

基于非零均值广义高斯模型与全局结构相关性的 BRISQUE 改进算法

唐祎玲, 江顺亮, 徐少平*

(南昌大学信息工程学院 南昌 330031)
(xushaoping@ncu.edu.cn)

摘 要: 为解决经典无参考图像空域质量评价(BRISQUE)算法中图像质量敏感特征描述能力弱的问题, 进一步提高 BRISQUE 算法的准确性和鲁棒性, 提出一种基于非零均值广义高斯模型与全局结构相关性的改进算法(IBRISQUE). 首先用非零均值对称广义高斯模型从均值减损对比度归一化(MSCN)系数映射图中提取图像质量敏感特征; 然后用非零均值非对称广义高斯模型在水平、垂直、主对角线和次对角线 4 个方向从 MSCN 系数映射图的相邻系数中提取反映局部结构失真的图像质量敏感特征; 最后计算水平、垂直、主对角线和次对角线 4 个方向 MSCN 系数映射图的相邻系数的皮尔逊相关系数(PLCC)值, 将其作为新增的反映全局结构失真的图像质量敏感特征. 在 LIVE 和 TID2013 基准测试数据库上的实验结果表明, 与当前主流图像质量评价算法相比, IBRISQUE 算法具有更高的预测准确性, 同时执行效率基本保持了与 BRISQUE 算法相当的水平, 综合性能更优.

关键词: 无参考图像质量评价; 自然场景统计; 非零均值广义高斯模型; 全局结构特征
中图法分类号: TP391.41 **DOI:** 10.3724/SP.J.1089.2018.16295

An Improved BRISQUE Algorithm Based on Non-zero Mean Generalized Gaussian Model and Global Structural Correlation Coefficients

Tang Yiling, Jiang Shunliang, and Xu Shaoping*

(Information Engineering School, Nanchang University, Nanchang 330031)

Abstract: To solve the problem of the limited description ability of the quality-aware features used in blind/referenceless image spatial quality evaluator (BRISQUE) algorithm and enhance the accuracy and robustness of the BRISQUE algorithm, an improved BRISQUE (IBRISQUE) algorithm was proposed in this paper. First, we adopted non-zero mean symmetric generalized Gaussian distribution (GGD) model to obtain the quality-aware features from mean subtracted and contrast normalized (MSCN) coefficients. Then, we used non-zero mean asymmetric generalized Gaussian distribution (AGGD) to extract the quality-aware features that could represent the local structural distortions from the neighboring MSCN coefficients along four orientations. Finally, we utilized Pearson linear correlation coefficients (PLCC) of neighboring MSCN coefficients from horizontal, vertical, main-diagonal, and secondary-diagonal directions as the quality-aware features reflecting global structural distortions. The IBRISQUE algorithm was tested on the LIVE and TID2013 benchmark databases. Comparing with state-of-the-art image quality assessment algorithms, IBRISQUE algorithm achieves higher prediction accuracy while the efficiency maintains a roughly equal level compared with the original BRISQUE algorithm. The proposed algorithm that strikes a favorable balance between accuracy and complexity outperforms other competing algorithms significantly.

收稿日期: 2017-03-13; 修回日期: 2017-09-06. 基金项目: 国家自然科学基金(61662044, 61163023, 61379018, 81501560); 江西省自然科学基金(20171BAB202017). 唐祎玲(1977—), 女, 博士研究生, 讲师, 主要研究方向为数字图像处理、图像质量评价、机器视觉; 江顺亮(1965—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为数字图像处理、计算机仿真、人工智能; 徐少平(1976—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 论文通讯作者, 主要研究方向为图形图像处理、机器视觉、虚拟手术仿真等.

Key words: no-reference image quality assessment; natural scene statistics; non-zero mean generalized Gaussian model; global structural feature

无参考图像质量评价算法(no-reference image quality assessment, NR-IQA)主要用于评价各类图像处理系统中图像质量的优劣;其评价结果可以用于图像处理算法的性能比较、系统性能优化以及图像质量监控等领域,也可以用来说明图像的生成效果、度量图像处理及传输技术对图像的影响等^[1-5]。根据适用的失真类型, NR-IQA 算法可以粗略地分为面向特定失真和非特定失真2种。前者只针对诸如模糊^[3]、振铃^[4]和 JPEG2000 压缩^[5]等单一图像失真类型进行评价,可以通过从图像中提取有针对性的图像质量敏感特征实现准确性较高的图像质量评价,在实现难度上相对容易;后者可以同时多种类型失真图像进行评价,应用领域更广,但设计鲁棒性较好的图像质量敏感特征是此类算法的难点,因此得到了众多研究者的关注^[6-8]。

Ruderman 等^[9]的研究表明,自然图像中所蕴含的自然场景统计(natural scene statistics, NSS)信息具有极强的规律性,自然图像一旦受到噪声干扰, NSS 的分布就会被打破,并且呈现出有规律的偏移。基于 NSS 提取图像质量特征是当前面向非特定失真类型的 NR-IQA 算法常用的方法之一。早期, Moorthy 等^[10]提出一种基于小波变换的无参考图像质量索引(blind image quality index, BIQI)算法,在提取给定失真类型图像的小波变换域 NSS 特征后,先基于这些特征判定图像的失真类型,再进行图像质量评价。随后, Moorthy 等^[11]在 BIQI 的基础上提出基于失真类型识别的图像真实性和完整性评价(distortion identification-based image verity and integrity evaluation, DIIVINE)算法,使用金字塔模型对图像进行多尺度和多方向分解,然后利用高斯尺度混合模型对相邻小波系数建模,提取各子带系数的统计特征对图像进行评价。DIIVINE 算法和 BIQI 算法的共同点在于,它们都需要在评价图像质量前利用训练好的模型对图像失真类型进行分类;但在实际应用中,模型训练集很难包含所有失真类型,因此这2种算法不能用于评价训练集中未包含的失真类型的图像评价。2010年, Saad 等^[12]使用离散余弦变换(discrete cosine transform, DCT)提出基于 DCT 统计无参考图像完整性标记(blind image integrity notator using DCT statistics, BLIINDS)

算法,提取 DCT 域中的对比度与结构特征,并用这些特征训练概率统计图像质量映射模型来评价图像质量。2012年, Saad 等^[13]又提出 BLIINDS 改进算法(BLIINDS-II),提取更多 DCT 域的 NSS 特征,用广义高斯分布(generalized Gaussian distribution, GGD)模型拟合 DCT 系数直方图,并将拟合模型的参数作为图像质量敏感特征进行图像质量评价。由于 BLIINDS-II 算法需要进行 DCT 的分块统计,计算复杂度很高,非常耗时。之后, Liu 等^[14]提出一种基于曲波变换的图像质量评价(CurveletQA)算法,首先对图像进行曲波变换,然后分块提取图像多个尺度和多个方向上的 NSS 特征进行图像质量评价。CurveletQA 算法使用非零均值非对称广义高斯分布(asymmetric generalized Gaussian distribution, AGGD)模型拟合曲波变换图像的直方图,取得了较好的评价效果;但该算法对图像失真类型的识别并不理想。Ghadiyaram 等^[15]于2017年提出一种基于特征图的无参考图像质量评估(feature maps based referenceless image quality evaluation engine, FRIQUEE)算法,利用 GGD 模型和 AGGD 模型提取多种色彩空间的亮度域、西格玛域、高斯差分域、拉普拉斯域和小波域的自然场景统计特征,取得了很好的评价效果;但该算法要提取高达560维的图像质量敏感特征,计算效率十分低。

