无参考图像质量评价综述

王志明 [1, 2]

摘 要 图像质量对人类视觉信息的获取影响很大, 如何在没有参考图像的情况下准确地评价失真图像的质量是一个关键但又非常困难的问题. 本文回顾了近 20 年来无参考图像质量评价发展的主要技术. 首先, 介绍了这一领域常用的衡量评价算法性能的技术指标, 以及几个网上共享的典型图像质量评价数据库; 然后, 对各种无参考图像质量评价算法进行详细的分类介绍和特点评析; 最后, 基于典型数据库对近几年的一些非特定失真图像质量评价方法进行了性能测试和比较. 目的是为这一领域的研究人员提供一个较为全面的、有价值的文献参考.

关键词 图像质量评价, 无参考图像质量评价, 相关系数, 模糊, 噪声

引用格式 王志明. 无参考图像质量评价综述. 自动化学报, 2015, **41**(6): 1062−1079

DOI 10.16383/j.aas.2015.c140404

Review of No-reference Image Quality Assessment

WANG Zhi-Ming[1, 2]

Abstract Image quality has a strong impact on human visual information acquisition. It is a key but difficult task to evaluate the quality of a distorted image without a reference image. This paper reviews the main techniques of no-reference image quality assessment (IQA) developed during the past 20 years. Firstly, some technical indexes for IQA algorithm evaluation and several public IQA databases available on network are introduced. Then, various no-reference IQA algorithms are introduced, sorted and discussed in detail. At last, several non-distortion-specific no-reference IQA algorithms presented in recent years are tested and compared on a public database. The purpose of this paper is to provide an integrated and valuable reference for no-reference IQA research.

Key words Image quality assessment (IQA), no-reference image quality assessment (NR-IQA), correlation coefficient, blur, noise

Citation Wang Zhi-Ming. Review of no-reference image quality assessment. *Acta Automatica Sinica*, 2015, **41**(6): 1062−1079

图像作为视觉信息的来源, 蕴含了大量的有价值信息. 在图像的获取、存储、传输、显示等过程中不可避免地会引入一些干扰因素, 如噪声、模糊、数据丢失等, 这些都会造成图像质量的下降 (降质、失真). 图像质量的好坏直接影响到人们的主观感受和信息量获取, 图像质量评价 (Image quality assessment, IQA) 的研究也在近 20 年受到广泛的重视. 图像质量评价可以分为主观评价方法和客观评价方法, 主观评价由观察者对图像质量进行主观评分, 一般采用平均主观得分 (Mean opinion score, MOS) 或平均主观得分差异 (Differential mean opinion score, DMOS) (即人眼对无失真图像和有失真图像评价得分的差异) 表示, 但主观评价工作量大、耗时长, 使用起来很不方便; 客观评价方法是由计算机根据一定算法计算得到图像的质量指标, 根据评价时是否需要参考图像又可以分为全参考 (Full reference, FR)、半参考 (部分参考) (Reduced reference, RR) 和无参考 (No reference, NR) 等三类评价方法. 全参考方法 (FR) 在评价失真图像时, 需要提供一个无失真的原始图像, 经过对二者的比对, 得到一个对失真图像的评价结果, 如信噪比 (Signal noise ratio, SNR)、峰值信噪比 (Peak signal noise ratio, PSNR)、均方误差 (Mean square error, MSE)、平均结构相似度 (Mean structure similarity, MSSIM)[1]、视觉信息保真度 (Visual information fidelity, VIF)[2]、视觉信噪比 (Visual signal-to-noise ratio, VSPR)[3]、最显著失真 (Most apparent distortion, MAD)[4]、图像差异预测 (Image difference prediction, IDP)[5] 等. 随着研究的发展, 这类方法的准确性越来越好, 但其缺点是需要提供无失真的参考图像, 这在实际应用中往往很难得到. 文献 [6−7] 等对全参考图像评价方法进行了系统的介绍. 半参考方法 (RR) 也称为部分参考方法, 它不需要将失真图像与原始图像相比较,而只需要将失真图像的某些特征与原始图

收稿日期 2014-06-03 录用日期 2015-02-02
Manuscript received June 3, 2014; accepted February 2, 2015
本文责任编委 封举富
Recommended by Associate Editor FENG Ju-Fu
1. 北京科技大学计算机与通信工程学院 北京 100083 2. 材料领域知识工程北京市重点实验室 北京 100083
1. School of Computer and Communication Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083 2. Beijing Key Laboratory of Knowledge Engineering for Materials Science, Beijing 100083

像的相同特征进行比较, 比如小波变换系数的概率分布[8]、综合多尺度几何分析、对比度敏感函数和可觉察灰度差异特征[9] 等. 其相应的应用领域包括视频传输中的数字水印验证[10]、利用副通道进行视频质量监控与码流率控制[8, 11] 等. 无参考方法 (NR) 也称为盲图像质量 (Blind image quality, BIQ) 评价方法, 则完全无需参考图像, 根据失真图像的自身特征来估计图像的质量. 有些方法是面向特定失真类型的, 如针对模糊、噪声、块状效应的严重程度进行评价; 有些方法先进行失真原因分类, 再进行定量评价; 而有些方法则试图同时评价不同失真类型的图像. 无参考方法最具实用价值, 有着非常广泛的应用范围. 但正是由于没有参考图像, 以及图像内容的千变万化, 使得无参考图像质量评价相对更为困难. 本文以无参考图像质量评价方法为研究对象, 在介绍了这一领域常用的一些衡量评价算法性能的技术指标及几个网上共享的典型图像质量评价数据库后, 对已发表的大量无参考图像质量评价方法进行了一个梳理分类, 对每一类中的主要方法进行详细的介绍和评析. 按照评价的方法和目的, 本文将无参考图像评价方法分为两大类进行介绍: 面向特定失真的和非特定失真的无参考图像质量评价算法. 最后, 我们对近几年的一些典型非特定失真无参考图像质量评价算法进行了性能测试和对比, 供有志于图像质量评价方法研究的研究人员参考.

1 图像质量评价方法的衡量

图像质量评价算法有很多, 每种算法都有自己的特点, 但评价效果好不好也需要有一定的衡量准则. 另外, 为对比方便, 大多数研究人员将自己提出的算法在一些公开共享的图像数据库上进行了测试. 作为图像质量评价研究的一个重要组成部分, 本文首先介绍用于对图像质量评价算法进行衡量的技术指标和相应的几个典型图像质量评价数据库.

1.1 衡量算法性能的技术指标

一种图像质量评价算法本身是否准确、与人的主观判断是否一致, 也需要一定的衡量标准. 通常以算法评价值和人眼主观打分值 (MOS 或 DMOS) 的误差和相关性来进行评价, MOS 值越大 (DMOS 值越小) 说明图像质量越高; 相反, MOS 值越小 (DMOS 值越大) 说明图像质量越差. 算法评价值与 MOS 或 DMOS 的误差越小、相关性越强, 说明评价越准确. 广泛采用的技术指标有以下几个:

1) 均方根误差 (Root mean squared error, RMSE):

$$RMSE = \left[\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - y_i)^2\right]^{\frac{1}{2}} \tag{1}$$

其中, $\{x_1, x_2, \cdots, x_n\}$ 表示人眼打分的 MOS 或 DMOS 值, $\{y_1, y_2, \cdots, y_n\}$ 表示某种算法估计图像质量值. 均方根误差比较算法评价值与人眼主观打分之间的绝对误差, 衡量算法预测的准确性 (Accuracy). 需要注意的是, 不同类型的质量指标取值范围或变化趋势可能不同 (如 MOS 值有些取 [1, 5], 有些取 [0, 9], 而许多算法输出值在 [0, 100] 区间), 计算这一指标前需要先进行归一化.

2) 线性相关系数 (Linear correlation coefficient, LCC), 也称为皮尔逊 (Pearson) 线性相关系数:

$$LCC = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{x_i - \overline{x}}{\sigma_x}\right)\left(\frac{y_i - \overline{y}}{\sigma_y}\right) \tag{2}$$

其中, $\overline{x}$, $\overline{y}$ 分别为 $\{x_1, x_2, \cdots, x_n\}$ 和 $\{y_1, y_2, \cdots, y_n\}$ 的均值, 分别为它们的标准差. 线性相关系数描述算法评价值与人眼主观打分之间的相关性, 也衡量了算法预测的准确性.

3) Spearman 秩相关系数 (Spearman′s rank ordered correlation coefficient, SROCC):

$$SROCC = 1 - \frac{6}{n(n^2-1)}\sum_{i=1}^{n}(r_{xi} - r_{yi})^2 \tag{3}$$

其中, r_{xi}, r_{yi} 分别为 x_i 和 y_i 在各自数据序列中的排序位置. Spearman 秩线性相关系数衡量算法预测的单调性 (Monotonicity).

4) Kendall 秩相关系数 (Kendall rank order correlation coefficient, KROCC):

$$KROCC = \frac{2n_c - n_d}{n(n-1)} \tag{4}$$

其中, n_c 是数据集中的一致对个数, n_d 是数据集中的不一致对个数. 两个数据序列中任何一对数据 (x_i, y_i) 和 (x_j, y_j), 如果满足 $x_i > x_j$ 且 $y_i > y_j$ 或满足 $x_i < x_j$ 且 $y_i < y_j$, 则称为它们是一致的; 如果满足 $x_i > x_j$ 且 $y_i < y_j$ 或满足 $x_i < x_j$ 且 $y_i > y_j$, 则称为不一致的; 如果满足 $x_i = x_j$ 或 $y_i = y_j$, 则既不是一致的, 也不是不一致的. Kendall 秩线性相关系数也衡量了算法预测的单调性.

