

基于色彩特征的无参考彩色图像质量评价

闻 武 左凌轩

(同济大学电子与信息工程学院 上海 201804)

摘 要 彩色图像质量评价(Color Image Quality Assessment, C-IQA)作为一种图像质量评价系统,与其他图像质量评价系统对彩色图像只是简单地将原图像转换为灰度图像进行评价不同,不仅考虑图像在灰度尺度下的质量评价,而且需要对图像的色彩表现做出评价。提出一种基于色彩特征的彩色图像质量的数学评价模型,在考虑亮度特征的同时,加入了色调、色饱和度 and 色彩熵等色度特征来进行 C-IQA。在 LIVE 图像数据库中进行实验,可以发现模型预测结果与图像实际质量保持高度一致。

关键词 彩色图像质量评价, 彩色特征, 主色调, 色彩熵

中图分类号 TP391 文献标识码 A

Blind Color Image Quality Assessment Base on Color Characteristics

WEN Wu ZUO Ling-xuan

(Department of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract Color image quality Assessment(the C-IQA) was proposed to evaluate the quality of a color image. Different from other image quality assessment systems simply convert the original image to gray image, the C-IQA consider not only the quality of an image under the gray scale, but also need to take color performance of that image in to account. In this paper, we devise a color image quality evaluation model based on color characteristics. Beside the characteristics of brightness, we used the characteristics of hue, color saturation and color entropy to assess the quality of color image. By experiments on the LIVE image database, we can find that our model predictions are highly consistent with the quality of image.

Keywords C-IQA, Color characteristics, Dominate hue, Color entropy

1 绪论

在图像采集、分析、传输、处理和重建的过程中,数字图像很容易发生多种多样的扭曲和失真,从而降低图像的视觉质量。为了保持、控制和增强图像质量,对于图像的采集、管理、传输和处理系统来说,判断失真程度,能够识别和量化图像质量等级,就显得尤为重要。

图像质量评价方法分为主观评价方法与客观评价方法,在大多数图像处理应用程序中,人类是最终接受者,因此最可靠的 IQA 方法应该是主观评价方法。国际电信联盟(ITU)针对数字图像的主观评价法给出过定义^[1]。根据定义,主观评价有 4 种评价方式:双刺激损伤分级法、双刺激连续质量分级法、单刺激分级法和单刺激连续质量分级法。利用大量的观测人员进行双刺激连续质量分级法评分所得出的“平均意见分”(Mean Option Score, MOS)方法被认为是最佳的 IQA 方法。然而, MOS 方法的花销成本大,同时速度太慢,难以应用于实际。

与主观评价相对应的图像质量客观评价方法,其本质就是一套根据人眼的主观视觉系统(HVS)的高效的图像质量自动评价系统。客观评价方法根据评价系统是否有参考对象分为全参考图像质量评价(能获得参考图像的全部信息, FR)、参考图像质量评价(只能获取参考图像的部分信息,

RR)和无参考图像质量评价系统(NR)。

在过去的 40 多年中,图像质量评价(IQA)得到了快速的发展。而在研究初期,为了减小模型设计的复杂度,大部分的 IQA 算法尤其是 NR-IQA 都只针对灰度图像进行评价,而对于彩色图像,它们要么简单地把原图像转换到灰度尺度运算,要么将图像分解为 R, G, B 3 个通道,将原图像变为三通道灰度图像进行评价。首先,在灰度尺度下评价彩色图像,一定程度上已经造成了评价结果的不准确。其次,现实世界中图像、视频数据主要都是彩色图像数据,将图像退化到灰度尺度固然可以减小建模和计算的复杂度,但其评价结果必然与现实中的结果存在偏离,降低了图像质量评价结果的可信度。

本文的主要工作是找到与图像质量相关的色彩特征,并通过机器学习的方法训练出一个更为合理的彩色图像质量评价系统。这个系统不仅需要关注图像亮度特征,还需要考虑一幅图像的色度特征。前人提出的一些 IQA 算法可以用来作为新的 IQA 的参考对象和对比对象。

最经典的 FR-IQA 方法是 MSE 和 PNSR^[2],它们通过直接计算失真图像与参考图像的像素欧氏距离来评价它们的相似性。这两种方法计算简单且效率极高,但是没有结合 HVS 的特性,不能很好地与人眼的主观感受保持一致。而 SSIM^[3]方法结合 HVS 的特性,从亮度、对比度和结构相似度 3 个方面对比了参考图像与失真图像,并得到了很好的结果。在此

基础上,又有 3SSIM^[4],MS-SIM^[5],FSIMc^[6]等多种 FR-IQA 被提出。目前的 NR-IQA 根据适用范围大致分为两类:针对特定失真类型的算法和通用型算法。第一类 NR-IQA 在使用时需要预先知道图像的失真类型,适用范围受到了限制。通用型算法成为当前 NR-IQA 领域的研究热点。

