

基于 RGB 色彩空间自然场景统计的无参考图像质量评价

李俊峰¹

摘要 RGB 色彩空间中各色彩分量间存在强相关性, 图像发生失真会改变各分量间的相关性. 基于此, 本文提出了一种新的通用无参考图像质量评价方法. 首先, 根据人类视觉对 RGB 色彩空间中绿色分量更为敏感的颜色感知特性, 提取了 G 分量 MSCN 系数及其 4 方向邻域系数的统计特征; 其次, 在分析 RGB 色彩空间中 R 、 G 及 B 分量间相关性的基础上, 分别计算 RGB 色彩空间各色彩分量及其纹理、相位间的互信息, 利用互信息作为统计特征来描述其各分量间的相关性; 进而, 结合上述统计特征, 分别利用 SVR 和 SVC 构建无参考图像质量评价模型和图像失真类型识别模型; 最后, 在 LIVE、CSIQ 及 TID2008 图像质量评价数据库上进行了算法与 DMOS (Different mean opinion score) 的相关性、失真类型识别及计算复杂性等方面的实验. 实验结果表明, 本文方法的评价结果与人类主观评价具有高度的一致性, 在 LIVE 数据库上的斯皮尔曼等级相关系数和皮尔逊线性相关系数均在 0.942 以上; 而且, 图像失真类型识别模型的识别准确率也高达 93.59%, 明显高于当今主流无参考图像质量评价方法.

关键词 无参考图像质量评价, 自然场景统计, RGB 色彩空间, 互信息

引用格式 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. 自动化学报, 2015, 41(9): 1601–1615

DOI 10.16383/j.aas.2015.c140616

No-reference Image Quality Assessment Based on Natural Scene Statistics in RGB Color Space

LI Jun-Feng¹

Abstract There are strong correlations between the color components in the RGB color space, and distorted images can change those correlations. Based on this, a novel general-purpose no-reference image quality assessment (NR-IQA) method is proposed. Firstly, according to the color perception characteristic that human vision is more sensitive to the green component in the RGB color space, the statistical features of MSCN coefficient and its four neighboring coefficients of the G component are extracted. Secondly, on the basis of the correlation analysis between R , G and B components in RGB color space, the mutual information between the color components in RGB color space, their textures and their phases are calculated respectively. The statistical features of mutual information are used to describe the correlation between the color components in the RGB color space. Moreover, based on the aforementioned statistical features, support vector regression (SVR) and support vector classifier (SVC) are used to construct a NR-IQA model and image distortion type recognition model, respectively. At last, in order to analyze the correlation with different mean opinion score (DMOS), classification accuracy and computational complexity, a large number of simulation experiments are carried out in the LIVE, CSIQ and TID2008 image quality evaluation databases. Simulation results show that this method is suitable for many common distortions and consistent with subjective assessment, and that the Spearman's rank ordered correlation coefficient (SROCC) and the Pearson's linear correlation coefficient (PLCC) in LIVE image quality evaluation database are more than 0.942. In addition, the recognition accuracy of the recognition model is up to 93.59% and significantly superior to all present-day distortion-generic NR-IQA methods.

Key words No-reference image quality assessment, natural scene statistics, RGB color space, mutual information

Citation Li Jun-Feng. No-reference image quality assessment based on natural scene statistics in RGB color space. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(9): 1601–1615

收稿日期 2014-09-02 录用日期 2015-04-28
Manuscript received September 2, 2014; accepted April 28, 2015
国家自然科学基金 (61374022), 浙江省新型网络标准及其应用技术重点实验室开放课题 (2013E10012) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61374022), Zhejiang Provincial Key Laboratory of New Network Standards and Technologies (2013E10012)

本文责任编辑 黄庆明
Recommended by Associate Editor HUANG Qing-Ming

1. 浙江理工大学自动化研究所 杭州 310018
1. Institute of Automation, Zhejiang Sci-Tech University,

图像质量是优化图像处理系统参数、比较各种图像处理算法性能优劣的重要指标, 如何在图像采集、视频传输、编码压缩、安全监控等领域建立有效的图像质量评价机制具有重要的意义. 无参考型图像质量评价方法由于不需要参考图像的任何信息, 仅根据失真图像就可以评估图像质量, 因此成为机器视觉和图像处理领域的一个研究热点. 无参考图

Hangzhou 310018

像质量评价方法可分为特定失真评价和通用评价,特定失真评价只能对特定失真类型的图像进行评价,例如 jpeg^[1-2]、jp2k^[3-4] 及 blur^[5-8] 失真等,无法对其他失真类型的图像及多种处理技术处理后的图像进行质量评价;通用评价方法^[9-21] 可以同时多种失真类型的图像进行评价。

研究表明,人类视觉系统的感知特性与自然场景的统计特性是一致对应的.近年来,基于自然场景统计的通用型无参考图像质量评价得到了国内外学者的广泛关注.根据提取的自然场景统计特征,通用无参考图像质量评价方法可分为空间域和变换域两种.1)空间域评价方法主要有 BRISQUE^[10]、MIQA^[11] 及 SSEQ^[12] 等,这类方法直接在空间域提取对失真敏感的图像统计特征,一般效率比较高. BRISQUE 分别利用广义高斯分布 (Generalized Gaussian distribution, GGD) 模型和非对称广义高斯分布 (Asymmetric generalized Gaussian distribution, AGGD) 模型拟合 MSCN (Mean subtracted contrast normalized) 系数及其邻域系数,并以这些模型参数作为特征进行质量评价; MIQA 利用互信息描述原始图像、局部标准差图像及规范化亮度图像邻近像素间相关性,并利用这些互信息特征评估图像质量; SSEQ 以局部空间熵和谱熵为特征构建了两阶图像质量评价模型.2)变换域评价方法主要有 BLINDS-II^[15]、DIIVINE^[16]、C-DIIVINE^[17]、CurveletQA^[18] 及 SHANIA^[19] 等,这类方法需要先把图像映射到不同的坐标域,如小波、Contourlet 等,然后提取相应子带系数的统计特征,效率相对比较低. BLINDS-II 根据平均能量和局部方向能量分别将离散余弦变换 (Discrete cosine transform, DCT) 系数划分为 3 个频率带和 3 个方向带,并以这些频率带和方向带的 GGD 模型参数为特征进行质量评价; DIIVINE 提取了可操纵金字塔 (Steerable pyramid) 小波系数的尺度与方向选择性统计、跨尺度关联性统计、方向选择性统计、跨方向相关性统计及空间相关性统计等 88 个特征,并给出了两阶图像质量评价模型的框架; C-DIIVINE 以复数可操纵金字塔小波系数幅值和相对幅值的 GGD 模型参数、小波系数相对相位的柯西 (Wrapped Cauchy) 分布参数及跨尺度相关性统计作为特征进行质量评价; CurveletQA 以 curvelet 子带系数的 AGGD 模型参数、子带方向能量分布及子带尺度能量分布为特征进行失真类型识别和图像质量评价。

现有绝大多数基于自然场景统计的无参考图像质量评价方法均将 RGB 色彩空间的图像转换成灰度图像,然后提取其空间域或变换域中的统计特征

进行评价,例如上述的 BRISQUE、MIQA、SSEQ、DIIVINE、C-DIIVINE、CurveletQA 及 SHANIA 等.但在 RGB 图像灰度化过程中存在计算误差和原数据一致性的丢失,会造成提取的统计特征不能完全反映不同类型的失真图像或不同失真程度的图像.即使个别评价方法利用了色彩空间统计特征,也只是孤立地提取各分量的统计特征,没有考虑这些分量间的相关性.此外,根据人类视觉颜色感知特性^[22],人眼对 RGB 色彩空间中不同色彩的感觉敏感程度是不一样的,一般对绿色感知更为敏感一些,而且 G 、 R 及 B 分量之间存在很强的相关性.

受 BRISQUE 和 MIQA 无参考图像质量评价方法的启发,在分析 RGB 中各色彩分量间相关性的基础上,本文将 MSCN 系数和互信息引入到 RGB 色彩空间,分别提取各色彩分量、各色彩分量 MSCN 系数及其相位间的互信息作为其相关性统计特征,并结合 G 分量 MSCN 系数及其邻域系数的统计特征进行图像质量评价.本文在 LIVE^[23]、TID2008^[24] 及 CSIQ^[25] 等图像质量评价数据库中的实验结果表明,该无参考评价方法在与 DMOS (Different mean opinion score) 的相关性、图像失真类型分类准确率、计算复杂性及模型鲁棒性方面均取得了令人满意的结果,与现有的主流评价方法相比非常具有竞争性.

1 RGB 色彩空间的相关性分析

1.1 RGB 色彩空间

色彩是由视觉系统对不同波长的光产生不同的响应所造成的,视网膜上主要有视网膜杆和视锥细胞两种类型的受体,色彩的感知是基于视锥细胞的活动.色彩视觉的遗传学研究发现有三种类型的视锥细胞,分别为 S 视锥细胞、M 视锥细胞和 L 视锥细胞(分别在短、中及长波长具有峰值灵敏度).