由于上述算法均需要在事先选定的基础数据库上训练评估模型才能进行图像质量评价,因此基准测试数据库中包含的图像主观评价值(differential mean opinion score, DMOS)的准确性决定了这些算法评价的准确性。为了解决这个问题, Mittal 等^[16]提出自然图像质量评估(naturalness image quality evaluator, NIQE)算法,基于一个自然无失真图像集训练多变量高斯模型(multivariate Gaussian model, MVG)来实现图像质量映射,属于无需 DMOS 评价值的算法。Zhang 等^[17]在 NIQE 的基础上提出融合局部特征的 NIQE(integrated local NIQE, ILNIQE)算法,从自然图像中提取亮度、梯度和颜色等统计特征来构建 MVG 模型,获得了更好的预测准确性;但由于要提取更多的特征,该算法的计算效率相比于 NIQE 下降得很快。

事实上,在 FRIQUEE 和 ILNIQE 算法所使用

的图像质量敏感特征中,由 Mittal 等^[18]提出的无参考图像空域质量评价(blind/referenceless image spatial quality evaluator, BRISQUE) 算法所采用的 NSS 图像质量敏感特征起到了关键作用,用于提取特征的零均值 GGD 模型和零均值 AGGD 模型被广泛使用. BRISQUE 算法最显著的特点就是它完全工作在空域,整体执行效率非常高,但其所提取的图像质量特征仍存在着不足之处. 例如, Zhang 等^[19]认为 BRISQUE 算法的拟合模型存在偏差,可以在 BRISQUE 算法提取的图像特征基础上,将拟合模型与实际亮度统计分布之间的误差作为新的图像特征来提高图像质量评价的准确度. 另外, BRISQUE 算法基于零均值 GGD 模型和零均值 AGGD 模型忽略了失真图像的一些细节信息,也没能反映失真图像的全局结构特征.

为获取一种计算效率高且描述能力强的图像质量敏感特征描述符,本文在 BRISQUE 算法的图像质量特征提取方法基础上,提出一种改进的 BRISQUE 算法(improved BRISQUE, IBRISQUE),使用非零均值广义高斯模型提取均值减损对比度归一化(mean subtracted and contrast normalized, MSCN)系数映射图(简称 MSCN 系数),以及 MSCN 系数映射图的相邻系数(简称 MSCN 相邻系数)中所包含的图像质量敏感特征,并提取图像全局结构特征作为图像质量敏感特征. 在 LIVE^[20]和 TID2013^[21]基准测试数据库的实验结果表明,IBRISQUE 算法提取了 54 维统计特征,仅比经典的 BRISQUE 算法增加 18 维特征,继续保持了较高的执行效率;在预测准确性方面可以接近或超过主流 NR-IQA 算法. 因此,IBRISQUE 算法在执行效率和预测准确性两方面的综合性能更优,能够更好地满足实际应用的需要.

1 相关工作

尽管自然场景图像的亮度或颜色分布可能存在很大差异,但使用亮度归一化这种方式对图像进行预处理后,图像的 MSCN 系数的分布将具有显著的统计规律^[9]. 这种非线性处理方式模拟了人类视觉系统中特有的自适应增益控制前端中心环绕模型,从 MSCN 系数分布中提取的 NSS 特征可以有效地应用于图像质量评价^[22]. MSCN 系数的计算方法为

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

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

$$\sigma(i, j) = \sqrt{\sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \omega_{k,l} (I_{k,l}(i, j) - \mu(i, j))^2} \quad (3)$$

其中, $I(i, j)$ 是大小 $M \times N$ 的灰度图像, $i \in 1, 2, \dots, M, j \in 1, 2, \dots, N$; 式(2)(3)分别计算灰度图像的均值和方差; C 为常量,用于避免图像因局部区域方差为零造成的不稳定情况; $\omega_{k,l}$ 是二维高斯加权函数, k 和 l 是高斯窗口的长和宽 ($k = l = 3$). Mittal 等^[18]使用零均值 GGD 模型为 MSCN 系数分布建模,将模型参数 (α, σ^2) 作为图像的特征,计算方法为

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

其中,

$$\beta = \sigma \sqrt{\frac{\Gamma(1/\alpha)}{\Gamma(3/\alpha)}} \quad (4)$$

$$\Gamma(a) = \int_0^\infty t^{a-1} e^{-t} dt, a > 0 \quad (5)$$

α 和 σ^2 分别用于控制广义高斯分布的形状和方差. 当 $\alpha = 1$ 时,为拉普拉斯分布,模糊图像更趋近于拉普拉斯分布^[9]; $\alpha = 2$ 时,为高斯分布; $\alpha \rightarrow \infty$ 时,为均匀分布^[18].

Mittal 等^[18]还发现, MSCN 相邻系数之间具有一定的结构特性,基于此可以获得失真图像中的降质信息. 为此,文献[18]基于 MSCN 系数 $I_n(i, j)$ 构造了一个结构模型,获取图像在水平 H 、垂直 V 、主对角线 D_m 和次对角线 D_s 共 4 个方向上 MSCN 相邻系数的乘积

$$H(i, j) = I_n(i, j)I_n(i, j+1),$$

$$V(i, j) = I_n(i, j)I_n(i+1, j),$$

$$D_m(i, j) = I_n(i, j)I_n(i+1, j+1),$$

$$D_s(i, j) = I_n(i, j)I_n(i+1, j-1).$$

上述乘积的统计分布可以使用零均值 AGGD 模型拟合^[18],计算方法为

$$f_x(x; \alpha, \sigma_1^2, \sigma_r^2) = \begin{cases} \frac{\alpha}{(\beta_l + \beta_r)\Gamma(1/\alpha)} \exp\left(-\left(\frac{-x}{\beta_l}\right)^\alpha\right), & x < 0 \\ \frac{\alpha}{(\beta_l + \beta_r)\Gamma(1/\alpha)} \exp\left(-\left(\frac{-x}{\beta_r}\right)^\alpha\right), & x \geq 0 \end{cases}.$$

其中,

$$\beta_r = \sigma_r \sqrt{\frac{\Gamma(1/\alpha)}{\Gamma(3/\alpha)}} \quad (6)$$

$$\beta_l = \sigma_l \sqrt{\frac{\Gamma(1/\alpha)}{\Gamma(3/\alpha)}} \quad (7)$$

$$\eta = (\beta_r - \beta_l) \frac{\Gamma(2/\alpha)}{\Gamma(1/\alpha)} \quad (8)$$

α 用于控制 MSCN 相邻系数乘积分布的形状, σ_l^2 和 σ_r^2 分别反映分布左、右两侧不同的衰减程度. AGGD 模型参数 $(\alpha, \sigma_l^2, \sigma_r^2, \eta)$ 作为图像特征进行图像质量评价.

