

2-15-2019

## High-Pass Difference Features Based Image Quality Assessment

Wang Rui

*1. Department of Computer Science and Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;;*

Li Ping

*2. Faculty of Information Technology, Macau University of Science and Technology, Macau 999078, China;;*

Bin Sheng

*1. Department of Computer Science and Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;;*

Congbin Qiao

*1. Department of Computer Science and Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;;*

*See next page for additional authors*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

---

This Original Article is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

# High-Pass Difference Features Based Image Quality Assessment

## Abstract

**Abstract:** Current methods of image quality assessment only can assess the quality of images under the same type of image distortion. *In order to fix such weaknesses, this paper is designed based on the image features of natural scene statistics and proposes a new metric method using high-pass filter for detecting features. The approach computes locally the normalized luminance; selects features such as the difference of RGB channels via high-pass filter, image gradient, sharpness, contrast, etc.; and analyzes and gathers features in the metric method trained by logistic regression.* Experimental results show that the proposed method can work efficiently under multiple distortion types and is significantly better than current no-reference image quality assessment methods under the test sets, which gather multiple distortion types.

## Keywords

image quality assessment, no-reference, logistic regression, natural scene statistics

## Authors

Wang Rui, Li Ping, Bin Sheng, Congbin Qiao, Lizhuang Ma, and Enhua Wu

## Recommended Citation

Wang Rui, Li Ping, Sheng Bin, Qiao Congbin, Ma Lizhuang, Wu Enhua. High-Pass Difference Features Based Image Quality Assessment[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(2): 227-237.

# 基于高通差异性特征的图像质量评估方法

王睿<sup>1</sup>, 李平<sup>2</sup>, 盛斌<sup>1\*</sup>, 谯从彬<sup>1</sup>, 马利庄<sup>1</sup>, 吴恩华<sup>3,4</sup>

(1. 上海交通大学计算机科学与工程系, 上海 200240; 2. 澳门科技大学资讯科技学院, 澳门 999078;  
3. 中国科学院软件研究所计算机科学国家重点实验室, 北京 100190; 4. 澳门大学科技学院电脑及资讯科学系, 澳门 999078)

**摘要:** 现有的图像质量评估只能判断单一失真方式下失真图像的质量优劣。为了改进这一缺点, 根据自然场景统计信息的图像特征, 提出基于高通滤波下 RGB 差异性的图像质量评估方法, 通过局部归一化亮度, 提取 RGB 通道差异性、图像梯度、图像锐度、及图像对比度等特征, 利用逻辑回归训练, 最终得到无参考图像质量评估模型。实验结果表明, 方法对各类型失真图像质量评估准确率较高, 特别对多种失真类型混合的测试集时, 具有明显优势。

**关键词:** 图像质量评估; 无参考型; 逻辑回归; 自然场景统计

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2019) 02-0227-11

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.17DEA-001

## High-Pass Difference Features Based Image Quality Assessment

Wang Rui<sup>1</sup>, Li Ping<sup>2</sup>, Sheng Bin<sup>1\*</sup>, Qiao Congbin<sup>1</sup>, Ma Lizhuang<sup>1</sup>, Wu Enhua<sup>3,4</sup>

(1. Department of Computer Science and Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;  
2. Faculty of Information Technology, Macau University of Science and Technology, Macau 999078, China;  
3. State Key Laboratory of Computer Science, Institute of Software, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;  
4. Department of Computer and Information Science, Faculty of Science and Technology, University of Macau, Macau 999078, China)

**Abstract:** Current methods of image quality assessment only can assess the quality of images under the same type of image distortion. In order to fix such weaknesses, this paper is designed based on the image features of natural scene statistics and proposes a new metric method using high-pass filter for detecting features. The approach computes locally the normalized luminance; selects features such as the difference of RGB channels via high-pass filter; image gradient, sharpness, contrast, etc.; and analyzes and gathers features in the metric method trained by logistic regression. Experimental results show that the proposed method can work efficiently under multiple distortion types and is significantly better than current no-reference image quality assessment methods under the test sets, which gather multiple distortion types.

**Keywords:** image quality assessment; no-reference; logistic regression; natural scene statistics

## 引言

在脸书, 推特的带领下, 人人网, 微博, 贴吧



收稿日期: 2016-08-14 修回日期: 2016-12-28;  
基金项目: 国家自然科学基金(61572316, 61671290),  
国家重点研发计划(2016YFC1300302), 香港研究资助  
局杰出青年学者计划(28200215), 上海市科学技术委员  
会(16DZ0501100), 国家 863 计划(2015AA015904), 浙  
江大学 CAD&CG 国家重点实验室开放课题(A1401);  
作者简介: 王睿(1992-), 男, 江苏南京, 硕士生,  
研究方向为图像质量评估。

等一系列社交网站如雨后春笋般出现在人们的视野之中, 随时与他人分享自己拍摄的照片就是诸多改变中最为广泛的一种。然而不可避免的是, 普通用户使用普及性设备(如智能手机)拍摄的照片, 拍摄质量无法和专业的照相机相比拟, 图像会受到各种各样的干扰而出现信息丢失, 如噪声, 模糊, 扭曲, 压缩等等失真方式。因此必须对这些图像进行去噪, 去模糊等处理从而还原或提升图像质量。但

是,去噪、去模糊的算法往往代价极高。因此需要对图像进行质量的评估,以事先判断是否需要进行处理,从而提高效率。然而现有的图像质量评估算法往往需要预先知道未失真时的图像信息或者需要知道图像的失真类型或者对失真类型有所限制。因此,在面对网络中纷繁复杂的图像类型时,由于图像受到的失真类型各不相同,这些图像质量评估算法往往不能进行准确的质量评估。

