

互补色小波域图像质量盲评价方法

陈 扬, 李 旦, 张建秋

(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)

摘 要: 图像色彩空间的 RGB 通道具有密切的关系, 图像质量的改变会改变这样的关系. 然而传统图像质量评价方法大多基于灰度图像统计特性, 忽略了颜色通道间关系信息. 为充分利用颜色信息, 本文基于新近提出的互补色小波变换提出一种图像质量盲评价方法. 文章建立了图像互补色域自然场景统计、多尺度和方向性能量分布等模型. 分析表明: 这些模型不仅涵盖了传统灰度方法所能描述的信息, 而且还能借助于互补色来有效表示彩色图像各通道之间的信息联系, 提供表征图像质量的一组高效特征. 基于这些特征, 我们提出的图像质量盲评价的方法能有效提取图像的失真统计特征, 能给出与人眼主观评价图像质量结果保持高度一致、优于现有文献报道盲方法、且可与非盲(全参考)方法相比拟的评价结果.

关键词: 图像质量评价; 无参考; 互补色小波; 彩色图像

中图分类号: TN911.72 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)04-0775-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.04.002

Blind Image Quality Assessment with Complementary Color Wavelet Transform

CHEN Yang, LI Dan, ZHANG Jian-qiu

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

Abstract: In the image color space, the RGB channels have strong correlations. The quality change of an image will lead to the change of channel correlations. However, most traditional image quality assessment (IQA) methods, based on grayscale image statistics, ignore such correlation information among color channels. In this paper, to utilize the color information, we propose a blind IQA method based on the recent proposed complementary color wavelet transform (CCWT). We provide models for the complementary color nature scene statistics, multi-resolution and multi-directionality energy distributions of an image. The analysis shows that our models not only cover the information of traditional methods, but also provide the relation information among color channels. A group of high-efficiency image quality features is then given. Based on these features, our blind IQA method can effectively extract the distortion statistic features and provide assessment results. Our IQA results are agreeing with the human subjective, better than the state-of-the-art blind IQA results, and close to the full-reference ones.

Key words: image quality assessment; no reference; complementary color wavelet transform; color image

1 引言

随着计算机、移动通信与互联网技术的兴起, 图像的产生量和传输量都呈现出了爆炸性的增长. 受限于通信带宽和存储容量, 以及图像压缩、传输丢包、噪声干扰等因素, 图像传输存储过程中的质量下降难以避免. 而要以最小资源传输存储令人满意的图像, 则要求有

客观标准来准确地评价图像质量. 这样的问题, 称为图像质量评价 (Image Quality Assessment, IQA) 问题, 也就成了近期热点的研究课题.

主流 IQA 方法分为: 全参考 (非盲, Full-Reference, FR), 部分参考 (半盲, Reduced-Reference, RR), 以及无参考 (盲, No-Reference, NR) 方法. 全参考 (FR) 方法需要参考完整的原始图像, 通过对比失真图像与原始图

像的特征来评价图像的质量,如:图像信噪比(SNR)、峰值信噪比(PSNR)、均方误差(MSE)、图像结构的相似性(SSIM)^[1]和人眼视觉信息的保真度(VIF)^[2]等.部分参考(RR)方法尽管不需要完整的原始图像,但它需要传递原始图像的某些特征参数,如小波分解的某些系数^[3].而在一些实际应用中,如远距离图像接收终端,其原始图像信息往往是不知道的,难以使用全参考(FR)和部分参考(RR)方法.为此人们发展了无参考(NR)也称为图像质量盲评价的方法,它不要求有任何原始无失真图像的信息,能仅根据失真图像的自身特征来判断图像质量,因而最具有应用价值,也是本文重点研究的方法.

实现图像的无参考(NR)评价的一大难点是图像随场景与内容不同有着千变万化的特点,没有了原始图像的信息作为参考,场景与内容信息便无从得知.因此,要想实现无参考(NR)评价图像质量,其首要问题就是要有与图像场景与内容无关,且与图像质量直接相关的高效特征指标.

为了获取有效的图像质量特征指标,文献中报道了两个途径,其一是将图像映射到空/频域,如离散余弦(DCT)域^[4]、小波域^[5-8]、曲波域^[9]、轮廓波域^[10,11]等,然后再单独和/或综合利用空域和频域的信息^[12,13]来提取图像失真的特征.变换域的方法,特别是小波或曲波等多尺度类的方法,对于图像失真特征的提取具有很大的优势,这是由于它们在获得细节(高频)系数所对应图像边缘等高频变化的同时,也能得到尺度(低频)系数所对应的图像整体结构分布,这也意味着不同失真所导致图像能量在不同尺度层级、不同方向子带间的重新分布,以及在同一子带内所发生统计分布的改变,可通过变换域的方法观察并捕捉到.

其二是利用自然场景统计模型(NSS)^[4-6,9,14,15]所描述的图像质量特征.这是因为自然场景统计模型考虑了不同图像场景与内容统一的统计不变特征,而这些特征在失真条件下的改变,则为通过判断这些特征的改变而避免场景和内容的干扰,提供了提取失真信息的方法.

文献[5]和文献[9]将自然场景统计模型与变换域方法两种途径结合了起来,它们在变换域中利用自然场景统计建模,获取了图像方向性和层级间能量分布等参数与图像质量的关系,成功地排除了图像自身场景与内容等对其质量评估的干扰,取得了与全参考图像质量评价可比拟的评估结果^[2,5,9].

然而在报道的文献中,不论是变换域或其他无参考图像质量评价的方法,大多是基于灰度图像的,当需要对彩色图像进行质量评价时,都直接将目标图像转化为灰度图像、或分别对彩色图像的各个色彩通道单

独处理后再进行某种合成处理.这样的预处理过程或直接丢弃图像重要的色彩信息、或忽略了色彩之间的相互关系.近期的文献[14]注意到了这个问题,并尝试在空域中,对色彩通道间的关系建立自然场景统计模型,进而在彩色图像质量盲评估的应用中,取得了良好效果.这样的尝试为我们提供了很好的思路,如果也能对前述变换域与自然场景统计两种有效的灰度途径方法进行拓展,加入彩色通道间关系建模,则有望开辟全新的彩色途径方法来有效表征图像质量,较大程度提升现有方法的效果.

