

基于区域匹配的图片阴影检测与去除

高嘉蕊, 14307130345

2017 年 5 月 23 日

1 摘要

阴影检测与去除是图像处理中关注的热点与难点。文章中提出了一种基于图片区域之间材质匹配的算法，实现图像阴影检测与去除。在阴影检测方面达到了无需训练，即可直接检测，并一定程度上保证相似区域一致性的效果；在阴影去除方面，可以最小化去除阴影操作对阴影区域的其他特征的影响。

2 介绍

图片中的阴影虽然是一种图片信息，但是经常会对物体识别，图像分割等其他对图像的处理工作带来干扰，因此阴影的检测和去除一直受到广泛关注。阴影检测的主要难点在于图片背景，光线等的复杂性以及图片中深色物体的干扰。阴影去除难点在于如何在去除之后保证仅去除阴影，不改变阴影区域图像的其他特征。

受到通过区域配对等方法检测去除阴影的有关文章启发 [10][21]，本篇文章中提出了一种基于区域间材质匹配，不需要训练的阴影检测与去除方法。这种方法可以较为准确的检测出阴影区域，同时在阴影去除中，最小化去除阴影操作对阴影区域的其他特征的影响。

文章算法的贡献在于：1) 在阴影检测上，基于图像区域特征与匹配区域间的互相制约关系，不需要训练直接进行检测；2) 在阴影去除上，根据区域匹配进行阴影区域恢复，计算时间很短的情况下，即可在很大程度上保持阴影区域的其他特征不变，只对阴影进行恢复。

3 相关工作

目前比较常用的阴影检测与去除方法分为三个方向：基于物理模型的方法、基于图像基本特征的方法、基于机器学习的方法。同时，有很多这些方向互相相结合的工作。

3.1 阴影检测

阴影特征 目前工作广泛研究了基于图像基本特征的阴影检测，其中主要为提取一些阴影下变化与不变的特征。[23] 中提出了多种在灰度图中阴影下变化与不变的特征，其中还包括区分深色物体与阴影区域的特征；[13] 中强调了图片的局部特征，通过比较相邻区域的特征快速判定阴影边界；[3] 中提出了直接区分阴影区域的单特征阈值法；[5] 中提出了亮度与亮度变化率等特征；[10][16] 中均提到一些颜色相关的特征用来区分阴影区域。

机器学习方法 目前很多工作 [23][10][13][20] 混合了原始特征直接区分与机器学习算法，在数据驱动的前提条件下，训练分类器区分阴影区域。同时对于把每个像素点均单独判别的模型来说，多数工作 [11][12][23][22] 利用 CRF, MRF 等类似模型来保持区域一致性。随着近几年深度学习算法的发展，深度学习模型也被应用到阴影检测上 [12][11][17]，深度学习模型使得原始特征工程不再被需要，但是这些算法往往需要以很大的数据量为基础，同时需要较长时间进行模型训练。

3.2 阴影去除

用户协助 阴影去除可以分为自动图像阴影检测之后去除与用户协助输入部分图片信息之后的阴影去除。区别于比较早期的需要用户明确输入阴影轮廓等多种复杂信息的用户协助 [1][14][19]，目前一些用户协助的方法只需要输入少量信息，即能获得很好的效果 [18][9]。

阴影去除算法 目前很多阴影去除算法基于对阴影的抠图 [10][11]，即为把图像分解为一些参数作用在原始无阴影的图像上的形式，之后通过计算这些参数，来去除阴影。在阴影检测的基础上，可以使用阴影边界与带阴影图片重组等办法来去除阴影 [7][8][6]。文章 [21] 提出使用阴影区域的相邻区域对阴影进行恢复的方法，但是这种方法要求阴影区域与它的相邻区域的材质相同。同时，最近一些机器学习算法和深度学习方法也在阴影去除上有很好的表现 [17][11]。

4 算法介绍

整体算法基于图像区域匹配与图像光学特征。首先使用 mean shift[4] 算法对图像进行分割，每个区域记为 S_i ，中心为 C_i ，总计 n 块区域。之后为每个区域找材质最相近的区域 (Sec(4.1))。根据区域匹配来实现阴影检测 (Sec(4.2)) 和阴影去除 (Sec(4.3))。

