

# 基于光照叠加的颜色恒常计算方法

冯一凡 赵雪青 师昕 杨坤

西安工程大学计算机科学学院 西安 710048

(fengyifan@stu.xpu.edu.cn)

**摘要** 颜色恒常性是人类视觉系统对外界视觉刺激中色彩感知的一种心理倾向,人类视觉的这种认知功能能够自适应地忽略外界光照变化,具有稳定的颜色感知能力。受到人类视觉系统对颜色感知的启发,针对如何有效消除外界光照对成像质量的影响,还原物理场景真实颜色并提供稳定的颜色特征这一问题,文中提出了一种基于光照叠加的颜色恒常计算方法,旨在有效消除外界光照的光谱成分变化对物体颜色的影响。首先,提出了 MAX-MEAN 方法对场景中的光照进行估计(简称 MM 估计),即通过场景中所有物体表面的平均反射和最大反射来估计场景中的光照;然后,基于 MM 估计提出了光照叠加的颜色恒常计算方法,得到最终的无色偏图像,并在公开的数据集 SFU Gray-ball 上包含 11 346 幅室内室外场景图像进行仿真验证。实验结果表明,文中提出的光照叠加颜色恒常计算方法能够有效地估计光照信息并实现无色偏图像的计算。

**关键词** 颜色恒常;光照估计;视觉系统;图像处理

**中图法分类号** TP391

## Light Superposition-based Color Constancy Computational Method

FENG Yi-fan, ZHAO Xue-qing, SHI Xin and YANG Kun

School of Computer Science, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China

**Abstract** Color constancy is a psychological tendency of the human visual system the color perception of external visual stimuli. This cognitive function of human vision can adaptively ignore external changes, and perceive colors steadily. Inspired by the color perception of the human visual system, considering the capability that computer vision tasks eliminate the effect of external light automatically, it is of important research significance to restore the true color information of objects and provide stable color characteristics. This paper proposes a light superposition-based color constancy computational method, which can effectively eliminate the influence of changes in the spectral composition of external light on the color of objects. First of all, the MAX-MEAN method is proposed to estimate the illumination in the scene (MM estimation, in short), that is, estimating the illumination in the achromatic scene by the average reflection and maximum reflection of all object surfaces in the scene. Then, based on the MM estimation, the color constant calculation method of light superposition is used to obtain the final color-free image. 11 346 indoor and outdoor scene images in the SFU Gray-ball public data set are used for simulation and validation. The experimental results show that the illumination superposition color constant calculation method proposed in this paper can effectively estimate the illumination information, perform the color constancy calculation, and get the image without color constancy.

**Keywords** Color constancy, Light estimation, Visual system, Image processing

## 1 引言

人类视觉系统在感知外界信息的过程中,主要是通过物体的形状、轮廓、颜色等来识别外界信息,早期研究表明,超过 85% 的外界信息是通过颜色来传递<sup>[1]</sup>。颜色使人了解和认识自然界中丰富的信息,研究表明,一张彩色图像上的信息量相比一张黑白图像上的信息量要高出 1~2 个数量级。人类视觉系统在感知颜色信息时,颜色间对比以及信息感知经验的影响大于物理刺激本身的影响,即使照射物体表面的光照颜色发生变化,类视觉系统对该物体表面颜色的感知仍然保持着相对恒定的感知特性<sup>[2-3]</sup>,计算颜色恒常性旨在模仿人类视觉系统,通过估计场景光照消除光照变化对物体颜色的影响,

从而获得标准白光下的客观物体原本的颜色,使得计算机获得具有与人类视觉系统类似的特性。颜色恒常计算方法被广泛应用于计算机视觉、基于颜色的对象识别、图像检索、图像分类、彩色物体识别和物体跟踪等众多领域<sup>[4-7]</sup>。

目前针对颜色恒常性的计算方法主要分为两类:基于学习的方法和基于统计的方法。前者是通过对训练数据的学习来构建的光照估计模型,通过学习得到的模型对后续测试数据进行光照估计,从而消除图像或视频的色偏。常见的基于学习的颜色恒常性计算方法有:神经网络估计场景照明色度的颜色恒常计算方法<sup>[8]</sup>,基于支持向量机进行二分类的颜色恒常计算方法<sup>[9]</sup>,贝叶斯分类的颜色恒常计算方法<sup>[10]</sup>,图像导数结构的颜色恒常计算方法<sup>[11]</sup>,基于图像空间分布的 Spa-

基金项目:国家自然科学基金(61806160)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(61806160).

