

对数域中基于实例学习的光照估计

崔帅, 张骏*, 高隽

合肥工业大学计算机与信息学院, 安徽 合肥 230009

摘要 复杂和多光照场景下的光照估计是颜色恒常性计算的难点和热点。提出一种对数域中基于实例学习的光照估计方法。通过分析光照对图像色度的影响,提取对数色度直方图作为光照一致性特征,在实例学习框架下,根据特征相似的已知光照实例估计目标场景光照。算法分割原始图像为多个光照均匀场景,分区域估计局部光照,并融合得到整幅图像的全局光照信息。在多组单光照和多光照数据集上的实验结果表明,相较于其他先进方法,本文方法在不同数据集上的光照估计误差中位数降低了 5%~14%,精度更高且稳健性更好。

关键词 视觉光学; 颜色恒常性; 光照估计; 对数色度直方图; 实例学习; 色彩校正

中图分类号 TP391.41

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0233001

Illumination Estimation Based on Exemplar Learning in Logarithm Domain

Cui Shuai, Zhang Jun, Gao Jun

School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei, Anhui 230009, China

Abstract Illumination estimation in complex and multi-illumination scenes is a difficult and hot point in computational color constancy field. An illumination estimation algorithm based on exemplar learning in the logarithm domain is proposed. The effects of illumination on chrominance of an image are studied, and the log-chrominance histogram is extracted as the illumination consistency feature. The frame of exemplar learning is introduced, and the illumination of target scenes is estimated by known-illumination exemplars with similar features. Image segmentation is applied by the algorithm firstly, then illumination estimation is performed for each segment independently, and segmental illuminations are fused together to calculate the illumination for the whole image. Experiments are carried out on several single illumination and multiple illumination data sets. The experimental results show that compared with other advance methods, the proposed method reduces the median error of the illumination estimation by 5%-14% with higher accuracy and higher robustness.

Key words visual optics; color constancy; illumination estimation; log-chrominance histogram; exemplar learning; color calibration

OCIS codes 330.1710; 330.1720; 330.1730

1 引 言

颜色恒常性是人类在任意光照下感知物体颜色的自适应能力^[1]。在计算机视觉领域,颜色恒常性计算通常是对场景进行光照估计,并通过色适应将目标颜色校准到标准光照下,从而获得光照相关度较低的准确的颜色表达^[2]。颜色恒常性计算和光照

估计已被广泛应用于机器视觉和图像处理领域,如色彩合成^[3]、图像增强^[4]、图像校正^[5]、目标识别与跟踪^[6],以及特征匹配^[7]等。

现有光照估计方法可以分为两种:基于统计的方法^[8-12]和基于学习的方法^[13-22]。前者主要是基于图像的统计属性或者物理属性估计场景光照,预先确定参数配置,无需训练,包括基于图像灰度的一系

收稿日期: 2017-06-21; **收到修改稿日期:** 2017-08-31

基金项目: 国家自然科学基金(61403116)、中国博士后科学基金(2014M560507)、中央高校基本科研业务费专项资金

作者简介: 崔帅(1986—),男,博士研究生,主要从事人工智能和机器人技术方面的研究。E-mail: baalcs@163.com

导师简介: 高隽(1963—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事智能信息处理、模式识别方面的研究。

E-mail: gaojun@hfut.edu.cn

* **通信联系人。** E-mail: zhangjun@hfut.edu.cn

列方法,如 Grey-World^[8]、White-Patch^[9]、Shades-of-Grey^[10]、Grey-Edge^[11]方法,以及针对目标表面反射特性进行建模的 Zeta-Image 方法^[12]等。但该类方法均基于唯一确定的场景光照假设,适用范围小且在处理场景内容复杂的图像时误差较大。基于学习的方法是利用学习训练集图像建立模型,实现相似场景的光照估计。例如 Gamut Mapping 方法^[13]假设给定光照下场景中的颜色数量,学习得到规范色域,以此估计光照。一些常见的机器学习方法也被引入,如贝叶斯推理^[14]、支持向量回归^[15]等,通过对图像像素的亮度和色度分布等关键特征建立模型,实现光照估计。近年来,随着深度学习技术的发展,卷积神经网络也被应用于光照估计。Lou 等^[16]在光照数据集上对 AlexNet 网络进行微调,得到光照估计模型。Deep-CC 方法^[17]构建了一个小型的卷积神经网络,分析了卷积核大小、层数,以及全连接层等网络结构与光照估计误差的关系,给出了最优参数选择。Oh 等^[18]等将光照估计这一回归问题转换为分类问题,并在 AlexNet 网络的基础上实现问题求解。Weighted Grey-Edge 方法^[19]和 Multi-Cue 方法^[20-21]分析现有光照估计方法的适用场景或语义层次,训练模型灵活选取合适的单个或多个光照估计方法,综合其结果完成最终的光照估计。与基于统计的方法相比,基于学习的方法适用范围更广,且精度更高。但上述方法假设场景均为均匀光照,实际场景为非均匀光照,导致这些方法失效。

综上所述,目前光照估计算法主要存在两个问题:1)对于均匀光照场景,模型过于复杂,算法适用范围有限。根据 Lambertian 反射理论,图像中每个像素的颜色均可对应无数种光照和物体表面反射的组合,因此获得一种普适性的光照估计函数是极其困难的。2)难以处理非均匀光照和多光照场景。