4.1 区域匹配计算

由于颜色，饱和度等特征都会随着区域是否有阴影而变化，而目标寻找的是两个材质最类似的区域，因此区域匹配使用的特征是文章 [23] 中提到的两种阴影不变特征：梯度特征，纹理特征。

梯度特征 图片区域的梯度变化是几乎不受是否是阴影区域影响的。材质比较类似的区域之间梯度的相似性更强。为了提取这一特征，我对图片每个区域的梯度值计算出直方图，同时通过计算两个区域直方图的曼哈顿距离来衡量区域间相似性。

纹理特征 图片表面纹理特征是几乎和阴影无关的。具体来说，使用 [15] 的方法来提取纹理特征。类似的，通过计算两个区域直方图的曼哈顿距离来衡量区域间相似性。

区域间距离 为了保证局部的一致性，加入两个区域中心点之间的距离作为判断区域相似度的因素。

区域 i, j 之间相似度计算如 Eq(1)。

$$D_{i,j} = D_{gradient_{i,j}} + D_{texture_{i,j}} + D_{distance_{i,j}} \quad (1)$$

4.2 阴影检测

整体思路为一方面通过特征判断阴影，另一方面通过区域间相互制约判断阴影。

4.2.1 特征选取

YCbCr 色彩空间的 Y 通道信息 把原始图片从 RGB 色彩空间转换到 YCbCr 色彩空间上。根据文章 [2] 提到的方法，当某个像素点在 YCbCr 空间的 Y 通道上的值小于整张图片 Y 通道均值的 60% 时，可以直接认为这个像素点在阴影之中。在 Sec(4.2.2) 介绍的算法中，当一个区域的 Y 通道平均值小于整张图片 Y 通道平均值的 60%，我认为这个区域在阴影中。对区域 S_i 中取平均值，记特征为 Y_i 。

HSI 色彩空间信息 把原始图片从 RGB 空间转换到 HSI 空间上。之后把 H 和 I 通道上的值归一化到 $[0, 1]$ 区间上，得到 H_e, I_e 。仿照文章 [3] 的方法，对每个像素点提取 Eq(2) 中的值作为图片的另一特征。对区域 S_i 取平均值，记特征为 R_i 。

$$R_{x,y} = \frac{H_e(x,y)}{I_e(x,y)} \quad (2)$$

4.2.2 算法设计

变量准备

- 使用 mean shift[4] 算法对图像进行分割，每个区域记为 S_i ，中心为 C_i ，总计 n 块区域；
- 根据 Eq(1)，计算 S_i, S_j 之间差异 $D_{i,j}$ 为每个区域计算出相似度最高的对应区域，记为 $Near_i$ 。同时记录区域 i 是否为阴影的信息 $label_i$ ，初始化为 1；
- 对全部 $R_i, 1 < i < n$ ，使用 kmeans 聚类计算出两个中心 C_{shadow}, C_{lit} ，分别代表是否为阴影区域的特征中心。假设特征 R 服从正态分布，计算出 C_{shadow}, C_{lit} 对应的标准差 Std_{shadow}, Std_{lit} 。因此对于每个 R_i ，可以计算出分别属于 C_{shadow}, C_{lit} 的置信度 F_{shadow}, F_{lit} ；
- 对每个区域 S_i ， $Refuse_i$ 代表是否因为其他区域而被禁止称为阴影区域，初始化为 0。

算法步骤

- 1) 提取特征 Y_i, R_i ，准备相关变量；
- 2) 若 $Y_i < 60\% * mean(Y_{image})$ ，则 $label_i = shadow$ ；
- 3) 选取 F_{shadow} 最大且 $Refuse_i = 0$ 的区域 S_i ，设置 $label_i = shadow$ ；
- 4) 记 S_i 最近区域 $Near_i$ 为 S_j ，通过比较 R_i, R_j ，检查 S_i 与 S_j 是否为光亮相反区域，如果是，判断 $Refuse_j = 1$ ；
- 5) 反复迭代执行步骤 3)-4)，直到不再有更新发生；
- 6) 对于 $label_i = shadow$ 的 S_i ，通过比较 Y_i, Y_j, R_i, R_j ，如果判断 S_i 与 S_j 光亮类似，且 $Refuse_j = 0$ ，设置 $label_j = 0$ 。

