

基于梯度域的保纹理图像阴影去除算法

黄微*, 傅利琴, 王琛

(上海大学 通信与信息工程学院, 上海 200072)

(*通信作者电子邮箱 lyxhw@shu.edu.cn)

摘要:针对当前自然图像阴影去除算法需要多次人工交互、阴影去除结果纹理信息丢失等问题,提出了基于梯度域的图像保纹理阴影去除算法。该方法只需确定出阴影的大概边界,然后在梯度域中,分别对阴影内部和阴影边界的梯度进行最优化修正,得到无阴影的梯度图像,最后利用泊松方程,恢复出无阴影图像。利用多幅图像的实验结果证明,该算法操作简单,不需要多次人机交互,且阴影区域内纹理细节得到了较好的恢复。

关键词:阴影去除;阴影检测;梯度域;泊松方程;纹理特征

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Texture-preserving shadow removal algorithm based on gradient domain

HUANG Wei*, FU Liqin, WANG Chen

(School of Communication and Information Engineering, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

Abstract: Accurate shadow boundary detecting and texture-preserving are two critical difficulties in shadow removal. To solve these problems, a new shadow removal method based on gradient field was proposed. Firstly, shadow boundary was detected approximately. Then, the gradients in internal shadow region and shadow boundary were modified respectively to obtain the non-shadowed gradient field. Based on the gradient field, the information in shadow regions was recovered with Poisson equation. The experimental results with several images indicate that the method can remove shadow from images easily while preserving the textures in the shadow regions, and it is not sensitive to the accuracy of shadow boundary.

Key words: shadow removal; shadow detection; gradient domain; Poisson equation; texture feature

0 引言

阴影是由于光线被物体完全或部分遮挡而在图像中形成的暗色区域。它使目标反映的信息量缺损或受到干扰,降低了图像的解译精度,严重影响了图像的各种定量分析与应用。为了消除这些不利影响,有必要进行阴影去除。当前的阴影去除算法大多是基于阴影特性的去除算法,它主要分为两类:一类是基于泊松方程^[1-3]的阴影去除,该类算法通过修改阴影边界的梯度,再求解泊松方程^[4-5]恢复出无阴影图像;另一类是基于阴影因子^[6-11]估计的阴影去除,该方法分别估计半影和全影阴影区域的阴影因子,从而恢复出无阴影图像。这些方法能够较好地恢复阴影的信息,但是各自还存在着不足之处。第一类方法由于简单地将阴影边界梯度设置为零,导致恢复后图像中原阴影边界处的纹理丢失严重。第二类方法将阴影分为全影和半影,并分别进行处理,去除结果比第一类方法具有较好的改进;然而,为了获得良好的阴影去除效果,该类方法首先需要人工画出阴影边界的范围^[7-9]或选择边界特征点^[10],再利用各种算法对阴影边界进行精确的定位(通常是单点的线状边界)。阴影边界定位的精确程度会直接影响阴影去除效果,这对于纹理丰富或场景复杂的图像本身就是一个难点。另外,第二类算法在后续阴影去除过程中,需要人工设定^[6-8]或者进行多次人机交互^[11]以确定模型参数,这也大大增加了模型的复杂度。

针对这些问题,本文提出了一个直接基于梯度域的阴影去除算法。由于梯度是阴影恢复的一个重要信息源,第一类算法的核心就是构建一个无阴影的梯度场;第二类算法利用

梯度来约束阴影因子估算模型中能量方程的平滑项。因此,本文算法只需确定阴影的大概边界区域,然后在梯度域中分别对阴影内部和阴影边界的梯度进行最优化修正,得到无阴影的梯度场,最后利用泊松方程恢复出阴影区域内的信息。与传统的阴影去除算法相比,本文算法不需要精确边界定位也能快速有效地恢复阴影信息,同时很好地保持了阴影的纹理细节。