根据不同图像质量评估方法对原始图像的需求程度,图像质量的评估方法大致分为 3 类,分别为:完全参考的图像质量评估,部分参考的图像质量评估,无参考的图像质量评估。完全参考的图像质量评估方法需要完整的原始图像,将被测图像与原始图像进行比较,根据两者的差异来判断图像的质量,如峰值信噪比,结构相似度等图像质量评估方法等。部分参考的图像质量评估方法就是使用部分的原始图像进行后续的质量评估。虽然,通过使用原始图像的信息作为参考,能够获得可信的图像质量的结果,但是,不可否认的是,在现实应用中,原始图像是很难获得的,也可能不存在所谓的原始图像,即第一手的图片就受到了失真的影响。因此,就图像质量评估的现实意义而言,无参考的图像质量评估方法更具实用价值。因此本文通过对图像质量评估方法及图像特征进行分析,选取多种图像特征,从各个角度对图像特征进行描述,并通过逻辑回归训练获得无参考的图像质量评估模型,使其可以在不区分失真方式的情况下,仍能准确评估图像质量。

## 1 研究现状

单考虑到无参考的图像质量评估是无法利用任何原始图像信息的,故而许多无参考的图像质量评估方法<sup>[1-9]</sup>都是先假设某种图像质量降低的类型,通过该类降低的图像质量程度来判断图像质量,诸如噪声、模糊、压缩等降质方式。虽然这些图像质量评估方法在面对与假设相同类型的失真图像时能获得较好的图像质量评估结果,但是,在实际应用的

前提下,一张失真图像的失真类型是无法提前获知的,因此,在实践中,除了某些特定的情境下,此类方法不具有现实的应用意义。

随着对无参考的图像质量评估的深入研究,出现了基于自然场景统计信息的图像质量评估方法<sup>[10-14]</sup>。该类方法试图利用自然图像所拥有的某种规律性的统计信息特性,从而通过评估这些特性来判断图像的失真程度。与前者相比,此类方法不用预先假设某种失真类型,而是直接分析图像自身的特征,进而对此进行机器学习,获得一个评价模型,来对图像质量进行评估,诸如, BLIND-II<sup>[10]</sup>, BRISQUE<sup>[11]</sup>, NIQE<sup>[12]</sup>, BIQI<sup>[13]</sup>等。

BIQI<sup>[13]</sup>的无参考图像质量评估不再基于单一失真类型的假设,而是基于常见的 5 种失真类型,分别为, JPEG 的格式压缩, JP2K 的格式压缩,白噪声,高斯模糊和快速衰减。该算法通过机器学习的方法对所有图像进行分类,将图像归类为这五种方式的某一种,或多种的叠加。并且在得到分类结果的同时,由机器学习的结果计算得出该图像属于该类失真的可能性,并以此作为该项失真的权重。之后,通过专门的对五类失真类型的图像质量评估算法进行计算后加之不同的权重得到最终的结果。虽然该无参考的图像质量评估模型比之其他基于一种失真类型的算法而言有了进步。但是,显而易见的是,该无参考的图像质量评估模型也只能应用于这五类失真方式,对于其他类型的失真类型将无法正确得到图像的质量,在面对失真类型不固定的时候,更加无法得到正确的结果。而本文的方法对于失真类型没有限制,因此能够得到更好的效果。

BRISQUE<sup>[11]</sup>算法是基于一种基于自然场景统计信息的无参考的图像质量评估模型。该算法不再针对某类或某几类图像的失真类型,如振铃,模糊,块状失真等等。BRISQUE 使用了归一化的局部亮度来描述图像的自然场景统计信息。就是说该算法通过评估图像的归一化的局部亮度来评估图像的自然性。当图像受到的失真影响越严重,那么显而易见的,该图像的自然程度就会越低,而这种非自

然现象会通过图像的归一化的局部亮度来体现, 因此 BRISQUE 可以以此来对图像质量进行评估。然而由于不同失真类型对图像进行影响后的结果, 不会在图像的归一化局部亮度上产生相同的变异结果。因此, 虽然在单一失真类型下, BRISQUE 可以产生较好的图像质量评估结果, 但是当面对不同的失真类型时, 由于不同失真类型对归一化的局部亮度改变不同, 因此 BRISQUE 无法正确的对其进行图像质量的评估。而本文所使用的方法用到了多种特征, 使之能够避免单一特征类所导致的缺陷。

NIQE<sup>[12]</sup>首先提取了图像中的高锐度部分来获得图像特征, 并通过一个高质量图像的集合来计算得到一个标准的参照值, 之后直接计算图像与这个标准的距离作为图像质量。因此, 该方法仅仅能大致得到图像的好坏, 但是考虑到不同失真对于人眼来说图像质量改变是不同的, 因此 NIQE 的质量与人眼观察后的质量结果不能很好的统一。而本文的方法选择了适当的数据库进行训练, 使其能够与人们的质量感受相近。

综上, 此类方法的准确程度依托于选取的特征, 以及机器学习时的训练样本, 如 BRISQUE 使用 LIVE<sup>[15]</sup>的数据库, 选取的特征基于局部的归一化亮度系数, Liu 等的方法<sup>[14]</sup>采用了 8 种不同的特征, 并在自己的图像数据库上训练。所以, 考虑到此类算法的整体特点, 特征的提取以及训练集的选用对于最终无参考的图像评估结果是至关重要的。本文将描述一种使用基于多种此类特征的无参考的图像质量评估方法。在下文中, 将会依次介绍多种图像的特征, 并分析不同特征对于图像各类固有性质的描述, 从而选取适当的特征, 之后在 TID 数据库<sup>[16]</sup>上依靠逻辑回归模型进行机器学习的训练获得一个无参考的图像质量评估模型, 最后将详细比较该新的无参考的图像质量评估方法与其他方法在各项失真方式下图像质量评估的结果, 以及在所有失真方式下的整体图像质量评估的结果。该方法在上述两种情景下, 都能获得好的结果。

## 2 图像特征提取

### 2.1 基于空间域自然场景统计信息的特征

此处将会使用局部的归一化亮度来描述整张图像的自然场景的统计信息。首先, 本文需要计算整张图像各个像素上局部的归一化亮度, 并根据计算所得的局部归一化亮度统计其密度分布曲线拟合该密度分布的分布函数。之后, 本文将使用从该分布函数的各个系数中抽取相应的特征。

通过图 1 可以观察到, 亮度在空间域上, 关于对角线具有较强的相关性。而由图像的亮度进而得出的局部的归一化亮度在空间域上的相关性会得到显著地降低。局部的归一化亮度由公式(1)得出。