通信作者:赵雪青(zhaoxueqing@xpu.edu.cn)

tio-spectral 颜色恒常计算方法<sup>[12]</sup>,以及使用卷积神经网络将颜色恒常性问题转换为光照分类问题的颜色恒常计算方法<sup>[13]</sup>等。基于统计的颜色恒常性计算方法主要针对场景中的颜色进行统计,从而估计光照模型,此类方法常用的有: Gray-World 颜色恒常计算方法<sup>[14]</sup>, White-Patch 颜色恒常计算方法<sup>[15-16]</sup>,及其扩展的 General Gray-World 颜色恒常计算方法<sup>[17]</sup>。此外,通过分析场景的物理属性来估计光照,利用敏感像素<sup>[18-19]</sup>、镜面高光<sup>[20]</sup>或灰色像素<sup>[21]</sup>,通过统计数据来处理光照估计的颜色恒常计算方法。总之,基于学习的颜色恒常性计算方法在消除色偏方面性能较好,但是相比基于统计的颜色恒常性计算方法,由于需要进行大量的测试数据进行训练和学习,这类方法导致在实际应用中计算效率较低。因此,本文受到人类视觉系统中视觉神经元对颜色信息的感知编码机理,基于对物体客观场景光照的统计估计,并有效结合图像的灰度信息,提出了基于光照叠加的颜色恒常计算方法。在公开数据集 SFU Gray-ball<sup>[22]</sup>上进行仿真测试,并与现有的基于统计的颜色恒常计算方法从主观和客观两方面进行性能评价,实验结果表明,本文提出的颜色恒常计算方法不仅能有效地消除测试图像的色偏,而且能在较短的时间内获得较好的性能。

## 2 基于光照叠加的颜色恒常计算方法

人类视觉系统中,视觉神经元主要通过视锥细胞与视杆细胞对不同波长的外界光刺激产生不同的响应,不同类型神经元细胞间相互作用共同形成对颜色的感知,通过神经节细胞与视觉皮层进行颜色信息的交流与传递。本文受到人类视觉系统对颜色的编码与传递机理,针对颜色恒常性问题,基于对场景颜色的统计信息结合图像的灰度信息,提出了一种基于光照叠加的颜色恒常计算方法,对还原物体真实的颜色信息具有重要的研究意义。图1为本文提出的基于光照叠加颜色恒常计算方法的总体框架图。首先,针对各种设备获取的外界图像或视频,不同的获取环境均会产生一定程度的色偏,本文将二维色偏图像(若是视频,则忽略时间维度的影响,将其转换为图像)为研究对象,色偏图像记为 $I_{\text{input}}$ ;然后构建 MAX-MEAN 场景光照估计(简称 MM 估计)模型,对获取图像的场景光照进行估计,进而得到 MM 估计后的图像 $I_{\text{MM}}$ ,以及其相应的色偏光照 Light1,有效结合图像 $I_{\text{MM}}$ 的灰度信息并对其 R,G,B 3 个通道进行分解,获得 R,G,B 3 个通道中色偏光照颜色 Light2,最后叠加光照 Light1 和 Light2,构建基于光照叠加的颜色恒常计算方法,从而得到标准白光照射条件下的图像 $I_{\text{output}}$ 。