Exemplar-Based 方法^[22]采用图像分割技术处理复杂和多光照场景,同时借鉴实例学习思想^[23],采用纹理和颜色直方图作为实例特征,分别估计各分割表面的光照,有效提高了光照估计精度和算法适用范围。在此基础上,本文提出了一种在对数域中基于实例学习的光照估计方法。该方法在对数域中提取色度直方图作为光照一致性特征(相似特征的场景光照也相似),与纹理和颜色直方图特征相比,具有更高的光照相关性和更低的训练集相关性,同时受图像分割结果的影响较小,提高了算法精度和稳健性。此外,Exemplar-Based 方法^[22]需要引入

White-Patch 方法^[9]对原始图像进行初步的光照校正处理,本文方法的特征直接反映光照色度,无需进行校正,降低了算法复杂度。该方法是在对数域中提取色度直方图作为实例特征,基于 k 最近邻分类算法(k -NN)^[23]计算实例匹配,根据特征相似的匹配实例估计均匀光照场景,并对非均匀光照场景进行图像分割,采用分区域独立估计及全局融合的方法计算光照。

2 本文的光照估计方法

本文方法首先将原始图像映射到 LUV 色彩空间(CIELUV),利用均值漂移方法^[24]分割图像,获取光照相对均匀的分割区域表面,并计算对数色度直方图作为区域表面特征。由此可以根据已知光照的训练集计算得到实例集。光照估计首先采用 k -NN^[23]为测试图像的各区域表面匹配光照已知的实例,其后根据匹配实例估计对应区域表面的光照,最终融合得到整幅图像的光照。本文算法流程如图 1 所示。

2.1 对数色度直方图计算

光照估计可以定义为如下问题:对于一幅图像 I ,将其表示为 $I = W \times L$ 。其中 I 为输入图像, W 为标准光照(通常为白光)下的图像, L 为场景光照。根据 Von Kries 系数定律^[25],光照估计计算对于每个颜色通道是独立的。因此,对一幅图像 $I(I_r, I_g, I_b)$,定义其对数色度映射 (I_u, I_v, I_y) 为

$$\begin{cases} I_u = \ln(I_g/I_r) \\ I_v = \ln(I_g/I_b) \\ I_y = \sqrt{I_r^2 + I_g^2 + I_b^2} \end{cases} \quad (1)$$

根据 $I = W \times L$,同样可以定义:

$$W_u = \ln(W_g/W_r), W_v = \ln(W_g/W_b), \quad (2)$$

$$L_u = \ln(L_g/L_r), L_v = \ln(L_g/L_b). \quad (3)$$

可以得到:

$$W_u = I_u - L_u, W_v = I_v - L_v. \quad (4)$$

因此图像的二维对数色度直方图^[26]可定义为

$$H'(u, v) = \sum_i I_y^{(i)} \left| |I_u^{(i)} - u| \leq \frac{\epsilon}{2} \wedge |I_v^{(i)} - v| \leq \frac{\epsilon}{2} \right|, \quad (5)$$

式中 i 为图像像素索引, $\epsilon = 0.025$, u 和 v 取值为整数且 $-128 \leq u \leq 127, -128 \leq v \leq 127$ 。

对 $H'(u, v)$ 进行归一化处理,得到最终的对数色度直方图:

$$H(u, v) = \frac{H'(u, v)}{\sqrt{\sum_{u', v'} H'(u', v')}}. \quad (6)$$

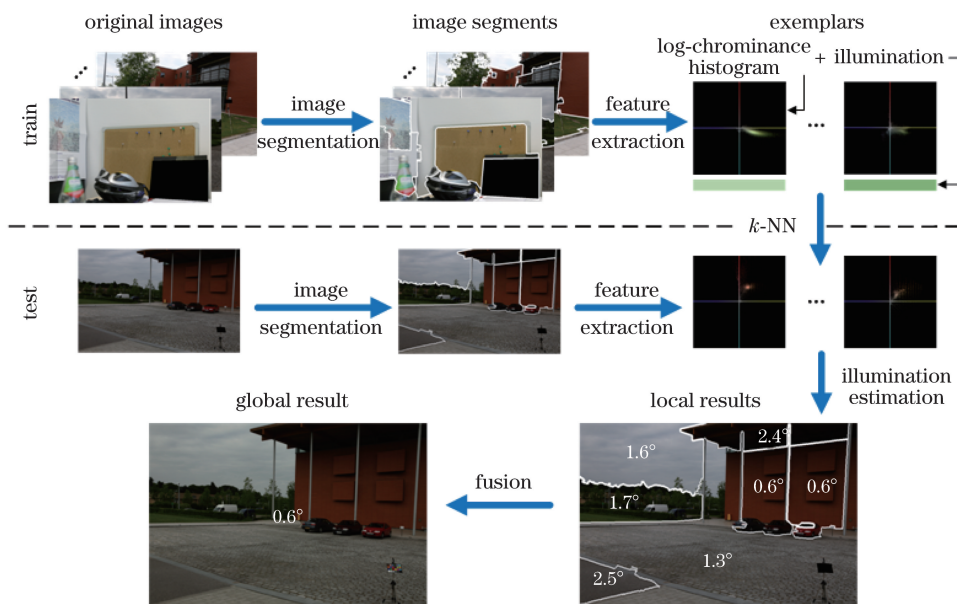


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of algorithm

两个场景在 3 组不同光照下的对数色度直方图如图 2 所示。由图 2 可知,不同光照会导致图像的对数色度直方图平移,且平移程度与光照的对数色度(L_u, L_v)呈线性相关,与(4)式一致。同时,以 χ^2 距离度量图 2(a)~(f)的对数色度直方图的相似度,