色彩的研究对于色彩视觉设备的设计和开发是至关重要的,色彩在图像显示的应用不仅可以愉悦人的眼睛,也可以让用户感知更多信息.人类的眼睛仅仅能够感知几十灰度级,但它有能力区分成千上万的颜色.色彩空间利用一组多个分量来描述色彩,是色彩的模型化描述,主要有 LAB、YCC、YIQ、LCH、CMYK 及 RGB 等.色彩视觉研究结果表明人眼对色彩空间中的各个色彩分量的变化的感知程度是不一样的,各色彩分量直接决定了其属性和特征.在多媒体计算机技术中,用得最多的是 RGB 色彩空间表示,RGB 色彩匹配函数与视锥细胞的 L、M 和 S 反应相似.

根据三基色原理,用基色光单位来表示光的量,则在 RGB 色彩空间,自然界中任何一种色光 F 都

可由 R 、 G 、 B 三基色按不同的比例相加混合而成:

$$F = r[R] + g[G] + b[B] \quad (1)$$

其中, R 、 G 、 B 分别为彩色图像中红、绿、蓝三种基色的亮度值.

RGB 色彩空间还可以用一个三维的立方体来描述, 如图 1 所示. 当三基色分量都为 0 (最弱) 时混合为黑色光, 当三基色分量都为 255 (最强) 时混合为白色光. 任一色彩 F 是这个立方体坐标中的一点, 调整三色系数 r 、 g 、 b 中的任一系数都会改变 F 的坐标值, 也即改了 F 的色值.

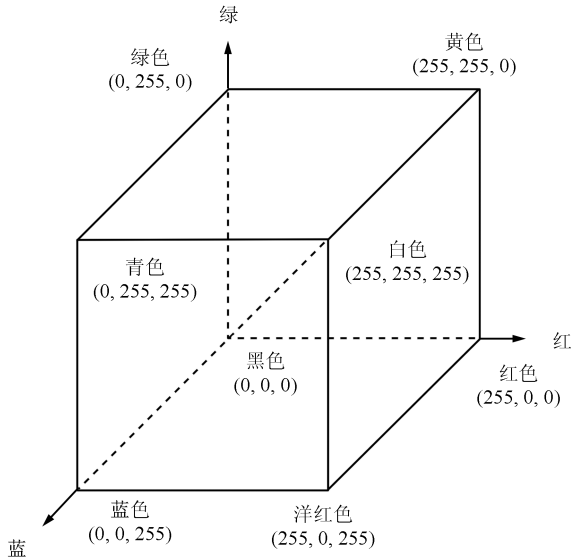


图 1 RGB 色彩空间
Fig. 1 RGB color space

1.2 RGB 色彩空间中 R 、 G 及 B 分量的相关性

自然彩色图像的 RGB 色彩空间的各个分量间存在很强的相关性, 具体反映在同一区域的各个色彩分量的变化是同步的^[22]. 也就是说, 当自然彩色图像的某个区域色彩发生了变化, 其相应 R 、 G 及 B 分量的像素灰度值也同时发生变化; 而且, 虽然一幅彩色图像的 R 、 G 及 B 分量的像素灰度值大小不同, 但是它们的纹理、边缘、相位和灰度变化梯度具有非常好的相似性和一致性.

RGB 色彩空间的 R 、 G 及 B 分量的强相关性可以用如下两维相关系数 (Correlation coefficient, CC) r 来衡量:

$$r = \frac{\sum_i \sum_j (X_{ij} - \bar{X})(Y_{ij} - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_i \sum_j (X_{ij} - \bar{X})^2 \sum_i \sum_j (Y_{ij} - \bar{Y})^2}} \quad (2)$$

其中, \bar{X} 和 \bar{Y} 分别为 RGB 色彩空间的任意两个色彩分量 X 和 Y 的均值, 相关系数值满足 $0 \leq r \leq 1$.

为了分析 RGB 色彩空间的 R 、 G 及 B 分量间的相关性, 我们分别计算了文献 [26] 提供的 78 幅无失真自然彩色图像的 R 、 G 及 B 分量间的平均相关系数, 结果如表 1 所示. 由表 1 可知, 各分量间的相关系数均大于 0.8, 说明这些分量间具有非常强的相关性; 而且, 分量 G 与 B 、 R 间的相关性均远大于分量 R 与 B 间的相关性.

表 1 自然彩色图像 R 、 G 及 B 分量间的平均相关系数

Table 1 The average CC among R , G and B components of natural color image

类型	均值	方差
R 、 G 分量间相关系数	0.9156	0.0117
R 、 B 分量间相关系数	0.8148	0.0291
B 、 G 分量间相关系数	0.9310	0.0041

2 基于 RGB 色彩空间自然场景统计的无参考图像质量评价

2.1 G 分量的 MSCN 系数统计特征

在 RGB 色彩空间上, 人眼对不同色彩的感觉敏感程度也是不一样的, 人眼对绿色的刺激要比红色和蓝色更为敏感一些. 为了使提取的特征更加适合人类视觉系统的颜色感知特点, 可以利用 G 分量来提取自然场景统计特征.

1) G 分量的分布特性

Ruderman^[27] 认为归一化亮度可以去除零对数对比度的局部平均偏移和标准化对数对比度的局部方差, 可以模拟人类视觉的对数增益掩盖过程; Mittal 等^[10] 把归一化亮度称为 MSCN 系数, 并认为其具有很强的单位标准高斯分布特性. 但 Ruderman 和 Mittal 等均是把 RGB 图像转换成灰度图像, 然后利用灰度图像的 MSCN 系数研究其分布特性. 虽然灰度图像是通过 R 、 G 、 B 分量加权求和得到的, 其与 G 分量在纹理、边缘、相位和灰度变化梯度等方面存在一定的相似性和一致性, 但并不能认为人类视觉感知比较敏感的 G 分量与相应灰度图像间具有相同的分布特性. 对于 G 分量, 我们也通过 MSCN 系数研究其统计特性.

设 I 为 RGB 色彩空间图像, I_G 为其 G 分量, 大小为 $M \times N$, 则 I_G 的 MSCN 系数为

$$\hat{I}_G = \frac{I_G(i, j) - \mu(i, j)}{\sigma(i, j) + C} \quad (3)$$

其中, $\mu(i, j) = \frac{\sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \omega_{k,l} I_{G(k,l)}(i, j)}{\sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \omega_{k,l}}$, $\sigma(i, j) = \sqrt{\sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \omega_{k,l} (I_{G(k,l)}(i, j) - \mu(i, j))^2}$; $i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, N$; C 为常数, 主要为了避免图像平坦区时分母趋向于零时发生不稳定, 一般取为 1; $\omega = \{\omega_{k,l} | k = -K, \dots, K; l = -L, \dots, L\}$ 为二维圆对称的高斯加权函数.

为了分析 G 分量 MSCN 系数 \hat{I}_G 的分布特性, 我们分别给出了图 2 所示的 LIVE 图像质量评价数据库中无失真自然图像 “parrots” 及其 jp2k、jpeg、wn、gblur、ff 等失真类型图像的 MSCN 系数归一化直方图. 根据图 3 中自然无失真图像 “parrots” 的 G 分量 MSCN 系数的分布可知, 它的 MSCN 系数归一化直方图基本上是对称的, 可以通过用高斯分布 (Gaussian distribution, GD)、柯西分布 (Cauchy distribution, CD)、拉普拉斯分布 (Laplace distribution, LD) 及极值分布 (Extreme value distribution, EVD) 拟合来获取其分布特性. 我们利用上述的四种分布对 LIVE、CSIQ 及 TID2008 图像质量评价数据库中的所有自然无失真图像进行了拟合, 并分别计算了表征拟合程度的和方差 (Sum of squares due to error, SSE)、标准差 (Standard deviation, SD) 及确定系数 (Coefficient of determination, Rsquare) 的均值如表 2 所示.

