

基于图像融合及贝叶斯的图像阴影去除与修正算法研究

卢颖

14307130222

计算机科学与技术

Abstract

阴影去除的方法被广泛地用于图像处理的各个领域。遗憾的是,直接使用阴影去除算法进行阴影去除后的图像都会从一定程度上有着光照、纹理、颜色不一致等问题。本文利用一种基于光照变化表面的方法来对去除阴影后的图像进行修正。该方法利用贝叶斯公式来估计光照模型参数,对去除阴影后图像的光照分量参数进行修正。除此之外,本文还使用了一些自己的图片数据并取得了较好的效果,并且对实验的结果和算法本身进行了讨论和分析。

1 简介

阴影广泛地存在于各类图像中,通常为物体检测等任务增加了难度。阴影去除是图像处理中非常重要的一种手段,但是通常阴影去除算法的效果通常无法令人满意。很多研究者就此展开了有意义的探索和工作。

1.1 阴影检测

阴影去除的第一步是将阴影和图像中的物体区分开来,也即阴影检测。常用的方法是通过提取各类随阴影变化或是不变的特征,通过统计特征 [17] [8],[6],[5],[12] 来确定阴影的存在。抽取的特征通常能够反映出阴影的色度、纹理、照度等信息。除了传统的提取方法,近年来还出现了一些 [13][7] 基于卷积神经网络的特征提取方法,取得了不错的效果。还有一些工作 [8][15] 致力于寻找阴影和非阴影区域的边界信息。

鉴于该问题的复杂程度,一些工作对阴影的先验做出了一些假设。譬如 [8] 仅检测地面的阴影。也一些工作 [11] 利用了人工合成的训练数据来进行阴影检测。

除此之外,还有部分工作 [4] 通过与用户交互的办法来获得额外的信息量,从而达到比较好的检测效果。

1.2 阴影去除和修正

常用的阴影去除方法大致分为这几类:基于积分的阴影去除方法 [2][3]、基于光照变化表面的阴影去除算法和基于纹理连续性的阴影去除算法。Fredembach 采用了基于哈密尔顿路径的一维积分方法进行阴影去除,在纹理简单的图片上取得了不错的效果。但传统方法大多使用了简单的阴影模型,无法适用于大规模的数据。SHOR Y. 提出的拉普拉斯金字塔 [14] 和 [9] 提出的梯

度域处理的方法可以增强阴影区域和非阴影区域纹理的一致性。[5] 训练了可以自动检测阴影和非阴影区域的一个分类器来寻找相同的纹理特征。[10] 在阴影修复方面提出了 SRH 的方法，对阴影去除过后的图像进行修正置信度的评估，采用能量函数来刻画纹理和色彩偏差，按照置信度进行相应进行纹理修正和色彩修正。

近年来，随着深度学习的发展，端到端的方法开始被应用到各个领域，Liangqiong Qu 等人 [7] 提出了多场景嵌入的深度网络，可以同时解决阴影的检测和去除问题。

本文基于 [1] 和 [7]，并对 [7] 中的方法进行了一定的修改。本文先将原始图片与阴影去除后的图片相融合，进行初步的颜色和纹理修正，提升颜色和纹理的一致性。再对融合过后的图片采用基于贝叶斯的阴影修正方法来修复去除阴影后图片在反射分量和光照分量上的局部不一致问题，并且进行了讨论和分析。

2 算法模型

2.1 阴影生成模型

阴影的生成可以看做图像阴影部分由于光照减少而发生了亮度的变化。在基于光照变换的阴影去除算法中，我们通常将一张图片看做光照分量和反射分量的叠加，将一幅阴影图像看做无阴影图像乘一个光照变化表面因子。也即：