1 阴影边界的确定

本文算法仍需要人工绘制一个大致的阴影边界,如图1(a)所示。由于人工绘制的边界具有很大的随机性,有必要对边界进行进一步的修订。如图1(b)所示,绘制的阴影边界区域 Ω_0 中,两条边线 l_s 和 l_{ns} 上的像素分别对应阴影区域 S 和非阴影区域 \bar{S} ,对于边界区域内任一点 p_i ,寻找距离其最近的两条边线上的像素点 p_{is} 和 p_{ins} ,其中: $p_{is} \in l_s \in S, p_{ins} \in l_{ns} \in \bar{S}$ 。分别计算 p_i 与这两点的距离:

$$dis_s = dis_{spe_s} + dis_{spa_s} \quad (1)$$

其中: dis_s 为像素 p_i 与阴影像素 p_{is} 之间的距离, dis_{spe_s} 为两点间的光谱距离, dis_{spa_s} 为两点间的空间距离。具体表达式为:

$$dis_{spe_s} = \sqrt{(R_{p_i} - R_{p_{is}})^2 + (G_{p_i} - G_{p_{is}})^2 + (B_{p_i} - B_{p_{is}})^2} \quad (2)$$

$$dis_{spa_s} = \sqrt{(x_{p_i} - x_{p_{is}})^2 + (y_{p_i} - y_{p_{is}})^2} \quad (3)$$

其中: R, G, B 分别为像素在红、绿、蓝波段的亮度值; x, y 为像素的行列号。相应地,像素 p_i 与非阴影像素 p_{ins} 之间的距离为 dis_{ns} ,将两个距离归一化并比较大小,以确定边界区域内像素

收稿日期:2013-03-01;修回日期:2013-05-03。 基金项目:国家青年自然科学基金资助项目(41001249)。

作者简介:黄微(1980-),女,湖南汉寿人,讲师,博士,主要研究方向:图像信息恢复与重建;傅利琴(1987-),女,浙江绍兴人,硕士,主要研究方向:自然图像阴影恢复;王琛(1988-),男,安徽淮南人,硕士研究生,主要研究方向:图像去噪、图像重建。

点的属性:

$$p_i \in \begin{cases} S, & dis_{is} \geq dis_{ns} \\ \bar{S}, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

这样就确定了最终的阴影边界区域 Ω , 如图 1(c) 所示, 该边界是一个区域, 而非一条精确的边界线。

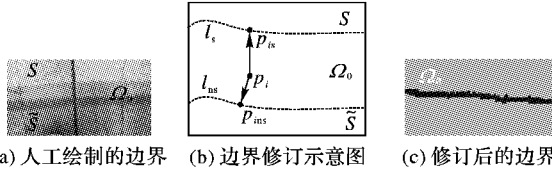


图1 阴影边界的确定

2 梯度场修复算法

2.1 阴影内部的梯度修复

阴影区域内的像素亮度值通常被压缩在一个很窄的范围, 导致梯度信息丢失, 进而造成恢复后的图像纹理等细节模糊。因此需要对阴影内部的梯度进行修复, 使其与非阴影区域的梯度相似。直方图匹配^[12]是一种常见的图像增强方法, 可使进行匹配的两幅图像具有类似的色调和亮度变化规律。因此采用直方图匹配对阴影内部进行梯度信息的恢复:

$$G(p_s) = m_{\bar{S}} + \frac{\sigma_{\bar{S}}}{\sigma_S}(p_s - m_S) \quad (5)$$

其中: $m_{\bar{S}}$ 为非阴影区域的均值, σ_S 为阴影区域的方差, $\sigma_{\bar{S}}$ 为非阴影区域的方差, p_s 为阴影点像素值。

如图 2 所示, 匹配前阴影区域的梯度过于平滑, 无法反映木板的纹理特征; 匹配后虽然阴影区域内的亮度值存在失真(图 2(c)), 但是梯度得到明显的增强(图 2(d))。这表明亮度图像易受其他因素影响, 比较敏感, 而梯度图像比亮度图像更稳定, 因此本文采用直方图匹配来恢复阴影区域的梯度信息。

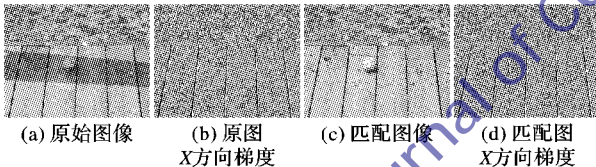


图2 阴影内部直方图匹配结果

2.2 阴影边界的梯度修复

阴影边界区域的梯度修复原理是: 将阴影边界区域 Ω 作为未知区域, 其他区域为已知区域 Φ , 在已知区域内寻找未知区域各点对应的最佳匹配块, 利用最佳匹配块中对应点的梯度来替代未知点的梯度, 从而得到一个无阴影的梯度场。

具体步骤如下:

1) 确定修复优先级。

由于边界区域的外边界与已知区域相连, 可利用的已知像素点较多, 因此可从边界区域的外边界开始进行梯度修复, 逐步缩小未知区域, 直到所有未知点的梯度均被修复为止。由于已修复的点将作为已知点, 用于其邻近未知点的梯度修复, 因此, 未知点的修复顺序将直接影响修复效果, 需要确定未知点的修复优先级。

优先级的确定主要取决于: 1) 优先填充包含已知点多的模块, 因为这样能更多利用已知点的信息; 2) 优先填充细节结构明显的模块, 以确保梯度场空间分布的一致性和连续性。结合以上两点, 优先级 $R(p)$ 定义为:

$$R(p) = C(p)D(p) \quad (6)$$

其中:

$$C(p) = \frac{1}{|A|} \sum_{q \in A} C(q) \quad (7)$$

$C(p)$ 表示以 p 点为中心的待修复块的置信度, 周围已知点越多, 置信度越高, 优先被修复; A 是 p 的邻域, $|A|$ 是其面积; $C(q)$ 表示邻域像素点 q 的属性, 如果 q 为未知点, 则 $C(q)$ 为 0, 否则为 1, 即

$$C(q) = \begin{cases} 0, & q \in \Omega \\ 1, & q \in \Phi \end{cases} \quad (8)$$

$D(p)$ 为数据项^[4,13], 反映了中心点像素周围的结构信息:

$$D(p) = \frac{1}{|A|} \sum_{q \in A} \sqrt{G_x^2(q) + G_y^2(q)} \quad (9)$$

根据以上公式依次计算每个未知点的优先级, 经过排序, 确定优先级最高的点进行梯度修复。

2) 搜索最佳匹配块。

在已知区域 Φ 中搜索与最高优先级点 \hat{p} 相匹配的填充块 T_q , 寻找最佳匹配块 T_q 必须保证下式达到最小值:

$$T_q = \arg \min_{T_q \in \Phi} d(T_{\hat{p}}, T_q) \quad (10)$$

其中 $d(T_{\hat{p}}, T_q)$ 为 $T_{\hat{p}}$ 和 T_q 之间的距离函数, 定义为两块中非阴影像素点亮度值平方差之和^[17]。

然后把最匹配的填充块 T_q 中的数据填充到对应需修复的像素点上, 从而完成一次修复块的修复。

3) 更新置信度。

当 \hat{p} 被修复后, 更新被替代点的置信度为当前 \hat{p} 点的置信度。

重复上述 3 个步骤, 直到边界区域 Ω 中所有点的梯度被修复。综合 2.1 节和 2.2 节得到一个无阴影的梯度场 $G(G = G_s \cup G_y)$, 其结果如图 3 所示。

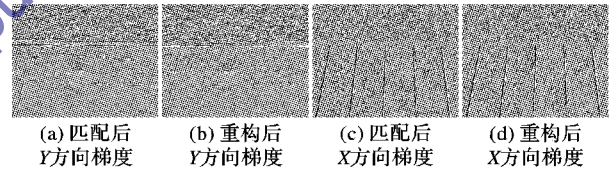


图3 无阴影梯度场重构结果

3 基于梯度域的阴影去除

阴影去除的任务是在上述无阴影梯度场 G 的基础上重构去除阴影后的图像 I , 假设无阴影图像 I 的真实梯度场为 G_0 , 那么图像 I 的重构可以通过求解方程 $\nabla I = G_0$ 来实现^[14]。但是重建的梯度场 G 中某些部分可能违背了 $\nabla \times G = 0$ (即梯度的零卷曲约束)^[15], 使得新的梯度场不一定可积。在这种情况下, 需要找到一个势能函数 F , 使下式在二维图像平面内达到最小值, 以保证 G 是 G_0 的最佳近似^[16]。

$$f = \min \iint F(\nabla I, G) dx dy \quad (11)$$

其中:

$$F(\nabla I, G) = \|\nabla I - G\|^2 = \left(\frac{\partial I}{\partial x} - G_x\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial y} - G_y\right)^2 \quad (12)$$

其中: ∇ 为散度算子, G_x, G_y 分别为无阴影梯度场 G 的 x, y 方向梯度。

根据变分原理, 式 (1) 取最小值的欧拉—拉格朗日 (Euler-Lagrange) 方程为:

$$\frac{\partial F}{\partial I} - \frac{d}{dx} \frac{\partial F}{\partial G_x} - \frac{d}{dy} \frac{\partial F}{\partial G_y} = 0 \quad (13)$$