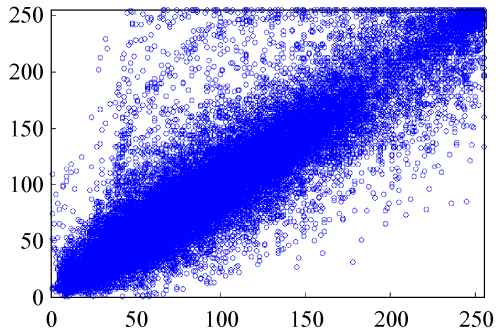
$$\hat{I}(i, j) = \frac{I(i, j) - \mu(i, j)}{\sigma(i, j) + c} \quad (1)$$

式中:

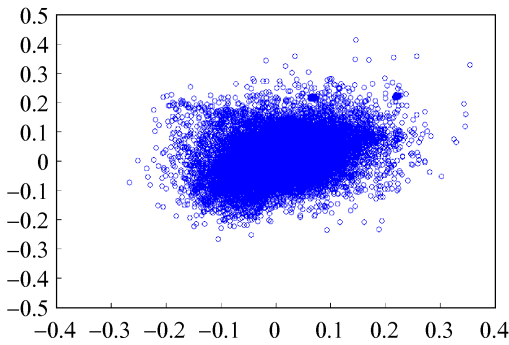
$$\mu(i, j) = \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \omega_{k,l} I(i+k, j+l) \quad (2)$$

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

上述表达式之中,  $(i, j)$  为该像素在图像中的二维坐标。公式(1)中的  $c$  是为了防止分母的值趋向于 0 时可能造成的不稳定性而所添加的任意常值, 一般情况  $c$  的值取为 1。考虑到图像在拍摄的成像系统中, 拍摄得到的图像可以被看作是原始的自然场景与成像系统的点扩散函数的卷积, 而在实际应用中, 理论上的点扩散函数使用二维高斯模型替代, 并能取得较好的结果。因此, 图像上的每个像素均会对附近的像素点造成影响, 为了得到图像上某一像素的细节信息, 此处将对整张图片进行基本的高斯低通滤波, 并将图像与低通滤波后的图像求差值, 最后除以两张图像间的标准差来达到归一化的目的。所以公式(2)~(3)中,  $\omega_{k,l}$  是以像素  $I(i, j)$  为中心的二维圆形对称的高斯方程在距离该像素  $(k, l)$  上的取值。  $K, L$  则为预先设定的像素点的影响范围。考虑到最终获得的效果,  $K$  和  $L$  的取值为 3, 即每个像素点的影响范围是  $7 \times 7$ 。



(a) 自然图像的亮度分布



(b) 图像经过局部归一化亮度之后在空间的分布

图 1 图像各个像素亮度的空间分布图

Fig. 1 Spatial distribution of each pixel luminance in images

在得到图像上各个像素的局部归一化亮度后, 可以发现, 其密度分布曲线近似高斯分布。并且当图像被施加失真的各种方式后, 该分布特征也将会随之变化, 故而可以通过量化该图像上的失真引起的特性变化, 来预测该图像的质量。图 2 中, 分别画出了未失真的原始图像, 以及各类失真方法影响下的该图像的局部的归一化亮度的密度分布函数。

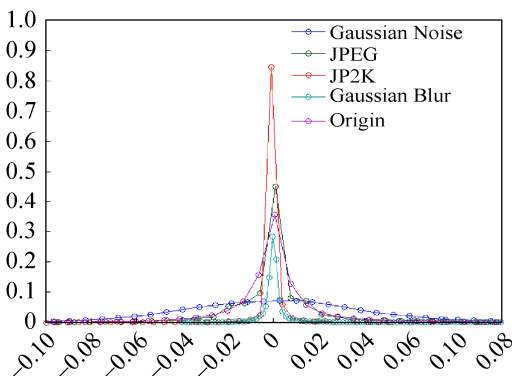


图 2 图像各失真方式下局部归一化亮度的密度分布

Fig. 2 Density distribution of locally normalized luminance under each distortion mode of images

通过观察可以发现, 未失真的原始图像所拥有的局部的归一化亮度的密度分布函数与高斯分布具有类似的特点。同时, 也可观察到不同类型的失真图像所具有的局部的归一化亮度的密度分布函数各具有不同的分布特性, 使之能够较为明显的与原始未失真图像的局部的归一化亮度的密度分布函数相区分开来。为了能够更好的描述各类型下的局部的归一化亮度的密度分布函数, 进而可以更好的获取各类失真的自然场景统计信息的特征, 此处将使用广义高斯分布来拟合各项局部的归一化亮度的密度分布函数:

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

式中:

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

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

式中:  $x$  为局部归一化亮度;  $\alpha$  为形状参数;  $\sigma$  为方差参数。经过拟合, 得到广义高斯分布函数的参数,  $\alpha, \sigma^2$ , 将作为特征值用作训练无参考的图像质量评估模型。为了更好的利用该项统计信息的特性, Mittal 等<sup>[17]</sup>提出了在图像中各方向上的相邻像素的乘积也满足规律性的密度函数分布。如图 3 所示, 该规律性的密度函数分布可以使用不对称的广义高斯分布来描述。

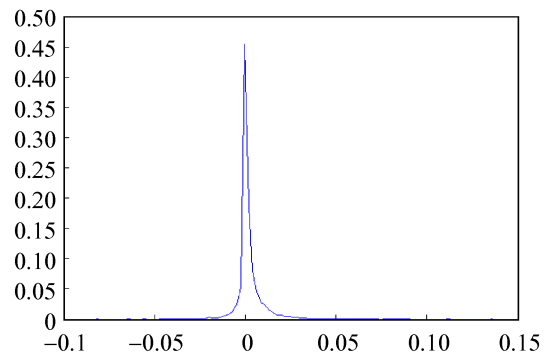


图 3 图像相邻方向局部归一化亮度乘积的密度分布

Fig. 3 Density distribution of locally normalized luminance product for adjacent directions in images



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

式中:

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

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

式中:  $x$  为局部归一化亮度,  $\nu$  为形状参数,  $\sigma_l$  和  $\sigma_r$  为方差参数。各方向上相邻像素局部的归一化亮度的乘积经过不对称的广义高斯分布拟合后得到的参数, 也可以作为特征值用以描述该图像局部的归一化亮度的统计信息特性。

