

互补色小波颜色恒常性/白平衡方法

陈扬¹ 李旦¹ 张建秋¹

摘要 借助于互补色小波, 本文提出一种新的颜色恒常性统计方法. 分析表明: 标准光照图像的互补色小波子带关系, 可以利用联合拉普拉斯分布来进行描述. 统计学习标准光照图像, 可获得拉普拉斯分布的参数, 为图像建立起标准光照的基准模型. 该基准模型可为光照偏移 (颜色恒常偏移) 的图像提供光照补偿依据, 使偏光图像通过光照补偿恢复为标准光照图像, 从而得到光照参数. 基于该基准模型对补偿光照参数进行最大似然估计的实验结果表明: 本文所提方法的处理效果与列出的最好文献算法相当, 其在常用数据库上估计到的光照参数误差中值小 0.1° , 而均值和最大值则小 0.3° .

关键词 颜色恒常性, 白平衡, 互补色小波, 彩色图像

引用格式 陈扬, 李旦, 张建秋. 互补色小波颜色恒常性/白平衡方法. 自动化学报, 2020, 46(7): 1378–1389

DOI 10.16383/j.aas.c180037

Color Constancy With Complementary Color Wavelets

CHEN Yang¹ LI Dan¹ ZHANG Jian-Qiu¹

Abstract By means of the recent reported complementary color wavelet transform (CCWT), a novel color constancy statistical method is proposed in this paper. Analyses show that the CCWT subband coefficients of the standard light images can be well described by a multivariate Laplace distribution. Learning the distribution parameters from the white light images helps to established the standard multivariate Laplace distribution. Such standard distribution provides the criterion for light compensation, by which the bias light images can be translated to the standard light images. The maximum likelihood estimation results of the compensation light show that: our method is as good as the best performances of listed literatures, reducing the median error 0.1° , and the mean and maximum errors 0.3° .

Key words Color constancy, white balance, complementary color wavelets, color image

Citation Chen Yang, Li Dan, Zhang Jian-Qiu. Color constancy with complementary color wavelets. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(7): 1378–1389

众所周知, 人对客观世界的感知, 很大部分来自于人眼视觉系统, 而进入人眼光线的空域和频域分布, 就形成了人眼对成像的感知. 照射物体光的频谱与物体对频谱的反射系数, 共同决定了进入人眼光线的频谱. 在颜色的认知过程中, 人类通过长期进化, 能近乎完美地忽略/补偿照射光频谱对颜色感知所造成的影响, 从而可直接感知物体对频谱的反射系数, 而形成对物体“颜色”这一认知. 这种能忽略入射光干扰而看清物体本质“颜色”属性的问题, 就是本文要讨论的颜色恒常性问题.

对于计算机图形学来说, 颜色本质的判断就没有那么简单了. 相同物体在不同光源照射下拍到的

图像像素色的不同, 计算机会把它当成不同的物体, 从而影响到计算机的进一步处理, 如物体智能化分类、识别、跟踪等. 为了精确处理颜色偏差所带来的不便, 就必须对图像进行智能化的光线补偿. 少量的图像可以通过人工指导, 在图像上选取一处或多处人眼认为的白色物体, 从而获得光照参数进而调整白平衡. 手工选取调整的过程费时费力, 只适合少数精细化的场景如艺术创作等. 面对现今爆炸增长的网络图像数据, 则需要自动化的实现. 计算机颜色恒常性的无监督实现, 其最重要的是通过某种方法, 估计出照射光源光线的频谱属性, 并将其频谱通过变换映射到标准光照频谱中, 从而获得标准颜色空间 (RGB 空间、人眼三种视锥细胞空间等) 中的向量表示. 通过这样的映射, 便可将偏色光图像转换成标准光图像^[1-2]. 不幸的是颜色恒常性问题是欠定的, 而解决欠定问题, 往往需要某些先验知识与模型. 也可以说, 模型与先验知识的好坏与准确性, 就决定了能在多大程度上解决这类问题. 就计算机颜色恒常性问题来说也就化为: 什么样的模型与先验知识才能最大程度表征标准光照下图像的特点, 以及如何通过这些模型与先验知识来获取想要的光照参数?

收稿日期 2018-01-17 录用日期 2018-08-14
Manuscript received January 17, 2018; accepted August 14, 2018

国家自然科学基金 (61571131) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61571131)

本文责任编辑 桑农
Recommended by Associate Editor SANG Nong
1. 复旦大学信息科学与工程学院智慧网络与系统研究中心和电子工程系 上海 200433

1. Department of Electronic Engineering and the Research Center of Smart Networks and Systems, School of Information Science and Technology, Fudan University, Shanghai 200433

在过去的几十年, 人们从不同的角度, 研究了颜色恒常性问题的各种解决方法. 其中最直观和常用的方法, 就是直接通过提取图像像素级的颜色信息来进行, 这类方法都起源于 Retinex 理论^[2]. 例如: White-patch 方法^[3] 假设图像中反射最强的点对 RGB 各通道的反射是相同的, 那么找到光强最强点也就能找到光源的颜色; Gray-world 方法^[4] 假设标准光照射 RGB 各个通道的平均反射是相同的, 那么计算偏色光图像各个通道的平均反射, 也就能得到光源的颜色; Shades-of-gray 方法^[5] 将这两者视为 Minkowski 范数框架下的特例, 如: White-patch 方法求得最大值对应于 Minkowski 框架的 ∞ 范数, Gray-world 方法求的均值则对应于 Minkowski 框架的 1 范数. 这样就扩展出赋予像素点不同权重的 Minkowski 范数选择方法, 灵活方便了不同场景的应用, 从而使该框架在不同场景与采集条件下均有良好表现^[6-7]. Gray-edge 方法^[8] 则进一步将该框架从像素域扩展到高阶导数域, 使其具备了通过边缘信息来取得更好效果的能力. Corrected-moment 方法^[9] 提出采用高阶交叉项可以进一步提升效果. 即使如此, 它们都有各自的缺点和适用的场景. 例如 White-patch 方法依赖一个最亮的白点, Gray-world 方法则依赖于颜色的丰富性, Gray-edge 方法则要求图像无噪点. 如果条件不满足, 则算法效果会大受影响.

为充分利用标准光照自然图像的特征, 并用于指导预测照射光的颜色, 人们也发展出了基于统计预测的一类方法. 如色域映射 (Gamut mapping) 方法^[10-11], 它假设在标准光照下, 任何一幅图像呈现出颜色的种类都是有限的, 那么其归一化的颜色值, 在色度空间上就会形成一个封闭的凸包或称为色域. 偏色光图像同样会有其封闭的色域, 选定某种颜色变化矩阵就可对应这两个色域, 这样通过颜色变换矩阵就可估算出图像的光照. 同样, 色域映射方法也可引入高阶特征^[12], 为充分利用图像的边缘信息特性来改进性能提供可能性. 基于统计预测的另一大类, 是贝叶斯估计类的方法^[13-14]. 该类方法通过对标准光源图像进行统计建模, 以得到符合标准图像的统计规律, 进而估计出何种光源变换, 能使偏光图像回归标准图像的统计规律来估计光源^[13-15]. 但色域的映射, 需要引入大量限制条件来避免空解的产生, 以致其不适合需要快速得到结果的场景^[12].

随着图像数据爆发性增长, 参考学习大量已知样本来预测未知样本光照参数的方法成为可能. 单实例 Exemplar-based 方法^[16] 将未知图像包含的纹理和表面等分块特征信息与学习好的标准分块特征匹配, 从而得到多组光照参数, 将这些参数通过不同的方法聚合^[16-17] 可以提高光照参数估计的准确

性. 当前流行的图像处理类神经网络方法, 如卷积神经网络 (Convolutional neural network, CNN) 类方法^[18-21]、递归神经网络 (Recurrent neural network, RNN) 类方法^[22], 都可以通过大量样本的训练来预测光照参数. 众所周知, 神经网络整个预测过程为黑盒, 需要大量训练样本、复杂的训练过程和人工干预网络拓扑结构、激活参数、初始权重等, 特别是无法解释产生误差的原因与原理, 以及获得好结果的原因, 以致无法用其结果来改善图像传感器的设计与制造. 此外, 正是颜色恒常性问题, 尚没有一般性的解决方案, 使得人们不得不在各种已有方法的基础上, 为在合适的场景选择合适的方法而提出了场景建模类方法^[23-24], 该类方法通过场景来分析每幅待测图像的特点, 单独选取具有针对性的已有方法的某一组合的所谓综合方案. 例如: 通过选择对待测图像的 Gray-edge 框架各参数和范数阶等, 来达到取各种方案之长的总体效果^[23-24]. 也可采用树状的稀疏表达结构, 来组合视觉感知中不同级别的信息, 包括从最低级别的像素分析到最高级别的场景内容信息等^[25]. 这类综合方法的出现是建立在多种已有基础算法之上, 可供选择的基础算法越多, 效果往往更好, 因而颜色恒常性问题需要大量基础算法的研究.