为此,我们需要采用能方便实现变换域、自然场景统计、以及彩色通道关系建模三种途径的图像分析工具.此类工具之前是较为匮乏的.最近,文献[16]提出了一类称为互补色小波变换(Complementary Color Wavelet Transform, CCWT)的多尺度变换,由于其变换基是根据人眼视觉感知中重要的互补色理论而设计的,因此它可将彩色图像中各颜色通道映射到不同小波基上,进而得到彩色图像中存在的主要互补色信息.这些互补色信息不仅覆盖传统小波所提供的所有灰度信息,还为描述各通道之间的色彩关系提供了一种全新的多尺度多方向处理方法.

本文旨在利用互补色小波这些特点与优势,并结合变换域分析与自然场景统计模型的特点,期待通过发挥变换域分析、自然场景统计和彩色通道关系建模三大途径的综合优势,来进一步提高图像质量盲评价的性能.为了达到这一目的,本文提出并分析了互补色多尺度层级和方向性能量的分布特征;结合自然场景统计模型,提出并分析了自然色彩场景互补色统计模型和特征.综合上述所有的分析结果,我们得到了一组表征图像质量的高效特征.其在图像质量盲评价中的应用,即在广泛使用的LIVE等图像质量评价数据库^[17]上的实验表明:我们的方法能高效获取失真图像的失真统计特征,且据这些特征得到图像质量盲评价结果,显著优于文献报道的评价结果,在与人眼主观视觉评价结果保持一致性的同时,取得了可与全参考图像质量相比拟的评价结果.

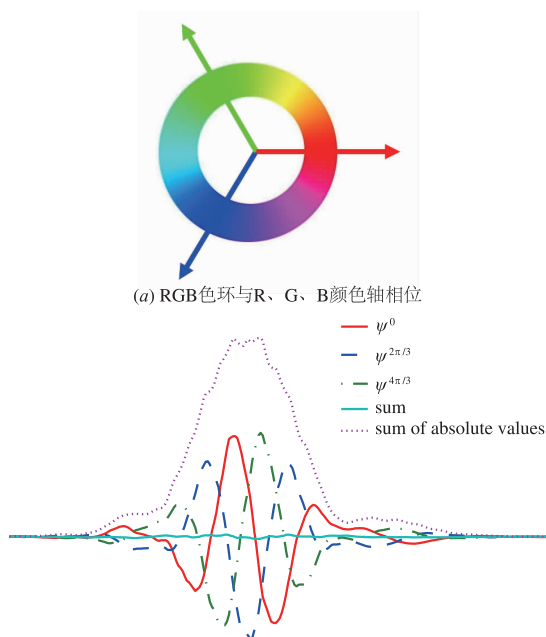
2 互补色小波

2.1 人眼视觉互补色理论

混合两种颜色如果能得到白色,这样的一对颜色称为互补色.互补色关系是最重要的颜色关系之一,互补色关系理论在人眼视觉感知的色彩混合、色彩恒常、色彩感知等领域具有不可替代的地位^[18,19].

互补色可以很方便地在RGB三色系统的色环上进行表示.如图1(a)所示,RGB色环的三轴分别位于0, $2\pi/3$, $4\pi/3$ 方向.混合色环上任意 π 相位差的两种颜

色都能得到白色,因此它们形成了一对互补色.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^[18,19].



(a) 根据R、G、B相位关系所设计的互补色小波
图1 互补色在RGB三色系统的色环上的表示

2.2 一维互补色小波

为了弥补传统图像处理工具缺乏处理色彩之间信息手段的缺点,我们在文献[16]中,根据互补色在人眼视觉中的重要作用^[18,19],提出了一种新型的彩色图像多尺度分析工具—互补色小波,它可通过一组满足于互补色理论颜色关系的小波基和算子,来提取出在人眼视觉和颜色感知中具有重要作用的红-青、绿-品红、蓝-黄和黑-白等 4 组互补色小波子带.当这些互补色子带来替代传统小波分解子带进行分析时,它们不仅可以得到传统小波所获得的信息,而且也能得到色彩通道之间的颜色信息,这样就为处理图像色彩通道之间联系,也即为彩色图像处理提供了一个全新的工具.

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,并为处理彩色图像中的色彩信息提供便利,可以设计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^[16] $\psi^0, \psi^{2\pi/3}$ 和 $\psi^{4\pi/3}$, 图 1(b) 给出了一个文献[16]设计的一维互补色小波的例子. 我们可以看出这族小波基具有色环所对应 $2\pi/3$ 相位差的关系,且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).

2.3 二维单通道互补色小波

为了将一维互补色小波拓展到二维以服务于图像处理.参考经典小波的拓展方法^[16],在水平与垂直二个

维度上,分别进行一次一维互补色小波的高/低通分解,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,我们可以得到近似八个方向 $n = k\pi/8, k = 1, 2, \dots, 8$ 和三种相位 $\theta = 0, 2\pi/3, 4\pi/3$ 的二维小波组^[16],如图 2 所示.其中每一列三个小波基之间互为 $2\pi/3$ 相位差,它继承了图 1 中色环及一维互补色小波 $2\pi/3$ 相位差的构造.而每一行二维互补色小波的八个子带,分别近似指向 $n\pi/8, n = 1, 2, \dots, 8$ 等方向,它们不仅继承了传统二维小波方向性滤波的特点,还提供了比传统小波更多的方向性选择及更好的能量集中性.



