过将多视图几何原理作用于普通2D图片序列,以此来提取深度信息。

想要获得高质量的深度图是很困难的,这主要是因为深度提取过程中包括图像噪声、遮挡、弱纹理像素等问题需要解决。

收稿日期:2014-12-15

修回日期:2015-03-17

网络出版时间:2015-08-26

基金项目:国家“863”高技术发展计划项目(2013AA013802)

作者简介:汪永宝(1991-),男,硕士生,研究方向为计算机视觉;杨红雨,博士生导师,研究方向为计算机图像处理和图形学、计算机仿真、实时软件工程。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20150826.1604.090.html>

早期的时候,人们通过采用局部匹配的方法^[8-9]获取深度图,比如 WTA (Winner-Takes-All) 算法。虽然该算法的速度快,但是估计的视差效果的精确度不够。后来,提出了全局匹配算法来估计深度值,包括基于置信度传播 (Belief Propagation, BP) 的匹配算法^[10]、基于图割 (Graph Cuts) 的匹配算法^[11-12]。与局部匹配算法相比,全局匹配算法可以得到较好的结果,深度估计结果更为准确,但复杂度较高,同时在物体的边界依然存在边缘肥胖效应。

为了得到高质量的深度图,文中构建了全局优化模型,即采用循环置信度传播^[13] (Loopy Belief Propagation, LBP) 和色度分割^[14-15]相结合的全局匹配算法。文中的实验对象均是视频数据帧,以此来验证该算法在视频帧中含有各种噪声、遮挡和弱纹理等问题的情况下,依然保持一定的鲁棒性。

2 视差模型

深度和视差是两个不同的概念,但是两者又有紧密的联系。双目立体几何模型^[16]可以很清楚地反映二者之间的关系。如图 1 所示,双目立体几何模型是由两个完全相同的摄像机,或者由一个摄像机在不同位置构成,摄像机焦点之间在 x 方向上的间距为基线距离 B 。在这个模型中,场景中的同一特征点在两个摄像机图像平面上的成像位置是不同的。

在图 1 中,场景点 P 在左、右图像平面中的投影点分为 P_l, P_r , 比较相似三角形 PMC_l 和 P_lLC_l , 可得:

$$\frac{x}{z} = \frac{x'_l}{F} \quad (1)$$

同理,从相似三角形 PNC_r 和 P_rRC_r , 可得:

$$\frac{x - B}{z} = \frac{x'_r}{F} \quad (2)$$

合并以上两式,可得:

$$z = \frac{B \cdot F}{x_l - x_r} \quad (3)$$

其中, F 是焦距; B 是基线距离; $(x'_l - x'_r)$ 是视差值。

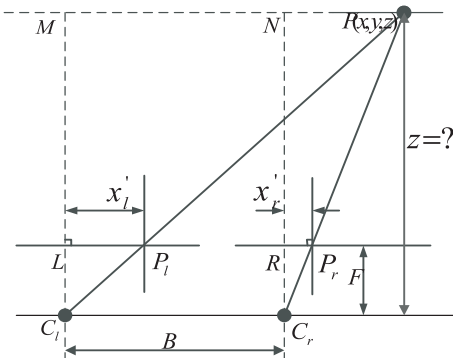


图 1 双目立体视觉的平面模型

3 初始化视差

3.1 符号表示

每一帧的摄像机矩阵用 $C_t = \{K_t, R_t, T_t\}$ 表示, 其中 K_t 是摄像机内参矩阵, R_t 是摄像机旋转矩阵, T_t 表示摄像机的平移量。而摄像机参数矩阵可以用华盛顿大学的运动恢复结构^[17] (Structure From Motion, SFM) 算法获得。 $F = \{f_t \mid t = 1, 2, \dots, n\}$ 表示从视频流中提取的 n 个图像帧序列, f_t 表示序号为 t 的一帧; $D = \{d_t \mid t = 1, 2, \dots, n\}$ 表示深度提取后得到的深度图序列, $f_t(x_i)$ 表示在 t 图像帧里的像素 x_i 的颜色值; z_{x_i} 表示图像中具体像素点 x_i 的深度值, 由公式 (3) 可以得到像素 x_i 的视差值:

$$d_{x_i} = (B \cdot F) / z_{x_i}$$

3.2 能量函数

在采用基于置信度传播算法进行深度估计时, 需要用到特定的能量函数。为了使得到的视差图结果具有鲁棒性, 文中用到的能量函数^[18]定义如下:

$$E(D; F) = \sum_{t=1}^n (E_d(d_t; F, D \setminus d_t) + E_s(D_t)) \quad (4)$$

该能量函数由匹配误差项和平滑性假设项构成, 匹配误差项 $E_d(d_t; F, D \setminus d_t)$ 表示视频帧 f_t 在当前深度图 d_t 时的所有像素匹配误差总和, $E_s(D_t)$ 作为罚函数^[19], 表示平滑性假设。

3.2.1 匹配误差项

在双目立体视觉中, 三维空间中的同一物体在不同视点的投影点存在着对极几何约束, 对极几何约束关系如图 2 所示。

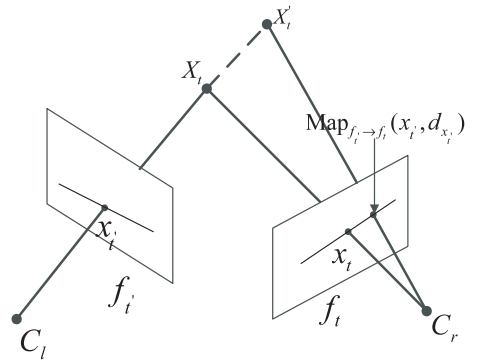


图 2 对极几何

图中, 三维空间场景一点 X_l 在图像帧 f_l 上的投影为 x_l , 在图像帧 f_r 上的投影为 x_r , 估计像素 x_l 的视差为 d_{x_l} , 在该视差的基础上, 计算此时像素 x_l 在图像帧 f_r 上的对应投影像素点, 用 $\text{Map}_{f_l \rightarrow f_r}(x_l, d_{x_l})$ 表示。对极几何的约束关系为:

$$x_l^T F x_r = 0 \quad (5)$$

其中, F 是基本矩阵。

根据公式 (5) 可知, 投影点 x_l, x_r 的齐次形式可以相互表示:

$$x_i^h \sim K_i R_i^T R_i K_i^{-1} x_i^h + d_{x_i} K_i R_i^T (T_i - T_i) \quad (6)$$

其中, x_i^h 和 x_i^b 分别是 x_i 和 x_i 的齐次表示。

为了表示 d_{x_i} 是像素 x_i 视差值时, 像素 x_i 的匹配误差, 定义:

$$L(x_i, d_{x_i}) = \sum_t p_c(x_i, d_{x_i}, f_t, f_i) \cdot p_v(x_i, d_{x_i}, d_i) \quad (7)$$

$p_c(x_i, d_{x_i}, f_t, f_i)$ 是像素 x_i 与 $\text{Map}_{f_i \rightarrow f_t}(x_i, d_{x_i})$ 之间的颜色匹配程度, 定义为:

$$p_c(x_i, d_{x_i}, f_t, f_i) = \frac{\sigma_c}{\sigma_c + \|f_i(x_i) - f_t(\text{Map}_{f_i \rightarrow f_t}(x_i, d_{x_i}))\|} \quad (8)$$

其中, σ_c 控制这个函数稳定性。

$p_v(x_i, d_{x_i}, d_i)$ 是投影点对 $\{x_i, \text{Map}_{f_i \rightarrow f_t}(x_i, d_{x_i})\}$ 之间在图像空间里的接近程度, 如图2所示, 也就是满足对极几何约束的可能性大小, 定义为:

$$p_v(x_i, d_{x_i}, d_i) = \max_{x_i^* \in W(x_i)} \exp\left(-\frac{\|x_i - \text{Map}_{f_i \rightarrow f_t}(x_i, d_{x_i}^*)\|}{2\sigma_d^2}\right) \quad (9)$$