由于颜色恒常性问题, 通常是在 RGB 空间中研究如何将偏色光图像转换成标准光 (白光) 图像的问题, 因此也俗称其为白平衡问题. 适合人眼视觉生理特征的互补色理论, 是解释颜色恒常性问题的基本理论之一^[26-27], 从互补色理论可知红-青、绿-品红、蓝-黄、黑-白等 4 对互补色是人眼视锥细胞的敏感点, 它们对人眼视觉生理系统的认知起着非常重要的作用^[26], 而“互补色对”是人眼视觉中混合成白色的两种颜色. 本文发现标准光的一对互补色, 当入射光源为偏色光时, 其统计特性将发生改变, 由此就产生了有用的知识, 本文将利用它来指导解决颜色恒常性问题. 通过分析文献中解决颜色恒常性问题的方法可以发现: 不论是基于图像像素级信息的 Gray-edge 框架, 还是基于统计的色域映射方法, 当将它们从低阶空间^[5, 11] 拓展到高阶空间^[8, 12], 即能分析图像的边缘性质的时, 其性能均有较大提升. 而我们知道小波方法是多尺度、多方向性的高阶分析工具, 它对图像边缘可进行更多更为细致的分析. 如有能将互补色理论与小波进行结合的方法, 则可期待在互补色理论对颜色恒常性问题提供有用信息的同时, 利用小波的高阶分析特性, 更好地解决颜色恒常性问题. 遗憾的是, 由于过去的很多图像处理方法往往忽略彩色通道直接的联系^[28-29], 过去并没有这样的有效工具. 最近, 文献 [30] 报道了一类进行这一结合的工具互补色小波变换 (Complementary

color wavelet transform, CCWT), 它们的多尺度变换, 结合了人眼视觉感知中重要的互补色理论和 小波分析方法, 它们能将彩色图像的各个颜色通道 映射到不同的小波基上, 进而可得到彩色图像中存 在的主要互补色信息. 通过研究这些互补色的统计 特性, 本文发现其随不同颜色的光照而发生变化, 这 意味着借助于互补色小波, 就可以联系颜色恒常性 (白平衡) 问题与互补色理论. 当以标准光图像互补 色小波域的多尺度统计特性作为统计基准时, 据偏 色光所带来的统计特性的改变, 可对其光照参数进 行统计估计. 这样就提出一种全新的颜色恒常性方 法互补色小波颜色恒常/白平衡的方法, 实验结果表 明: 本文提出方法优于现有文献报道的方法.

本文余下部分安排如下: 第 1 节简介颜色恒常 性和互补色小波; 第 2 节分析图像互补色的统计规 律及相应的建模方法; 第 3 节讨论如何利用所建立 模型来进行光照参数估计; 第 4 节给出了在常用数 据库中本文方法的测试结果, 在验证方法有效性的 同时, 与文献中报道的颜色恒常性方法进行了比较; 第 5 部分总结了全文.

1 背景知识

1.1 颜色恒常性

图像的成像过程, 可以用如下的 Lambertian 反 射模型来表示^[3],

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \int_{\omega} I(\lambda)S(\mathbf{x}, \lambda)\boldsymbol{\rho}(\lambda)d\lambda \quad (1)$$

式中, λ 为波长, \mathbf{x} 表示二维平面的坐标矢量, 也 就是所采集图像像素点的坐标, ω 是光敏器件的 工作频谱范围. 式 (1) 的模型描述了频谱分布为 $I(\lambda)$ 的光源, 照射到反射系数为 $S(\mathbf{x}, \lambda)$ 的表面反 射回来, 并由敏感度为 $\boldsymbol{\rho}(\lambda)$ 的光学器件感光而成 像的图像 $\mathbf{f}(\mathbf{x})$. 尽管光源是全光谱的, 但为了方 便处理与成像, 感光器件敏感的频点 $\boldsymbol{\rho}$ 和所成图像 \mathbf{f} 都采用离散的矢量表示. 目前最广泛的表示是 红、绿和蓝 (RGB) 的三色成像系统, 此时可以得到: $\boldsymbol{\rho}(\lambda) = (\rho_R(\lambda), \rho_G(\lambda), \rho_B(\lambda))^T$, $\mathbf{f} = (f_R, f_G, f_B)^T$.

当感光器件对 RGB 的响应为窄带时, 式 (1) 的 反射模型只在 RGB 三个频点上有所响应, 全光谱频 段的积分也就化为 RGB 三个频点上的响应

$$f_c(\mathbf{x}) = I(\lambda_c)S(\mathbf{x}, \lambda_c), \quad c = R, G, B \quad (2)$$

颜色恒常性问题, 就是在式 (2) 采集到偏色光 图像 $f_c(\mathbf{x})$ 时, 如何将其校准成标准光图像, 也就是 估计表面反射 $S(\mathbf{x}, \lambda_c)$ 的问题.

将式 (2) 写为矩阵形式, 有

$$\mathbf{f} = E\mathbf{g} \quad (3)$$

其中 $\mathbf{f} = (f_R, f_G, f_B)^T$ 表示偏色光成像的 RGB 三色图像, E 是表征光源颜色 $I(\lambda)$ 的矩阵, $\mathbf{g} = (g_R, g_G, g_B)^T$ 是 \mathbf{f} 在标准光源照射下成像的图像, 即反射面 $S(\mathbf{x})$ 在 RGB 三色通道的成像表示.

根据 von Kries 假设^[1], 当 RGB 三色通道独立 互不影响时, E 为如下的对角阵:

$$E = \begin{bmatrix} e_1 & 0 & 0 \\ 0 & e_2 & 0 \\ 0 & 0 & e_3 \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, e_1, e_2, e_3 也就是 $I(\lambda_R), I(\lambda_G), I(\lambda_B)$, 即光 源的 RGB 颜色. 颜色恒常性问题, 最终归结为据观 察到的偏色光图像 \mathbf{f} , 估计出式 (3) 中标准光图像 \mathbf{g} 和光照变换矩阵 E .

1.2 互补色小波

互补色理论告诉我们^[26-27]: 在 RGB 色环上, 混合任意两种 π 相位差的颜色可得到白色, 这样的 任一对颜色都称为互补色. RGB 三色系统的色环如 图 1 (a) 所示. 可以看出 RGB 三色的三个轴分别位 于色环上的 $0, 2\pi/3, 4\pi/3$ 方向. 任意 π 相位差的 两种颜色都形成一对互补色, 在其中, 沿 RGB 三轴 的色彩, 正是在人眼视觉和色彩感知方面具有重要 作用的 4 对互补色, 即: 红-青、绿-品红、蓝-黄和 黑-白^[26-27].

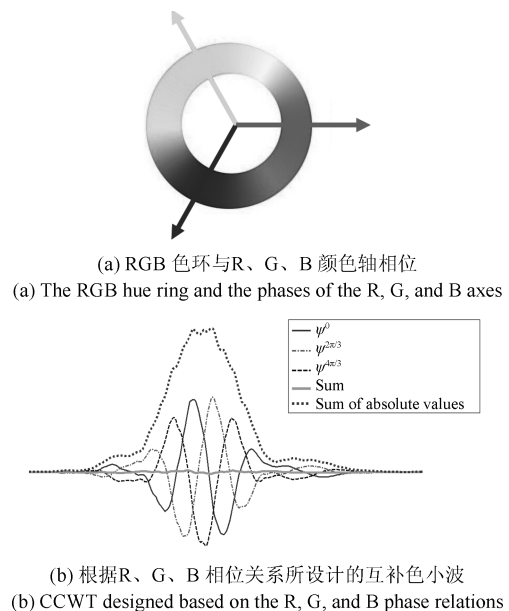


图 1 色环与互补色小波

Fig. 1 The hue ring and the CCWT

为了将 RGB 色环上位于 $0, 2\pi/3$ 和 $4\pi/3$ 方 向的颜色轴拓展到小波域, 并可处理彩色图像中的 色彩信息, 文献 [30] 设计了一族相对相位差分别为 $0, 2\pi/3$ 和 $4\pi/3$ 的一维互补色小波 $\psi^0, \psi^{2\pi/3}$ 和

$\psi^{4\pi/3}$, 图 1 (b) 给出了这样一簇一维互补色小波的例子. 从图 1 (b) 可以看到, 这一簇小波的基与色环一样具有 $2\pi/3$ 相位差的关系, 且其在小波框架中也具有的良好能量集中性 (由小波的紧支撑特性得来).