### 2.1 视觉系统颜色感知

在感知客观场景颜色的过程中,人类视觉系统主要受到物体、光源和人眼 3 个基本要素的影响,视觉系统最终响应的客观物体的颜色信息用 $U(x)$ 表示, $E$ 、 $D$ 和 $S$ 分别表示光源的相对光谱功率、国际照明委员会标准观察者光谱刺激值和客观物体的光谱反射率,如式(1)所示:

$$U(x) = H \Sigma E(\lambda) D(\lambda) S(\lambda, x) \Delta \lambda \quad (1)$$

其中, $x$ 表示识别颜色像素点所在的空间位置; $\lambda$ 表示可见光的波长; $E(\lambda)$ 为光源的相对光谱功率分布 $S(\lambda, x)$ ,表示物体在点 $x$ 位置时的光谱反射率; $H$ 为调整因子; $D(\lambda)$ 为国际照明委员会标准观察者光谱刺激值<sup>[23]</sup>。

在彩色图像成像过程中,通常使用照相机来替代观察者。因此,彩色图像成像的 3 个因素分别由物体、光源和照相机 3 个因素决定。根据 Lambertian 理论<sup>[24]</sup>,彩色图像成像可表示为:

$$\rho_o(x) = \int_{t_2}^{t_1} R_o(\lambda) E(\lambda) S(\lambda, x) d\lambda \quad (2)$$

其中, $x, \lambda$ 与式(1)所表示的一致。 $o = [R, G, B]$ ;  $R_o(\lambda)$ 表示相机传感器的响应函数; $\rho_o(x)$ 表示实际获取的图像; $(t_1, t_2) \in T$ 表示可见光谱; $E(\lambda)$ 为场景中光源光谱功率分布,即为色偏光照,室外场景中的光照颜色为太阳光,室内场景中的光照颜色通常为发光体的颜色; $S(\lambda, x)$ 表示点 $x$ 位置光照的反射特性,是场景中物体表面在标准白光照射下的光谱反射率,表明了物体表面的真实物理属性,即为无色偏图像。根据 Lambertian 反射理论<sup>[24]</sup>,当照相机具有窄带光谱敏感度响应函数时,彩色图像的成像表达式为:

$$\rho(x) = E(\lambda) S(\lambda, x) \quad (3)$$

颜色恒常的目的就是通过观测到的色偏图像 $\rho(x)$ 估计出在标准白光照射条件下的图像 $S(\lambda, x)$ ,则式(3)中标准白光照射条件下的图像 $S(\lambda, x)$ 为:

$$S(\lambda, x) = E(\lambda)^{-1} \rho(x) \quad (4)$$

### 2.2 MAX-MEAN 估计

在均匀光照条件下,视觉系统感知的图像颜色空间中,R,G,B 3 个颜色通道中颜色的变化相互独立,即光照对任意一个颜色通道的的影响和另外两个通道无关<sup>[25]</sup>。本文采用 Von kries 对角变换<sup>[26]</sup>来描述彩色图像颜色与光照的关系。Von kries 对角变换是一种线性映射变换,能够有效地对彩色图像进行变换,进而实现 R,G,B 3 个通道独立变换,将在未知光照条件下的拍摄图像转换到标准光照条件下的图像,对图像的光照进行全局修正。Von kries 对角变换中,利用一个对角矩阵的变化,描述了同一物体表面在两个不同光照条件下颜色之间的关系:

$$X = F * Y \quad (5)$$

$$\begin{bmatrix} X_R \\ X_G \\ X_B \end{bmatrix} = F * \begin{bmatrix} Y_R \\ Y_G \\ Y_B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1^{-1} & 0 & 0 \\ 0 & f_2^{-1} & 0 \\ 0 & 0 & f_3^{-1} \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} Y_R \\ Y_G \\ Y_B \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中, $\begin{bmatrix} X_R \\ X_G \\ X_B \end{bmatrix} \in X$ 表示标准光照条件下获得的图像的 R,G,B 3 个颜色通道值, $\begin{bmatrix} Y_R \\ Y_G \\ Y_B \end{bmatrix} \in Y$ 表示未知光照条件下获得的图像