$$I(x, y) = L(x, y)R(x, y)$$

其中 $L(x, y)$ 和 $R(x, y)$ 分别为像素点 (x, y) 处的光照分量和反射分量。

对于图像 $I(x, y)$ 中的光照分量 $L(x, y)$ ，可以分成两种光照分量：直射光照 L_d 和由反射引起的非直射光照 L_i

$$I(x, y) = (L_d(x, y) + L_i(x, y))R(x, y)$$

物体对直射光照 L_d 的遮挡是阴影的主要来源。

对于全影区域，物体遮挡了所有的直射光分量和部分的非直射光照分量，全影的生成模型可以描述为：

$$I_u(x, y) = \beta'(x, y)L_i(x, y)R(x, y), \forall x, y \in U$$

$\because L_d(x, y) \approx 0, \forall x, y \in U$

其中 $\beta'(x, y)$ 为全影区域 U 的比例参数

由式 (2.1) 和式 (2.1) 得

$$I(x, y) = \frac{I_u(x, y)}{\beta'(x, y)} + \alpha(x, y)$$

$$I_u = I(x, y)\beta'(x, y) - \alpha(x, y)\beta'(x, y)$$

其中 $\alpha(x, y) = L_d(x, y)R(x, y)$

对于半影区域：直射光照分量没有被遮挡，主要的光照来源是非直射光照分量，半影的生成模型可以描述为：

$$I_p(x, y) = (\beta''(x, y)L_d(x, y) + L_i(x, y)R(x, y))$$

$\because \Delta L_i(x, y) \approx 0, \forall x, y \in \mathbf{P}$

其中 $\beta''(x, y)$ 为半影区域 \mathbf{P} 的比例参数

由式 (2.1) 和式 (2.1) 得

$$I_p(x, y) = I(x, y) - \alpha(x, y)(1 - \beta''(x, y))$$

2.2 贝叶斯阴影去除修正

基于上述阴影生成模型，我们采用贝叶斯的方法来进行模型的参数估计。我们对参数 α 、 β 最大化其后验概率：

$$\begin{aligned} \{\alpha^*, \beta^*\} &= \operatorname{argmax}_{\alpha, \beta} P(\alpha, \beta | \mathbf{U}, \mathbf{P}, \mathbf{N}) \\ &= \operatorname{argmax}_{\alpha, \beta} \frac{P(\mathbf{U}, \mathbf{P}, \mathbf{N} | \alpha, \beta) P(\alpha) P(\beta)}{P(\mathbf{U}, \mathbf{P}, \mathbf{N})} \\ &= \operatorname{argmax}_{\alpha, \beta} P_l(\mathbf{U}, \mathbf{P}, \mathbf{N} | \alpha, \beta) + P_l(\alpha) + P_l(\beta) - P_l(\mathbf{U}, \mathbf{P}, \mathbf{N}) \end{aligned}$$

其中 $P_l = \log P(\cdot)$ 为对数似然， $\mathbf{U}, \mathbf{P}, \mathbf{N}$ 分别为全影区域、半影区域和无阴影区域。又 $P_l(\mathbf{U}, \mathbf{P}, \mathbf{N})$ 与模型参数无关，所以最后一项在优化的时候可以不考虑。

记 $I(x, y) \forall x, y \in \{\mathbf{U} \cup \mathbf{P}\}$ ，则有

$$\{\alpha^*, \beta^*\} = \operatorname{argmax}_{\alpha, \beta} P_l(I_s | \alpha, \beta) + P_l(\alpha) + P_l(\beta)$$

其中第一项可以用像素点的当前值和估计值的差异来建模，有：

$$P_l(I_s | \alpha, \beta) = - \sum_{\{x, y\} \in S} \frac{|I_s(x, y) - \hat{I}_s(x, y)|^2}{2\sigma_{I_s}^2}$$

对于第二项先验 $P_l(\beta)$ ， β 和其近邻像素点可以高斯概率分布来建模，也即

$$P_l(\beta) = - \sum_{\{x, y\} \in S} \frac{|\beta(x, y) - \bar{\beta}(x', y')|^2}{2\sigma_\beta^2}, (x', y') \in N(x, y)$$