当在水平与垂直二个维度上, 分别对其进行一维互补色小波分解, 并将所得的各个相位分量排列组合成一个二维分量, 并筛选出非 0 的二维分量, 即可得到近似 8 个方向 $n = k\pi/8, k = 1, 2, \dots, 8$ 和三种相位 $\theta = 0, 2\pi/3, 4\pi/3$ 的二维小波组^[30], 其如图 2 所示. 从图 2 中可以看出, 二维互补色小波的 8 个子带, 分别近似指向 $n\pi/8, n = 1, 2, \dots, 8$ 等方向, 因此它比传统小波多了 6 个二维方向^[30].

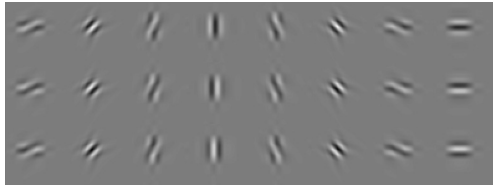


图 2 互补色小波的方向与相位, 每列对应 $n = k\pi/8, k = 1, 2, \dots, 8$ 中的一个方向, 每行对应 $\theta = 0, 2\pi/3, 4\pi/3$ 中的一种相位

Fig. 2 Orientations and phases of the CCWT. Each column denotes one of the $n = k\pi/8, k = 1, 2, \dots, 8$ orientations and each row denotes one of the $\theta = 0, 2\pi/3, 4\pi/3$ phases

当将互补色小波层级 j 和方向 n 的 $2\pi/3$ 相位差小波 $\psi_j^{0,n}, \psi_j^{2\pi/3,n}$ 和 $\psi_j^{4\pi/3,n}$ 分别表示为 $\psi_j^{R,n}, \psi_j^{G,n}$ 和 $\psi_j^{B,n}$, 并利用它们分别对彩色图像各个色彩通道分别进行小波分解时, 就可得到层级 j 和方向 n 的互补色小波系数矢量如下

$$\mathbf{d}_j^{R,n} = \mathbf{r} * \psi_j^{R,n}, \mathbf{d}_j^{G,n} = \mathbf{g} * \psi_j^{G,n}, \mathbf{d}_j^{B,n} = \mathbf{b} * \psi_j^{B,n} \quad (5)$$

其中, \mathbf{r}, \mathbf{g} 和 \mathbf{b} 是彩色图像的通道矢量, 而 $*$ 代表卷积. 文献 [30] 中定义了强度算子: $\mathbf{O}^I(\mathbf{d}) = |\mathbf{d}^R| + |\mathbf{d}^G| + |\mathbf{d}^B|$; 黑-白互补色算子: $\mathbf{O}^C(\mathbf{d}) = \mathbf{d}^R +$

$\mathbf{d}^G + \mathbf{d}^B$; 红-青互补色算子: $\mathbf{O}^R(\mathbf{d}) = \mathbf{d}^R - \mathbf{d}^G - \mathbf{d}^B$; 绿-品红互补色算子: $\mathbf{O}^G(\mathbf{d}) = \mathbf{d}^G - \mathbf{d}^R - \mathbf{d}^B$; 蓝-黄互补色算子: $\mathbf{O}^B(\mathbf{d}) = \mathbf{d}^B - \mathbf{d}^R - \mathbf{d}^G$. 利用这些算子, 可求得各个方向的红-青、绿-品红、蓝-黄和黑-白等互补色小波特征子带^[30]. 它们可以用矩阵统一表示为:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{O}_j^{C,n} \\ \mathbf{O}_j^{R,n} \\ \mathbf{O}_j^{G,n} \\ \mathbf{O}_j^{B,n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & -1 \\ -1 & 1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{d}_j^{R,n} \\ \mathbf{d}_j^{G,n} \\ \mathbf{d}_j^{B,n} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式 (6) 表明: 其所获得的互补色子带, 是色彩通道之间重要的互补色关系信息, 它极大弥补传统小波, 无法提供和/或处理色彩信息的缺陷. 而据强度算子 $\mathbf{O}^I(\mathbf{d}) = |\mathbf{d}^R| + |\mathbf{d}^G| + |\mathbf{d}^B|$ 所得的强度子带, 则可认为是类似于传统小波所处理的灰度信息, 不过它比传统小波多了 6 个可供分析和/或处理的方向, 且层级能量更加集中. 关于互补色特征系数详细的特性及相比传统小波的优点, 详见文献 [30].

以一维彩色信号 (图 3 中顶部的线段, 注意为了方便观察, 我们夸张地表示了它们) 为例, 来看看光照变化对互补色小波子带的影响. 图 3 (a) 显示在标准光照下, 白色背景的线段上黑色线段边缘在互补色小波子带的情况, 其中强度算子 $\mathbf{O}^I(\mathbf{d})$ 处理的子带, 类似于灰度图像处理中的强度信息; 黑-白互补色算子 $\mathbf{O}^C(\mathbf{d})$ 处理的是互补色色度子带信息. 当入射的标准白光轻微向黄光偏移 (蓝色成分减小为其他成分的 75%) 时, 如图 3 (b) 所示, 总体强度子带的 $\mathbf{O}^I(\mathbf{d})$ 变化几乎无法察觉, 而互补色子带 $\mathbf{O}^C(\mathbf{d})$ 则有了明显变化. 这表明: 以互补色理论作为基础的工具互补色小波, 通过引入互补色“平衡”的概念, 可以明显检测出此类偏离平衡的光照变化, 如图中 $\mathbf{O}^C(\mathbf{d})$ 所示. 而类似于传统小波处理的强度信息算子 $\mathbf{O}^I(\mathbf{d})$, 不论是从 $\mathbf{O}^I(\mathbf{d})$ 本身, 还是直接从

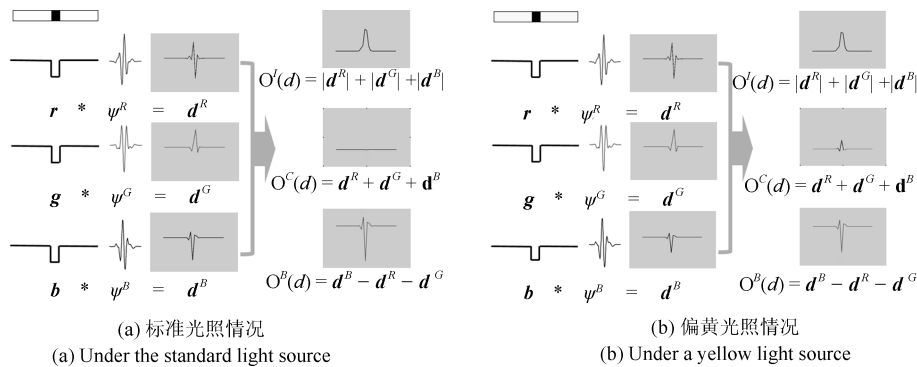


图 3 白色背景中一维边缘信号的互补色小波分解示例

Fig. 3 CCWT operators running over a line segment on the white background

图 3(b) 左侧各通道强度来看, 入射光偏色的变化都不是十分明显. 因此可以期待以互补色作为理论基础的图像处理工具互补色小波, 完全可能为解决颜色恒常性(白平衡)问题提供一条全新的途径.

2 图像互补色小波域的统计模型

从上一节的讨论可以看出, 互补色小波可灵敏地监测到局部颜色的变化, 这意味着它很好地联系了颜色恒常性问题与互补色理论. 可是, 颜色恒常性问题通常考虑的是全图光照的估计, 且实际图像颜色的变化, 往往比图 3 的示例要复杂得多, 这就需要从图像每一个局部变化, 以及其在不同通道变化的关系中, 综合考虑图像整体的光照变化, 也就是说需要了解它们的统计特性, 或者说对它们进行统计建模.

我们知道图像小波分解的系数, 具有很强能量集中的特点, 即在图像的边缘突变处其值很大, 而大部分平滑处其值接近 0, 这就形成了所谓的“尖峰长尾”分布^[31], 这类重尾分布可用拉普拉斯分布来很好地近似^[31-32].

互补色小波分解对特定的颜色变化, 具有更好的能量集中性. 图 4(a) 和 (b) 给出了以 Building 图像进行互补色小波分解, 其细节层级 1 在水平方向子带的系数 $\mathbf{O}_1^{R,0}$ 及系数分布的例子. 可以看出, 该子带系数符合拉普拉斯分布的尖峰长尾特点.

通过将白平衡问题中, 最广泛使用的 Color checker 数据库^[13]中的 568 幅图像校正为白光光照, 而后将这些图像做互补色小波分解, 并将所有图像分解所得的 $\mathbf{O}_1^{R,0}$ 与 $\mathbf{O}_1^{C,0}$ 子带的归一化系数归集, 做出直方图与等高图以显示其联合概率分布, 如图 4(c) 和 (d) 所示. 可以看出子带系数之间符合联合拉普拉斯分布. 而通过计算该经验分布与拟合的联合拉普拉斯分布之间的熵差^[30], 发现其值为 $\Delta H/H = 0.0089$, 这也表明该概率分布能用联合拉普拉斯分布进行很好地近似.