4.3 阴影去除

阴影去除主要在 HSV 色彩空间进行，整体思路为对于阴影区域 S_i ，找到对应 S_j ，满足 $label_j = 1$ 且 $D_{i,j}$ 最小。因此 S_j 为与 S_i 最相似的非阴影区域。考虑使用 S_j 来对 S_i 进行亮度调整，通过直方图匹配算法，去掉 S_i 上的阴影，同时把操作对其他特征的影响最小化。

4.3.1 直方图匹配

设区域 S_i 的特征为 $Feature_i$ ，给定模板直方图 $Hist_T$ 。进行直方图匹配的目的是希望在保证 $Feature_i$ 之间互相分布情况变化最小的情况下，整体偏移上符合模板 T 的分布。具体做法如下。

- 1) 计算出条纹数量与 T 相等的 $Feature_i$ 的直方图 $Hist_i$;
- 2) 分别对 $Hist_i, Hist_T$ 计算累积直方图 Acc_i, Acc_T ;
- 3) 对于 Acc_i 每一个条纹 p ，计算 Acc_t 中与其差值最小的条纹序号 q ;
- 4) 将每个条纹 p 都整体移动到 q 的位置。

4.3.2 算法设计

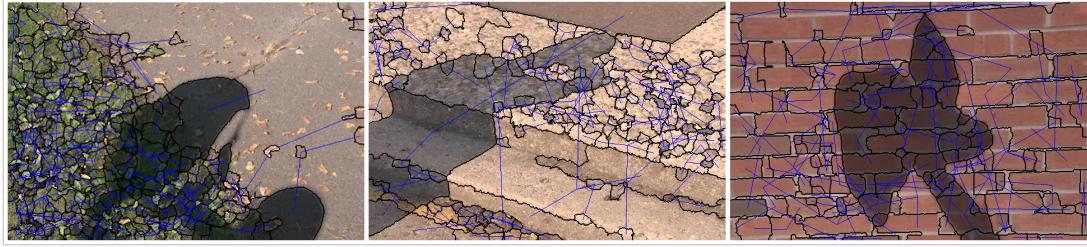
- 1) 计算出阴影检测结果 $label$ ，同时将图像转换到 HSV 空间上;
- 2) 对每个阴影区域 S_i 重复 3)-5) 步骤;
- 3) 对区域 S_i ，找到 S_j 满足 $label_j = 1$ 且 $D_{i,j}$ 最小，使用 S_j 亮化 S_i ;
- 4) 对于 HSV 色彩空间的每个通道 H, S, I ，计算 S_j 的直方图 $Hist_{H,j}, Hist_{S,j}, Hist_{I,j}$;
- 5) 以 $Hist_{H,j}, Hist_{S,j}, Hist_{I,j}$ 为直方图匹配的模板，调整 S_i 的三个特征，使得特征分布与模板靠近;
- 6) 将图片转换到 RGB 空间上;
- 7) 计算图片中的全部阴影区域与非阴影区域的交汇边界，之后对全部边界进行高斯平滑。

5 实验

5.1 区域匹配

区域匹配情况见图 (1)，图中蓝色线条连接没对匹配区域的中心位置。可以看到在图像分割较为准确的情况下，最近区域匹配也比较准确。

图 1: 最相似区域匹配展示



5.2 阴影检测

参数设置 阴影检测的参数设置主要在 Sec(4.2.2) 的 4) 和 6) 步:

- 步骤 4) 中, 当 S_i, S_j 之间满足 Eq(3), 认为 R_i, R_j 的 label 属性相反, 设置 $Refuse_j = 1$;

$$\frac{R_i - C_{shadow}}{Std_{shadow}} - \frac{R_j - C_{shadow}}{Std_{shadow}} > 3 \quad (3)$$

- 步骤 6) 中, 当 S_i, S_j 之间满足 Eq(4), 认为 R_i, R_j 的 label 属性相同, 设置 $label_j = 0$ 。

$$\frac{\min(H_i, H_j)}{\max(H_i, H_j)} + \frac{\min(Y_i, Y_j)}{\max(Y_i, Y_j)} + \frac{\min(R_i, R_j)}{\max(R_i, R_j)} > 2.5 \quad (4)$$

