

对象引导的单幅散焦图像深度提取方法

袁红星, 吴少群, 安 鹏, 郑 悠, 徐 力

(宁波工程学院电子与信息工程学院, 浙江宁波 315016)

摘 要: 2D 图像转 3D 图像是解决 3D 影视内容缺乏的主要手段之一, 而深度提取是其中的关键步骤. 考虑到影视作品中存在大量散焦图像, 提出单幅散焦图像深度估计的方法: 首先通过高斯卷积将散焦图像转换成两幅模糊程度不同的图像; 其次计算这两幅图像在边缘处的梯度幅值比例, 进而根据阶跃信号与镜头的卷积模型得到边缘处的模糊度; 再次将边缘处的模糊度转换成图像的稀疏深度并利用拉普拉斯矩阵插值得到稠密深度图; 最后通过图像的视觉显著度提取前景对象, 建立对象引导的深度图优化能量模型, 使前景的深度趋于一致并平滑梯度较小区域的深度. 该方法利用对象引导的深度优化, 剔除了拉普拉斯矩阵插值引入深度图的纹理信息. 模拟图像的峰值信噪比和真实图像的视觉对比均表明该算法比现有方法有较大改善.

关键词: 2D 转 3D; 散焦图; 深度图; 视觉显著度; 深度图优化

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2014)10-2009-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.10.022

Object Guided Depth Map Recovery from a Single Defocused Image

YUAN Hong-xing, WU Shao-qun, AN Peng, ZHENG You, XU Li

(School of Electronics and Information Engineering, Ningbo University of Technology, Ningbo, Zhejiang 315016, China)

Abstract: 2D-to-3D conversion is a feasible solution to the problem of 3D-content deficiency. In the conversion, depth extraction from a single 2D image is the key step. We propose a depth estimation method based on edge-gradients ratio and object-guided energy model. First, we obtain two blurred images from the input defocused image via Gaussian smoothing using two different kernels. Then, we estimate the sparse depth map generated from the gradients ratio at edge locations in the two blurred images. Next, we recover the full depth map from the sparse depth map by matting Laplacian interpolation. Objects are then extracted from the input image by adaptive threshold binary segmentation on its visual saliency map. Finally, the refined depth map is obtained through object-guided depth filtering. Synthetic and real images experimental results both show that our algorithm is superior to the existing methods.

Key words: 2D-to-3D; defocused image; depth map; visual saliency; depth refinement

1 引言

从场景中获取深度是机器视觉研究领域中最重要问题之一^[1]. 近年来, 随着立体影视产业的蓬勃发展^[2], 市场对 3D 影视的需求日益旺盛, 但与之矛盾的是 3D 内容严重不足. 2D 转 3D 是解决这一问题的有效途径, 其核心是单幅图像的深度信息提取. 影视作品为凸显主角, 普遍采用局部区域聚焦的拍摄技术, 因而影视作品存在大量的散焦图像^[3]. 这些散焦图像的深度提取对于影视作品的 2D 转 3D 具有重要的意义.

利用散焦信息来恢复深度图的传统方法需要多幅散焦程度不同的图像^[4], 这难以用于已有影视作品的

2D 转 3D. Zhuo 等^[5]首先利用图像边缘处再模糊的梯度与原始梯度比例和深度的关系, 得到边缘处的稀疏深度图; 然后采用插值的方法得到稠密深度图. 这种方法仅需单幅图像即可恢复深度信息, 但因过度依赖于纹理信息, 在插值过程中容易将纹理信息传递到深度图, 使得估计深度与真实深度的差异较大. 如图 1(c) 中可以清楚看到女孩衣服和面部的纹理信息, 估计深度和真实深度的视觉差异很明显. 针对文献^[5]的问题, 在深度渐进变化的假设前提下, 本文提出一个对象引导的深度优化能量模型, 强制使前景对象的深度分布趋于一致, 同时尽量平滑梯度较小区域的深度.



