

文章编号 1004-924X(2018)04-0916-11

颜色空间统计联合纹理特征的无参考图像质量评价

范赐恩^{1*}, 冉杰文¹, 颜 佳¹, 邹 炼¹, 石文轩²

(1. 武汉大学 电子信息学院, 湖北 武汉 430072;

2. 武汉大学 遥感信息工程学院, 湖北 武汉 430072)

摘要:为了客观评价图像质量,本文提出联合颜色空间统计特征和权重局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)纹理特征的无参考图像质量评价模型。首先,对失真图像进行亮度去均值对比度归一化(Mean Subtracted Contrast Normalized, MSCN)操作得到 MSCN 系数;然后,对 MSCN 系数提取其统计参数特征和权重 LBP 直方图特征,其中统计参数由广义高斯模型获得,权重为 MSCN 系数的幅度。另外,还采用了 $L_{\alpha\beta}$ 颜色空间下红绿和蓝黄分量的自然场景统计(Natural Scene Statistics, NSS)特征来增强基于颜色失真的描述,并运用非对称广义高斯模型获得统计参数特征。最后,运用 SVR 建立图像质量评价指标到主观质量得分的回归模型。在 LIVE, CSIQ, TID2013 和 MLIVE 数据库上的实验结果表明:4 个数据库加权平均 Spearman 秩相关系数为 0.776, Pearson 线性相关系数为 0.821, 均优于其他方法;图像大小为 512×512 时特征提取只需 0.19 s。本文提出的方法与人眼主观感知具有良好的 consistency, 并具有复杂度低等优点。

关键词:无参考图像质量评价;MSCN 系数统计;颜色分量;权重 LBP 直方图

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20182604.0916

No-reference image quality assessment using joint color space statistical and texture feature

FAN Ci-en^{1*}, RAN Jie-wen¹, YAN Jia¹, ZOU Lian¹, SHI Wen-xuan²

(1. School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430072, China;

2. School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

* Corresponding author, E-mail: fce@whu.edu.cn

Abstract: In order to evaluate the image quality objectively, a no-reference image quality evaluation model, which combined color space statistical feature and weighted local binary model (LBP) texture features, was established in this paper. Firstly, the mean subtracted contrast normalized (MSCN) coefficients were obtained by applying MSCN to the luminance of the distorted image. Then, the statistical parameters and weighted LBP histogram features were extracted from the MSCN coefficients. The statistical parameters were obtained from the generalized Gaussian model and the weight was the magnitude of the MSCN coefficients. In addition, the natural scene statistics (NSS) feature of red-green and blue-yellow components in $L_{\alpha\beta}$ color space was used to enhance the description based on color distortion, and the statistical feature parameters were obtained by using asymmetric generalized Gaussian model. Finally, SVR was used to establish the regression model that mapping image quality

收稿日期:2017-09-04;修订日期:2017-11-06.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61701351)

evaluation index to subjective quality score. The experimental results on LIVE, CSIQ, TID2013 and MLIVE databases showed that the weighted average Spearman rank correlation coefficient (SROCC) was 0.776 and the Pearson linear correlation coefficient (PLCC) was 0.821, which was superior to other methods. In addition, the extraction of 512×512 size image feature spent only 0.19 s. The method proposed in this paper is consistent with the subjective perception of human eyes and has the advantage of low complexity.

Key words: no-reference image quality assessment; Mean Subtracted Contrast Normalized(MSCN) coefficients statistics; color components; weighted Local Binary Pattern(LBP) histogram

1 引言

大数据时代,人们生活中图像和视频数据急剧增长,评价图像质量的研究越来越受到关注。图像在采集、传输、恢复及存储等过程都会造成不同类型不同程度的失真,严重影响人们对图像信息的提取、理解以及对美学的追求。因此建立可靠的符合人类视觉系统的图像质量评价方法尤为重要^[1-2]。

现有的无参考图像质量评价方法主要分为针对特定失真评价和通用型(适用于多种失真类型的)评价。针对特定失真类型有高斯白噪声^[3]、JPEG2000压缩^[4]、高斯模糊^[5]和对比度变化^[6]等模型。这些特定失真类型的评价方法都基于特定的先验知识,故其使用场景受到限制。而通用型无参考图像质量评价方法与参考图像和失真类型都不相关。因此近些年提出了很多通用型无参考图像质量评价方法。

通用型无参考图像质量评价方法主要分为基于学习的模型^[7-11,13-15,22]和基于距离的模型^[17-18]。基于学习的模型主要是提取失真图像的特征,然后用回归模型去预测图像质量得分。该类方法主要取决于所提取的特征,好的特征要与失真类型无关而与图像的失真程度相关。目前应用最为广泛的是基于自然场景统计(Natural Scene Statistics, NSS)特征,它描述自然场景不随内容变化的统计性质,不同类型失真引入自然图像会使其分布规律产生一定偏差。Moorthy和Bovik^[7]提出的盲图像质量指数分两步对图像进行评价,先提取小波分解系数统计特征进行SVM(Support Vector Machine)分类,再对每类建立SVR(Sup-