图2 互补色小波CCWT对应的经典小波,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

2.4 二维多通道互补色小波

我们在单一颜色通道内讨论了二维互补色小波的性质.当二维互补色小波应用于处理彩色图像时,首先需将其 RGB 通道分别映射到其所对应的 $0, 2\pi/3$ 和 $4\pi/3$ 的小波基上,以便通过算子来快速简便地提取色彩相关信息.

为此,我们将互补色小波层级 j 方向 n 的 $2\pi/3$ 相位差小波 $\psi_j^{0,n}, \psi_j^{2\pi/3,n}$ 和 $\psi_j^{4\pi/3,n}$ 分别记为 $\psi_j^{R,n}, \psi_j^{G,n}$ 和 $\psi_j^{B,n}$,当利用它们分别对彩色图像各个色彩通道进行小波分解时,我们就可得到了层级 j 方向 n 的互补色小波系数矢量 $\mathbf{d}_j^{R,n} = \mathbf{r} * \psi_j^{R,n}, \mathbf{d}_j^{G,n} = \mathbf{g} * \psi_j^{G,n}$ 和 $\mathbf{d}_j^{B,n} = \mathbf{b} * \psi_j^{B,n}$,其中 \mathbf{r}, \mathbf{g} 和 \mathbf{b} 是彩色图像的通道矢量而 $*$ 代表卷积;我们可以定义强度算子: $O^I(\mathbf{d}) = |\mathbf{d}^R| + |\mathbf{d}^G| + |\mathbf{d}^B|$,黑-白互补色算子: $O^C(\mathbf{d}) = \mathbf{d}^R + \mathbf{d}^G + \mathbf{d}^B$,红-青互补色算子: $O^R(\mathbf{d}) = \mathbf{d}^R - \mathbf{d}^G - \mathbf{d}^B$,绿-品红互补色算子: $O^G(\mathbf{d}) = \mathbf{d}^G - \mathbf{d}^R - \mathbf{d}^B$,蓝-黄互补色算子: $O^B(\mathbf{d}) = \mathbf{d}^B - \mathbf{d}^R - \mathbf{d}^G$.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^[16].它们可以用矩阵统一表示为

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

从式(1)可以看出,其所获得的互补色子带,是由互补色小波分别应用于彩色图像的三个色彩通道,而获得的色彩通道之间重要的互补色关系信息,它极大弥补

传统小波无法提供色彩信息的缺陷. 而据强度算子 $O'(\mathbf{d}) = |\mathbf{d}^r| + |\mathbf{d}^g| + |\mathbf{d}^b|$ 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, 且它较传统小波有了更好的方向性和层级能量集中特性. 其他互补色特征系数详细的特性及相比传统小波的优点可参考文献[16].

3 互补色小波域的图像质量特征

与图像质量相关特征的提取, 是图像质量评价中最重要的一环, 特征的好坏直接关系到能否准确判断图像质量. 好的特征应该与图像失真程度一致性高而与场景和内容相关性低. 本文参考当今前沿算法与互补色小波在颜色处理方面的优势, 定义如下图像质量相关特征指标, 并将在其后的实验中验证这些特征的高效性.

我们首先将待测图像进行 m 个层级的互补色小波分解, 并分别利用式(1)获取互补色子带, 即: 取得红-青、绿-品红、蓝-黄、黑-白 4 组, 每组 m 个层级, 每个层级具有 8 个方向的互补色子带. 基于这些子带的系数, 我们定义以下的特征.

3.1 自然场景统计特征

场景与内容的不同使得不同图像千差万别, 但这样的差别又与图像失真造成的质量差异有着本质的区别. 自然场景统计 (Natural Scene Statistic, NSS) 模型由于不受内容与场景影响, 只对失真造成的差异有所响应, 因此它是一种表征图像质量很好的特征, 而广泛应用于图像质量评价方法中^[4,5,9,12-14,20-22].

文献[20]的研究表明: 在 NSS 的模型中, 一般可以采取适合于分析域的某种归一化类的算法, 如空域去均值归一化 (Mean Subtracted Contrast Normalized, MSCN) 方法^[20], DCT 变换域系数归一化的概率密度谱 (Spectral Probability Map) 方法^[13], 传统小波域分区归一化^[5] 等来去除内容与场景对模型的影响. 而后通过分析这些用归一化方法去除了场景与内容影响后的图像模型系数的分布规律, 找出其与图像质量的关系. 归一化后的图像模型系数一般都符合高斯类的分布模型^[5,9,13,20], 图像的失真会导致高斯分布的形状和方差等参数发生改变, 这些改变的参数就说明了图像质量的变化.

文献[16]给出了图像互补色小波变换的 NSS 模型. 根据 NSS 模型的统计特性, 自然图像的互补色小波变换系数的统计分布, 可以通过高斯尺度混合模型 (GSM) 来描述^[23]. 即: 自然图像的小波系数可以表示为 $\mathbf{Y} = \mathbf{z}\mathbf{u}$, 式中 \mathbf{z} 表示等分布. 其中 \mathbf{Y} 为小波系数矢量, \mathbf{z} 为系数方差乘数, \mathbf{u} 是均值为 0 且协方差为 \mathbf{C}_U 的高斯随机变量. 也就是说, \mathbf{Y} 可以表示为无限个高斯矢量 \mathbf{u}

以密度 $p_z(z)$ 进行混合的结果, 其分布为^[23]

$$p_Y(\mathbf{Y}) = \int_0^\infty \frac{p_z(z) dz}{(2\pi)^{N/2} |z\mathbf{C}_U|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{Y}^T (z\mathbf{C}_U)^{-1}\mathbf{Y}\right)$$

上式表示小波系数 \mathbf{Y} 是关于 z 服从协方差为 $z\mathbf{C}_U$ 的高斯分布, 也就是说其在每一个邻域内都符合下面的高斯分布^[3,23],

$$p(\mathbf{Y}|z) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} |z\mathbf{C}_U|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{Y}^T (z\mathbf{C}_U)^{-1}\mathbf{Y}\right)$$

而混合尺度则可由小波系数邻域矢量 \mathbf{Y} 和协方差矩阵 \mathbf{C}_U 估计出来. 其在每一个邻域内的最大似然估计为^[23], $\hat{z} = \sqrt{\mathbf{Y}^T (\mathbf{C}_U)^{-1}\mathbf{Y}/N}$.