第三项先验 $P_l(\alpha)$ 可以用类似的方法近似。

在实验中，考虑到一般的 mask 不区分全影和半影，所以仅对全影的情况进行分析。

2.3 参数估计和求解

2.2 中的目标函数并非未知数的线性函数，因此采用梯度下降的方法优化能量函数求解参数值。

对于待估计参数，有：

$$\beta'(x, y) = \frac{\sigma_I^2 \bar{\beta}(x', y') - \sigma_\beta^2 [\alpha(x, y) I_s(x, y) - \hat{I}(x, y) I_s(x, y)]}{\sigma_I^2 - \sigma_\beta^2 [2\hat{I}(x, y) \alpha(x, y) - \alpha^2(x, y) - \hat{I}^2(x, y)]}$$
$$\alpha(x, y) = \frac{\sigma_I^2 \bar{\alpha}(x', y') - \sigma_\alpha^2 [\beta'(x, y) I_s(x, y) - \hat{I}(x, y) \beta'^2(x, y)]}{\sigma_I^2 + \sigma_\alpha^2 \beta'^2(x, y)}$$

其中 $\Delta(x, y) = I_s(x, y) - \hat{I}(x, y)$ 。我们对阴影部分每个像素点进行循环迭代，直至收敛。

3 实验

实验代码由两部分构成。分别由 matlab 和 C++ 实现。

matlab 部分包括了初步阴影去除和图像融合。

阴影检测和初步阴影去除采用了 [5] 中的方法，将原图、去除阴影之后的图像及其阴影掩码图作为输入，进行图像融合。图像融合采用了 [1] 的方法，将阴影区域去除阴影后的部分和原图非阴影区域进行融合，提高纹理和色彩的一致性。

对经过初步融合的图像再使用贝叶斯的方法对光照分量进行修复。贝叶斯阴影去除修复部分由 C++ 实现。C++ 的代码中还包含了一个自己实现的阴影检测和去除。具体来说，其中实现了一个滑动窗口的阴影检测代码，以及一个基于 RGB 通道均值的阴影去除代码。

3.1 实验条件说明

由于并不是所有的阴影去除算法都会明确区分全影和半影，为了后续的实验工作，对贝叶斯方法中阴影的物理模型计算进行了简化，仅考虑全影部分。

实验中采用的参数：下降率 = 0.05, $\epsilon_0 = 0.001$ 。参数可以根据具体的图像进行调整。

与 [7] 不同，本文中参数 α, β' 的初始值为可以调节的参数。当 α 和 β 取特定数值的时候，甚至可能达到阴影去除的效果。

3.2 实验结果

如图 1 所示，相比初始的阴影去除图片，本文采用的方法比较有效地改善了阴影去除后图片的光照情况。在细节上也保持了阴影去除过后图片的纹理特征。图 3 给出了修复失败的例子。

3.3 分析与讨论

从上述实验中可以看出，本文的方法可以比较好得修复局部照度的不一致问题，但是无法对局部的纹理细节进行修复。本文的方法也存在一定的缺陷。

首先本文没有对半影区域进行区分，所以在边缘上的修复效果不够理想。

修复一定程度上依赖于的阴影去除和图像融合之后的结果。如果在进行贝叶斯修复之前的图片无法保持好纹理特征，基于贝叶斯的方法也很难再对纹理进行修复。



原图

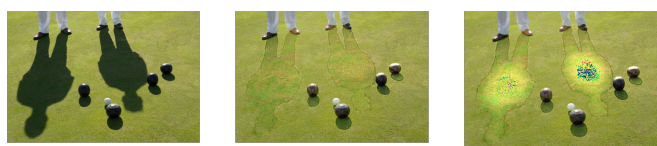
阴影去除

修复

Figure 1. 改善光源效果



Figure 2. 样例 2



原图

阴影去除

修复

Figure 3. 样例 2

贝叶斯阴影去除修复的方法本质上还是基于阴影的光照生成模型来做的，对于光线情况比较复杂的场景适用性可能不够优秀。

在实验过程中，梯度下降的速度和最终是否收敛都和下降率以及阈值这两个参数的选取密切相关。如果参数选择不当可能会造成无法收敛或收敛过慢的情况。并且，对于每张图片收敛的速度是不同的，限制最多迭代次数的方法在有些情况下可能不是那么有效。