5) 离出率 (Outlier ratio, OR):

$$OR = \frac{N_{\text{false}}}{N_{\text{total}}} \tag{5}$$

离出率表示超出主观得分 ± 2 倍标准差 (存在多个观察者的主观得分时) 的样本数百分比. 其中, N_{false}

是超出主观得分 ±2 倍标准差的样本数, N_{total} 是总样本数. 在高斯分布情况下, 2 倍标准差包含了约 95 % 的样本数. 离出率衡量算法预测结果的一致性 (Consistency).

1.2 典型图像数据库

考虑到对图像质量评价算法的度量, 需要大量的经过人工评分的图像及评分值, 许多研究人员建立了超过 20 个图像质量评价数据库, 我们这里仅介绍最具典型代表的 LIVE、TID 2008、CSIQ 和 IVC 数据库, 其他更多数据库的介绍可参见文献 [12].

1) LIVE

LIVE (Laboratory for image & video engineering) 图像质量评价数据库由美国德克萨斯大学奥斯汀分校的电气与计算机工程系与心理学系联合建立, 是应用最为广泛的一个共享数据库[6, 13]. 库中 (Release 2) 含有 29 幅参考图像 (分辨率从 438 像素 × 634 像素至 512 像素 × 768 像素不等), 以及由这些图像经过一定的降质生成的 5 种不同类型失真图像共计 779 个. 经过主观评分的测试图像包括 5 组 (每组中含有一定数量的原始图像), 其中 JPEG 2000 失真 175 个, JPEG 失真 169 个, 白噪声失真 145 个, 高斯模糊失真 145 个, 快速瑞利衰减失真 145 个, 共计 982 个测试图像. LIVE 库提供所有退化图像的 DMOS 值, 由 161 个观察者给出的约 25 000 个数据统计得到. 库中的 DMOS 值取值范围为 [0, 100], 值越大图像质量越差, 零值表示无失真图像.

2) TID 2008

TID 2008 (Tampere image database) 图像数据库[14] 由乌克兰国家航空航天大学的 N504 信号接收、传输与处理系建立, 包括 25 幅分辨率为 384 像素 × 512 像素的彩色参考图像, 失真图像包括 17 种不同的失真, 每个失真含 4 个不同的等级, 共计 17 × 4 × 25 = 1 700 幅图像. 库中的 17 种失真分别为: 加性高斯噪声、颜色分量强于照明分量的加性噪声、空间位置相关噪声、掩模噪声、高频噪声、脉冲噪声、量化噪声、高斯模糊、图像噪声、JPEG 压缩、JPEG 2000 压缩、JPEG 传输错误、JPEG 2000 传输错误、非偏心式噪声、不同强度的局部块失真、强度均值偏移、对比度变化. 数据库提供所有测试图像的 MOS 值及其标准差, 由来自不同国家的 838 位测试人员进行了共计 256 428 个主观评分统计得到. 库中的 MOS 值取值范围为 [0, 9], 值越大图像质量越好, 数值 9 表示无失真图像.

3) CSIQ

CSIQ (Categorical subjective image quality) 图像数据库[4] 由美国俄克拉荷马州立大学的电气与计算机工程学院建立, 包括分辨率为 512 像素 × 512 像素的 30 个参考图像, 6 种不同类型的失真, 每种失真包含 4 ∼ 5 个失真等级. 6 种失真类型分别为: JPEG 压缩、JPEG 2000 压缩、整体对比度缩减、加性高斯粉红噪声 (1/f 噪声)、加性高斯白噪声、高斯模糊, 总计 866 个失真图像. 数据库提供所有测试图像的 DMOS 值, 由 25 位测试人员进行了共计 5 000 个主观评分统计得到. 库中的 DMOS 值取值范围为 [0, 1], 值越大图像质量越差, 零值表示无失真图像.

4) IVC

IVC 图像数据库[15] 由法国南特中央理工大学建立, 包括分辨率为 512 像素 × 512 像素的 10 个参考彩色图像, 4 种类型不同程度的失真: JPEG 压缩、JPEG 2000 压缩、LAR 编码、模糊, 彩色和单色失真图像总计 235 个. 数据库提供其中 185 个彩色失真图像的 MOS 值, 由 15 位测试人员主观评分统计得到. 库中的 MOS 值取值范围为 [1, 5], 值越大图像质量越好, 数值 5 表示无失真图像.

上述 4 个数据库的基本情况比较如表 1 所示. 这些数据库对研究和测评图像质量评价算法提供了很大的帮助. 但需要注意的是, 相对于实际应用, 这些数据库还存在一定的局限性. 一般一张图片是由单一的失真因素构成, 而实际应用中会有混合失真, 比如随机噪声叠加散焦模糊. 因此, 图像质量评价算法对实际失真图像的效果如何还需要更多的研究, 需要建立更为贴近实际情况的图像评价数据库.

表 1 4 个常用图像质量评价数据库参数比较

Table 1 Four public databases for image quality assessment

数据库	时间	图像数	分辨率	失真种类数	失真图像数	质量指标
LIVE	2006 年	29	438 × 634 ∼ 512 × 768	5	779	DMOS
TID 2008	2008 年	25	384 × 512	17	1 700	MOS
CSIQ	2010 年	30	512 × 512	6	866	DMOS
IVC	2005 年	10	512 × 512	4	235	MOS

2 面向特定失真的无参考图像质量评价

无参考图像质量评价方法研究始于面向特定失真的评价, 比如最常见的图像模糊和噪声, 后来逐渐有大量的研究力争排除不同类型失真的干扰, 找到类似于人眼评价的统一评价机制. 在面向特定失真的图像质量评价研究中, 最为广泛的是对图像模糊和噪声的研究, 另外还有针对块状效应的评价、针对 JPEG 压缩和 JPEG 2000 压缩的评价等.

2.1 图像模糊度的评价

图像模糊度的评价是无参考图像质量评价中研究最早、最多的一类方法, 广泛用于相机的自动对焦、图像增强、复原和压缩等处理中. 有相当一部分文献称为针对图像锐利程度的评价, 大多数时候我们可以把它们理解为一对相反的图像性能指标, 这里我们把模糊度和锐利度的评价归纳在一起进行介绍. 图像模糊度的评价方法可大致分为基于边缘分析的方法、基于变换域方法和基于像素统计信息的方法等几类.

2.1.1 基于边缘分析的方法

一般来说, 图像模糊会造成边缘展宽, 因此有很多模糊估计算法以分析边缘的宽度为基础. 有些算法计算某一固定方向边缘宽度的平均值, 如 Marziliano 等[16−17] 检测竖直方向 Sobel 边缘, 通过搜索灰度值的局部极值点得到边缘宽度, 将所有边缘像素的平均边缘宽度作为图像模糊程度的估计. 更多的算法则根据边缘走向搜索边缘宽度, 如 Ong 等[18−19] 沿梯度搜索得到 Canny 边缘宽度, 并对平均边缘宽度进行指数运算得到模糊度估计.

为排除噪声和某些孤立点的影响, 许多算法对边缘进行了数据拟合和阈值处理, 如 Dijk 等[20] 用正交滤波器检测图像中的线条和边缘, 通过高斯形状拟合宽度和幅度, 统计小于某一阈值的点数来估计图像锐利程度; Chung 等[21] 以边缘标准差和幅值的加权均值作为模糊度的估计, 权重由图像对比度得到; Yan 等[22] 利用三角形拟合边梯度变化, 进而根据三角形参数估计图像锐利度; Wu 等[23] 根据阶跃边缘估计线扩散函数和点扩散函数, 以点扩散函数的半径作为图像模糊度的度量.

除了计算平均值和形状拟合, 有些算法采用更多的统计信息来进行估计, 如 Liang 等[24] 以梯度剖面的标准差表示某一点锐利度, 建立所有边缘点的锐利度直方图并据此计算图像模糊度; Choi 等[25] 通过计算水平和竖直梯度极值点找到边缘点, 根据其与邻域的灰度关系判断是否为模糊点, 再以模糊像素数和边缘像素数的比率来评价图像模糊程度. 另外, 也有些算法不是以边缘宽度而是以边缘的强度进行模糊度估计, 如 Wang 等[26] 在计算图像 Canny 边缘后, 不是以边缘展宽而是以灰度变化斜率最大值作为模糊度的衡量.

另有其他一些研究对边缘的提取方法进行了不同的尝试, 如 Wang 等[27] 基于不同大小模板检测边缘以得到更为可靠边缘, 根据边缘最大强度、平均强度以及边缘比率等信息计算图像模糊度指标; Soleimani 等[28] 用一对包括一阶和二阶高斯导数的正交滤波器在多个尺度上对图像进行处理, 通过构造的极值函数将极值点分类为过渡区和线条区, 并根据模型标准差估计图像模糊程度.

模糊度估计研究中一个非常重要的概念是 Ferzli 和 Karam[29] 基于人眼视觉特点提出的可觉察模糊 (Just noticeable blur, JNB), 它是指由观察者根据不同的对比度给出可觉察的模糊程度. 作者将图像子块分类为可能的边缘块和平滑块, 排除边缘块中纹理块之后计算每个边缘块的边缘展宽和亮度对比度, 并结合 JNB 得到图像模糊度估计. 它在估计模糊度的同时考虑了边缘宽度、对比度以及人眼视觉的特点, 具有比早期方法更好的效果. 文献 [30] 详细介绍了 JNB 获取的过程, 并基于 JNB 提出一种模糊概率模型, 通过每一点边缘展宽得到模糊概率, 并累加得到图像块的模糊概率; 在后续研究中, 作者还分析了图像子块大小的选择[31], 并通过非线性逻辑回归将模糊度估计值转换为人眼评分 MOS 值.