的 R,G,B 3 个颜色通道值, $F$ 为对角矩阵表示未知光照条件下获得的图像与标准光照条件下获得的图像之间的关系。根据对角矩阵 $F$ 的不同取值,得到了不同的颜色校正方法。在实际物理场景中,无色差反射即反射颜色等价于光照颜色,则针对式(6)中对角矩阵的 $f_1^{-1}$ 、 $f_2^{-1}$ 和 $f_3^{-1}$ 采用 MAX-MEAN 估计,即估计场景中的所有物体表面的平均反射与物体表面的最大值反射,两者的均值是无色差的反射,则数学表达式为:

$$\begin{cases} f_1^{-1} = \frac{1}{2} \left( \frac{M}{R_{\text{Mean}}} + \frac{N}{R_{\text{Max}}} \right) \\ f_2^{-1} = \frac{1}{2} \left( \frac{M}{G_{\text{Mean}}} + \frac{N}{G_{\text{Max}}} \right) \\ f_3^{-1} = \frac{1}{2} \left( \frac{M}{B_{\text{Mean}}} + \frac{N}{B_{\text{Max}}} \right) \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $M$  为  $R, G, B$  3 个通道的总均值,  $R_{Mean}, G_{Mean}, B_{Mean}$  分别为  $R, G, B$  3 个通道的均值,  $\frac{M}{R_{Mean}}, \frac{M}{G_{Mean}}, \frac{M}{B_{Mean}}$  表示物体表面颜色  $R, G, B$  3 个通道的平均反射。  $N$  表示标准的白光,  $R_{Max}, G_{Max}, B_{Max}$  分别为  $R, G, B$  3 个通道的最大值,  $\frac{N}{R_{Max}}, \frac{N}{G_{Max}}, \frac{N}{B_{Max}}$  分别表示  $R, G, B$  3 个通道相对于标准白光的偏移量, 即物体表面的最大值反射,  $R, G, B$  三通道的像素值范围均为  $[0, 255]$ 。

### 2.3 光照叠加

物理环境中获取的彩色图像  $I_{input}$  经过 MAX-MEAN 估计得到无色偏图像  $I_{MM}$ , 以及相对应的光照  $Light1$ 。有效结合图像  $I_{MM}$  的灰度信息并对其  $R, G, B$  3 个通道进行分解, 获得相对应的色偏光照  $Light2$ , 如式(8)、式(9)所示:

$$I_{MM2} = \begin{cases} 0, & I_{MM} \geq K \\ I_{MM}, & I_{MM} < K \end{cases} \quad (8)$$

$$Light2 = \text{mean}(I_{MM2}) \quad (9)$$

其中,  $c \in \{R, G, B\}$ , 表示无色偏图像  $I_{MM}$  的  $R, G, B$  3 个通道中像素值小于  $K$  值, (参数阈值  $K$  将在 3.2 中详细阐述) 被认定为未去除干净的光照, 并将图像中  $R, G, B$  3 个通道中像素值小于  $K$  的均值定义为色偏光照  $Light2$ , 将色偏光照  $Light1$  与色偏光照  $Light2$  叠加并对其取均值, 得到新的色偏光照, 从而得到最终无色偏图像  $I_{output}$ 。