本文通过对许多代表性失真图像的研究发现, BRISQUE 算法所提取的图像质量特征仍然存在以下不足: (1) 仅使用零均值广义高斯模型建模. 在提取归一化亮度系数分布特征和邻域像素之间的结构特征时, 假设 MSCN 系数分布的均值为 0. 而

失真图像实际的 MSCN 系数分布及其 MSCN 相邻系数乘积的分布都存在着不同程度的偏移(即均值不为 0), 使用零均值 GGD 模型与零均值 AGGD 模型不能准确地反映图像的失真特征, 从而影响评价的精确性; (2) 仅描述了图像的局部结构信息. BRISQUE 算法获取邻域像素之间的结构特征时, 首先将相邻的 MSCN 系数相乘, 然后用零均值 AGGD 模型拟合乘积值的分布. 这种方法实际上只提取了图像的局部结构特征, 没有体现图像的全局结构特征. 例如, 从 LIVE 数据库中选择 3 组共 6 幅图像, 各图像在水平方向上的 AGGD 模型参数如表 1 所示. 可以看出, 各组图像之间的 DMOS 值差异很大, 但 η , σ_l^2 和 σ_r^2 参数值却非常接近, 甚至相同. 因此, 仅使用 η , σ_l^2 和 σ_r^2 作为图像质量特征, 有时会无法区分图像的失真程度和失真类型.

表 1 LIVE 数据库部分图像在水平方向的 AGGD 模型参数

图像	失真类型	DMOS	α	H	σ_l^2	σ_r^2
Carnivaldools	JP2K	45.8920	0.3380	0.0405	0.0024	0.0206
Parrots	JP2K	69.9783	0.3720	0.0435	0.0024	0.0206
Caps	Gblur	24.6476	0.5800	0.1003	0.0052	0.0589
Womanhat	FF	44.6732	0.4840	0.0929	0.0049	0.0589
Cemetery	JP2K	21.2455	0.7270	0.0840	0.0708	0.1573
Bikes	无	0	0.8190	0.0875	0.0707	0.1574

2 IBRISQUE 算法

为解决上述问题, 本文首先利用非零均值 GGD 模型和非零均值 AGGD 模型描述图像的亮度分布统计特征, 以弥补 BRISQUE 算法零均值广义高斯模型的不足; 其次, 考虑到自然图像邻域像素之间包含的很强的相关性^[9], 新增在水平、垂直、主对角线和次对角线 4 个方向上 MSCN 相邻系数的皮尔逊相关系数(Pearson linear correlation coefficients, PLCC)描述图像全局结构失真的特征.

2.1 非零均值广义高斯模型

鉴于失真图像 MSCN 系数的分布存在一定程度的偏移, 使用非零均值 GGD 模型对 MSCN 系数的分布进行拟合

$$f(x; \alpha, \sigma^2, \mu) = \frac{\alpha}{2\beta\Gamma(1/\alpha)} \exp\left(-\left(\frac{|x-\mu|}{\beta}\right)^\alpha\right) \quad (9)$$

其中, α 和 σ^2 分别用于控制广义高斯分布的形状和方差; μ 为均值, 对应峰值点的横坐标, 表征分

布的偏移程度, 当 $\mu \neq 0$ 时, 表示分布存在偏移; β 和 Γ 分别利用式(4)和式(5)计算. 模型参数 (α, σ^2, μ) 作为图像的特征. 失真图像在 4 个方向上的 MSCN 相邻系数乘积的分布也存在不同程度的偏移, 使用非零均值 AGGD 模型对其进行拟合

$$f_x(x; \alpha, \sigma_l^2, \sigma_r^2, \mu) = \begin{cases} \frac{\alpha}{(\beta_l + \beta_r)\Gamma(1/\alpha)} \exp\left(-\left(\frac{-(x-\mu)}{\beta_l}\right)^\alpha\right), & x < \mu \\ \frac{\alpha}{(\beta_l + \beta_r)\Gamma(1/\alpha)} \exp\left(-\left(\frac{-(x-\mu)}{\beta_r}\right)^\alpha\right), & x \geq \mu \end{cases} \quad (10)$$

其中, α 反映 MSCN 相邻系数分布的形状; σ_l^2 和 σ_r^2 对应分布左、右两侧不同的衰减程度; μ 为均值, 对应峰值点的横坐标; Γ , β_l , β_r 和 η 分别用式(5)~式(8)计算. 模型参数 $(\alpha, \sigma_l^2, \sigma_r^2, \eta, \mu)$ 作为图像特征.

2.2 邻域像素相关性统计

为量化自然图像邻域像素之间的相似性, 计算图像中直接相邻像素在水平、垂直、主对角线和次对角线 4 个方向上 MSCN 相邻系数的全局相关

系数 C_h, C_v, C_m 和 C_s

$$C_h = P(I_n(1:M, 1:N-1), I_n(1:M, 2:N)) \quad (11)$$

$$C_v = P(I_n(1:M-1, 1:N), I_n(2:M, 1:N)) \quad (12)$$

$$C_m = P(I_n(1:M-1, 1:N-1), I_n(2:M, 2:N)) \quad (13)$$

$$C_s = P(I_n(2:M, 1:N-1), I_n(1:M, 2:N)) \quad (14)$$

其中, I_n 是经过式(1)转换的归一化图像, 图像尺寸为 $M \times N$. X 和 Y 的 PLCC 计算函数

$$P(X, Y) = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L (x_{k,l} - \bar{X})(y_{k,l} - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L (x_{k,l} - \bar{X})^2 \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L (y_{k,l} - \bar{Y})^2}} \quad (15)$$

其中, X 和 Y 是图像中互不重叠, 大小为 $K \times L$ 的子块, \bar{X} 和 \bar{Y} 分别是 X 和 Y 的均值. PLCC 的取值范围在 $-1 \sim 1$, 其绝对值越大, 表示 X 和 Y 的相关性越强. 利用 MSCN 相邻系数的 PLCC 值可以反映邻域像素在整个图像上的相互关系, 以及图像的全局结构特征.

