

面向区域的非均匀光照估计方法

吴克伟 杨学志 谢 昭

合肥工业大学计算机与信息学院, 安徽 合肥 230009

摘要 非均匀光照场景难以满足现有光照估计方法的单一先验假设,为此提出一种面向区域的非均匀光照估计方法。该方法考虑了 Lambertian 物体表面反射对光照估计的影响,并通过分析相似同质区域的物体表面反射,采用单实例支持向量机方法构建典型同质区域的区域光照模型。该方法通过获得同质区域的光照模型,有效改善了非均匀光照的估计准确性。实验表明在标准自然场景的数据库中,该光照估计方法优于当前的其他先进方法。

关键词 视觉光学;非均匀光照估计;颜色恒常性;色度空间;同质区域;单实例支持向量机

中图分类号 O432.2

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201636.0233001

Regional-Oriented Non-Uniform Illumination Estimation

Wu Kewei Yang Xuezhi Xie Zhao

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

Abstract Non-uniform illumination scene is difficult to meet the single priori assumptions of existing lighting estimation method, therefore a regional-oriented non-uniform estimation method is proposed. The affecting of Lambertian object surface reflection is considered to estimate the illumination, the object surface reflectance of the homogenous regions is analyzed, and the exemplar-based support vector machine model is used to build regional illumination model of typical homogenous regions. The proposed method effectively improves the estimation accuracy about non-uniform illumination by acquiring illumination model of homogenous regions. Experimental results show that on the database of standard realistic scenes, the proposed illumination estimation method is superior to other current advanced methods.

Key words visual optics; non-uniform illumination estimation; color constancy; chromaticity space; homogenous region; exemplar support vector machine

OCIS codes 330.1710; 330.1720; 330.1730

1 引 言

光照估计的目的是提取自然场景的光源颜色信息,以保证场景颜色校正到标准光照情况下。研究光源或经光源照射后物体透射、反射颜色信息的学科属于色度学领域,该领域涉及到物理、生理及心理等学科知识,并广泛应用于机器视觉,例如阴影光照补偿、镜面反射估计、立体视觉、颜色重建^[1]、颜色校正^[2]等。

场景中物体的彩色成像受到光源、目标表面性质和摄像机成像三个因素的影响。早期研究关注于场景中亮度分布的特定假设,利用颜色统计量来估计光照信息,包括颜色通道最大响应^[3]、平均响应^[4]、边缘平均响应^[5]以及阴影区域的平均响应^[6]等。图像清晰度、亮度分布^[7]、色彩饱和度及时间先验^[8],都能做作为光照估计的有效统计量。随着对光照色度空间研究的深入,通过对目标表面反射建模^[9],分析 KL 散度约束^[10], Planckian 色度点^[11]以及色调和色度相关性^[12],能够提高光照估计的准确性。但是,上述方法主要考虑光照对场景成像中各颜色波段强度分布的影响,对场景内容的假设较为单一,因此,当场景中存在较多混杂的颜色目标时,噪声光照估计容易不准确。

收稿日期: 2015-07-06; 收到修改稿日期: 2015-08-07

基金项目: 国家自然科学基金(61273237, 61503111)

作者简介: 吴克伟(1984—),男,博士,讲师,主要从事光照估计、机器视觉等方面的研究。E-mail: wukewei@hfut.edu.cn

针对相似光照条件下图像之间的场景内容关联,通过 Bayesian^[13]、Weibull分布^[14]等学习方法,可以获得场景中颜色数量的约束^[15]以及灰度表面与光照的统计关系^[16],有利于提高光照估计的稳健性。通常地,自然场景的光照在同质区域内差异较小,而在异质区域间差异较大^[17],因此,在图像同质区域的基础上,分析不同光谱波段^[18]、不同反射条件模型^[19-20]以及阴影衰退的影响^[21],提取光照强度的不变描述子^[22],获得颜色同质约束^[23]和外观同质约束^[24],有利于区分场景混杂与目标对光照估计的影响。

最近邻方法是一种有限样本情况下,有效的光照估计实例学习方法^[25],充分考虑了同质区域的匹配关联,但是,由于自然场景中目标外观变化复杂,最近邻方法容易将易混淆的外观区域进行错误关联。针对此问题,本文提出一种面向区域的非均匀光照估计方法,该方法通过分析相似同质区域的物体表面反射,采用单实例支持向量机方法(ESVM)构建典型同质区域的区域光照模型,实验证明了本文方法有效提高了非均匀光照估计的准确性。