综合式 (12) 和 (13), 则可以得到泊松方程:

$$\nabla^2 I = \nabla \cdot G \quad (14)$$

其中 ∇^2 是拉普拉斯算子。

根据泊松方程解的存在性,对于某一给定区域,如果指定了该区域边界的边界条件,那么泊松方程在该区域中的解是唯一的。因此在无阴影梯度场中,如果以任意一个非阴影区域为阴影区域亮度恢复的边界,就可重构出无阴影图像。

4 实验结果及分析

本文选取了多幅自然图像影像(如图2(a)和图4所示)进行实验,并与基于阴影因子估计^[6]和基于泊松方程的阴影去除算法^[2]结果进行了比较,其结果如图5所示,可以看出,本文算法的阴影去除效果明显优于其他两种算法。

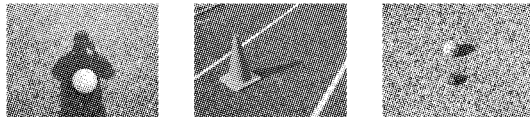
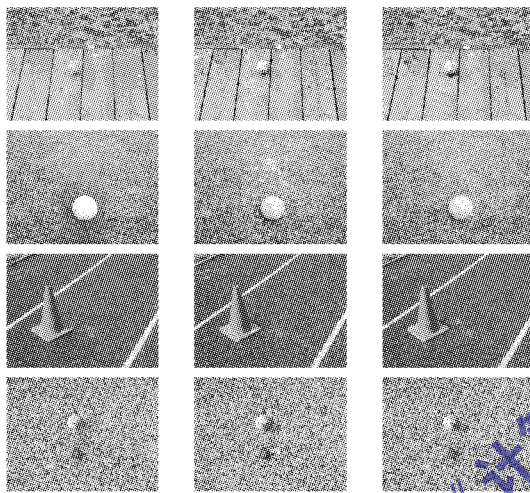
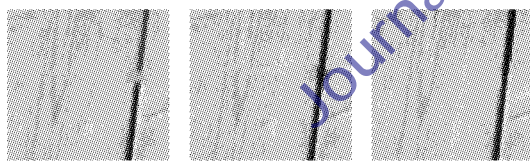


图4 原始图像



(a) 基于泊松方程的阴影去除算法 (b) 基于阴影因子估计的阴影去除算法 (c) 本文算法
图5 实验结果比较

为了更清晰地对阴影去除结果进行比较,以木板图像的阴影去除结果为例,对细节进行了比较,如图6所示。

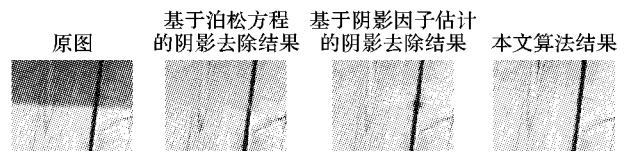


(a) 基于泊松方程的阴影去除算法 (b) 基于阴影因子估计的阴影去除算法 (c) 本文算法
图6 实验结果细节比较

从图6可以看到,基于泊松方程的阴影去除算法没有将阴影区域内部丢失的纹理信息完全恢复出来,导致阴影去除后阴影区域内的亮度值比非阴影区域的略低,且纹理细节模糊;同时在阴影边界处,纹理细节丢失严重,边缘过于平滑。基于阴影因子估计的阴影去除算法把阴影内部的阴影因子设为常数,导致部分亮度值失真;同时,阴影和非阴影区域之间的过渡存在一定的分界,明显能被肉眼所识别。本文算法的结果不但阴影内部和阴影边界的纹理细节、亮度等方面得到了很好的恢复,而且恢复后的无阴影图像在阴影和非阴影区域过渡自然,整幅图像场景具有一致的光照。

本文选取了木板图像的局部细节图,利用灰度共生矩阵对阴影去除前后图像的纹理特征(能量和方差)进行了统计,结果如图7所示。可以看出,原始图像中阴影内部的纹理信息丢失严重;基于泊松方程的去除结果由于仅修订了边界梯度,阴影内部的纹理信息没有得到恢复;其他两种方法的结果

相似。在阴影边界上,本文方法的结果最优。



(a) 原图及结果图



(b) 能量图



(c) 方差图

图7 细节图的纹理特征(红色波段)