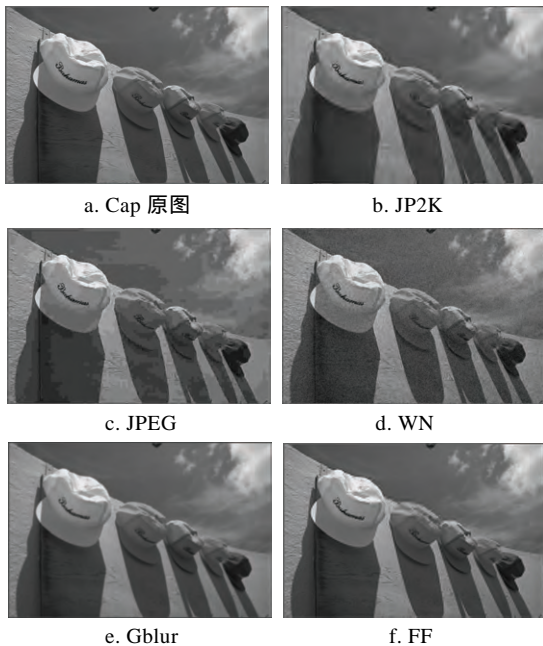


图 1 无失真图像 Cap 及其 5 种类型失真图像

为分析 MSCN 相邻系数在 4 个方向上的全局结构相关性与图像质量之间的关系, 对无失真图像以及 JPEG2000 压缩(JP2K)、JPEG 压缩(JPEG)、高斯模糊(Gaussian blur, Gblur)、白噪声(white noise, WN)和快衰落(fastfading, FF)这 5 类失真图像邻域像素之间的全局相关性进行分析. 以 LIVE 数据库中无失真图像 Cap 及其相应的 5 类失真图像为例(如图 1 所示), 用式(11)~式(14)计算图 1 原始图像 4 个方向上相邻像素之间的 PLCC 值, 以及图 1 归一化图像在 4 个方向上相邻像素之间的 PLCC 值,

相关 PLCC 值如表 2~表 3 所示.

表 2 图 1 原始图像邻域像素间的 PLCC 值

失真类型	水平	垂直	主对角	次对角
无失真	0.9824	0.9730	0.9731	0.9550
JP2K	0.9956	0.9945	0.9919	0.9891
JPEG	0.9871	0.9838	0.9764	0.9710
WN	0.7280	0.7216	0.7207	0.7071
Gblur	0.9965	0.9968	0.9948	0.9921
FF	0.9953	0.9954	0.9926	0.9892

表 3 图 1 归一化图像邻域像素间的 PLCC 值

失真类型	水平	垂直	主对角	次对角
无失真	0.3875	0.0408	0.1379	0.1301
JP2K	0.5285	0.5517	0.3989	0.3888
JPEG	0.5565	0.4330	0.1196	0.0946
WN	0.0987	0.1162	0.0686	0.0889
Gblur	0.6254	0.5489	0.5310	0.4578
FF	0.6514	0.6307	0.5090	0.4971

从表 2 可以看出, 除了 WN 原始图像邻域像素间的相关性相对较弱外, 其他各类失真原始图像的邻域像素在 4 个方向上都存在着很强的相关性, 但是不同方向的 PLCC 值区分度不大. 从表 3 可以看出, 经归一化方法处理后的图像, 其邻域像素之间的依赖性大幅降低, 不同类型失真图像在 4 个方向上 MSCN 相邻系数的 PLCC 取值有着明显的不同; 同一图像在不同方向的 PLCC 差异也很明显, 说明 4 个方向上 MSCN 相邻系数的全局结构相关性可以较好地反映图像的失真情况.

为了进一步分析在 4 个方向上 MSCN 相邻系数的全局相关系数与图像失真类型及失真程度之间的关系, 从 LIVE 数据库选取 Cap 图像对应的 JP2K 失真、JPEG 失真、WN 失真、Gblur 失真和 FF 失真图像各 5 幅, 按类型给出各类失真图像在 4 个方向上 MSCN 相邻系数的全局相关系数变化趋势, 如图 2 所示. 为便于观察全局相关系数与失真程度的关联性, 图 2 中按图像 DMOS 值从小到大的顺序, 依次给出各图像的 MSCN 相邻系数的全局相关系数. 可以看出, 图像的失真类型与失真程度会影响图像邻域像素之间的全局结构相关性统计特征; 不同类型失真图像 MSCN 相邻系数 4 个方向的 PLCC 值有着各自的变化规律, 并且会随着图像失真程度的变化而显著变化. 因此, 失真图像在水平、垂直、主对角线和次对角线 4 个方向 MSCN 相邻系数的全局结构相关性统计特征, 能够较好地反映出图像的失真程度与失真类型.

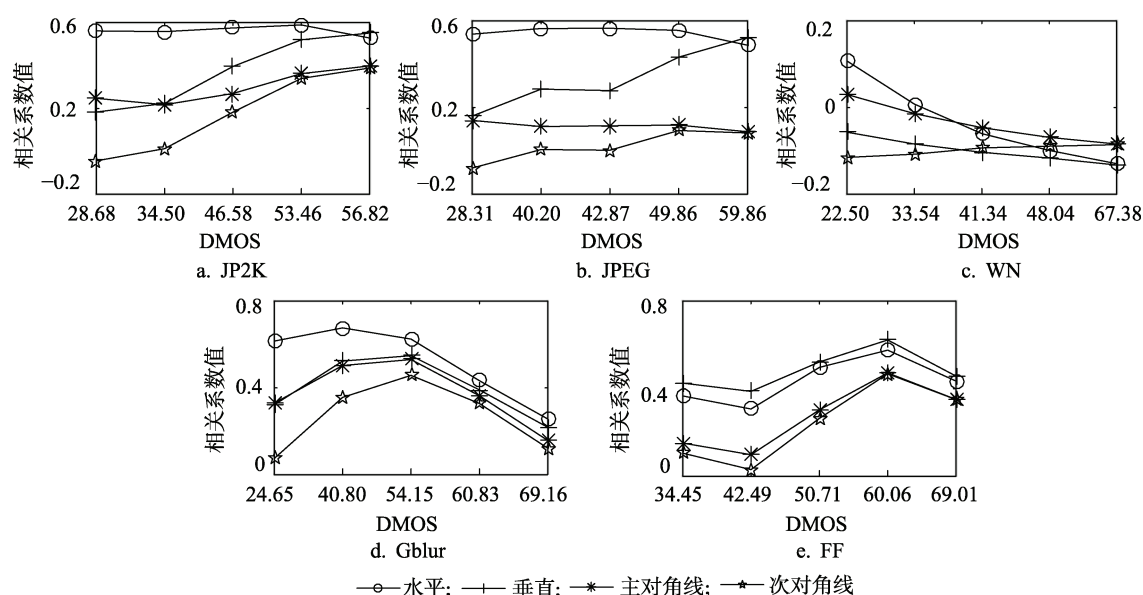


图2 MSCN 相邻系数的 PLCC 与 DMOS 变化趋势图

2.3 图像质量评价模型

IBRISQUE 算法提取的图像质量特征包括 3 个部分: (1) 用式(9)拟合 MSCN 系数的分布, 将非零均值 GGD 模型的 3 个参数 (α, σ^2, μ) 作为特征值; (2) 计算图像在水平、垂直、主对角线和次对角线 4 个方向上 MSCN 相邻系数的乘积, 用式(10)拟合乘积分布, 提取 4 个方向上非零均值 AGGD 模型参数 ($\alpha, \sigma_1^2, \sigma_r^2, \eta, \mu$) 共 20 个特征值; (3) 使用式(11)~式(14)提取图像在 4 个方向上 MSCN 相邻系数的 PLCC 值 (C_h, C_v, C_m, C_s), 共 4 个特征值. 考虑到多尺度方法能够获得更好的图像质量特征, 在 2 个尺度上提取上述图像质量特征, 这样在 IBRISQUE 算法中共有 54 维图像质量特征用于图像质量评价.