图1 一个散焦图像深度图估计结果

2 相关研究

散焦图像的模糊程度与摄像机内部参数以及景深之间存在固定的映射关系^[6],因而可利用模糊度估计景物的深度信息.由于不存在立体视觉中遮挡和匹配歧义性等问题,基于散焦的深度估计逐渐受到人们关注.章权兵等^[6]提出不均匀散焦模型,从而可通过改变光圈指数得到模糊程度不同的图像,避免了图像的大小匹配问题.魏阳杰等^[7]针对获取多个散焦图像必须改变摄像机参数的问题,提出一种基于热辐射的全局散焦深度估计方法.刘红等^[8]提出一种基于整体变分的散焦图像深度估计方法,通过能量泛函中整体变分正则项和保真项之间的相互作用保证算法收敛于最优解,其优势是无需解不定问题的逆. Ben-Ari 等^[9]针对变分法计算量大的问题,提出一种新的快速显式扩散方法,并在图形处理器上予以并行实现.上述方法的问题是至少需要两幅模糊程度不同的图像,以根据同一对象散焦的差异进行对象表面的深度估计,这限制了它们在 2D 转 3D 方面的应用.

近年来,人们开始着力探讨单幅散焦图像的深度估计难题.史国凯等^[3]提出一种基于分割的单幅散焦图像深度估计方法,首先通过分割提取聚焦的前景和散焦的背景,然后采用人眼判断的半自动深度图模型匹配估计背景区域的初始深度,最后对前景分配单一深度值并结合背景深度得到最终的深度图.该方法提取的深度前后景差异感强,深度边界清晰,层次分明,但缺点是需要人工指派背景深度图的匹配模型.苏庆华等^[10]利用单幅散焦图像中的点扩散函数将单幅散焦图像的深度估计问题转换成两幅散焦图像的深度计算问题,从而可由单幅散焦图像计算出对象深度.但该方法需要对摄像机进行定标,以便由成像面和散斑半径估计对象表面的深度. Zhuo 等^[5]利用散焦图像再模糊的梯度与模糊前梯度的幅值比例估计图像边缘处稀疏深度图,并通过抠图拉普拉斯矩阵^[11]进行插值得到稠密的深度图.该方法对单幅低景深图像适用性较好,但用抠图拉普拉斯矩阵进行深度插值时会将图像的纹理信息迁移到深度图,使估计的深度图包含了不必要的

纹理信息.许义臣等^[4]在此基础上对图像进行过分割得到若干个超像素,然后将超像素内深度平均值作为该区域内所有像素的深度.这在一定程度上抑制了深度图上的纹理信息,但效果有限.

3 算法流程

本文算法流程如图 2 所示,主要分为稀疏深度图恢复、稠密深度图恢复、前景对象分割和基于对象引导能量模型的深度图优化四个部分:(1)稀疏深度图恢复,将输入图像进行两次高斯卷积,得到两幅模糊程度不同的图像,计算这两幅模糊图像在边缘处的梯度幅值比例,以此估计边缘处的模糊度并转换成稀疏深度图;(2)稠密深度图恢复,利用抠图拉普拉斯矩阵^[11]对稀疏深度图进行插值,得到稠密深度图;(3)前景对象分割,首先计算图像的视觉显著度,然后利用自适应阈值分割将其转换成二值分割图像;(4)深度图优化,建立对象引导的能量模型,通过数据项、平滑项和对象约束项,使优化后的深度图在尽量接近原始深度图的前提下,前景对象的深度分布趋于一致,梯度较小区域的深度趋于平滑.

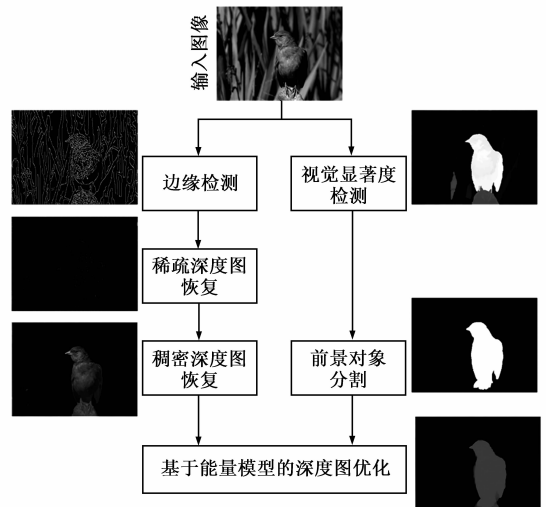


图2 本文算法流程

4 稀疏深度图恢复

根据文献[5],图像的模糊程度与景物深度呈非线性单调递增关系,因而可用图像的模糊度估计景物的相对深度.与文献[5]不同,本文对输入图像进行两次高斯模糊,然后用这两个模糊图像边缘处梯度幅值的比例估计模糊度.这样做的好处是,进行两次高斯模糊,可避免聚焦前景边缘处梯度较大,而散焦背景边缘处梯度较小,导致稠密深度插值和优化过程中背景深度被抑制.