后来有许多研究人员在进行图像模糊评价中利用了 JNB 的概念, 如 Sadaka 等[32] 根据人眼视觉系统的显著性, 对基于 JNB 计算得到的分块模糊度进行加权求和得到总体模糊度评价; Narvekar 和 Karam[33−34] 基于 JBN 提出了称为模糊检测累加概率 (Cumulative probability of blur detection, CPBD) 的度量, 根据边缘比率将图像子块分类为边缘块和平滑块, 根据边缘块的亮度、边缘展宽并结合 JBN 得到模糊概率, 最后统计累加概率得到模糊度; Zhong 等[35] 将基于 JBN 的模糊度度量与图像显著度图相结合, 显著度图由一个结合语义标记信息、人眼注意点追踪信息、自底向上图像特征的支持向量机 (Support vector machine, SVM) 模型得到; 在 Feichtenhofer 等[36] 的感知锐利度指数 (Perceptual sharpness index, PSI) 中, 计算 Sobel 边缘并滤除较弱边缘, 仅对满足一定角度的边缘计算边缘展宽, 并结合 JBN 计算分块和整体图像锐利度指数.

基于边缘分析进行模糊度评价方法的优点是概念直观、计算相对简便, 后续的方法考虑了人眼视觉的特点; 其缺点是对图像内容有一定的依赖性, 当原始图像中缺少锐利边缘时会导致估计不准确.

2.1.2 基于变换域的方法

考虑到各种变换域对图像特征表示的有效性, 以及图像模糊在频率域具有一定的表现形式 (比如高频信号衰减), 有许多方法在不同的数据变换域, 如离散余弦变换 (Discrete cosine transform, DCT)、离散小波变换 (Discrete wavelet transform, DWT) 进行模糊评价, 有些算法综合利用空间域和变换域信息.

图像越是模糊、平滑, 其变换域的非零系数就越少, 系数分布也越向于零值附近. Marichal 等[37] 基于 8×8 分块 DCT 非零系数的加权直方图, 估计压缩图像和单帧压缩视频图像的模糊程度; Caviedes 和 Gurbuz[38] 只计算以边缘点为中心的图像子块的 DCT 系数, 并以其系数分布的 Kurtosis 值作为锐利程度估计, 再由这些值的平均给出图像的整体锐利度估计, 计算过程中综合了空间域和频率域的信息.

图像模糊会增加低频分量而减少高频分量, 因而频域的强度变化可以反映图像模糊程度. Shaked 和 Tastl[39] 基于图像的频率域高频与低频带通滤波能量之比来预测图像的锐利度; Kristan 等[40] 注意到散焦图像的归一化 DCT 系数趋于低频加强, 而聚焦准确的图像趋于均匀分布, 因此通过测试图像 DCT 系数谱的均匀性进行图像锐利度估计.

由于图像模糊会对图像不同分辨率下的边缘及相互关系产生影响, 小波变换等多尺度分析方法在模糊度评价中得到广泛应用. 小波变换兼顾了空间位置和频率上的分辨率, 许多算法利用了小波域的边缘和相位等信息. 如 Ferzli 和 Karam[41] 将 Marziliano 等[17] 的基于边缘分析方法推广到图像的小波域, 以水平和竖直方向小波系数绝对值的均值计算模糊度; Ciancio 等[42] 基于冗余小波变换系数的跨尺度局部相位一致性, 采用自适应阈值将小波系数分类为一致的和不一致的, 由最高频的水平和竖直方向不满足一致性的小波系数标准差的均值估计模糊度; Hassen 等[43−44] 在复小波域计算局部相位一致性图, 再按照一致性越大权重越大的原则计算加权和, 得到图像的整体锐利度指数; Tong 等[45] 基于多尺度小波变换系数将边缘分为不同类型、采用不同规则分析判断是否模糊, 并根据模糊边缘数目估计整个图像模糊程度; Kerouh[46] 则对不同分辨率采用不同阈值, 在各个尺度下分别估计模糊度, 最终加权合并为一个整体图像模糊度值; Vu 和 Chandler[47] 计算各个子带小波系数的对数能量, 并由其加权和作为整体锐利度估计.

除小波变换外, 其他多尺度特征也被用于预测图像的模糊度, 如 Hsin 等[48] 以高斯导数组成的滤波器组的输出来预测图像的锐利程度; Serir 等[49−50] 通过阈值化乘性多尺度分解 (Multiplicative multiresolution decomposition, MMD) 系数检测过渡点, 提取有关纹理、细节、轮廓、对比度和奇异点数量等图像特征, 通过分类检测模糊过渡点, 并根据各个尺度下的模糊系数估计整体模糊度; Zhang 等[51] 对图像梯度进行主成分分析 (Principal component analysis, PCA) 后, 以大于一定阈值的第二特征值的均值表示图像模糊程度; Zhu 和 Milanfar[52−54] 根据局部梯度向量矩阵 SVD 分解的最大特征值和噪声方差来估计图像锐利度及总体图像质量下降.

另外, 许多算法综合利用了变换域和空间域的信息, 如 Chen 和 Bovik[55−56] 综合利用了空间域和小波变换域梯度信息, 以空间域梯度直方图为特征, 用概率 SVM 模型估计模糊度指标, 再结合多尺度小波变换细节系数梯度, 得到最终的模糊度估计; Vu 等[57] 结合频率域和空间域特征给出一个综合评价标准 S_3 (Spectral and spatial sharpness), 频域特征由局部频谱幅值的斜率经 S 形 (Sigmoid) 函数变换得到, 空间域特征由局部总变分 (Total variation, TV) 计算得到, 取二者的几何加权均值作为综合评价值. 有的算法甚至利用了其他算法的估计结果, 在 Ciancio 等[58] 基于神经网络的图像模糊度估计算法中, 所采用的特征既包括其他模糊度估计算法的估计结果, 如频率域度量[41]、空间域度量[45]、感知模糊度量[17]、基于人眼视觉系统的度量[25], 也包括一些图像特征, 如冗余小波系数的局部相位一致性、平均亮度、HVS 频率响应方差、对比度, 将这些特征进行归一化后作为神经网络的输入来预测人眼评价的模糊程度得分.

基于变换域的模糊度评价方法综合了图像的频域特性和多尺度特征, 有些方法同时利用了空间信息, 与单一利用边缘信息相比, 对模糊度的估计具有较好的准确性和鲁棒性.

2.1.3 基于像素统计信息的方法

有些模糊度评价算法虽然在空间域进行估计, 但不进行局部边缘展宽分析, 而是依赖于图像像素的一些统计信息及其相对变化. 如 Crete 等[59] 根据人眼不太容易区分模糊图像和再模糊图像的特点, 首先生成输入图像的一个模糊版本, 然后计算两幅图像中邻域像素的灰度变化, 通过比较这种变化来估计输入图像的模糊程度; 张荣等[60] 结合自适应滤波和统计平均, 利用自相关性估计运动模糊的点扩展函数长度, 作为 SAR 图像运动模糊程度的度量. Tsomko 和 Kim[61] 认为图像模糊时相邻灰度差异的方差会变小, 通过全图抽样和分块计算差异方差后, 根据它们是否满足一定阈值条件及相互之间的

关系将图像的模糊程度分为整体锐利、平均质量、整体模糊等三类, 但没有给出定量估计. Liu 等[62] 针对 H.264/AVC 压缩造成的模糊问题, 通过采用不同位置像素计算块边界处的水平和竖直方差, 根据方差估计局部模糊程度, 并平均得到整体图像模糊程度.

Wee 和 Paramesran[63] 指出, 在图像协方差矩阵的特征值中, 最大的一些特征值包含了图像信息, 而最小的一些特征值包含噪声信息, 因此主要特征值可用来估计图像锐利度. 计算图像协方差矩阵的特征值时, 以最大的前几个特征值的迹作为图像锐利度的估计.

基于像素的模糊度评价方法的优点是利用了图像的统计信息, 鲁棒性好; 缺点是忽略了像素的位置信息, 图像中的噪声 (尤其是脉冲噪声) 会形成较强的梯度值, 从而对估计造成较大的影响.

总体来看, 模糊度估计方法逐渐从早期的基于规则向基于机器学习技术过渡, 发展趋势是综合利用空间域、变换域特征, 并结合基于训练样本学习的回归分析技术进行定量模糊度估计, 其关键问题也演变为图像特征的选取和回归分析技术的选择.

2.2 噪声的估计评价

噪声是影响图像质量的重要因素之一, 噪声的评价一般是指噪声方差 (或标准差) 的估计. 在近 20 年的研究中, 人们提出了各种噪声估计方法, 如基于分块方差估计的、基于低通滤波的、基于小波高频系数的, 以及一些基于其他变换域技术的方法等.

2.2.1 基于小波变换的方法

由于噪声的随机性, 它对图像小波系数 (尤其是高频小波系数) 会产生一定的影响, 噪声越大, 小波系数幅值越大.

