

单一光照颜色恒常性计算研究进展

唐 正 刘宏哲 袁家政

(北京联合大学北京市信息服务工程重点实验室 北京 100101)

摘 要 单一光照颜色恒常性计算研究是目前计算机视觉、机器学习等领域中最热门的研究课题之一。算法的合理性直接影响到自动白平衡等应用效果。目前颜色恒常性计算的方法多种多样,将其划分为无监督、有监督、算法的融合和颜色不变性描述的颜色恒常性计算方法。着重介绍了 4 类典型的颜色恒常性计算方法,分析了各自的优缺点。最后就颜色恒常性计算的性能评价方法以及发展趋势做了简单的论述。

关键词 颜色恒常性,光照估计,颜色不变性描述

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.11.003

Advances Research on Color Constancy Computation under Single Illuminant

TANG Zheng LIU Hong-zhe YUAN Jia-zheng

(Beijing Key Laboratory of Information Service Engineering, Beijing Union University, Beijing 100101, China)

Abstract Advances in color constancy computation under a signal illumination is one of the most popular topics in the computer vision and machine learning. The effect of image automatic white balancing and other applications is directly affected by the reasonableness of the algorithm. Currently, the existing methods on color constancy methods are various. This paper divided color constancy into the unsupervised, the supervised, the algorithms fusion and color invariant description. This paper highlighted four typical color constancy computation ways and analyzed their advantages and disadvantages respectively. Finally, we discussed the evaluation methods and trends of color constancy computation simply.

Keywords Color constancy, Illuminate estimation, Color invariant descriptor

1 引言

当图像处理算法需要提取物体颜色特征时,此特征表现极不稳定,如图 1 所示,可以看出不同颜色的光源分别作用于同一色板表面,色板表面呈现很大的变化。光学三原色遵循颜色加法原理解释了这种现象产生的原因,光学三原色红绿蓝、红与绿、绿与蓝、红与蓝、红绿蓝组合等量叠加后的颜色分别是黄、青、品红、白,随着叠加比例的不同,将产生不同的颜色。文献[2,5,6,8,14]指出人类的视觉系统能够消除光照对颜色的影响,得到物体表面真正的颜色特性,视觉系统拥有这一重要的视觉感知功能,称之为颜色恒常性。几十年来,研究人员提出了很多算法和测量方法解决光照颜色的变化对机器视觉的影响。颜色恒常性在机器视觉中应用非常广泛,事实证明没有一种算法能够解决所有问题,这使该领域研究者需设计可行的方法来解决机器视觉特定的问题。相对于机器视觉系统在一个无约束的条件下不容易得到这一视觉感知功能,文献[3,6,12,33]为了得到图像在白光下的颜色,对图像进行如图 2 所示的颜色校正的过程:先提取图像颜色特征,运用颜色恒常性计算算法和对角矩阵模型对图像进行处理,最

后得到图像在标准白光下的光照颜色值。本文叙述的颜色恒常性计算研究都是以单一光照条件为假设前提。文献[6,14,17]假设整幅图像中的场景都处于同一光照条件,拥有相同的光照强度和光谱分布,即使图像中存在多种光照,也将多种光照平均为一种光照。文献[6,13,14]都将图像的颜色恒常性计算(Color Constancy Computation 或 Color Constancy)直接称为光照估计。本文针对单一光照图像颜色恒常性计算问题进行综述,先简单介绍图像在人眼和相机中的成像基本原理以及对角模型;文献[6,8,14]将目前已有的颜色恒常性计算算法大致分为 4 类:无监督的颜色恒常性计算方法、有监督的颜色恒常性计算方法、融合算法的颜色恒常性计算方法和颜色不变性描述的颜色恒常性计算方法,然后分别介绍这 4 种方法及其优缺点,其中前 3 类颜色恒常性计算方法是根据图像的特征来评估出场景的光源,再根据 Von Kries 系数来调整图像。实现颜色恒常性功能的另一条重要途径是颜色不变性描述,它与图像光照估计相比最大的优点是直接从图像中提取与光照无关的颜色特征信息,不需要精确估计光照值^[6]。

到稿日期:2015-11-28 返修日期:2016-01-31 本文受国家自然科学基金:跨媒体社群图像语义理解(61372148),北京市自然科学基金:海量社群图像语义分析与检索方法研究(4152016),北京联合大学人才强校计划人才资助项目(BPHR2014A04),北京市属高等学校创新团队建设与教师职业发展计划项目:图像处理与可视化技术应用(CIT&TCD20130513)资助。

唐 正(1991-),男,硕士生,主要研究方向为数字图像处理,E-mail:tangzheng@buu.edu.cn;刘宏哲(1971-),女,博士,教授,主要研究方向为语义计算、数字图像处理、分布式系统、人工智能、数字博物馆等,E-mail:liuhongzhe@buu.edu.cn(通信作者);袁家政(1971-),男,博士,教授,主要研究方向为图形图像处理、文物遗迹的数字化处理、数字博物馆、导航定位,E-mail:jiazheng@buu.edu.cn。