2 非均匀光照场景的光照估计

非均匀光照场景中,难以估计不同区域的颜色强度对全局光照估计的贡献,容易引起光照估计不准确。利用图像分割方法将其划分为若干个视觉感官上同质的区域,以降低区域光照不均匀性,增强数据驱动的光照估计模型适应能力。

2.1 全局光照估计模型

全局光照估计模型是一种数据驱动的计算方法。在 Lambertian 表面的漫反射假设情况下,物体的表面颜色受到三个因素影响,光源的光谱能量分布、物体表面反射率和成像采集设备的光谱敏感分布。在一定场景内容假设约束下,数据驱动的光照估计模型,利用图像各颜色通道的统计量来估计场景光源的颜色。全局光照估计方法,具有特定的统一框架,可以表示为

$$\left(\int \left\| \frac{\partial^n I_{c,\sigma}(x)}{\partial x^n} \right\|^q dx \right)^{1/q} = e_c^{n,p,\sigma}, c \in \{R, G, B\}, \quad (1)$$

式中 I 是 RGB 彩色成像数值,其三个通道分别对应 RGB 三个波长的刺激值, c 表示 R, G, B 三个颜色通道, x 指示图像像素的空间位置, e_c 是特定通道的光照颜色估计值,场景光照的颜色为 3 个通道的向量 $L^{n,q,\sigma} = (e_R^{n,q,\sigma}, e_G^{n,q,\sigma}, e_B^{n,q,\sigma})$ 。该模型具有三个可变参数, n 为灰色边缘的阶数, q 为 Minkowski 基范数, σ 为高斯平滑的尺度因子。通过改变统一模型中的参数,可以获得不同的场景内容假设条件。例如, $L^{0,1,0}$ 为 Grey-World 假设, $L^{0,\infty,0}$ 为 White-Patch 假设, $L^{0,q,0}, 1 < q < \infty$ 为 Shades of Grey 假设。 n 取大于 0 的自然数时,则表示 Grey-Edge 假设。

基于全局光源光照估计方法,使用了特定的场景内容假设条件,其参数估计方法是固定的。在解决非均匀光照问题时,全局光源光照估计难以适应场景中可能存在的多种表面情况。为了解决上述问题,现有光照估计方法关注于基于区域的局部光照估计研究。

2.2 区域光照估计模型

区域光照估计模型通过挖掘目标的颜色相关性,实现场景光照的有效估计。图像分割方法可以将场景划分为若干外观相似的同质区域,并结合同质假设可提高光照估计的准确性。同质假设定义为,与待估计区域匹配的相似目标区域,其光照值与测试图像的光照值是近似的。利用目标的颜色和纹理特征,可以获得可靠的匹配参考集合^[25],估计测试图像的场景光照

$$\mathbf{u}_N(p) = \frac{1}{k} \sum_{i \in N(p)} L_i, N(p) = \arg \min_{i=1, \dots, k} \|\phi(p) - \phi(s_i)\|, \quad (2)$$

式中 L_i 是训练图像集中成功匹配的图像场景光照, p 为测试图像区域, $\mathbf{u}_N(p)$ 是测试图像某一区域的光照估计值,为 k 个匹配图像光照的平均值。图像匹配利用测试区域的特征 $\phi(p)$ 与训练图像分割区域的特征 $\phi(s_i)$ 的欧式距离进行评价,利用最近邻规则(NN),选择与测试区域最相似的 k 个训练图像区域组成匹配集合 $N(p)$ 。

测试区域的匹配过程是局部光照估计的关键,目的在于找出与测试区域具有同质关联的区域。但是,基于最近邻方法的匹配过程中,没有考虑到目标在特征空间中各向异性分布的特点,因此基于欧式距离最近邻的样本可能导致较多的错误区域匹配。针对该问题,提出一种基于 ESVM 模型,用于改善测试图像同质

区域匹配的合理性,提高区域光照估计的可靠性。

3 单实例学习映射下的区域光照估计

通过测试图像区域的匹配集合,可以获得同质关联的光照先验信息。但是,基于最近邻的特征匹配过程中,没有考虑目标的数据分布特征,欧式距离的前 k 个目标不一定具有相似的同质关联。重点分析了基于单实例学习映射下的区域匹配方法,利用单实例判决分类器,替代欧式距离矩形区域相似度评价,表示为

$$E(p) = \arg \min_{i=1, \dots, k} [-w_{s_i}^T \phi(p) - v_{s_i}] \quad (3)$$

式中 p 为测试图像区域, $\phi(p)$ 为测试图像区域的特征, s_i 为需要匹配的训练集中分割的区域, w_{s_i} 和 v_{s_i} 分别为 ESVM 的权重和偏置。匹配过程中,依次考虑训练数据集中的典型同质区域的单实例学习映射关系,并选择判决函数响应最相似的前 k 个训练图像块为匹配集合 $E(p)$ 。