基于所提取的图像质量特征, 可以使用支持向量机技术来建立评价模型^[23]. 本文利用已知主观评价值的图像特征训练支持向量回归 (support vector regression, SVR) 模型, 预测图像的质量值. 训练时, SVR 模型使用 Epsilon-SVR 模型, 核函数为径向基核函数, 用相同的图像特征通过构建支持向量分类机 (support vector classification, SVC) 来预测图像失真类型; SVC 模型使用 C-SVC 多分类模型, 核函数与 SVR 模型相同.

3 实验与结果分析

3.1 实验环境设置

为了验证 IBRISQUE 算法的有效性, 基于

LIVE^[20]和 TID2013^[21]基准测试数据库进行测试. 选取 LIVE 数据库中 29 个场景的 5 种类型失真图像共 779 幅, 其中, JP2K 失真 169 幅, JPEG 失真 175 幅, WN 失真, Gblur 失真和 FF 失真图像各 145 幅; 选取 TID2013 数据库中 25 个场景的 4 种类型失真图像共 500 幅, 其中, 包括 JP2K 失真、JPEG 失真、WN 失真和 Gblur 失真图像各 125 幅. 选取 BIQI^[10], DIIVINE^[11], BLINDS-II^[13], NIQE^[16], ILNIQE^[17]和 BRISQUE^[18]6 种经典无参考图像质量评价算法, 以及近年来出现的 FRIQUEE^[15], GM-LOG^[24]和 OG-IQA^[25]3 种算法进行对比实验. 其中, FRIQUEE 算法是 2017 年提出的在各大数据库都表现非常好的基于自然统计模型的 NR-IQA 算法; GM-LOG 算法是由 Xue 等^[24]使用梯度幅值和拉普拉斯高斯特征构建的 NR-IQA 算法; OG-IQA 算法则是由 Liu 等^[25]基于方向梯度特征, 并使用 Ada-Boosting 反向传播神经网络将梯度相关特征映射为图像质量评价值的算法. 参与实验的算法具有广泛代表性和先进性.

IBRISQUE 算法中包含 2 个部分的图像质量特征: 非零均值 GGD 模型参数与非零均值 AGGD 模型参数, 以及 4 个方向 MSCN 相邻系数的全局相关系数. 为了更为精细地分析各种图像质量特征对图像质量评价结果的影响, 将仅使用非零均值 GGD 参数与非零均值 AGGD 模型参数的改进算法命名为 IBRISQUE-I; 将在 BRISQUE 算法基础上仅加入 4 个方向 MSCN 相邻系数的全局相关系数的改进算法命名为 IBRISQUE-II. 实验时, 将这

2 种算法也纳入比较.

使用斯皮尔曼秩相关系数(Spearman rank order correlation coefficient, SROCC), PLCC 和均方根误差(root mean squared error, RMSE)作为性能评价准确性指标. SROCC 和 PLCC 越接近 1, RMSE 越小, 预测结果与主观评价结果的一致性越高.

由于 IBRISQUE 算法需要训练回归模型, 实验中随机选取 LIVE 数据库中 80% 的失真图像构成训练集, 剩余 20% 的失真图像构成测试集, 训练集与测试集中无重复图像, 以保证测试的有效性. 首先使用训练集图像的特征训练 SVR 模型, 然后估计测试集所有图像的质量值, 最后计算测试集图像的质量值与其相应的 DMOS 之间的 SROCC 值和 PLCC 值. 考虑到单次实验的随机性, 重复上述过程 1 000 次, 将 1 000 次重复实验的 SROCC 中值、PLCC 中值和 RMSE 中值作为技术指标进行比较.

3.2 LIVE 数据库

对比多种算法在 LIVE 数据库上图像质量预测

值与图像相应的 DMOS 值之间的相关性, 对比结果如表 4~表 6 所示. 可以看出, IBRSIQUE-I, IBRSIQUE-II 和 IBRSIQUE 算法的总体评价性能均优于 BRISQUE 算法及其他大部分对比算法. IBRSIQUE-I 算法对 FF 失真的评价准确率最好, IBRSIQUE-II 算法对 JP2K 失真及 WN 失真的评价准确率更高, 综合了 2 类特征的 IBRSIQUE 算法评价 JPEG 失真、Gblur 失真及整个 LIVE 数据库的效果更好.

从表 4, 表 5 可以看出, IBRSIQUE 算法在 5 种失真类型及 LIVE 数据库整体的 SROCC 值和 PLCC 值基本上都超过 0.9, 明显高于经典算法, 但略低于 FRIQUEE 和 GM-LOG 算法. 由表 6 可以看出, FRIQUEE 和 GM-LOG 算法的 RMSE 相对最好, 但 IBRSIQUE 算法的 RMSE 也只有 5.301 2, 优于 BRISQUE 及其他经典对比算法. 而 OG-IQA 算法的评价结果均低于 IBRSIQUE 算法的评价结果. 综上所述, IBRSIQUE 算法的评价结果较 BRISQUE 算法更加准确, 更接近人的主观评价, 说明使用非零均值 GGD 与非零均值 AGGD 模型参数

表 4 各种算法在 LIVE 数据库上的 SROCC 比较

算法	JP2K	JPEG	WN	Gblur	FF	整体
BIQI	0.7995	0.8914	0.9510	0.8463	0.7067	0.8195
DIIVINE	0.7572	0.6079	0.7859	0.9198	0.8330	0.6745
BLIINDS-II	0.9163	0.8868	0.9596	0.9102	0.8349	0.8853
BRISQUE	0.9133	0.9082	0.9737	0.9608	0.8693	0.9358
FRIQUEE	0.9342	<u>0.9241</u>	0.9837	0.9719	0.9244	0.9568
NIQE	0.8976	0.8658	0.9716	0.9325	0.8647	0.8355
ILNIQE	0.8726	0.8633	0.9807	0.9162	0.8334	0.8472
GM-LOG	0.9172	0.9304	0.9818	0.9345	<u>0.9184</u>	<u>0.9475</u>
OG-IQA	0.9140	0.8942	<u>0.9833</u>	0.9291	0.8877	0.9033
IBRSIQUE-I	0.9231	0.9029	0.9817	<u>0.9639</u>	<u>0.8961</u>	0.9441
IBRSIQUE-II	<u>0.9323</u>	0.9027	<u>0.9823</u>	0.9605	0.8932	0.9444
IBRSIQUE	<u>0.9306</u>	<u>0.9143</u>	0.9803	<u>0.9626</u>	0.8865	<u>0.9447</u>