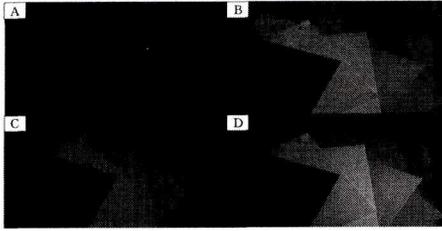


图1 不同光照下的同一色板颜色呈现

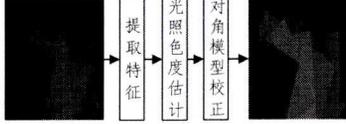


图2 颜色校正流程图

2 图像成像原理与对角模型

图像的成像过程一般是光线照射到物体表面经过反射进入人眼、数字摄像机等成像设备,从而感知到物体表面的颜色。依据朗伯特反射模型(Lambertian Reflectance Model)(又称为理想漫反射模型)^[29],其假设反射光线在所有方向的强度相同,且不随观测方向或反射方变化而变化,成像设备所呈现的图像 $f = (f_R, f_G, f_B)^T$ 取决于这3个因素:物体的表面反射率 $R(x, y, \lambda)$ 、成像设备感光函数 $C_k(\lambda) = (R(\lambda), G(\lambda), B(\lambda))^T$ 和光源的颜色 $e(\lambda)$,其中 λ 为光谱的波长, ω 代表整个可见光光谱, k 是线性传感器的类型($k=1, 2, 3$), x 表示像素的空间位置三维坐标,如式(1)所示:

$$E_k(x, y, \lambda) = \int_{\omega} R(x, y, \lambda) e(\lambda) c_k(\lambda) d\lambda \quad (1)$$

由于表面反射率和光源的颜色都是未知的,即图像的光照估计是一个不适定的问题,只有基于一定的约束条件才能解决颜色恒常性问题。颜色恒常性计算研究的目标是消除场景光照的影响。文献[5, 6, 8, 14]对颜色恒常性研究效果的简洁表述是:将偏离实际环境的光源未知图像 f_e 的光照颜色值 (R_e, G_e, B_e) 乘以对角矩阵 D 校正到标准白色光源下图像 f_a 颜色值 (R_a, G_a, B_a) 的过程,其表达式如式(2)所示:

$$f_a = f_e D = f_e \begin{bmatrix} \frac{R_a}{R_e} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{G_a}{G_e} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{B_a}{B_e} \end{bmatrix} \quad (2)$$

对角矩阵 D 是变换系数矩阵。J. von Kries 等^[35]提出一种 Von Kries 模型(对角模型),分别对 R, G, B 3 个通道的颜色值进行调整,校正到标准白光下的图像的颜色值。在文献[15, 26, 30, 39]中 Barnard 和 Finlayson 等提出了一种基于对角矩阵模型的传感器锐化方法来提高颜色恒常性算法的性能,其思想是将 R, G, B 3 个通道颜色值通过线性尺度变换映射到另一个新的颜色空间。

3 颜色恒常性计算方法

为了得到图像在任意光照下的真实光照值,提高计算机系统的稳定性,使计算机视觉像人类视觉一样拥有颜色恒常性功能,已提出了一系列的颜色恒常性计算算法,本文将其划

分为4类。无监督的颜色恒常性计算方法的原理与思想比较简单:对图像场景进行一定条件的约束,算法复杂度低、计算较简单、适用范围小,在适当的约束条件下从图像底层特征对图像估计成像时的场景光照颜色,能够得到较好的颜色校正效果。有监督的颜色恒常性计算方法通过对大量的各种光照样本颜色进行训练与学习,得到图像在标准白光下的光照颜色,该类型的算法复杂度高、适用范围广,能够得到较好的颜色校正效果。无监督、有监督颜色恒常性算法各自适用于不同的图形图像,而融合算法是通过有条件地选择最适合的两种或多种已有的颜色恒常性算法,机器视觉中该类算法适用范围广、实用意义大,将颜色校正到标准白光效果较好。颜色不变性描述与前3类光照估计算法相比,不需要精确估计图像的光照信息,而是从图像中提取与光照无关的颜色特征信息^[6]。

3.1 无监督的颜色恒常性计算方法

文献[5, 6, 8, 14]指出基于无监督的颜色恒常性算法不依赖于其他先验知识,仅通过图像的底层颜色特征估计得到图像成像时场景的光照颜色。由于图像的光照估计是一个不定问题,在没有约束限制的条件下该问题不能得到很好的解决^[6, 31]。无监督颜色恒常性算法对图像场景进行适当的约束,可以得到较好的颜色校正效果,该类型算法最大的优点是简单且容易实现,计算复杂度低。常用的无监督颜色恒常性算法起源于 Retinex 理论^[34],其基础理论是物体颜色由物体对长波(红色)、中波(绿色)、短波(蓝色)光学的反射能力来决定,而不是由反射光强度的绝对值来决定,物体的颜色不受光照非均匀性的影响,具有一致性。研究人员模仿人类视觉系统发展了 Retinex 算法,如图3所示。

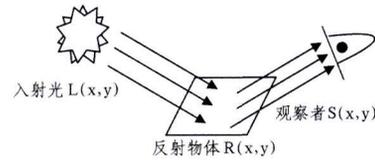


图3 光线照射到物体表面反射进入人眼

入射光线 $L(x, y)$ 经过物体表面的反射形成反射光 $R(x, y)$ 进入人眼,进入人类视觉系统形成图像 $S(x, y)$,最后形成的图像可以用式(3)表示为:

$$S(x, y) = L(x, y) \cdot R(x, y) \quad (3)$$

Retinex 算法的基本思想^[14, 34]是把反射物体表面的反射光 $R(x, y)$ 和图像中的入射光 $L(x, y)$ 单独分开。基于 Retinex 理论和算法,提出 Grey-World 假设、White-Patch 假设。White-Patch 算法^[11]以 White-Patch 假设为基础,其假设认为 R, G, B 3 个颜色通道的最大响应是由场景中白色表面引起的^[37],因为白色表面能够完全反映出场景光照的颜色,所以 R, G, B 3 个颜色通道的最大值将被作为图像的光照颜色值。该算法取图像中每个颜色通道的最大响应,White-Patch 算法又称为 MaxRGB 算法,如式(4)所示:

$$\max_X f_c(\lambda) = (\max_X R(X), \max_X G(X), \max_X B(X)) = ke \quad (4)$$

其中, k 是常数, e 表示光照的颜色值, X 表示空间位置坐标。R, G, B 3 个颜色通道是独立存在的,所以 $\max(R(X)), \max(G(X)), \max(B(X))$ 的值不是针对某个像素点,而是所有像