目前,通行型 NR-IQA 主要存在两种模型:两阶段框架模型和全局框架模型。前者较为经典的方法有 BIQI^[7]和 DIVINE^[8],后者以 BLINDS_II^[9]和 BRISQUE^[10]广为人知。它们都是通过分析待评价图像在空域或者时域的统计特性,建立统计特征和主观评价之间的映射,进而估算图像质量。

在前人工作的基础上,深入挖掘图像的色彩信息。从灰度和色度两个角度找到图像的相关统计特征,从而建立起图像色彩特征与图像质量的映射关系。基于此,提出一种新的彩色图像质量评价方法,即综合考虑亮度、色度特征的彩色图像无参考图像质量评价方法(Blind Color Image Quality Assessment base on Color Characteristics,BCIQBCC)。本文第2节简述模型选用的图像的灰度特征;第3节叙述模型选择的色彩特征和整个 BCIQBCC 模型;第4节给出本文提出的 IQA 算法在 LIVE 图像数据库上的实验结果;最后对未来工作进行展望。

2 灰度特征

近些年的研究已经发现,与计算机生成的人工图像不同,自然图像具有某种统计属性,而图像的失真会破坏这种统计属性。一幅灰度图像的每个像素点都是用 0~255 的一个值来表示,而这些隐含的特征无法通过灰度统计直接获得,需要对图像做一次归一化处理,并统计它们的归一化系数。对于自然图像,分析其统计特性,就可以估算出它的失真程度。基于此,Mittal 等人提出了空域统计特征的无参考质量评价,即 BRISQUE^[10]。

通过上述步骤即可定义新的空域特征属性归一化亮度系数。采用支持向量回归的方法构建这些特征与主观质量分数的映射关系,进而根据失真图像中提出的相应特征来预测图像的质量。这个灰度特征考虑了相邻像素间的关系,具有比较好的评价性能,计算简单,算法运算效率高,而且作为一种通用型的无参考图像质量评价算法,它不需要知道待测图像的可能失真类型,通用程度高。本文即选用这种灰度特征。

2.1 特征提取方法

(1)归一化处理。对于一幅 $M \times N$ 的图像, $I(i, j)$ 表示该图像的每一个像素点的值,则归一化处理方法如式(1)所示:

$$\hat{I}(i, j) = \frac{I(i, j) - \mu(i, j)}{\sigma(i, j)} \quad (1)$$

式中:

$$\mu(i, j) = \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \omega(k, l) I(i+k, j+l) \quad (2)$$

$$\sigma(i, j) = \sqrt{\sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \omega(k, l) [I(i+k, j+l) - \mu(i, j)]^2} \quad (3)$$

其中, $\omega(k, l)$ 是中心对称的高斯加权函数,取 $K=L=3$ 。

(2)对归一化的系数,采用广义高斯分布模型来进行拟合,通过快速匹配的方法估算方差和形状参数。其中广义高斯分布的表达式为:

$$f(x; \alpha, \sigma^2) = \frac{\alpha}{2\beta\Gamma(1/\alpha)} \exp\left(-\left(\frac{|x|}{\beta}\right)^\alpha\right) \quad (4)$$

式中:

$$\beta = \sigma \sqrt{\frac{\Gamma(1/\alpha)}{\Gamma(3/\alpha)}} \quad (5)$$

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty t^{\alpha-1} e^{-t} dt, \alpha > 0 \quad (6)$$

(3)对待评测的图像的相邻系数的乘积进行统计建模。

针对一幅 $M \times N$ 的图像中的每个像素 $I_0(i, j)$,从 4 个方向取相邻的像素值,即水平方向 $I_1(i+1, j)$ 、垂直方向 $I_2(i, j+1)$ 、主对角线方向 $I_3(i+1, j+1)$ 和副对角线方向 $I_4(i+1, j-1)$ 。其中, $i \in (0, M), j \in (0, N)$ 。将图像中每个像素分别与其对应的 4 种相邻元素相乘,并采用非对称的广义高斯分布模型对得到的结果进行拟合,拟合方程如下所示:

$$f(x; \nu, \sigma_l^2, \sigma_r^2) = \begin{cases} \frac{\nu}{(\beta_l + \beta_r)\Gamma(1/\nu)} \exp\left(-\left(\frac{-x}{\beta_l}\right)^\nu\right), & x > 0 \\ \frac{\nu}{(\beta_l + \beta_r)\Gamma(1/\nu)} \exp\left(-\left(\frac{-x}{\beta_r}\right)^\nu\right), & x \leq 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中:

$$\beta_l = \sigma_l \sqrt{\frac{\Gamma(1/\nu)}{\Gamma(3/\nu)}} \quad (8)$$

$$\beta_r = \sigma_r \sqrt{\frac{\Gamma(1/\nu)}{\Gamma(3/\nu)}} \quad (9)$$

每一对相邻系数乘积都有 4 个特征参数:形状参数 ν 、左方差 β_l 、右方差 β_r 和分布均值 η 。其中,前 3 个特征可以通过快速匹配的方法进行估算得到,第四个特征通过下式计算:

$$\eta = (\beta_l - \beta_r) \frac{\Gamma(2/\nu)}{\Gamma(1/\nu)} \quad (10)$$

则 4 个方向一共会得到 16 个参数,再加上归一化像素系数的广义高斯统计分布的两个参数 α, σ^2 , 总共 18 个特征。

4)由于自然图像通常是多尺度下的,因此对于待测图像,也需要从多个尺度进行判断。BRISQUE 的作者选择从两个尺度下取步骤(3)的特征,可以获得 36 个统计特征。

3 BCIQBCC

3.1 本文工作

图像的最终接收对象为人眼。通过对人类视觉系统的研究可以发现,人眼主要通过视网膜成像。图 1 为视网膜的成像的图示。

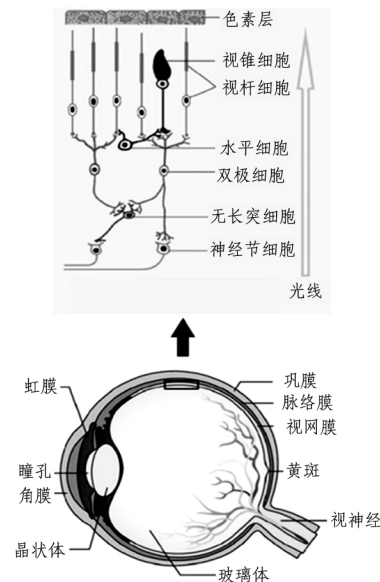


图 1 视网膜结构图示

由图 1 可知,光线通过瞳孔晶状体将光线汇聚在视网膜上。视网膜中含有两种视觉细胞,分别是负责感受光亮度强弱柱状细胞——视杆细胞和感受光的色彩的锥状细胞——视锥细胞。光线通过两种光感细胞将图像的完整信息传递给大脑。

现在主流的 IQA 算法对彩色图像的处理都是将其转化为灰度图像,包括上一节提到的 BRISQUE 方法也是如此。它们忽略了色彩其实也存在失真问题。而本文的主要工作就是找到一个更符合人眼感受的彩色图像评价模型来量化评价彩色图像质量。

基于以上目的,本文提出一种新的基于色彩特征的图像质量评价算法。首先,需要找到合适的色彩特征来进行评价。主要问题包括以下几点:

1) 从灰度尺度评价上升为色彩尺度评价,首要要解决的问题就是使用何种色彩空间来描述这幅图像;

2) 色彩会有哪些特征,这些特征会怎么影响一幅彩色图像的质量;

3) 怎么验证选取的色彩特征是否有效。

以上 3 点正是本文的主要工作。通过调研和实验,本文在色彩空间上选取了符合人眼感受的视觉系统——HSV 色彩空间;色彩特征则选择了在 HSV 空间下的色调重心、主色调饱和度、颜色直方图概率熵 3 个特征。而为了验证色彩特征是否有效,本文选用了成熟的图像数据库——LIVE 图像数据库进行实验。

3.2 色彩空间选取

一幅彩色图像在不同应用场景中会使用不同的色彩空间。在彩色图像处理中,有诸如 RGB, CMYK, CIE Lab, HSV, YCrCb 等多种可选择色彩空间,而 RGB 模型作为面向硬件的设备无关色彩空间,应用最广。

在 RGB 空间中,图像被分解为 3 个通道,彩色图像的每个彩色点用 R, G, B 3 个单色通道的灰度值表示。然而这种颜色模型并不适合描述人类视觉感知,换句话说,RGB 空间是设备无关但不是视觉相关的颜色空间。人对色彩的感受不是由 3 种单色的视觉感受混合出来的。人类视觉系统(Human Visual System, HVS)在观看彩色对象时,是通过亮度和色度两个方面来提取特征的,而后者是由色调(Hue)和饱和度(Saturation)来表示的。亮度则是人为定义的发光强度的一个变量。色调则是色度特征的一个主属性,表示颜色的具体色相是红或绿等。而饱和度则指的是该颜色的纯度,即该色调下的纯色混合多少比例的白光能得到这种颜色。换句话说,在 HSV 模型下,将亮度特征与色度特征分离,而色度特征分为两个属性描述,色调表示该颜色隶属于哪个纯色,饱和度表示该颜色与其对应的纯色的差异。

相比于 RGB 色彩空间,HSV 更符合人类的视觉感受,也更适合描述人眼对一幅彩色图像的视觉感知。HSV 色彩空间从 RGB 色彩空间转换也比较方便,本文选取 HSV 色彩空间来评价彩色图像的质量。