为探究光照改变对子带系数分布的影响. 我们将数据库中的 568 幅图像的光照, 由标准光照改为偏红色光照, 即将式 (3) 光照矩阵 E 中的三个光照参数取为 $e_1 = 2$, $e_2 = 0.5$, $e_3 = 0.5$, 此时, 光照改变所对应的互补色小波分解系数子带联合分布改变如图 4(e) 和 (f) 所示, 可以看出其分布有了明显的改变. 这是由于在图像边缘处, 光照的改变导致了与红光相关的 $\mathbf{O}_1^{R,0}$ 子带系数增加, 而与色度平衡相关的 $\mathbf{O}_1^{C,0}$ 子带系数则减小, 即两者呈负相关性. 这样就使得其联合分布偏向于二和四象限, 且第四象限

的增加值略微多些. 而大量的图像非边缘像素点, 其小波分解值始终基本保持为 0 而近似不变, 即它们基本不受光照改变的影响, 而使得其重心位于 (0, 0) 处的特点近似保持不变. 计算图 4(e) 和 (f) 所示经验分布与拟合的联合拉普拉斯分布之间的熵差, 得到 $\Delta H/H = 0.0848$, 显示该概率分布仍可用联合拉普拉斯分布进行很好的近似. 本文的方法是将标准光照下的图像统计特性作为基准, 而通过最大似然估计光照矩阵 E , 从而将偏光图像校准. 图 4(c) 和 (d) 所示基准分布的准确性保证了光照估计的准确性.

可以验证标准光图像的互补色小波分解, 其同层级同方向的三个互补色子带系数之间均符合此分布. 为了描述方便且不失一般性, 此处省略了层级 j 和方向 n 的标注, 并将其写成一个一般性向量 $\mathbf{O}_g = (\mathbf{O}_g^R, \mathbf{O}_g^G, \mathbf{O}_g^B)^T$, 其中下标 g 对应于式 (3) 中的标准光照条件, 这样向量 \mathbf{O}_g 符合联合拉普拉斯分布的概率密度就可写为^[32]

$$p(\mathbf{O}_g) = \frac{1}{\sqrt{2|\Sigma|}} \exp\left(-\sqrt{2\mathbf{O}_g^T \Sigma^{-1} \mathbf{O}_g}\right) \quad (7)$$

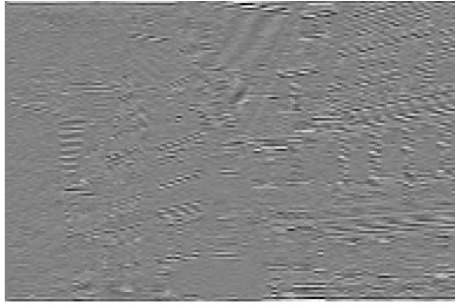
其中 Σ 为标准光照向量 \mathbf{O}_g 的协方差矩阵.

一旦得到由式 (7) 所描述那样标准光图像的统计模型, 那么就可通过式 (7) 来对光照变换后的图像进行计算, 以得到其“符合标准光照”的概率分布. 当对该分布进行最大似然估计时, 就可估计出光照参数. 即使如此, 我们也还需要找到光照变换矩阵 E , 是如何影响互补色子带向量 \mathbf{O} 的关系.

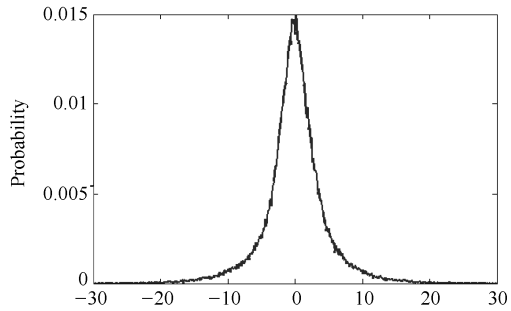
由式 (3) 已知 $\mathbf{g} = (g_R, g_G, g_B)^T$ 是标准光照 RGB 三色通道的图像, 而 $\mathbf{f} = (f_R, f_G, f_B)^T$ 则是偏色光照 RGB 三色通道的图像. 对这两种光照图像分别进行互补色小波分解, 即对它们的 RGB 三色通道分别进行式 (5) 的分解. 当将式 (5) 中右边图像通道 \mathbf{r} 、 \mathbf{g} 、 \mathbf{b} 分别取为 g_R 、 g_G 、 g_B 和 f_R 、 f_G 、 f_B 时, 有

$$\begin{bmatrix} \mathbf{d}_f^R \\ \mathbf{d}_f^G \\ \mathbf{d}_f^B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_R * \psi^R \\ f_G * \psi^G \\ f_B * \psi^B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (e_1 g_R) * \psi^R \\ (e_2 g_G) * \psi^G \\ (e_3 g_B) * \psi^B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_1 (g_R * \psi^R) \\ e_2 (g_G * \psi^G) \\ e_3 (g_B * \psi^B) \end{bmatrix} = E \begin{bmatrix} \mathbf{d}_g^R \\ \mathbf{d}_g^G \\ \mathbf{d}_g^B \end{bmatrix} \quad (8)$$

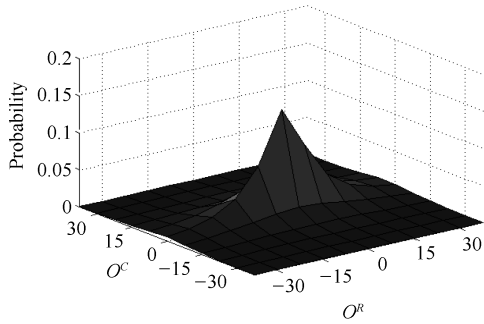
由于卷积为线性运算, 因而可以与乘积运算交换顺序. 为了描述方便且不失一般性, 此处同样省略



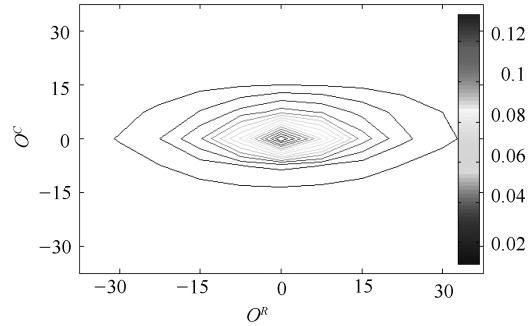
(a) Building 图像互补色小波分解在细节层级 1 水平方向的系数子带 $O_1^{R,O}$
 (a) CCWT level 1 horizontal subband $O_1^{R,O}$ of the "Building" image



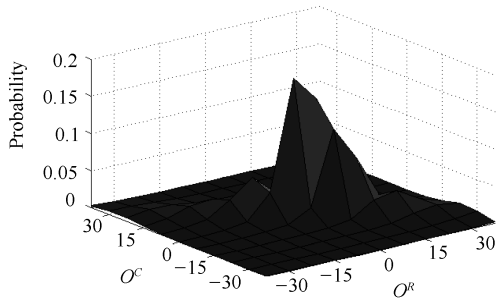
(b) 图 4 (a) 的子带系数分布
 (b) The subband coefficient distribution of Fig. 4 (a)



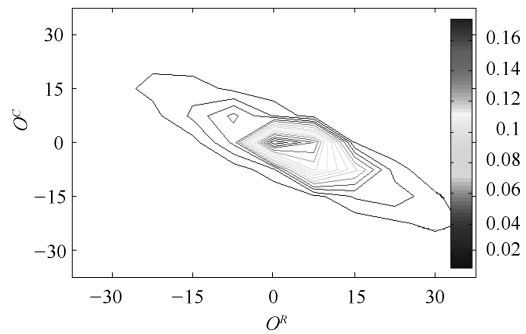
(c) 标准光照图像互补色小波分解系数子带 $O_1^{R,O}$ 与 $O_1^{C,O}$ 的联合概率分布
 (c) The joint probability distribution of the CCWT coefficients from subbands $O_1^{R,O}$ and $O_1^{C,O}$ under the standard light source



(d) 图 4 (c) 的等高图
 (d) The contour map of Fig. 4 (c)



(e) 偏红光照图像互补色小波分解系数子带 $O_1^{R,O}$ 与 $O_1^{C,O}$ 的联合概率分布
 (e) The joint probability distribution of the CCWT coefficients from subbands $O_1^{R,O}$ and $O_1^{C,O}$ under a red light source



(f) 图 4 (e) 的等高图
 (f) The contour map of Fig. 4 (e)

图 4 互补色小波子带统计特性

Fig. 4 Statistical characteristics of the CCWT subbands

了层级 j 和方向 n 的标注。

由式 (6), 我们有

$$O = Td \tag{9}$$

其中

$$O = (O^R, O^G, O^B)^T$$

$$T = \begin{bmatrix} 1 & -1 & -1 \\ -1 & 1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$d = (d^R, d^G, d^B)^T$$

由式 (8) 和 (9), 则可得到偏色与标准光图像互

补色小波子带的关系为

$$\mathbf{O}_f = T\mathbf{d}_f = TE\mathbf{d}_g = TET^{-1}\mathbf{O}_g \quad (10)$$

其中, \mathbf{O}_g 是偏色光图像的互补色小波子带系数矢量, \mathbf{O}_f 是其对应标准光图像互补色小波子带系数矢量.