素点中3个颜色通道的最大值。White-Patch算法对R,G,B 3个通道进行处理,该算法的思想简单,在适当的假设条件下可以得到较好的效果。该算法的缺点是当场景中3个颜色通道的最大反射率相等或者至少存在白色的像素点时,才会有较高的光照估计精确度;当图像场景整体亮度偏低时 White-Patch算法的光照估计效果并不好。文献[6,14]指出 Grey-World 颜色恒常性计算算法是基于 Grey-World 假设提出来的,场景中物体表面的平均反射率是无色差或灰色的。光源颜色对一幅图像R,G,B 3个颜色通道分别求取平均值,所得到的颜色值就是场景的光照颜色。Grey-World 算法也是一种简单的颜色恒常性计算算法,因为 Grey-World 算法的假设比 White-Patch 算法的假设更具一般性。Grey-World 算法的应用更广泛,在一定程度上提高了算法的光照估计准确率。Grey-World 算法的缺点在于当图像的颜色数量较少或出现大块单一颜色时,其性能并不是很好。对于 Grey-World 颜色恒常性算法的缺点,文献[13]提出了两种改进的 Grey-World 算法(见图4),即基于标准差加权的算法和基于图像熵约束的算法,把图像分成若干宏块,在每一个宏块计算颜色通道 RGB 值的平均值和标准差,标准差小说明图像的颜色较单一,标准差大说明图像的颜色较丰富。对标准差进行加权处理,若其权值大于设定的一个相关性阈值,则保留此宏块;当图像颜色较少时,基于图像熵约束算法的基本思路^[13]利用图像熵来约束增益系数以防止校正恶化的算法。为了克服 Grey-World 和 White-Patch 颜色恒常性算法的缺点,Finlayson 等^[15]在 Grey-World 算法基础上,将明科夫斯基范数(Minkowski-norm)引入到 Grey-World 算法,用 Minkowski-norm 距离代替简单求取 RGB 颜色通道的平均值方法,提出了一种通用算法框架 Shades-of-Grey (SoG)算法,通过改变 p 的取值(p 是明科夫斯基范数, $0 < p < \infty$),能够把 White-Patch 和 Grey-World 算法包含进去,如式(5)所示:

$$\frac{\int (S(x, \lambda))^p dx}{\int dx} = ke \quad (5)$$

Weijer 提出了一个统一的颜色恒常性计算框架^[8],如表1所列,该算法是对边界图像的像素值分布做出的假设,假设场景的高阶导数图像的表面反射的平均值是无色差(灰色)的。无监督的颜色恒常性算法具有计算量低、计算速度快捷有效等优势,但是受到各种假设限制,符合假设条件的图像集才能够取得较精确的估计。无监督算法的假设条件限制了其在现实复杂条件下的适用范围。Finlayson 和 Trezzi 等指出无监督算法经过改进可能达到与颜色恒常性复杂算法接近的效果^[21]。

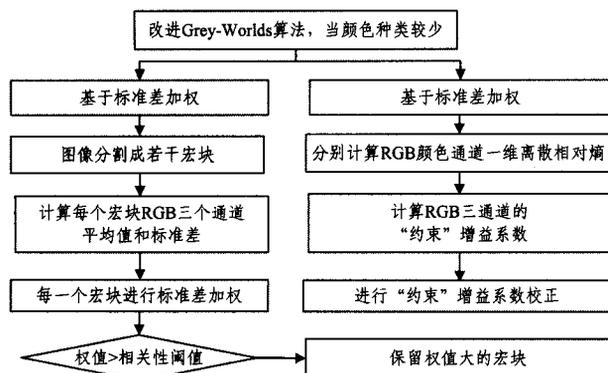


图4 改进 Grey-World 算法

表1 Grey-Edge 框架下的颜色恒常性算法^[8]

算法	参数标识	公式	假设
White-Patch	$e^{0, \infty, 0}$	$(\int f(x) ^\infty dx) \frac{1}{\infty} = ke$	场景中的最大反射是无色差的
Grey-World	$e^{0, 1, 0}$	$(\int f(x) dx) = ke$	场景中的平均反射是无色差的
Shades of Grey	$e^{0, p, 0}$	$(\int f(x) ^p dx) \frac{1}{p} = ke$	场景中 p 阶明科夫斯基范数是无色差的
General Grey-Edge	$e^{0, p, \delta}$	$(\int f''(x) ^p dx) \frac{1}{p} = ke$	图像经过局部平滑后, 场景中 p 阶明科夫斯基范数是无色差的
Grey-Edge	$e^{1, p, \delta}$	$(\int f'_x(x) ^p dx) \frac{1}{p} = ke$	场景中 p 阶导数图像的明科夫斯基范数是无色差的
max-Edge	$e^{1, \infty, \delta}$	$(\int f'_x(x) ^\infty dx) \frac{1}{\infty} = ke$	场景中最大反射差是无色差的
2nd order Grey-Edge	$e^{2, p, \delta}$	$(\int f''_x(x) ^p dx) \frac{1}{p} = ke$	场景中 2 阶导数图像的明科夫斯基范数是无色差的

3.2 有监督的颜色恒常性计算方法

3.2.1 基于统计的光照估计类方法

无监督颜色恒常性计算方法均基于对图像低阶特征的直接利用,而有监督颜色恒常性方法中基于统计的方法是通过统计学方法原理对场景中可能出现的光照颜色值进行统计学习,并用得到的光照颜色值统计规律来预测未知图像的光照颜色值。采用统计学习的方法进行颜色恒常性计算,处理的数据大部分服从高斯分布,参数使用极大似然进行计算,也有一些算法服从不同的概率分布与参数估计的方法^[38]。Forsyth 等^[24]提出的色域映射算法是一种重要的基于统计的颜色恒常性计算算法,算法基于假设:任何一幅图像的环境光源颜色种类是有限的;颜色通道的 RGB 值经过归一化处理后在色度空间上形成一个封闭的凸包(Convex Hull),也称为色域(Gamut),色域映射的示意图如图5所示。