将每一个邻域内的系数 \mathbf{Y} 对乘数 z 做归一化, 可以得到归一化的高斯分布^[23]

$$p(\mathbf{Y}/\hat{z}) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} |\mathbf{C}_U|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{Y}^T (\mathbf{C}_U)^{-1}\mathbf{Y}\right) \quad (2)$$

如果每一个邻域矢量 \mathbf{Y} 的中心点 y_c 对其乘数 \hat{z} 做归一化, 并定义它为分区归一化变换 (Divisive Normalization Transformation, DNT). 当将 \hat{z} 视归一化因子时, 系数 $d = y_c/\hat{z}$ 则称为归一化后的系数, 由式(2)可知, 系数 d 符合归一化的高斯分布^[5].

我们知道失真图像并非自然图像, 因而它也将不满足上面描述的统计规律, 随着失真的种类和失真大小的不同, d 的统计分布也将有所变化^[5]. 图 3 给出了 LIVE 数据库^[17] 中 caps 图像的 5 种失真类型 (jpeg2000 压缩 jp2k、jpeg 压缩 jpeg、白噪声 wn、高斯核模糊 blur、快速信道瑞利衰减 ff) 呈现最大程度失真时, 细节层级系数 d 的分布与原始图像 (org) 分布的比较. 从图 3 可以看出, 失真的不同类型会导致归一化后系数统计分布的明显不同, 这说明 DNT 归一化后系数 d 是图像失真的一种有效表征.

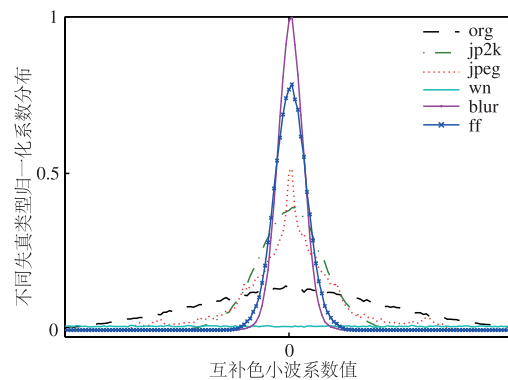


图3 不同失真类型下互补色小波系数GSM模型 DNT归一化后系数分布

尽管不同失真图像其小波系数邻域内归一化系数的统计分布显著不同, 但这些统计分布都可以用广义

高斯分布 (Generalized Gaussian Distribution, GGD) 来很好地表征^[23].

广义高斯分布可以表示为

$$f(x; \alpha, \sigma^2) = \frac{\alpha}{2\beta \Gamma(1/\alpha)} \exp\left(-\left(\frac{|x|}{\beta}\right)^\alpha\right),$$

其中, $\beta = \sigma \sqrt{\frac{\Gamma(1/\alpha)}{\Gamma(3/\alpha)}}$, $\Gamma(a) = \int_0^\infty t^{a-1} e^{-t} dt, a > 0$.

模型中的参数 α 控制了分布的形状, 而 σ^2 则控制了分布的方差. 这两个参数可以完整描述系数的分布规律.

如果我们将互补色小波最细节的 8 个方向子带系数, 分别拟合并表示成 GGD 的参数 α 和 σ^2 , 那么我们就可定义自然色彩场景统计特征为

$$f_n = \alpha (O_j^{i,n}), n = 1, 2, \dots, 8 \quad (3)$$

$$f_{n+8} = \sigma^2 (O_j^{i,n}), n = 1, 2, \dots, 8 \quad (4)$$

其中的 $O_j^{i,n}$ 表示式(1)中 $j=1$ 时所分别对应的强度或红-青、绿-品红、蓝-黄、黑-白等互补色共 5 个子带. 需要特别指出的是: 我们所定义的特征式(3)和式(4), 不仅包含了传统方法中单独通道的信息, 而且也包含了由红-青、绿-品红、蓝-黄和黑-白互补色算子所建立通道之间的互补色联系, 因此能期待它们更好反映彩色图像失真的本质.

3.2 层级能量分布特征

变换域特征提取是表征图像质量的另一有效途径. 图像的压缩、部分数据丢失、噪声干扰等失真, 不可避免造成图像有规律的改变, 如细节的模糊、结构的扭曲等. 变换域分析工具能很容易捕获这些改变, 具体表现在其不同分辨率层级上能量分布的改变和方向性分布的改变等. 如图像边缘的模糊降低了图像 DCT 变换域的变换块能量, 从而改变 DCT 变换域的能量子带比率 (Energy Subband Ratio)^[4] 或谱熵 (Spectral Entropy)^[13], 图像质量的改变能影响传统小波变换域方向性的统计规律 (Orientation Selective Statistics) 和层级间的相关性 (Correlations Across Scales)^[5], 图像质量的改变同样也会改变曲波变换域的层级能量和方向性分布^[9].

互补色小波有比传统小波类具有更好的层级能量集中特性 (文献 [16] 的图 7), 因此能期待它可更精确建模层级能量分布特性. 作为一个例子, 图 4 给出了 LIVE 数据库^[17] caps 原始图像及其 6 幅不同程度 jpeg 失真图像的归一化层级能量分布对比. 从图 4 可以看出, 随着失真程度增加 (人眼打分 dmos 值的增加), 互补色小波系数的能量逐渐由细节层级 (层级 1) 向尺度层级 (层级 4) 扩散转移, 它表明了图像质量下降是由于其细节逐步丢失而造成的.