表 5 各种算法在 LIVE 数据库上的 PLCC 比较

算法	JP2K	JPEG	WN	Gblur	FF	整体
BIQI	0.8086	0.9011	0.9358	0.8293	0.7238	0.8205
DIIVINE	0.7590	0.5856	0.8440	0.8500	0.9263	0.6977
BLIINDS-II	0.9019	0.8977	0.9653	0.8993	0.8445	0.8660
BRISQUE	0.9251	0.9370	0.9836	0.9666	0.8974	0.9359
FRIQUEE	0.9472	<u>0.9506</u>	0.9921	0.9794	<u>0.9454</u>	0.9586
NIQE	0.8905	0.7231	0.8582	0.9236	0.8681	0.5400
ILNIQE	0.8347	0.7573	0.8988	0.9022	0.8324	0.6204
GM-LOG	0.9352	0.9575	<u>0.9916</u>	0.9510	0.9462	<u>0.9521</u>
OG-IQA	0.9144	0.8988	0.9774	0.9313	0.9050	0.8950
IBRSIQUE-I	0.9340	0.9422	0.9863	0.9687	<u>0.9141</u>	0.9438
IBRSIQUE-II	<u>0.9445</u>	0.9381	<u>0.9906</u>	<u>0.9699</u>	0.9075	0.9454
IBRSIQUE	<u>0.9435</u>	<u>0.9449</u>	0.9890	<u>0.9705</u>	0.9053	<u>0.9455</u>

表6 各种算法在LIVE数据库上的RMSE比较

算法	RMSE	算法	RMSE
BIQI	12.9569	ILNIQE	42.0271
DIIVINE	15.4044	GM-LOG	4.9449
BLIINDS-II	12.9056	OG-IQA	9.5267
BRISQUE	5.5986	IBRISQUE-I	5.3720
FRIQUEE	4.5063	IBRISQUE-II	5.2990
NIQE	99.4441	IBRISQUE	5.3012

以及MSCN相邻系数的全局相关性特征,可以更好地反映图像的质量值。

为验证IBRISQUE算法预测值与DMOS的一致程度,随机选取LIVE数据库中779幅失真图像的80%训练SVR模型,然后预测剩余失真图像的质量值,重复实验10次。图3所示为IBRISQUE算法预测值与图像相应DMOS值对比的散点图。可以看出,散点的聚集性较好,分布较为均匀,说明该算法评价结果与人的主观评价一致性较好。图4所

示为IBRISQUE算法在LIVE数据库上的1000次仿真实验SROCC和PLCC分布的盒状图。可以看出,该算法具有较好的稳定性,在LIVE数据库上整体的SROCC和PLCC变化范围非常小,都在0.94周围波动,只有FF失真图像1000次实验的SROCC和PLCC的变化范围稍大。

3.3 交叉验证

为了进一步验证IBRISQUE算法的通用性,选取LIVE数据库和TID2013数据库的部分图像进行交叉验证实验。用LIVE数据库的779幅失真图像构成训练集,训练评价模型;TID2013数据库的500幅WN失真、Gblur失真、JPEG失真和JP2K失真图像构成测试集,测试模型的性能。表7、表8所示为交叉验证实验中,测试集图像质量预测值与其DMOS值之间的SROCC值和PLCC值。可以看出,由于TID2013数据库包含了许多与LIVE数据库中场景不同、失真程度不同的图像,所有算法

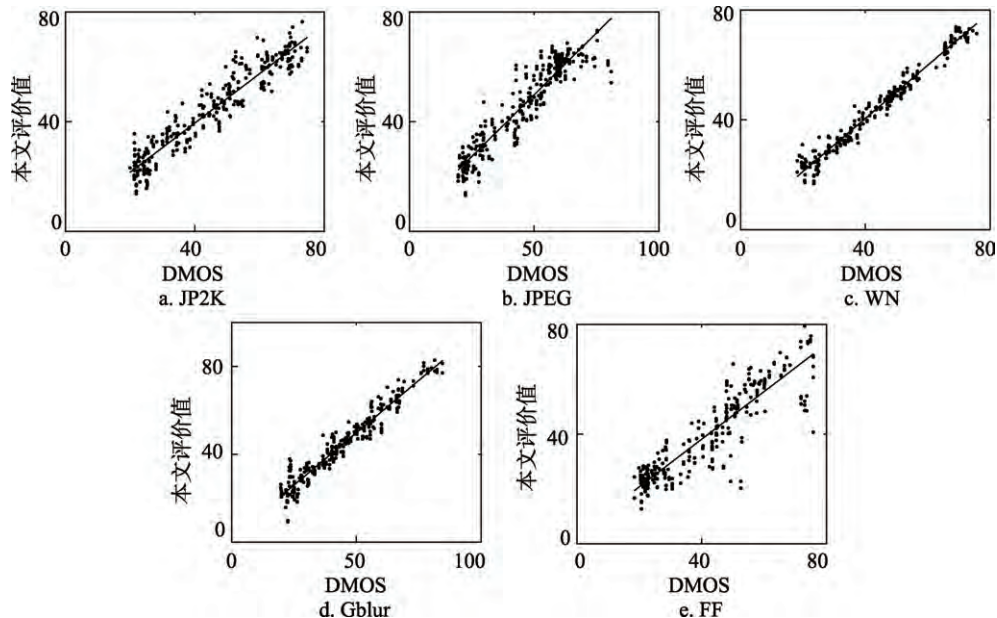


图3 IBRISQUE评价与DMOS值对比散点分布图

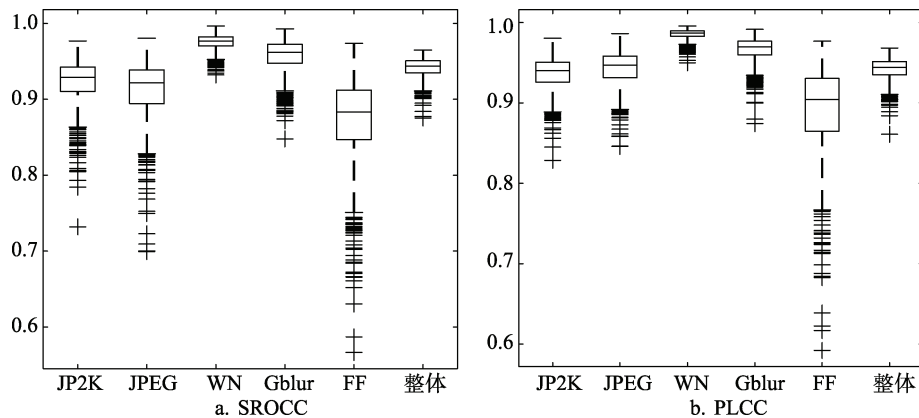


图4 IBRISQUE算法在LIVE数据库上的SROCC和PLCC分布盒状图

在交叉验证实验中的 SROCC 值及 PLCC 值都有所降低, 但 IBRISQUE 算法仍然具有较高的 SROCC 值和 PLCC 值, 说明该算法具有较好的通用性. 从表 8 可以看出, IBRISQUE-I 算法采用非零均值 GGD 模型和非零均值 AGGD 模型特征, 更精确地描述了图像的亮度统计特征, 评价准确率较 BRISQUE 算法更高. IBRISQUE-II 算法中加入了 MCSN 相邻系数的全局相关性统计特征, 对图像的失真程度更为敏感, 所以 IBRISQUE-II 算法的评价准确率比 IBRISQUE-I 算法有明显的提升. IBRISQUE 算法融合了 2 类特征, 可以更准确地反映失真图像的特征, 因此在交叉实验中的综合评价性能最好. 而在 LIVE 数据库上评价结果更好的 FRIQUEE 和 GM-LOG 算法在交叉验证实验中的评价结果略低于 IBRISQUE 算法的评价结果, 说明