3.3 色彩特征说明

首先将一幅图像转换到 HSV 空间,这是一种符合人眼感知特征的色彩空间。对于一个图像来说,它的色调(Hue)和饱和度(Saturation)是重要的色彩属性,而我们提取的色彩特征也是以图像的 H 分量和 S 分量为基础来计算图像的色度直方图的,从而可以得出一个 n 维的色度向量。这 n 维的

向量可以根据色调值在色调色环图(见图 2)中找到对应的色调角度值,而直方图中每个色度向量的长度则为色环图上的从圆心出发的射线。这样就可以把一幅彩色图像用一个色环图像表示清楚。

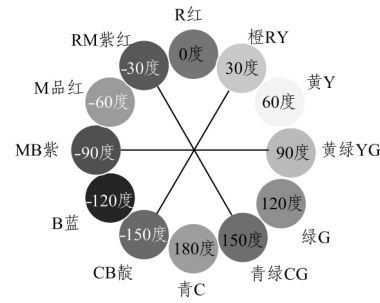


图 2 色调色环图

在 HSV 空间中,色调可以用一个色环表示,则之前的 n 维色度向量可以转换为一个方向向量,同时每个色度向量的长度可以转化为每个色调出现的频率,将之前 n 维向量转化为 n 个二维向量。而通过归一化统计这 n 个二维向量,能求出该图像的色度重心,其表示了图像的整体色调。同样,每个色调信息出现的频繁程度可以用色度熵表示,之后对主色调的饱和度属性进行统计,得出图像的主饱和度属性,这样就把一幅 $M \times N$ 的彩色图像像素转换为 3 个色度属性:主色调重心、主色调饱和度以及色彩熵。

3.3.1 图像色调重心

人眼看到一幅图像时,首先关注的是图像中较为显眼的区域。对于一幅彩色图像,首先要明确这幅图像的主要色彩,而主要色彩的质量很大程度上决定了整个图像的质量。

如果我们把图像中每个像素的色调值抽取出来后在色环上进行统计,会在色环图上形成一个多边形,而这个多边形的重心就是我们要求的色调重心。

色调重心分为两部分:色调角度(表示色调值)、色调长度(表示色彩的占比)。其计算的具体方式如下所示。在 HSV 色彩空间中, H 中分别为 $(0, 180]$ 的角度数值,相当于把色度映射到一个对应的颜色环。每一个角度的统计直方图为:

$$H_c = [H_{c1}, H_{c2}, \dots, H_{cn}] \quad (11)$$

$$\sum_{i=1}^n H_c(i) = M \times N \quad (12)$$

其中, $M \times N$ 为图像的大小, $n=18$ 。在提取其他特征信息之前,需要将其归一化到 $[0, 1]$ 之间。在颜色环上,每一个颜色分量可以表示成 $H_c = [L_c, \theta_c]$, L_c 和 θ_c 分别代表其颜色概率值与颜色环中的偏置角度。为了计算出其主要颜色分布,将极坐标形式转为直角坐标。

$$H_{cx} = L_c \sin \theta_c \quad (13)$$

$$H_{cy} = L_c \cos \theta_c \quad (14)$$

由直角坐标相应相连的颜色分量依次连接成一个 n 边形,计算其颜色空间重心:

$$\vec{G}_h = (G_{hx}, G_{hy}) = Gravity([H_{cx}(i), H_{cy}(i)]), i \in [1, n] \quad (15)$$

取其中与重心距离最短的 k 个颜色作为主要特征,并求出主要颜色分量所占的比率:

$$f_j = \arg \max_k (\sqrt{[H_{cx}(i) - G_{hx}]^2 + [H_{cy}(i) - G_{hy}]^2}), j \in [1, k] \quad (16)$$

$$P_h = \frac{\sum_{i=0}^k \text{choosed}(H_c(i))}{\sum_{i=0}^n H_c(i)} \quad (17)$$

其中, *choosed* 表示被选中的色调值。

对于每个固定的 k 值, 我们都能从颜色直方图中选出其对应的 k 个色调向量, 并求出这 k 个向量所占的比例。

3.3.2 主色调饱和度特征

与色度信息类似, 饱和度直方图可以表示成下面的公式:

$$S_c = [S_{c1}, S_{c2}, \dots, S_{cn}] \quad (18)$$

$$\sum_{i=1}^n S_c(i) = M \times N \quad (19)$$

根据 3.3.1 节中的主色调值, 将主色调的平均饱和度作为整幅图像的饱和度特征。这么做主要是因为主色调决定了我们对彩色图像的整体观感, 主色调的饱和度也比其他色调对人眼的感受影响大。

$$S_{avg} = \frac{\sum_{i=0}^n P_s(i) S_c(i)}{\sum_{i=0}^n P_s(i)} \quad (20)$$

$$P_s(i) = \begin{cases} 1, & H_c(i) \in \text{choosed}(H_c) \\ 0, & H_c(i) \notin \text{choosed}(H_c) \end{cases} \quad (21)$$