参考式 (7) 与式 (10), 可得标准光照图像的互补色小波系数 \mathbf{O}_f 相对于光照矩阵 E 的条件概率分布为^[13, 15]

$$p(\mathbf{O}_f|E) = p(\mathbf{O}_g = (TET^{-1})^{-1}\mathbf{O}_f) = \frac{\exp\left(-\sqrt{2\mathbf{O}_f^T(TET^{-1}\Sigma(TET^{-1})^T)^{-1}\mathbf{O}_f}\right)}{\sqrt{2|TET^{-1}\Sigma(TET^{-1})^T|}} \propto \frac{1}{|E|} \exp\left(-\sqrt{2\mathbf{O}_f^T(TET^{-1}\Sigma(TET^{-1})^T)^{-1}\mathbf{O}_f}\right) \quad (11)$$

其中分母部分成立因为 E 是对角阵.

3 互补色小波域光照参数的估计

有了图像在互补色小波域的光照统计模型式 (11), 我们需要做的就是通过标准光图像各层级各方向的小波子带 \mathbf{O}_g , 学习获得式 (7) 中其对应层级与方向的协方差矩阵 Σ , 而后就可用待测图像各层级各方向小波子带 \mathbf{O}_f , 通过式 (11) 来估计该图像的光照参数矩阵 E .

3.1 标准光照图像参数的学习

式 (7) 对协方差矩阵 Σ 的对数似然估计可以表示为:

$$\hat{\Sigma}_{ML} = \arg \max_{\Sigma} \ln p(\mathbf{O}_g|\Sigma) = \arg \min_{\Sigma} \left(\frac{1}{2} \ln |\Sigma| + \sqrt{2\mathbf{O}_g^T \Sigma^{-1} \mathbf{O}_g} \right) \quad (12)$$

令对式 (12) 中 Σ 的导数为 0 即可求出 Σ , 但根号内求导不便, 可改为对

$$\frac{1}{2} \ln |\Sigma| + \frac{2\mathbf{O}_g^T \Sigma^{-1} \mathbf{O}_g}{\sqrt{2\mathbf{O}_g^T \Sigma^{*-1} \mathbf{O}_g}}$$

进行求导并迭代, 可求得迭代式为^[15, 31-32]

$$\hat{\Sigma} = \frac{2\sqrt{2}\mathbf{O}_g\mathbf{O}_g^T}{\sqrt{\mathbf{O}_g^T \Sigma^{*-1} \mathbf{O}_g}}$$

其中, Σ^* 为上一次迭代值, 其初始值为单位阵. 类似于文献 [15] 和 [32] 的处理, 实际应用中该定点最

大似然估计迭代式, 一般能在 5 步内快速收敛. 在训练过程中, 一般可用大量标准光照图像的小波子带样本来训练, 并对其取平均值来确定各层级各方向对应的协方差矩阵 Σ .

3.2 标准光照图像参数的学习

式 (11) 对光照矩阵的对数似然估计可以表示成:

$$\hat{E}_{ML} = \arg \max_E \ln p(\mathbf{O}_f|E) = \arg \min_E \left(\ln |E| + \sqrt{2\mathbf{O}_f^T (TET^{-1}\Sigma(TET^{-1})^T)^{-1} \mathbf{O}_f} \right) = \arg \min_E \left(\ln |E| + \sqrt{2(T^{-1}\mathbf{O}_f)^T E^{-1}(T^T\Sigma^{-1}T)E^{-1}(T^{-1}\mathbf{O}_f)} \right) = \arg \min_E \left(\ln |E| + \sqrt{2\mathbf{Q}^T E^{-1} M E^{-1} \mathbf{Q}} \right) \quad (13)$$

其中, $\mathbf{Q} = T^{-1}\mathbf{O}_f$ 是 3 元素向量, 记为 $\mathbf{Q} = (q_1, q_2, q_3)$, 它可由待测图像的子带 \mathbf{O}_f 直接求得. $M = T^T\Sigma^{-1}T$ 为 3×3 的对称阵, 可由式 (12) 中协方差的对称矩阵 Σ 和式 (9) 的 T 可直接求得.

由式 (4) 可以得到

$$\mathbf{Q}^T E^{-1} = E^{-1} \mathbf{Q} = q_1 e_1^{-1} + q_2 e_2^{-1} + q_3 e_3^{-1} = \tilde{\mathbf{E}}^T \tilde{\mathbf{Q}} = \tilde{\mathbf{Q}} \tilde{\mathbf{E}}$$

其中

$$\tilde{\mathbf{E}} = (e_1^{-1}, e_2^{-1}, e_3^{-1})^T$$

$$\tilde{\mathbf{Q}} = \begin{bmatrix} q_1 & 0 & 0 \\ 0 & q_2 & 0 \\ 0 & 0 & q_3 \end{bmatrix}$$

这样, 式 (13) 可以进一步化简为

$$\hat{E}_{ML} = \arg \min_E \left(\ln |E| + \sqrt{2\tilde{\mathbf{E}}^T \tilde{\mathbf{Q}} M \tilde{\mathbf{Q}} \tilde{\mathbf{E}}} \right) = \arg \min_E \left(\ln e_1 e_2 e_3 + \sqrt{2\tilde{\mathbf{E}}^T A \tilde{\mathbf{E}}} \right) \quad (14)$$

其中, $A = \tilde{\mathbf{Q}} M \tilde{\mathbf{Q}}$ 为对称阵, 可由 $\tilde{\mathbf{Q}}$ 与 M 直接求得. 而 $\tilde{\mathbf{E}} = (e_1^{-1}, e_2^{-1}, e_3^{-1})^T$.

可以看出式 (14) 是关于 e_1, e_2, e_3 的方程, 依次将 e_1, e_2, e_3 中的一个作为变量, 其余两个视为常量来估计式 (14), 交替循环迭代直至收敛即可求得结果. 初始化时取 E 为单位阵, 即取初值 $e_1 = e_2 = e_3 = 1$.

一旦由最大似然估计求得矩阵 E 后, 即可通过式 (3), 将偏色光图像转换成标准光图像.

3.3 先验知识的利用

式 (14) 是对光照变换矩阵 E 的最大似然估计. 颜色恒常性问题的统计类方法, 大多采用贝叶斯

估计,即在极大似然估计的基础上加入光照先验知识^[13-15]如:

$$\hat{E} = \arg \max_E (\ln p(\mathbf{O}_f|E) + \alpha \ln p(E)) \quad (15)$$

其中, $p(E)$ 是光照变换矩阵 E 的先验知识. 当式 (15) 中 $\alpha = 0$ 时, 式 (15) 就是式 (14) 的最大似然估计, 也就是说, 此时我们可以完全不考虑光照变换矩阵 E 的先验知识来进行估计. 当 $\alpha = 1$ 时, 对式 (15) 的估计就是最大后验概率 (Maximum a posteriori, MAP) 估计, 此时则完全考虑光照变换矩阵 E 的先验知识. 一般认为光照变换矩阵 E 的先验概率符合高斯分布^[15], 即

$$p(E) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{3}{2}} |\tilde{\mathbf{E}}^T \tilde{\mathbf{E}}|} \exp\left(-\frac{1}{2} \tilde{\mathbf{E}}^T \Sigma_E^{-1} \tilde{\mathbf{E}}\right) \quad (16)$$

其中, $\tilde{\mathbf{E}} = (e_1^{-1}, e_2^{-1}, e_3^{-1})^T$. Σ_E 为 $\tilde{\mathbf{E}}$ 的归一化协方差矩阵

$$\Sigma_E = \frac{\tilde{\mathbf{E}} \tilde{\mathbf{E}}^T}{|\tilde{\mathbf{E}} \tilde{\mathbf{E}}^T|} \quad (17)$$

为了使协方差矩阵 Σ_E 能反映图像的统计规律, 以致 $p(E)$ 能表征光照变换矩阵的先验规律, 需用大量训练样本来获取光照参数 $\tilde{\mathbf{E}}$, 据式 (17) 进行训练以得到协方差矩阵 Σ_E .