为全面描述层级能量变化规律, 我们取互补色小波 m 个层级能量的两两之差, 总共 $C_m^2 = m(m-1)/2$ 组

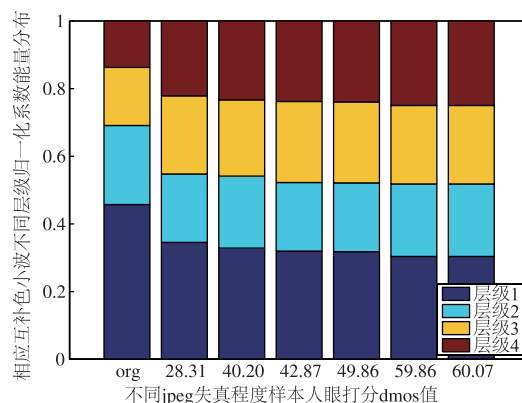


图4 caps图与其6幅jpeg失真图层级能量分布变化

作为该互补色层级能量分布特征的定义. 对于某一互补色层级 j 的能量 E_j^i , 我们分别求其在各个方向子带的能量 $E_j^{i,n} = \|O_j^{i,n}\|_1, n = 1, 2, \dots, 8$, 而后再求 8 个方向能量和 $E_j^i = \sum_{n=1}^8 \|O_j^{i,n}\|_1$ (式中 $\|\bullet\|_1$ 的 1 范数表示求取子带系数绝对值).

m 个层级能量两两之差, 就可以定义 $m(m-1)/2$ 个互补色层级能量分布特征:

$$f_{17} \sim f_{16+m(m-1)/2} = |E_i^j - E_j^i|, \quad (5)$$

$$i, j = 1, 2, \dots, m, i > j$$

式中的上标“ \cdot ”表示可分别选取的强度或红-青、绿-品红、蓝-黄、黑-白互补色共 5 个子带.

3.3 方向性能量分布特征

各种失真会对图像方向性特征造成影响. 我们知道清晰图像的边缘具有较强的方向性; 噪声和模糊等失真干扰会弱化这样的方向性, 使得系数方向性能量分布趋于平均; 而 jpeg 压缩舍弃能量较小的成分, 使系数能量集中, 客观上造成方向性能量分布趋于集中. 不同的失真类型和失真程度会引起图像方向性分布的不同改变. 通过观察这样的改变就能获取图像质量信息.

根据方向分辨能力的强弱, 不同算法建模方向性特征的策略也有所不同. 空域方法通常仅有 4 个方向可供使用, 因而需要大量特征细节来描述其方向间关系^[20]. 方向调制小波方向性不强, 因而需要依靠各方向间和各分辨率层级间的结构相似性来协同判断失真的强弱^[5]. 而具有 64 个方向、方向性最强的曲波, 则仅需对各个方向能量做一次性整体的能量分布拟合, 即可将拟合参数来作为方向性特征^[9].

互补色小波是一个多向多分辨率工具, 具有优于多数小波的方向分辨率^[16], 我们采用一次性整体建模, 并直接提取统计拟合参数来作为其特征. 尽管互补色小波的方向性子带数量远少于曲波, 但其良好的方向准确性和精细的分辨力, 能完整提取图像中最重要的 8 个方向 ($n\pi/8, n = 1, 2, \dots, 8$) 的信息并对其建模. 这是

因为自然物体与场景的边缘与变化主要集中表现于水平、垂直、45°等方向的规律分布,而互补色小波 8 个主要方向精确的信息已经涵盖了这些重要方向及其他次要方向.此外,去除其他代表性较小的方向的采集样本数,可以使得特征分布更集中更具有代表性,稳定性也更好.后面的实验结果证明我们定义的互补色小波方向性能量分布特征,可取得不逊于甚至优于曲波的特征.

取互补色小波最细节(层级 1)的 8 个方向子带, $O_1^{i,n}, n=1,2,\dots,8$,来分别求取各个方向子带系数的绝对值之和,以得到的各个方向子带能量 $E_1^{i,n} = \|O_1^{i,n}\|_1, n=1,2,\dots,8$,其中 $\|\bullet\|_1$ 表示子带系数的绝对值之和,并将它定义为图像方向性能量的特征.

自然界的场景与物体较多沿着水平和垂直方向规律分布,因而水平方向与垂直方向的边缘与细节等较为丰富,这意味着对应于自然图像水平子带能量 $E_1^{i,8}$ 与垂直子带能量 $E_1^{i,4}$ 会有突起的峰值并在其他方向形成谷值.图像的不同失真会改变子带能量的方向性分布,在各个方向子带上引入能量,从而会导致这些方向性能量分布呈现峰-谷般规律的变化.

以 LIVE 数据库^[17] caps 图像为例,我们将其原始图像和各失真图像的子带能量,依方向顺序罗列表表示成如图 5 所示.从图 5 中我们可以看出,原始自然图像的互补色小波系数在水平方向 0 和垂直方向 $\pi/2$ 形成两个峰(org 曲线);噪声和模糊失真在各个方向子带上引入了大致相同的能量,所以削弱了这样的峰值分布(wn 曲线和 blur 曲线);而 jpeg 压缩舍弃图像中能量较小的成分,保留较大的成分,这些较大成分多数分布在能量较为集中的水平或垂直方向上,因而增强了系数分布峰值(jpeg 曲线).显然提取这样的变化特征,就能辅助判断图像质量的改变.为了准确提取这些变化信息,我们将互补色小波子带能量随方向变化的谷-峰-谷周期进行统计建模,这样的周期在 8 个方向上有两组,分别是以水平峰为中心的 $-\pi/4$ 到 $\pi/4$ 的($E_1^{i,6}, E_1^{i,7}, E_1^{i,8}, E_1^{i,1}, E_1^{i,2}$)变化周期,以及以垂直峰为中心的 $\pi/4$ 到 $3\pi/4$ 的($E_1^{i,2}, E_1^{i,3}, E_1^{i,4}, E_1^{i,5}, E_1^{i,6}$)变化周期(如图 5 所示的左半周期和右半周期).求取这两个变换周期的 Kurtosis 峰度系数 $K = \mu_4/\sigma^4$,并将这两个周期的峰度系数进行平均得到 \bar{K} ,来表征峰值处能量集中的程度,其中 μ_4 是样本的 4 阶矩, σ^4 是样本方差的平方;求取去除峰值后剩余系数的熵 $c = \sigma/\mu$,并将两个周期的熵进行平均得到 \bar{c} 以表征剩余系数的分散程度,其中 σ 是除去峰值后系数的标准差, μ 是除去峰值后系数的均值.这样我们就可以定义互补色小波子带能量方向性分布的 2 个特征