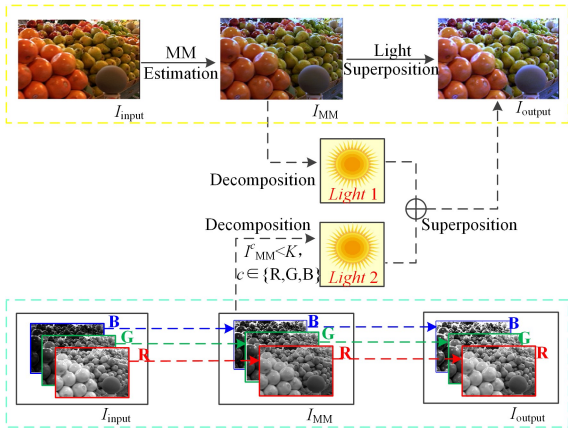


图1 本文提出的颜色恒常计算方法示意图

Fig. 1 Overview of the proposed color constancy computational method

## 3 实验

本文采用公开的数据集 SFU Gray-ball<sup>[22]</sup>, 该数据集包含 11346 幅室内室外图像, 从时长近 2h 的视频中提取出室内 (4856) 室外 (6490) 场景图像, 每幅图像中包含一个固定在摄像机上的灰色小球作为参考, 以此来得到在不同场景摄像机拍摄图像中的光照颜色值。图 2 为用于实验的公开数据集 SFU Gray-ball<sup>[22]</sup> 中不同光照场景下用于颜色恒常计算的测试图, 在每张图像下方显示了地面真实光照的  $R, G, B$  值, 其中, 图 2(a)–图 2(c), 图 2(e) 分别为室内拍摄图像; 图 2(d) 和图 2(f) 为室外拍摄图像; 从图中可以看到, 当在不同的场景下拍摄图像时, 由于光照颜色的不同, 图像中灰色小球展示出不同的颜色。本文通过公开数据集 SFU Gray-ball<sup>[22]</sup> 来验证本文的计算方法与经典方法 (例如 Gray-World 计算方法<sup>[14]</sup> 和

White-Patch 计算方法<sup>[15-16]</sup>) 的结果对比。实验平台为 Matlab R2019a, 实验平台为 Matlab R2019a, IntelCore, i7, CPU 2.60 GHz。

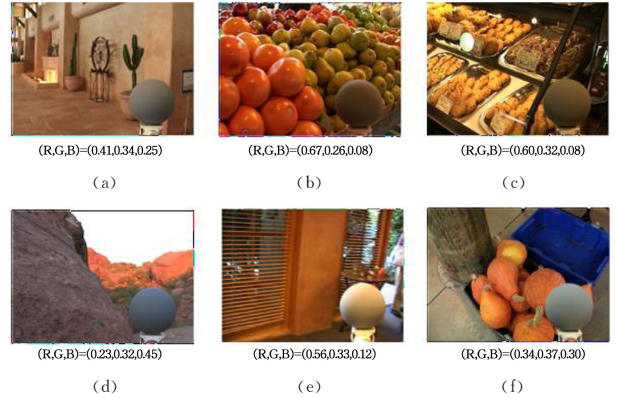


图2 SFU Gray-ball<sup>[22]</sup> 数据集中不同光照条件下的测试图  
Fig. 2 Testing images with different lighting conditions from the SFU Gray-ball set<sup>[22]</sup>

### 3.1 客观评价

在颜色恒常计算方法中, 图像真实的光照分量是已知的, 我们选择常用的客观评价指标角度误差  $err_{angle}$  作为误差度量<sup>[27]</sup>, 其计算式为:

$$err_{angle}(e_a, e_b) = \cos^{-1} \left( \frac{\|e_a \cdot e_b\|}{\|e_a\| \|e_b\|} \right) \left( \frac{180^\circ}{\pi} \right) \quad (10)$$

其中,  $e_a = \begin{bmatrix} R_a \\ G_a \\ B_a \end{bmatrix}$ ,  $e_b = \begin{bmatrix} R_b \\ G_b \\ B_b \end{bmatrix}$ ,  $e_a$  和  $e_b$  分别表示颜色恒常计算方法

估计光照的  $R, G, B$  分量和真实光照的  $R, G, B$  分量,  $e_a \cdot e_b$  表示  $e_a$  和  $e_b$  的点积,  $\| \cdot \|$  表示欧几里得范数, 通过估计光源  $e_a$  和真实光源  $e_b$  之间的角度误差来衡量颜色恒常性算法的好坏, 夹角越少则估计光源越接近真实光源, 颜色恒常性的计算方法越好。

### 3.2 参数设置

本文提出的计算方法须对一个参数阈值进行选取, 目前对参数的分析大多是采用实验验证<sup>[17]</sup>。本文采用遍历参数法对参数取值进行定量分析, 结果如图 3 所示, 显示了参数  $K$  在不同的取值时得到不同的角度误差值。图 3 中, 图像的横坐标为参数  $K$  的不同选取, 纵坐标为在  $K$  有不同取值时经过光照叠加计算方法得到的角度误差值, 当  $K$  取值为 0.7 时, 可以得到最小的均值角度误差。