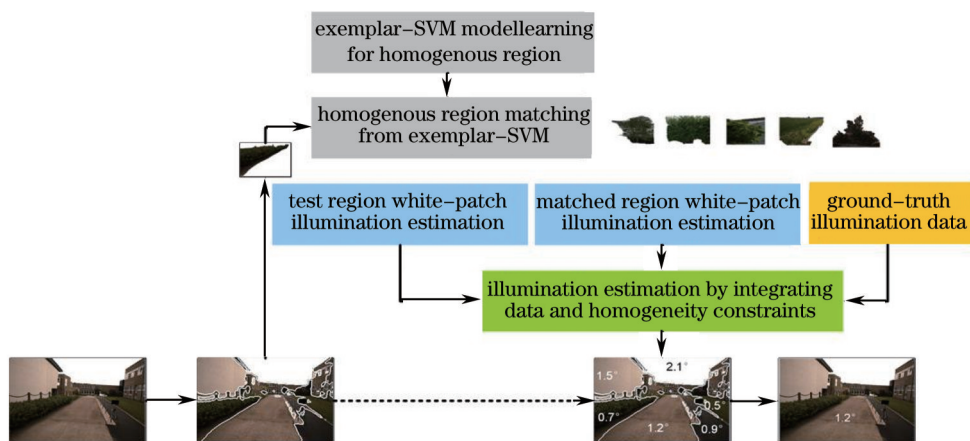


图1 单实例学习映射下的场景光照估计方法

Fig.1 Single exemplar-learning for scene illumination estimation method

算法框架如图1所示。训练典型同质区域的 ESVM 模型。利用单实例学习映射的评价函数,生成测试区域的单实例同质匹配区域集合。并针对匹配集合,同时考虑融合测光数值和同质数据分布特性的区域光照估计方法,计算区域光照估计的均值作为测试图像的全局光照估计。

3.1 正例与负例挖掘

单实例学习学习的目的在于获得目标类的距离函数,由于其考虑了样本分布的不均匀性,可以获得比最近邻方法更好的相似度评价,有效区分相似目标与混杂目标。ESVM 在定义决策平面时,具有更大的自由度,能够从负例样本中分析其与正例在不同特征维度上的差异,改变局部特征的响应权重。ESVM 的特点在于只使用一个正例样本和一组负例样本完成训练,并使用线性 SVM 分类器,防止过拟合问题。

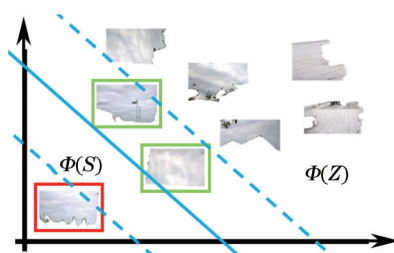


图2 ESVM 的困难负例选择

Fig.2 Hard negative instance selection in ESVM

单实例学习过程中负例的采样方式对决策函数的影响较大。实际数据空间中,包含大量与正例类别无关的负例样本,负例挖掘算法需要从中找出与判决函数有关的支持向量,作为困难负例用于 ESVM 训练。由于困难负例的样本数远小于全部负例集合,因此,找出迭代过程中支持向量作为困难负例替代原有负例集

合,可以降低训练收敛速度,提高算法计算效率。

图2给出ESVM中困难负例选择过程,其中红色实例是单实例正例 s ,其余为负例样本 z ,蓝色实线为ESVM的判决边界,蓝色虚线为最大间隔区域,最大间隔区域内的样本为困难样本,图中绿色框实例为困难负例。由于样本数量和规模的不同,ESVM的判决边界是不同的,所以具有不同的困难负例。困难负例筛选需要对大量负例进行迭代训练,每次迭代能够提供更好的判决边界,产生更好的困难负例,实验过程中迭代次数取值为3。

3.2 目标区域描述

为了保证局部光照的一致性,利用均值漂移的图像分割方法获取训练集和测试集的图像区域表面。分析目标的同质关联,需要考虑区域颜色和纹理信息,前者用于约束目标颜色对光照估计的关联,后者用于区分相似颜色情况下的不同同质目标。