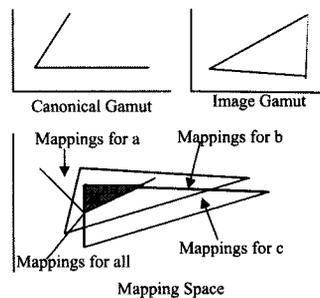


图5 色域映射示意图

色域映射算法的主要流程如图6所示:1)统计标准白光下图像训练集像素的色度值,并在色度空间进行标识,作为标准色域 F ; 2)对测试集图像用相同的方法标识近似色域 I ; 3)在可行性映射集 N 中选定最终的转换矩阵; 4)计算出未知光照颜色的色度。Gijssenij 等^[4]基于导数图像结构的色域映射算法(Gamut mapping using image derivative structures)提出改进的色域映射算法,将色域映射算法引入到了高阶图像中。实验表明基于高阶图像结构的映射算法具有更好的光照色度估计效果。类似的算法还有遗传(based on genetic)算法、概率(probabilistic)算法。这些算法在理论上有很好的性能,但由于限制条件多、计算量大和算法复杂,其在现实场景中不容易满足所有的假设,实验效果并不理想。最早由 D. H. Brainard 等^[32]提出的另外一种重要的基于统计的颜色恒性计算算法

是基于贝叶斯推理的颜色恒常性计算,该算法后由 Rosenberg 与 Gehler 等进行了一系列改进。由于 Brainard 的假设条件过于苛刻,Charles Rosenberg 等^[12]提出了一种限制条件较弱的非高斯模型的假设。由于基于贝叶斯推理的颜色恒常性算法复杂度高、计算量大^[7],在两个不同的场景区域里,准确提取反射率相同的区域难度较大,提取过程比较繁琐。Finlayson 等为了克服这些缺点,提出了一种基于相关性的颜色恒常性计算算法(Color by Correlation)^[23]。这种算法更为实用,事实上它是基于贝叶斯颜色恒常性算法的一种离散化的形式。Barnard 等在原始 Color by Correlation 算法上加以改进,增加了强度信息,扩展到 3D 的颜色空间中。实验数据表明,加入颜色的强度信息有利于基于相关性的颜色恒常性计算算法性能的提升。基于相关性的算法^[23]首先根据数据中已知光照的图像颜色特征和光照强度信息,得到色度特征值下的光照值概率,再根据测试图像的色度特征计算光照;算法的优点是适应范围广、实用性强、可扩展;缺点是精确度不高且需要大量的先验知识。根据图像的数理统计规律来评估场景光源的颜色恒常性研究算法包括 KL-divergence、薄板样条插值和委员会投票等。

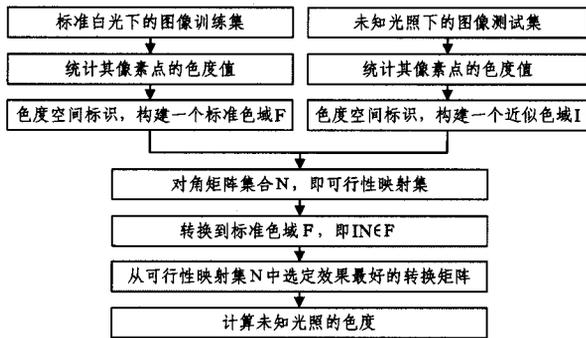


图 6 色域映射算法流程图

3.2.2 基于机器学习的光照估计类方法

机器学习的一般过程:首先准备好要处理的数据,其次将这些数据通过机器学习算法进行训练,训练出所需要的模型,然后将训练好的模型对新数据进行预测。训练与预测是机器学习的两个过程,模型是过程的中间输出的结果,训练产生模型,模型指导预测。一些样本数据集和训练算法已经在训练阶段定义好训练的方法。因此数据集的预处理是非常重要的,能避免不在预测结果之内。最初的机器学习方法的颜色恒常性计算是基于神经网络模型的,与以往的颜色恒常算法相比,神经网络算法性能优越,并行处理速度快于传统的算法,具有自适应功能,能够根据提供的数据样本进行学习并找出输出数据的内在联系,使隐含规律逐渐显现出来。

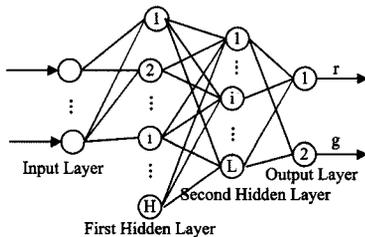


图 7 基于神经网络的光照色度估计方法

Cardei 等和 Funt 等通过引入 BP 神经网络的方法来进行光照估计^[26],BP 神经网络是一种采用反向传播算法的多层前馈神经网络,能处理非线性映射关系,而且有很好的泛化能