## 2.2 基于空间域自然场景统计信息的特征

### 2.2.1 原始图像 RGB 三通道的一致性

在此处, 为了对图像进行空间域上的高通滤波, 考虑到图像的成像特性, 首先对图像进行高斯

滤波获得图像的低频信息, 而后和原始图像求差以获得图像上的高频信息。

图 4(a)为原始图像, 第一行为未失真的图像, 第二行为失真图像。图 4(b)可见, 经高通滤波后的图像颜色主要为黑白色系。经过高通滤波后的图像只保留了图像中边缘、细节和物体轮廓的部分, 即原始图像中跳跃性变化的区域。考虑到前面提到的由于光线的衍射现象所造成的对成像质量的影响, 在拍摄的图像中, 物体的边缘无法被清晰的获得。考虑到艾里斑的分布特点, 边缘处像素的颜色是两侧颜色近似的线性叠加, 而非完全的跳跃性变化。虽然艾里斑对不同波长的光, 其第一波谷的半径大小有所不同, 但是考虑到可见光波长的波段较窄, 故而颜色不同所造成的艾里斑半径差异较小。所以, 经过高通滤波处理后的图像, 在 RGB 三通道上的分量相差不大, 这也就造成了, 高通滤波后的图像呈现颜色主要为黑白色系, 类似灰度图的特点。如图 4(c)中第一个图像所示, 对于未经失真干扰的原始图像上的 RGB 值在同像素上的分布集中于  $r=g=b$  的直线附近。

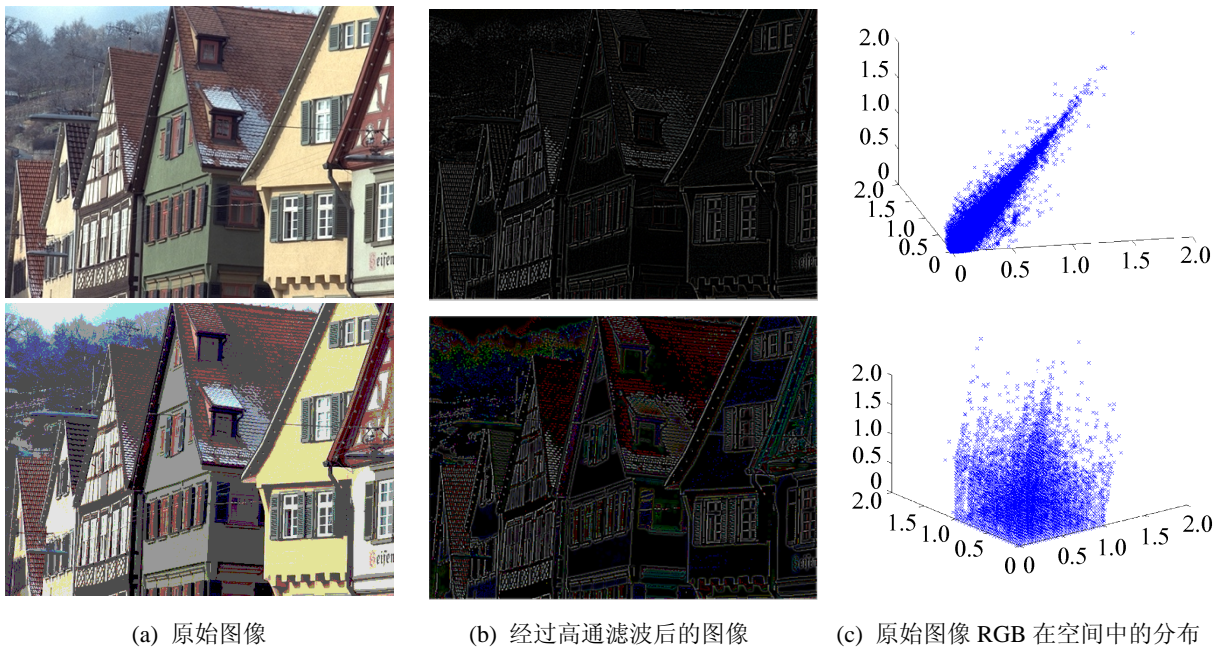


图 4 未失真图像和失真图像在高通滤波下的特征表现

Fig. 4 Characterization of undistorted and distorted images under high-pass filtering

### 2.2.2 基于 RGB 三通道的差异性的图像特征

对于未失真的图像来说, 经过高通滤波处理后, 其 RGB 三通道之间的差异较小, 使得高通滤波后的图像呈现出灰度图的特征。然而, 对于失真图像而言, 由于不同失真方式会对图像造成不同程度的改变, 导致图像的梯度信息改变。由于此类改变不可预估的随机性, 使得失真对图像 RGB 三通道值的改变与正常环境下拍摄图像所造成的改变不同。结果就是, 对于失真图像而言, 在将失真图像进行高通滤波处理后, RGB 三通道应当具有的一致性会被破坏, 从而导致当使用高通滤波器处理失真图像之后所得到的图像的颜色将不再是仅具有黑白色系的颜色, 而是由于三通道的差异性, 使得图像呈现不同程度的彩色纹理, 图 4(b)很好说明这点。利用该现象可以很好的区分图像的失真程度。

对比图 4(c), 失真图像在 RGB 空间中, 与未失真图像在 RGB 空间中的分布相比有明显区别, 数据点并不是聚集在直线  $x=y=z$  附近, 而是离散且无规律的分布在空间中。为了量化该特性, 同时基于加速运算的目的, 本文将统计各点在三维空间中距离直线  $x=y=z$  距离的平方, 该距离可由式(10)得到。

$$d^2 = \left( x - \frac{x+y+z}{3} \right)^2 + \left( y - \frac{x+y+z}{3} \right)^2 + \left( z - \frac{x+y+z}{3} \right)^2 \quad (10)$$