其中, σ_d 是标准差; $W(x_i)$ 是以像素 x_i 为中心的窗口, 文中用到的是 5×5 的窗口。

噪声的存在会干扰对极几何中投影点对之间的估计, 因此这里采用了像素窗口来解决噪声干扰。通过此式的计算, 可以减小深度估计和最优化过程中的错误或噪声。

使用式(7), 构建式(4)中的匹配误差项 E_d , 即:

$$E_d(d_i; F, D \setminus d_i) = \sum_{x_i} (1 - u(x_i)) \cdot L(x_i, d_{x_i}) \quad (10)$$

其中, $u(x_i)$ 是一个归一化因子, 表示为

$$u(x_i) = 1 / \max_{d_{x_i}} L(x_i, d_{x_i})$$

分析式(7), 理想情况下, 如果三维空间场景中没有任何遮挡或者匹配错误, 则像素点 x_i 在帧 f_t 的映射像素点 $\text{Map}_{f_i \rightarrow f_t}(x_i, d_{x_i}) = x_i$, 正确的视差值会使得 $L(x_i, d_{x_i})$ 的值接近于1; 反之, 则使得 $L(x_i, d_{x_i})$ 的值很小, 接近于0。因此通过求得能量函数 $E_d(d_i; F, D \setminus d_i)$ 的最小代价, 可以得出所要估计的最优视差值。

3.2.2 平滑性假设

文中算法用到的平滑性假设项 $E_s(d_i)$ 定义如下:

$$E_s(d_i) = \sum_{x_i} \sum_{y_i \in N(x_i)} \lambda(x_i, y_i) \cdot \rho(d_{x_i}, d_{y_i}) \quad (11)$$

式中, $N(x_i)$ 是像素 x_i 的邻域集; $\lambda(x_i, y_i)$ 为平滑因子 (即罚因子); $\rho(d_{x_i}, d_{y_i})$ 为两像素点的视差差异。

将罚因子 $\lambda(x_i, y_i)$ 采用各向异性^[20]的方式定义, 可以保存物体边界视差的差异性, 也可以保证视差的骤变和像素的强度或颜色的骤变相吻合。定义如下:

$$\lambda(x_i, y_i) = \omega_s \cdot \frac{\mu_\lambda(x_i)}{\|f_i(x_i) - f_i(y_i)\| + \varepsilon} \quad (12)$$

其中, ω_s 是平滑强度; ε 控制着对比敏感度; $\mu_\lambda(x_i)$ 是标准化因子:

$$\mu_\lambda(x_i) = |N(x_i)| / \sum_{y_i \in N(x_i)} \frac{1}{\|f_i(x_i) - f_i(y_i)\| + \varepsilon} \quad (13)$$

为了保证罚因子 $\rho(d_{x_i}, d_{y_i})$ 具有鲁棒性, 将其定义为如下形式:

$$\rho(d_{x_i}, d_{y_i}) = \min\{|d_{x_i} - d_{y_i}|, \eta\} \quad (14)$$

其中, η 控制上界。

3.3 初始化视差图

初始化视差图之前, 文中定义了视差的范围 $[d_{\min}, d_{\max}]$, 将这个范围的视差值等距分配到 $m+1$ 个等级中, 则可得第 k 个等级:

$$d_k = d_{\min} + \frac{k}{m} \cdot (d_{\max} - d_{\min}), k = 0, 1, \dots, m \quad (15)$$

初始化时, 全部视频帧的视差图是未知的, 因此这里不可以对式(4)直接进行最小优化。通过剔除式(7)中的对极几何约束, 保留颜色一致性约束, 重新构造式(7):

$$L_{\text{init}}(x_i, d_{x_i}) = \sum_t p_c(x_i, d_{x_i}, f_t, f_i) \quad (16)$$