数值越大相似度越高,其结果如表 1 所示,粗体数据为最优结果。

表 1 显示图 2(a)、(d)匹配,图 2(b)、(e)匹配,以及图 2(c)、(f)匹配相似度最高,表明对数色度直方图与光照相关度较高,而受图像纹理和内容的

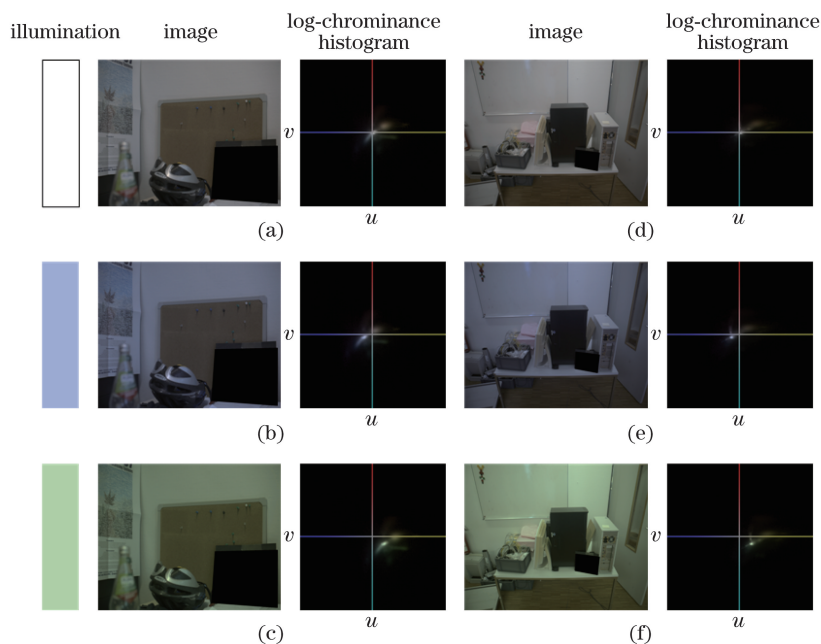


图 2 两个场景在三组不同光照下的图像和对数色度直方图。场景 1 在(a)白光光照,(b)蓝光光照,(c)绿光光照下的图像和对数色度直方图;场景 2 在(d)白光光照,(e)蓝光光照,(f)绿光光照下的图像和对数色度直方图

Fig. 2 Images and log-chrominance histograms of two scenes with three different illuminations. Scene 1 images and log-chrominance histograms under (a) white light, (b) blue light, (c) green light; scene 2 images and log-chrominance histograms under (d) white light, (e) blue light, (f) green light

表 1 图 2 中对数色度直方图 χ^2 距离

Table 1 χ^2 distance of log-chrominance histograms in Fig. 2

χ^2 distance	Fig. 2(a)	Fig. 2(b)	Fig. 2(c)	Fig. 2(d)	Fig. 2(e)	Fig. 2(f)
Fig. 2(a)	-	-12.5997	-18.9088	-3.6787	-10.2847	-17.0799
Fig. 2(b)	-12.5997	-	-21.6092	-12.3675	-3.6276	-19.5451
Fig. 2(c)	-18.9088	-21.6092	-	-18.0153	-19.1128	-3.6758
Fig. 2(d)	-3.6787	-12.3675	-18.0153	-	-9.4169	-15.6009
Fig. 2(e)	-10.2847	-3.6276	-19.1128	-9.4169	-	-16.7831
Fig. 2(f)	-17.0799	-19.5451	-3.6758	-15.6009	-16.7831	-

影响较小,作为特征应用可以有效区分不同光照的场景。由(5)式可知,对数色度直方图作为一种图像的统计量,具有较强的光照色度相关性和较低的光照强度相关性,因此可以作为一种有效的光照一致性特征,对数色度直方图越相似的场景,其光照也越相似。

2.2 基于实例学习的光照估计

实例学习框架基于 k -NN,即选择与待测目标特征相似度最高的 k 个已知实例,然后根据这 k 个已知实例估计待测目标,其特点是在选择匹配实例的过程中同时完成训练与分类。

已知光照实例集基于训练集图像分割得到,待测实例由待测图像分割得到,分别计算各分割表面的对数色度直方图作为实例特征。针对待测图像每个分割表面,依据最近邻方法从已知光照实例集中选取与其特征相似度最高的 k 个实例,计算这 k 个实例真实光照值的中值作为分割表面的光照估计值。最后融合各分割表面的光照估计值得到测试图像的光照。

测试图像分割表面 P 的光照估计值 $\mathbf{R}(P)$ 为

$$\mathbf{R}(P) = \text{median}\left[\bigcup_{i=1}^k \mathbf{L}(S_i)\right],$$

$$\{S_1, \dots, S_k\} = \arg \max_{S_i \in E} [d(\mathbf{H}_P, \mathbf{H}_{S_i})], \quad (7)$$

式中 $\mathbf{L}(S_i)$ 为实例 S_i 的真实光照值, $\{S_1, \dots, S_k\}$ 为与分割表面 P 特征相似度最高的 k 个实例, E 为实例集, \mathbf{H}_P 和 \mathbf{H}_{S_i} 分别为分割表面 P 和 S_i 的对数色度直方图。 d 为特征相似度,本文选择 χ^2 距离度量,即:

$$d(\mathbf{H}_1, \mathbf{H}_2) = -\frac{1}{2} \sum_u \sum_v \frac{[\mathbf{H}_1(u, v) - \mathbf{H}_2(u, v)]^2}{\mathbf{H}_1(u, v) + \mathbf{H}_2(u, v)}, \quad (8)$$