得到图像上各点的距离平方值后, 考虑到未失真图像与失真图像的最大差别是图像各个像素 RGB 值转换到 RGB 三维空间中时, 点关于直线  $x=y=z$  的离散程度。由于, 在概率统计中, 标准差常被用来测量统计分布程度的值, 是反映数据离散程度的一种量化形式。因此, 这里本文求图像上各点到  $x=y=z$  的距离平方值的平均值与标准差, 作为基于高通滤波下 RGB 三通道差异性的图像特征的值。

### 2.3 其他图像特征的提取方法

Levin 等于 2007 年提出了稀疏先验假设<sup>[18]</sup>, 指出自然图像的梯度满足重尾分布的特征。重尾分布是一种概率分布模型, 它的尾部比指数分布还要厚。在累积分布函数中, 一个随机变量  $X$  的分布, 在满足式(11)中的情况时将被称为一个重尾分布。

$$\lim_{x \rightarrow \infty} e^{\lambda x} \Pr[X > x] = \infty \quad \text{for all } \lambda > 0 \quad (11)$$

Liu 等在他们的论文中提出了一种评估图像在平缓图案中的失真的方法<sup>[14]</sup>, 他们将图像进行求解梯度后, 使用梯度最小的一部分梯度信息进行对图像平缓处失真程度的描述。同时, 图像在拍摄时由于对点扩散函数错估计而导致的振铃现象。该现象造成的图像失真会使得图像在锐度较高的物体边缘处产生不自然的波纹状干扰。为了检测该种失真, Wang 等<sup>[19]</sup>对失真图像进行低通过滤的处理后, 与原始图像一起求解梯度。最后求出低通滤波后的梯度图像与低通滤波后的原始图像和高斯函数的积的差来描述该失真的程度。

在 2012 年, Goldstein 和 Fattal 提出了图像导数的自相干性是一种衡量图像清晰度的有效手段<sup>[20]</sup>。虽然这项特征在遇到图像中的长直边缘时会受到极大的干扰, 但是可以通过对图像进行预处理, 屏蔽掉长直边缘后, 来使用该项特征对图像进行较为准确的描述。Zhu 和 Milanfar 提出了使用 MetricQ<sup>[6]</sup>描述图像中各向异性特性的特征。他们认为图像上产生的噪声或者模糊会使图像的各向异性改变为各项一致性。那么, 通过这项特征来对图像进行描述, 就是以一定程度上的对图像质量进行评估。Krishnan 等同样也希望通过描述图像的锐度来对其质量进行评估, 他们通过 NormSps<sup>[9]</sup>来描述图像归一化的稀疏分布, 因为该算法可以较好的分辨出被模糊的图像与清晰图像的区别, 故而可以以此来评估图像的锐度。

图像的对比度也是可以利用的特征<sup>[21]</sup>, 通过对图像进行带通滤波器以及低通滤波器的处理后, 来计算图像局部区域的对比度。通过处理颜色以及



填充色的对比度, 可以使用  $k$ -means 的聚类算法来处理所有的图像块。通过聚类后的最大的类可以被识别为整幅图像的背景。对比度也被该类算法用于计算与背景间的欧几里得距离, 并且被用来对图像中的物体运动进行识别。而图像的饱和度也能够一定程度上反映出图像的颜色特征<sup>[21]</sup>。

### 3 图像特征分析与比较

#### 3.1 局部归一化亮度特征的分析

通过图 2 可以发现, 与原始未经过失真影响的图像中的局部的归一化亮度的密度分布相比, 当图像受到失真影响后, 局部的归一化亮度的密度分布与其有明显的不同。因此可以使用该项特征用以判断图像的自然性, 从而正确的获得图像质量评估的结果。然而, 图 2 也同时展示了不同失真类型的局部归一化亮度的密度分布也是不同的。因而, 如果只是单一的使用这项特征, 在面对多种失真类型时, 将无法正确的对图像进行质量评估。

以 BRISQUE 为例, 它利用了以上局部的归一化亮度系数作为特征, 并且将此单一的特征, 在四个方向(垂直方向, 水平方向, 两种对角线方向)上求相邻像素的积, 并用非对称的广义高斯分布函数来拟合其密度函数分布, 以非对称的广义高斯分布函数的 3 个参数作为新的特征, 共计 18 个特征。之后, BRISQUE 为了追求更好的结果, 对图像进行了下采样的处理后, 重新对下采样的新图像计算该图像局部的归一化亮度系数, 以及 4 个方向上的非对称广义高斯分布函数的 3 个参数值。统计下来, BRISQUE 使用了 36 个特征来描述图像局部的归一化亮度的统计特性, 并以此来训练得到一个无参考的图像质量评估模型。由表 1 可以发现, 虽然 BRISQUE 能够对单一的各项失真方式影响下的图像进行无参考的质量评估, 但是如果不以失真方式分类, 而是将所有图像的评估结果进行 SROCC (Spearman's Rank Ordered Correlation Coefficient) 的评判<sup>[11]</sup>, 那么得到的相关性结果是较低的。其原因

在于, 虽然 BRISQUE 使用了 36 个特征来进行模型的训练, 但是由于其各项特征所描述的自然场景统计特性是相同的, 故而特征之间的相关性较高, 并不是如同特征数量所示的那样多方位的对图像进行描述。事实上, 这些特征不能完整的描述整张图像所具有的特征信息。

表 1 无参考图像质量评估算法在各特征下综合评估结果  
Tab. 1 Comprehensive evaluation results of non-reference image quality assessment algorithms under various features

相关性系数	BRISQUE	NIQE	BIQI	Wang's	本文方法
斯皮尔曼	0.464 4	0.343 6	0.459 3	0.438 1	0.760 6
皮尔森线性	0.493 8	0.3251	0.508 8	0.443 1	0.756 8

为了能够在区分各种类型失真方式影响下的图像质量的基础上, 同时能够广谱地对所有图像进行无参考的图像质量评估, 必须加入其他不同图像特性的特征。例如, 考虑到该特征对图像进行了灰度化的预处理, 因此丢失了 RGB 通道的特征信息, 所以可以加入描述 RGB 通道上特征的图像信息来弥补, 又比如, 考虑到该项特征只是考虑了自然图像的局部归一化亮度的密度分布, 因此可以加入其他图像特征, 如锐度特征, 饱和度特征, 图像细节特征等, 从而较为完整的描述图像的统计特性, 以期不但能够正确评价同种失真方式下的图像质量, 也能够正确评价不同失真方式下的图像质量优劣。