Donoho 和 Johnstone[64] 最早给出一种基于小波高频系数的噪声标准差估计方法, 以高频系数绝对值的中值除以 0.6745 作为噪声标准差的估计. 它基于这样一个事实: 对于高斯分布函数, $P(|x| < 0.6745\sigma) \approx 0.5$, 即中值约为标准差的 0.6745 倍. 由于计算简单及其对高斯噪声的有效性, 这一方法被广泛使用. 张旗等[65] 先将小波系数分块并提取其中的平滑块, 并以这些块估计噪声水平, 相对于采用所有小波系数, 它能有效排除图像中真实边缘的影响; 李天翼等[66] 通过挖掘小波尺度间的相关性, 估计出原始图像小波系数, 将含噪图像小波系数与之相减, 得到较纯粹的噪声系数, 进而利用 Donoho 等的方法估计噪声水平, 其目的也是消除非噪声小波系数的影响. 这些方法是建立在噪声服从加性高斯分布假设的基础上, 因而对高斯白噪声具有较好的效果, 但对其他噪声 (如脉冲噪声) 往往会带来较大的误差.

2.2.2 基于分块方差估计的方法

当图像中存在灰度一致区域时, 这一区域的方差就只受噪声影响, 因此可以根据均匀分块的图像方差估计噪声水平. Meer 等[67] 对不同分辨率的图像计算出方差最小的一些子块, 根据它们之间的比率关系得出噪声方差估计, 综合不同分辨率估计结果的变化趋势得出最终的全图噪声方差估计; Salmeri 等[68] 根据图像的分块统计特征对图像区域进行模糊分类, 再结合分类结果由分块方差加权估计噪声方差.

有些方法采用不同的平滑块定义和搜索方法, 如 Tian 和 Chen[69] 在图结构表示下采用蚁群优化算法 (Ant colony optimization, ACO) 搜索图像中的平滑子块, 计算各个子块的方差的均值作为图像噪声方差估计值; Sari 等[70] 将图像分块后搜索平均绝对偏差 (Mean deviation, MD) 最小的子块, 再分成 2×2 小块计算所有平均绝对偏差的均值并乘以某一系数作为噪声标准差; Huang 等[71] 以 4 邻域绝对误差平均值表示像素灰度值的局部一致性, 并根据一致性选择图像子块进行方差估计, 最终以这些子块的方差根据一致性加权估计整个图像噪声水平; Liu 等[72] 基于噪声方差与图像梯度协方差矩阵的关系, 给出一种迭代的在图像中选择低秩子块、最大似然法估计噪声方差的估计方法.

分块方差是最直观的噪声估计方法, 它适用于各种类型的噪声, 算法关键是平滑性的定义、块大小的确定和搜索方法的选择. 这类方法是基于图像中存在灰度一致的平滑块的这一基本假设, 对纹理图像可能由于找不到平滑块而导致较大的估计误差.

2.2.3 基于滤波的方法

由于平滑滤波器可以在一定程度上消除噪声, 平滑前后图像的差异可以反映出噪声的强弱. Immerkaer[73] 以两个 Laplacian 算子之差作为滤波器对图像进行滤波, 通过滤波结果的方差估计噪声方差; Shin 等[74] 将分块方法与滤波方法相结合, 先将图像分块并找到标准差最小的一些块, 再采用这一标准差构造高斯滤波器对这些平滑区域进行平滑, 最后用原噪声图像与平滑图像的差估计噪声水平; Constantin 等[75] 利用不同平滑算法处理噪声图像得到去噪图像, 再和原图像计算差值, 并根据这些差值图像的统计特征, 利用 SVM 预测噪声造成的图像质量失真程度. 基于平滑滤波的噪声估计方法是假设经平滑滤波后噪声基本得以消除, 从而通过平滑后图像与原图的差异估计噪声. 这种方法的困难在于滤波器及滤波参数的选择, 因为滤波方法和强度本身是与噪声水平相关的, 因此采用先估计滤波

参数再估计噪声或迭代估计方法更为有效. 与平滑滤波相反, 图像经锐化滤波后的结果包含了噪声和边缘信息, 可根据统计信息排除边缘得到噪声估计. Rank 等[76] 基于横向和纵向梯度算子对图像进行滤波, 建立局部标准差直方图, 并通过加权融合得到噪声方差估计; Tai 和 Yang[77] 基于 Sobel 边缘的直方图分析确定属于图像结构边缘的阈值, 对低于这一阈值的像素, 基于 Laplacian 算子计算边缘响应并估计噪声标准差. Laligant 等[78] 基于双向梯度算子和经阶跃函数得到一些与噪声模型参数相关的统计量, 进而导出已知噪声模型的模型参数. 这类方法原理与利用高频小波系数估计类似, 困难在于如何从滤波得到的高频信息中区分边缘和噪声.

2.2.4 基于其他变换域的方法

除小波变换外, 还有许多方法基于其他一些变换技术, 如奇异值分解 (Singular value decomposition, SVD)、离散余弦变换 (DCT)、主成分分析 (PCA) 等. 各种变换域噪声估计方法都基于这样一个基本假设: 图像经过一定的变换后, 较大的系数对应于图像结构信息, 而较小的系数主要由噪声引起, 因此可以通过分析变换域系数进行图像噪声水平的估计. Konstantinides 等[79] 对图像进行分块 SVD 分解, 采用不同阈值截断 SVD 系数后重建图像, 并采用无损图像压缩算法对图像进行压缩, 得出阈值与压缩后数据大小的关系曲线, 并以其拐点 (Knee-point) 作为最优阈值进行去噪, 其计算复杂度非常高. Liu 和 Lin[80−81] 指出, SVD 系数的后端拖尾系数均值与噪声呈现线性关系, 通过在噪声图像中再添加已知强度的高斯白噪声, 利用添加前后 SVD 后端系数均值的关系可以计算出图像中噪声水平. Zhai 和 Wu[82] 基于图像在 DCT 域的统计矩特性, 通过最小化特定的能量函数进行噪声估计. Pyatykh 等[83] 将图像分块进行 PCA 分析, 当最小系数与和它相距某一常数距离的系数的差值小于一定阈值时, 选择最小 PCA 系数作为噪声方差, 如不满足条件则去掉一些方差较大的块重新进行 PCA 分析. Tang 等[84] 对小波系数进行 DCT 变换, 根据 Kurtosis 值与噪声的关系通过优化误差函数估计噪声方差, 并通过添加已知强度噪声进一步矫正估计结果. 考虑到图像内容的复杂性, 变换域方法中的许多参数需要根据经验确定, 如柳薇[80] 的 SVD 方法需要针对某一尺寸图像预先训练参数, Pyatykh 等[83] 的 PCA 方法中存在大量经验参数, 这在一定程度上妨碍了算法的实际应用, 但对于条件相对固定的某一具体应用环境, 这类方法是一个不错的选择.

2.3 块状效应的评价

块状效应是指图像中出现一个人工处理造成的水平或竖直块边界, 一般来自于基于块编码的图像或视频压缩方式, 如 JPEG、MPEG-I、H.264 等数据压缩标准. 因此, 大多数块效应的评价基于块边缘处像素灰度差异分析得到, 其中许多算法考虑了人眼视觉系统的亮度和纹理掩蔽效应. 有些算法通过空间域分析边缘信息估计块效应强度, 另一些算法借助某种变换或综合利用空间域和变换域信息进行估计.

2.3.1 基于块边界的方法

在块边界位置已知时, 可以通过分析空间域块边界处灰度变化来估计块状效应严重程度. 如 Wu 和 Yuen[85] 利用水平或竖直方向块边界处的加权均方差异定义块效应度量, 权重考虑了人眼对极亮、极暗和空间复杂区块边缘的掩蔽效应, 再将这些度量由平均像素间差异归一化, 由水平和竖直方向响应的加权和得到最终块效应评价值; Yang 等[86] 通过块边界处和块内部的像素梯度的差异来估计块效应强度; Pan 等[87] 还通过块间和块内平均误差之比来计算相邻块之间的人工不连续性, 借助过零率来估计块边界的平坦度, 总的块状效应评价由二者中起支配地位的值来决定, 同时考虑了局部对比度和空间位置掩蔽效应; Suthaharan[88] 综合亮度掩蔽效应和可觉察块差异 (Block noticeable differences, BND), 利用对数分段函数为不同的灰度感知区域设置不同的统计权重来计算块边界处的灰度差异, 以准确度量块状效应的视觉感知强度; Kirenko 等[89] 由梯度绝对值与 N 个相邻像素的平均绝对梯度的比值计算归一化梯度, 并由它估计块边界位置和强度. 考虑到 Sobel 算子提取边缘的有效性, 有大量算法在估计块状效应的过程中先计算 Sobel 边缘, 再通过各种手段区分块效应引起的边缘和图像中的真实边缘、比较块内和块边界处的边缘差异. Perra 等[90] 根据 Sobel 边缘生成两个测度分别描述块边界像素和其他块内像素的亮度变化, 然后基于这两个测度差与和的比值绝对值描述块状效应强度; Zhang 等[91] 利用 Sobel 算子计算块边界和块内部平均梯度, 由二者之比估计块状效应强度, 同时考虑了图像平坦度和人眼的掩蔽效应; Lee 和 Park[92] 根据边界处的 Sobel 边缘幅值直方图的峰值位置确定可能的块效应边缘强度, 根据这一强度和边缘幅值的连续性滤除非块状效应边缘, 最后以这些块边缘强度均值的对数变换结果作为块状效应强度衡量; Chen 等[93] 根据一个自适应阈值区分块状效应造成的边缘和图像中的真实边缘, 估计表征块状效应不同特征的梯度和平整度测度, 再融合得到一个总的块状

效应强度; Hasan 等[94] 通过模 8 桶填充方法 (假设块大小为 8×8) 分析得到块边界位置, 并以最大值与平均值的差异计算块效应强度值; Pan 等[95−96] 统计 Sobel 边缘方向直方图, 分析直方图峰位和强度得到块状效应方向和强度, 算法不需要精确定位块边界, 具有平移、旋转、尺度不变性. 基于空间边缘信息分析的方法直观、简单, 困难在于如何准确地区分图像中的真实边缘和由块效应引起的边缘, 尤其是在块大小和块边缘位置未知的情况下.