$$f_{17+m(m-1)/2} = \bar{K} \quad (6)$$

$$f_{18+m(m-1)/2} = \bar{c} \quad (7)$$

式中的上标“ \cdot ”表示分别选取的强度或红-青、绿-品红、蓝-黄、黑-白互补色等共 5 个子带. $-$ 代表对两个周期($-\pi/4$ 到 $\pi/4$ 的左半周期和 $\pi/4$ 到 $3\pi/4$ 的右半周期)的值取平均.

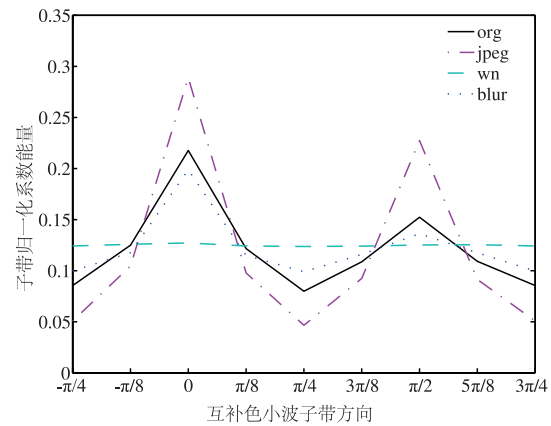


图5 不同失真下互补色小波系数在不同方向子带上的能量分布

3.4 互补色颜色通道关系特征

文献[4~15, 20~22, 24~26]报道的方法中,所采用的自然场景统计模型和变换域分析,大多是基于灰度图像的,当需要对彩色图像进行质量评价时,它们不是直接将目标图像转化为灰度图像,就是分别对彩色图像的各个色彩通道单独处理后再进行某种合成处理.它们都忽视了图像色彩之间的相关信息,下面我们以彩色图像遭受到白噪声失真为例,来说明分析色彩通道间关系的重要性.噪声随机作用于 RGB 彩色图像的三个通道,同一位置像素点的三个颜色值分别受到独立的高斯分布的噪声作用,其分布为三维高斯联合分布.而传统的处理方法不是将彩色图像预处理为灰度图像,就是将其各通道分别处理再进行后续处理,这时噪声仅能被观察为一维的高斯分布,丢失了色彩通道之间关系的重要信息.而我们的式(1)则将各色彩通道之间的联系利用互补色建立了起来,因而可保留色彩通道之间的联系.比较文献[5]的图 5 中传统小波方法的噪声曲线与本文图 3 中的噪声曲线可以看出,传统小波域的噪声失真只能轻微改变其 GSM 模型 DNT 系数的统计分布,不具有非常高的区分度.而互补色小波则充分利用色彩通道之间互补色的联系,从而使得图 3 中噪声失真,可以显著改变子带 GSM 模型中 DNT 系数的统计分布,因而借此就可高效观测到图像失真的信息.

迄今,我们已定义了单一互补色通道的自然场景统计特征式(3)和式(4)中的 $f_1 \sim f_{16}$ 、层级能量分布特征(5)中的 $f_{17} \sim f_{16+m(m-1)/2}$ 、以及方向性能量分布特征

(6)和(7)中的 $f_{17+m(m-1)/2} \sim f_{18+m(m-1)/2}$. 而人眼视觉和颜色感知中的4组互补色关系红-青、绿-品红、蓝-黄和黑-白同样都具有重要作用^[18,19]. 为完成建模人眼视觉中的互补色关系,我们将在4组互补色子带上均提取上述特征,这样我们就有 $4(18+m(m-1)/2)$ 个互补色特征值,也就是对于式(3)~(7)中的上标“·”,让其分取为红-青、绿-品红、蓝-黄和黑-白等4个互补色子带,从而就得到了4组互补色条件下的自然场景统计特征、层级能量特征与方向性能量特征. 同时为涵盖传统小波处理方法的特征,我们让式(3)~(7)中的“·”分别再取强度子带,这样我们又有了 $18+m(m-1)/2$ 个特征来表征灰度特征. 据此,本文定义的彩色图像质量盲评价所有特征就如表1所示.

4 图像特征与图像质量评价

在获取如表1等有关描述图像质量的特征之后,需

表1 色彩图像质量可盲评价特征及描述

特征向量	特征描述
$f_1 \sim f_{16}$	自然场景统计特征. 取互补色小波分解最细节层级所有8个方向子带的系数分别进行自然场景统计GSM建模, DNT归一化后系数的广义高斯分布形状参数 α 和方差 σ^2 作为特征量.
$f_{17} \sim f_{16+m(m-1)/2}$	层级能量分布特征. 取互补色小波分解5个层级的能量两两之差共10组层级能量差作为特征量.
$f_{17+m(m-1)/2} \sim f_{18+m(m-1)/2}$	方向性能量分布特征. 将互补色小波分解最细节层级8个方向能量依次排列, 分别以水平和垂直方向为中心取出两组谷-峰-谷周期, 求出周期的峰度系数和除去峰值后的系数熵作为特征量.
$f_{19+m(m-1)/2} \sim f_{4(18+m(m-1)/2)}$	色彩关系的互补色特征. 将其上所述特征拓展到所有4对互补色子带上.
$f_{4(18+m(m-1)/2)+1} \sim f_{5(18+m(m-1)/2)}$	灰度系数特征. 将其上所述特征拓展到强度子带上.