表 2 LIVE、CSIQ 及 TID2008 中无失真图像拟合指标均值

Table 2 The mean of fitting index for undistorted images in LIVE、CSIQ and TID2008 IQA database

分布函数	SSE	SD	Rsquare
GD	0.2682	0.1203	0.8794
EVD	2.1530	0.3662	-0.0005
CD	0.5755	0.1842	0.7417
LD	0.4056	0.1526	0.8184



(b) jpeg2000 压缩 (jp2k)

(b) The jpeg2000 compression (jp2k)



(c) jpeg 压缩 (jpeg)

(c) The jpeg compression (jpeg)



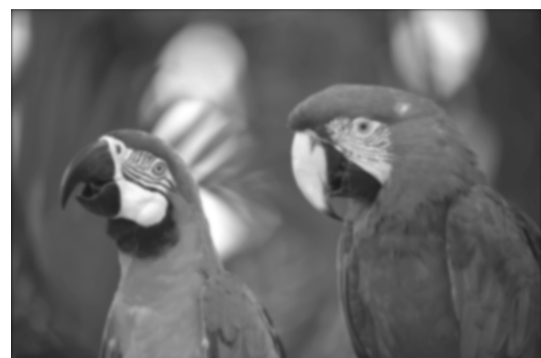
(d) 白噪声 (wn)

(d) The white noise (wn)



(a) 自然无失真图像 “parrots”

(a) Natural undistorted image “parrots”



(e) 高斯模糊 (gblur)

(e) The Gaussian blur (gblur)



(f) 快衰落 (ff)
(f) The fast fading (ff)

图 2 LIVE 数据库中无失真自然图像“parrots”及其
jp2k、jpeg、wn、gblur、ff 失真类型图像

Fig. 2 The natural undistorted image “parrots” and its
various distorted images from the LIVE IQA database

由表 2 可知, 利用高斯分布拟合的 SSE 和 SD 最小, 而且 Rsquare 最大, 说明自然无失真图像 G 分量的 MSCN 系数更加符合高斯分布。

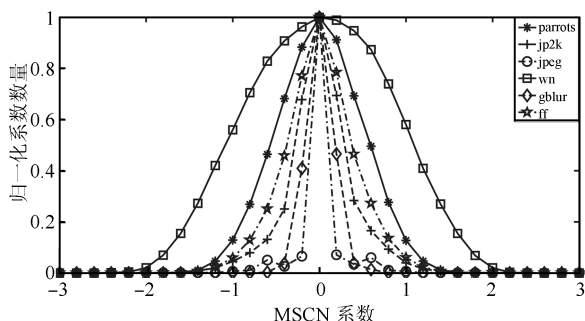


图 3 图 2 中各图像 G 分量 MSCN 系数的归一化直方图
Fig. 3 The histogram of MSCN coefficients of G
component for images in Fig. 2

2) G 分量的统计特性

图 3 中图像“parrots”的 jp2k、jpeg、wn、gblur 及 ff 等 5 种失真类型图像的 G 分量 MSCN 系数归一化直方图不仅与其不同, 它们之间也互不相同。这说明图像发生失真会影响其 G 分量 MSCN 系数的分布, 而且不同失真类型的影响也存在差异, 可以量化并利用这种差异进行图像质量评价和图像失真类型识别。此外, 图像“parrots”的各种失真类型图像的 G 分量 MSCN 系数归一化直方图虽然不同, 但它们基本上对称, 仍然可以用高斯分布进行拟合。为了分析不同类型失真对图像 G 分量 MSCN 系数的高斯拟合函数的影响, 我们利用高斯分布对 LIVE 数据库中的所有失真图像进行了拟合, 并分别计算了各种失真类型图像的拟合 SSE、SD 及 Rsquare 的均值如表 3 所示。

表 3 LIVE 数据库中不同失真类型图像高斯拟合
程度的均值

Table 3 The fitting mean of all different distorted
versions images in LIVE IQA database

失真类型	SSE	SD	Rsquare
jp2k	0.1998	0.1019	0.8394
jpeg	0.3382	0.1331	0.6934
wn	1.4800	0.2994	0.3760
gblur	0.2330	0.1033	0.8306
ff	0.2482	0.1095	0.8198

由表 3 可知, 不同失真类型图像拟合得到的高斯分布函数是不同的, 这种不同主要体现在相应高斯分布的参数不同, 故可以利用高斯拟合函数的参数来量化不同失真类型图像 G 分量 MSCN 系数分布的差异。本文采用广义高斯分布 GGD 作为图像 G 分量 MSCN 系数的拟合函数, GGD 的定义如下:

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

其中, $\beta = \sigma\sqrt{\Gamma(1/\alpha)\Gamma(3/\alpha)}$, $\Gamma(x) = \int_0^{+\infty} e^{-t}t^{x-1} dt (x > 0)$ 是 Gamma 函数。参数 α 为形状参数, 控制 GGD 分布的形状; σ 为标准差, 控制方差。

此外, 图像邻域像素存在相关性, 可以根据 Mittal 提出的如图 4 的方法构造出图像 G 分量的水平、竖直、主对角、次对角 4 方向 MSCN 邻域系数。具体构造方法如下:

$$\begin{cases} H_G(i, j) = \hat{I}_G(i, j)\hat{I}_G(i, j+1) \\ V_G(i, j) = \hat{I}_G(i, j)\hat{I}_G(i+1, j) \\ D_{G1}(i, j) = \hat{I}_G(i, j)\hat{I}_G(i+1, j+1) \\ D_{G2}(i, j) = \hat{I}_G(i, j)\hat{I}_G(i+1, j-1) \end{cases} \quad (5)$$

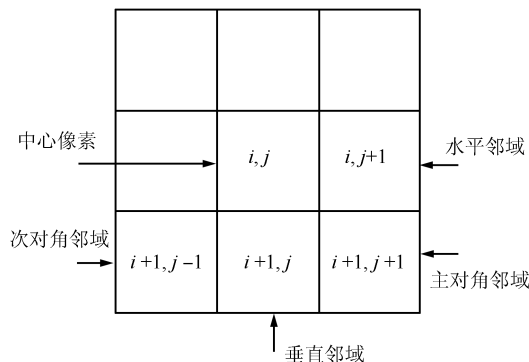


图 4 水平、竖直、主对角、次对角等 4 方向邻域
MSCN 系数

Fig. 4 The neighboring MSCN coefficients along
horizontal, vertical, main-diagonal and secondary-
diagonal orientations

Mittal 研究发现, 灰度图像的 MSCN 系数呈现广义高斯分布时, 其水平、竖直、主对角、次对角 4 方向 MSCN 邻域系数基本符合非对称广义高斯分布 AGGD; 而且图像发生不同失真时, 4 方向 MSCN 邻域系数的分布特性明显不同. 我们对 LIVE、CSIQ 及 TID2008 数据库中所有自然无失真图像及不同失真类型图像的 G 分量 4 方向 MSCN 邻域系数进行了拟合研究, G 分量的 4 方向 MSCN 邻域系数具有相似的分布和特点. 本文采用非对称广义高斯分布 AGGD 作为图像 G 分量的 4 方向 MSCN 邻域系数的拟合函数, 并利用 AGGD 的参数来量化不同失真类型图像 G 分量的 4 方向 MSCN 系数分布的差异. AGGD 的定义如下:

$$f(x; \alpha, \sigma_l^2, \sigma_r^2) = \begin{cases} \frac{\alpha}{(\beta_l + \beta_r)\Gamma(\frac{1}{\alpha})} \exp\left(-\left(\frac{|x|}{\beta_l}\right)^\alpha\right), & x < 0 \\ \frac{\alpha}{(\beta_l + \beta_r)\Gamma(\frac{1}{\alpha})} \exp\left(-\left(\frac{|x|}{\beta_r}\right)^\alpha\right), & x > 0 \end{cases} \quad (6)$$

其中, α 控制分布的形状, 参数 σ_l^2 和 σ_r^2 分别为左、右尺度参数, 控制扩展方向; $\beta_l = \sigma_l\sqrt{\Gamma(1/\nu)\Gamma(3/\nu)}$, $\beta_r = \sigma_r\sqrt{\Gamma(1/\nu)\Gamma(3/\nu)}$

基于上述分析, 本文分别提取图像 G 分量的 MSCN 系数及 4 方向 MSCN 邻域系数的拟合函数参数作为图像质量评价的统计特征, 计算过程如下:

a) 计算 RGB 彩色图像 I 的 G 分量 MSCN 系数 \hat{I}_G , 进而计算其 4 方向 MSCN 邻域系数 H_G 、 V_G 、 D_{G1} 及 D_{G2} ;

b) 用 GGD 模型拟合 G 分量 MSCN 系数 $\hat{I}_G(i, j)$, 并估计模型参数 (α, σ^2) 作为其统计特征, 该统计特征主要反映 G 分量的整体统计特性;

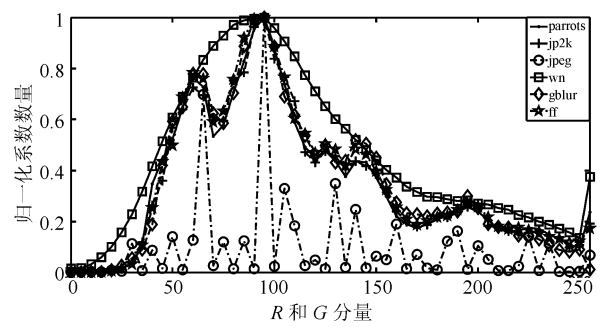
c) 分别用 AGGD 模型拟合 4 个方向邻域 MSCN 系数 H_G 、 V_G 、 D_{G1} 及 D_{G2} , 并估计相应 AGGD 模型参数 $(\eta, \alpha, \sigma_l^2, \sigma_r^2)$ ($\eta = (\beta_r - \beta_l)\Gamma(2/\alpha)\Gamma(1/\alpha)$) 作为其统计特征, 该统计特征主要反映 G 分量的方向邻域统计特性.

图像是多尺度的, 为了获取其他尺度上的统计特征, 可以对图像进行低通滤波和下采样来获取其他尺度图像. 图像每个尺度的 G 分量 MSCN 系数可以提取 2 个统计特征 α 及 σ^2 , 每个方向的 MSCN 邻域系数可以提取 4 个统计特征 η 、 α 、 σ_l^2 及 σ_r^2 , 共计 18 个特征. 研究发现, 图像超过两个尺度后提取的统计特征不能有效提高图像质量评价效果, 故本文提取的 G 分量 MSCN 系数统计特征为 2 个尺度上的 36 个特征.