port Vector Regression)预测模型,最后根据概率加权求和得到评价指标;随后Saad^[8]等提出的离散余弦变换统计信息的盲图像完整性指数,首先根据子块的DCT系数估计图像对比度特征,再在两个尺度上提取DCT(Discrete Cosine Transform)系数直方图的峰态值和各向异性熵最大值作为结构特征,之后又提出了改进的BLINDS-II算法^[9],其特征提取过程更为复杂;同时Moorthy^[10]等提出的基于失真辨识的图像真实性和完整性算法采用更为复杂的88维特征,包括可控金字塔小波变换系数的子带尺度、方向统计等特征;随后Mittal^[11]等在盲/无参考图像空域质量评价算法中提出计算图像多尺度的去均值对比度归一化(Mean Subtracted Contrast Normalized, MSCN)系数,再对这些系数及其沿不同方向的相邻系数乘积进行非对称广义高斯分布(Asymmetric Generalized Gaussian Distribution, AGGD)拟合,得到36维特征;Xue^[13]等采用梯度幅度和高斯拉普拉斯(Laplacian of Gaussian, LOG)响应进行联合自适应归一化,提取图像梯度幅度和LOG的边沿分布和独立分布参数40维特征,该方法时间消耗少,性能也比之前的方法好,但对多失真类型的泛化能力不足;Zhang^[14]等利用LOG滤波器将图像分解为多个尺度子带图像,再由这些子带图像得到局部二进制模式(Local Binary Pattern, LBP)编码,并统计归一化直方图作为特征;Ghadiyaram^[15]等提取亮度、色度、LMS(Least Mean Square)空间下各种自然场景统计特征,构成560维特征包感知图像质量;基于学习的模型还有Ye^[16]等提出的无参考图像质量评价码本表示,其训练过程随机均匀地从图像中选择一些块,运用K-means算法聚类得到码本。基于距离的

模型有 Mittal^[17]等提出的自然图像质量算法,先对高质量图像提取 NSS 特征,然后选取局部对比度高的部分图像块训练得到多元变量高斯(Multi-variate Gaussian, MVG)模型参数,对待评价图像也提取 MVG 模型参数,计算和预先建立模型参数的距离来确定图像质量;Zhang^[18]等提出的综合局部质量分布的自然图像质量评估算法是在自然图像质量算法模型的基础上引入梯度、LoG-Gabor 滤波响应、颜色等特征,进一步提升算法性能。综上所述,现有的无参考图像质量评价方法已取得显著的效果,但仍然与人类视觉主观一致性还存在一定差距,特别是针对各种复杂的多类型失真,还有很大的提升空间。

本文受 NSS 特征提取的启发,首先提取 MSCN 系数统计特征,然后提取 MSCN 系数带有幅度权重的 LBP 直方图特征,增强对多失真类型图像局部纹理的质量感知;另外考虑人眼视觉特性对色彩的敏感性,提取失真图像 $L\alpha\beta$ 色彩空间下蓝黄通道和红绿通道的统计特征,增强对多种失真类型图像色彩的质量感知;最后通过支持向量机(SVM)建立回归评价模型,图 1 为本文整体流程图。本文算法在典型的 LIVE, CSIQ, TID2013 和 MLIVE 数据库上进行了实验,并与常用的算法模型进行了比较。

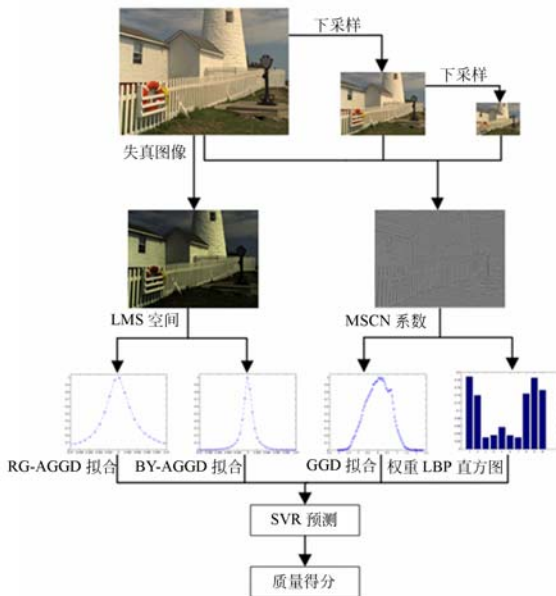


图 1 本文流程图

Fig. 1 Flow chart of four proposed NR-IQA method

2 MSCN 系数特征

2.1 MSCN 系数统计特征

研究发现对图像亮度进行非线性操作可以消除像素间的相关性^[19]。Mittal^[11]等把亮度去均值对比度归一化称为 MSCN,并在此基础上提取 MSCN 系数统计特征来预测图像的质量得分。图像去均值对比度归一化(MSCN)及其统计特征提取过程如下。

假设 I 为大小为 $M \times N$ 的灰度图像,其 MSCN 系数 $\hat{I}(i, j)$ 为:

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

式中: $i \in \{1, 2, \dots, M\}$, $j \in \{1, 2, \dots, N\}$; M, N 分别为图像的高和宽; C 为常数,为避免图像平坦区分母趋向于零时发生不稳定取 $C=1$ 。

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

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

式中 $w = \{\omega(k, l) | k = -K, \dots, K; l = -L, \dots, L\}$ 是中心对称的高斯加权滤波窗口, $K=L=3$ 。

对 MSCN 系数采用广义高斯分布模型来拟合,使用矩匹配法进行形状参数(α)和方差(σ^2)估计,其表达式为:

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

式中:

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

$\Gamma(\cdot)$ 为 gamma 函数:

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

2.2 权重 LBP 直方图特征

2.2.1 局部二值模式描述子

局部二进制模式(LBP)是一种高效的局部纹理描述子,最早由芬兰 Oulu 大学提出,目前广泛应用在纹理分类和人脸识别领域^[20]。该特征具有计算量小,无需训练学习,光照不变性,易于工程实现等显著优点。Ojala 等人采用了圆形邻域系统来拓展 LBP 模式,用 x_c 表示位于中心点(x, y)的像素值, r 表示圆周半径, p 表示圆周上均匀

分布的像素点数,则中心点的 LBP 模式计算为:

$$LBP_{r,p}(i,j) = \sum_{n=0}^{p-1} 2^n s(x_{r,p,n} - x_c), \quad (7)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}, \quad (8)$$