#### 3.2 RGB 三通道的差异性特征的分析

对于任何的图像质量评估方法而言, 考虑到人类是对图像信号质量的最终评价者, 因而可以通过该图像质量评估的结果与人类对于图像质量的主观评价的相关性来判断该种图像质量评估方法的性能。这些由人对图像质量的评价大多数是进行了大规模的调研后得到的主观质量评价结果。这些调研中, 会邀请人类受试者对大量的失真图像进行评分。得到这些独立评价后, 取其平均值来获得各个图像信号的平均意见值, 该值就代表了该图像信号在人类感知下的质量评分。而一个图像的客观质量评价的目的就是要能够准确预测图像信号的质量评分, 使由该图像质量评估算法的结果与人类感知的图像

质量, 即 MOS 评分, 能够有较好的相关性。

为了比较准确的评价该项特征对无参考的图像质量评估的作用, 本文将在 TID 图像数据库<sup>[16]</sup>中进行测试。TID 图像数据库中包含了 25 张原始图像以及由 17 种失真方式生成的总计 1700 张不同程度的失真图像。考虑到在无参考的环境下, 各种失真方式对于人类感知中的图像质量的影响, 本文将选取其中 11 种失真方式来进行比较和评估。为了获得相关性, 本文使用斯皮尔曼相关系数 (Spearman's Rank Correlation Coefficient), 来评估基于高通滤波下 RGB 三通道差异性的图像特征在 TID 数据库中所得值与 MOS (Mean Opinion Score), 即平均意见值, 的相关性。在统计学中, 斯皮尔曼相关系数是使用单调函数来描述两个变量之间统计相关性的无参数方法。该相关性可由如式(12)和式(13)得到:

$$d_i = x_i - y_i \quad (12)$$

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (13)$$

通过计算特征与平均意见值的斯皮尔曼相关系数, 如图 5 中所示, 基于高通滤波下 RGB 三通道差异性的图像特征在大部分的失真方式中能够很好的描述在该失真方式下, 图像质量的优劣, 并且与同为无参考的图像质量评估方法 BRISQUE 相比在总共 11 项失真方式中的 7 项是优于 BRISQUE 的算法。但是与 BRISQUE 相比较而言, 由于基于高通滤波下 RGB 三通道差异性的图像特征是在原始图像经过高通滤波器处理后的图像计算所得, 因此该特征主要描述了原始图像中的细节信息所包含的特征。可见 RGB 差异性特征在噪声类失真下, 其性能优于 BRISQUE, 但是在模糊类的失真下, 优于细节信息的缺失, 无法获得理想结果。可以注意到, 在基于高通滤波下 RGB 三通道差异性的图像特征值与 MOS 相关性较低的几项失真方式都有一个共同的特点, 这几项失真方式都会使得原图中的细节信息大量丢失。这也使得高通滤波后的图像所含的信息大大减少, 故而该特征的无法起到应有

的效果。这也说明了, 为了能够在区分各种类型失真方式影响下图像的质量的基础上, 同时也能够广谱的对所有图像进行无参考的图像质量评估, 必须加入其他不同图像特性上的特征, 从而较为完整的描述图像的统计特性, 以期不但能够正确评价同种失真方式下图像质量, 也能够正确评价不同失真方式下的图像质量优劣。

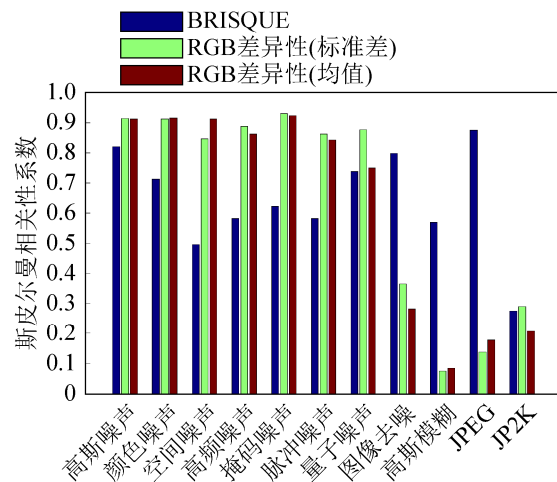


图 5 引入高通滤波特征之后与 BRISQUE 比较结果  
Fig. 5 Comparison results with BRISQUE after introducing high-pass filtering features

### 3.3 其他图像特征分析与比较

在本节中将会对所有备选的图像特征进行分析与比较, 并在之中选出能够正确完整地描述图像的特征组合。在前文中, 已经分析了基于空间域自然场景统计信息的特征, 基于高通滤波下 RGB 三通道差异性的图像特征, 以及基于最小可觉模糊边缘宽度的图像锐度特征。因而, 在本节中对这三项不同特征将不再加以分析, 而是对其他九项对图像不同特性进行描述的图像特征进行分析与比较。其中 Sparsity<sup>[4]</sup>是描述图像中梯度符合重尾分布特性的特征, SmallGrad<sup>[14]</sup>是描述图像在梯度较小区域内的图像特征, MetricQ<sup>[6]</sup>是描述图像中各向异性特性的特征, Auto-Correlation<sup>[20]</sup>, NormSps<sup>[9]</sup>和 CPBD<sup>[3]</sup>是描述图像中锐度信息的图像特征, PyrRing<sup>[14]</sup>能够检测图像中振铃效应所造成的影响, Saturation 描述了整幅图像中图像颜色

饱和度的特征, Upsampling 是图像经过上采样处理后的基于自然场景统计信息的图像特征。这些图像特征对一张图像的不同方面对图像进行了描述, 然而在本文中, 更关注于能够对在人类观察者眼中的无参考图像质量有明显影响的图像特征。因而, 为了测试各项特征, 本文将在 TID 图像数据库中进行测试。TID 图像数据库中包含了 25 张原始图像以及由 17 种失真方式生成的总计 1700 张不同程度的失真图像。考虑到在无参考的环境下, 各种失真方式对于人类感知中的图像质量的影响, 本文将选取其中 11 种失真方式来进行比较和评估。为了获得相关性, 本文使用斯皮尔曼相关系数 (Spearman's Rank Correlation Coefficient), 来评估这些特征。在统计学中, 斯皮尔曼相关系数使用单调函数来描述, 两个变量之间统计相关性的无参数方法。各项特征的相关性结果如图 6 中所示。