表 7 交叉验证实验在 TID2013 数据库上获得的 SROCC 结果

算法	WN	Gblur	JP2K	JPEG	整体
BIQI	0.8084	0.7641	0.7212	0.8529	0.7701
DIIVINE	0.8553	0.8344	0.6288	0.8534	0.7820
BLIINDS-II	0.6468	0.8367	0.8360	0.8883	0.7673
BRISQUE	0.8595	0.8411	<u>0.8720</u>	0.8465	0.8192
FRIQUEE	0.8179	<u>0.8615</u>	0.8493	<u>0.8964</u>	0.8353
NIQE	0.8194	0.7970	0.8423	0.8891	0.7939
ILNIQE	0.8760	0.8155	0.8356	0.8581	0.8421
GM-LOG	<u>0.8738</u>	0.8684	0.8823	0.8918	<u>0.8510</u>
OG-IQA	0.8515	0.8247	<u>0.8785</u>	<u>0.8963</u>	0.8667
IBRISQUE-I	0.8494	0.8412	0.8487	0.8874	0.8265
IBRISQUE-II	0.8921	0.8405	0.8688	0.8913	0.8419
IBRISQUE	<u>0.8846</u>	<u>0.8504</u>	0.8690	0.8979	<u>0.8422</u>

表 8 交叉验证实验在 TID2013 数据库上获得的 PLCC 结果

算法	WN	Gblur	JP2K	JPEG	整体
BIQI	0.7886	0.6955	0.6901	0.8563	0.7377
DIIVINE	0.8359	0.8274	0.6160	0.8422	0.7723
BLIINDS-II	0.6464	0.8249	0.8574	0.8752	0.7761
BRISQUE	0.8380	<u>0.8634</u>	0.8540	0.8453	0.8356
FRIQUEE	0.8208	<u>0.8563</u>	0.8698	0.8697	0.8521
NIQE	0.7963	0.8007	0.8281	0.8797	0.7961
ILNIQE	<u>0.8721</u>	0.8241	0.8606	0.8779	0.8500
GM-LOG	0.8401	0.8799	0.8843	0.8857	0.8533
OG-IQA	0.8484	0.8123	0.9225	<u>0.9002</u>	<u>0.8614</u>
IBRISQUE-I	0.8466	0.8373	0.8741	0.8753	0.8480
IBRISQUE-II	0.8915	0.8400	<u>0.8945</u>	<u>0.8934</u>	<u>0.8616</u>
IBRISQUE	<u>0.8828</u>	0.8482	<u>0.9016</u>	0.9010	0.8677

IBRISQUE 算法在所有对比算法中具有最好的鲁棒性.

3.4 分类准确性

表 9 所示为 BIQI, DIIVINE, BLIINDS-II, BRISQUE, FRIQUEE 和 GM-LOG 这 6 种算法及 IBRISQUE-I, IBRISQUE-II 和 IBRISQUE 算法的分类准确性指标. 由于 NIQE, ILNIQE 和 OG-IQA 算法无法对失真图像进行分类, 所以未进行比较. 可以看出, IBRISQUE-I, IBRISQUE-II 和 IBRISQUE 算法的分类准确率仅次于 FRIQUEE 算法; GM-LOG 算法的分类准确率明显低于 IBRISQUE 算法的分类准确率; IBRISQUE-I 算法对 JP2K 失真、JPEG 失真及 FF 失真的分类准确率比 BRISQUE 算法有较大幅度的提高; IBRISQUE-II 算法的失真类型识别能力则稍逊于 IBRISQUE-I 算法, 说明非零均值 GGD 模型与非零均值 AGGD 模型参数对失真类型更为敏感. 而 IBRISQUE 算法对 JP2K 失真的识别率从 BRISQUE 原有的 86.77% 提升到 92.03%, WN 失真的识别率超过 99%, FF 失真的识别率也提升了 2.42%. 综上所述, IBRISQUE 算法提取的图像特征能够较好地表征各种失真类型的特点, 对失真类型的识别能力明显优于绝大部分对比算法.

表 9 各种算法分类准确率对比 %

算法	JP2K	JPEG	WN	Gblur	FF
BIQI	78.24	90.34	95.43	86.43	59.04
DIIVINE	85.73	95.89	98.29	92.71	76.79
BLIINDS-II	84.55	93.16	98.14	92.60	82.34
BRISQUE	86.77	94.20	98.80	96.20	90.28
FRIQUEE	94.85	99.23	100.0	97.67	91.25
GM-LOG	86.49	96.89	98.70	96.33	86.07
IBRISQUE-I	92.05	96.29	99.01	<u>96.64</u>	92.81
IBRISQUE-II	90.80	95.43	98.72	96.31	90.09
IBRISQUE	<u>92.03</u>	<u>96.65</u>	<u>99.02</u>	96.35	<u>92.70</u>

在对图像进行分类时, JP2K 失真与 FF 失真很容易被错分, 这是因为 FF 失真是 JP2K 失真经过网络传输丢包后形成的, FF 失真与 JP2K 失真具有许多相似特征. 由于在对图像进行 JP2K 和 JPEG 压缩时会产生一定的模糊效应, JP2K 失真与 JPEG 失真的错分比例也较高. 图 5 所示为 IBRISQUE 算法在 LIVE 数据库上 1000 次实验的分类混淆矩阵, 其中, 每次实验均随机选取 LIVE 数据库中 80% 的图像构造训练集, 剩余图像构造测试集. 可以看出, 只有 4.23% 的 FF 失真被错判为 JP2K 失真, 5.29% 的 JP2K 失真被错判为 FF 失真; 有 3.86% 的 JPEG

失真被判定为JP2K失真,有2.29%的JP2K失真被分类为JPEG失真。因此,IBRISQUE算法对各类失真的错判率很低。

	JP2K	JPEG	WN	Gblur	FF
JP2K	0.9203	0.0386	0.0006	0.0035	0.0423
JPEG	0.0229	0.9665	0.0009	0.0013	0.0115
WN	0.0012	0.0068	0.9902	0.0002	0.0000
Gblur	0.0148	0.0070	0.0005	0.9635	0.0102
FF	0.0529	0.0041	0.0000	0.0065	0.9270