以 1D 信号为例推导稀疏深度的计算,然后扩展到 2D 图像上.假设理想的阶跃边信号为: $f(x) = au(x) + b$,其中 a 和 b 分别表示边的幅度和偏移.镜头对输入信号的影响可用式(1)表示.式(1)中 $*$ 表示卷积, $g(x, \sigma)$ 是标准差为 σ 的高斯函数,即

$$g(x, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}$$

$$I(x) = f(x) * g(x, \sigma) \quad (1)$$

对 $I(x)$ 进行两次高斯模糊,标准差分别为 σ_1 和 σ_2 ,且 $\sigma_1 < \sigma_2$ (实验中设置为: $\sigma_2 = 1.5\sigma_1$).由式(2)和式(3)得到这两个模糊边信号的梯度.

$$\begin{aligned} \nabla I_1(x) &= \nabla (I(x) * g(x, \sigma_1)) \\ &= \nabla ((au(x) + b) * g(x, \sigma) \\ &\quad * g(x, \sigma_1)) \\ &= \frac{a}{\sqrt{2\pi(\sigma^2 + \sigma_1^2)}} e^{-\frac{x^2}{2(\sigma^2 + \sigma_1^2)}} \end{aligned} \quad (2)$$

$$\nabla I_2(x) = \frac{a}{\sqrt{2\pi(\sigma^2 + \sigma_2^2)}} e^{-\frac{x^2}{2(\sigma^2 + \sigma_2^2)}} \quad (3)$$

两个模糊边信号的梯度幅值比例如式(4)所示:

$$\frac{|\nabla I_1(x)|}{|\nabla I_2(x)|} = \sqrt{\frac{\sigma^2 + \sigma_2^2}{\sigma^2 + \sigma_1^2}} e^{\left(\frac{x^2}{2(\sigma^2 + \sigma_2^2)} - \frac{x^2}{2(\sigma^2 + \sigma_1^2)}\right)} \quad (4)$$

由于 $\sigma_1 < \sigma_2$,式(4)在边缘 $x = 0$ 处取得最大值:

$$R = \frac{|\nabla I_1(0)|}{|\nabla I_2(0)|} = \sqrt{\frac{\sigma^2 + \sigma_2^2}{\sigma^2 + \sigma_1^2}} \quad (5)$$

对式(5)进行重写,得到:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sigma_2^2 - R^2\sigma_1^2}{R^2 - 1}} \quad (6)$$

对 2D 图像而言,可分别进行水平方向上的高斯卷积和垂直方向上的高斯卷积,从而将 2D 问题转为 1D 问题.分别用 ∇I_x 和 ∇I_y 表示图像在水平方向和垂直方向上的梯度,则像素点 (x, y) 处的梯度幅值为:

$\|\nabla I(x, y)\| = \sqrt{(\nabla I_x(x, y))^2 + (\nabla I_y(x, y))^2}$, 同样得到式(6)所示的结果.式(6)表明可对散焦图像进行两次不同程度模糊后,用梯度幅值比例估计边缘处

的模糊度.得到模糊度后,本文根据文献[12]的方法将其转换成稀疏深度图.

正常情况下,式(5)应满足式(7)所示的约束条件.本文在所有满足式(7)约束的边缘处用式(6)估计模糊度,并转换成边缘处的深度估计值.

$$1 < R < \frac{\sigma_2}{\sigma_1} \quad (7)$$

图 3 是一个稀疏深度估计的实验结果,分别用文献[5]和本文方法估计图像边缘处模糊度作为其稀疏深度,然后用本文的插值和优化方法得到最终深度图.从图 3(a)可看出,由于前景聚焦较好,其模糊度和背景的差异较大,经插值、优化后背景深度被抑制,从图 3(b)中几乎看不出背景的深度信息;而本文采用两次高斯模糊后,弥补了前后景的这种过大差异,如图 3(d)所示,最终估计的深度图能够清楚看到背景树叶的深度.