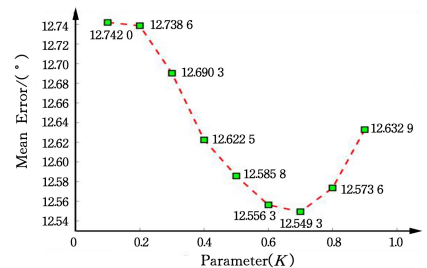


图3 参数  $K$  的选取

Fig. 3 Parameter  $K$  selection

### 3.3 实验结果及分析

采用角度误差  $err_{angle}$  从客观上进行性能对比。本文将基于统计的颜色恒常性计算方法 (如 Gray-World, White-Patch,

General Gray-World)、基于学习的计算方法(如 Spatio-spectral 等)与本文方法在公开数据集 SFU Gray-ball<sup>[22]</sup>(线性)上

进行仿真测试,其实验结果及运算时间如表 1 所列。所有方法均使用线性化图像,误差均来自真实地面场景<sup>[27]</sup>。

表 1 各种方法在 SFU Gray-ball<sup>[22]</sup>数据集上角度误差的结果对比

Table 1 Comparison of the results of the angle error on SFU Gray-ball<sup>[22]</sup> by various methods

Algorithm	Mean	Median	Best-25%	Worst-25%	Computing Time /(s/Per Image)	
Statistics-based	Gray-World	13.0	11.0	3.1	26.0	0.009
	White-Patch	12.7	10.5	2.5	26.2	0.007
	General Gray-World	12.6	11.1	3.8	26.9	0.015
	Our Method	12.5	10.4	3.6	25.3	0.010
Learning-based	Spatio-spectral	10.3	8.9	2.8	20.3	8.239(Test)

由表 1 可知各种颜色恒常计算方法在公共数据集 SFU Gray-ball<sup>[22]</sup>中的运行时长,其中基于学习的 Spatio-spectral 计算方法<sup>[12]</sup>的训练用时为 17.98 h,测试用时为 25.97 h,总用时为 43.95 h。可以看出,本文提出的计算方法的计算效率较高,运算速度较快,相比基于统计的计算方法,本文提出的颜色恒常性计算方法的 $err_{angle}$ 较低,相比基于学习的计算方法,本文提出的颜色恒常性计算方法的运算效率较低,运算速度快。主观方面,针对图 2 所示的测试图,采用上述颜色恒常计算方法进行比较,结果如图 5 所示。

更清晰的颜色,表明本文提出的计算方法可以更大程度地清除色偏光照,得到无色偏图像。

实验结果表明,即使是在某些极端的情况下,本文提出的颜色恒常计算方法在室内和室外图像上产生了较为明显的结果。

**结束语** 本文提出了一种基于场景统计的颜色恒常计算方法。该方法构建了新的颜色 MM 估计模型,并基于此提出了基于光照叠加的颜色恒常计算方法。在公开的数据集 SFU Gray-ball 上从主观和客观两方面进行性能测试,并与 Gray-World、White-Patch、General Gray-World 等颜色恒常计算方法进行性能比较,验证了本文提出的颜色恒常计算方法具有较好的性能,能够有效地获得无色偏图像。下一步研究工作将文中提出的颜色恒常性方法应用于具体的实际环境进行应用研究。