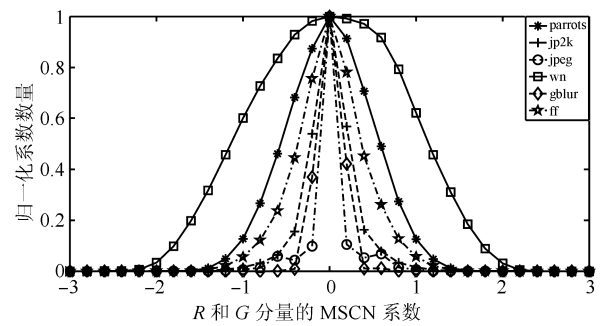
2.2 RGB 色彩空间的相关性统计特征

1) 失真对图像 RGB 色彩空间各分量间相关性的影响

RGB 色彩空间的 R 、 G 及 B 分量间存在很强的相关性, 为了分析图像发生失真时对这些分量间相关性产生的影响, 我们分别计算了图 2 中所有图像的 R 和 G 分量、 R 和 B 分量、 B 和 G 分量的联合分布特性, 图 5 分别为 R 和 G 分量及其 MSCN 系数的联合归一化直方图. 由图 5 可知, 不同失真类型图像的 R 和 G 分量联合分布特性具有明显的差异, 而且也均不同于自然无失真图像. 这表明图像发生失真会改变 RGB 图像各分量间的联合分布特性, 也就是改变了 R 、 G 及 B 各分量间的相关性.



(a) R 与 G 分量
(a) R and G components



(b) R 与 G 分量 MSCN 系数
(b) The MSCN coefficient of R and G components

图 5 R 与 G 分量联合直方图

Fig. 5 The joint histogram of R and G components

为了进一步分析不同失真类型及不同失真程度对图像 RGB 色彩空间中各分量间相关性的影响, 我们分别计算了 LIVE、CSIQ 及 TID2008 图像质量评价数据库中所有类型失真图像 R 、 G 及 B 分量间的相关系数, 并通过对同种失真类型图像各分量间相关系数分别平均获得其相应平均相关系数. LIVE 和 CSIQ 库中所有各种失真类型图像 R 、 G 及 B 分量间的平均相关系数分别如表 4 和表 5 所示, 所有图像色彩分量 R 与 G 、 R 与 B 、 G 与 B 的相关系数间的关系如图 6 所示.

表 4 LIVE 数据库中各种失真类型彩色图像 R 、 G 及 B 分量的相关系数

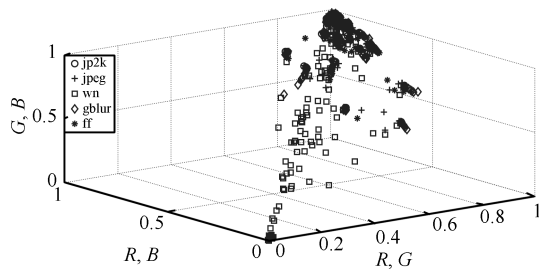
Table 4 The CC among R , G and B components for color image of various distorted versions from LIVE database

		jp2k	jpeg	wn	gblur	ff
R 、 G 分量间相关系数	均值	0.9063	0.9035	0.5640	0.8960	0.8985
	方差	0.0112	0.0121	0.1092	0.0124	0.0119
R 、 B 分量间相关系数	均值	0.8164	0.8114	0.5036	0.7975	0.8011
	方差	0.0286	0.0293	0.0965	0.0317	0.0294
B 、 G 分量间相关系数	均值	0.8979	0.8847	0.5605	0.8843	0.8795
	方差	0.0127	0.0145	0.1085	0.0162	0.0154

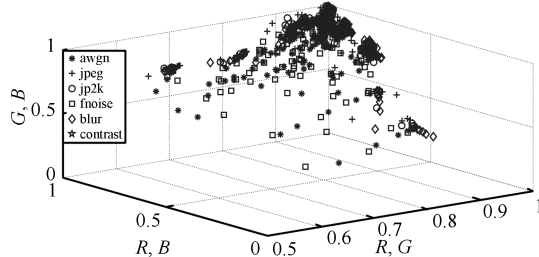
表 5 CSIQ 数据库中各种失真类型彩色图像 R 、 G 及 B 分量的相关系数

Table 5 The CC among R , G and B components for color image of various distorted versions from CSIQ database

		awgn	jpeg	jp2k	fnoise	blur	contrast
R 、 G 分量间相关系数	均值	0.8734	0.9290	0.9340	0.8723	0.9285	0.9308
	方差	0.0016	0.0076	0.0078	0.0114	0.0088	0.0077
R 、 B 分量间相关系数	均值	0.7657	0.8260	0.8260	0.7633	0.8142	0.8144
	方差	0.0307	0.0273	0.0321	0.0325	0.0377	0.313
B 、 G 分量间相关系数	均值	0.8445	0.9010	0.9010	0.8452	0.9007	0.9025
	方差	0.0152	0.0095	0.0106	0.0151	0.0118	0.0107



(a) LIVE 图像质量评价数据库
(a) LIVE IQA database



(b) CSIQ 图像质量评价数据库
(b) CSIQ IQA database

图 6 不同数据库中图像 R 、 G 、 B 分量间平均相关系数
Fig. 6 The mean CC among R , G and B components of color image from different IQA database

结合表 1、表 4 和表 5 可知, 针对不同失真类型图像, 其 R 、 G 及 B 分量间的平均相关系数不仅与

无失真自然彩色图像不同, 而且各种失真类型之间也存在差异. 特别是 wn 失真类型图像的各颜色分量间的相关系数均大大减小, 而且均小于 0.6. 由图 6 可以看出, 不同失真类型图像的各分量间相关系数占据着不同的空间位置, 这表明图像发生失真会改变其 R 、 G 、 B 分量间的相关性, 而且不同失真类型对各分量间相关性的改变方式和程度具有明显差异. 因此, 我们认为可以利用 R 、 G 及 B 分量间的相关性进行图像质量评价和图像失真类型识别.

2) RGB 色彩空间的相关性统计特征

无失真自然色彩图像的 R 、 G 及 B 分量的纹理、边缘、相位和灰度变化梯度具有非常好的相似性和一致性, 图像发生失真会改变这些相似性和一致性. 纹理是物体结构的反映, 分析纹理可以得到图像的重要信息; 相位一致性认为人类视觉所感知的图像特征发生在图像各谐波分量的最大叠合处, 而且这些特征不受图像对比度变化的影响. 本文主要考虑 RGB 各分量及其相应的纹理和相位间的相关性, 其中自然色彩图像的 R 、 G 及 B 分量的纹理模型分别采用这些分量的 MSCN 系数; 各分量的相位一致性模型采用 Kovcsi^[28] 提出的相位一致计算模型.

在计算频率内二维滤波器与图像卷积的基础上, 可得到位置 x 处的相位一致值:

$$PC(x) = \frac{\sum_n W(x)[A_n(x)(\cos(\phi_n(x) - \bar{\phi}(x)) - |\sin(\phi_n(x) - \bar{\phi}(x))| - T)]}{\sum_n A_n(x) + \varepsilon} \quad (7)$$

其中, $W(x)$ 为频率扩展权值; 符号 $[\]$ 表示当其所包含的表达式计算为正数时等于其本身, 否则为 0; $\phi_n(x)$ 为相位偏差, $\bar{\phi}(x)$ 为整体平均相位角; $A_n(x)$ 为第 n 个傅立叶分量的幅值; $\Delta\Phi(x) = \cos(\phi_n(x) - \bar{\phi}(x)) - |\sin(\phi_n(x) - \bar{\phi}(x))|$ 为相位偏离函数; T 为补偿噪声影响的函数; ε 为小的常数, 为了避免分母为零而产生不稳定.

在图像处理领域, 互信息^[29] 是基于图像的灰度值统计的相关性测度, 其不直接依赖于图像的灰度值, 而是根据图像灰度在各自图像中的相对出现概率以及图像灰度在两幅图像重叠区域内的共同出现概率来度量不同图像之间的对应关系. 根据互信息的特点, 我们认为可以用互信息描述 RGB 各分量及其相应的纹理和相位间的相关性. 本文提取 RGB 各分量及其相应的纹理和相位间的互信息作为图像质量评价的统计特征, 提取过程如下:

a) 分别提取 RGB 彩色图像 I 的 I_R 、 I_G 及 I_B 分量, 并计算 I_R 、 I_G 及 I_B 间的互信息用来描述 RGB 颜色空间的整体相关性;

b) 分别计算 RGB 各色彩分量相应的 MSCN 系数 \hat{I}_R 、 \hat{I}_G 及 \hat{I}_B , 并计算 \hat{I}_R 、 \hat{I}_G 及 \hat{I}_B 间的互信息用来描述 RGB 色彩空间的纹理相关性;

c) 分别计算 RGB 各色彩分量相应的相位一致模型 PC_R 、 PC_G 及 PC_B , 并计算 PC_R 、 PC_G 及 PC_B 间的互信息用来描述 RGB 色彩空间的相位相关性.