对式 (16) 进行最大似然估计, 并将式 (14) 结果一起代入式 (15), 可得

$$\hat{E} = \arg \min_E \left((1 + 2\alpha) \ln e_1 e_2 e_3 + \sqrt{2 \tilde{\mathbf{E}}^T A \tilde{\mathbf{E}}} + \frac{\alpha}{2} \tilde{\mathbf{E}}^T \Sigma_E^{-1} \tilde{\mathbf{E}} \right) \quad (18)$$

与式 (12) 类似, 式 (18) 根号内不便求导, 改写为如下的求导式

$$\frac{\partial}{\partial \tilde{\mathbf{E}}} \left((1 + 2\alpha) \ln e_1 e_2 e_3 + \frac{\sqrt{2 \tilde{\mathbf{E}}^T A \tilde{\mathbf{E}}}}{\sqrt{\tilde{\mathbf{E}}^{*T} A \tilde{\mathbf{E}}^*}} + \frac{\alpha}{2} \tilde{\mathbf{E}}^T \Sigma_E^{-1} \tilde{\mathbf{E}} \right) = 0 \quad (19)$$

来进行迭代求导.

其中, $\tilde{\mathbf{E}}^*$ 为上一次迭代值, 其初始值为单位向量. 实际计算中, 与式 (14) 类似, 式 (19) 是关于 e_1 、 e_2 、 e_3 的方程, 其余量均可直接求得, 依次将 e_1 、 e_2 、 e_3 中的一个作为变量, 其余两个视为常数来进行交替循环迭代求导 (19). 类似于参考文献 [15] 和 [32] 及式 (12), 实际应用中该最大似然估计迭代能快速收敛 (5 步以内).

3.4 互补色小波域的统计先验知识

在式 (15) 中, 我们知道 $\alpha = 0$ 时对应于不考虑光照先验知识, 相当于采用最大似然法估计光照矩阵. $\alpha = 1$ 时则对应最大后验概率估计. 此外, α 的取值也可由训练样本得到, 即在样本图像及光照参数已知的前提下, 对式 (18) 右边的 α 求导后训练得到. 目前, 贝叶斯类方法大多取 α 为固定值, 即训练结束之后, 所有图像采用的光照先验知识比例 α 都是固定的^[13-15]. 这是由于文献报道的贝叶斯类方法, 大多仅仅能利用像素级的颜色信息^[13-14], 或进行空频域滤波以改善分布特性^[15], 而对图像场景等高等信息难以提取, 故不得不采用固定的 α , 即不考虑图像场景等对光照先验的影响, 认为所有图像的光照均与平均光照有相同的联系.

事实上, 以最简单的自然场景与人工场景光照为例, 自然场景的光照一般较为相似, 一处的自然光照, 可以更多地参考其他处自然光照的先验知识, 其光照先验所占比例 α 应较大. 而人工场景光照则相反, 不同的照明设备光照颜色不同, 更有为布置场景或特殊用途故意进行偏色较重的照明, 可以说人工场景光照条件千差万别, 此时, 一处的人工场景光照, 很难参考其他处人工场景光照的先验知识, 因此其光照先验所占比例 α 应较小. 而传统贝叶斯方法由于缺少相关参数而不得不采用固定的 α .

图像的自然场景模型, 主要关心场景中颜色的对比和颗粒程度 (纹理细密尖锐的程度)^[24], 对比度越小意味着颗粒度越小, 场景越接近自然, 反之则越接近人工. 越接近自然的场景就越可以参考其他场景的先验知识, 此时应取较大的 α 值; 而越接近人工的场景, 与其他场景的相似的可能性越小, 则应该取较小的 α 值.

利用互补色小波同样可以建立自然场景的统计模型^[30-31], 这意味着我们可以利用其系数的分布规律, 来指导先验知识应占的比例系数 α . 由于在式 (6) 中的色度算子 \mathbf{O}^C 反映了图像偏离黑-白轴色度的变化程度, 因此它适合于用来表征场景颜色的变化程度. 而它在水平和垂直方向的变化, 更能区分自然和人工等场景^[13], 这样就可取其细节层级水平和垂直方向系数的绝对值之和 $\sum_{n=1}^2 |\mathbf{O}_1^{C, n\pi/2}|$, 来表示颜色的对比程度. 颗粒程度反映了边缘变化的尖锐程度, 而边缘变化多出现在水平和垂直分量里, 这样就可由水平和垂直分量系数与所有其它方向系数绝对值之和的比例 $\sum_{n=1}^2 |\mathbf{O}_1^{C, n\pi/2}| / \sum_{n=1}^8 |\mathbf{O}_1^{C, n\pi/8}|$ 来表征颗粒程度, 当水平和垂直系数占比越高时, 表明其细节越丰富, 颗粒度也越高. 由于先验知识的占比应与场景的对比程度和颗粒程度成反比, 这样就可如下公式表示:

$$\alpha = \beta \frac{\sum_{n=1}^8 \left| \mathbf{O}_1^{C, \frac{n\pi}{8}} \right|}{\left(\sum_{n=1}^2 \left| \mathbf{O}_1^{C, \frac{n\pi}{2}} \right| \right)^2} \quad (20)$$

其中, β 为大量样本训练所得的固定值. 这样式 (20) 就可由每幅图像的对比和颗粒程度赋予不同的先验知识占比 α .

4 实验结果与分析

4.1 实验设置与步骤

我们采用目前最广泛使用的 Color checker 数据库^[13] 和 SFU HDR 数据库^[33], 来测试本文的互补色小波颜色恒常性方法. Color checker 数据库包含了 568 幅彩色图像, 其中 246 幅室内照, 322 幅室外照. SFU HDR 数据库包含了室内外共 105 张高动态 (High-dynamic range, HDR) 图像. 数据库同时提供了这些图像的标准光颜色数据, 这样就可通过计算求得的图像光照颜色与标准光颜色的角度差来评价算法效果. Color checker 数据库广泛使用的一个版本是 RAW 版本^[33], 它给出了由线性 12 比特采集传感器颜色空间的 RAW 格式数据, 未经相机的自动白平衡、伽马校正、传感器颜色空间变换等操作, 直接反映的是最原始的图像, 因而为多数方法测试所采用.

我们采用与其他方法完全相同的三个分支, 来对所采用数据库提供的室内和室外图像分开进行参数训练和交叉验证. 将数据库图像均分为三组, 选取其中的两组图像来训练学习 Σ 、 Σ_E 、 β 等参数, 然后利用训练学习好的模型与参数, 对第三组图像进行光照测试, 将结果与标准值之间的角度差作为待测图像的测试结果. 轮流将三组图像分别作为测试组, 而其余两组作为训练组直至完成所有组.

我们对数据库中图像进行 3 层级互补色小波分解. 每层级的互补色小波有 8 个方向子带, 这样总共就有 24 个子带用来进行测试.

其具体的步骤总结如下:

训练阶段: 对 K 幅训练样本图像 $\mathbf{P}_k, k = 1, \dots, K$

1) 采用数据库附带的基准光照矩阵 E_k 将其转化为标准光照图像 $\mathbf{R}_k = E_k^{-1} \mathbf{P}_k$;

2) 将标准光照图像 \mathbf{R}_k 进行 3 层级互补色小波分解^[30], 即通过式 (5) 和 (6) 得到每幅图像 3 层级, 每层级 8 个方向, 共 24 个子带互补色小波分解系数矢量 $\mathbf{O}_{k,j}^n = (\mathbf{O}_{k,j}^{R,n}, \mathbf{O}_{k,j}^{G,n}, \mathbf{O}_{k,j}^{B,n})^T, j = 1, 2, 3, n = \pi/8, \dots, \pi$;

3) 据式 (12) 求解 \mathbf{R}_k 各个子带的协方差矩阵 $\Sigma_{k,j}^n, j = 1, 2, 3, n = \pi/8, \dots, \pi$, 对 K 幅图

像取均值得到标准光图像的 24 个协方差矩阵 $\Sigma_j^n = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \Sigma_{k,j}^n, j = 1, 2, 3, n = \pi/8, \dots, \pi$;

4) 据式 (17), 对数据库附带的基准光照矩阵 E_k 求得每幅训练图像的协方差矩阵 $\Sigma_{E_k} = E_k E_k^T$, 对 K 幅图像取均值得到光照参数协方差矩阵 $\Sigma_E = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \Sigma_{E_k}$;

5) 据式 (18) 和 (20) 求解每幅训练图像的 β_k , 对 K 幅图像取均值得到系数 $\beta = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \beta_k$.

测试阶段: 对 L 幅测试图像 $\mathbf{P}_l, l = 1, \dots, L$.