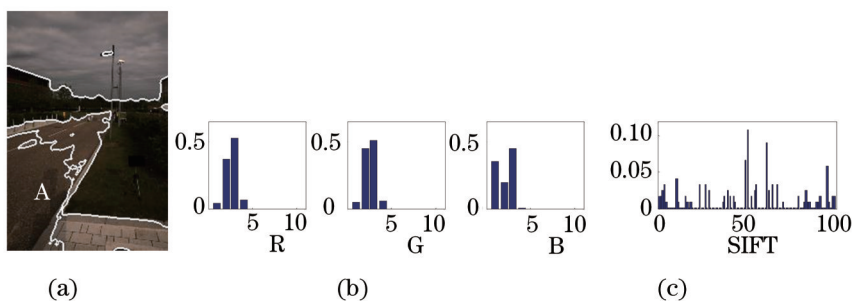


图3 分割区域的颜色和纹理特征表示。(a) 图像分割区域;(b) 颜色特征直方图;(c) 纹理特征直方图

Fig. 3 Color and texture features in segmented region. (a) Segmented area of image;
(b) color characteristic histogram; (c) texture feature histogram

通过分析图像区域块的RGB三通道的颜色分布,获得区域的颜色描述子。为了去除最大光照的影响,对区域内部各像素计算归一化RGB数值,即RGB各通道除以该通道的最大响应值,归一化后各通道的颜色取值范围为0~1。为了避免局部噪声对图像颜色估计的影响,在描述区域内颜色分布时,将其分为10个统计区域获得归一化RGB直方图。

利用尺度不变特征变换(SIFT)词汇包模型,获得区域纹理字典,并统计区域SIFT特征的字典标签作为区域纹理描述子。实验过程中,通过采样获得大量的区域图像块集合,采集区域内部的SIFT描述子,并对SIFT特征进行k-means聚类得到纹理字典,实验过程中 k 取值为100。不同的SIFT聚类中心用于表示各种纹理类型,并利用区域内部SIFT特征的纹理基元直方图,可以有效区分不同目标的表面。实验过程将颜色描述子和纹理描述子组成串联向量,实现区域的联合属性描述。图3给出了测试图像区域A的颜色[图3(b)]和纹理[图3(c)]特征直方图。

3.3 训练与搜索

由于ESVM训练过程中,正例和负例样本不均匀,通过带权样本的监督学习方式,来估计支持向量机的参数。样本权重与数据集规模有关,由于正例样本小于负例样本数量,因此正例样本权重大于负例样本。

ESVM采用最大间隔分类方式,在特征空间中将近例 s 和负例集合 $Z(s)$ 分开。通过最小化损失获得权重和偏置的有效估计,其损失函数 $\Omega(w_s, v_s)$ 为

$$\begin{cases} (w_s, v_s) = \arg \min \Omega(w_s, v_s) \\ \Omega(w_s, v_s) = \|w_s\|^2 + c_1 \cdot h[w_s^T \phi(s) + v_s] + c_2 \cdot \sum_{z \in Z(s)} h[-w_s^T \phi(z) - v_s] \end{cases}, \quad (4)$$

式中第二行等式右侧第一项为权重的正则项,避免参数学习过拟合,第二项为正例样本的损失,第三项为负例样本的损失。样本损失函数的形式为hinge函数, $h(x) = \max(0, 1 - x)$, hinge函数可以处理负例样本远大于正例样本数的情况。样本权重与样本数量成反比例关系,实验中负例数量为50,因此正例权重取值为 $c_1 = 0.5$, 负例权重取值为 $c_2 = 0.01$ 。

在测试过程中,依次分析测试区域 p 的颜色和纹理特征,与训练图像中的分割区域进行匹配关联。ESVM

的决策函数为 $w^T \phi(p) + v_s$, 该匹配得分数值高表明与正例的相似度高。通过对目标函数的优化, 该决策函数可以将正例和负例最大程度地区分开。同时, 也可以在与正例相似的匹配集合中, 找出与负例距离最大的样本, 实现了有效的局部距离函数评价。实验过程对匹配得分进行排序, 选择与测试区域 p 前 k 个最佳匹配的训练图像分割区域, 作为单实例学习映射的匹配集合 $E(p)$ 。