图像是多尺度的, 每个尺度上可以提取 RGB 各分量及相应的纹理和相位间 9 个互信息统计特征.

研究发现, 图像多于两个尺度后提取的统计特征对提高图像质量评价效果并不明显. 因此本文只提取两个尺度上的 RGB 色彩空间的相关性统计特征, 共计 18 个.

2.3 RGB 色彩空间自然场景统计特征

根据人眼对 RGB 色彩空间上绿色感觉比较敏感, 提取了其 G 分量 MSCN 系数及其 4 方向邻域系数的统计特征, 这些特征主要反映亮度系数及其方向邻域系数的分布特性; 根据 RGB 色彩空间各分量间的相关性, 提取了各色彩分量及其相应纹理、相位间的互信息统计特征, 这些特征主要反映各色彩分量之间的相互关系. 而且, 当图像失真类型或失真程度变化时, 上述统计特征也是不同的, 也就是说这些特征可以有效反映不同失真类型及不同失真程度对 RGB 色彩空间的影响. 为了全面反映 RGB 色彩空间的自然场景统计特性, 本文结合 RGB 色彩空间的 G 分量 MSCN 系数统计特征及其各分量相关性统计特征进行图像质量评价和图像失真类型识别, 这些特征描述见表 6.

为了描述 RGB 色彩空间的 G 分量 MSCN 系数统计特征及各颜色分量相关性统计特征与图像质量主观评价之间的关系, 图 7 给出了 LIVE 图像质量评价数据库中 5 种失真图像提取的这些统计特征与相应图像的主观质量分 DMOS 之间的斯皮尔曼等级相关系数 (The Spearman's rank ordered correlation coefficient, SROCC).

由图 7 可知, 5 种失真类型图像的 RGB 色彩

表 6 特征提取描述

Table 6 Feature extraction description

特征	特征描述	计算方法
$f_1 \sim f_2$	尺度 1 上形状参数和标准差	GGD 模型拟合 G 分量 MSCN 系数
$f_3 \sim f_{18}$	尺度 1 上形状参数、均值及左右方差	AGGD 模型拟合 G 分量方向邻域 MSCN 系数
$f_{19} \sim f_{20}$	尺度 2 上形状参数和标准差	GGD 模型拟合 G 分量 MSCN 系数
$f_{21} \sim f_{36}$	尺度 2 上形状参数、均值及左右方差	AGGD 模型拟合 G 分量方向邻域 MSCN 系数
$f_{37} \sim f_{42}$	R 、 G 及 B 分量间的相关性	计算 R 、 G 及 B 分量间的互信息
$f_{43} \sim f_{48}$	R 、 G 及 B 分量间的纹理相关性	计算 R 、 G 及 B 分量 MSCN 系数间的互信息
$f_{49} \sim f_{54}$	R 、 G 及 B 分量间的相位相关性	计算 R 、 G 及 B 分量相位间的互信息

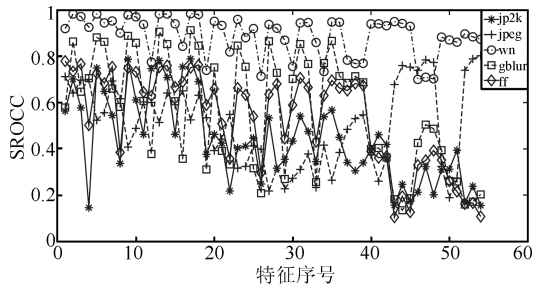


图7 LIVE 数据库中图像的 RGB 色彩空间统计特征与相应 DMOS 间的 SROCC

Fig.7 The SROCC between the statistics features of RGB color space and DMOS for different distortions

空间的 G 分量 MSCN 系数统计特征与 DMOS 的 SROCC 均比较高, 而其各颜色分量相关性统计特征与 DMOS 的 SROCC 区分比较明显. 故把这两种类型的统计特征结合起来进行图像质量评价和图像失真类型识别, 应该可以取得比较好的评价和识别效果.

2.4 图像质量评价模型

本文提取的 RGB 色彩空间统计特征有 54 个, 特征空间是一个相对高维的空间, 进行图像质量评价需要在该特征空间与图像质量评价分之间建立一个非线性映射. 支持向量机 (Support vector machine, SVM) 是建立在统计学习理论上, 应用 VC 维理论和结构风险最小化原理的一种优化机器学习方法. SVM 可以通过空间转化将非线性问题变成线性问题, 适合解决高维非线性问题; 而且, 对于小样本问题, SVM 可以根据有限的样本信息在模型的学习精度和学习能力之间寻求最佳的平衡, 具有很好的分类和拟合能力. 此外, SVM 已经在基于自然场景统计的无参考评价中获得了成功的应用, 如 BRISQUE^[10]、MIQA^[11]、SSEQ^[12]、DIIVINE^[16] 及 CurveletQA^[18] 等.

基于此, 本文分别采用支持向量回归机 (Support vector regression, SVR) 和支持向量分类机 (Support vector classification, SVC) 构建无参考图像质量评价模型和图像失真类型识别模型, 主要借助台湾大学林智仁博士等开发设计的 LIBSVM-3.18 工具包. LIBSVM-3.18 是一个操作简单、易于使用、快速有效的通用 SVM 软件包, 可以在不同平台、多种语言环境下运行, 可以解决分类问题 (包括 C-SVC、nu-SVC)、回归问题 (包括 epsilon-SVR、nu-SVR) 以及分布估计 (one-class-SVM) 等问题, 提供了线性、多项式、径向基和 S 形函数四种常用的核函数, 详见文献 [30]. 本文图像质量评价模型和失真类型识别模型分别采用 epsilon-SVR 回归支持向量机和 C-SVC 多类分类方法, 核函数均采

用径向基函数.

3 实验与仿真分析

为了验证本文提出的基于 RGB 色彩空间自然场景统计的无参考图像质量评价方法 (简记为 RGBCSIQA) 的有效性, 并与当前主流的评价方法 BRISQUE^[10]、MIQA^[11]、SSEQ^[12]、BLINDS-II^[15]、DIIVINE^[16]、C-DIIVINE^[17]、CurveletQA^[18] 及 SHANIA^[19] 等进行比较, 本文主要在评价结果与主观评价分 DMOS 间的相关性、图像失真类型分类准确率、计算复杂性及模型的鲁棒性等 4 个方面进行实验仿真分析, 实验主要在 LIVE、TID2008 及 CSIQ 图像质量评价数据库进行.

3.1 图像质量评价数据库

1) LIVE IQA 数据库

LIVE IQA 数据库^[23] 是美国德克萨斯大学奥斯汀分校开发的, 包含 29 幅参考图像及 779 幅失真图像, 图像格式为 24-bpp 彩色 BMP, 分辨率为 634×438 到 768×512 . 该数据库有 jpeg 压缩 (169 幅)、jpeg2000 压缩 (175 幅)、additive Gaussian white noise (145 幅)、Gaussian blurring (145 幅) 及 fast fading Rayleigh (145 幅) 等 5 种失真类型, 并提供了失真图像相应的 DMOS. DMOS 的范围为 0~100, DMOS 越大, 相应图像得失真程度就越严重.

2) TID2008 数据库

TID2008 数据库^[24] 是由芬兰坦佩雷理工大学开发的, 包含 25 幅参考图像和 1700 幅失真图像, 图像格式为 24-bpp 彩色 BMP, 分辨率为 384×512 . 该数据库有 jpeg、jpeg2000、contrast changes 及 local distortions 等 17 种失真类型, 每幅参考图像在各失真类型中均有 4 种失真程度, 故每种失真类型有 100 幅图像. 与 LIVE IQA 数据库不同, TID2008 数据库提供 MOS (Mean opinion score), MOS 的范围为 0~9, MOS 数值越大的图像相应质量越好.

3) CSIQ 数据库

CSIQ 数据库^[25] 由美国俄克拉荷马州立大学开发, 包含 30 幅参考图像和 866 幅失真图像, 图像格式为 24-bpp 彩色 PNG, 分辨率分别为 512×512 . 该数据库有 jpeg 压缩 (150 幅)、jpeg2000 压缩 (150 幅)、加性高斯白噪声 (150 幅)、加性高斯粉噪声 (150 幅)、高斯模糊 (150 幅) 及整体对比度下降 (116 幅) 等 6 种失真类型, 并提供了失真图像相应的 DMOS. 但 CSIQ 数据库提供的 DMOS 范围为 0~1, 失真程度越严重的图像相应的 DMOS 就越大.