2.3.2 基于变换域的方法

考虑到块编码算法的块大小一般是固定的, 因而块效应具有明显的周期性, 借助一些类似离散傅里叶变换 (Discrete Fourier transform, DFT) 的算法可以有效估计块效应的强度. Wang 等[97] 将块状效应的图像模拟为一个无块状效应图像受到纯块状效应信号干扰的结果, 借助 DFT, 通过中值平滑前后功率谱的差异来估计块状效应的强度; Meesters 和 Martens[98] 检测水平和竖直方向的低幅阶梯边缘, 通过 Hermite 变换估计多个边缘参数来判断是否为块效应引起的边缘, 并将这一块状效应图集成为一个块状效应强度响应; Liu 和 Heynderickx[99] 首先借助一个基于 DFT 的网格检测器来识别块状失真的准确位置, 再根据边缘、纹理、亮度等信息计算这些位置的局部像素基块效应和可见度系数 (考虑人眼掩蔽特性), 并集成得到局部块效应度量, 最后平均各局部结果得到整体块状效应评价值; Suthaharan[100] 将图像中的边缘分为主要边缘、非失真边缘、失真边缘和块边缘, 块状效应由后两者决定, 估计过程包括两个单元: 视觉效果单元通过双通道 FFT 变换去除图像中的主要边缘, 物理效果单元用最不显著比特 (Least significant bits, LSB) 模式来识别滤除非失真边缘, 最终得到一个归一化的块效应视觉可见度测量; Chen 和 Bloom[101] 计算水平或竖直相邻像素的差异绝对值, 归一化并沿列或行求平均, 借助一维 DFT 来检测和计算块效应强度, 双向融合得到整体块效应强度. 考虑到块状效应多产生于 DCT 变换, 有些算法直接在 DCT 域进行检测和估计. 如 Bovik 和 Liu[102−103] 首先给出一种 DCT 域快速算法来构建图像中跨两个相邻块的新块, 用一个 2D 阶跃函数对块状效应建模, 并提取相应的双向活跃度参数, 最后结合 HVS 亮度和活跃度掩蔽效应来估计块状效应强度; Park 等[104] 建立一个包括局部均值、线性变化函数、阶跃函数和噪声的跨边界灰度变化模型, 通过统计像素信息估计描述块效应强度的模型参数, 并给出在像素域和 DCT 域估计的方法; Ryu 和 Sohn[105] 将图像分块计算小波系数在水平和竖直方向子带信息的边缘分布, 综合其峰信息并考虑图像显著度计算整体块状效应强度. 变换域处理能够很好地利用块效应的周期性和统计信息, 增强了估计的鲁棒性, 同时也容易从不同的角度区分图像中的真实边缘与块效应形成的边缘, 因而具有较好的估计效果, 缺点是各种变换都会增加一定的计算复杂度和内存需求.

2.4 JPEG 及 JPEG 2000 压缩失真的评价

由于 JPEG 和 JPEG 2000 压缩标准应用广泛, 有许多研究针对这两种压缩所带来的综合失真进行研究, 其中 JPEG 压缩带来的主要失真是块状效应和模糊, 而 JPEG 2000 压缩带来的主要失真是振铃效应和模糊. 由于考虑因素较多, 许多研究人员采用回归分析或模式分类的方法来估计失真图像的质量.

2.4.1 JPEG 压缩失真的评价

针对 JPEG 压缩图像, Wang 等[106] 基于跨块边界的平均差异估计块状效应, 基于块内平均绝对差异和过零率等图像活跃度参数估计图像模糊程度, 最后通过一个指数模型合并成一个单一的图像质量指标; Colestaneh 和 Chandler[107] 借助一个运动模糊滤波器和 DFT 估计一幅图像的质量相关图, 指示图中的均匀 (或近似均匀) 块中哪些是自然形成的、哪些是 JPEG 压缩导致的, 然后计算每块 DCT 系数中的零值个数, 将这些数由质量相关图加权得到加权均值作为图像质量评价结果. 在基于机器学习的方法中, Gastaldo 和 Zunino[108] 在非重叠的 32×32 像素块上计算基于局部共生矩阵的纹理特征和基于 DCT 的频域特征, 并通过对数归一化得到全局统计描述特征, 在经过 PCA 提取特征后, 训练一个环形反向传播神经网络 (Circular back-propagation, CBP) 来估计 JPEG 压缩图像的综合质量指标; Bagade 等[109] 提取图像的跨块边界平均差异、块内图像平均绝对差异、过零率等特征, 以及空间频率测度和空间活跃度测度特征, 以 BP 神经网络训练预测人眼评价的 MOS 值; Corchs 等[110] 利用分类方法将其他研究人员提出的各种客观度量值映射到不同的图像质量类别中, 它的输入包括 7 种针对块状效应的度量和 4 种一般性图像质量度量, 利用已知人眼评价得分的图像数据训练分类与回归树 (Classification and regression tree, CART) 和 SVM 进行未知图像的质量分类.

2.4.2 JPEG 2000 压缩失真的评价

考虑到 JPEG 2000 压缩基于小波变换进行, 采用小波域特征进行质量估计成为一种很自然的选择. Sheikh 等[111−112] 基于自然场景统计 (Natural scene statistics, NSS) 模型计算不同尺度和方向小波系数及其线性预测系数的显著度概率参数, 并通过饱和指数函数转换得到质量指数, 再由各分辨率

和方向的质量指数加权平均得到总体指标; Zhou 等[113] 选择图像中纹理块并利用它们的小波域幅度谱下降曲线进行特征提取, 用相邻尺度同一方向小波系数的投影距离作为位置相似度特征, 根据这些特征采用广义回归神经网络 (General regression neural network, GRNN) 进行 JPEG 2000 压缩图像的质量预测; Vu 和 Chandler[114] 利用 Canny 算子和形态学膨胀运算区分边缘 (近边缘) 区域和无边缘区域, 利用 DWT 计算其锐利度图, 非边缘区域的质量由锐利度均方根得到, 边缘区域的质量同时考虑了幅度谱斜率和局部均方根对比度, 最终质量指标由二者按幂函数加权得到; Tong 等[115] 对每个 Canny 边缘点利用 PCA 提取能够表征模糊和振铃效应的局部特征, 基于局部特征和贝叶斯模型计算每个点属于失真的概率 (模型参数由样本训练得到), 再由这些概率估计局部失真和整体图像质量评价值; Sazzad 等[116−117] 在人眼感知对图像中边缘信息非常敏感和任何人工痕迹都会造成像素失真的假设下, 提取部分重叠子块的标准差、平均绝对差异、平均过零率、经过和未经边缘保持滤波器的直方图等图像特征, 由一个对数函数加权和估计图像质量; Zhang 和 Le[118] 根据图像梯度值将像素分为单调变化、过零、不活跃等几类, 以有效过零活跃度为权重、计算非零单调变化活跃度的加权和作为图像质量评价指标; Zhang 等[119] 在 DCT 域计算表征概率分布偏离正态分布程度的 Kurtosis 值, 包括基于频带 1D Kurtosis 值、基于基函数 1D Kurtosis 值和 2D Kurtosis 值, 并将这些局部 Kurtosis 值与其中值的绝对差异的平均值作为图像质量评价指标.

2.4.3 同时针对 JPEG 和 JPEG 2000 压缩失真的评价

有些算法同时针对 JPEG 和 JPEG 2000 压缩失真进行评价, 如 Barland 和 Saadane[120] 分别针对块状效应、模糊、振铃效应建立失真模型, 块状效应由块内标准差和块边界处的对比度信息得到, 而模糊和振铃效应结合 Osberger 注意模型产生的重要性图及像素和边缘信息计算得到, 最后由三种失真评价值线性和交叉乘积项组合得到整体评价值. Liu 等[121] 分别提取针对 JPEG 的块边缘特征和针对 JPEG 2000 的局部梯度特征, 经空间池化策略 (Spatial pooling strategy, SPS) 组合得到全局特征, 再利用这些特征和环形反向传播神经网络 (CBP) 拟合人眼 DMOS 评分值. 由于 JPEG 和 JPEG 2000 压缩中都包含了多种失真, 对这类失真的估计实际介于特定失真和非特定失真质量评价之间, 有些算法采用分类估计的方法, 但更多的评价算法更趋向于非特定失真评价中常用的机器学习方式, 其关键也是图像特征的选取和回归分析技术的选择.

3 非特定失真的无参考图像质量评价

由于非特定失真的无参考图像质量评价方法更接近人的评价方式、更具实用价值, 近几年涌现了大量的各种各样的算法, 可以从不同的角度对它们进行不同的分类, 不同类方法之间有时又会共用一些处理方法, 但很难有一个统一的分类标准. 我们这里根据预测过程中所使用方法将其分为基于支持向量机的方法、基于概率模型的方法、基于码本的方法、基于神经网络的方法以及其他方法等进行介绍.