式中: $s(x)$ 是一个符号函数, $x_{r,p,n}$ 表示邻域的第 n 个像素值。

由于 $LBP_{r,p}$ 不具有旋转不变性,且全局 LBP 直方图随着 p 的增加成指数增长,其计算和存储受到限制。Ojala 等继续改进,相继提出了旋转不变(rotation invariant)模式、均匀(uniform)模式及两者结合的旋转不变均匀模式。其中旋转不变均匀 LBP 模式 $LBP_{r,p}^{riu2}$ 定义为:

$$LBP_{r,p}^{riu2} = \begin{cases} \sum_{n=0}^{p-1} s(x_{r,p,n} - x_c), & U(LBP_{r,p}) \leq 2 \\ p+1, & \text{other wise} \end{cases}, \quad (9)$$

式中: $U \leq 2$, 表示 LBP 模式中圆周上相邻的两个二元值 0/1(1/0)变化次数,定义为:

$$U(LBP_{r,p}) = |s(x_{r,p,p-1} - x_c) - s(x_0 - x_c)| + \sum_{n=1}^{p-1} |s(x_{r,p,n} - x_c) - s(x_{n-1} - x_c)|. \quad (10)$$

$LBP_{r,p}^{riu2}$ 模式中旋转不变均匀模式仅 $p+1$ 类,所有非均匀模式归为一类,最后整个图像的纹理直方图矢量特征仅 $p+2$ 维,显著低于原始 LBP 的维数,这使得 LBP 特征得到广泛的应用。

2.2.2 权重 LBP 直方图特征提取

LBP 特征一般在原始图像上提取,本文选择经过式(1)处理后的 MSCN 系数进行 LBP 特征提取。另外不同于原始的统计二值模式使用频率次数得到直方图,本文使用 MSCN 系数幅度作为权重统计归一化直方图。式(11)为使用频率次数统计直方图,式(12)为本文使用权重因子 $w_{i,j}$ 统计直方图,文献[24]研究表明使用权重 LBP 直方图特征能更好感知图像质量。

$$h(k) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \delta(LBP_{r,p}^{riu2} - k), \quad (11)$$

$$h'(k) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N w_{i,j} \delta(LBP_{r,p}^{riu2} - k), \quad (12)$$

$$\delta(x) = \begin{cases} 1, & x=0 \\ 0, & \text{other wise} \end{cases}, \quad (13)$$

式中: $w_{i,j}$ 为 MSCN 系数的幅度值, $\delta(x)$ 为冲激函数。

图 2 从 TID2013 数据库中选择便帽参考图

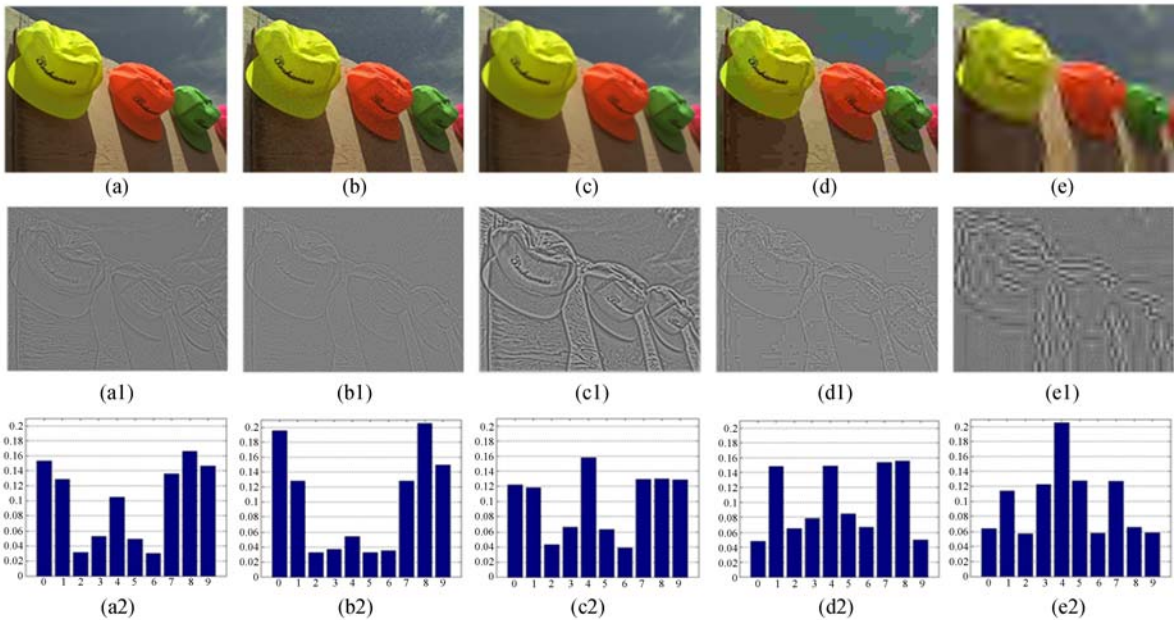


图 2 (a)便帽参考图像,(b)高斯白噪声失真,(c)高斯模糊失真,(d)JPEG 压缩失真,(e)JP2K 压缩失真,(a1)~(e1)为对应(a)~(e)图像的 MSCN 系数,(a2)~(e2)为对应(a1)~(e1)系数的权重 LBP 直方图

Fig. 2 (a) Reference image of caps, (b) Image with Gaussian white noise, (c) Image with Gaussian blur, (d) Image with JPEG compression, (e) Image with JPEG 2000 compression. (a1)~(e1) and (a2)~(e2) for the corresponding MSCN coefficients and weighted LBP histogram to (a)~(e)