3.4 光照估计

单实例学习映射的匹配集合中包含着两种先验信息。一方面成功匹配的训练图像中, 具有人工标注的真实光照信息; 另一方面, 也需要考虑测试图像与训练图像中场景内容在颜色特征分布上的差异, 分析数据驱动的光照估计值对局部光照估计的约束。因此, 同时利用数据和同质约束, 估计测试区域的光照数值:

$$t_i = M_p^{-1} D_H M_i L_i, i \in E(p), \quad (5)$$

式中 M 是数据驱动项, M_i 是训练匹配图像的全局 White-Patch 光照估计值, 根据(1) 式有, $M_i = L_i^{0, \infty, 0}$ 。 M_p 是测试图像全局 White-Patch 光照估计值。 L_i 是训练匹配图像的人工标注光照值, 是先验驱动项。 D_H 为单位对角矩阵。实验过程利用每个训练集匹配图像估计测试区域的光照, 并计算其均值作为该区域的光照估计 $u_{E(p)} = (\sum_i t_i) / k, i \in E(p)$ 。针对测试图像多个分割区域的光照, 求取各个区域的光照估计均值作为测试图像的全局光照估计, 并借助于对角模型完成对测试图像的颜色恒常性校正。

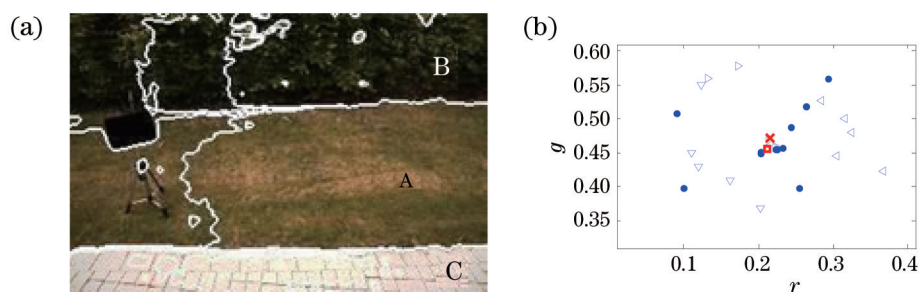


图 4 单实例学习映射下的光照估计。(a) 图像分割区域; (b) 匹配区域光照的色度空间

Fig. 4 Exemplar-learning for illumination estimation. (a) Segmented area of image; (b) chromaticity space with corresponding illuminations

图 4 给出了基于单实例学习映射下的光照估计方法的执行过程。图 4(a)为基于均值漂移的图像分割结果, 将测试图像划分为若干个测试区域, 并对主要区域进行单实例学习映射下的区域匹配。图 4(b)为匹配图像集合的 rg 色度空间分布 $\{r, g\} = \{R, G\} / (R + G + B)$, 其中, 横坐标为色度 r 分量, 纵坐标为色度 g 分量。不同的符号标记对应着不同的测试区域, 其中 ∇ 符号对应图 4(a)中, A 区域的单实例学习映射下的匹配集合, \triangleright 和 \triangleleft 符号依次对应 B 区域和 C 区域的匹配集合, 所有蓝色标记均为数据和同质约束融合下的光照估计 rg 值。红色叉点为测试全局光照估计 rg 值, 即所有蓝色点集合的均值, 红色矩形为测试图像的人工标记光照数值, 可以看出本文方法获得的区域及全局光照估计与真实光照均具有较好的相关性。

4 实 验

为了验证本文方法的有效性, 在标准的颜色恒常性数据集 ColorChecker 上与现有主流方法进行对比实验。ColorChecker 数据集是微软剑桥研究院视觉分组成员 Gehler 等构建的基于标准照相机拍摄的真实场景图像, 包括室内和室外场景图像共 568 张图像, 每张场景图像都有人工标记的真实光照颜色值。

4.1 单实例学习映射的区域匹配

实验过程中, 将 568 张室内室外场景, 随机分为训练集合和测试集合, 各占 284 张图像。每张训练图像生成若干图像分割区域, 并依据面积选择较大的 3 个区域作为候选的典型区域, 依次进行 ESVM 建模。在测试过程中, 对测试图像进行区域分割, 根据面积去掉部分小的分割块, 随后对每个分割区域进行训练集的单实例学习映射匹配, 并对匹配得分进行排序, 选择与测试图像最相似的 5 个训练图像作为单实例学习映射的同质匹配集合。