3.2 算法与 DMOS 的相关性

为了与当今主流基于自然场景统计的无参考图像质量评价方法公平地进行比较, 本文采用与其相同的实验方法进行仿真分析. 首先, 把 LIVE 图像质量评价数据库中的所有类型失真图像分成训练集和测试集, 分别占总图像的 80% 和 20%, 且这两个集合中没有重复的图像; 其次, 利用训练集中所有图像的 RGB 色彩空间统计特征及相应的 DMOS 对 SVR 模型进行训练, 并在此基础上, 根据测试集

中图像的 RGB 色彩空间统计特征计算相应的质量预测分; 最后, 计算测试集中所有图像的质量预测分与其相应的 DMOS 间的 SROCC 及皮尔逊线性相关系数 (Pearson's linear correlation coefficient, PLCC). 重复上述过程 1000 次, 取 1000 次迭代测试的 SROCC 及 PLCC 的中值作为该无参考图像质量评价模型的评价结果. 表 7 和表 8 分别为各种图像质量评价方法 1000 次迭代测试的 SROCC 及 PLCC 的中值, 图 8 为本文评价方法 1000 次迭代测试的 SROCC 及 PLCC 盒状图.

表 7 LIVE 数据库上 1000 次迭代测试 SROCC 的中值
Table 7 Median SROCC across 1000 train-test combinations on LIVE database

算法	jp2k	jpeg	gblur	wn	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
BRISQUE ^[10]	0.9139	0.9647	0.9786	0.9511	0.8768	0.9395
MIQA ^[11]	0.9408	0.9259	0.9463	0.9572	0.8800	0.9333
SSEQ ^[12]	0.9420	0.9510	0.9784	0.9483	0.9035	0.9348
BLIINDS-II ^[15]	0.9323	0.9331	0.9463	0.8912	0.8519	0.9124
DIIVINE ^[16]	0.9123	0.9208	0.9818	0.9373	0.8694	0.9250
C-DIIVINE ^[17]	0.9302	0.9444	0.9760	0.9386	0.9110	0.9444
CurveletQA ^[18]	0.9367	0.9117	0.9876	0.9650	0.9005	0.9303
SHANIA ^[19]	0.8611	0.8918	0.9582	0.9674	0.9169	0.9033
RGBCSIQA	0.9322	0.9199	0.9813	0.9655	0.8926	0.9425

表 8 LIVE 数据库上 1000 次迭代测试 PLCC 的中值
Table 8 Median PLCC across 1000 train-test combinations on LIVE database

算法	jp2k	jpeg	gblur	wn	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	0.9645	0.9488	0.9511
BRISQUE ^[10]	0.9229	0.9734	0.9851	0.9506	0.9030	0.9424
MIQA ^[11]	0.9405	0.9276	0.9802	0.9515	0.8917	0.9232
SSEQ ^[12]	0.9464	0.9702	0.9806	0.9607	0.9198	0.9383
BLIINDS-II ^[15]	0.9386	0.9426	0.9635	0.8994	0.8790	0.9164
DIIVINE ^[16]	0.9233	0.9347	0.9867	0.9370	0.8916	0.9270
C-DIIVINE ^[17]	0.9429	0.9593	0.9844	0.9412	0.9345	0.9474
CurveletQA ^[18]	0.9465	0.9280	0.9887	0.9694	0.9186	0.9328
SHANIA ^[19]	0.9135	0.9380	0.9731	0.9790	0.9413	0.9412
RGBCSIQA	0.9468	0.9478	0.9913	0.9748	0.9179	0.9442

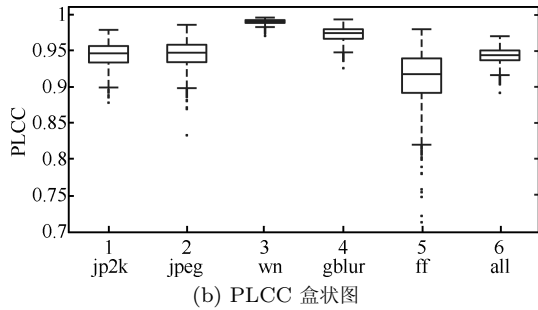
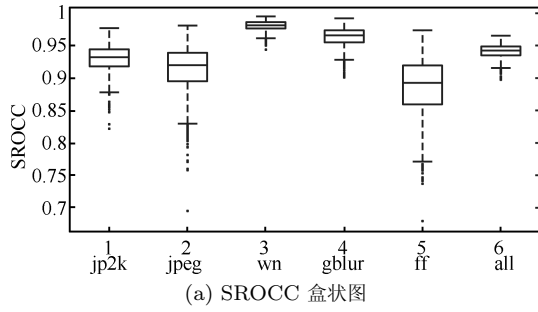


图 8 1000 次迭代测试的盒状图

Fig. 8 The box plot across 1000 train-test-trials

由表 7 和表 8 可知, 从整体来看, 本文方法的图像质量评价效果不仅优于全参考图像质量评价方法 PSNR 及 SSIM, 还优于当今主流无参考图像质量评价方法 BRISQUE、MIQA、SSEQ、BLINDS-

II、DIIVINE、CurveletQA 及 SHANIA 等, 但稍劣于 C-DIIVINE; 从各失真类型来看, 本文方法与当今主流无参考图像质量评价方法相比依然是非常具有竞争性的, 特别是对 jp2k、wn 及 gblur 等 3 种失真类型. 由图 8 可知, 本文方法 1000 次迭代测试的整体 SROCC 和 PLCC 变化范围均非常小, 都在 0.94 附近上下波动, 说明所提取的 RGB 色彩空间的统计特征比较适合用来评价图像质量.

3.3 图像失真类型分类准确率

本文提出的 RGB 色彩空间的统计特征在图像质量评价方面取得了令人满意的效果, 评价结果与人的主观评价高度一致. 此外, 该统计特征对不同失真类型图像及不同失真程度的图像均具有很好的区分度, 这些统计特征应该可以用来识别图像失真类型. 为了检验 RGB 色彩空间的统计特征在识别图像失真类型方面的能力, 我们采用与图像质量评价类似的方法, 在 LIVE 图像库及 CSIQ 图像库分别进行 1000 次测试, 并选取 1000 次测试的分类准确率的中值作为识别结果. 表 9 和表 10 分别为在 LIVE 及 CSIQ 数据库上测试的结果, 图 9 和图 10 分别为相应数据库上 1000 次测试的总混淆矩阵和盒状图. 混淆矩阵中每个数值表示行对应失真类型被判为列对应失真类型的概率, 同一行的所有数值之和为 1.

表 9 LIVE 图像库 1000 次迭代测试中分类准确率中值 (%)

Table 9 Median classification accuracy across 1000 train-test trials on LIVE image database (%)

算法	jp2k	jpeg	gblur	wn	ff	all
BRISQUE ^[10]	82.90	88.90	100	96.70	83.30	88.60
MIQA ^[11]	73.53	85.29	100	83.33	60.00	79.12
SSEQ ^[12]	61.76	89.56	100	70.00	46.67	73.29
DIIVINE ^[16]	80.00	81.10	100	90.00	73.33	83.75
C-DIIVINE ^[17]	88.90	91.70	100	93.30	73.30	89.40
CurveletQA ^[18]	71.43	78.95	100	80.00	46.67	75.00
RGBCSIQA	91.18	94.29	100	96.55	86.21	93.59

表 10 CSIQ 图像质量评价数据库 1000 次迭代测试中分类准确率中值 (%)

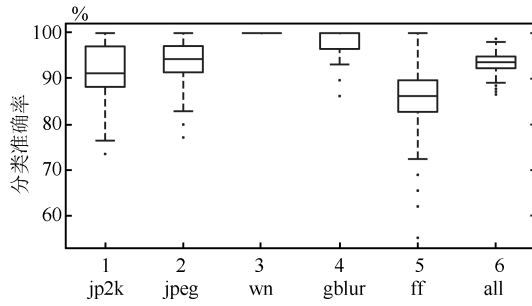
Table 10 Median classification accuracy across 1000 train-test trials on CSIQ image database (%)

算法	awgn	jpeg	jp2k	fnoise	blur	contrast	all
BRISQUE ^[10]	93.33	76.67	90.00	90.00	90.00	73.91	84.97
DIIVINE ^[16]	23.33	26.67	23.33	43.33	23.33	17.39	26.59
CurveletQA ^[18]	76.67	66.67	73.33	80.00	70.00	73.91	73.41
RGBCSIQA	100	96.67	90.00	100	90.00	95.65	94.80

jp2k	0.9174	0.0192	0.0000	0.0013	0.0621
jpeg	0.0573	0.9333	0.0000	0.0046	0.0047
wn	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000
gblur	0.0032	0.0076	0.0000	0.9696	0.0196
ff	0.1199	0.0099	0.0021	0.0111	0.8570
	jp2k	jpeg	wn	gblur	ff