3.3.3 颜色直方图概率熵

针对色调分量计算整个图像的色彩熵。对于一幅图像, 色彩熵表示了它颜色的混乱程度。如果一幅图像出现了随机失真, 那么该图像中像素间的关联将变得复杂。图像失真造成质量下降, 不可避免地会造成整体色彩混乱程度增加。因而对于一张图像, 其颜色的混乱程度也与其质量相关。这里提出了颜色直方图概率熵:

$$E_h = \sum_i^n -\log(H_c(i)) H_c(i) \quad (22)$$

3.4 BCIQBCC 模型

对于彩色图像来说, 质量分为两部分, 即亮度质量和色度质量。本文选用 HSV 色彩空间, 其中 V 分量表示图像的亮度信息, 我们仍使用基于 BRISQUE 的方式对其进行处理, 结合人眼的感知机制, 得出图像的亮度特征。之后, 选用 3.3 节提出的几个色度特征作为图像的色度特征。

对于主色调重心矢量, 用色度重心角度和色度重心长度两个值来表示。其计算公式如下:

$$G_\theta = \arctan(G_{hy} / G_{hx}) \quad (23)$$

$$G_\rho = \sqrt{G_{hx}^2 + G_{hy}^2} \quad (24)$$

最终选择了 6 个色彩特征: 主色调个数、色度重心角度、色度重心长度、主色调占比、主色调饱和度、颜色直方图概率熵, 即 $[k, G_\rho, G_\theta, P_h, S_{avg}, E_h]$ 。

之后把亮度特征和色度特征作为输入, 通过支持向量回归来得出预测模型。

与 IQA 的处理方式相同, 本文提出的低级视觉特征模型也是只研究灰度图像, 或者说, 只考虑了亮度属性对人眼认知的影响。然而色彩的低级特征仍然需要考虑, 这里与亮度不同的是, 不能简单地把色彩属性的值代入亮度模型中, 需要进一步把得到的分数做一次加权处理, 则一幅彩色图像质量分如下:

$$\text{Quality}(I) = Q_b^m(I_V) Q_c^{1-m}(I_H, I_S) \quad (25)$$

4 实验

4.1 实验数据库

为了验证所提模型是否有效, 需要找到专业的图像质量

数据库。本文选择 LIVE 数据库。LIVE 数据库一共有 29 张参考图像; 779 张失真图像, 其涵盖 5 种失真类型, 每张图片存在多个失真等级。其中, 失真类型分为以下 5 种。

1) JPEG 压缩(169 张): JPEG 压缩算法对参考图像进行压缩, 压缩比率为 0.15bpp~3.44bpp。

2) JPEG2000 压缩(175 张): JPEG2000 压缩算法对参考图像进行压缩, 压缩比率为 0.028bpp~3.15bpp。

3) 白噪声(145 张): 把图像分成 0-1 的 R, G, B 3 个通道, 每个通道加入标准差为 0.012~2.0 的标准高斯白噪声, 将图像缩放到 0~255 范围。

4) 模糊: 将图像分为 R, G, B 3 个通道, 分别用标准差为 0.42~15 的标准二维高斯平滑滤波进行处理。

5) 快速退化: 模拟无线信道传输过程, 比特误码导致了图像失真。

对于每幅图像, 数据都给出了相应的 DMOS。这些 DMOS 值是通过主观评价方法得出的, 取值范围为 0~100, 取值越大, 相应图像的失真程度越大。

4.2 IQA 性能评价指标

现有的评估 IQA 算法性能的指标主要分为斯皮尔曼秩相关系数 (Spearman Rank Order Correlation Coefficient, SROCC)、肯德尔秩相关系数 (Kendall Rank Order Correlation Coefficient, KROCC)、皮尔逊线性相关系数 (Pearson Linear Correlation Coefficient, PLCC) 和根均方误差 (Root Mean Squared Error, RMSE)。其中, SROCC 与 KROCC 用来衡量 IQA 算法预测结果的单调性, 其值越大则单调性越好。SROCC 与 KROCC 的计算是不需要其他额外步骤的。而评价 IQA 算法性能的另外两个重要性能指标即 PLCC 与 RMSE 则需要先对 IQA 算法预测的客观质量评价分与 MOS 进行函数进行拟合, 文中使用 5 参数 logistic 函数拟合, 表达式如下:

$$f(x) = \beta_1 \left(\frac{1}{2} - \frac{1}{\exp(\beta_2(x - \beta_3))} \right) + \beta_4 x + \beta_5 \quad (26)$$

得到预测值和数据库中对应的 DMOS 值的拟合函数后, 可以以输入的客观质量评价作为拟合函数的自变量来得到对应的因变量, 也就是预测 MOS 值。PLCC 用来衡量客观质量评价分与主观质量评价分之间的线性度, 值越大则线性度越好, 即算法越优秀。