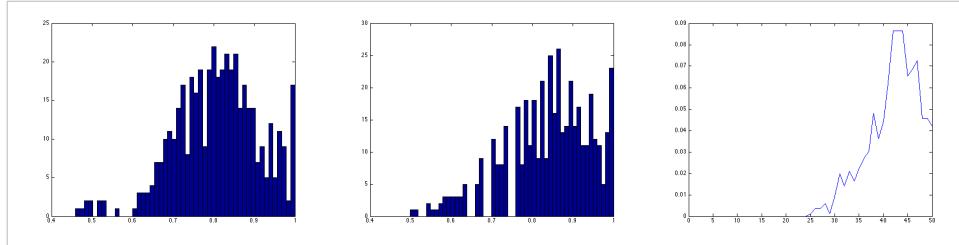
阴影去除 图 (3) 展示部分 SBU 数据集中图片的阴影检测效果。可以看到在图像阴影检测方面, 虽然有比较小的误差, 但是检测基本正确。通过区域匹配保证了阴影区域的连贯性。

5.3 阴影去除

参数设置 阴影去除中的参数设置只在 Sec(4.3.2) 步骤 7) 中, 其中对距离边缘像素点距离小于等于 2 的点进行高斯模糊, 高斯模糊的参数设置为 $hsize = 15, \sigma = 15$ 。

直方图匹配 图 (2) 中展示一组实验中数据的直方图匹配效果。

图 2: 原直方图 匹配后直方图 匹配模板



区域匹配 图 (4) 展示阴影去除过程, 其中红线连接匹配对应的的阴影区域 S_i 与非阴影区域 S_j , 即为通过 Sec(4.3.2) 的算法, 通过 S_j 对 S_i 亮化。

阴影去除 图 (5) 展示部分 UIUC 数据集中图片的阴影检测效果。可以看到通过区域匹配, 去阴影之后的区域保持了原有的纹理特征, 只是亮度发生变化。高斯平滑之后的边缘效应明显减弱。

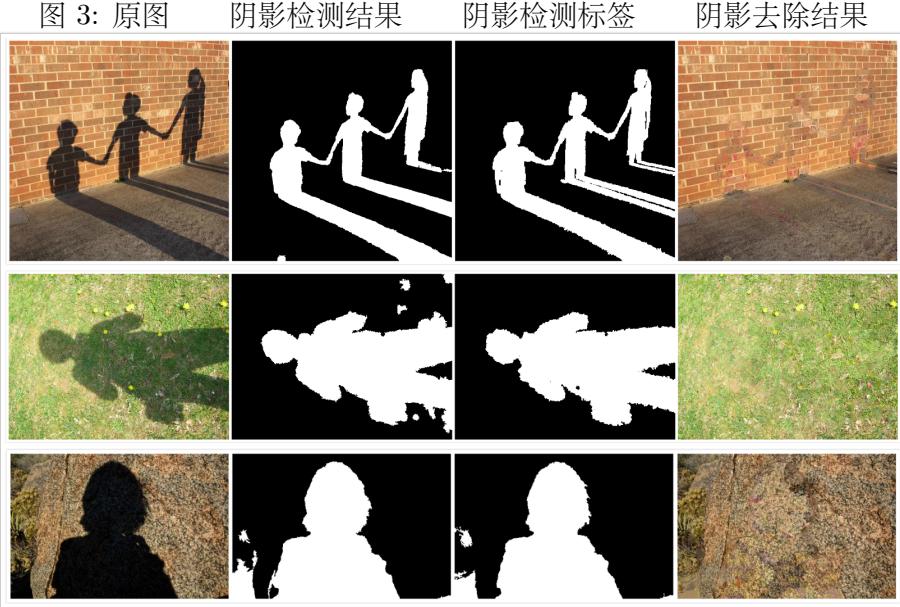
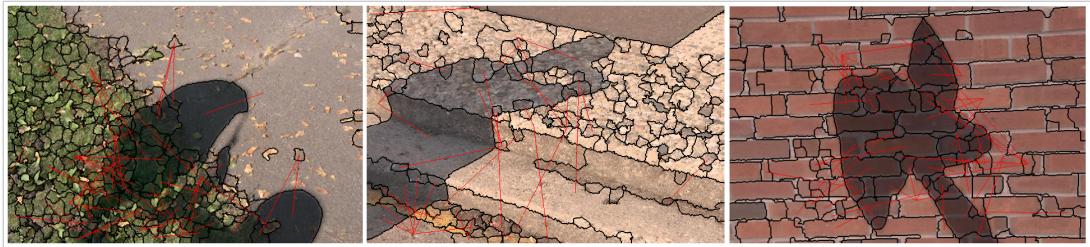