(a) 混淆矩阵

(a) The mean confusion matrix



(b) 盒状图

(b) The box plot

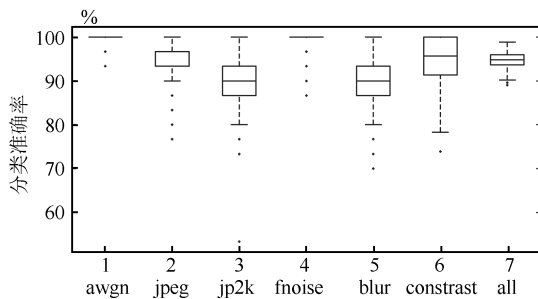
图 9 LIVE 数据库上 1000 次迭代测试的混淆矩阵和盒状图

Fig. 9 The mean confusion matrix and the box plot for distortion classifier across 1000 train-test-trials on LIVE image database

awgn	0.9995	0.0000	0.0000	0.0005	0.0000	0.0000
jpeg	0.0000	0.9476	0.0236	0.0000	0.0253	0.0035
jp2k	0.0000	0.0631	0.8911	0.0000	0.0382	0.0076
fnoise	0.0006	0.0000	0.0000	0.9905	0.0003	0.0087
blur	0.0000	0.0022	0.0308	0.0001	0.9079	0.0590
contrast	0.0000	0.0108	0.0017	0.0054	0.0311	0.9509
	awgn	jpeg	jp2k	fnoise	blur	contrast

(a) 混淆矩阵

(a) The mean confusion matrix



(b) 盒状图

(b) The box plot

图 10 CSIQ 数据库上 1000 次迭代测试的混淆矩阵和盒状图

Fig. 10 The mean confusion matrix and the box plot for distortion classifier across 1000 train-test-trials on CSIQ image database

由表 9 可知, 无论在整体上还是在各失真类型上, 本文提出的 RGB 色彩空间的统计特征均取得了非常好的识别效果, 识别准确率在所列的主流算法中基本上均是最高的. 由图 9 可以看出, 在 LIVE 图像质量评价数据库上, 本文方法识别准确率比较高的是 wn 与 gblur 失真类型, 而相对比较低的是 jp2k、jpeg 及 ff 失真类型. 主要原因是: 1) wn 失真由于对图像施加了随机的高频噪声, 破坏了图像各色彩分量间的相关性, 从而使这些分量间的互信息明显减小; 2) ff 失真是 jp2k 压缩图像经过网络传输丢包造成的, ff 和 jp2k 具有部分相似的失真效应, 故 jp2k 与 ff 失真类型间会出现误判, 如 jp2k 误判为 ff 的概率为 0.0621, 而 ff 误判为 jp2k 的概率为 0.1199; 3) jp2k 与 jpeg 压缩均会使图像产生一定程度的模糊效应, 使它们相互间出现误判, 如 jp2k 误判为 jpeg 的概率为 0.0192, 而 jpeg 误判为 jp2k 的概率为 0.0573.

由表 10 可知, 在整个 CSIQ 数据库及其各失真类型上, 本文提出的 RGB 色彩空间的统计特征均取得了非常好的识别效果, 识别准确率在所列的主流算法中均是最高的. 由图 10 可以看出, 在 CSIQ 图像质量评价数据库上, 本文方法识别准确率最高的是 awgn 与 fnoise 失真类型; 而相对比较低的是 jp2k、jpeg、blur 及 contrast 失真类型. 主要原因是: 1) awgn 与 fnoise 均为噪声引起的失真, 会显著降低 RGB 颜色空间中各分量间的相关性, 容易与其他失真类型区分, 故 1000 次识别准确率中值均达到 100%; 2) jp2k 与 jpeg 压缩均会使图像产生一定程度的模糊效应, 造成 jp2k、jpeg 及 blur 相互间出现误判, 如 jp2k 误判为 jpeg 和 blur 的概率分别为 0.0631 和 0.0382, jpeg 误判为 jp2k 和 blur 的概率分别为 0.0236 和 0.0253, 而 blur 误判为 jp2k 的概率分别为 0.0308; 3) contrast 为全局对比度下降引起的失真, 对比度下降会使图像边缘弱化而产生模糊现象, 造成 blur 及 contrast 相互间出现误判, 如 blur 误判为 contrast 的概率为 0.059, contrast 误判为 blur 的概率为 0.0311.

3.4 模型的鲁棒性

由于本文的无参考图像质量评价模型和图像失真类型识别模型均需要进行训练, 那么不同比例的训练和测试图像集会影响相应模型的评价和识别效果. 为了分析其对本文评价模型和失真类型识别模型的影响程度, 我们把 LIVE 库中的图像分别按照 70% 和 30%、60% 和 40%、50% 和 50% 的比例随机分为训练集和测试集, 采用与 3.2 和 3.3 部分类似的方法进行了 3 组实验. 图像质量评价模型的实验结果如表 11 和表 12 所示, 图像失真类型识别模型的实验结果如表 13 所示.

表 11 LIVE 数据库上不同训练和测试比例情况下的 1000 次迭代测试的 SROCC 中值

Table 11 Median SROCC across 1000 train-test trials under different proportion of training subsets and test subsets on LIVE image database

训练集和测试集比例	jp2k	jpeg	gblur	wn	ff	all
70% 和 30%	0.9302	0.9207	0.9805	0.9639	0.8885	0.9404
60% 和 40%	0.9284	0.9194	0.9801	0.9615	0.8778	0.9348
50% 和 50%	0.9296	0.9113	0.9784	0.9576	0.8743	0.9306

表 12 LIVE 数据库上不同训练和测试比例情况下的 1000 次迭代测试的 PLCC 中值

Table 12 Median PLCC across 1000 train-test trials under different proportion of training subsets and test subsets on LIVE image database

训练集和测试集比例	jp2k	jpeg	gblur	wn	ff	all
70% 和 30%	0.9427	0.9450	0.9888	0.9702	0.9107	0.9415
60% 和 40%	0.9365	0.9424	0.9874	0.9650	0.8971	0.9352
50% 和 50%	0.9369	0.9368	0.9850	0.9602	0.8914	0.9302

表 13 LIVE 数据库上不同训练和测试比例情况下的 1000 次迭代测试的分类准确率中值 (%)

Table 13 The median classification accuracy across 1000 train-test trials under different proportion of training subsets and test subsets on LIVE image database (%)

训练集和测试集比例	jp2k	jpeg	gblur	wn	ff	all
70% 和 30%	90.00	92.31	100	97.67	83.72	92.21
60% 和 40%	89.55	91.43	100	96.55	81.03	91.32
50% 和 50%	88.10	91.95	100	95.83	77.78	90.44

由表 7、表 8、表 11 和表 12 可知, 随着训练数据的减少, 本文评价模型在整体和各失真类型上的评价结果与人类主观评价 DMOS 间的 SROCC 及 PLCC 出现降低, 但降低的程度并不明显. 在 LIVE 图像库中只有 50% 图像用于训练的情况下, 整体评价结果的 SROCC 及 PLCC 依然高达 0.93, 模型评估结果与主观评价间保持很高的一致性.

由表 9 和表 13 可知, 随着训练数据的减少, 本文失真类型识别模型在整体和各失真类型上的识别准确率出现略微降低, 但仍然保持比较高的识别准确率. 即使在 LIVE 图像库中只有 50% 图像用于训练的情况下, 本文识别模型的识别准确率仍然达到 90.44%, 高于 80% 图像用于训练的 BRISQUE、MIQA、SSEQ、DIIVINE、C-DIIVINE 及 CurvetletQA 等目前主要的算法.

综上所述, 本文的无参考图像质量评价模型和图像失真类型识别模型具有比较好的鲁棒性.

3.5 计算的复杂性

RGBCSIQA 方法的评价结果与人的主观评价具有非常高度相关性, 而且可以很好地识别图像失

真类型. 如果要把 RGBCSIQA 方法应用到实际图像处理系统中, 还需要有比较高的运算效率, 故接下来需要分析 RGBCSIQA 方法的计算复杂性. 根据统计, 基于自然场景统计的无参考图像质量评价方法的运算时间主要花费在统计特征的提取, 分类和回归所需时间相对非常少. 为了与其他主流评价方法比较计算复杂性, 本文也采用与其类似的方法, 只比较特征提取时间. RGBCSIQA 方法提取特征分为两个步骤: 1) 提取图像 RGB 色彩空间中 G 分量 MSCN 系数的统计特征; 2) 提取图像 RGB 色彩空间中 R 、 G 及 B 分量间及其纹理和相位间的互信息统计特征. 在计算 RGBCSIQA 特征提取各个阶段消耗时间所占的百分数时, 选用 LIVE Multiply distorted IQA (LIVE-MDIQA) 数据库中分辨率为 1280×720 的所有失真图像, 分别计算各个图像在提取特征的两个步骤所消耗的时间, 并分别进行平均作为各个步骤实际所花费的时间, 计算结果如表 14 所示.

为了公平地比较 RGBCSIQA 与其他无参考图像质量评价方法的运算效率, 本文统计各方法分别在提取 LIVE-MDIQA、CSIQ 及 TID2008 等数据

库中所有图像相应特征所消耗的时间,并分别平均作为该方法在提取特征过程中实际花费的时间.所有的运算结果均在联想台式机(Quad-core CPU, 3.2 GHz and 4 GB RAM, Windows 7 Pro 32-bit)运行没有优化的 matlab 程序获得,结果如表 15 所示.