本文算法运行的主机配置为2.3 GHz CPU, 2.0 GB 内存,软件环境为:Matlab R2011b。对三种算法的运行时间进行了比较,其中基于泊松方程的算法平均耗时1 s;基于阴影因子的算法和本文算法的平均耗时分别为43 s和41 s。可以看到,泊松方程的计算耗时最短,但是阴影去除效果最差;本文算法和阴影因子估计算法的时间相当。通过深入分析发现,阴影因子算法的耗时主要集中在阴影的边界定位和参数估计上;本文算法的耗时主要集中在寻找最优梯度上。但是本文算法在人工交互过程中明显减少了耗时,降低了难度。

5 结语

本文算法具有较好的阴影去除效果,阴影内部的纹理细节、亮度等方面得到了较好的恢复,并且阴影边界处的纹理细节方面也得到了很大改善,恢复后的无阴影图像在阴影和非阴影区域并没有明显的分界,阴影去除后,整幅图像场景具有较为一致的光照。同时,在算法实现方面,该方法不需要多次人机交互,并且不需要十分精确的阴影边界提取,这样,大大降低了算法实现复杂度。

参考文献:

- [1] FINLAYSON G D, DREW M S, LU C. Entropy minimization for shadow removal [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2009, 85(1): 35-57.
- [2] FINLAYSON G D, DREW M S, LU C. Intrinsic images by entropy minimization [C]// *Proceedings of the 2004 IEEE European Conference on Computer Vision*. Piscataway: IEEE, 2004: 582-595.
- [3] FINLAYSON G, HORDLEY S D, LU C, *et al.* On the removal of shadows from images [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(1): 59-68.
- [4] SHEN J B, JIN X G, ZHOU C, *et al.* Gradient based image completion by solving the Poisson equation [J]. *Computer and Graphics*, 2007, 31(1): 119-126.
- [5] PÉREZ P, GANGNET M, BLAKE A. Poisson image editing [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2003, 22(3): 313-318.
- [6] LIU F, GLEICHER M. Texture-consistent shadow removal [C]// *ECCV '08: Proceedings of the 10th European Conference on Computer Vision: Part IV, LNCS 5305*. Berlin: Springer-Verlag, 2008: 437-450.
- [7] SU Y-F, CHEN H H. A three-stage approach to shadow field estimation from partial boundary information [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(10): 2749-2760.

(下转第2324页)

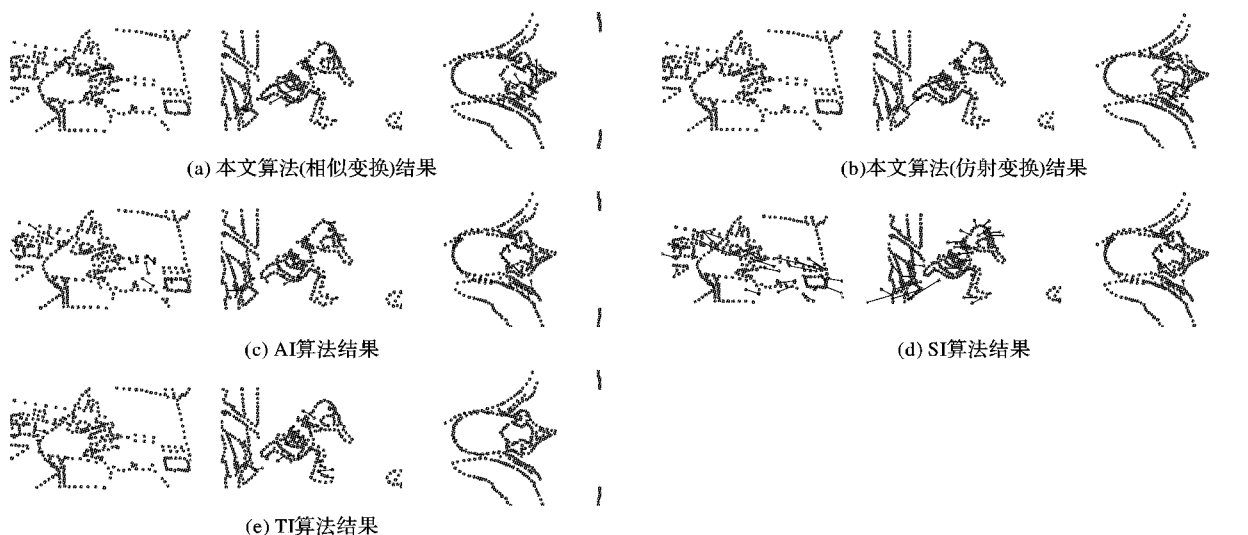


图6 各算法对于实际图像的点匹配结果

参考文献:

- [1] BESL P J, MCKAY N D. A method for registration of 3-D shapes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239 - 256.
- [2] ZHANG Z Y. Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces [J]. International Journal of Computer Vision, 1994, 13(2): 119 - 152.
- [3] CHUIA H, RANGARAJAN A. A new point matching algorithm for non-rigid registration [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2003, 89(2): 114 - 141.
- [4] MYRONENKO A, SONG X B. Point set registration: coherent point drift [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(12): 2262 - 2275.
- [5] TSIN Y, KANADE T. A correlation-based approach to robust point set registration [C]// ECCV 2004: Proceedings of the 2004 European Conference on Computer Vision, LNCS 3023. Berlin: Springer, 2004: 558 - 569.
- [6] JIAN B, VEMURI B C. A robust algorithm for point set registration using mixture of Gaussians [C]// ICCV 2005: Proceedings of the Tenth IEEE International Conference on Computer Vision. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2005, 2: 1246 - 1251.
- [7] LIN W-Y, LIU L L, MATSUSHITA Y, *et al.* Aligning images in the wild [C]// CVPR 2012: Proceedings of the 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2012: 1 - 8.
- [8] JIANG H, DREW M S, LI Z N. Matching by linear programming and successive convexification [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(6): 959 - 975.
- [9] JIANG H, YU S X. Linear solution to scale and rotation invariant object matching [C]// CVPR 2009: Proceedings of 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 2474 - 2481.
- [10] LI H S, KIM E, HUANG X L, *et al.* Object matching with a locally affine-invariant constraint [C]// CVPR 2010: Proceedings of the 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2010: 1641 - 1648.
- [11] PAPADIMITRIOU C H, STEIGLITZ K. Combinatorial optimization: algorithms and complexity [M]. New York: Dover Publications, 1998.
- [12] LIAN W, ZHANG L. Robust point matching revisited: a concave optimization approach [C]// ECCV 2012: Proceedings of the 2012 European Conference on Computer Vision, LNCS 2012. Berlin: Springer, 2012: 259 - 272.
- [13] FRANK M, WOLFE P. An algorithm for quadratic programming [J]. Naval Research Logistics Quarterly, 1956, 3(1): 95 - 110.
- [14] BELONGIE S, MALIK J, PUZICHA J. Shape matching and object recognition using shape contexts [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(4): 509 - 522.
- [8] MOHAN A, TUMBLIN J, CHOUDHURY P. Editing soft shadows in a digital photograph [J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2007, 27(2): 23 - 31.
- [9] ARBEL E, HEL-OR H. Texture-preserving shadow removal in color images containing curved surfaces [C]// CVPR '07: Proceedings of the 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2007: 1 - 8.
- [10] ARBEL E, AND HEL-OR H. Shadow removal using intensity surfaces and texture anchor points [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(6): 1202 - 1216.
- [11] MIYAZAKI D, MATSUSHITA Y, IKEUCHI K. Interactive shadow removal from a single image using hierarchical graph cut [C]// ACCV'09: Proceedings of the 9th Asian Conference on Computer Vision: Part I, LNCS 5994. Berlin: Springer-Verlag, 2009: 234 - 245.
- [12] 阮秋琦. 数字图像处理学[M]. 北京: 电子工业出版社, 2000: 32 - 38.
- [13] 杨勇, 汪继文. 基于求解泊松方程和梯度的图像修复的研究 [J]. 计算机技术与应用, 2008, 18(2): 98 - 101.
- [14] MARSDEN J E, TROMBA A. Vector calculus [M]. San Fransisco: W. H. Freeman, 1988.
- [15] SIMCHONY T, CHELLAPPA R, SHAO M. Direct analytical methods for solving Poisson equations in computer vision problems [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(5): 435 - 446.
- [16] AGRAWAL A, CHELLAPPA R, RASKER R. An algebraic approach to surface reconstruction from gradient fields [C]// ICCV '05: Proceedings of the Tenth IEEE International Conference on Computer Vision. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2005, 1: 174 - 181.
- [17] CRIMINISI A, PEREZ P, TOYAMA K. Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(9): 1200 - 1212.

(上接第2319页)