像(a)及其 4 种失真类型高斯白噪声、高斯模糊、JPEG 压缩、JP2K 压缩的图像(b)~(e)。(a1)~(e1)可以看出不同失真类型图像边缘轮廓结构信息有直观视觉差别,图像(a)局部纹理清新;图像(b)由于随机噪声的影响整体纹理结构退化;图像(c)纹理结构变得粗糙;图像(d)由于块状效应的影响纹理图有明显的块状锯齿边缘;图像(e)由于振铃效应的影响失真等级 4 时纹理轮廓已经严重失真。从权重 LBP 直方图看,使用 MSCN 系数幅度作为权重,更能体现图像结构信息;首先统计频率的 LBP 直方图,模式 0 和模式 8 表示斑点,模式 1~7 表示图像的角点和边缘信息,模式 9 表示非均匀的高频信息;然后在相应的模型下使用 MSCN 系数幅度作为权重,给每一种模式不同的权重进行累计,能更有效地表示图像局部纹理信息。由图 2 可知高斯白噪声失真(b)使斑点模式增加,高斯模糊失真平滑减少噪点模式, JPEG 和 JP2K 失真扰乱边缘结构信息模式。不同失真类型图像在权重 LBP 直方图上分布有明显区别,也表明该特征能很好地感知图像质量。

3 颜色空间统计特征

MSCN 系数特征是在灰度图下提取的,考虑到不同失真类型和失真等级的图像在彩色空间下也会表现出相应的统计规律,而且彩色空间更符合人眼视觉感知特性,因此利用颜色空间下的统计特征加强失真图像质量感知。但 RGB 空间的三通道具有很强的相关性,不利于将颜色和亮度特征分离。本文利用 Ruderman^[21]等提出的 $L\alpha\beta$ 色彩空间,该空间下对自然场景的图像来说具有各通道相关性最小的特点,并且广泛应用于颜色迁移,纹理传递等技术中。 $l\alpha\beta$ 色彩空间是 LMS 色彩空间的变形,因此首先运用式(14)将 RGB 图像转换到 LMS 空间。

$$\begin{bmatrix} L \\ M \\ S \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.381 & 1 & 0.578 & 3 & 0.040 & 2 \\ 0.196 & 7 & 0.724 & 4 & 0.078 & 2 \\ 0.024 & 1 & 0.128 & 8 & 0.844 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}. \quad (14)$$

由于数据在 LMS 空间比较分散,进一步运用式(15)将其转换到对数 LMS 空间,使数据分布更加聚敛,更加符合人类对颜色的主观感知。

$$\begin{cases} L' = \log L \\ M' = \log M, \\ S' = \log S \end{cases} \quad (15)$$

对于对数空间分量 L', M', S' , 本文通过式(1)进行去均值对比度归一化得到分量 $\hat{L}, \hat{M}, \hat{S}$, 再通过式(16)从 LMS 空间转换到 $l\alpha\beta$ 色彩空间。

$$\begin{cases} \hat{l} = \frac{1}{\sqrt{3}}(\hat{L} + \hat{M} + \hat{S}) \\ \hat{\alpha} = \frac{1}{\sqrt{6}}(\hat{L} + \hat{M} - 2\hat{S}), \\ \hat{\beta} = \frac{1}{\sqrt{2}}(\hat{L} - \hat{M}) \end{cases} \quad (16)$$

式中: \hat{l} 反应亮度信息; $\hat{\alpha}, \hat{\beta}$ 分别反应蓝黄通道和 红绿通道的信息。对 $\hat{\alpha}, \hat{\beta}$ 进行非对称广义高斯分布拟合,其表达式为:

$$f(x; \nu, \sigma_l^2, \sigma_r^2) = \begin{cases} \frac{\nu}{(\beta_l + \beta_r) \Gamma(1/\nu)} \exp(-(|x|/\beta_l)^\nu), & x < 0 \\ \frac{\nu}{(\beta_l + \beta_r) \Gamma(1/\nu)} \exp(-(|x|/\beta_r)^\nu), & x \geq 0 \end{cases}, \quad (17)$$

式中:

$$\beta_l = \sigma_l \sqrt{\frac{\Gamma(1/\nu)}{\Gamma(3/\nu)}}, \beta_r = \sigma_r \sqrt{\frac{\Gamma(1/\nu)}{\Gamma(3/\nu)}}. \quad (18)$$

提取形状参数 ν , 左右方差 σ_l^2, σ_r^2 , 其可以使用矩匹配方法估计得到;另外也提取其峰态(Kurtosis)和偏态(Skewness)参数。

图 3 为红绿通道和蓝黄通道系数分布统计,数据图像来源于图 2 中。从图中可以看出不同类型的失真图像相对于参考图像其统计分布发生了不同程度的偏离。高斯模糊(Gaussian Blur, GB)、JPEG 压缩及 JP2K 压缩方差偏小,而高斯白噪声(additive white Gaussian noise, WN)失真其分布参数方差有明显偏大,这样预测质量得分时更敏感,也说明颜色空间下的统计特征具有感知图像质量的能力。

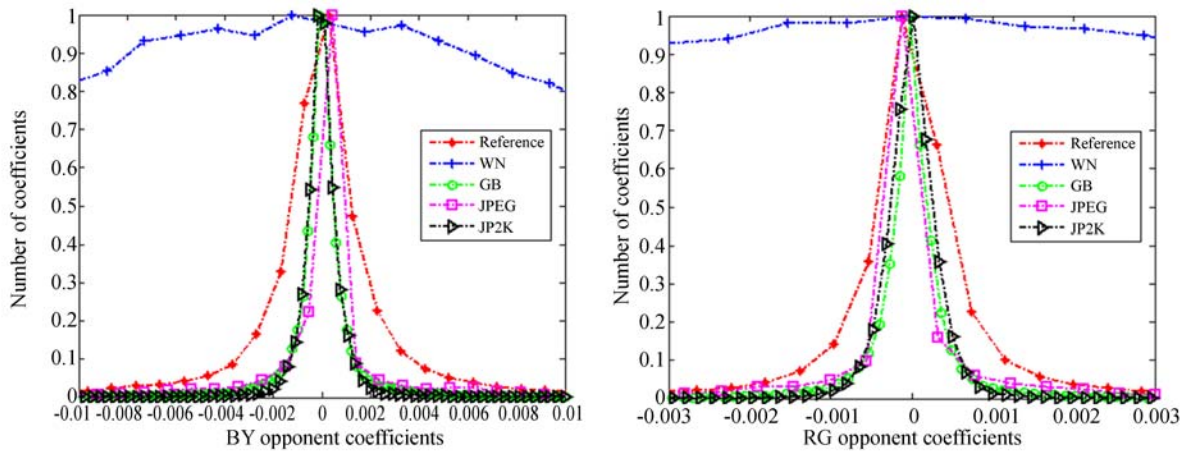


图 3 参考图像及其各种失真类型图像红绿通道和蓝黄通道系数统计分布

Fig. 3 Statistical distribution for Red-Green channel and Blue-Yellow channel coefficient of reference image and its various distortion type images