式中 \mathbf{H}_1 和 \mathbf{H}_2 为对数色度直方图, d 越大表明特征的相似度越高。

对于单光照场景的图像,本文以其所有分割表

面光照估计值的中值作为整幅图像的光照估计值,其光照估计流程如图 3 所示。图中首先给出均值漂移算法下的图像分割结果,以此得到各分割表面的对数色度直方图,然后以最近邻算法获取匹配实例,最后给出各分割平面的光照估计结果在 r 、 g 色度空间中的分布,并与最终光照估计值和真实值进行对比,其中光照值 (R, G, B) 在 r 、 g 色度空间中的计算为

$$r = R/(R + G + B), \quad g = G/(R + G + B). \quad (9)$$

在多光照场景下,获得各分割表面的光照估计后,需要结合整个图像的光照数量等先验信息进行数据融合,完成最终的光照估计。对于光照数量为 n 的场景,采用 K-means 算法,依据光照估计值将各分割表面聚集成 n 类,得到聚类集 $\{C_1, \dots, C_n\}$ 。本文假设同一聚类中所有分割表面的光照值相等,于是聚类 C_i 中所有分割表面最终的光照估计 $\mathbf{R}(C_i)$ 为

$$\mathbf{R}(C_i) = \text{median}\left[\bigcup_{j=1}^{m_i} \mathbf{R}(S_j)\right], \quad C_i = \{S_1, \dots, S_{m_i}\}, \quad (10)$$

式中 m_i 为聚类 C_i 中分割表面的总数, $\mathbf{R}(S_j)$ 为分割表面 S_j 的光照估计值。

3 实验结果及分析

为了验证本文方法的有效性,分别在 3 组单光照数据集和一组多光照数据集上进行实验,给出光照估计误差和色彩校正结果,并与主流光照估计算法进行对比。

3.1 数据集

ColorChecker 数据集^[14,27]由 568 幅图像组成,包含室内和室外场景,由 Canon 1D 和 Canon 5D 拍摄,采用自动白平衡设置,特点是图像分辨率较高。该数据集的光照真实值由设置在各场景中的 Macbeth ColorChecker 计算得到(在实际使用时须

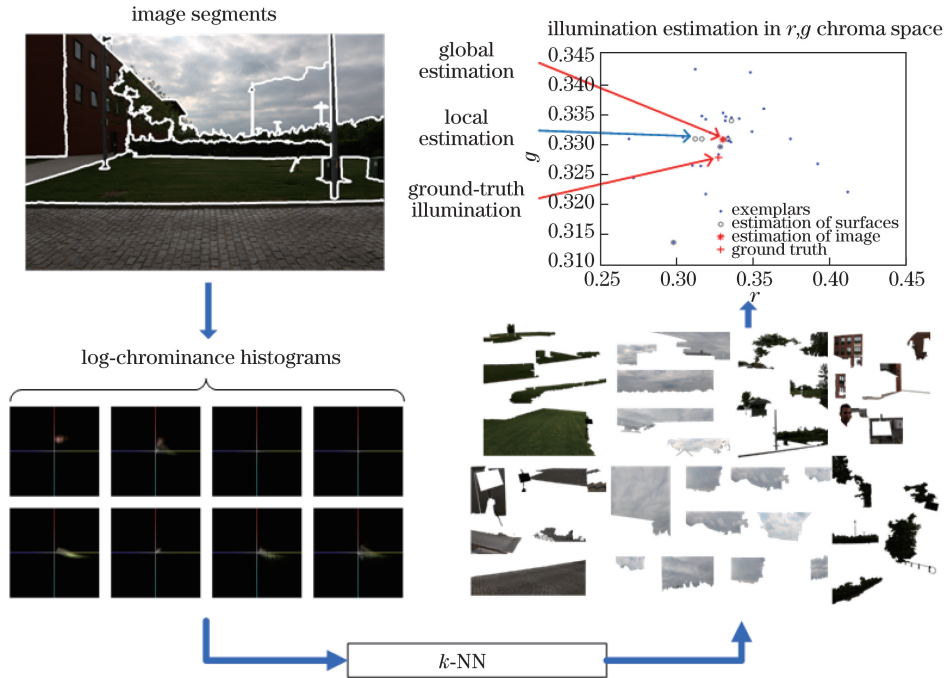


图 3 单光照图像的光照估计流程

Fig. 3 Illumination estimation process of single illuminant image

将该部分遮住)。本文还选用了 Shi 等^[27]重处理后的 ColorChecker 数据集,是 Shi 等^[27]在 ColorChecker 数据集 RAW 图像的基础上进行线性化处理,所得到的另一组数据集和对应的光照真实值。

SFU Grey-ball 数据集^[28]是由视频序列帧组成,共 11346 幅图像,包含室内和室外场景,其特点在于场景和光照的变化较大,且图像分辨率较低,为 360 pixel×240 pixel。该数据集的光照真实值是根据场景中设置的一个灰度球计算得到。

多光照数据集^[29]包括实验室图像和室外图像,仅室外图像为多光照场景,本文选用室外图像集。室外图像均包含两个光照区别较大的场景,其光照真实值根据场景中分别在不同位置设置的多个灰度球计算得到。

3.2 评价指标

本文计算光照估计误差的均值、中位数、三均值和最大值。均值衡量算法的总体性能,中位数和三均值则旨在消除离散值的影响,最大值用于度量算法的最差性能,其值越小说明稳健性较好。