1) 将 \mathbf{P}_l 进行 3 层级互补色小波分解^[30], 即通过式 (5) 和 (6) 得到每幅图像的 3 层级, 每层级有 8 个方向, 共有 24 个子带互补色小波分解系数矢量 $\mathbf{O}_{l,j}^n = (\mathbf{O}_{l,j}^{R,n}, \mathbf{O}_{l,j}^{G,n}, \mathbf{O}_{l,j}^{B,n})^T, j = 1, 2, 3, n = \pi/8, \dots, \pi$;

2) 据式 (13) 求解图像 \mathbf{P}_l 层级 j 、方向 n 的子带所对应的 $\mathbf{Q}_{l,j}^n, \mathbf{M}_{l,j}^n$, 据式 (14) 求解对应的 $\mathbf{A}_{l,j}^n$. 对所有子带的 $\mathbf{A}_{l,j}^n$ 取均值得 $A_l = \frac{1}{24} \sum_{j=1}^3 \sum_{n=1}^8 A_{l,j}^n$. 据式 (20) 求解对应的 α_l ;

3) 利用获得的 A_l 和 α_l , 据式 (19) 估计图像 \mathbf{P}_l 的对应光照参数矩阵 \hat{E}_l .

4) 计算 \hat{E}_l 与数据库所附带标准光照矩阵 E_l 的角度差 $\theta_l = \arccos E_l \hat{E}_l$, 获得图像 \mathbf{P}_l 光照参数估计的误差.

4.2 Color checker 数据库实验结果与对比分析

本文方法与最近文献所报道最具有代表性的图像恒常性算法进行了性能比较, 表 1 列出不同算法对待测 Color checker 数据库中^[33] 图像光照预测结果与标准光照矩阵误差角 θ 的均值、中值与最大值. 这几种算法在引言中均有介绍, 它们分别为 White-patch 方法^[3]、Gray-world 方法^[4]、Shades-of-gray 方法^[5]、1st-order grey-edge 方法^[8]、2nd-order grey-edge 方法^[8]、Gamut mapping 方法^[11]、Edge-based gamut mapping 方法^[12]、改进的高光方法^[7]、树状稀疏表达^[25]、AlexNet+SVR 神经网络方法^[18]、CNN 神经网络方法^[34]、Exemplar-based 方法^[16]、Natural image statistics 场景统计方法^[24]、Bayesian 方法^[13]、Spatio-spectral statistics 方法^[15] 和本文的方法 (CCWT statistics).

从表 1 可以发现: 神经网络类方法^[18, 34] 结果与本文的结果相近, 但本文的方法最大误差较小, 显示出它具有更好的一致性. 神经网络类方法需要使用者的经验手动调整网络结构和权值策略, 此外它也无法分析解释所得结果原理与误差来源, 从而无法从原理上对其进行改进和提高. 而贝叶斯方法可以从假设开始, 通过数据更新假设, 这样就从原理上给出了解决问题的方案, 而不是像神经网络那样仅利用数据来得到结论. 贝叶斯方法天然地可以处

理不确定性, 可以为现有模型提供新的证据和做神经网络不擅长的事情.

为了探究本文方法优于文献报道贝叶斯类方法的原因, 我们将本文方法与空间频谱统计方法^[15]进行了进一步对比. 空间频谱统计方法在空域进行三种尺度平滑滤波后, 再用径向指数分布来建模, 它采用固定的先验知识比例 α . 本文方法通过在互补色小波域, 对图像建模, 并用互补色小波域的场景信息来调整先验知识的占比 α . 作为比较, 我们加入用互补色小波域建模和固定先验知识占比 α 的实验结果, 如表 2 所示. 可以看出互补色小波域建模与互补色小波域的场景信息均对改善实验结果有帮助. 互补色小波域建模是对整体框架的搭建, 误差减小 0.2 左右. 而互补色小波域的场景信息对本实验有进一步改善, 误差则进一步减小 0.1 左右, 这表明本文方法在均值、中值、最大值误差上均较前沿统计方法有所改善, 取得较为显著的成果. 为公平起见, 本文的场景信息提取, 完全参考传统 Retinex 框架下 Gray-edge 类方法的自然场景建模^[24]的方法.

在运算复杂度方面, 互补色小波的单通道开销

为传统小波的 9 倍, 这样 3 个颜色通道的计算开销则为单通道传统小波的 27 倍^[30]. 单通道传统小波可采用快速金字塔运算结构进行计算, 其计算开销约等于进行一次空域图像逐点卷积操作. 作为比较, 空间频谱统计方法^[15]需要对 3 个颜色通道, 且每个颜色通道做 3 种尺度 (方差) 的高斯滤波卷积, 这样其计算开销约为 9 倍的空域图像逐点卷积. 因而, 理论上互补色小波分解近似为空间频谱统计方法计算开销的 3 倍. 我们在 Intel Core i7 4770 CPU, 3.40 GHz 主频, 8 GB 内存的计算机上进行了运行对比, 每幅图片互补色小波分解的计算开销为 17.8 秒, 而空间频谱统计方法则为 4.2 秒, 两者约为 4:1 的关系, 基本验证计算复杂度的分析.

4.3 SFU HDR 数据库上的实验

SFU HDR 数据库包含了室内外共 105 张 HDR 图像. 人眼视觉面对真实世界时, 所处理的都是高动态的真实场景. 因此在高动态数据库上验证算法的有效性很有意义. 表 3 比较了几种算法光照预测结果与标准光照矩阵误差角 θ 的均值、中值

表 1 COLOR CHECKER RAW 格式数据库各种颜色恒常性算法结果的角度误差

Table 1 Angular errors for different color constancy methods on the COLOR CHECKER RAW database

方法	误差均值 (°)	误差中值 (°)	误差最大值 (°)
White-patch ^[3]	7.4	5.6	40.6
Gray-world ^[4]	6.3	6.3	24.8
Shades-of-gray ^[5]	4.9	4.0	20.0
1st-order grey-edge ^[8]	5.2	4.5	19.7
2nd-order grey-edge ^[8]	5.0	4.4	16.9
Natural image statistics ^[24]	4.0	3.1	26.2
Gamut mapping ^[11]	4.1	2.3	23.2
Edge-based gamut mapping ^[12]	6.5	5.0	29.0
Exemplar-based ^[16]	3.1	2.3	16.3
Improved specular edge ^[7]	4.9	3.3	28.3
Multi-cue tree-structured ^[25]	3.3	2.2	18.2
AlexNet+SVR ^[18]	4.7	3.1	29.2
Using CNNs ^[34]	2.9	2.1	14.8
Bayesian ^[13]	4.7	3.5	24.5
Spatio-spectral statistics ^[15]	3.1	2.3	14.8
Proposed CCWT statistics	2.8	2.2	14.5

表 2 贝叶斯颜色恒常性算法结果比较

Table 2 Comparison between Bayesian color constancy methods

方法	误差均值 (°)	误差中值 (°)	误差最大值 (°)
Spatio-spectral statistics ^[15]	3.1	2.3	14.8
CCWT with fixed α	2.9	2.2	14.6
Proposed CCWT statistics	2.8	2.2	14.5

表 3 SFU HDR 数据库各种颜色恒常性算法结果的角度误差

Table 3 Angular errors for different color constancy methods on the SFU HDR database

方法	误差均值 (°)	误差中值 (°)	最差 25% 样本均值 (°)
White-patch ^[3]	6.3	3.9	—
Gray-world ^[4]	8.0	7.4	15.0
Shades-of-gray ^[5]	5.7	3.9	12.7
1st-order grey-edge ^[8]	6.0	3.9	13.6
Corrected-moment ^[9]	4.0	3.2	—
Double-opponency ^[35]	6.2	3.5	14.0
Proposed CCWT statistics	4.4	3.1	9.8

与最差 25% 样本的均值。这些算法包括 White-patch 方法^[3]、Gray-world 方法^[4]、Shades-of-gray 方法^[5]、1st-order Grey-edge 方法^[8]、Corrected-moment 方法^[9]、Double-opponency^[35] 方法和本文的方法 (CCWT statistics)。表 3 表明: 本文方法在高动态范围时有良好的表现。

5 总结

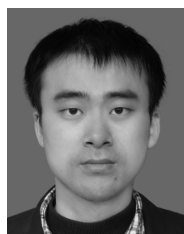
本文借助于处理互补色的工具—互补色小波, 建立了不同颜色光照图像的互补色统计特性, 从而建立了互补色理论与颜色恒常性/白平衡问题的联系。

在贝叶斯统计分析框架下, 本文通过训练学习标准光照图像互补色域统计模型的参数, 它们包括反映图像多层次、多方向、具有不同互补色分布特征的互补色小波系数的协方差矩阵等; 再通过将未知光照图像进行同样的互补色小波分解, 并将其在不同层级、方向、互补色系数的分布规律结合先验知识, 来对光照参数矩阵进行贝叶斯估计。实验结果表明, 本文的互补色统计模型与先验知识的结合, 能有效利用互补色理论相关信息来解决颜色恒常性/白平衡问题, 而其结果与列出的最好文献算法相当, 其在常用数据库上估计到的光照参数误差中值减小 0.1°, 而均值和最大值则减小 0.3°。