4.3 实验结果

在 LIVE 数据库上将所提算法与 PSNR, SSIM, MS-SSIM, FSIMc, CBIQ^[11], LBIQ^[12], BLIINDS-II, DIIVINE, CORNIA^[13] 和 BRISQUE 图像质量评价算法进行比较, 结果如表 1、表 2 所列。

通过比较表 1 和表 2 中各种 IQA 算法, 能明显发现本文提出的 BCIQBCC 方法与图像客观评价分的相关性很强, 模型预测的结果比较符合人眼的感受。表中 PSNR, SSIM, MS-SSIM 和 FSIMc 4 种方法都是有参考图像质量评价方法, 而其他均为无参考图像质量评价。全参考质量评价的准确性与效率往往较高, 并且不需要额外的学习训练过程。这一方式通过合理的符合人眼感知特性的模型来表达客观评价与主观评价 MOS 之间的映射关系, 这一过程并不需要引入复杂的学习机制, 效率相对较高。而无参考图像质量评价限制条件则相对较多, 在没有参考图像作为比较对象的前提下, 需要通过学习特征的方式为模型提供经验, 并借助这些经验去判断图像质量。相对全参考方式来说, 无参考质量评价限制条件

少,但往往效率较低,模型较为复杂。

表 1 各 IQA 算法的 SROCC 性能

IQA	JP2K	JPEG	WN	GBLUR	FF	ALL
PSNR	0.8646	0.8831	0.9410	0.7515	0.8736	0.8636
SSIM	0.9389	0.9466	0.9635	0.9046	0.9393	0.9129
MS-SSIM	0.9627	0.9785	0.9773	0.9542	0.9386	0.9535
FSIMc	0.9794	0.9849	0.9772	0.9737	0.9497	0.9613
CBIQ	0.8935	0.9418	0.9582	0.9324	0.8727	0.8954
LBIQ	0.9040	0.9291	0.9702	0.8983	0.8222	0.9063
BLIINDS-II	0.9163	0.9471	0.9597	0.9103	0.8349	0.9195
DIIVINE	0.9225	0.9211	0.9884	0.9228	0.8879	0.9172
CORNIA	0.9039	0.9287	0.9516	0.9403	0.9273	0.9326
BRISQUE	0.8999	0.9467	0.9849	0.9435	0.8861	0.9314
BCIQBCC	0.9371	0.9742	0.9883	0.9405	0.9239	0.9516

表 2 各 IQA 算法的 PLCC 性能

IQA	JP2K	JPEG	WN	GBLUR	FF	ALL
PSNR	0.8762	0.9029	0.9173	0.7801	0.8795	0.8592
SSIM	0.9405	0.9462	0.9824	0.9004	0.9514	0.9066
MS-SSIM	0.9746	0.9793	0.9883	0.9640	0.9488	0.9511
FSIMc	0.9794	0.9849	0.9772	0.9737	0.9497	0.9613
CBIQ	0.8898	0.9454	0.9533	0.9338	0.8951	0.8955
LBIQ	0.9103	0.9340	0.9761	0.9104	0.8382	0.9087
BLIINDS-II	0.9386	0.9426	0.9635	0.8994	0.8790	0.9164
DIIVINE	0.9233	0.9347	0.9867	0.9370	0.8916	0.927
CORNIA	0.9171	0.9394	0.9649	0.9532	0.9345	0.9297
BRISQUE	0.9090	0.9551	0.9903	0.9498	0.9148	0.9377
BCIQBCC	0.9301	0.9749	0.9855	0.9395	0.9313	0.9492

对比可知,相比于现有的一些主流图像质量评价算法,BCIQBCC 方法效果更好。对于 FF-IQA,我们选择表现最好的 FSIMc;对于 NR-IQA,我们选择综合表现最佳的前 3 名。其 logistic 函数拟合图如图 3—图 6 所示。