3.1 基于支持向量机的方法

支持向量机以其突出的性能在机器学习中受到很大重视, 在图像质量评价中应用广泛. 这类方法先提取图像空间域或变换域特征, 基于已知质量数据训练支持向量回归分析模型 (Support vector regression, SVR), 由图像特征预测图像质量. 有些算法则采用两步方案, 先用 SVM 进行失真类型识别, 进而对特定失真类型建立 SVR 回归分析模型, 我们称之为 SVM + SVR 模型. 建立 LIVE 数据库的德克萨斯大学奥斯汀分校的研究人员在这一领域取得了大量突出的研究所果, 其中大多数算法采用了 SVR 或 SVM + SVR 模型, 区别主要在特征选择上. Moorthy 和 Bovik[122] 的盲图像质量指数 (Blind image quality index, BIQI) 分两步对图像进行评价, 先采用小波分解系数经广义高斯分布 (Generalized Gaussian distribution, GGD) 模型拟合得到的参数作为特征, 由 SVM 分类得到当前图像属于每个类的概率, 再采用 SVR 对各个退化类型计算图像质量指标值, 最后根据概率加权得到总的质量评价指标; 在后续的基于失真辨识的图像真实性和完整性评价 (Distortion identification-based image verity and integrity evaluation, DIIVINE) 算法[123] 中, 采用了更为复杂的 88 维特征, 包括 2 尺度 6 方向的可控金字塔小波变换系数的 24 维子带尺度和方向统计特征、7 维方向统计特征、12 维跨尺度相关特征、30 维空间相关特征、15 维跨方向统计特征; 随后, Mittal 等[124−125] 的盲/无参考图像空域质量评价 (Blind/referenceless image spatial quality evaluator, BRISQUE) 算法也采用了 SVM + SVR 方式, 先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关系数进行非对称广义高斯拟合, 得到参数作为特征; Saad 等[126] 则利用 DCT 系数 Kurtosis 值、各向异性熵最大值等特征训练 SVR 模型. 在 Tang

等[127] 的基于学习盲图像质量测度 (Learning based blind image quality, LBIQ) 中, 所选择的特征包括复金字塔小波系数广义高斯模型拟合的模型参数及吻合概率、小波系数幅值和相位的跨尺度分布、分块 PCA 特征值、基于双色先验的模糊统计特征以及模糊核和噪声估计参数等, 在对某些高维特征进行 PCA 降维后, 对不同特征分组训练 SVR 回归模型, 最终把各个结果加权合并成为一个质量指标. Zhang 等[128] 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, 训练一个 SVR 模型预测图像质量. 另外, 还有一些基于 SVM + SVR 模型、采用不同的图像特征进行图像质量估计的算法. 如 Zhang 和 Chandler[129−130] 在空间域和频率域的两个尺度上提取与质量相关的图像统计特征, 空间域为经 MSCN 归一化后的对数导数特征, 频率域为对数 Gabor 滤波器得到不同方向特征, 所有这些特征以广义高斯模型描述, 以模型参数作为分类和回归特征; Liu 等[131] 所采用的统计特征包括曲波系数值对数直方图的最大值坐标, 以及曲波域不同方向和尺度的能量分布. 支持向量机在机器学习领域取得了巨大的成功, 基于结构风险最小化的策略有利于防止在样本数量较小时出现的过学习现象, 这类方法在无参考图像质量评价研究中取得了较好的效果, 但不同特征对估计精度和计算复杂度有很大的影响, 选择多尺度、多方向、综合空间和变换域特征有利于估计精度的提高.

3.2 基于概率模型的方法

这类方法首先建立图像特征与图像质量之间的统计概率模型, 大多采用多变量高斯分布描述概率分布. 对待评价图像, 提取特征后根据概率模型计算最大后验概率的图像质量, 或根据与概率模型的匹配程度 (如特征间的距离) 估计图像质量. 在德克萨斯大学奥斯汀分校的 Saad 等[132] 提出的 DCT 统计信息盲图像完整性指数 (Blind image integrity notator using DCT Statistics, BLIINDS) 中, 首先根据 17×17 子块的 DCT 变换系数估计图像对比度特征, 再在两个尺度上计算 DCT 系数直方图的 Kurtosis 值和各向异性熵最大值作为结构特征, 最后以多变量高斯 (或拉普拉斯) 概率模型描述特征与人眼主观打分 DMOS 值之间的概率关系, 通过后验概率最大化预测图像质量; 在后续的研究中, Saad 等[133−134] 又提出改进的 BLIINDS-II 算法, 其特征提取过程更为复杂, 采用有重叠的 5×5 块计算 DCT 系数, 将非直流 DCT 系数用广义高斯模型进行描述得到模型参数, 根据 DCT 系数直方图计算频率方差系数, 并将 DCT 系数按频率划分计算子带能量比测度、按方向划分计算基于模型的方向特征, 通过分析这些特征参数与 DMOS 值的 SROCC 相关性选择适当的参数作为质量预测特征, 所有特征都是在多个尺度上进行计算, 最后通过训练这些特征与 DMOS 值之间的多变量广义高斯概率模型进行 DMOS 值预测. 从下一节的实验结果可以看出, BLIINDS-II 的计算量非常大, 但性能并没有明显提升. Jiao 等[135] 对输入图像进行局部去均值和对度比归一化处理后在多个尺度上分块计算不同方向的对数能量和方差, 以多变量高斯分布表示自然图像的统计特征, 计算待评价图像特征与自然图像特征之间的马氏距离作为质量评价. 在德克萨斯大学奥斯汀分校的 Mittal 等[136] 提出的自然图像质量评价 (Natural image quality evaluator, NIQE) 算法中, 无需利用人眼评分的失真图像进行训练, 在计算其局部 MSCN 归一化图像后, 根据局部活性选择部分图像块作为训练数据, 以广义高斯模型拟合得到模型参数作为特征, 采用多变量高斯模型描述这些特征, 评价过程中利用待评价图像特征模型参数与预先建立的模型参数之间的距离来确定图像质量; Abdalmajeed 和 Jiao[137] 在对图像进行局部 MSCN 归一化后, 基于韦伯分布提取自然图像统计特征, 并以多变量高斯分布描述它的概率分布, 评价时计算待评价图像特征与无失真图像统计模型的距离作为图像质量评价度量. 根据概率建模是一种基于大量样本的统计方法, 概率数学模型的选择和样本量的大小是影响性能的关键, 现有方法大都基于多变量高斯模型进行概率建模, 主要是为了方便建模. 考虑到表征图像质量的特征维度很高, 复杂的模型将需要更多的数据量, 这类方法只有当数据量较大时才可能取得较好的效果. 有些算法[136] 无需人眼评价的训练样本, 便于在大量数据上进行建模.

3.3 基于码本的方法

这类方法通过聚类分析根据图像特征生成码本 (词典), 并通过某种方式建立码本和图像质量之间的映射关系, 比如简单的线性关联或通过 SVR 非线性回归关联. 对待评价图像, 提取特征后通过匹配码本来估计图像质量. Ye 和 Doermann[138−139] 在训练时计算所有训练图像 (随机均匀选择块) 的 Gabor 变换特征, 并聚类生成码本, 同时保存相应的 DMOS 值; 在预测时, 根据 Gabor 变换特征匹配码本, 并按相似度将加权计算得到一个图像质量评分值, 最后通过非线性回归得到 DMOS 值; 在 Ye 等[140] 随后提出的无参考图像质量评价码本表示 (Codebook representation for no-reference image quality assessment, CORNIA) 算法中, 训练过程中

随机均匀地从图像中选择一些块, 进行局部 MSCN 归一化等处理后作为特征, 运用 K-means 算法聚类得到码本. 在评价过程中, 对从待评价图像抽取的块采用基于点积运算的软分配 (Soft-assignment) 策略生成码字, 并采用最大汇聚 (Max-pooling) 方式将多个码字合并, 最后利用 SVR 对这一码字进行回归分析得到图像质量评价. Mittal 等[141] 在失真图像与自然图像的具有一定隐性特征差异的假设下, 基于 NSS 特征提取与质量有关的视觉词汇, 聚类为不同的主题, 并通过最大期望算法在包括自然和失真图像的数据集合中学习词汇的主题概率分布. 最后, 通过比较不同主题在未知图像的出现概率与这些隐性主题在大量无失真自然图像平均分布的相似性得到待评价图像的质量评价值. 值得注意的是, 这种算法也无需利用人眼标注样本进行训练. 在 Fang 和 Wu[142] 的 BNB (Blurriness, noisiness, blockiness) 模型中, 假设无失真图像的梯度服从 Laplacian 分布, 图像失真时这一分布会发生变化, 根据变化程度估计图像质量的模糊、噪声和块状效应失真程度, 并根据这些估计结果利用 LIVE 数据库训练码本, 对待评价图像根据 3 个最近邻样本的均值得到整体图像质量评价值. 另有一些算法虽然不明确建立码本, 但是基于样本学习的方式, 原理上与基于码本方法类似. 如 Tong 等[143] 利用训练样本建立一个自举分类器, 将待评价图像以一定的概率分类为高质量和低质量, 总的质量指标由它隶属于两类的概率计算得到; Shen 等[144] 以曲波、小波和余弦变换的系数直方图峰位作为特征, 在训练阶段计算大量已知质量图像的特征, 在预测阶段通过比较训练库中具有相似特征的图像来估计图像质量; Wu 等[145] 以样本图像的质量作为标记, 先根据 DCT 域特征对图像进行失真分类, 评价时基于 k-近邻找到每个类中的相似样本, 以这些样本的质量标记和属于各个类的概率加权组合得到总体质量指标. 码本方法可以看作是概率模型的一种简化, 以量化的、有限的样本来描述图像特征与图像质量之间的概率关系. 好的评价效果需要大量样本, 但随着失真类型和样本的增加, 需要的码本量将会不断增加, 从而增加训练和评价的计算复杂度, 限制了这一方法的实际应用.