力。在基于 BP 神经网络的颜色恒常性计算中,在输入层输入需要处理的数据,经过两层隐藏层后,隐含规律逐渐显现出来,如图 7 所示。

输入层使用的输入向量类似于颜色相关性(Color by Correlation)算法的色度直方向量(RGB 颜色空间转换到 rg 色度空间)。基于神经网络的方法的缺点是输出的结果容易陷入局部极小、处理高维稀疏矩阵输入时效率较低等^[10]。大部分有监督颜色恒常性算法都需要构建一个从二值化的图像色度直方向到光照色度之间的映射函数。在用基于机器学习的方法解决光照估计方法问题时,支持向量回归 SVR(Support Vector Regression)效果比现有的机器学习方法算法更好。W. Xiong 等^[18]为解决基于神经网络的光照估计算法存在的问题,提出了一种新的基于支持向量回归 SVR(Support Vector Regression)的光照估计算法,记作 SVR(2D),相比于基于图像相关性(Color by Correlation)、基于贝叶斯推理的颜色恒常性算法,基于 SVR 的方法的图像光照色度输出是连续的,并且对于基于 BP 神经网络的方法,SVR 是一种基于全局最优的回归算法。W. Xiong 等^[30]依据 3D Color Correlation 算法,在 SVR(2D)算法的基础上加上了颜色的强度信息,构建了一种新的基于支持向量机算法,记为 SVR(3D)。实验结果显示选择 RBF 核函数性能最优,SVR(3D)光照估计的效果优于 SVR(2D)。基于神经网络和基于 SVR 的算法是比较实用且简单有效的算法,但也有比较明显的缺点:BP 网络训练速度慢、易陷入局部最优;而基于 SVR 的方法的核函数与参数的选择是比较繁琐的过程,原因在于存在多个核函数且每个核函数有多个参数。基于 SVR 的颜色恒常性方法的核函数及其对应最优参数目前大部分是通过以往经验和多次的尝试得到的。处理大量高维数据时,训练和测试效率很低。针对 BP 神经网络和基于 SVR 在颜色恒常性计算方法中的缺点,极慢的学习速度一直是阻止前向神经网络广泛应用的最大障碍^[20]。Extreme Learning Machine(ELM)是 Huang 等提出的一种新的快速前向神经网络(Feedforward Neural Networks)的学习算法^[20],ELM 具有参数少、速度快以及多输出等优点。文献[6,25]中引入了机器学习算法 Extreme Learning Machine(ELM),并提出了一种新的快速学习的颜色恒常性算法。为了提高图像光照估计的效果,该算法基于 Grey-World 算法框架提出了一种底维高效的色度统计特征,不再计算高维的二值化色度直方向。

3.3 融合算法的颜色恒常性计算方法

文献[11,13,15]提出了基于无监督灰度阴影、灰度边缘等的颜色恒常性算法通过图像中的颜色值来估计环境光源值。文献[8]提出的算法是通过图像的全局梯度特征研究来进行颜色恒常性研究。文献[4,18,26,32]提出的色域映射、贝叶斯推理、神经网络、支持向量机回归等有监督颜色恒常性算法通过分析图像中像素点的色度分布规律与学习已知样本来进行预测分析研究。无监督颜色恒常性算法具有算法复杂度低、运算量小的优势,但其在符合假设条件下才能取得较精确的估计,严格的假设条件限制了该类型算法的适用范围。有监督算法无需假设条件,选取合适的训练样本来学习图像的先验知识并估计图像中场景的光照,其训练过程复杂,需要对多个参数进行调节,适用范围也有限。无监督与有监督等颜色恒常性算法都不具有通用性,不能适用于所有图像,适用

范围窄。因此需要找到一种策略方法将已有的两种或两种以上的颜色恒常性算法进行融合,以发挥出各自优势,使得颜色恒常性的融合算法的整体性能和局部性能达到最优,适用范围更广,算法获得光照估计效果最好。通过对现有的颜色恒常性融合算法进行分析,融合算法的性能取决于候选融合算法集合的选取,如多种无监督算法进行融合、多种有监督算法进行融合、是否依赖高层语义信息的融合(室内场景或室外场景);候选融合算法进行融合或组合的两种常用策略为:1)依据以往经验和实验为指定图像选择最优的算法;2)单独测试候选算法并对其光照结果进行加权平均,解决权值问题。文献[28]对已有的颜色恒常性计算算法进行研究时,在已有的算法中选择合适的算法作为候选算法,将候选的单一算法提取的环境光源色度值作为融合算法的输入值,提出了一种基于“委员会”的颜色恒常性计算融合算法,通过“投票”的策略得到。该算法的缺点是由于当时已有的算法并不多,只选取3种候选算法(Grey-World算法、White-Patch算法和基于BP神经网络的颜色恒常性算法),不能用统一的计算框架来概括这些算法,很难系统地推广到新的颜色恒常性算法中;融合方案比较简单,计算候选算法中单个算法的光照估计值的简单平均、加权平均,没有考虑图像的自身特点来选择算法和融合策略。针对这些缺点,文献[9]提出了一种基于自然图像统计的颜色恒常性算法融合方法(Color Constancy Using Natural

Image Statistic,CCNS),该融合方法首先基于 Grey-Edge 颜色恒常性算法框架^[8],通过修改参数构建了一个颜色恒常性计算候选算法集合,指出不同纹理特征的自然图像,有利于选择最优的颜色恒常性算法作为融合算法的候选集算法,也有利于提高自然图像光照估计的准确率。CCNS 颜色恒常性融合算法也存在不足之处,如在颜色特征空间运用 k-means 聚类算法进行硬划分是不合理的;最近邻分类器对输入图像特征进行分类,易造成特征子空间的边缘点的误分类;在融合算法中只使用了全局纹理特征,不能细致地刻画图像的纹理特性。针对上述缺点,文献[6]提出了一种新的融合算法,即基于图像纹理相似性的自然图像的颜色恒常性算法的融合算法,其不再对颜色纹理特征空间进行硬划分,综合考虑了全局纹理特性与局部纹理特性。针对权重固定的缺点,文献[14]提出了基于岭回归候选颜色恒常性的融合算法。文献[1]提出了颜色恒常性计算融合算法,分为直接融合(Direct Combination,DC)和间接融合(Guided Combination,GC)。其中在直接融合(DC)方法中计算候选算法的光照估计权值,间接融合(GC)方法考虑了图像场景内容等特征属性,如室内室外场景和3D几何结构场景指导估计对候选算法的选择,具有指导作用。直接融合DC方法可分为有监督融合(Supervised Combination,SC)与无监督融合(Unsupervised Combination,UC),如表1所列。