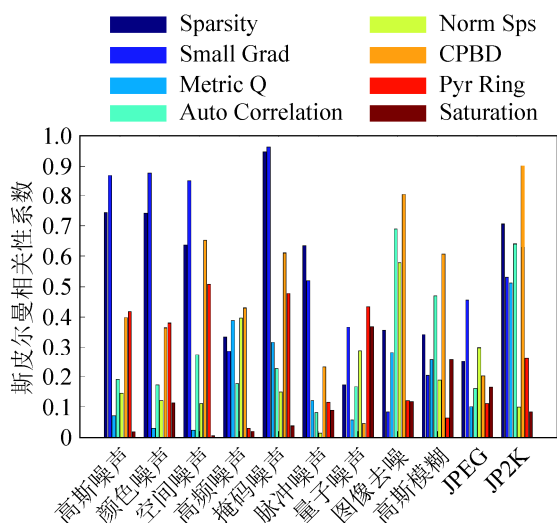


图 6 各特征相关性比较  
Fig. 6 Comparison of each feature correlation

为了能够在区分各种类型失真方式影响下图像质量的基础上, 同时也能够广谱的对所有图像进行无参考的图像质量评估, 本文需要在无参考图像质量评估模型中加入不同图像特性上的特征, 且这些特征能够有效描述的无参考条件下的图像质量的部分特性, 以期不但能够正确评价同种失真方式下图像质量, 也能够正确评价不同失真方式下的图

像质量优劣。由图 6 可知, 虽然各项特征都对图像的信息进行了一定程度上的描述, 但是对于图像质量的评估作用各不相同。为了得到理想的结果, 将选取其中相关性较高的特征。因而, 本文中将选择这些特征中, 能够在多项失真方式下具有较高相关度的特征, 将这些选出的图像特征用上文中提到的逻辑回归模型来在 TID 图像数据库下进行训练, 最终得到无参考的图像质量评估模型。

### 4 模型训练

为了通过逻辑回归的方法, 对数据集进行训练后, 得出无参考的图像质量评估模型。在本文中, 会首先进行对所有图像对的计算。对于所有的图像对而言, 其特征向量, 是通过其图像对中两张图像各自的各个图像特征进行求差的运算后得到的。在得到所有图像对的特征向量后, 本文将对下式中的所有图像对的“概率”求解器极大似然估计, 从而得出特征向量对应的各个参数值:

$$p_{AB} = \text{logit}^{-1}(\theta \cdot (x_A - x_B)) \tag{14}$$

$$\text{logit}^{-1}(x) = \frac{e^x}{1 + e^x} \tag{15}$$

式中:  $x_A$  与  $x_B$  是图像 A 以及图像 B 各自的特征向量。在通过极大似然估计得到参数向量  $\theta$  的值后, 无参考的图像评估模型  $f(x)$  可由式(16)得出:

$$f(x) = \theta \cdot (x - x_0) \tag{16}$$

式中:  $x_0$  是拥有理想质量的原始图像 (Ground truth)。

那么由此可以知道,  $\theta \cdot x_0$  是一个常数, 因而该项可以在公式中被省略, 故而, 无参考的图像质量评估模型最终由式(17)得到:

$$f(x) = \theta \cdot x \tag{17}$$

### 5 结果分析

在本节中, 会将本文通过逻辑回归对上述选择的多项特征训练后得到的新的无参考的图像质量评估模型与其他无参考的图像质量评估模型进行对比, 并对其结果进行分析。为了比较准确的评价

该项特征对无参考的图像质量评估的作用, 本文将在 TID 图像数据库中进行测试。TID 图像数据库中包含了 25 张原始图像以及由 17 种失真方式生成的总计 1 700 张不同程度的失真图像。考虑到在无参考的环境下, 各种失真方式对于人类感知中的图像质量的影响, 本文将选取其中 11 种失真方式来进行比较和评估。为了获得相关性, 本文使用斯皮尔曼相关系数(Spearman's Rank Correlation Coefficient), 来评估各个无参考的图像质量评估算法的性能。各个无参考的图像质量评估算法性能能够通过图 7 中的数据来看。

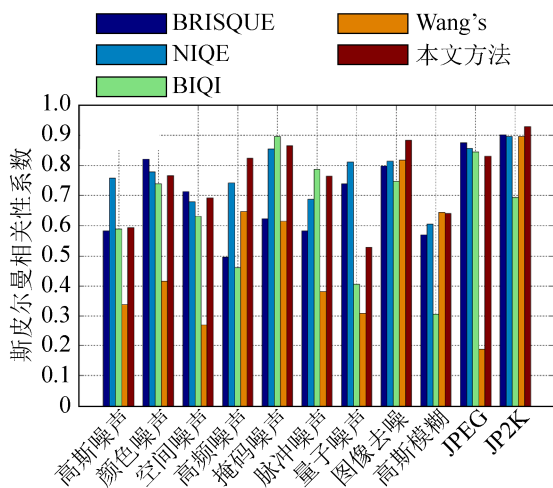


图 7 各评估模型性能比较

Fig. 7 Performance comparison of each evaluation model

通过本文中的方法得到的无参考的图像质量评估模型, 在经过斯皮尔曼相关系数对其和 MOS(平均意见值)进行相关性计算后, 可以发现, 在 TID 图像数据中的各项失真方式下, 都能够得到优秀的图像质量评估结果。除高斯噪声和量子噪声外, 在大部分失真下, 都接近或优于当前最优算法, 因此本文方法在单一失真类型下可与当前各算法媲美。从表 1 和表 2(1 代表结果行优于列, -1 代表劣于列)中可知, 其他方法在面对各项失真方式混合的数据集时, 无法较好的正确评价图像质量的优劣, 与各个算法在处理单一失真方式的情况下, 具有明显劣势。然而, 通过本文方法得到的无参考的图像质量评估模型, 则在面对此类情况时仍