5 实验结果与分析

我们采用最广泛使用的美国德克萨斯大学奥斯汀分校的LIVE数据库^[17],来测试与对比我们的图像质量盲评价方法CCWTQA. 数据库包含了29幅参考图像,进行5种常见失真类型(jpeg2000压缩、jpeg压缩、白噪声、高斯核模糊、快速信道瑞利衰减)不同程度的失真降质所得到的779幅失真图像,每幅图像均给出了经大量测试者主观打分的平均值DMOS值,这些值通常作为图像质量评价的基准得分,该值越大表示失真越严重.

为公正与方便比较,图像的特征与质量评价得分映射,将采用上节所述与主流文献一致的SVR回归模型,其中80%样本用于训练,而剩余的20%样本则用于测试. 小波分解层级取 $m=5$. 采用Spearman秩相关系数(Spearman's Rank Ordered Correlation Coefficient, SROCC)来衡量算法与人眼主观打分DMOS的一致性,其值越接近于1表明其性能就越好.

我们与近期几种无参考图像质量评价算法的性能进行比较,表2列出不同算法与人眼主观打分DMOS的

要将这些特征量映射到图像质量评价的得分预测上. 一般采用回归预测模型来进行这样的工作. 为公正与方便比较,我们采用和现有方法^[5,9,20]相同的支持向量机(SVM)的回归器SVR来进行预测.

由于失真种类多种多样^[17],一些方法所提取图像特征的代表性不足以在所有失真种类上取得良好的回归性^[5,9],需用2步回归的框架,首先从特征向量回归预测出该图像可能的失真类型,其次根据可能的失真类型再次回归预测该种失真类型下图像质量评价的得分. 而图像特征代表性较好的方法^[20],则只需1步回归,直接从特征向量回归预测得到图像质量评价得分. 本文给出的图像质量特征向量由于其代表性较好,采用1步回归即可取得良好效果. 具体实施中,本文采用libsvm工具包^[27]来建立SVR分类与回归模型,其中的核函数选用径向基函数(RBF).

SROCC值,这几种算法分别为盲图像质量指数(BIQI)^[21],无参考图像空域质量评价(BRISQUE)^[20],基于失真辨识的图像真实性和完整性评价(DII-VINE)^[5],曲波域无参考图像质量评价(CurveletQA)^[9],RGB色彩空间自然场景统计方法(RGBC-SIQA)^[14],梯度与拉普拉斯特征联合统计方法(GM+LOG)^[24],相对梯度统计方法(OG-IQA)^[25],非学习的小波域统计测度方法(WTSTATIQA)^[6],以及将本文提出的灰度特征用于双树复小波(DT-CWT)得到的双树复小波盲方法(DTCWTQA). 从表2中可以看出,我们的方法与人眼视觉具有最高的一致性.

为了探究我们所选取的自然彩色场景互补色统计特征、层级能量分布特征、方向性能量分布特征的效率,我们采用互补色小波域单独特征进行训练和测试得到的SROCC值,并与同样提供各单项特征测试的CurveletQA方法所提供的结果进行比较. 从表3可以看出,我们的各项特征效率均高于CurveletQA方法. 说明互补色小波所引入的色彩通道之间的信息,可以大大提升各特征的区分度,并提升其效率.

表 2 LIVE 图像质量评价数据库各种无参考评价算法训练测试得到的 SROCC 值

	JP2K	JPEG	WN	Blur	FF	All
BIQI	0.8551	0.7767	0.9764	0.9258	0.7695	0.7599
WTSTATQA	0.8917	0.7406	0.8867	0.9463	0.9040	0.8424
DIIVINE	0.9352	0.8921	0.9828	0.9551	0.9096	0.9174
DTCWTQA	0.9417	0.8846	0.9839	0.9503	0.8972	0.9205
CurveletQA	0.9376	0.9117	0.9876	0.9650	0.9005	0.9303
BRISQUE	0.9360	0.9156	0.9868	0.9701	0.9087	0.9398
RGBCSIQA	0.9322	0.9199	0.9813	0.9655	0.8926	0.9425
GM + LOG	0.9283	0.9659	0.9853	0.9395	0.9008	0.9511
OG-IQA	0.9370	0.9643	0.9867	0.9612	0.8985	0.9500
CCWTQA	0.9507	0.9089	0.9879	0.9734	0.9076	0.9559

表 3 LIVE 图像质量评价数据库采用单一特征进行训练测试得到的 SROCC 值

	自然场景统计特征	层级能量分布特征	方向性能量分布特征
CurveletQA	0.8068	0.8597	0.5920
CCWTQA	0.8898	0.9444	0.8630

与主流全参考图像质量评价方法的 SROCC 比较如表 4 所示. 我们的方法领先于传统 PSNR、SSIM^[1] 和 VIF^[2] 方法, 显示我们的方法具有很好的性能.

表 4 本方法与 LIVE 图像质量评价数据库全参考图像质量评价方法 SROCC 值比较

PSNR	SSIM	VIF	CCWTQA
0.8293	0.8996	0.9521	0.9559

6 总结

本文建立了自然场景互补色统计模型、互补色多尺度和多方向性能量分布模型. 这些模型不仅可以涵盖传统方法所能描述的信息, 而且能用互补色将色彩通道间的信息联系起来, 弥补了传统方法不方便处理色彩信息的缺点. 为处理各色彩通道之间的色彩信息提供了一种可以进行自然场景统计、多尺度和多方向描述, 以及表征图像质量高效特征的工具. 基于我们的图像质量特征, 我们进一步提出了一种在互补色小波域进行图像质量盲评价的方法, 实验结果表明: 我们的方法在能有效提取图像的失真统计特征的同时, 也能给出与人眼主观评价图像质量结果保持高度一致、优于现有文献报道盲方法、且可与非盲(全参考)方法相比拟的评价结果.

参考文献

[1] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality

assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600 - 612.