3.4 基于神经网络的方法

与基于支持向量机的方法类似, 这类方法先提取一定的图像变换域或空间特征, 再基于已知质量数据训练一个神经网络回归分析模型, 由图像特征预测图像质量. Suresh 等[146] 的稀疏极限学习机 (Sparse extreme learning machine, S-ELM) 模型采用单层前馈神经网络 (Single layer feedforward network, SLFN) 结构, 网络输入特征包括边缘幅值、边缘长度、背景活跃度和背景亮度等人眼视觉系统特征. 后续研究中[147], 作者给出两种选择输入权重和偏置值的方法: k-重选择方案 (k-fold selection scheme) 和实编码遗传算法 (Real-coded genetic algorithm), 以改善模型的泛化性能. Li 等[148] 采用广义回归神经网络 (GRNN) 估计图像质量, 所采用特征包括相位一致性图像均值和熵、失真图像的熵以及失真图像的梯度, 之后又增加了相位一致协方差最大和最小图像[149], 以及由灰度–梯度共生矩阵提取的梯度均值和梯度熵特征. Kang 等[150] 采用卷积神经网络 (Convolutional neural networks, CNN) 将特征提取和回归分析融入同一个网络中, 网络包括 5 层, 图像经局部 MSCN 归一化后以 32×32 子块输入网络, 第一层卷积层由 50 个滤波器提取特征, 第二层进行最大最小选择, 后面两层为 800 节点的全连接网络, 最后一层为单个节点输出图像质量. Hou 等[151] 也采用具有 5 层网络结构的深度学习算法进行图像质量评价, 综合特征提取、分类、后验概率计算等功能为一体, 由 3 级小波变换细节特征为输入, 训练过程先采用受限波尔兹曼机 (Restricted Boltzmann machine, RBM) 进行层间学习, 再采用反向传递算法进行精细调整. 这两种算法的实验结果均明显优于其他无参考算法, 甚至在某些情况下优于全参考算法中较好的 VIF. 神经网络是经典的机器学习方法之一, 具有很好的非线性映射能力, 但其局限性是网络结构设计往往需要一定技巧, 样本较少时容易出现过学习现象, 而当特征维度和数据量较大时, 训练又需要很高的计算复杂度. 采用更多隐含层神经网络的深度学习算法 (如 CNN) 给神经网络注入了新的活力, 在机器学习的各个领域已取得巨大成功, 在图像质量评价上也取得较经典 SVM 和一般神经网络更好的性能.

3.5 其他方法

除上述几类常用方法外, 其他一些机器学习方法也在图像质量评价中得到了应用, 如多重线性回归 (Multiple linear regression, MLR)、多核学习、随机森林回归分析等. 在 Panetta 等[152] 的彩色质量增强 (Color quality enhancement, CQE) 算法中, 由彩色度、锐利度和对比度线性组合得到图像质量, 组合系数通过在训练集上训练一个多重线性回归模型得到; Gu 等[153] 对不同失真因素独立估计, 再综合起来得到整体质量评价, 算法包括 6 个部分: 基于 DCT 域 Kurtosis 值的噪声估计、BM3D 图像去噪、基于边缘的模糊测量、基于块边界和过零率的 JPEG 质量估计、基于自由能量的联合影响预测以及最终的基于人眼视觉系统特点的线性加权融合.

Gao 等[154] 采用了 NSS 特征的非高斯性、局部依赖性和指数衰减特性, 训练一个多核学习模型, 并可采用两种不同的评价方式: 一是直接从 NSS 特征估计图像质量的整体方案, 二是先进行失真分类再进行特定失真质量评价的两步方案. Gu 等[155] 在空间域提取局部 NSS 特征, 由稀疏表示学习算法得到的质量感知滤波器进行特征编码, 再由随机森林回归分析得到图像质量. 无参考图像质量评价的目标是模拟人眼对图像的评价, 而人眼视觉系统的评价过程是一个复杂非线性过程, 基于机器学习的方法可以很好地学习这一评价过程. 从前面介绍的近期研究成果也可以看出, 绝大多数方法都可以归为基于机器学习的方法, 各种统计学习方法被广泛用于图像质量的评价. 最新研究成果表明[150−151], 这些方法 (尤其是深度学习方法) 在现有的方法中取得了最好的估计效果, 代表着当前无参考图像质量评价研究的发展方向.

4 典型算法实验对比

为较直观地了解当前研究进展, 我们对德克萨斯大学奥斯汀分校在网上公开源代码的几种非特定失真的图像质量评价算法, 在第 1.2 节介绍的 4 个典型数据库上进行了测试对比. 我们所比较的算法包括 5 种非特定失真的无参考图像质量评价算法: 盲图像质量指数 (BIQI)[122]、DCT 统计信息盲图像完整性指数 (BLIINDS-II)[134]、盲/无参考图像空域质量评价 (BRISQUE)[125]、基于失真辨识的图像真实性和完整性评价 (DIIVINE)[123]、自然图像质量评价 (NIQE)[136]. 实验硬件环境为 CPU 主频 2.3 GHz、内存 4 GB 的 DELL 笔记本电脑, 软件平台为 Matlab 7.8. 考虑到不同数据库给出的取值范围不一样, 计算均方根误差 (RMSE) 意义不大, 且有些库中未给出不同人眼打分的标准差而无法计算离出率 (OR), 因此我们计算的指标包括第 1.1 节介绍的其他 3 个指标: 线性相关系数 (LCC)、Spearman 秩相关系数 (SROCC)、Kendall 秩相关系数 (KROCC). 各种算法所给出的质量得分均分布在 [0, 100] 范围内, 且值越大图像质量越差, 零值表示无失真图像. 考虑到有些数据库给出的是 DMOS 值, 相关系数为正值, 而有些数据库给出的是 MOS 值, 相关系数为负值, 我们统一给出各个指标的绝对值, 以便比较. 各种算法在不同数据库的性能指标如表 2 所示.

从表 2 中可以得出如下一些基本结论: 1) 不同算法在不同数据库上的性能有较大的差异. 由于这些算法在训练过程中采用了 LIVE 库的数据, 所以在 LIVE 库上的性能较好, 而在其他数据库上相对差一些. 2) 不同数据库中的数据复杂度不同. TID 2008 库中的失真类型的数量远大于其他几个库, 各种算法在 TID 2008 的性能和人眼评价都有较大的差距. 3) 不同算法的计算复杂度 (平均处理时间) 相差较大, 这主要取决于算法所提取的图像特征. 为了更清楚地比较 5 种算法的性能, 我们把不同数据库上的性能 (相关系数取绝对值) 按数据个数加权得到各种算法的综合性能, 如表 3 所示.

从表 3 中可以看出, BRISQUE 算法性能最优, 其各项指标都优于其他几种算法. 从计算复杂度上来看, 最快的 BRISQUE 算法平均处理一幅图像仅需约 0.24 秒, 而最慢的 BLIINDS-II 算法则需要高达 112.59 秒, 但其评价的精度和一致性并没有得到提高. BIQI 和 NIQE 平均处理时间也都在 1 秒之内, 但 BIQI 的 SROCC 及 KROCC 指标较差, 说明其预测的一致性相对差一些; NIQE 的 LCC 指标最低, 说明其预测的精度相对较差.

5 结束语

从无参考图像质量评价的发展来看, 经历了早期针对某种特定失真、基于规则的方法后, 逐渐朝着提取复杂特征、基于机器学习的方向发展, 许多学者研究了各种空间域和变换域的特征提取, 并采用了各种典型的机器学习算法, 使得无参考图像质量评价取得长足的发展. 但从第 4 节的实际测试结果看, 即便当前一些较新的研究成果, 距离实际人眼评价还有一定的差距, 尤其是在失真情况比较复杂时.

作为一个典型的机器学习问题, 其核心包括特征提取和回归 (识别) 方法两方面. 从特征提取上来看, 空间域的灰度梯度信息是反映图像质量的一个重要特征, 包括局部梯度特征、多尺度梯度特征、梯度统计分布特征等; 另一方面, 各种变换域的特征能够在很大程度上克服图像局部结构和噪声的影响, 包括 DFT、DCT、DWT、SVD、PCA 等. 空间域和变换域特征相结合具有更好的效果, 但众多特征中选择有效特征是一个关键问题.

从识别方法上来看, 典型的支持向量机和神经网络在这一领域取得了较好的效果, 但更为先进的深度学习算法正受到越来越多的重视. 深度学习算法具有更为复杂的网络结构, 可以同时完成特征提取和识别过程的训练, 在人脸识别等领域已取得巨大成功. 从最新发表的两种基于深度学习图像质量评价算法[150−151] 的实验结果来看, 它的性能优于其他算法, 包括我们测试中性能最好的 BRISQUE 算法. 因此, 它将会在图像质量评价的未来研究中发挥重要作用.