本文方法与 Exemplar-Based^[25]方法类似, 主要区别在于, 使用单实例学习映射的距离函数, 替代样本的

最近邻匹配过程,有效去除了场景混杂引起的误匹配,提高了区域匹配的准确性,保证了同质关联的光照假设条件,从而提高了最终的区域光照估计和全局光照估计准确性。

图 5 给出 Exemplar-Based 方法和本文方法的测试区域匹配集合。图 5(a)为待匹配的测试区域,从上到下的同质类别为天空,植被,建筑物。图 5(b)为 Exemplar-Based 方法中的结果,使用欧式距离的最近邻匹配,可以看出该匹配结果中,由于没有考虑样本在特征空间的分布差异,因此,其匹配结果中存在错误同质类别的匹配结果,例如,第一行最后 2 个实例,将地面错误的匹配为天空;第二行最后 1 个实例,出现了与植被外观相似的道路区域;第三行最后 1 个实例,是与建筑物相似的地板区域。图 5(c)为单实例学习映射的匹配结果,ESVM 通过学习特征权重,分析正例和负例样本在各特征维度上的差异,最大化正例和负例样本的分类间隔,在图 5(c)中去除了错误的匹配关系,确保了光照估计的同质关联。



图 5 测试区域匹配集合。(a) 测试区域; (b) 基于最近邻方法的匹配集合; (c) 基于单实例学习映射的匹配集合
Fig.5 Matched sets for testing regions. (a) Testing regions; (b) matched regions from NN; (c) matched regions from ESVM

4.2 区域光照估计

为了评价光照估计方法的准确性,采用角度误差对估计值和真实值进行误差分析。角度误差是真实光照和估计光照的向量夹角。角度误差与人类颜色感知结果具有较好的一致性。

图 6 给出了融合数据和同质两种约束信息的光照估计结果。图像的主要分割区域上标记了光照估计的角度误差。各区域中角度误差的最大值为 2.1° ,最小值为 0.5° ,可以看出本文方法在各区域的光照估计值均较准确。图像全局光照估计为各区域光照估计的均值,其角度误差为 1.2° 。

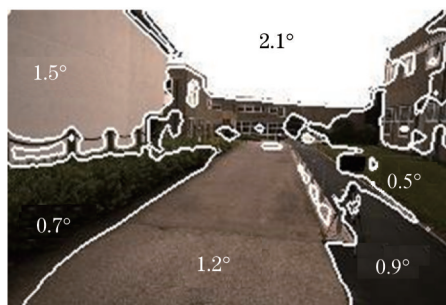


图 6 区域光照估计与角度误差
Fig.6 Regional illumination estimation and angular errors

4.3 数据库性能比较

本文方法可以获得准确的同质关联区域,并利用该匹配集合估计测试图像区域的光照,使用图像中包含的多个区域光照估计均值作为整张图像的全局光照估计结果。实验与现有多种经典光照估计方法进行对比,包括基于物理统计量的方法 White-Patch^[31], Grey-World^[41], Grey-Edge^[51],以及基于学习的方法 Zeta-Image^[91], Bayesian^[131], Gamut Mapping 1jet^[151], Bottom-up+Top-down^[231], Natural Image Statistics^[141], Exemplar-Based^[251]。

表 1 中记录了 colorchecker 数据集中各种方法的光照角度误差的结果,并按照数据集的光照误差均值和中位数进行降序排序,可以看出:1) 基于物理统计量的四种方法,由于其光照假设较为单一,其角度误差略大于基于学习的光照估计方法,为方法排序中最差的方法。2) Zeta-image^[91]使用色度空间比在 RGB 空间中的物理统计准确性更高。3) Gamut Mapping^[151]方法考虑场景内容的颜色数量,因此,能够适应一定的场景内容变化,略高于基于物理统计量方法。4) Bayesian 方法^[131]和 Weibull 分布学习^[141],能够取得了较好的光照估计。5) 考虑了同质关联的光照估计方法分别是 Bottom-up+Top-down^[231], Exemplar-Based^[251]和本文方法,其光照估计好于其他基于学习的方法。

表1 光照估计方法在ColorChecker数据集上的光照误差

Table 1 Illumination errors for the ColorChecker dataset with the illumination estimation method

Method	Median	Mean	Method	Median	Mean
Grey-World ^[4]	7.3°	9.8°	Bayesian ^[13]	4.7°	6.7°
White-Patch ^[3]	6.0°	8.1°	Bottom-up+Top-down ^[23]	4.5°	6.4°
Grey-Edge ^[5]	5.2°	7.0°	Natural image statistics ^[14]	4.5°	6.1°
Zeta-Image ^[9]	5.0°	6.9°	Exemplar-Based ^[25]	3.7°	5.2°
Gamut Mapping ljet ^[15]	4.9°	6.9°	Proposed method	3.5°	4.7°