- [2] SHEIKH H R, BOVIK A C. Image information and visual quality[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP04) [C]. US: IEEE, 2004, 3: iii - 709.
- [3] LI Q, WANG Z. Reduced-reference image quality assessment using divisive normalization-based image representation[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2009, 3(2): 202 - 211.
- [4] SAAD M A, BOVIK A C, CHARRIER C. Blind image quality assessment: A natural scene statistics approach in the DCT domain[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(8): 3339 - 3352.
- [5] MOORTHY A K, BOVIK A C. Blind image quality assessment: From natural scene statistics to perceptual quality [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(12): 3350 - 3364.
- [6] 黄虹, 张建秋. 一个图像质量盲评估的统计测度[J]. 电子学报, 2014, 42(7): 1419 - 1423.
HUANG Hong, ZHANG Jian-qiu. A statistical measure for blind image quality assessment[J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(7): 1419 - 1423. (in Chinese)
- [7] 米曾真. 小波域中 CSF 频率与方向加权的图像质量评价方法[J]. 电子学报, 2014, 42(7): 1273 - 1276.
MI Zeng-zhen. Image quality evaluation method based on frequency and direction weighted to CSF in wavelet domain [J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(7): 1273 - 1276. (in Chinese)
- [8] 郑江云, 江巨浪. 基于小波第二级系数误差的图像质量评价模型[J]. 电子学报, 2012, 40(3): 559 - 563.
ZHENG Jiang-yun, JIANG Ju-lang. A model of image quality assessment based on wavelet second coefficient error[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(3): 559 - 563.

- (in Chinese)
- [9] LIU L, DONG H, HUANG H, et al. No-reference image quality assessment in curvelet domain [J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2014, 29(4): 494 – 505.
- [10] 沈军民, 李俊峰, 戴文战. 结合结构信息和亮度统计的无参考图像质量评价 [J]. *电子学报*, 2016, 44(4): 804 – 812.
SHEN Jun-min, LI Jun-feng, DAI Wen-zhan. No-reference image quality assessment based on structure information and luminance statistics [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, 44(4): 804 – 812. (in Chinese)
- [11] 贾旭, 曹玉东, 孙福明, 等. 基于无参考质量评价模型的静脉图像采集方法 [J]. *电子学报*, 2015, 43(2): 236 – 241.
JIA Xu, CAO Yu-dong, SUN Fu-ming, et al. Vein image acquisition method based on quality assessment model without reference [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(2): 236 – 241. (in Chinese)
- [12] CHEN M J, BOVIK A C. No-reference image blur assessment using multiscale gradient [J]. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2011, 2011(1): 3.
- [13] LIU L, LIU B, HUANG H, et al. No-reference image quality assessment based on spatial and spectral entropies [J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2014, 29(8): 856 – 863.
- [14] 李俊峰. 基于 RGB 色彩空间自然场景统计的无参考图像质量评价 [J]. *自动化学报*, 2015, 41(9): 1601 – 1615.
LI Jun-feng. No-reference image quality assessment based on natural scene statistics in RGB color space [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(9): 1601 – 1615. (in Chinese)
- [15] LIU L, LIU B, SU C C, et al. Binocular spatial activity and reverse saliency driven no-reference stereopair quality assessment [J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2017, 58: 287 – 299.
- [16] CHEN Y, LI D, ZHANG J Q. Complementary color wavelet: A novel tool for the color image/video analysis and processing [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2017, DOI: 10.1109/TCSVT.2017.2776239.
- [17] SHEIKH H R, WANG Z, CORMACK L, et al. LIVE Image Quality Assessment Database Release 2 (2005) [OL]. Available: <http://live.ece.utexas.edu/research/quality>, 2011 – 9 – 1.
- [18] PRIDMORE W. Complementary colors theory of color vision: Physiology, color mixture, color constancy and color perception [J]. *Color Research & Application*, 2011, 36(6): 394 – 412.
- [19] PRIDMORE R W. Complementary colors: The structure of wavelength discrimination, uniform hue, spectral sensitivity, saturation, chromatic adaptation, and chromatic induction [J]. *Color Research & Application*, 2009, 34(3): 233 – 252.
- [20] MITTAL A, MOORTHY A K, BOVIK A C. No-reference image quality assessment in the spatial domain [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(12): 4695 – 4708.
- [21] MOORTHY A K, BOVIK A C. A two-step framework for constructing blind image quality indices [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, 17(5): 513 – 516.
- [22] MITTAL A, SOUNDARARAJAN R, BOVIK A C. Making a "completely blind" image quality analyzer [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(3): 209 – 212.
- [23] WAINWRIGHT M J, SIMONCELLI E P. Scale mixtures of Gaussians and the statistics of natural images [A]. *Advances in Neural Information Processing Systems* [C]. US: ACM, 2000. 855 – 861.
- [24] XUE W, MOU X, ZHANG L, et al. Blind image quality assessment using joint statistics of gradient magnitude and Laplacian features [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(11): 4850 – 4862.
- [25] LIU L, HUA Y, ZHAO Q, et al. Blind image quality assessment by relative gradient statistics and adaboosting neural network [J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2016, 40: 1 – 15.
- [26] BOSSE S, MANIRY D, WIEGAND T, et al. A deep neural network for image quality assessment [A]. *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)* [C]. US: IEEE, 2016. 3773 – 3777.
- [27] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: A library for support vector machines [J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 2011, 2(3): 27.

作者简介



陈 扬 男. 1982 年 9 月出生, 福建厦门人. 2006 年在中国科学技术大学获得理学学士学位, 2009 年在南开大学获得工学硕士学位. 现为复旦大学电子工程系博士在读生, 主要研究方向为图像/视频处理等.



李 旦 男. 1982 年 1 月出生, 江苏常州人. 2013 年在复旦大学电子工程系获得理学博士学位. 现为复旦大学电子工程系讲师, 主要研究方向为信号处理及其在雷达、图像和材料检测中的应用.

E-mail: lidan@fudan.edu.cn