4 基于 SVR 的 NR-IQA 评价模型

本文提取 MSCN 系数分布参数、MSCN 系数权重 LBP 直方图和 $l_{\alpha\beta}$ 颜色空间下红绿通道和蓝黄通道系数分布参数,共 46 维特征进行图像质量评价。采用经典的支持向量回归(SVR)的方法建立特征空间到图像主观得分(Differential Mean Opinion Score, DMOS/ Mean Opinion Score, MOS)之间的映射。支持向量机是由 Vapnik 等提出的基于统计学习理论的经典机器学习方法,采用结构风险最小化代替经验风险最小化,适合解决小样本问题。它将低维原始特征空间转换到高维特征空间,利用核函数避免高维空间的复杂运算。此外,基于 SVR 的 IQA 评价模型已经被广泛地应用,如 BIQI^[7], BLINDS^[8], DIVINE^[10], BRISQUE^[11], GMLOG^[13], NR-GLBP^[14],NRSL^[22]等。

本文利用 LIBSVM-3.22^[25] 工具包,假设训练样本集合为: $\{(x_1, y_1), \dots, (x_k, y_k)\}$, $x_i \in R^n$ 是抽取的特征, y_i 是相应的主观得分,参数 $C > 0, \epsilon > 0$,SVR 的标准表示为:

$$\min_{w, b, \xi, \xi^*} \frac{1}{2} w^T w + C \left\{ \sum_{i=1}^k \xi_i + \sum_{i=1}^k \xi_i^* \right\}, \quad (19)$$

约束条件:

$$\begin{cases} w^T \phi(x_i) + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i \\ y_i - w^T \phi(x_i) - b \leq \epsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i=1, \dots, k \end{cases}, \quad (20)$$

其中核函数为: $K(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$, 本文使用径向基(RBF)核函数 $K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2)$ 。

5 实验与分析

5.1 数据库和评估方法

5.1.1 图像质量评价数据库

本文选用了 4 种典型的 IQA 图像库:LIVE、CSIQ、TID2013 和 MLIVE 来比较本文提出的方法与其他 IQA 方法的性能,这 4 个图像库中的图像都是由高质量的参考图像退化产生的模拟失真类型图像,其具体信息如下:

(1) LIVE 数据库由 29 幅参考图像和 779 幅失真图像组成,共有 JPEG,JP2K,WN,GB 和 FF (Fast Fading Rayleigh)5 种失真类型。提供主观得分 DMOS 值范围 0~100,DMOS 值越大,图像失真越严重;

(2) CSIQ 数据库由 30 幅参考图像和 866 幅失真图像组成,共有 JPEG,JP2K,WN,GB, PGN(Pink Gaussian Noise)和 GCD(Global Contrast Decrements)6 种失真类型,提供主观得分 DMOS 值范围 0~1;

(3) TID2013 数据库由 25 幅参考图像和 3 000 幅失真图像,包括 JPEG,JP2K,WN,GB 等 24 种失真类型,提供主观得分 MOS 值范围 0~9,MOS 值越大相应的图像质量越好;

(4) MLIVE 数据库由 15 幅参考图像和 450

幅失真图像组成,其中有两种类型的多失真图像。分别是 GB+JPEG 和 GB+WN 各占 225 幅失真图像,提供主观得分 DMOS 值范围 0~100。

5.1.2 图像质量评价性能准则

本文采用 Spearman 秩相关系数(Spearman's rank Ordered Correlation Coefficient, SROCC)和 Pearson 线性相关系数(Pearson Linear Correlation Coefficient, PLCC)作为最终算法性能评价准则。其中 SROCC 衡量算法预测的单调性(Monotonicity),PLCC 描述算法评价价值和主观得分之间的相关性,也衡量了算法预测的准确性。其中在计算 PLCC 之前,需要在主观和客观得分之间提供一个非线性的逻辑映射函数。

$$f(x) = \beta_1 \left(\frac{1}{2} - \frac{1}{\exp(\beta_2(x - \beta_3))} \right) + \beta_4 x + \beta_5, \quad (21)$$

式中: x 为原始 IQA 得分, $f(x)$ 为拟合的 IQA 得分, β_j 为回归参数。

5.2 实验设置

本文和现有的经典无参考图像质量评价方法

进行比较,包括 BIQI^[7], BIIINDS-II^[9], DIVINE^[10], BRISQUE^[11], GMLOG^[13], NR-GLBP^[14], CORNIA^[16], IL-NIQE^[18], NRSL^[22] 等方法,其中 IL-NIQE 不需要主观得分,只需要预先训练高质量图像 MVG 模型。本文提出的方法中圆形 LBP 参数设置为 $r=1, p=8$; 在 3 个尺度上提取 MSCN 系数统计参数(α, σ)和权重 LBP 特征直方图 10 种模式;另外仅在原始尺度上提取彩色空间下红绿通道和蓝黄通道统计参数($\nu, \sigma, \sigma, \text{kurtosis}, \text{skewness}$),共计 46 维特征。本文算法 MATLAB 代码可以从: <https://github.com/ranjiewwen/IQA-paper> 下载。为说明使用多尺度和颜色分量特征对图像质量感知的能力,本文在 LIVE 库上实验,结果如图 4 所示。可以看出:在不同比例训练和测试数据集下采用多尺度特征 SROCC 有稳定的提升;有颜色分量特征对各种类型失真图像 SROCC 性能的提升,其中 JP2K, JPEG, WN 有明显地提升效果,与图 3 中失真类型图像统计特征参数偏离程度具有一致性。