其中, Exemplar-Based 和本文方法由于使用的区域匹配, 取得了最好的光照估计排序。本文方法与 Exemplar-Based 的主要区别在于, 本文使用单实例学习映射提高了区域匹配的可靠性, 同时, 本文的区域光照估计方法, 融合数据和同质的两种约束信息, 因此, 本文方法光照估计排序最好, 其光照误差均值和中位数的评价都是所有方法中最低的。

在获得图像的全局光照后, 分析 RGB 三个通道的颜色分布差异, 利用对角模型进行光照校正。图 7 中给出了对比方法的颜色校正结果及其角度误差数值。图 7(a) 为真实光照校正的结果, 图 7(b) 为 Grey-World 方法结果, 图 7(c) 为 White-Patch 方法结果, 图 7(d) 为 Exemplar-Based 方法结果, 图 7(e) 为本文方法结果。图 7(b)、(c) 方法均为基于物理统计量的方法, 考虑的场景内容假设较为单一, 图 7(e)、(d) 方法是基于区域光照的方法, 从校正结果可以看, 基于区域光照估计的方法明显优于基于物理统计量的方法。由于本文方法采用单实例学习映射选择匹配集合, 比 Exemplar-Based 能够获得更好的区域匹配结果, 因此光照估计比 Exemplar-Based 方法更接近于真实值, 成为所有方法中最好的方法。

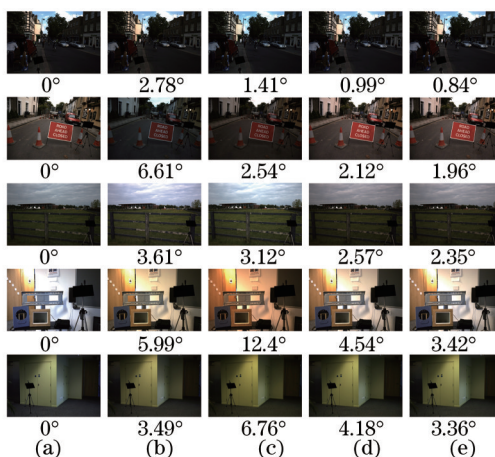


图7 不同光照估计方法的颜色校正结果。(a) 真实光照; (b) Grey-World; (c) White-Patch; (d) Exemplar-Based; (e) 本文方法

Fig.7 Color-corrected results using different illumination estimation methods. (a) Real illumination;

(b) Grey-World; (c) White-Patch; (d) Exemplar-Based; (e) proposed method

本文方法在室外场景的校正结果优于室内场景, 有以下几点原因: 1) 室外场景具有更多的可参考的同质目标类, 例如天空, 树木, 建筑物等, 但是, 室内目标多为人造目标, 同质关联较弱; 2) 室外场景视场较大, 室外目标受到的光照较均匀, 室内目标较为琐碎, 区域面积小同时具有更复杂的表面朝向关系, 容易产生不均匀光照。结合上述原因, 本文方法在使用融合数据和同质两种约束条件时, 其数据驱动使用在室外场景表现较好的 White-Patch 方法。结合表 1 的定量分析和图 7 的实验结果, 可以证明单实例学习映射下的光照估计方法, 在标准颜色恒常性数据集中, 能够实现有效的光照估计, 并且优于现有的主流光照估计方法。

5 结 论

针对非均匀光照场景中光照先验难以估计, 提出一种面向区域的非均匀光照估计方法。与其他现有的基于实例学习的光照估计方法相比, 主要创新点为: 1) 针对复杂场景中光照估计不稳定问题, 采用 ESVM 方法构建典型同质区域的光照模型, 提高区域光照估计的准确性。2) 为了获得相似的同质区域, ESVM 考虑物体表面的外观属性对光照估计的影响, 提供了一种有效的同质区域评价方法。3) 结合同质区域测光的光照值, 并考

考虑同质区域与计算区域的色度空间数据分布特性,设计融合测光数值和同质数据分布特性的区域光照估计方法,完成有效的非均匀光照估计。实验说明本文方法在非均匀光照自然场景中优于当前的先进方法。本文方法在进行单实例同质匹配过程中使用的特征维数较高,将考虑提取低维光照不变描述子提高匹配效率。此外,本文方法在处理多光照场景的能力有限,下一步的工作将围绕场景多光照光源颜色估计问题展开。