对于单一光照问题,图像的光照估计值 \mathbf{L}_e 与真实值 \mathbf{L}_t 均为 3 维向量,二者之间的误差衡量通常有两种方式:欧几里得误差和角度误差。欧几里得误差采用 \mathbf{L}_e 和 \mathbf{L}_t 在 r, g 空间中的欧氏距离表达,角度误差则为向量 \mathbf{L}_e 和 \mathbf{L}_t 之间的夹角。由于角度误差更符合人类的感知,因此有更广泛的应

用。本文采用角度误差作为误差度量方式,其计算如下:

$$\varepsilon_a(\mathbf{L}_t, \mathbf{L}_e) = \arccos\left(\frac{\mathbf{L}_t \cdot \mathbf{L}_e}{\|\mathbf{L}_t\| \cdot \|\mathbf{L}_e\|}\right). \quad (11)$$

多光照图像中每个像素点都有独立的光照估计值,通常以所有像素点角度误差的均值作为图像的光照估计误差,即:

$$\varepsilon_a(\mathbf{L}_t, \mathbf{L}_e) = \frac{1}{w \cdot h} \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^h \arccos\left(\frac{\mathbf{L}_t^{ij} \cdot \mathbf{L}_e^{ij}}{\|\mathbf{L}_t^{ij}\| \cdot \|\mathbf{L}_e^{ij}\|}\right), \quad (12)$$

式中图像分辨率为 $w \times h$ 。

3.3 与其他方法对比

本文用于对比的算法包括基于统计的方法如 Grey-World^[8]、White-Patch^[9]、Shades-of-Grey^[10]、Grey-Edge^[11]和 Zeta-Image^[12]方法,以及基于学习的方法如 Gamut Mapping^[13]、Bayesian^[14]、Weighted Grey-Edge^[19]、Multi-Cue^[21]、Deep-CC^[17]和 Exemplar-Based^[22]方法。

3.3.1 ColorChecker 数据集

本文方法与几种主流光照估计方法的对比及在原始 Color Checker 数据集^[14]和经重处理后的数据集^[27]上的角度误差分别如表 2、3 所示,其中粗体数据为最优结果,下划线数据为次优结果。表中 Do nothing 方法基于光照中 r, g, b 分量相等的假设估计光照。

表 2 不同光照估计方法在原始 ColorChecker 数据集上的角度误差对比

Table 2 Angular errors for original ColorChecker dataset for different illumination estimation algorithms (°)

Method	Mean	Median	Trimean	Max
Do nothing	6.9	9.5	7.5	38.2
Grey-World	9.8	7.4	8.2	46.0
White-Patch	8.1	6.0	6.4	<u>36.3</u>
Shades-of-Grey	7.0	5.3	5.6	36.6
Grey-Edge	7.0	5.2	5.5	<u>36.3</u>
Zeta-Image	6.9	5.0	-	-
Gamut Mapping	6.9	4.9	5.2	37.1
Bayesian	6.7	4.7	<u>5.0</u>	39.4
Weighted Grey-Edge	6.6	4.7	5.1	44.3
Exemplar-Based	<u>5.2</u>	<u>3.7</u>	-	-
Proposed algorithm	5.1	3.4	3.8	28.5

表 3 不同光照估计方法在重处理的 ColorChecker 数据集上的角度误差对比

Table 3 Angular errors for re-processing of ColorChecker dataset for different illumination estimation algorithms (°)

Method	Mean	Median	Trimean	Max
Do nothing	13.7	13.6	13.5	27.4
Grey-World	6.4	6.3	6.3	24.8
White-Patch	7.6	5.7	6.4	40.6
Shades-of-Grey	4.9	4.0	4.2	22.4
Grey-Edge	5.1	4.4	4.6	23.9
Zeta-Image	4.1	2.8	-	-
Gamut Mapping	4.2	2.3	2.9	23.2
Bayesian	4.8	3.5	3.9	24.5
Multi-Cue	3.3	2.2	2.6	-
Deep-CC	<u>2.6</u>	<u>2.0</u>	<u>2.1</u>	14.8
Exemplar-Based	2.9	2.3	2.4	19.4
Proposed algorithm	2.5	1.8	2.0	<u>17.9</u>

实验结果表明,本文方法实例匹配的准确性更高,结果优于采用纹理和颜色特征的 Exemplar-Based 方法^[22],在所有方法中精度最高。基于统计的方法均采用唯一确定的场景光照假设,精度最差。基于学习的方法以相似的场景光照估计未知场景,能够处理复杂场景问题,精度普遍优于基于统计的方法,其中 Deep-CC 方法^[17]的精度仅次于本文方法。所有方法在线性化图像集上的误差均有大幅降低,是因为该线性化图像集直接对应相机传感器输出,没有改变图像的色彩和亮度,能够获得更准确的光照估计。

3.3.2 SFU Grey-ball 数据集

本文方法在 SFU Grey-ball 数据集^[28]上与几种主流光照估计方法的角度误差对比结果如表 4 所示,其中粗体数据为最优结果,下划线数据为次优结果。结果表明,本文方法能够针对分割得到的光照均匀区域准确估计光照,能保证最高的光照估计精度。由于数据集图像的分辨率较低而无法包含足够的信息,导致所有方法的误差均较大。同时,较低分辨率难以表现复杂场景,缩小了基于学习方法与基于统计方法之间的差距。

表 4 不同光照估计方法在 SFU Grey-ball 数据集上的角度误差对比

Table 4 Angular errors for SFU Grey-ball dataset for different illumination estimation algorithms (°)