图 4: 阴影去除匹配区域展示



6 结论

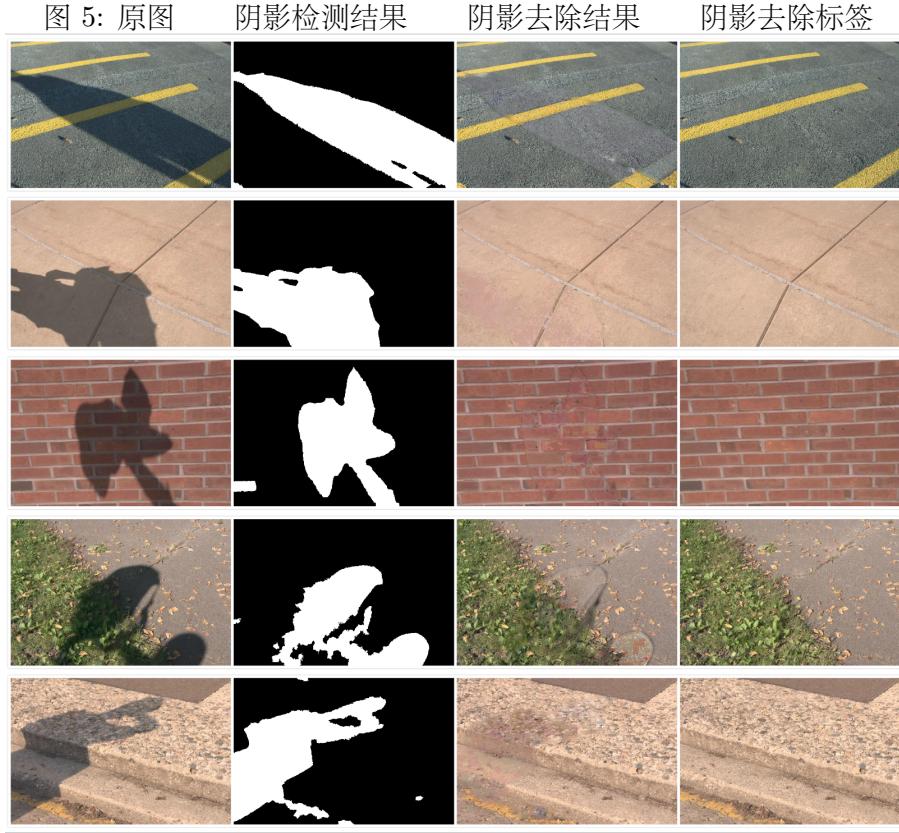
通过实验可以看出，文章提出的基于区域匹配的阴影检测与去除算法是有效的。在阴影检测方面，通过材质相同区域的互相制约关系，可以一定程度上保证图片的一致性；在阴影去除方面，用材质类似的区域对阴影区域进行亮化的方法，可以最小化去阴影操作对阴影区域的非阴影相关特征的影响。

实验中发现文章提出的局限性在于，对于复杂图片，区域匹配的准确度很难保证，因此在阴影检测与阴影去除方面，会由于错误的匹配，带来错误的制约关系，或者会把区域恢复成错误的材质等等。同时，文章算法基于 mean shift 图像分割技术，在复杂图片中分割也很准确。

进一步的改进主要在于对材质匹配区域的计算上。但是由于目前数据集有限，很难通过训练分类器等方法给出匹配区域，因此可以进一步考虑添加更多的阴影不变特征，在复杂图片中提高区域匹配的准确性。

参考文献

- [1] Eli Arbel and Hagit Hel-Or. Shadow removal using intensity surfaces and texture anchor points. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 33(6):1202–



1216, 2011.