参 考 文 献

- 1 Peng Liu, Ning Zhao, Liuhiu Ren, *et al.*. Color restoration method of printing in machine visual detection[J]. Chin Opt Lett, 2014, 12(s1): 311501.
- 2 Xiang Jinrong, Ren Jianwei, Liu Hongxing, *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.
- 3 Land E H. The retinex theory of color vision[J]. Scientific America, 1977.
- 4 Buchsbaum G. A spatial processor model for object colour perception[J]. Journal of the Franklin Institute, 1980, 310(1): 1-26.
- 5 Weijer J V D, Gevers T. Color constancy based on the grey-edge hypothesis[C]. ICIP, 2005, 2: 722.
- 6 Finlayson G D, Trezzi E. Shades of gray and colour constancy[C]. Color and Imaging Conference, 2004, (1): 37-41.
- 7 Guo Huinan, Cao Jianzhong, Zhou Zuofeng, *et al.*. Fast automatic exposure approach for color digital camera[J]. Acta Optica Sinica, 2013 (10): 1011003.
郭惠楠, 曹剑中, 周祚峰, 等. 彩色数字相机快速自动曝光方法[J]. 光学学报, 2013 (10): 1011003.
- 8 Wu Xingxing, Liu Jinguo, Zhou Huaide, *et al.*. Automatic on-orbit adjusting gains of space camera based on lighting conditions[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(3): 0328001.
武星星, 刘金国, 周怀得, 等. 基于光照条件的空间相机增益在轨自动调整[J]. 光学学报, 2014, 34(3): 0328001.
- 9 Drew M S, Joze H R V, Finlayson G D. Specularity, the zeta-image, and information-theoretic illuminant estimation[C]. ECCV, 2012: 411-420.
- 10 Drew M S, Joze H R V, Finlayson G D. The Zeta-image, illuminant estimation, and specularity manipulation[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2014, 127: 1-13.
- 11 Mazin B, Delon J, Gousseau Y. Estimation of illuminants from projections on the planckian locus[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(6): 1944-1955.
- 12 Je C, Park H M. BREN: Body reflection essence-neuter model for separation of reflection components[J]. Opt Lett, 2015, 40(9): 1940-1943
- 13 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.
- 14 Gijssenij A, Gevers T. Color constancy using natural image statistics and scene semantics[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(4): 687-698.
- 15 Gijssenij A, Gevers T, Weijer J V D. Generalized gamut mapping using image derivative structures for color constancy[J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 86(2): 127-139.
- 16 Wang H, Yang J F, Xue B, *et al.*. Research on color constancy computation based on YCbCr color space and gray surface[C]. Proc SPIE, 2014, 9301: 93010V.
- 17 Gong Wenbiao, Gu Guohua, Qian Weixian, *et al.*. Stereo matching algorithm based on the inter color correlation and adaptive support weight[J]. Chinese J Lasers, 2014, 41 (8): 0812001.
龚文彪, 顾国华, 钱惟贤, 等. 基于颜色内相关和自适应支撑权重的立体匹配算法[J]. 中国激光, 2014, 41(8): 0812001.
- 18 Shrestha R, Hardeberg J Y. Spectrogenic imaging: A novel approach to multispectral imaging in an uncontrolled environment[J]. Opt Express, 2014, 22(8): 9123-9133.
- 19 Ziko I M, Beigpour S, Hardeberg J Y. Design and Creation of a Multi-Illuminant Scene Image Dataset[M]. Berlin Heidelberg: Springer, 2014: 531-538.
- 20 An D S, Suo J L, Wang H Q, *et al.*. Illumination estimation from specular highlight in a multi-spectral image[J]. Opt Express, 2015, 23 (13): 17008-17023.
- 21 Qu L Q, Tian J D, Han Z, *et al.*. Pixel-wise orthogonal decomposition for color illumination invariant and shadow-free image[J]. Opt Express, 2015, 23(3): 2220-2239.

- 22 Gu L, Huynh C P, Robles-Kelly A. Segmentation and estimation of spatially varying illumination[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(8): 3478-3489.
- 23 Weijer J V D, Schmid C, Verbeek J. Using high-level visual information for color constancy[C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2007: 1-8.
- 24 Bianco S, Bruna A R, Naccari F, *et al.*. Color correction pipeline optimization for digital cameras[J]. SPIE, 2013, 22(2): 023014.
- 25 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.

栏目编辑: 苏 岑