Method	Mean	Median	Trimean	Max
Do nothing	8.3	6.7	7.3	36.8
Grey-World	7.9	7.0	7.1	48.1
White-Patch	6.8	5.3	5.8	<u>38.7</u>
Shades-of-Grey	6.1	5.3	5.5	41.2
Grey-Edge	5.9	4.7	5.1	41.2
Gamut Mapping	7.1	5.8	6.1	41.9
Multi-Cue	8.8	5.6	6.8	-
Exemplar-Based	<u>4.4</u>	<u>3.4</u>	<u>3.7</u>	45.6
Proposed algorithm	4.2	3.0	3.4	43.0

3.3.3 多光照数据集

在多光照数据集^[29]上,本文方法与几种光照估计方法的角度误差中位数对比结果如表 5 所示,表中第 2~4 列分别对应假定光照数量为 1、2、不确定时的计算结果,其中粗体数据为最优结果,下划线数据为次优结果。与文献^[22]保持一致,本文同样以 SFU Grey-ball 数据集^[28]作为训练集,并对待测图像的每个像素求取光照值,最后计算整幅图光照值

表 5 不同光照估计方法在多光照数据集上的角度误差中位数对比

Table 5 Median angular errors for multiple light sources dataset for different illumination estimation algorithms (°)

Method	Number of Illuminants		
	One	Two	Multi
Grey-World	8.9	6.4	-
White-Patch	7.8	6.7	-
Grey-Edge ($n=1$)	6.4	5.6	-
Grey-Edge ($n=2$)	<u>5.0</u>	5.1	-
Exemplar-Based	5.1	<u>3.8</u>	<u>4.3</u>
Proposed algorithm	4.2	3.6	3.7

误差的均值作为图像的光照估计误差。实验结果表明, 无论是否指定光照数量, 本文方法均优于其他方法。其中 Exemplar-Based 方法^[22] 使用纹理和颜色特征受图像分割结果影响显著, 在指定光照数量不同时误差波动较大, 本文采用对数色度直方图作为

实例特征, 与图像纹理和内容相关性小而与光照色度相关性高, 对图像分割的适应性更好, 误差较小且稳定, 能够更有效地处理多光照场景。本文方法设置光照数分别为 1、2 和不确定时, 在多光照数据集上的部分光照估计结果如图 4 所示。

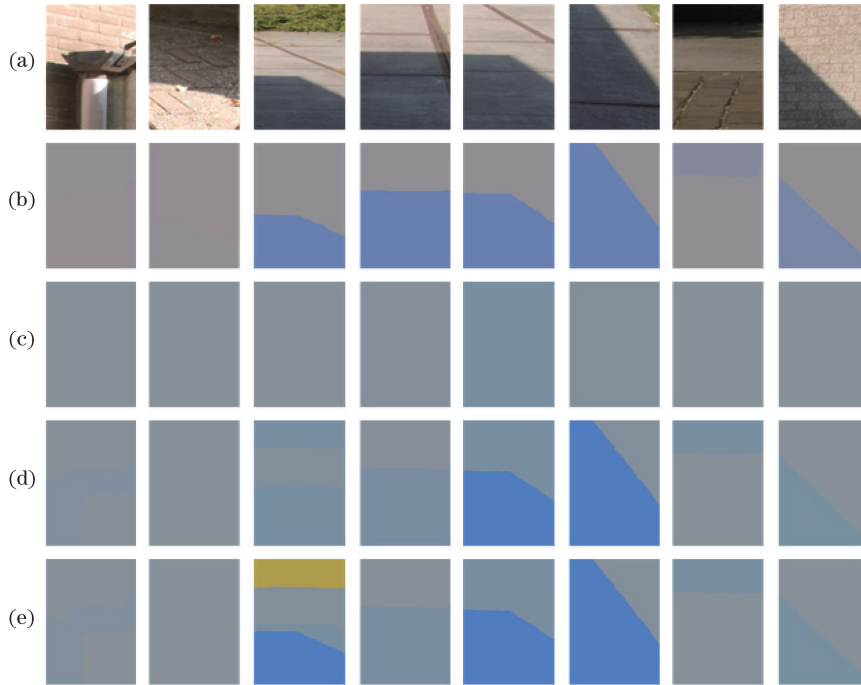


图 4 多光照图像的光照估计。(a)原始图像;(b)光照真实值;(c)单光照假设的估计结果;(d)双光照假设的估计结果;(e)多光照假设的估计结果

Fig. 4 Illumination estimation of multi-illuminant images. (a) Original images; (b) ground-truth values;

(c) single illuminant estimation results; (d) double illuminant estimation results; (e) multi-illuminant estimation results

3.4 算法分析

本文算法将图像分割为多个不同区域, 并对每个局部区域进行光照估计, 进而估计全局光照。为了验证其有效性, 去除图像分割并保持其余模块不变, 直接对整幅图像进行全局光照估计, 二者的光照

估计误差和时间性能对比如表 6、7 所示, 粗体数据为最优结果。实验运行环境为 2.8 GHz 的英特尔 i5 处理器, 32 GB 内存, 64 位 Windows 7 操作系统和 MATLAB R2012b, 同时为了便于对比, 程序限定为单线程执行。

表 6 本文方法在无分割和有分割设置下的角度误差对比

Table 6 Angular errors for the proposed method with and without segmentation

(°)

Dataset	Without segmentation				With segmentation			
	Mean	Median	Trimean	Max	Mean	Median	Trimean	Max
Original ColorChecker	5.3	3.7	4.0	32.5	5.1	3.4	3.8	28.5
Re-processing of ColorChecker	2.6	2.0	2.1	18.6	2.5	1.8	2.0	17.9
SFU Grey-ball	4.4	3.2	3.5	45.9	4.2	3.0	3.4	43.0