图5 IBRISQUE在LIVE数据库上的分类混淆矩阵

3.5 计算复杂度分析

图像质量评价主要包含特征提取和质量值映射2个阶段,质量值映射时间相对很短,而特征提取时间会随着特征类型及数量而变化。本文实验平台为Intel i7-6820HQ处理器,2.7 GHz CPU,16 GB内存,Windows 10专业版64位操作系统,Matlab 2014b仿真软件。用各种评价算法统计了LIVE数据库中779幅失真图像特征的平均提取时间,结果如表10所示。可以看出,因为BIQI算法仅需要提取少量的自然场景统计特征,所以计算时间较短;DIIVINE算法需要对图像进行金字塔和方向分解,计算多尺度和多方向的特征,特征提取时间较长;BLIINDS-II算法要将图像划分为多个小块,计算每个小块的DCT系数及DCT系数高斯密度模型、频域变化系数、子带能量比、多方向DCT系数和多尺度特征,耗时最久;BRISQUE算法仅在空域提取图像的亮度统计信息,计算复杂度非常小;FRIQUEE算法由于要提取基于多种彩色空间和变换域的560维特征,耗时也很长,仅次于BLIINDS-II算法;NIQE算法分块提取失真图像中的亮度统计特征,为每个块构造MVG模型,通过计算这些MVG模型与无失真图像MVG模型的距离来预测图像质量值,耗时较短;ILNIQE算法需要提取图像的亮度、梯度和颜色等多种统计特征,特征提取时间较长;GM-LOG算法仅提取40维的梯度和拉普拉斯高斯特征,耗时非常短;而OG-IQA算法要使用特定神经网络计算图像质量,因此耗时较长;IBRISQUE算法只需要在空域提取图像亮度统计

信息及邻域像素的相关系数,特征提取时间仅比BRISQUE算法增加了不到0.04 s。

表10 各种算法特征提取时间对比

算法	时间/s	算法	时间/s
BIQI	0.6571	NIQE	0.3139
DIIVINE	19.2349	ILNIQE	4.8997
BLIINDS-II	70.7001	GM-LOG	0.0834
BRISQUE	0.0883	OG-IQA	9.1602
FRIQUEE	42.8278	IBRISQUE	0.1268

4 结 语

IBRISQUE算法充分考虑了失真图像的MSCN系数以及4个方向上MSCN相邻系数统计分布中存在的偏移情况,使用非零均值广义高斯模型提取更为精确的亮度统计分布相关的图像质量敏感特征;同时,提取描述图像全局结构相关性特征作为局部结构特征的补充。与BRISQUE算法相比,IBRISQUE算法所提取的图像质量敏感特征具有更好的图像质量描述能力,对各种失真类型的区分能力强。IBRISQUE算法在大幅度提高图像质量评价准确性的同时并没有牺牲计算时间,仍然保持了较高的执行效率,且通用性较好。因此,IBRISQUE算法在实际应用中更有前景。

参考文献(References):

- [1] Fang Y M, Ma K D, Wang Z, *et al.* No-reference quality assessment of contrast-distorted images based on natural scene statistics[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(7): 838-842
- [2] Lee D, Plataniotis K N. Toward a no-reference image quality assessment using statistics of perceptual color descriptors[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(8): 3875-3889
- [3] Wang Guanjun, Wu Zhiyong, Yun Haijiao, *et al.* No-reference quality assessment for blur image combined with re-blur range and singular value decomposition[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2016, 28(4): 654-662(in Chinese)
(王冠军, 吴志勇, 云海蛟, 等. 结合图像二次模糊范围和奇异值分解的无参考模糊图像质量评价[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2016, 28(4): 654-662)
- [4] Liu H T, Klomp N, Heynderickx I. A no-reference metric for perceived ringing artifacts in images[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2010, 20(4): 529-539
- [5] Corchs S, Gasparini F, Schettini R. No reference image quality classification for JPEG-distorted images[J]. *Digital Signal Processing*, 2014, 30: 86-100

- [6] Chen Yong, Shuai Feng, Fan Qiang. A no-reference image quality assessment based on distribution characteristics of natural statistics[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(7): 1645-1653(in Chinese)
(陈勇, 帅锋, 樊强. 基于自然统计特征分布的无参考图像质量评价[J]. *电子与信息学报*, 2016, 38(7): 1645-1653)
- [7] Li Q H, Lin W S, Fang Y M. No-reference quality assessment for multiply-distorted images in gradient domain[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, 23(4): 541-545
- [8] Liu Xuechao, Wu Zhiyong, Huang Detian, *et al.* No-reference image quality assessment combined with natural scene statistics and spatial transformation[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2015, 27(2): 249-255(in Chinese)
(刘雪超, 吴志勇, 黄德天, 等. 结合自然图像统计和空域变换的无参图像质量评价[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2015, 27(2): 249-255)
- [9] Ruderman D L. The statistics of natural images[J]. *Network: Computation in Neural Systems*, 1994, 5(4): 517-548
- [10] 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
- [11] 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
- [12] Saad M A, Bovik A C, Charrier C. A DCT statistics-based blind image quality index[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, 17(6): 583-586
- [13] 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
- [14] Liu L X, Dong H D, Huang H, *et al.* No-reference image quality assessment in curvelet domain[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2014, 29(4): 494-505
- [15] Ghadiyaram D, Bovik A C. Perceptual quality prediction on authentically distorted images using a bag of features approach[J]. *Journal of Vision*, 2017, 17(1): Article No.32
- [16] Mittal A, Soundararajan R, Bovik A C. Making a “completely blind” image quality analyzer[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(3): 209-212
- [17] Zhang L, Zhang L, Bovik A C. A feature-enriched completely blind image quality evaluator[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(8): 2579-2591
- [18] 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
- [19] Zhang Y Z, Wu J J, Xie X M, *et al.* Blind image quality assessment with improved natural scene statistics model[J]. *Digital Signal Processing*, 2016, 57: 56-65
- [20] Sheikh H R, Sabir M F, Bovik A C. A statistical evaluation of recent full reference quality assessment algorithms[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(11): 3440-3451
- [21] Ponomarenko N, Jin L, Ieremeiev O, *et al.* Image database TID2013: peculiarities, results and perspectives[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2015, 30: 57-77
- [22] Chen M J, Cormack L K, Bovik A C. No-reference quality assessment of natural stereopairs[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(9): 3379-3391
- [23] Schölkopf B, Smola A J, Williamson R C, *et al.* New support vector algorithms[J]. *Neural Computation*, 2000, 12(5): 1207-1245
- [24] Xue W F, Mou X Q, 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 X, Hua Y, Zhao Q J, *et al.* Blind image quality assessment by relative gradient statistics and adaboosting neural network[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2016, 40: 1-15