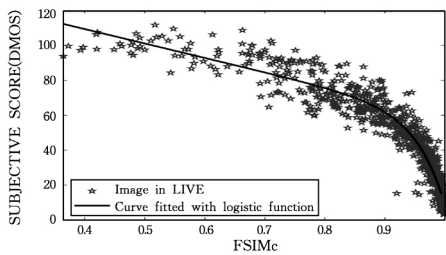


图 3 FSIMc 拟合曲线图

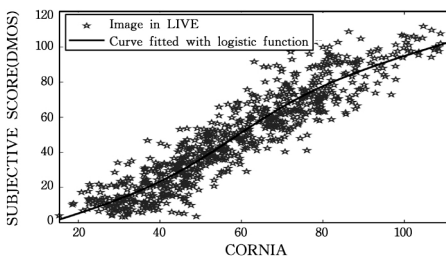


图 4 CORNIA 拟合曲线图

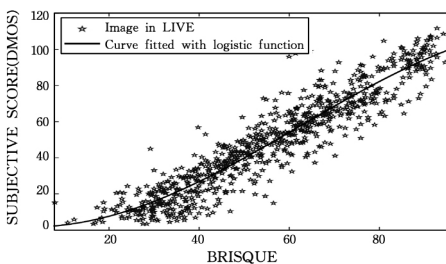


图 5 BRISQUE 拟合曲线图

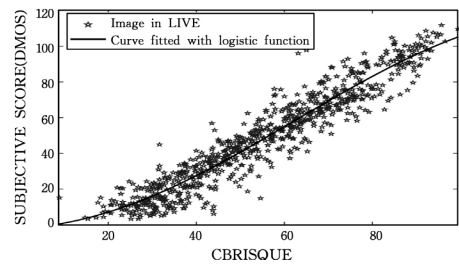


图 6 BCIQBCC 拟合曲线图

从散点图中看出,图像失真程度不高时,BLIINDS-II 和 CORNIA 方法预测的结果偏低,这是因为它们并没有考虑人眼的视觉感受,在失真程度不高时,人眼并不会特别清晰地分辨某些特征的变化;而本文提出的 BCIQBCC 方法考虑到了图像的色彩重心和主色调饱和度,这些属性在图像失真程度不大时不会发生明显的变化。

4.4 实验结论

从 4.3 节的结果可以看出,在无参考质量评价算法的比较中,BCIQBCC 方法的性能比其他算法都好,即使是与现阶段已经很成熟的有参考质量评价算法相比,BCIQBCC 也有很强的竞争力。综上所述,本文提出的新的 C-IQA 方法比较符合人眼的实际感受,算法预测的结果与实际 MOS 值拟合结果比较好,文中的 BCIQBCC 进一步提高了图像质量评价的准确性。整个 BCIQBCC 模型的优良表现证明了把色彩特征加入到图像质量评价体系中的正确性,而本文选择的色彩特征也是合理的。

结束语 本文以图像的色彩直方图为主要切入点,选取了对图像质量影响较大的色调重心、主色调饱和度、色彩概率熵的色彩特征,再通过经典的 SVM 训练出一个彩色图像质量评价模型。通过在 LIVE 数据库上的实验验证了本文选取的特征是有效的,训练出的模型的评价结果与人的主观评价高度一致。

这里也再一次证明了色彩失真真实存在的,在彩色图像质量评价上,不能简单地将图像转换成灰度图像处理。选取的 3 个主要色彩特征能很好地表示出图像的色彩失真程度,同时没有增加整个算法的复杂程度,计算简单、执行效率高。能进一步提高图像质量评价系统的准确度和可信度。

本文提出的方法还有可以改进的地方。1)选取更有效的色彩特征来提高评价质量,从灰度尺度评价转向彩色图像评价,不是简单地把色度值等同于亮度值来评价,同样的色差下,人眼的感受是不同的。人对亮暗的敏感度较高,但对不同色彩的敏感程度是不同的,这里需要对人类视觉尤其是色彩视觉建立合适的模型。而如何选取色彩特征来建立色彩视觉是未来的工作重点。2)可以选择更多的图像数据库来提高训练的精度。除了 LIVE 数据库,现在常用的数据库还有 LIVE MD, TID 2003, TID 2008 等。3)本文选取的是较为简单的支撑向量机来实现分类,后续可以使用其他更为复杂的分类器,如采用当下十分热门的卷积神经网络来对特征进行分类,从而实现彩色图像的质量评价。

参 考 文 献

[1] Methodology for the subjective assessment of the quality of television pictures; Rec. ITU-R BT. 500-11[S]. Geneva, Switzerland; ITU-R, 2002.

- [2] WANG Z, BOVIK A C. A universal image quality index[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(3): 81-84.
- [3] 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.
- [4] LI A C, BOVIK A C. Three-Component Weighted Structural Similarity Index[C]//Proceedings of Spie the International Society for Optical Engineering, vol. 7242, 2009: 1-8.
- [5] WANG Z, SIMONCELLI P, BOVIC A C. Multi-scale structural similarity for image quality assessment[J]. International Journal of Digital Content Technology & Its Applic, 2012, 6(5): 67-78.
- [6] LIN Z, LEI Z, XUANQIN M, et al. FSIM: A Feature Similarity Index for Image Quality Assessment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(8): 2378-2386.
- [7] 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.
- [8] MOORTHY A K, BOVIK A C. Blind image quality assessment: From natural scene statistics to perceptual quality [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 14(12): 2091-2106.
- [9] SAAD M, BOVIK AC, CHARRIER C. DCT statistics model-based blind image quality assessment[C]// IEEE International Conference on Image Processing, 2011. Brussels, Belgium: IEEE, 2011: 3154-3157.
- [10] ANISH M, ANUSH KRISHNA M, ALAN C B. No-Reference Image Quality Assessment in the Spatial Domain [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(12): 4695-4708.
- [11] YEAND P, DOERMANN D. No-reference image quality assessment using visual codebook[C]// IEEE International Conference on Image Processing, 2011. Brussels, Belgium: IEEE, 2011: 3089-3092.
- [12] TANG H, JOSHI N, KAPOOR A. Learning a blind measure of perceptual image quality[C]// Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011. Colorado Springs: IEEE, 2011: 305-312.
- [13] PENG Y, JAYNAT K, LE K, et al. Unsupervised feature learning framework for no-reference image quality assessment[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012. Providence, Rhode Island: IEEE, 2012: 1098-1105.