表2 颜色恒常性融合算法分类^[1]

		方法
直接融合 (DC)算法	无监督 融合(UC)算法	简单加和平均(Simple Average,SA)光照估计方法
		最近邻-2平均(Nearest 2,N2)光照估计方法
		最近邻-N%平均(Nearest N%,N-N%)光照估计方法
	有监督 融合(SC)算法	非N最大值平均(No-N-Max,NNM)光照估计方法
		中值(Median,MD)光照估计方法
间接融合 (GC)算法		基于最小二乘法LMS融合(Least Mean Square based combination,LMS)的光照估计方法
		基于快速机器学习ELM融合(Extreme Learning Machine based combination,ELM)的光照估计方法
		基于支持向量回归SVR融合(Support Vector Regression based combination,SVRC)的光照估计方法
		基于自然图像统计的融合(Natural Image Statistics based combination,NIS)光照估计方法
		室内、室外分类场景间接融合(Image Classification Guided combination,IC)光照估计方法
		3D几何场景间接融合(3D Scene Geometry Guided combination,SG)光照估计方法
		高层视觉信息间接融合(High-Level Visual Information Guided combination,HVI)光照估计方法

3.4 颜色不变性描述颜色恒常性计算方法

颜色作为一种简单有效的视觉特征被广泛地应用于计算机视觉问题中,颜色同时也是一种极其不稳定的视觉特征,易受光照变换的影响。在图像中提取一种对光照变化鲁棒的、能够真正描述物体表面反射特性的颜色描述子,称为颜色不变性(Color Invariant Description)描述。与光照估计方法相比,颜色不变性描述方法不需要精确估计得到图像的光照信息,而是从图像中提取与光照无关的颜色特征信息,如表3所列。最初在颜色特征提取和使用上,直接使用颜色直方图信息是对图像颜色特征最为直接的一种表达方式。虽然颜色直方图具有对图像旋转、仿射、缩放等变换的鲁棒性,但是对于场景内容完全一样、场景中明暗度不同的两幅图像,图像颜色直方图分布差异非常大,说明颜色直方图很容易受到光照变化的影响^[36]。为了消除颜色直方图中光照强度和视角对亮度的影响,引入色度直方图将RGB颜色空间转化为rg色度空间后再进行直方图统计,色度直方图对光照强度具有很好的鲁棒性,只能够消除光照强度变化对图像颜色的影响。Funt等提出了颜色恒常性的颜色索引(color constancy color

index)^[39],它是一种对光照强度、光照色度变化都鲁棒的颜色不变性描述子。利用同一像素点上不同颜色通道之间的比值消除视角对颜色的影响,Gevers等提出了一种新的颜色不变性描述子^[27]。Funt和Gevers等提出的颜色不变性描述子都具有对光照变化的鲁棒性但是对图像模糊非常敏感^[27,39]。因为这两种描述子是基于颜色导数空间得到的,都依赖于图像的边缘信息,图像的边缘很容易受到图像模糊的干扰。J. v. Weijer等^[5]引入了正反切 arctan 操作,提出了对模糊鲁棒的颜色不变性描述子方法。上述的颜色描述子都依赖于图像的边缘信息,丢失了非边缘的同质区域颜色信息。基于边缘的颜色不变性描述对于边缘丰富的图像能够很好地描述图像的颜色特征;但对于纹理简单且边缘少的图像,基于边缘的描述子会导致大量的颜色信息的丢失,不能够很好地反映图像的颜色信息。李兵提出了基于不变矩的颜色不变性描述,在原始图像和边缘图像上提出两种新的颜色不变性描述子,将两种描述子进行融合可以描述原始图像的颜色特征和边缘特征,更好地描述图像事物颜色^[6]。

表3 4类颜色恒常性算法的比较

类别	优势	劣势
无监督的颜色恒常性方法	算法计算量低、计算速度快、易于实现、时间复杂度低;对某些场景的效果较好	符合假设条件的才能取得较精确的估计;严格的假设条件限制了该类型算法的适用范围
有监督的颜色恒常性方法	无需严格假设条件,选取合适的训练样本来学习图像的先验知识,再来估计场景的光照	运算复杂;候选集无法精确覆盖所有可能的光照;需要训练学习,并对多个参数进行调节
融合算法的颜色恒常性方法	单一颜色恒常性算法缺乏通用性,不能适应于所有图像,融合算法适用范围广、效果较好	融合算法框架的构建、权值的选取、融合策略等影响光照估计结果
颜色不变性描述颜色恒常性方法	不需要精确得到图像的光照信息;提取与光照无关的颜色特征	对图像的旋转、仿射变换、模糊等情况不能广泛适用

4 颜色恒常性计算算法的误差度量和性能评价

目前已有许多颜色恒常性计算算法,如何评价颜色恒常性计算算法的好坏成为了实验中最重要的一环。一般采用计算角度误差、色度误差和 wilcoxon 符号秩检验来判定两种算法的性能。单独一种算法的性能判定是在数据集上,计算角度误差和色度误差的中值(median)、最大值(max)和均方根(RMS) 3个指标,并对实验结果进行评价。单一光照颜色恒常性计算的实验数据集一般有 321 幅 SFU 图像集(Computational Vision Lab, Simon Fraser University),多个场景在不同的光照下得到图像。用不同的相机拍摄 900 幅图像集,每个场景中都有一块灰色卡片用于计算图像成像时的真实光照值;索尼 VX-2000 数码相机拍摄 11000 幅图像集,包含大量的有着不同光照的室内外场景。角度误差和色度误差性能评价指标主要用于两种算法的性能评比,是用来计算真实光照值与图像估计光照值的偏差值,在文献[5, 6, 8, 14]中, $e_a = (R_a, G_a, B_a)$ 表示图像的真实光照, $e_e = (R_e, G_e, B_e)$ 表示算法估计出的图像光照值,则角度误差 E_a 的定义如式(6)所示:

$$E_a = \cos^{-1} \left(\frac{(R_a, G_a, B_a) \cdot (R_e, G_e, B_e)}{\sqrt{R_a^2 + G_a^2 + B_a^2} \times \sqrt{R_e^2 + G_e^2 + B_e^2}} \right) \times \frac{180^\circ}{\pi} \quad (6)$$