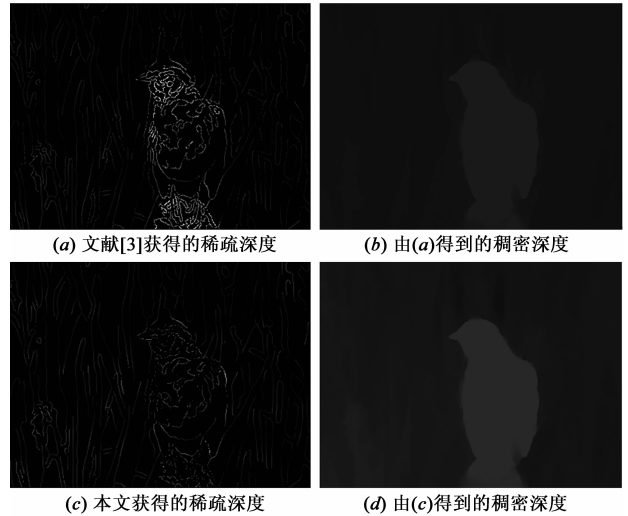


图 3 两种稀疏深度图估计方法比较

5 稠密深度图恢复

与文献[5]类似,本文采用抠图拉普拉斯矩阵^[11]进行深度插值,由稀疏深度图得到稠密深度图.假设图像的宽度和高度分别为 w 和 h ,将待估计的稠密深度图 D 表示成 $w \times h$ 维的列矢量 d ,即 $d(y \times w + x) = D(x, y)$.同时把稀疏深度图 D_s 也表示成 $w \times h$ 维的列矢量 d_s ,若 (x, y) 处位于图像边缘,则 $d_s(y \times w + x) = D_s(x, y)$,否则 $d_s(y \times w + x) = 0$.则深度图插值可转换成最小化式(8)的计算过程.

$$E(d) = d^T L d + \lambda (d - d_s)^T \Lambda (d - d_s) \quad (8)$$

假若 $N = w \times h$,则式(8)中 L 是 $N \times N$ 的抠图拉普拉斯矩阵,其 i 行 j 列的元素定义如式(9)所示; Λ 为 $N \times N$ 的单位对角矩阵,若第 i 个像素点位于图像边缘,则 $\Lambda(i, i) = 1$,其余位置处的 Λ 元素值均为 0; λ 用于

控制稠密深度图在边缘处与稀疏深度图的逼近程度,其值越大,则两者在边缘处越接近.

$$L(i, j) = \sum_{k(i,j) \in w_k} \left(\delta_{ij} - \frac{1}{9} \left(1 + (\mathbf{I}_i - \mu_k)^T (\boldsymbol{\Sigma}_k - \frac{\epsilon}{9} \mathbf{U}_3)^{-1} (\mathbf{I}_i - \mu_k) \right) \right) \quad (9)$$

式(9)中 δ_{ij} 为克罗内克函数; w_k 是一个 3×3 的窗, 将图像上每个像素点都视为一个 3×3 的窗中心; \mathbf{I}_i 表示第 i 个像素点 RGB 颜色构成的列矢量, 即 $\mathbf{I}_i = [R_i, G_i, B_i]^T$; μ_k 和 $\boldsymbol{\Sigma}_k$ 分别表示窗 w_k 内像素点的颜色均值和协方差矩阵; \mathbf{U}_3 为 3×3 的单位矩阵.

为最小化式(8), 将 $E(\mathbf{d})$ 对 \mathbf{d} 求导并令其为 0, 得到式(10). 通过求解式(10)即可得到稠密深度图.

$$(\mathbf{L} + \lambda \boldsymbol{\Lambda}) \mathbf{d} = \lambda \boldsymbol{\Lambda} \mathbf{d}_s \quad (10)$$

6 基于对象引导的深度图优化

6.1 能量模型

深度图优化的能量模型如式(11)所示, 包括数据代价 E_D 、平滑代价 E_S 和前景对象代价 E_0 , 其中 i 表示像素点的索引号, α 和 β 分别为平滑代价和前景对象代价的权重.

$$E(\hat{\mathbf{d}}) = \sum_i E_D(\hat{\mathbf{d}}_i) + \alpha E_S(\hat{\mathbf{d}}_i) + \beta E_0(\hat{\mathbf{d}}_i) \quad (11)$$

数据代价用于度量优化前后深度的差异, 本文在尽量保持原始深度信息的前提下剔除混入深度图的纹理信息, 定义如式(12)所示, 其中 $\hat{\mathbf{d}} \in \mathbf{R}^N$, $\boldsymbol{\delta}_i \in \mathbf{R}^N$, $\varphi(\cdot) = \sqrt{\cdot}$. $\boldsymbol{\delta}_i$ 只有第 i 个元素为 1, 其余元素均为 0.