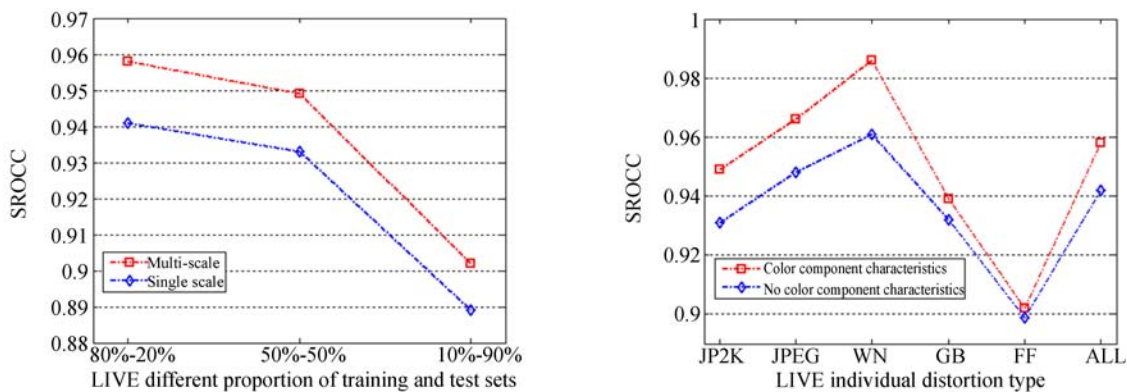


图 4 尺度性能与颜色分量特征性能比较

Fig. 4 Comparison of scale performance and color component features performance

5.3 各个数据库上算法性能

实验方法:(1)提取整个数据库图像的特征和对应的主观得分(DMOS/MOS);(2)将参考图像随机分为 80%和 20%,找到对应的失真图像,得到 80%的训练集和 20%的测试集,该步骤保证了训练集和测试集没有任何重复图像;(3)利用训练集对应的特征和质量得分训练评价模型,并预测

测试图像集中图像质量得分;(4)计算测试图像集中预测得分和真实得分之间的 SROCC 和 PLCC;(5)重复(2),(3),(4)步骤 1 000 次,选取 1 000 次实验结果 SROCC 和 PLCC 的中值作为该算法最终评价指标。其中 IL-NIQE 只需要预先训练多元高斯(MVG)模型,不需要 SVR 进行预测得分。

表 1 10 种 IQA 模型在 4 种标准数据库上性能比较

Tab.1 Performance comparison of ten IQA models on four benchmark databases

IQA 模型	LIVE(779)		CSIQ(866)		TID2013(3 000)		MLIVE(450)		加权平均(5 095)	
	SROCC	PLCC	SROCC	PLCC	SROCC	PLCC	SROCC	PLCC	SROCC	PLCC
BIQI	0.821	0.833	0.092	0.237	0.349	0.366	0.725	0.815	0.411	0.455
BLIINDS-II	0.930	0.936	0.780	0.832	0.536	0.628	0.886	0.903	0.669	0.734
DIIVINE	0.912	0.903	0.757	0.795	0.549	0.654	0.866	0.903	0.667	0.738
CORNIA	0.943	0.946	0.714	0.781	0.549	0.613	0.899	0.915	0.668	0.719
BRISQUE	0.941	0.946	0.775	0.817	0.573	0.651	0.901	0.922	0.693	0.748
GMLOG	0.950	0.954	0.804	0.832	0.679	0.705	0.831	0.871	0.755	0.779
IL-NIQE	0.902	0.908	0.822	0.865	0.521	0.648	0.900	0.914	0.664	0.748
NR-GLBP	0.938	0.943	0.804	0.834	0.560	0.604	0.891	0.904	0.689	0.721
NRSL	0.952	0.956	0.851	0.871	0.661	0.687	0.932	0.946	0.762	0.782
本文算法	0.958	0.961	0.841	0.877	0.687	0.747	0.933	0.948	0.776	0.821

表 1 列出本文算法和其他 9 种评价模型在 4 个完整图像库上的 SROCC 和 PLCC 性能指标,见表 1 中黑体标注,可以看出本文算法都取得了较好的效果。其中在 LIVE, TID2013, MLIVE 数据库上都表现最好,由于 CSIQ 引入对比度失

真,性能比 NRSL 方法略差。为说明算法整体性能,给出所有算法模型在 4 个图像数据库上的加权平均性能,权重为图像库中图像数量占 4 个图像库图像数的比值。可以看出本文算法加权平均性能最优。

表 2 10 种 IQA 模型在各种失真类型上 SROCC 比较

Tab.2 SROCC comparison of ten IQA models on individual distortion types

	D-Type	BIQI	BLIINDS-II	DIIVINE	CORNIA	BRISQUE	GMLOG	IL-NIQE	NR-GLBP	NRSL	本文	
LIVE	JP2K	0.824	0.931	0.906	0.923	0.916	0.925	0.901	0.933	0.943	0.949	
	JPEG	0.884	0.950	0.897	0.942	0.962	0.963	0.944	0.958	0.960	0.966	
	WN	0.965	0.946	0.982	0.963	0.980	0.983	0.979	0.981	0.984	0.986	
	GB	0.856	0.915	0.934	0.956	0.951	0.929	0.924	0.936	0.959	0.937	
	FF	0.743	0.875	0.854	0.911	0.886	0.899	0.844	0.853	0.880	0.902	
CSIQ	JP2K	0.818	0.879	0.871	0.906	0.901	0.915	0.923	0.911	0.919	0.921	
	sub	JPEG	0.859	0.895	0.883	0.887	0.924	0.936	0.905	0.926	0.937	0.932
	WN	0.850	0.868	0.901	0.799	0.936	0.939	0.868	0.925	0.955	0.945	
TID2013	JP2K	0.855	0.902	0.895	0.920	0.901	0.927	0.935	0.927	0.940	0.935	
	sub	JPEG	0.848	0.875	0.884	0.910	0.893	0.902	0.904	0.917	0.920	0.922
	WN	0.755	0.685	0.839	0.564	0.805	0.948	0.883	0.856	0.928	0.935	
MLIVE	GB	0.899	0.857	0.890	0.904	0.902	0.916	0.860	0.943	0.958	0.947	
	GB+JPEG	0.883	0.903	0.883	0.905	0.909	0.865	0.910	0.897	0.928	0.938	
	GB+WN	0.885	0.902	0.895	0.942	0.899	0.817	0.912	0.905	0.937	0.927	
ALL	wmean	0.849	0.899	0.897	0.896	0.916	0.913	0.904	0.919	0.938	0.938	
	wstd	0.048	0.041	0.031	0.053	0.027	0.043	0.040	0.031	0.023	0.017	