其中,在性能评价中 E_a 越小说明与真实光照之间的差异就越小,该算法计算颜色恒常性越准确。色度误差是为了消除光照强度对实验的影响,将 RGB 颜色空间归一化到色度空间 (r, g, b) ,由于色度 $b(b=1-r-g)$ 是冗余的信息,因此一般采用 (r, g) 二维的色度值。计算图像估计出的光照值 $e_e = (r_e, g_e)$ 与环境光源的真实光照值 $e_a = (r_a, g_a)$ 两者之间的欧氏距离,则色度误差定义为 E_d ,如式(7)所示:

$$E_d = \sqrt{(r_a - r_e)^2 + (g_a - g_e)^2} \quad (7)$$

结束语 颜色恒常性计算一直是计算机视觉、图像分割、机器学习等领域的研究热点与难点,近些年来国内外研究机构或者学者对此进行了大量的实验研究,已经获得了一定程度的发展,并提出了一些有意义的算法。众多计算机领域的专家和学者们对图像颜色恒常性计算研究做出了很大的贡献,他们从不同的视觉利用不同的方式提出了自己的见解。通过阅读有关颜色恒常性计算研究的重要文献,分析了现有的颜色恒常性研究方法:大部分无监督、有监督、融合算法和颜色不变性的颜色恒常性计算算法的研究思路几乎都无一例外地采用了自底向上、对图像视觉底层特征进行研究的方式。通过图像中像素点的颜色来推断、估计成像时场景所处的光照条件。而很少有算法将图像的高层语义特征、空间位置关系特征融入到图像底层视觉特征,忽略了高层语义概念在场景中对颜色恒常性的指导意义。同时也很少有算法考虑图像中像素点之间的关系,大部分算法将整幅图形看成一组不同颜色的像素点组成的一个松散的集合。Li 等^[19] 和 Chakrabarti 等^[22] 提出新的颜色恒常性计算算法中进一步考

虑了像素点之间的空间关系,不再把图像只看成一个像素点的松散的集合,取得了很好的实验结果。因此基于结合空间特征、高层特征的单一光照颜色恒常性还有进一步研究的空间及良好的发展前景。

参考文献

- [1] Li Bing, Xiong Wei-hua, Hu Wei-ming, et al. Evaluating Combinational Illumination Estimation Methods on Real-World Images [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2014, 23(3): 1194-1209
- [2] Van De Weijer J, Schmid C, Verbeek J, et al. Learning color names for real-world applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(7): 1512-1523
- [3] Gijssenij A, Gevers T, Van d W J. Computational Color Constancy: Survey and Experiments [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(9): 2475-2489
- [4] 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(12): 127-139
- [5] van de Weijer J, Schmid C. Blur robust and color constant image description [C] // Proc. of Int. Conf. on Image Processing (ICIP). 2006: 993-996
- [6] Li Bing. Research on Color Constancy Computation [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2009 (in Chinese)
李兵. 颜色恒常性计算研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2009
- [7] Gehler P V, Rother C, Blake A, Toby Sharp and Tom Minka. Bayesian Color Constancy Revisited [C] // Proc. of IEEE Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2008: 1-8
- [8] Weijer J V, Gevers T, Gijssenij A. Edge-Based Color Constancy [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2007, 16(9): 2207-2214
- [9] Gijssenij A, Gevers T. Color constancy using natural image statistics [J]. IEEE Computer Society Conference on Image Processing, 2007, 3: 501-504
- [10] Agarwal V, Gribok A V, Abidi M A. Machine learning approach to color constancy [J]. Neural Networks, 2007, 20(5): 559-563
- [11] Rezagholizadeh M, Clark J J. Edge-Based and Efficient Chromaticity Spatio-spectral Models for Color Constancy [C] // 2013 International Conference on Computer and Robot Vision (CRV). IEEE, 2013: 188-195
- [12] Rosenberg C, Minka T, Ladsariya A. Bayesian Color Constancy with Non-Gaussian Models [C] // Proc. of Neural Information Processing Systems Conference (NIPS), 2003
- [13] XU Xiao-zhao, CAI Yi-heng, Liu Xiao-min, et al. Improved Grey World Color Correction Algorithms [J]. Acta Photonica Sinica, 2010, 39(3): 559-564 (in Chinese)
徐晓昭, 蔡轶珩, 刘晓民, 等. 改进灰度世界颜色校正算法 [J]. 光子学报, 2010, 39(3): 559-564
- [14] Lu Rui. Research on Computational Color Constancy for Natural

Images[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2010 (in Chinese)