$$E_D(\hat{\mathbf{d}}_i) = \phi((\boldsymbol{\delta}_i^T \hat{\mathbf{d}} - \mathbf{d}_i)^2) \quad (12)$$

平滑代价使深度图在梯度较小的区域趋于一致, 定义如式(13)所示, 其中 s_i^x 和 s_i^y 分别表示深度图在水平、垂直方向上梯度调制的 Sigmoidal 函数, 即 $s_i^x = (1 + e^{(1/\sigma_i^x)(\hat{\mathbf{d}}_i^x - 0.05)/0.01})^{-1}$, $s_i^y = (1 + e^{(1/\sigma_i^y)(\hat{\mathbf{d}}_i^y - 0.05)/0.01})^{-1}$; $\mathbf{G}_x \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 和 $\mathbf{G}_y \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 分别表示水平和垂直方向梯度算子构成的矩阵.

$$E_S(\hat{\mathbf{d}}_i) = s_i^y \phi((\boldsymbol{\delta}_i^T \mathbf{G}_x \hat{\mathbf{d}})^2) + s_i^x \phi((\boldsymbol{\delta}_i^T \mathbf{G}_y \hat{\mathbf{d}})^2) \quad (13)$$

前景对象代价强制使前景的深度与其相连地平面的深度一致. 假设 \mathbf{m} 表示二值分割掩膜构成的列矢量, 若第 i 个像素点属于前景对象则 $m_i = 1$, 否则 $m_i = 0$; \mathbf{M} 为分割掩膜中与地平面接触的连通单元深度构成的列矢量. 则 E_0 的定义如式(14)所示.

$$E_0(\hat{\mathbf{d}}_i) = m_i \phi((\boldsymbol{\delta}_i^T \hat{\mathbf{d}} - \mathbf{M}_i)^2) \quad (14)$$

6.2 前景对象分割

式(11)所示的能量代价依赖于前景对象的提取, 这里采用文献[13]的思路进行对象分割. 首先, 利用文献[13]的算法计算输入图像的视觉显著度 \mathbf{S} ; 其次, 通过

文献[14]的过分割算法将输入图像划分成若干个超像素; 再次, 将超像素内所有像素的显著度平均值作为该区域的显著度; 最后, 根据式(15)计算自适应阈值 T_a , 若某个超像素的显著度大于 T_a , 则将其划分为前景对象, 否则认为是背景. 式(15)中 \mathbf{S}_i 表示第 i 个像素的显著度.

$$T_a = \frac{2}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{S}_i \quad (15)$$

6.3 最优化求解

为求解式(11), 将它对 $\hat{\mathbf{d}}$ 求导并令其为 0, 得到的结果如式(16)所示. 其中, 为简化代价函数的求解, 用上一次迭代的深度图计算 s_i^x 和 s_i^y , 即它们和当前迭代的深度变量无关, 因而它们在求导中被视为常数.

$$\begin{aligned} \sum_i \{ & \varphi'((\boldsymbol{\delta}_i^T \hat{\mathbf{d}} - \mathbf{d}_i)^2) (\boldsymbol{\delta}_i^T \hat{\mathbf{d}} - \mathbf{d}_i) \boldsymbol{\delta}_i \\ & + s_i^y \phi'((\boldsymbol{\delta}_i^T \mathbf{G}_x \hat{\mathbf{d}})^2) \boldsymbol{\delta}_i^T \mathbf{G}_x \hat{\mathbf{d}} \mathbf{G}_x^T \boldsymbol{\delta}_i \\ & + s_i^x \phi'((\boldsymbol{\delta}_i^T \mathbf{G}_y \hat{\mathbf{d}})^2) \boldsymbol{\delta}_i^T \mathbf{G}_y \hat{\mathbf{d}} \mathbf{G}_y^T \boldsymbol{\delta}_i \\ & + \phi'((\boldsymbol{\delta}_i^T \hat{\mathbf{d}} - \mathbf{M}_i)^2) (\boldsymbol{\delta}_i^T \hat{\mathbf{d}} - \mathbf{M}_i) \boldsymbol{\delta}_i \} = 0 \end{aligned} \quad (16)$$

根据文献[15], 对于式(16), 可采用迭代变权重最小二乘法 (Iterative Reweighted Least Square, IRLS) 予以求解, 具体步骤如下所示:

步骤 1 根据上次迭代得到的深度图计算权重: $w_1(i) = \phi'((\boldsymbol{\delta}_i^T \hat{\mathbf{d}} - \mathbf{d}_i)^2)$, $w_2(i) = s_i^y \phi'((\boldsymbol{\delta}_i^T \mathbf{G}_x \hat{\mathbf{d}})^2)$, $w_3(i) = s_i^x \phi'((\boldsymbol{\delta}_i^T \mathbf{G}_y \hat{\mathbf{d}})^2)$, $w_4(i) = \phi'((\boldsymbol{\delta}_i^T \hat{\mathbf{d}} - \mathbf{M}_i)^2)$, 其中 $i = 1, 2, \dots, N$. 第一次迭代时用式(10)的解 \mathbf{d} 作为上次迭代的深度图.

步骤 2 将式(16)表示成矩阵形式, 如式(17)所示, 然后利用加权最小二乘法求解 $\hat{\mathbf{d}}$. 式(17)中, $\boldsymbol{\Lambda}_{w_1}$ 表示由 $w_1(i)$, $i = 1, 2, \dots, N$ 构成的 $N \times N$ 对角矩阵, 即 $\boldsymbol{\Lambda}_{w_1}(i, i) = w_1(i)$, $\boldsymbol{\Lambda}_{w_2}$ 、 $\boldsymbol{\Lambda}_{w_3}$ 和 $\boldsymbol{\Lambda}_{w_4}$ 的定义与此类似; $\mathbf{b} \in \mathbf{R}^N$, 其第 i 个元素定义为: $\mathbf{b}_i = w_1(i) \mathbf{d}_i + w_4(i) \mathbf{M}_i$.

$$(\boldsymbol{\Lambda}_{w_1} + \mathbf{G}_x^T \boldsymbol{\Lambda}_{w_2} \mathbf{G}_x + \mathbf{G}_y^T \boldsymbol{\Lambda}_{w_3} \mathbf{G}_y + \boldsymbol{\Lambda}_{w_4}) \hat{\mathbf{d}} = \mathbf{b} \quad (17)$$

步骤 3 若迭代到达指定次数 (实验中迭代次数均设为 10), 退出; 否则跳到步骤 1.

式(17)的求解涉及到矩阵求逆和矩阵矢量乘法运算, 因而利用 IRLS 求解式(11)的时间复杂度为 $O((w \times h)^3)$.

7 实验结果与分析

算法实验采用了清华大学宽带网数字媒体技术实验室提供的测试数据^[16]和因特网上随机搜索的图像. 在这些测试图像上, 将所提算法和文献[5]算法估计的深度图进行性能比较. 所提算法参数设置如下: $\sigma_1 = 1$, $\sigma_2 = 1.5$, $\lambda = 0.01$, $\alpha = 50$, $\beta = 10$. 实现时将文献[5]中的稀疏深度图估计替换成本文第 4 节所示的方法, 稠密深

度图插值方法不变.本文和文献[5]的稠密深度图插值采用相同的参数.对于式(10)和式(17)的求解,采用了预处理共轭梯度算法^[17].边缘检测利用了 MATLAB 提供的 canny 边缘检测函数.

7.1 模拟低景深图像实验

根据文献[18]的方法将清华大学宽带网数字媒体技术实验室提供的测试图像进行遮挡处理的深度模糊,得到模拟的低景深图像.图 4 给出了这些模拟的低景深图像深度估计结果.从图 4(b)可看出,真实深度图前后景区分度高,且同一个对象的深度分布渐进变化,仅在对象边界处出现深度跳变.图 4(c)为文献[5]估计

的深度图,前后景均包含大量的纹理信息,与真实深度图差异较大.本文采用对象引导能量模型对其优化后,混入深度图的纹理信息被消除,前后景的深度层次感更强,深度分布的变化更加接近真实深度图.虽然与文献[5]相比,本文估计的深度图质量有较大改善,但在对象边界处与真实深度图仍存在差异,如图 4 中第 1 行图像女孩的手臂、第 3 行图像人的帽子处深度图的轮廓与对象没有完全对齐.这是因为进行对象引导的深度优化时依赖于对象分割的质量,如果分割质量较差,则会影响到估计深度图的对象轮廓.



图 4 模拟低景深图像深度估计结果

表 1 给出了文献[5]和本文方法对图 4 中四个测试图像估计深度图的 PSNR.表中图像 1、2、3 和 4 分别对应图 4 中第 1、2、3 和 4 行的测试图像.从表中可看出,与文献[5]相比,本文方法 PSNR 提高 1.5dB 以上,其中图像 4 的 PSNR 提高了 5.1dB.定量比较结果同样表明本文方法估计的深度图比文献[5]更接近真实的深度图.