- [2] Corina Blajovici, Peter Jozsef Kiss, Zoltan Bonus, and Laszlo Varga. Shadow detection and removal from a single image, 2011.
- [3] Kuo-Liang Chung, Yi-Ru Lin, and Yong-Huai Huang. Efficient shadow detection of color aerial images based on successive thresholding scheme. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote sensing*, 47(2):671–682, 2009.
- [4] Dorin Comaniciu and Peter Meer. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 24(5):603–619, 2002.
- [5] Qi Dong, Yanli Liu, Qijun Zhao, and Hongyu Yang. Detecting soft shadows in a single outdoor image: From local edge-based models to global constraints. *Computers & Graphics*, 38:310–319, 2014.
- [6] Graham Finlayson, Steven Hordley, and Mark Drew. Removing shadows from images. *Computer Vision—ECCV 2002*, pages 129–132, 2006.
- [7] Graham D Finlayson and Clément Fredembach. Fast re-integration of shadow free images. In *Color and Imaging Conference*, volume 2004, pages 117–122. Society for Imaging Science and Technology, 2004.

- [8] Clément Fredembach and Graham Finlayson. Hamiltonian path-based shadow removal. In *Proc. of the 16th British Machine Vision Conference (BMVC)*, volume 2, pages 502–511, 2005.
- [9] Han Gong and DP 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.
- [10] Ruiqi Guo, Qieyun Dai, and Derek Hoiem. Paired regions for shadow detection and removal. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 35(12):2956–2967, 2013.
- [11] Salman H Khan, Mohammed Bennamoun, Ferdous Sohel, and Roberto Togneri. Automatic shadow detection and removal from a single image. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 38(3):431–446, 2016.
- [12] Salman Hameed Khan, Mohammed Bennamoun, Ferdous Sohel, and Roberto Togneri. Automatic feature learning for robust shadow detection. In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2014 IEEE Conference on*, pages 1939–1946. IEEE, 2014.
- [13] Jean-François Lalonde, Alexei Efros, and Srinivasa Narasimhan. Detecting ground shadows in outdoor consumer photographs. *Computer Vision-ECCV 2010*, pages 322–335, 2010.
- [14] Feng Liu and Michael Gleicher. Texture-consistent shadow removal. In *European Conference on Computer Vision*, pages 437–450. Springer, 2008.
- [15] David R Martin, Charless C Fowlkes, and Jitendra Malik. Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 26(5):530–549, 2004.
- [16] Alexandros Panagopoulos, Chaohui Wang, Dimitris Samaras, and Nikos Paragios. Estimating shadows with the bright channel cue. In *European Conference on Computer Vision*, pages 1–12. Springer, 2010.
- [17] Liangqiong Qu, Jiandong Tian, Shengfeng He, Yandong Tang, and Rynson WH Lau. Deshadownet: A multi-context embedding deep network for shadow removal.
- [18] Yael Shor and Dani Lischinski. The shadow meets the mask: Pyramid-based shadow removal. In *Computer Graphics Forum*, volume 27, pages 577–586. Wiley Online Library, 2008.
- [19] Ya-Fan Su and Homer H Chen. A three-stage approach to shadow field estimation from partial boundary information. *IEEE Transactions on Image Processing*, 19(10):2749–2760, 2010.

- [20] Tomas F Yago Vicente, Minh Hoai, and Dimitris Samaras. Leave-one-out kernel optimization for shadow detection and removal. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017.
- [21] Tomás F Yago Vicente and Dimitris Samaras. Single image shadow removal via neighbor-based region relighting. In *European Conference on Computer Vision*, pages 309–320. Springer, 2014.
- [22] Tomás F Yago Vicente, Chen-Ping Yu, and Dimitris Samaras. Single image shadow detection using multiple cues in a supermodular mrf. In *BMVC*, 2013.
- [23] Jiejie Zhu, Kegan GG Samuel, Syed Z Masood, and Marshall 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.