(上接第 138 页)

较差, 滤波性能不稳定, 且在设计 FIR 低通数字滤波器时的收敛速度和收敛精度都比其他几种算法更差。另外, 从图 6 可以看出, 以所设计的式(9)作为适应值函数, 各算法在设计 FIR 低通数字滤波器时都具有较低的收敛精度。

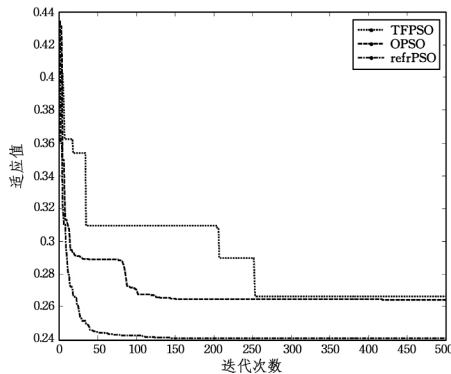


图 6 OP, TFPSO 及 refrPSO 算法收敛图

结束语 将三角函数因子的 PSO 算法、基于反向学习的 PSO 算法以及基于折射原理反向学习的 PSO 算法 3 种改进 PSO 算法设计的 FIR 低通数字滤波器性能进行了比较。实验结果与分析表明, 相比于其他几种算法, TFPSO 算法所设计的 FIR 低通数字滤波器虽然有着较好的阻带衰减, 但其通带波纹较差, 滤波性能相对较差; 而 refrPSO 算法所设计的 FIR 低通数字滤波器具有更好的滤波性能, 且其在优化 FIR 数字滤波器时的收敛速度最快, 收敛精度最高。

参考文献

- [1] 程佩青. 数字信号处理教程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2001
- [2] LI K, LIU Y. The FIR window function design based on evolutionary algorithm[C]// Proceedings of 2011 International Conference on Mechatronic Science, Electric Engineering and Computer (MEC). IEEE, 2011: 1797-1800.
- [3] ZHAO Z, GAO H, LIU Y. Chaotic particle swarm optimization for FIR filter design[C]// Proceedings of 2011 International Conference on Electrical and Control Engineering (ICECE). IEEE, 2011: 2058-2061.
- [4] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. 1995: 1942-1948.
- [5] 李辉, 张安, 赵敏, 等. 粒子群优化算法在 FIR 数字滤波器设计中的应用[J]. 电子学报, 2005, 33(7): 83-85.
- [6] 林川, 冯全源. 基于粒子群优化算法思想的组合自适应滤波算法[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(5): 1245-1248.
- [7] 邵鹏, 吴志健, 周炫余. 基于反向学习的粒子群算法对线性相位低通 FIR 滤波器的优化[J]. 吉林大学学报(工学版), 2015, 45(3): 907-912.
- [8] TIZHOOSH H R. Opposition-Based Learning: A New Scheme for Machine Intelligence [C]// 2005 and International Conference on Intelligent Agents, Web Technologies and Internet Commerce, International Conference on Proceedings of Computational Intelligence for Modeling, Control and Automation. 2005: 695-701.
- [9] WANG H, LI H, LIU Y, et al. Opposition-based particle swarm algorithm with cauchy mutation[C]// Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation. Singapore: IEEE Press, 2007: 4750-4756.
- [10] 邵鹏, 吴志健. 一种带正弦函数因子的粒子群优化算法[J]. 小型微型计算机系统, 2015, 36(1): 156-161.
- [11] 邵鹏, 吴志健, 周炫余, 等. 基于折射原理反向学习模型的改进粒子群算法[J]. 电子学报, 2015, 43(11): 2137-2144.
- [12] SAHA S K, GHOSHAL S P, MANDAL D, et al. Cat swarm optimization algorithm for optimal linear phase FIR filter design [J]. ISA Transactions, 2013, 52(6): 781-794.
- [13] NGAMTAWEE R, WARDKEIN P. Linear-phase FIR design using PSO method with Zero-phase Pre-design[C]// Proceedings of International Conference on Electrical Engineering/electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology. IEEE, 2013: 1-5.
- [14] 纪跃波, 秦树人, 汤宝平. 零相位数字滤波器[J]. 重庆大学学报(自然科学版), 2000, 23(16): 4-7.