表 1 本文方法和文献[5]的 PSNR 比较(单位: dB)

测试图像	图像 1	图像 2	图像 3	图像 4
文献[5]	16.7	12.9	16.8	9.9
本文方法	18.5	15.5	19.6	15.0

计深度的 PSNR.开始阶段 PSNR 随着 β 值的增大线性增大,但之后 β 值对 PSNR 的影响越来越小.这是因为

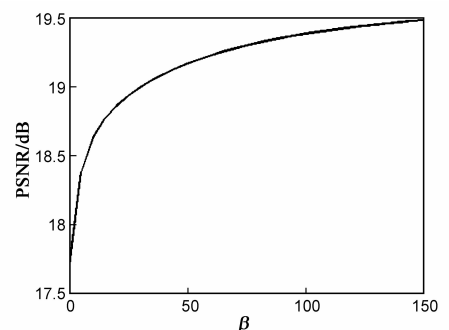


图 5 前景对象代价权重对深度图优化的影响

图 5 是在不同前景对象代价权重下测试图像 1 估

β 增大到一定值时,对象内部深度的均匀性已难以再继续改善,因而 β 值对深度优化的贡献开始减小.

7.2 真实低景深图像实验

图 6 是真实低景深图像的深度估计结果.从图 6 (b) 可看出,文献[5]估计的深度图包含了大量的纹理信息,深度跳变较大,如图 6 第 1 行小孩左右眼的深度差异过大,同样第 2 行女孩眼睛和面部的深度变化也较大,这不符合实际情况,在通常情况下这些区域的深度

应该非常接近.如果直接将文献[5]估计的深度图用在 2D 转 3D 上,将造成 3D 图像立体感突变较多,影响用户的视觉舒适度.本文估计的深度图变化趋于平缓,混入深度图的纹理被消除,同一个对象的深度分布基本一致,如图 6 中小孩、女孩和小狗的深度基本都趋于一致,深度跳变主要发生在对象边界处,这符合深度传感器拍摄深度的变化规律.



(a) 输入图像

(b) 文献[5]估计的深度图

(c) 本文估计的深度图

图6 真实低景深图像深度估计结果

8 总结

单幅散焦图像的深度提取对于 2D 转 3D 具有重要的现实意义.本文对基于边缘处梯度幅值比例求模糊度来估计深度的方法进行了以下改进:(1)稀疏深度图提取采用两次高斯模糊的图像边缘处梯度幅值比例求模糊度的方法,避免了背景深度被过度抑制问题;(2)通过视觉显著度提取前景对象并建立对象引导的能量模型,用于深度图的优化,使得最终的深度图分布更加接近深度传感器拍摄信号的分布规律,即同一对象的深度渐进变化,深度跳变只出现在对象边界处.模拟低景深图像的实验结果表明,该方法比现有方法 PSNR 提高 1.5dB 以上.本文方法尚需改进的地方是,估

计深度图的对象轮廓依赖于对象分割的质量.下一步我们将研究前景对象分割的软约束方法,以降低深度图优化对分割结果的依赖程度.

参考文献

- [1] 伍春洪,杨扬,游福成.一种基于 Integral Imaging 和多基线立体匹配算法的深度测量方法[J].电子学报,2006,34(6):1090-1095.
Wu Chunhong, Yang Yang, You Fucheng. A depth measurement approach based on integral imaging and multiple-baseline stereo matching algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(6): 1090 - 1095. (in Chinese)
- [2] 侯春萍,袁万鑫,沈丽丽.视差式立体信息采集、感知几何