将式(16)导入到式(10)中, 继而得到了每一帧的新的匹配误差项 $E_d^{\text{init}}(d_i; F, D \setminus d_i)$ 和能量函数, 如下所示:

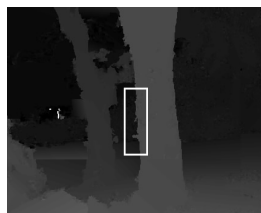
$$E_{\text{init}}^t(D; F) = E_d^{\text{init}}(d_i; F, D \setminus d_i) + E_s(d_i) \quad (17)$$



(a) 原图



(b) LBP 初始化视差图



(c) 边缘肥胖效应



(d) 色度分割后的边缘

图3 初始化结果

新的能量函数剔除了不同帧像素之间的对极几何约束关系, 因此可以单独处理每一帧, 应用 LBP^[21]的方法求取最小优化能量函数(17), 从而求得每一帧的视差图, 如图3(b)所示。在求取视差图过程中, 可能出现遮挡问题, 这里通过抽样的方法来选取匹配帧, 所抽样的匹配帧应该满足对应的投影点对在匹配帧中可见的条件。经过 LBP 初始化后的深度图对于部分区

域来说效果不错,但是不能完全满足图像中所有像素的视差估计效果,如在物体边界,相邻物体之间的视差不具备相关性,因此此时会在物体边界产生边缘肥胖效应,如图3(c)所示。

3.4 色度分割处理

为了解决这种边缘肥胖问题,文中采用均值漂移(Mean Shift)算法对原始图像进行色度分割,分割效果如图4所示。这里取的是各图形序列的第100帧。将每个色度分割区域内的像素集合作为整体分别进行全局匹配,在同一个色度分割区域内进行视差估计不会影响到其他色度分割区域的视差估计结果,进而可以消除边缘肥胖效应。

对原始图像进行色度分割后,形成若干个分割片,分片用 s_i 表示。将这些分割片看作3D平面^[22],则各分片 s_i 里的像素视差可表示为:

$$d_{x_i} = a_i x + b_i y + c_i \quad (18)$$

式中, a_i, b_i, c_i 表示平面 s_i 的参数; x, y 表示像素

x_i 的坐标。

通过文献[23]可定义 a_i, b_i, c_i ,如下所示:

$$\begin{cases} a_i = -n_x/n_z \\ b_i = -n_y/n_z \\ c_i = (n_x x + n_y y + n_z d_{x_i})/n_z \end{cases} \quad (19)$$

其中, n_x, n_y, n_z 为平面 s_i 的法向量坐标; $\vec{n} = (n_x, n_y, n_z)$ 。

将式(18)代入式(16)可知,求取平面 s_i 里像素的视差 d_{x_i} 的值等价于求变量 a_i, b_i, c_i ,则可以通过非线性连续最优的方法^[24]求取式(17)里的能量函数,通过初始法向量 $\vec{n} = (0, 0, 1)$ 将窗口变成向前平行窗口,则以此简化运算。

求取式(17)得到最优的 c_i^* ,再利用LM(Levenberg-Marquardt)算法^[25],求取 b_i 和 a_i ,再由式(18)来估计视差 d_{x_i} ,从而得到视差图序列。色度分割后深度图的边缘肥胖效应得到明显的改善,如图3(d)所示。



原图



色度分割结果

(a) Plant



原图

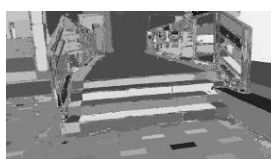


色度分割结果

(b) Statue



原图



色度分割结果

(c) Step



原图



色度分割结果

(d) Building

图4 色度分割结果

实验的视差图是经过两次迭代得到的。

4 迭代优化

在上一步中,得到了视差图初始化,利用色度分割提高弱纹理区域视差估计的质量,同时改善所得视差图的肥胖问题。但是在一些区域的效果依然不好,比如遮挡边缘区域。而且也没有考虑对极几何约束,得到的只是视频帧单独的视差估计。因此这里考虑帧与帧之间的对极几何约束,进行迭代捆绑优化处理,实现连续帧的视差估计,以达到较好的视差估计效果。