能获得 0.760 6 这样较高的相关性, 可见本文提出的无参考的图像质量评估模型在该情况下仍能正确的对图像质量进行评估。

表 2 斯皮尔曼相关系数计算所得的假设检验的 P 值比较  
Tab. 2 Comparison of P-values of hypothesis tests computed by Spearman's rank correlation coefficient

方法	BRISQUE	NIQE	BIQI	Wang's	本文方法
BRISQUE	0	1	-1	1	-1
NIQE	-1	0	-1	1	-1
BIQI	1	1	0	1	-1
Wang's	-1	-1	-1	0	-1
本文方法	1	1	1	1	0

为了考虑到本文是通过逻辑回归进行机器学习得到的无参考的质量评估模型。因此, 为了保证得到的结果并不是由于从已知的信息中提取的特征而使得其结果正确, 本文将 TID 的图像数据库中 11 项失真方式的所有图像共计 1 100 张随机分成两份, 一份为 800 张图像作为训练集, 另一份为 300 张图像作为测试集, 因此两份数据集之间并无数据上的重复。为了正确评估本文的无参考的质量评估模型的性能, 本文对该随机训练与测试的过程重复了 1 000 次后的结果的平均值作为结果。

## 6 结论

本文所提出的无参考的图像质量评估模型, 能够在区分各种类型失真方式影响下图像质量的基础上, 同时能够广谱地对所有图像进行无参考的图像质量评估, 通过加入了不同的图像特性上的特征, 从而较为完整的描述图像的统计特性, 不但能够正确评价同种失真方式下图像质量, 也能够正确评价不同失真方式下的图像质量优劣。可以发现, 在 TID 图像数据中的各项失真方式下, 都能够得到比较接近真实图像质量的评估结果, 与其他无参考的图像质量评估方法相比, 得到的各项相关性更加稳定, 在各项失真方式中, 与其他方法中最好的结果相当或者优于他们。在多种失真方式混合评估情况下, 评估结果明显好于其他方法。本文方法对高斯噪声和量子噪声的性能, 略逊于最优算法, 在

未来的工作中, 需要解决这一缺陷, 使得本文方法的正确率进一步提升, 同时也希望将该方法应用到更多的图像处理领域中去。

### 参考文献:

- [1] Narvekar N D, Karam L J. A no-reference perceptual image sharpness metric based on a cumulative probability of blur detection[C]// Proceedings of the International Workshop on Quality of Multimedia Experience. USA: IEEE, 2009: 87-91.
- [2] Narvekar N D, Karam L J. An improved no-reference sharpness metric based on the probability of blur detection[C]// Proceedings of the International Workshop on Video Processing and Quality Metrics for Consumer Electronics. USA: Arizona State University, 2010.
- [3] 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 (S1057-7149), 2011, 20(9): 2678-2683.
- [4] Levin A, Fergus R, Durand F, et al. Image and depth from a conventional camera with a coded aperture[J]. ACM Transactions on Graphics (S0730-0301), 2007, 26(3): 70.
- [5] Levin A, Weiss Y, Durand F, et al. 2011. Efficient marginal likelihood optimization in blind deconvolution[C]// Proceedings of the IEEE Computer Vision and Pattern Recognition. USA: IEEE, 2011: 2657-2664.
- [6] Zhu X, Milanfar P. A no-reference sharpness metric sensitive to blur and noise[C]// Proceedings of the International Workshop on Quality of Multimedia Experience, USA: IEEE, 2009: 64-69.
- [7] Zhu X, Milanfar P. Automatic parameter selection for denoising algorithms using a no-reference measure of image content[J]. IEEE Transactions on Image Processing (S1057-7149), 2010, 19(12): 3116-3132.
- [8] Krishnan D, Fergus R. Fast image deconvolution using hyper-Laplacian priors[C]// Neural Information Processing Systems, USA: Curran Associates, Inc., 2009.
- [9] Krishnan D, Tay T, Fergus R. Blind deconvolution using a normalized sparsity measure[C]// Proceedings of the IEEE Computer Vision and Pattern Recognition. USA: IEEE, 2011: 233-240.
- [10] 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 (S1057-7149), 2012, 21(8): 3339-3352.
- [11] Mittal A, Moorthy A K, Bovik A C. No-reference image quality assessment in the spatial domain[J]. IEEE Transactions on Image Processing (S1057-7149), 2012, 21(12): 4695-4708.
- [12] Mittal A, Soundararajan R, Bovik A C. Making a “completely blind” image quality analyzer[J]. IEEE Signal Processing Letters (S1070-9908), 2013, 20(3): 209-212.
- [13] Moorthy A K, Bovik A C. A two-step framework for constructing blind image quality indices[J]. IEEE Signal Processing Letters (S1070-9908), 2010, 17(5): 513-516.
- [14] Liu Y, Wang J, Cho S, et al. A no-reference metric for evaluating the quality of motion deblurring[J]. ACM Transactions on Graphics (S0730-0301), 2013, 32(6): 175.
- [15] Sheikh H R, Wang Z, Cormack L, et al. LIVE Image Quality Assessment Database Release 2 [EB/OL]. (2016-10-10) [2016-12-11]. <http://live.ece.utexas.edu/research/quality>.
- [16] Ponomarenko N, Lukin V, Zelensky A, et al. TID2008 - a database for evaluation of full-reference visual quality assessment metrics[J]. Advances of Modern Radioelectronics, 2004, 10: 30-45.
- [17] Mittal A, Moorthy A K, Bovik A C. Referenceless image spatial quality evaluation engine [C]// Proceedings of the 45th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, USA: IEEE, 2011.
- [18] Levin A, Weiss Y. User assisted separation of reflections from a single image using a sparsity prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (S0162-8828), 2007, 29(9): 1647-1654.
- [19] 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 (S1057-7149), 2004, 13(4): 600-612.
- [20] Goldstein A, Fattal R. Video stabilization using epipolar geometry[J]. ACM Transactions on Graphics (S0730-0301), 2012, 31(5): 126.
- [21] Lin W, Kuo C-C J. Perceptual visual quality metrics: a survey[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation (S1047-3203), 2011, 22(4): 297-312.