## 参考文献

- [1] MEIER B P, D'AGOSTINO P R, ELLIOT A J, et al. Color in Context: Psychological Context Moderates the Influence of Red on Approach- and Avoidance-Motivated Behavior[J]. Plos One, 2012, 7(7): e40333.
- [2] WALLACE, ALFRED R. The colour sense; its origin and development, an essay in comparative psychology[J]. Nature, 2012, 19(492): 501-505.
- [3] HOLCOMB E, ALEX O, CAVANAG H, et al. Early binding of feature pairs for visual perception[J]. Nature Neuroscience, 2001, 4(2): 127-128.
- [4] TANG Z, LIU H Z, YUAN J Z. Advances Research on Color Constancy Computation under Single Illuminan[J]. Computer Science, 2016, 43(11): 12-18.
- [5] GAO S B, ZHANG M, LI C Y, et al. Improving color constancy by discounting the variation of camera spectral sensitivity[J]. Journal of the Optical Society of America A Optics Image Science & Vision, 2017, 34(8): 1448-1462.
- [6] PAN W Q, TU J J, GAN Z L, et al. Efficient Retinex-Based Low-Light Image Enhancement Through Adaptive Reflectance Estimation and LIPS Postprocessing[J]. Computer Science, 2019, 46(8): 327-331.
- [7] CHENG Y, JIAO L, TONG Y, et al. Directional Illumination Estimation Sets and Multi-Level Matching Metric for Illumination-Robust Face Recognition[J]. IEEE Access, 2017, 5: 25835-25845.
- [8] HU Y, WANG B, LIN S. FC<sup>+</sup>: Fully Convolutional Color Constancy with Confidence-Weighted Pooling[C]// 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).

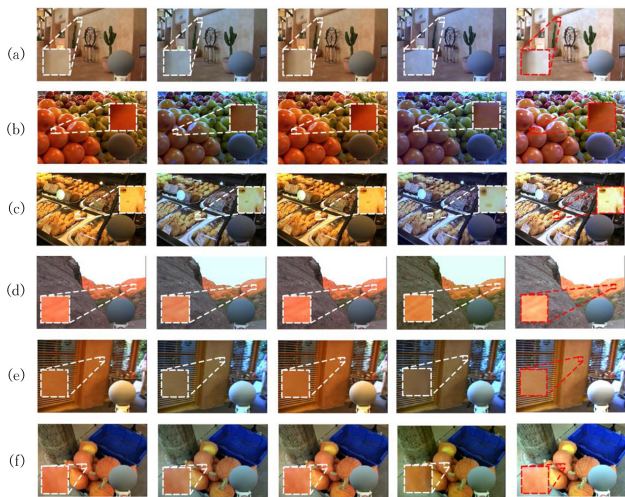


图 5 使用各种颜色恒常计算方法和我们提出的计算方法的颜色恒常性对比比较(电子版为彩色)

Fig. 5 Some example images using the color constancy from various methods

图 5 中,第一列为不同光照情况下的室内室外图像,图 5(a)~图 5(e)分别为室内图像;图 5(d)和图 5(f)为室外图像,图像中的灰色小球用来描述光照的颜色,图 5 中白色和红色虚线框勾勒出图像放大后的局部区域,清楚地展示了使用不同颜色恒常计算方法得到图像颜色的变化情况。对比图 5(d)所示的图像,原始拍摄到的图像中(第一列),由于光照原因,导致远处的山体颜色显示为较重的红色,近处的山体呈现较暗的颜色,且灰色小球呈现出较暗的颜色,将本文的计算方法(第五列)与 Gray-World 计算方法(第二列)、White-Patch 计算方法(第三列)、Spatio-spectral 计算方法(第四列)进行比较,图像近处的山体颜色更为明显,远方的山体颜色呈现出较淡的红色,灰色小球的颜色更加的明亮,更大程度地展示出自然光照下的无色偏图像。通过对比每行图像中的灰色小球的颜色,可以清楚地观察到本文提出的颜色恒常计算方法结果,即第五列图像中的灰色小球比其他列图像中的灰色小球有