References

- West G, Brill M H. Necessary and sufficient conditions for Von Kries chromatic adaptation to give color constancy. *Journal of Mathematical Biology*, 1982, **15**(2): 249–258
- Land E H, McCann J J. Lightness and retinex theory. *JOSA*, 1971, **61**(1): 1–11
- Land E H. The retinex theory of color vision. *Scientific American*, 1977, **237**(6): 108–128
- Buchsbaum G. A spatial processor model for object colour perception. *Journal of the Franklin Institute*, 1980, **310**(1): 1–26
- Finlayson G D, Trezzi E. Shades of gray and colour constancy. In: Proceedings of the 12th Color Imaging Conference: Color Science and Engineering Systems, Technologies, Applications. Scottsdale, USA: The Society for Imaging Science and Technology, 2004. 37–41
- Zhang Rui, Han Hui-Jian, Liang Xiu-Xia, Fang Jing, Zhang Cai-Ming. Illumination parameter estimation of outdoor scene using chromaticity consistency. *Computer Science*, 2018, **45**(3): 58–62, 82
(张锐, 韩慧健, 梁秀霞, 方靖, 张彩明. 基于色度一致性的室外场景光照参数估计. *计算机科学*, 2018, **45**(3): 58–62, 82)
- Zhang Yu-Ping, Yang Xue-Zhi, Fang Shuai, Zheng Xin, Li Guo-Qiang. Research on improved specular edge color constancy algorithm. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2015, **36**(9): 2076–2082
(张玉萍, 杨学志, 方帅, 郑鑫, 李国强. 改进的高光边缘颜色恒常性算法研究. *仪器仪表学报*, 2015, **36**(9): 2076–2082)
- van de Weijer J, Gevers T, Gijssenij A. Edge-based color constancy. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(9): 2207–2214
- Finlayson G D. Corrected-moment illuminant estimation. In: Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Computer Vision. Sydney, NSW, Australia: IEEE, 2013. 1904–1911
- Forsyth D A. A novel algorithm for color constancy. *International Journal of Computer Vision*, 1990, **5**(1): 5–35
- Finlayson G D, Hordley S D, Tastl I. Gamut constrained illuminant estimation. *International Journal of Computer Vision*, 2006, **67**(1): 93–109
- Gijssenij A, Gevers T, van de Weijer J. Generalized gamut mapping using image derivative structures for color constancy. *International Journal of Computer Vision*, 2010, **86**(2–3): 127–139
- Gehler P V, Rother C, Blake A, Minka T, Sharp T. Bayesian color constancy revisited. In: Proceedings of the 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, AK, USA: IEEE, 2008. 1–8
- Gijssenij A, Gevers T, van de Weijer J. Computational color constancy: survey and experiments. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, **20**(9): 2475–2489
- Chakrabarti A, Hiraakawa K, Zickler T. Color constancy with spatio-spectral statistics. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, **34**(8): 1509–1519
- Joze H R V, Drew M S. Exemplar-based color constancy and multiple illumination. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2014, **36**(5): 860–873
- Wu Ke-Wei, Yang Xue-Zhi, Xie Zhao. Regional-oriented non-uniform illumination estimation. *Acta Optica Sinica*, 2016, **36**(2): 233001
(吴克伟, 杨学志, 谢昭. 面向区域的非均匀光照估计方法. *光学学报*, 2016, **36**(2): 233001)

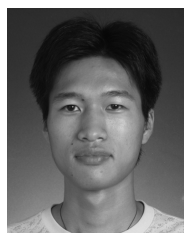
- 18 Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. In: *Advances in Neural Information Processing Systems 25*. Lake Tahoe, Nevada: MIT, 2012. 1097–1105
- 19 Hu Y M, Wang B Y, Lin S. FC⁴: fully convolutional color constancy with confidence-weighted pooling. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Honolulu, HI, USA: IEEE, 2017. 330–339
- 20 Tang Xian-Lun, Du Yi-Ming, Liu Yu-Wei, Li Jia-Xin, Ma Yi-Wei. Image recognition with conditional deep convolutional generative adversarial networks. *Acta Automatica Sinica*, 2018, **44**(5): 855–864
(唐贤伦, 杜一铭, 刘雨微, 李佳歆, 马艺玮. 基于条件深度卷积生成对抗网络的图像识别方法. *自动化学报*, 2018, **44**(5): 855–864)
- 21 Sui Ting-Ting, Wang Xiao-Feng. Convolutional neural networks with candidate location and multi-feature fusion. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(6): 875–882
(随婷婷, 王晓峰. 一种基于 CLMF 的深度卷积神经网络模型. *自动化学报*, 2016, **42**(6): 875–882)
- 22 Qian Y L, Chen K, Nikkanen J, Kämäräinen J K, Matas J. Recurrent color constancy. In: *Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Venice, Italy: IEEE, 2017. 5459–5467
- 23 Bianco S, Ciocca G, Cusano C, Schettini R. Automatic color constancy algorithm selection and combination. *Pattern Recognition*, 2010, **43**(3): 695–705
- 24 Gijsenij A, Gevers T. Color constancy using natural image statistics and scene semantics. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, **33**(4): 687–698
- 25 Li B, Xiong W H, Hu W M, Funt B, Xing J L. Multi-cue illumination estimation via a tree-structured group joint sparse representation. *International Journal of Computer Vision*, 2016, **117**(1): 21–47
- 26 Pridmore R W. Complementary colors theory of color vision: physiology, color mixture, color constancy and color perception. *Color Research & Application*, 2011, **36**(6): 394–412
- 27 Pridmore R W. Complementary colors: the structure of wavelength discrimination, uniform hue, spectral sensitivity, saturation, chromatic adaptation, and chromatic induction. *Color Research & Application*, 2009, **34**(3): 233–252
- 28 Zhu Ye, Shen Xuan-Jing, Chen Hai-Peng. Covert copy-move forgery detection based on color LBP. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(3): 390–397
(朱叶, 申铨京, 陈海鹏. 基于彩色 LBP 的隐蔽性复制-粘贴篡改鉴别算法. *自动化学报*, 2017, **43**(3): 390–397)
- 29 Lu Hong-Yang, Liu Qie-Gen, Xiong Jiao-Jiao, Wang Yu-Hao, Deng Xiao-Hua. Maximum weighted projection solver for contrast preserving decolorization. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(5): 843–854
(卢红阳, 刘且根, 熊娇娇, 王玉峰, 邓晓华. 基于最大加权投影求解的彩色图像灰度化对比度保留算法. *自动化学报*, 2017, **43**(5): 843–854)
- 30 Chen Y, Li D, Zhang J Q. Complementary color wavelet: a novel tool for the color image/video analysis and processing. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2017, DOI: 10.1109/TCSVT.2017.2776239
- 31 Sendur L, Selesnick I W. Bivariate shrinkage functions for wavelet-based denoising exploiting interscale dependency. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, **50**(11): 2744–2756
- 32 Shi F, Selesnick I W. An elliptically contoured exponential mixture model for wavelet based image denoising. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2007, **23**(1): 131–151
- 33 Shi L, Funt B. Re-processed version of the Gehler color constancy dataset of 568 images. <http://www.cs.sfu.ca/colour/data/>, 2000.
- 34 Bianco S, Cusano C, Schettini R. Color constancy using CNNs. In: *Proceedings of the 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. Boston, MA, USA: IEEE, 2015. 81–89
- 35 Gao S B, Yang K F, Li C Y, Li Y J. Color constancy using double-opponency. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, **37**(10): 1973–1985



陈扬 复旦大学电子工程系博士研究生. 主要研究方向为图像/视频处理.

E-mail: 13110720040@fudan.edu.cn

(CHEN Yang Ph.D. candidate in the Department of Electronic Engineering, Fudan University. His research interest covers the multiresolution filtering and image/video processing.)



李旦 复旦大学电子工程系讲师. 主要研究方向为数字信号处理及应用. 本文通信作者. E-mail: lidan@fudan.edu.cn

(LI Dan Lecturer in Department of Electronic Engineering, Fudan University. His research interest covers digital signal processing and its application to nondestructive testing. Corresponding

author of this paper.)



张建秋 复旦大学电子工程系教授. 主要研究方向为信号处理及其在通信、控制、测量、图像和雷达中的应用.

E-mail: jqzhang@ieee.org

(ZHANG Jian-Qiu Professor in the Department of Electronic Engineering, Fudan University. His research interest covers signal processing and its

application.)