本步骤的能量函数采用式(4),该能量函数添加了对极几何约束,利用上一步的LBP算法迭代处理数据帧,每次迭代从第1帧开始,通过最小化能量函数,提取视差估计的结果。为了降低计算复杂度而又不失准确性,在估计第 t 帧时,仅仅提取其30个邻域帧来实现对极几何约束,同时固定邻域帧的视差值。文中

5 实验结果分析

文中实验所用到的硬件环境:CPU为Intel(R) Core(TM) i5-4570, 3.20 GHz,内存8.00 GB。软件环境:Windows 7, Microsoft Visual Studio 2008 开发平台。实验所用的一系列参数分别为 $\sigma_c = 10, \sigma_d = 3, m = 100, \eta = 0.05 * (d_{\max} - d_{\min}), \omega_s = 5 / (d_{\max} - d_{\min}), \varepsilon = 20$ 。为了达到实验良好的对比性,文中采用了不同分辨率的图像序列作为实验对象,实验数据均是视频帧数据所提取的图像序列,视频帧数据对于检验文中算法提出了很大的挑战。图像序列信息和处理耗时如表1所示。

通过表1得知,对比文献[10]中不同场景和不同分辨率的算法,文中算法在算法效率和处理能力上有

很大的改进,明显优于文献[10]的算法。通过前文的 LBP 初始化视差和迭代优化处理后,得到了文中的实验结果,如图 5 所示。对比文献[10]的算法结果,文中算法在不同场景的视差估计效果均好于文献[10]

算法的估计效果,对于视差图肥胖问题的解决,以及弱纹理区域和遮挡区域的视差估计结果,都好于文献[10]所提到的算法。



图 5 各图像序列第 100 帧的处理结果

表 1 图像序列的深度估计信息

| 序列名 | 分辨率 | 文献[10]算法 耗时/(s/帧) | 文中算法 耗时/(s/帧) |
|----------|-----------|----------------------|------------------|
| Plant | 432×240 | 13.14 | 6.35 |
| Statue | 432×240 | 11.98 | 5.83 |
| Step | 856×480 | 42.74 | 16.32 |
| Building | 1 280×720 | 141.20 | 32.68 |
| Booth | 1 280×720 | 140.05 | 32.43 |

6 结束语

文中使用了基于置信度传播和色度分割相结合的全局匹配算法来估计图像序列的深度信息。为了验证

文中算法的准确性和效率,同时也实现了部分文献的算法,以作对比使用。采用了包含平滑性假设和匹配误差的能量函数,经过实验验证,该能量函数可以更加准确地保证像素间视差的关联。实验结果表明,通过采用 SFM 算法获得摄像机参数矩阵后,再利用文中基于置信度传播和色度分割相结合的算法,可以获得较好的深度图,并且对图片噪声、弱纹理和遮挡问题有很好的处理能力。后续的工作主要是对算法进行优化,在保证算法性能的前提下,降低算法的复杂度。比如可以应用 CUDA 优化算法,以此来减少处理时间。

参考文献:

[1] Gargallo P, Sturm P F. Bayesian 3D modeling from images u-

- sing multiple depth maps[C]//Proc of CVPR. [s. l.]:[s. n.],2005:885-891.
- [2] 罗桂娥. 双目立体视觉深度感知与三维重建若干问题研究[D]. 长沙:中南大学,2012.
- [3] Viswannathan L,Ingolla E. Dynamics of attention in depth:evidence from multi-element tracking[J]. Perception,2002,31:1415-1437.
- [4] 肖占春. 基于双目立体视觉的机器人导航研究[D]. 长春:东北师范大学,2008.
- [5] Park S K, Kim M S, Lee C W. Mobile robot navigation based on direct depth and color-based environment modeling[C]//Proc of IEEE international conference on robotics and automation. [s. l.]:IEEE,2004:4253-4258.
- [6] 金 刚. 三维扫描仪中三维信息获取理论与技术研究[D]. 武汉:华中科技大学,2002.
- [7] Khoshelham K. Accuracy analysis of Kinect depth data[C]//Proc of ISPRS. [s. l.]:[s. n.],2011.
- [8] Collins R T. A space-sweep approach to true multi-image matching[C]//Proc of CVPR. San Francisco, CA:IEEE,1996:358-363.
- [9] Shi Chenbo, Wang Guijin, Pei Xiaokang, et al. Stereo matching using local plane fitting in confidence-based support window[J]. IEEE Transactions on Information and Systems, 2012, E95-D(2):699-702.
- [10] Rooagard A, Bargizar N, Cheng S, et al. Dense image registration using sparse coding and belief propagation[C]//Proceedings of the 5th international conference on signal processing and communication systems. Hawaii:IEEE,2011:1-5.
- [11] 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.
- [12] Kolmogorov V, Zabih R. What energy functions can be minimized via graph cuts? [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(2):147-159.
- [13] Zhang S B, Szeliski R. Extracting view-dependent depth maps from a collection of images[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 58(2):139-163.
- [14] 元 辉,李志斌,刘 微. 基于色度分割与图割算法的视差估计算法[J]. 华南理工大学学报:自然科学版,2013,41(2):12-18.
- [15] 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.
- [16] Hartley R, Zisserman A. 计算机视觉中的多视图几何[M]. 韦 穗,译. 合肥:安徽大学出版社,2002:158-177.
- [17] Pollefeys M, Gool L J V, Vergauwen M, et al. Visual modeling with a hand-held camera[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 59(3):207-232.
- [18] Zhang Guofeng, Jia Jiaya, Wong Tien-Tsin, et al. Consistent depth maps recovery from a video sequence[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(6):974-988.
- [19] 元 辉,常义林,刘晓仙,等. 保持空间准确度与时间一致性的深度估计算法[J]. 北京邮电大学学报,2010,33(4):26-29.
- [20] Pietro P, Jitendra M. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7):629-637.
- [21] 崔 恺,凌兴宏,姚望舒,等. 一种基于马尔科夫网的本体匹配算法[J]. 计算机工程,2013,39(11):209-213.
- [22] Tao H, Sawhney H S, Kumar R. A global matching framework for stereo computation[C]//Proceeding of the 8th international conference on computer vision. Vancouver:IEEE,2001:532-539.
- [23] 陈瑞芳. 基于双目立体视觉的视差估计算法研究[D]. 秦皇岛:燕山大学,2012.
- [24] Michalewicz Z, Deb K, Schmidt M, et al. Test_case generator for nonlinear continuous parameter optimization techniques [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2000, 4(3):197-215.
- [25] 张长胜,欧阳丹彤,岳 娜,等. 一种基于遗传算法和 LM 算法的混合学习算法[J]. 吉林大学学报:理学版,2008,46(4):675-680.

基于置信度传播和色度分割算法的深度估计


作者:

汪永宝, 杨红雨, 兰时勇, WANG Yong-bao, YANG Hong-yu, LAN Shi-yong

作者单位:

汪永宝, WANG Yong-bao(四川大学 计算机学院, 四川 成都, 610065), 杨红雨, 兰时勇, YANG Hong-yu, LAN Shi-yong(四川大学 计算机学院, 四川 成都 610065; 视觉合成图形图像技术国家重点学科实验室, 四川 成都 610065)

刊名:

计算机技术与发展 

英文刊名:

Computer Technology and Development

年, 卷(期):

2015 (9)

引用本文格式: 汪永宝. 杨红雨. 兰时勇. WANG Yong-bao. YANG Hong-yu. LAN Shi-yong 基于置信度传播和色度分割算法的深度估计 [期刊论文]-计算机技术与发展 2015 (9)