表 7 本文方法在无分割和有分割设置下的平均消耗时间对比

Table 7 Average consuming time for the proposed method with and without segmentation

s

Dataset	Without segmentation	With segmentation
	Estimation	Segmentation+Estimation
Original ColorChecker	0.9	6.3+89.3
Re-processing of ColorChecker	1.2	41.1+183.8
SFU Grey-ball	23.2	1.0+164.3

实验结果表明,完整算法引入分割并对每个局部区域进行处理能够显著减少最终的光照估计误差,但也增加了计算时间,考虑到平均每幅图像包含超过 10 个分割块(SFU Grey-ball 数据集^[28]为超过 5 个分割块),所提完整算法中局部区域光照估计可以并行处理(表 7 中有分割列的估计值),能够保证 2 K 级别的高分辨率图片的平均处理时间少于 60 s,认为其可以满足实际的图像识别与分析要求。

3.5 颜色校准

根据图像的光照估计值,利用对角模型^[30]对其进行颜色校准。本文方法与其他方法的对比及在 SFU Grey-ball 数据集^[28]上的部分颜色校准结果及角度误差如图 5 所示。可见,基于统计的方法如 Grey-World^[8]、White-Patch^[9]、Shades-of-Grey^[10],

以及 Grey-Edge^[11],其结果误差范围大,适用范围小。基于学习的方法精度和适用性高于基于统计的方法,而本文方法的光照估计精度高、适应性好,结果优于 Gamut Mapping^[13]和 Exemplar-Based^[22]方法,在所有方法中效果最好。对于户外场景,由于其场景较大,光照较为均匀,所有方法均能取得较高的估计精度。室内场景情况复杂,光照不均匀,基于统计的方法难以处理。此外室内场景中的物体种类较多且复杂多变,采用颜色或者纹理进行匹配难以获得准确的光照一致性,因此 Gamut Mapping^[13]、Exemplar-Based^[22]方法也有一定的局限。本文方法采用图像分割提高光照均匀性,以对数色度直方图匹配实例获得准确的光照估计,可以较好地处理各种复杂场景问题。

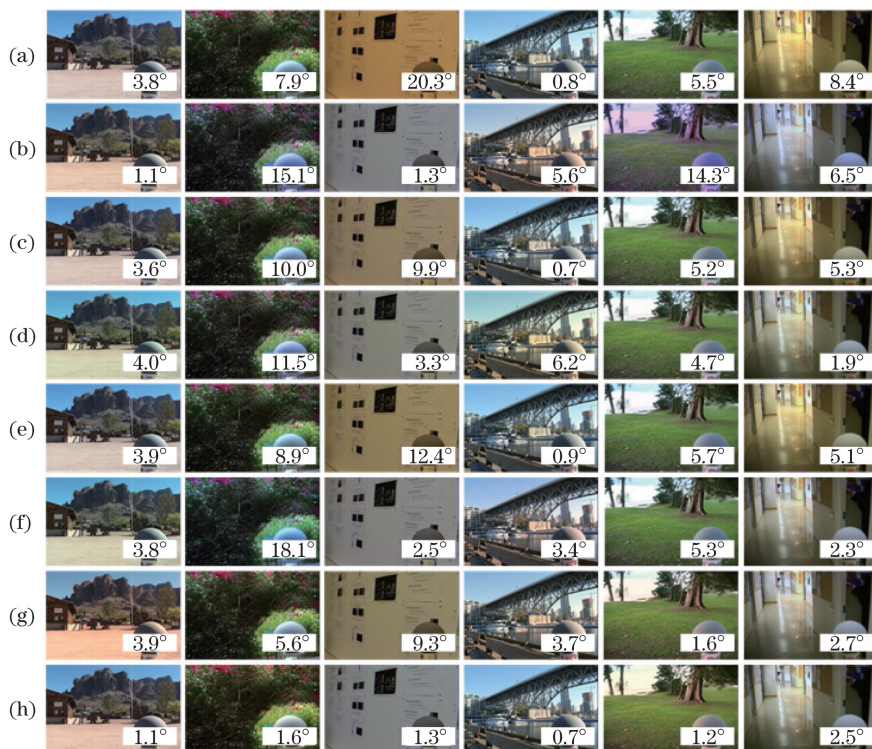


图 5 不同光照估计方法在 SFU Grey-ball 数据集上的颜色校准结果。(a)原始图像;(b) Grey-World 方法;(c) White-Patch 方法;(d) Shades-of-Grey 方法;(e) Grey-Edge 方法;(f) Gamut Mapping 方法;(g) Exemplar-Based 方法;(h)本文方法

Fig. 5 Color correction results using different illumination estimation algorithms on SFU Grey-ball dataset. (a) Original images (b) Grey-World; (c) White-Patch; (d) Shades-of-Grey; (e) Grey-Edge; (f) Gamut Mapping; (g) Exemplar-Based; (h) proposed method

4 结 论

针对目前复杂场景和多光照场景中的光照估计问题,提出了一种对数域中基于实例学习的光照估计方法。基于实例学习框架设计算法,选取特征相似的已知实例估计未知场景光照,能够有效处理光

照差异极大的场景。在对数域中提取色度直方图作为光照一致性特征,具有较强的光照色度相关性和较低的光照强度相关性,能够增强实例匹配的准确性,提高光照估计精度。将图像分割为若干内容相近的表面,并以每个分割表面为实例,一方面扩大了实例的数量,满足了实例集的多样性,另一方面降低