表 14 RGBCSIQA 特征提取各个阶段消耗时间所占的百分数

Table 14 Percentage of time consumed by each step in RGBCSIQA

阶段	时间百分数 (%)
提取 RGB 分量相关性特征	90.25
G 分量 MSCN 系数及其邻域系数的统计特征	9.75

表 15 6 种无参考图像质量评价算法运行时间比较

Table 15 Comparison of the runtime consumed for six NR-IQA algorithms

NR-IQA 算法	LIVE-MDIQA	CSIQ	TID2008
BRISQUE ^[10]	0.388	0.087	0.072
SSEQ ^[12]	5.220	1.507	1.164
BLIINDS-II ^[15]	200.03	54.904	44.665
DIIVINE ^[16]	57.060	18.268	14.511
CurveletQA ^[18]	4.210	1.174	1.002
RGBCSIQA	4.14	1.165	0.940

由表 15 可知, RGBCSIQA 方法的运算效率优于 SSEQ、BLIINDS-II、DIIVINE 及 CurveletQA,但劣于 BRISQUE. 主要原因如下: 1) BRISQUE 虽然提取 36 个空间域统计特征,但提取过程仅进行简单的广义高斯函数拟合,运行效率最高. RGBCSIQA 虽然提取的也是空间域统计特征,但计算图像 RGB 色彩空间中 R、G 及 B 分量的相位一致性模型时运行时间相对比较长; 2) SSEQ 和 CurveletQA 虽然只有 12 个特征,但需要计算空间熵、谱熵及方向能量分布等,这些特征的计算需要一定的运行时间; 3) BLIINDS-II 需要分别提取 DCT 系数 3 个频率带和 3 个方向带的能量等统计特征,而且特征计算过程比较复杂,需要相当长的运行时间; 4) DIIVINE 提取的特征数高达 88 个,而且特征提取过程中包含大量需要相当长的运行时间的结构相似度计算和空间相关性计算,运行效率最低.

4 结论

无参考图像质量评价方法不需要参考图像的任何信息,仅根据失真图像本身来进行质量评价,故受

到了国内外学者的广泛关注,成为近年来图像处理领域的一个研究热点. 本文根据人类视觉颜色感知特性,分别提取了 RGB 色彩空间绿色分量 MSCN 系数及其邻域系数的统计特征;根据 RGB 色彩空间的相关性,分别提取了 RGB 色彩空间各色彩分量间及其纹理、相位间的互信息统计特征;并结合这些特征构建了无参考图像质量评价模型和图像失真类型识别模型. 在 LIVE、TID2008 及 CSIQ 等图像质量评价数据库上的大量实验结果表明,不仅本文的评价结果与人类主观质量评价高度一致,在 LIVE 和 CSIQ 上 1 000 次测试的识别准确率也分别高达 93.59% 和 94.50%;而且,该方法还具有比较高的运行效率和鲁棒性.

References

- Brandão T, Queluz M P. No-reference image quality assessment based on DCT domain statistics. *Signal Processing*, 2008, **88**(4): 822–833
- Golestaneh S A, Chandler D M. No-reference quality assessment of JPEG images via a quality relevance map. *IEEE Signal Processing Letters*, 2014, **21**(2): 155–158
- Sheikh H R, Bovik A C, Cormack L K. No-reference quality assessment using natural scene statistics: JPEG2000. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(11): 1918–1927
- Zhang J, Ong S H, Le T M. Kurtosis-based no-reference quality assessment of JPEG2000 images. *Signal Processing: Image Communication*, 2011, **26**(1): 13–23
- Cheng Xiao-Gang, An Ming-Wei, Ruan Ya-Duan, Chen Qi-Mei. A modern image quality measurement method for blind image restoration. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(4): 418–423
(成孝刚, 安明伟, 阮雅端, 陈启美. 基于变分的盲图像复原质量评价指标. *自动化学报*, 2013, **39**(4): 418–423)
- Lu Ya-Nan, Xie Feng-Ying, Zhou Shi-Xin, Jiang Zhi-Guo, Meng Ru-Song. Non-reference quality assessment of dermoscopy images with defocus blur and uneven illumination distortion. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(3): 480–488
(卢亚楠, 谢凤英, 周世新, 姜志国, 孟如松. 皮肤镜图像散焦模糊与光照不均混叠时的无参考质量评价. *自动化学报*, 2014, **40**(3): 480–488)
- Serir A, Beghdadi A, Kerouh F. No-reference blur image quality measure based on multiplicative multiresolution decomposition. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2013, **24**(7): 911–925
- Oh T, Park J, Seshadrinathan K, Lee S, Bovik A C. No-reference sharpness assessment of camera-shaken images by analysis of spectral structure. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, **23**(12): 5428–5439
- Ye P, Doermann D. No-reference image quality assessment using visual codebooks. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, **21**(7): 3129–3138
- Mittal A, Moorthy A K, Bovik A C. No-reference image quality assessment in the spatial domain. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, **21**(12): 4695–4708

- 11 Dong Hong-Ping, Liu Li-Xiong. No-reference image quality assessment in mutual information domain. *Journal of Image and Graphics*, 2014, **19**(3): 484–492
(董宏平, 刘利雄. 互信息域中的无参考图像质量评价. *中国图象图形学报*, 2014, **19**(3): 484–492)
- 12 Liu L X, Liu B, Huang H, Bovik A C. No-reference image quality assessment based on spatial and spectral entropies. *Signal Processing: Image Communication*, 2014, **29**(8): 856–863
- 13 Xue W F, Mou X Q, Zhang L, Bovik A C, Feng X C. Blind image quality assessment using joint statistics of gradient magnitude and Laplacian features. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, **23**(11): 4850–4862
- 14 Sang Q B, Wu X J, Li C F, Bovik A C. Blind image quality assessment using a reciprocal singular value curve. *Signal Processing: Image Communication*, 2014, **29**(10): 1149–1157
- 15 Saad M A, Bovik A C, Charrier C. Blind image quality assessment: a natural scene statistics approach in the DCT domain. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, **21**(8): 3339–3352
- 16 Moorthy A K, Bovik A C. Blind image quality assessment: from natural scene statistics to perceptual quality. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, **20**(12): 3350–3364
- 17 Zhang Y, Moorthy A K, Chandler D M, Bovik A C. C-DIIVINE: No-reference image quality assessment based on local magnitude and phase statistics of natural scenes. *Signal Processing: Image Communication*, 2014, **29**(7): 725–747
- 18 Liu L X, Dong H P, Huang H, Bovik A C. No-reference image quality assessment in curvelet domain. *Signal Processing: Image Communication*, 2014, **29**(4): 494–505
- 19 Li Y M, Po L M, Xu X Y, Feng L T. No-reference image quality assessment using statistical characterization in the shearlet domain. *Signal Processing: Image Communication*, 2014, **29**(7): 748–759
- 20 Lu F F, Zhao Q F, Yang G K. A no-reference image quality assessment approach based on steerable pyramid decomposition using natural scene statistics. *Neural Computing and Applications*, 2015, **26**(1): 77–90
- 21 Li Y M, Po L M, Xu X Y, Feng L T, Yuan F, Cheung C H, Cheung K W. No-reference image quality assessment with shearlet transform and deep neural networks. *Neurocomputing*, 2015, **154**: 94–109
- 22 Tsagaris V, Anastassopoulos V. Multispectral image fusion for improved RGB representation based on perceptual attributes. *International Journal of Remote Sensing*, 2005, **26**(15): 3241–3254
- 23 Sheikh H R, Wang Z, Cormack L, Bovik A C. LIVE image quality assessment database release 2 [Online], available: <http://live.ece.utexas.edu/research/quality/>, May 10, 2006
- 24 Ponomarenko N N, Lukin V V, Zelensky A, Egiazarian K, Carli M, Battisti F. TID2008 — A database for evaluation of full-reference visual quality assessment metrics. *Advances of Modern Radioelectronics*, 2009, **10**: 30–45
- 25 Larson E C, Chandler D M. Categorical subjective image quality CSIQ database [Online], available: <http://vision.okstate.edu/csiq/>, April 24, 2009
- 26 Mittal A, Soundararajan R, Bovik A C. Making a ‘Completely Blind’ image quality analyzer. *IEEE Signal Processing Letters*, 2012, **20**(3): 209–212
- 27 Ruderman D L. The statistics of natural images. *Network: Computation in Neural Systems*, 1994, **5**(4): 517–548
- 28 Kovesi P. Phase congruency detects corners and edges. In: *Proceedings of the 7th International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications*. Sydney, Australia, 2003. 309–318
- 29 Klotz J G, Kracht D, Bossert M, Schober S. Canalizing boolean functions maximize mutual information. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2014, **60**(4): 2139–2147
- 30 Chang C C, Lin C C. LIBSVM: a library for support vector machines. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2011, **2**(3): Article No. 27



李俊峰 浙江理工大学机械与自动控制学院副教授. 2010 年获得东华大学工学博士学位. 主要研究方向为图像质量评价, 图像融合.

E-mail: ljf2003@zstu.edu.cn

(**LI Jun-Feng** Associate professor at the Faculty of Mechanical Engineering & Automation, Zhejiang Sci-Tech University. He received his Ph.D. degree from Donghua University in 2010. His research interest covers image quality assessment and image fusion.)