5.4 各种失真类型上算法性能

虽然本文算法面向通用型失真,但也用来预测面向特定失真类型图像的质量。其中 CSIQ 和 TID2013 只采用和 LIVE, MLIVE 相同失真类型

的子图像数据集实验,实验方法同 5.3 训练时使用 80% 的各种失真类型图像集,测试时将各种失真类型分开预测。

表 2 列出了 10 种 IQA 模型在各种失真类型

上的性能比较结果,这里只用 SROCC 做比较,见表 2 中黑体标注。可以看出本文在大多数失真类型上都取得较好效果,在不同数据库上对不同失真类型的评价结果稍有差别,但总体上对 WN, JPEG 评价结果较好;而 NRSL 在图像子集上也具有较好的表现,文献[22]首先对图像进行对比度归一化,然后提取亮度幅度的直方图和具有结构信息的 LBP 直方图,该方法没有提取自然场景下的统计特征,而是直接利用相互独立的亮度和结构信息,考虑到了人眼视觉特性对亮度和结构信息比较敏感。本文算法在 CSIQ sub 上表现的确不如 NRSL 好,从表 1 整体 CSIQ 上的 SROCC 也可以看出,但是本文算法主要针对的是不分失真类型评价图像质量,在整体评价效果上是优于 NRSL 的,从表 1 中加权平均 SROCC 和 PLCC 可以看出。另外对表 2 求取整体加权平均 SROCC 和加权平均标准偏差,可以看出在具有相近加权平均 SROCC 下,本文算法具有更低的加权平均标准偏差,说明本文算法更稳定,具有更好的泛化能力。

表 3 LIVE 数据库上不同训练和测试比例性能比较

Tab. 3 Performance comparison of different training and testing ratios on LIVE databases

IQA 模型	80%		50%		10%	
	SROCC	PLCC	SROCC	PLCC	SROCC	PLCC
BIQI	0.825	0.840	0.739	0.764	0.547	0.623
BLIINDS-II	0.924	0.927	0.901	0.901	0.836	0.834
DIIVINE	0.884	0.893	0.858	0.866	0.695	0.701
BRISQUE	0.939	0.931	0.917	0.919	0.836	0.834
IL-NIQE	0.902	0.906	0.899	0.903	0.899	0.903
本文算法	0.958	0.961	0.949	0.951	0.902	0.906

5.5 算法的鲁棒性

由于采用不同比例的训练和测试图像集,图像质量评价效果会发生一些变化,因此本文在 LIVE 数据库上按照 80% 和 20%, 50% 和 50%, 10% 和 90% 的比例分训练集和测试集。考虑实验的性能和有效性,本文只与 5 种经典的 IQA 模型比较,实验结果如表 3 所示。从表 3 可以看出在只有 10% 的训练集时,本文算法整体评价 SROCC 结果依然在 0.902 以上,比不需要 SVR 训练的 IL-NIQE 方法具有更强的泛化能力。

表 4 交叉数据库上 SROCC 性能比较

Tab. 4 SROCC comparison on cross-database validation

训练数据库	LIVE		TID2013	
	CSIQ	TID2013	LIVE	CSIQ
BIQI	0.619	0.394	0.047	0.010
BLIINDS-II	0.577	0.393	0.076	0.456
DIIVINE	0.596	0.355	0.042	0.146
BRISQUE	0.557	0.367	0.088	0.639
IL-NIQE	0.815	0.494	0.898	0.815
本文算法	0.657	0.396	0.487	0.301

另外之前实验训练和测试图像都来自相同的数据库,为进一步验证算法的泛化性能,本文采用在一个数据库上训练,在另外一个数据库上测试的交叉实验。实验结果如表 4 所示,在 LIVE 和 TID2013 上训练另外两种数据集上测试,本文算法相比于之前空域和频域变换的方法要好;由于训练和测试图像的失真类型不一致且 IL-NIQE 不需要 SVR 训练模型,本文算法泛化能力没有 IL-NIQE 模型的强。综上所述本文的无参考图像质量评价算法具有较好的鲁棒性。

5.6 算法复杂度

实际应用中都希望 IQA 评价模型具有低的复杂度,便于应用于实时系统中。因此本文和典型的 9 种 IQA 模型比较运行时间,实验采用 PC 机(Intel i7-6700, 3.4GHz, 8GB RAM, Windows 7 Pro 64-bit)运行原作者提供的没有优化的 Matlab 程序。选取 512×512 的失真图像,只统计提取特征的时间,为避免实验结果不稳定,实验重复