- 模型及舒适观看区研究综述[J]. 电子学报, 2013, 41(3): 561 – 569.
- Hou Chunping, Yuan Wanxin, Shen Lili. The acquisition, perception geometric model and the comfortable viewing zone in stereoscopic video system: a review [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(3): 561 – 569. (in Chinese)
- [3] 史国凯, 王琼华, 李大海, 等. 基于分割的离焦图像深度图提取方法[J]. 液晶与显示, 2012, 27(2): 229 – 234.
- Shi Guokai, Wang Qionghua, Li Dahai, et al. Method for depth map extraction of defocused image based on segmentation [J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2012, 27(2): 229 – 234. (in Chinese)
- [4] 许义臣, 孟传良. 基于边缘梯度的散焦图像深度恢复[J]. 贵州大学学报(自然科学版), 2012, 29(6): 68 – 71.
- Xu Yichen, Meng Chuanliang. Depth map recovery of defocus image based on edge gradients [J]. Journal of Guizhou University (Natural Sciences), 2012, 29(6): 68 – 71. (in Chinese)
- [5] SZhuo, T Sim. Defocus map estimation from a single image [J]. Pattern Recognition, 2011, 44(9): 1852 – 1858.
- [6] 章权兵, 徐颜, 张爱明, 等. 利用不均匀散焦模型获取景物深度信息[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(26): 166 – 168.
- Zhang Quanbing, Xu Yan, Zhang Aiming, et al. Depth from defocus based on uneven defocusing model [J]. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(26): 166 – 168. (in Chinese)
- [7] 魏阳杰, 董再励, 吴成东. 摄像机参数固定的全局离焦深度恢复[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(12): 1811 – 1817.
- Wei Yangjie, Dong Zaili, Wu Chengdong. Global depth from defocus with fixed camera parameters [J]. Journal of Image and Graphics, 2010, 15(12): 1811 – 1817. (in Chinese)
- [8] 刘红, 李艳. 一种利用整体变分的深度恢复算法[J]. 小型微型计算机系统, 2011, 32(3): 543 – 546.
- Liu Hong, Li Yan. Algorithm of depth recovery using total variation [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2011, 32(3): 543 – 546. (in Chinese)
- [9] R Ben-Ari, G Raveh. Variational depth from defocus in real-time [A]. Proceedings of the 3rd IEEE Workshop on GPU for Computer Vision [C]. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2011. 522 – 529.
- [10] 苏庆华, 赵剡, 杨奎, 等. 单幅散焦图像深度计算方法[J]. 红外, 2013, 34(5): 16 – 22.
- Su Qinghua, Zhao Yan, Yang Kui, et al. Calculation method of depth in single defocused image [J]. Infrared, 2013, 34(5): 16 – 22. (in Chinese)
- [11] ALevin, D Lischinski, Y Weiss. A closed-form solution to natural image matting [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis, 2008, 30(2): 228 – 242.
- [12] L Vosters, G Haan. Efficient and stable sparse-to-dense conversion for automatic 2-D to 3-D conversion [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2013, 23(3): 373 – 386.
- [13] Shen Xiaohui, Wu Ying. A unified approach to salient object detection via low rank matrix recovery [A]. Proceedings of the 25th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2012. 853 – 860.
- [14] M YLiu, O Tuzel, S Ramalingam, et al. Entropy rate superpixel segmentation [A]. Proceedings of the 24th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2011. 2097 – 2104.
- [15] C Liu. Beyond pixels: exploring new representations and applications for motion analysis [D]. Cambridge: Department of Electrical Engineering and Computer Science, Massachusetts Institute of Technology, 2009.
- [16] 曹汛. 2D to 3D Conversion Test Sequences [EB/OL]. <http://media.au.tsinghua.edu.cn/2Dto3D/testsequence.html>, 2013.
- [17] 阎雪飞, 许廷发, 白廷柱. 变参式 Tikhonov 正则化图像复原算法[J]. 激光与光电子学进展, 2013, 50(5): 1 – 7.
- Yan Xuefei, Xu Tingfa, Bai Tingzhu. Varying-parameter Tikhonov regularization image restoration [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2013, 50(5): 1 – 7. (in Chinese)
- [18] T Popkin, A Cavallaro, D Hand. Efficient depth blurring with occlusion handling [A]. Proceedings of the 18th IEEE International Conference on Image Processing [C]. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2011. 2633 – 2636.

作者简介



袁红星 男. 1980 年 10 月出生, 安徽安庆人. 2010 年毕业于中国科学技术大学电子科学与技术系, 其后在美满电子科技有限公司从事信号处理理论与技术研究工作, 2011 进入宁波工程学院电子与信息工程学院, 主要从事图像与信号处理、3D 视频处理、2D 转 3D 等方面的研究工作.

E-mail: yuanhx@mail.ustc.edu.cn



吴少群 女. 1981 年 12 月出生, 安徽安庆人. 2011 年毕业于华东师范大学职成教研究所, 获教育学硕士学位. 现为宁波工程学院讲师, 主要从事图像与信号处理、3D 视频处理等方面的研究工作.

E-mail: vison101@163.com