了图像光照不均匀对光照估计结果的影响,并实现对多光照场景进行光照估计。实验结果表明,相较于其他文献中的方法,本文方法在不同数据集上的光照估计误差中位数降低了5%~14%,在复杂场景的光照估计上,本文方法的精度更高,稳健性更优。在多光照场景的估计上,本文方法有效降低了图像分割结果对最终光照估计结果的影响,精度高且适应性好。但本文方法对光照的估计仅考虑了底层像素信息,下一步的工作将引入高层语义知识,提高由局部到全局光照融合的准确性,从而进一步提高光照估计精度和稳健性。

参 考 文 献

- [1] Krantz J H. Experiencing sensation and perception[M]. New York: Pearson Education, 2012.
- [2] Qian Y L, Chen K, Kamarainen J K, *et al.* Deep structured-output regression learning for computational color constancy[EB/OL]. [2017-06-21]. <http://arxiv.org/abs/1607.03856v1>. 2016.9.
- [3] Xiang J R, Ren J W, Liu H X, *et al.* Research on color correction of multi-spectral camera based on spectral tunable integrating sphere[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(1): 013301.
项金蓉, 任建伟, 刘洪兴, 等. 基于光谱可调积分球光源的多光谱相机颜色校正研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2015, 52(1): 013301.
- [4] Liu Q S, Bai J, Yu F H. An adaptive weight value-based multi-scale Retinex algorithm for color image enhancement[C]. 5th International Conference on Computer Sciences and Automation Engineering, 2015: 609-612.
- [5] Zhang L, Feng H J, Xu Z H, *et al.* Purple fringing correction method based on color information of object[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(12): 1233001.
张林, 冯华君, 徐之海, 等. 基于物体颜色信息的图像紫边矫正方法[J]. *光学学报*, 2016, 36(12): 1233001.
- [6] Li S S, Zhao G P, Wang J Y. Distractor-aware object tracking based on multi-feature fusion and scale-adaption[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(5): 0515005.
李双双, 赵高鹏, 王建宇. 基于特征融合和尺度自适应的干扰感知目标跟踪[J]. *光学学报*, 2017, 37(5): 0515005.
- [7] Mirzaei H, Funt B. Gaussian-based hue descriptors[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(12): 2441-2450.
- [8] Buchsbaum G. A spatial processor model for object colour perception[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 1980, 310(1): 1-26.
- [9] Land E H. The Retinex theory of color vision[J]. *Scientific America*, 1977, 237(6): 108-128.
- [10] Finlayson G D, Trezzi E. Shades of gray and colour constancy[C]. *Color and Imaging Conference*, 2004: 37-41.
- [11] van de Weijer J, Gevers T, Gijssenij A. Edge-based color constancy[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(9): 2207-2214.
- [12] Drew M S, Joze H R V, Finlayson G D. Specularity, the Zeta-Image, and information-theoretic illuminant estimation[C]. *International Conference on Computer Vision*, 2012: 411-420.
- [13] Gijssenij A, Gevers T, van de Weijer J. Generalized Gamut Mapping using image derivative structures for color constancy[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2010, 86(2/3): 127-139.
- [14] Gehler P V, Rother C, Blake A, *et al.* Bayesian color constancy revisited[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2008: 1-8.
- [15] Funt B V, Xiong W H. Estimating illumination chromaticity via support vector regression[J]. *Journal of Imaging Science and Technology*, 2006, 50(4): 341-348.
- [16] Lou Z Y, Gevers T, Hu N H, *et al.* Color constancy by deep learning[C]. *British Machine Vision Conference*, 2015: 76.
- [17] Bianco S, Cusano C, Schettini R. Color constancy using CNNs[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, 2015: 81-89.
- [18] Oh S W, Kim S J. Approaching the computational color constancy as a classification problem through deep learning[J]. *Pattern Recognition*, 2017, 61: 405-416.
- [19] Gijssenij A, Gevers T, van de Weijer J. Improving color constancy by photometric edge weighting[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(5): 918-929.
- [20] Liu Y, Gevers T, Li X Q. Color constancy by combining low-mid-high level image cues[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2015, 140: 1-8.
- [21] Li B, Xiong W H, Hu W M, *et al.* Multi-Cue illumination estimation via a tree-structured group joint sparse representation[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2016, 117(1): 21-47.
- [22] Joze H R V, Drew M S. Exemplar-Based color constancy and multiple illumination[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2014, 36(5): 860-873.
- [23] Mitchell T M. *Machine Learning*[M]. New York: McGraw-Hill Education, 1997: 231-233.
- [24] 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.
- [25] Von Kries J. Die Gesichtsempfindungen. Handbuch der physiologie des menschen[M]. Behring: Nabu Press, 2012.
- [26] Barron J T. Convolutional color constancy[C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 379-387.
- [27] Shi L, Funt B. Re-processed version of the Gehler color constancy dataset of 568 images[EB/OL]. [2017-06-21]. <http://www.cs.sfu.ca/~colour/data>.
- [28] Ciurea F, Funt B. A large image database for color constancy research[C]. Color and Imaging Conference, 2003: 160-164.
- [29] Gijsenij A, Lu R, Gevers T. Color constancy for multiple light sources[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(2): 697-707.
- [30] Finlayson G D, Drew M S, Funt B V. Color constancy: generalized diagonal transforms suffice[J]. Journal of the Optical Society of America A, 1994, 11(11): 3011-3019.