- IEEE, 2017; 330-339.
- [9] XIONG W, FUNT B. Estimating Illumination Chromaticity Via Support Vector Regression[J]. *Journal of Imaging Science and Technology*, 2006, 50(4): 341-348.
- [10] BOUGHIDA M, BOUBEKEUR T. Bayesian Collaborative Denoising for Monte Carlo Rendering[J]. *Computer Graphics Forum*, 2017, 36(4): 137-153.
- [11] GIJSENIJ 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.
- [12] CHSKRABARTI A. Color Constancy with Spatio-Spectral Statistics[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2012, 34(8): 1509-1519.
- [13] 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.
- [14] KAWAMURA H, YONEMURA S, OHYA J, et al. Gray-world-assumption-based illuminant color estimation using color gamuts with high and low chroma[C]// *Proceedings of SPIE- The International Society for Optical Engineering*. 2013: 221-237.
- [15] LISANI J L, PETRO A B, PROVENZI E, et al. A generalized white-patch model for fast color cast detection in natural images [J]. *Electronic Imaging*, 2016, 13: 44-50.
- [16] PROVENZI E, GATTA C, FIERRO M, et al. A Spatially Variant White-Patch and Gray-World Method for Color Image Enhancement Driven by Local Contrast[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2008, 30(10): 1757-70.
- [17] CEPEDA-NEGRETE J, SANCHEZ-YANEZ R E. Gray-World Assumption on Perceptual Color Spaces[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2013, 8333: 493-504.
- [18] CHENG D, PRASAD D K, BROWN M S. Illuminant estimation for color constancy: why spatial-domain methods work and the role of the color distribution[J]. *Journal of the Optical Society of America A Optics Image Science & Vision*, 2014, 31(5): 1049-1058.
- [19] JOZE H R V, DREW M S, FINLAYSON G D, et al. The role of bright pixels in illumination estimation[J]. *Medicinski Pregled*, 2012, 6(5): 172-204.
- [20] DREW M S, JOZE H R V, FINLAYSON G D. The Zeta-image, and Information-Theoretic Illuminant Estimation[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2014, 127(Oct. ): 1-13.
- [21] YANG K F, GAO S B, LI Y J. Efficient illuminant estimation for color constancy using Gray-pixels[C]// *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. IEEE, 2015.
- [22] CIUREA F, FUNT B. A Large Image Database for Color Constancy Research[C]// *Color and Imaging Conference*. 2003.
- [23] CRISTINA, MEREGALLI, ANNALISA, et al. Bortezomib-induced painful neuropathy in rats: A behavioral, neurophysiological and pathological study in rats[J]. *European Journal of Pain*, 2010, 14(4): 343-350.
- [24] SMITH J A, LIN T L, RANSON K J. The Lambertian Assumption and Landsat Data[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 1980, 46(9): 1183-1189.
- [25] CHEN W W, WANG W X, WANG K, et al. Lane departure warning systems and lane line detection methods based on image processing and semantic segmentation-a review[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition)*, 2020, 7(6): 748-774.
- [26] BUCHSBAUM G. A spatial processor model for object color perception[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 1980, 310(1): 337-350.
- [27] GIJSENIJ A, GEVERS T, WEIJER J V D. Computational Color Constancy: Survey and Experiments[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(9): 2475-2489.



**FENG Yi-fan**, born in 1996, postgraduate. Her main research interests include image processing and color computational.



**ZHAO Xue-qing**, born in 1985, Ph.D, associate professor. Her main research interests include image processing and brain-like computation.

(上接第 369 页)

- [13] XIA R, PAN Y, LAI H, et al. Supervised Hashing for Image Retrieval via Image Representation Learning[C]// *Proceedings of the Twenty-Eighth AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2014: 2156-2162.
- [14] LAI H, PAN Y, YE L, et al. Simultaneous Feature Learning and Hash Coding with Deep Neural Networks[C]// *Proceedings of the 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2015: 3270-3278.
- [15] BUI T D, RAVI S, RAMAVAJJALA V. Neural Graph Learning: Training Neural Networks Using Graphs[C]// *Proceedings of the Eleventh ACM International Conference on Web Search and Data Mining (WSDM'18)*. 2018: 64-71.
- [16] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]// *Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2016: 770-778.
- [17] PASZKE A, GROSS S, CHINTALA S, et al. Automatic differentiation in PyTorch[EB/OL]. <https://openreview.net/forum?id=BJJsrmlCZ>, 2017.



**KANG Ming**, born in 1979, Ph.D, is a member of China Computer Federation. His main research interests include deep learning and artificial intelligence.