再者，收敛后得到的参数也可能是局部最优而非全局最优。

4 结论

本文给出了一种基于图像融合和光照变化模型的阴影去除修复方法。修复过程中先将原始图片与阴影去除后的图片相融合，改善颜色的均匀度和纹理的一致性。在利用贝叶斯的方法求解光照变化模型中阴影模型的参数，从而达到阴影去除和修复的目的。修复后的图片在一些像素点上会得到增强，但是总体不会偏离阴影去除过后图像太远。

该方法也存在一定的缺陷，比如在纹理的修复上比较欠缺，以及本方法是对单个像素点进行的操作，可能一定程度上缺少局部和全局信息。后续的工作可以考虑在局部纹理上进行尝试，也可以考虑对图像的块而非像素点进行探索

[16]

References

- [1] S. Darabi, E. Shechtman, C. Barnes, D. B. Goldman, and P. Sen. Image melding: Combining inconsistent images using patch-based synthesis. *ACM Trans. Graph.*, 31(4):82–1, 2012.
- [2] G. Finlayson, S. Hordley, and M. Drew. Removing shadows from images. *Computer Vision—ECCV 2002*, pages 129–132, 2006.
- [3] C. Fredembach and G. Finlayson. Hamiltonian path-based shadow removal. In *Proc. of the 16th British Machine Vision Conference (BMVC)*, volume 2, pages 502–511, 2005.
- [4] H. Gong and D. Cosker. Interactive shadow removal and ground truth for variable scene categories. In *BMVC 2014-Proceedings of the British Machine Vision Conference 2014*. University of Bath, 2014.
- [5] R. Guo, Q. Dai, and D. Hoiem. Paired regions for shadow detection and removal. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 35(12):2956–2967, 2013.
- [6] X. Jiang, A. J. Schofield, and J. L. Wyatt. Shadow detection based on colour segmentation and estimated illumination. In *BMVC*, pages 1–11, 2011.
- [7] S. H. Khan, M. Bennamoun, F. Sohel, and R. Togneri. Automatic shadow detection and removal from a single image. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 38(3):431–446, 2016.
- [8] J.-F. Lalonde, A. Efros, and S. Narasimhan. Detecting ground shadows in outdoor consumer photographs. *Computer Vision—ECCV 2010*, pages 322–335, 2010.
- [9] F. Liu and M. Gleicher. Texture-consistent shadow removal. In *European Conference on Computer Vision*, pages 437–450. Springer, 2008.
- [10] L.-Q. Ma, J. Wang, E. Shechtman, K. Sunkavalli, and S.-M. Hu. Appearance harmonization for single image shadow removal. In *Computer Graphics Forum*, volume 35, pages 189–197. Wiley Online Library, 2016.
- [11] A. Panagopoulos, C. Wang, D. Samaras, and N. Paragios. Illumination estimation and cast shadow detection through a higher-order graphical model. In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011 IEEE Conference on*, pages 673–680. IEEE, 2011.

- [12] E. Salvador, A. Cavallaro, and T. Ebrahimi. Cast shadow segmentation using invariant color features. *Computer vision and image understanding*, 95(2):238–259, 2004.
- [13] L. Shen, T. Wee Chua, and K. Leman. Shadow optimization from structured deep edge detection. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 2067–2074, 2015.
- [14] Y. Shor and D. Lischinski. The shadow meets the mask: Pyramid-based shadow removal. In *Computer Graphics Forum*, volume 27, pages 577–586. Wiley Online Library, 2008.
- [15] E. Vazquez, R. Baldrich, J. Van de Weijer, and M. Vanrell. Describing reflectances for color segmentation robust to shadows, highlights, and textures. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 33(5):917–930, 2011.
- [16] L.-Y. Wei. Multi-class blue noise sampling. *ACM Trans. Graph.*, 29(4):79:1–79:8, July 2010.
- [17] J. Zhu, K. G. Samuel, S. Z. Masood, and M. F. Tappen. Learning to recognize shadows in monochromatic natural images. In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conference on*, pages 223–230. IEEE, 2010.