鹿瑞. 自然图形的颜色恒常性计算研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2010

- [15] Finlayson G D, Trezzi E. Shades of gray and color constancy[C]// Proceeding of IS&T/SID 12th Color Imaging Conference(CIC). 2004; 37-41
- [16] Weijer J V, Schmid C. Coloring Local Feature Extraction[C]// Proc. of European Conference on Computer Vision (ECCV). 2006; 334-348
- [17] Weijer V, Gevers T, Gijssenij A. Edge-Based Color Constancy [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2007, 16(9): 2207-2214
- [18] Xiong W, Funt B. Estimating Illumination Chromaticity via Support Vector Regression [J]. Journal of Imaging Science and Technology, 2006, 50(4): 341-348
- [19] Li B, Xiong W, Hu W, et al. Multi-Cue Illumination Estimation via a Tree-Structured Group Joint Sparse Representation[J]. International Journal of Computer Vision, 2015, 117(1): 21-47
- [20] Huang G B, Zhu Q Y, Siew C K. Extreme Learning Machine: Theory and Applications[J]. Neuro Computing, 2006, 70: 489-501
- [21] Finlayson G D, Trezzi E. Shades of gray and color constancy [C] // Proceeding of 12th Conference on Color Imaging. 2004
- [22] Chakrabarti A, Hirakawa K, Zickler T. Color Constancy beyond Bags of Pixels[C]// Proc. of the Int. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). 2008; 1-6
- [23] Finlayson G, Hordley S, Hubel P. Color by correlation: A simple, unifying framework for color constancy[J]. IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell. , 2001, 23(11): 1209-1221
- [24] Forsyth D A. A Novel Algorithm for Color Constancy[J]. International Journal of Computer Vision, 1990, 5(1): 5-36
- [25] Li B, Xiong W, Xu D, et al. A supervised combination strategy for illumination chromaticity estimation[J]. ACM Transactions on Applied Perception(TAP), 2010, 8(1): 885-900
- [26] Cardei V, Funt B, Barnard K. Estimating the Scene Illumination Chromaticity Using a Neural Network[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2002, 19(12): 2374-2386
- [27] Gevers T, Smeulders A. Color based Object Recognition[J]. Pattern Recognition, 1999, 32(3): 453-464
- [28] Cardei V C, Funt B. Committee-based color constancy [C]// Proceeding of 7th Color Imaging Conference. 1999; 311-313
- [29] Russel S, Norvig P, Russel S, et al. Prentice Hall Series in Artificial Intelligence[M]. Prentice Hall, 1995
- [30] Barnard K, Martin L, Funt B. Color by correlation in a three dimensional color space[C]// Proc. of the 6th European Conference on Computer Vision(ECCV). 2000; 275-289
- [31] Funt B, Barnard K, Martin L. Is color constancy good enough [C]// Proc. of 5th European Conference on Computer Vision (ECCV). 1998; 445-459
- [32] Brainard D H, Freeman W T. Bayesian Color Constancy[J]. Journal of the Optical Society of America A(Optics, Image Science and Vision), 1997, 14(7): 1393-1411
- [33] Gershon R, Jepson A D, Tsotsos J K. From $[r, g, b]$ to Surface Reflectance: Computing Color Constant Descriptors in Images [C]// Perception. 1988; 755-758
- [34] Land E. The retinex theory of color version [J]. Scientific American, 1977, 237(6): 108-128
- [35] von Kries J. Chromatic adaptation[M]// Sources of Color Science, 1970
- [36] Khan R, Van de Weijer J, Shahbaz Khan F, et al. Discriminative color descriptors[C]// 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). IEEE, 2013; 2866-2873
- [37] Land E H. The retinex theory of color vision [J]. Scientific American, 1977, 237(6): 108-128
- [38] Kecman V. Learning and Soft Computing: Support Vector Machine, Neural Networks, and Fuzzy Logic Models [M]. MIT Press, Cambridge, London, 2001
- [39] Funt B V, Finlayson G D. Color Constant Color Indexing[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(5): 522-529

(上接第 5 页)

- [16] Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Tracking-Learning-Detection [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(7): 1409-1422
- [17] Hare S, Saffari A, Torr P H S. Struck: Structured Output Tracking with Kernels[C]// IEEE International Conference on Computer Vision. Barcelona, 2011; 263-270
- [18] Bolme D S. Theory and Application of Optimized Correlation Output[D]. Colorado State University, 2011
- [19] Kumar B V K V, Mahalanobis A, Juday R D. Correlation Pattern Recognition[M]. Cambridge University Press, 2005
- [20] Kumar B V K V, Fernandez J A, Rodriguez A, et al. Recent advances in correlation filter theory and application[J]. Optical Pattern Recognition, 2014, 9094, 909404-909404-13
- [21] Bolme D S, Draper B A, Beveridge J R. Average of synthetic exact filters[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami, 2009; 2105-2112
- [22] Rodriguez A, Kumar B V K V. Maximum Margin Correlation Filter: A New Approach for Localization and Classification[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2013, 22(2): 631-643
- [23] Henriques J A F, Caseiro R, Martins P, et al. Exploiting the Circulant Structure of Tracking-by-Detection with Kernels[C]// 12th European Conference on Computer Vision, Florence, Italy, 2012; 702-715
- [24] Zhang Lei, Wang Yan-jie, Liu Yan-ying, et al. Visual object tracking algorithm based on correlation filters[J]. Journal of Optoelectronics Laser, 2015, 26(7): 1349-1357 (in Chinese)
- 张雷, 王延杰, 刘艳莹, 等. 基于相关滤波器的视觉目标跟踪方法[J]. 光电子激光, 2015, 26(7): 1349-1357
- [25] Danelljan M, Khan F S, Felsberg M, et al. Adaptive Color Attributes for Real-Time Visual Tracking[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus, 2014; 1090-1097
- [26] Danelljan M, Häger G, Khan F S, et al. Accurate Scale Estimation for Robust Visual Tracking[C]// Proceedings of the British Machine Vision Conference. 2014; 1-11
- [27] Zhang K, Zhang L, Liu Q, et al. Fast visual tracking via dense spatio-temporal context learning [C] // 13th European Conference on Computer Vision. Zurich, 2014; 127-141
- [28] Ma Chao, Yang Xiao-kang, Zhang Chong-yang, et al. Long-term Correlation Tracking[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2015; 5388-5396
- [29] Liu Ting, Wang Gang, Yang Qing-xiong. Real-time part-based visual tracking via adaptive correlation filters[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2015; 4902-4912