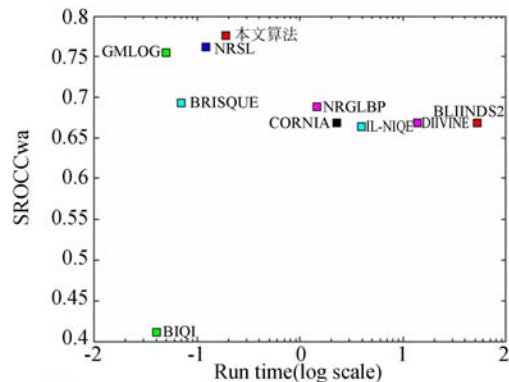


图 5 不同方法加权平均 SROCC 和运行时间(对数尺度)比较

Fig. 5 Comparison of the weighted average SROCC versus running time (log scale) of different methods

了100次取平均值,实验结果如图5中所示。图5可以很好地表现本文算法和其他IQA模型加权平均SROCC和运行效率之间的关系。从图可知本文算法性能最优而且具有较低的复杂度。

6 结 论

结合人眼视觉特性,本文介绍了一种颜色空间统计联合改进型权重LBP直方图特征的无参考图像质量评价方法。首先提取MSCN系数统计特征及其带权重的LBP直方图特征;然后提取

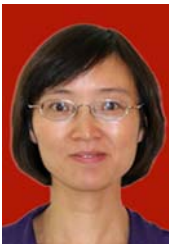
$l\alpha\beta$ 颜色空间下红绿通道和蓝黄通道系数分布参数;最后运用SVR建立图像质量评价回归模型。统计特征从整体结构出发,LBP直方图特征从局部纹理出发,联合统计和纹理特征具有较强感知图像质量的能力。大量实验结果表明联合评价模型在LIVE,CSIQ,TID2013和MLIVE数据库上都和人类主观评价相符,4个数据库加权平均SROCC为0.776,PLCC为0.821,均优于其他方法。另外在特定类型失真、鲁棒性和算法复杂度上本文算法相较于其他方法都具有较强的竞争力。

参考文献:

- [1] 王志明. 无参考图像质量评价综述[J]. 自动化学报, 2015, 41(6): 1062-1079.
WANG ZH M. Review of no-reference image quality assessment[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(6): 1062-1079. (in Chinese)
- [2] MANAP R A, SHAO L. Non-distortion-specific no-reference image quality assessment: a survey [J]. *Information Sciences*, 2015, 301: 141-160.
- [3] ZHU T, KARAM L. A no-reference objective image quality metric based on perceptually weighted local noise[J]. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2014, 2014: 5.
- [4] SHEIKH H R, BOVIK A C, CORMACK L. No-reference quality assessment using natural scene statistics: JPEG2000 [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(11): 1918-1927.
- [5] NARVEKAR N D, KARAM L J. A no-reference image blur metric based on the cumulative probability of blur detection (CPBD) [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(9): 2679-2683.
- [6] FANG Y M, MA K D, WANG ZH, *et al.*. No-reference quality assessment of contrast-distorted images based on natural scene statistics[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(7): 838-843.
- [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] SAAD MA, BOVIK A C, CHARRIER C. A DCT Statistics-based blind image quality index [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, 17(6): 583-586.
- [9] SAAD M A, BOVIK A C, CHARRIER C. DCT statistics model-based blind image quality assessment[C]. *Proceedings of the 18th IEEE International Conference on Image Processing, IEEE*, 2011: 3093-3096.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] 张闯, 王亚明, 陈苏婷. 基于空间依存的无参考图像质量评价[J]. 光学精密工程, 2015, 23(11): 3211-3218.
ZHANG CH, WANG Y M, CHEN S T. No-reference image quality assessment based on spatial dependency[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(11): 3211-3218. (in Chinese)
- [13] 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.
- [14] ZHANG M, MURAMATSU C, ZHOU X, *et al.*. Blind image quality assessment using the joint statistics of generalized local Binary pattern [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(2): 207-210.
- [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): 32.

- [16] YE P, KUMAR J, KANG L, *et al.*. Unsupervised feature learning framework for no-reference image quality assessment [C]. *Proceedings of 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2012: 1098-1105.
- [17] MITTAL A, SOUNDARARAJAN R, BOVIK A C. Making a "completely blind" image quality analyzer[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(3): 209-212.
- [18] 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.
- [19] RUDERMAN D L. The statistics of natural images[J]. *Network: Computation in Neural Systems*, 1994, 5(4): 517-548.
- [20] 刘丽, 谢毓湘, 魏迎梅, 等. 局部二进制模式方法综述[J]. *中国图象图形学报*, 2014, 19(12): 1696-1720.
- LIU L, XIE Y X, WEI Y M, *et al.*. Survey of local binary pattern method[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2014, 19(12): 1696-1720. (in Chinese)
- [21] RUDERMAN D L, CRONIN T W, CHIAO C C. Statistics of cone responses to natural images: implications for visual coding[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1998, 15(8): 2036-2045.
- [22] LI Q H, LIN W S, XU J T, *et al.*. Blind image quality assessment using statistical structural and luminance features [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2016, 18(12): 2457-2469.
- [23] 刘建磊. 结合局部特征的无参考彩色图像质量评价[J]. *光学精密工程*, 2016, 24(5): 1176-1184.
- LIU J L. No-reference color image quality assessment based on local features[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(5): 1176-1184. (in Chinese)
- [24] 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.
- [25] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: a library for support vector machines [EB/OL]. (2016-12-22). <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/index.html>.
- [26] 卢彦飞, 张涛. 基于 Riesz 变换的结构相似度图像质量评价方法[J]. *液晶与显示*, 2015, 30(6): 992-999.
- LU Y F, ZHANG T. Image quality assessment method via Riesz-transform based structural similarity[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2015, 30(6): 992-999. (in Chinese)

作者简介:



范赐恩(1975—),女,浙江慈溪人,博士,副教授,2012年于武汉大学获得博士学位,主要从事图像处理、计算机视觉等方面研究。E-mail: fce@whu.edu.cn



冉杰文(1993—),男,四川平昌人,硕士研究生,2016年于华中师范大学获得学士学位,主要从事图像质量评价、计算机视觉等方面研究。E-mail: jiewenran@whu.edu.cn