表 2 不同算法在不同数据库上的性能对比

Table 2 Performance of algorithms on different databases

数据库	样本数	算法	LCC	SROCC	|KROCC|	平均时间 (s)
LIVE	779	BIQI	0.850	0.885	0.699	0.452
		BLIINDS-II	0.861	0.866	0.676	155.271
		BRISQUE	0.913	0.927	0.757	0.293
		DIIVINE	0.814	0.813	0.623	43.876
		NIQE	0.546	0.838	0.634	1.467
TID 2008	1 700	BIQI	0.414	0.351	0.244	0.379
		BLIINDS-II	0.390	0.209	0.152	89.736
		BRISQUE	0.408	0.321	0.228	0.212
		DIIVINE	0.393	0.270	0.193	25.563
		NIQE	0.289	0.245	0.168	0.795
CSIQ	866	BIQI	0.680	0.619	0.442	0.420
		BLIINDS-II	0.692	0.537	0.402	120.875
		BRISQUE	0.700	0.555	0.422	0.253
		DIIVINE	0.677	0.596	0.436	32.842
		NIQE	0.715	0.628	0.463	1.001
IVC	185	BIQI	0.517	0.369	0.526	0.394
		BLIINDS-II	0.615	0.472	0.640	104.087
		BRISQUE	0.769	0.587	0.789	0.218
		DIIVINE	0.320	0.216	0.306	29.232
		NIQE	0.715	0.535	0.719	0.863

表 3 不同算法在所有数据库上的平均性能对比

Table 3 Performance of algorithms on all databases

算法	LCC	SROCC	KROCC	平均时间 (s)
BIQI	0.581	0.232	0.191	0.406
BLIINDS-II	0.580	0.448	0.355	112.590
BRISQUE	0.610	0.526	0.422	0.240
DIIVINE	0.552	0.467	0.353	31.582
NIQE	0.473	0.485	0.372	0.997

References

1 Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, Simoncelli E P. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, **13**(4): 600−612

2 Sheikh H R, Bovik A C. Image information and visual quality. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(2): 430−444

3 Chandler D M, Hemami S S. VSNR: a wavelet-based visual signal-to-noise ratio for natural images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(9): 2284−2298

4 Larson E C, Chandler D M. Most apparent distortion: full-reference image quality assessment and the role of strategy. *Journal of Electronic Imaging*, 2010, **19**(1): 011006-1−011006-21

5 Lissner I, Preiss J, Urban P, Lichtenauer M S, Zolliker P. Image-difference prediction: from grayscale to color. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, **22**(2): 435−446

6 Sheikh H R, Sabir M F, Bovik A C. A statistical evaluation of recent full reference image quality assessment algorithms. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(11): 3440−3451

7 Lin W S, Kuo C C J. Perceptual visual quality metrics: a survey. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2011, **22**(4): 297−312

8 Wang Z, Simoncelli E P. Reduced-reference image quality assessment using a wavelet-domain natural image statistic

model. In: Proceedings of the 2005 SPIE 5666, Human Vision and Electronic Imaging X. San Jose, USA: SPIE, 2005. 149−159

9 Gao X B, Lu W, Tao D C, Li X L. Image quality assessment based on multiscale geometric analysis. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, **18**(7): 1409−1423

10 Campisi P, Carli M, Giunta G, Neri A. Blind quality assessment system for multimedia communications using tracing watermarking. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2003, **51**(4): 996−1002

11 Li Q, Wang Z. Reduced-reference image quality assessment using divisive normalization-based image representation. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2009, **3**(2): 202−211

12 Chandler D M. Seven challenges in image quality assessment: past, present, and future research. *ISRN Signal Processing*, 2013, **2013**: 1−53

13 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, February 4, 2015

14 Ponomarenko N, Lukin 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

15 Callet P L, Autrusseau F. Subjective quality assessment IRCCyN/IVC database [Online], available: http://www.irccyn.ec-nantes.fr/ivcdb/, February 4, 2015

16 Marziliano P, Dufaux F, Winkler S, Ebrahimi T. A no-reference perceptual blur metric. In: Proceedings of the 2002 International Conference on Image Processing. New York, USA: IEEE, 2002. III-57−III-60

17 Marziliano P, Dufaux F, Winkler S, Ebrahimi T. Perceptual blur and ringing metrics: application to JPEG2000. *Signal Processing: Image Communication*, 2004, **19**(2): 163−172

18 Ong E P, Lin W S, Lu Z K, Yang X K, Yao S S, Pan F, Jiang L J, Moschetti F. A no-reference quality metric for measuring image blur. In: Proceedings of the 7th International Symposium on Signal Processing and Its Applications. New York, USA: IEEE, 2003. 469−472

19 Ong E P, Lin W S, Lu Z K, Yao S S, Yang X K, Jiang L J. No-reference JPEG-2000 image quality metric. In: Proceedings of the 2003 International Conference on Multimedia and Expo. New York, USA: IEEE, 2003. I-545−I-548

20 Dijk J, van Ginkel M, van Asselt R J, van Vliet L J, Verbeek P W. A new sharpness measure based on Gaussian lines and edges. In: Proceedings of the 8th Annual Conference on the Advanced School for Computing and Imaging. Berlin, Germany: Springer, 2003. 149−156

21 Chung Y C, Wang J M, Bailey R R, Chen S W, Chang S L. A non-parametric blur measure based on edge analysis for image processing applications. In: Proceedings of the 2004 IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems. New York, USA: IEEE, 2004. 356−360

22 Yan Q, Xu Y, Yang X K. No-reference image blur assessment based on gradient profile sharpness. In: Proceedings of the 2013 IEEE International Symposium on Broadband Multimedia Systems and Broadcasting. New York, USA: IEEE, 2013. 1−4

23 Wu S Q, Lin W S, Jian L J, Xiong W, Chen L H. An objective out-of-focus blur measurement. In: Proceedings of the 5th International Conference on Information, Communications and Signal Processing. Bangkok: IEEE, 2005. 334−338

24 Liang L H, Chen J H, Ma S W, Zhao D H, Gao W. A no-reference perceptual blur metric using histogram of gradient profile sharpness. In: Proceedings of the 16th IEEE International Conference on Image Processing. Cairo: IEEE, 2009. 4369−4372

25 Choi M G, Jung J H, Jeon J W. No-reference image quality assessment using blur and noise. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 2009, **50**: 163−167

26 Wang X, Tian B F, Liang C, Shi D C. Blind image quality assessment for measuring image blur. In: Proceedings of the 2008 Congress on Image and Signal Processing. Sanya, Hainan, China: IEEE, 2008. 467−470

27 Wang Y F, Du H Q, Xu J T, Liu Y. A no-reference perceptual blur metric based on complex edge analysis. In: Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Network Infrastructure and Digital Content. Beijing, China: IEEE, 2012. 487−491

28 Soleimani S, Rooms F, Philips W. Efficient blur estimation using multi-scale quadrature filters. *Signal Processing*, 2013, **93**(7): 1988−2002

29 Ferzli R, Karam L J. Human visual system based no-reference objective image sharpness metric. In: Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Image Processing. Atlanta, GA: IEEE, 2006. 2949−2952

30 Ferzli R, Karam L J. A no-reference objective image sharpness metric based on just-noticeable blur and probability summation. In: Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Image Processing. San Antonio, TX: IEEE, 2007. III-445−III-448

31 Ferzli R, Karam L J. A no-reference objective image sharpness metric based on the notion of just noticeable blur (JNB). *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, **18**(4): 717−728

32 Sadaka N G, Karam L J, Ferzli R, Abousleman G P. A no-reference perceptual image sharpness metric based on saliency-weighted foveal pooling. In: Proceedings of the 15th IEEE International Conference on Image Processing. San Diego, CA: IEEE, 2008. 369−372

33 Narvekar N D, Karam L J. A no-reference perceptual image sharpness metric based on a cumulative probability of blur detection. In: Proceedings of the 2009 International Workshop on Quality of Multimedia Experience. San Diego, CA: IEEE, 2009. 87−91

34 Narvekar N D, Karam L J. A no-reference image blur metric based on the cumulative probability of blur detection (CPBD). *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, **20**(9): 2678−2683

35 Zhong S H, Liu Y, Liu Y, Chung F L. A semantic no-reference image sharpness metric based on top-down and bottom-up saliency map modeling. In: Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Image Processing. Hong Kong, China: IEEE, 2010. 1553−1556

36 Feichtenhofer C, Fassold H, Schallauer P. A perceptual image sharpness metric based on local edge gradient analysis. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, **20**(4): 379−382

37 Marichal X, Ma W Y, Zhang H J. Blur determination in the compressed domain using DCT information. In: Proceedings of the 1999 International Conference on Image Processing. Kobe: IEEE, 1999, **2**: 386−390

38 Caviedes J, Gurbuz S. No-reference sharpness metric based on local edge kurtosis. In: Proceedings of the 2002 International Conference on Image Processing. Rochester, NY, USA: IEEE, 2002, **3**: III-53−III-56

39 Shaked D, Tastl I. Sharpness measure: towards automatic image enhancement. In: Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Image Processing. Genova: IEEE, 2005, **1**: 937−940

40 Kristan M, Perš J, Perše M, Kovačič S. A Bayes-spectral-entropy-based measure of camera focus using a discrete cosine transform. *Pattern Recognition Letters*, 2006, **27**(13): 1431−1439

41 Ferzli R, Karam L J. No-reference objective wavelet based noise immune image sharpness metric. In: Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Image Processing. New York, USA: IEEE, 2005, **1**: I-405−I-408

42 Ciancio A, da Costa A L N, da Silva E A B, Said A, Samadani R, Obrador P. Objective no-reference image blur metric based on local phase coherence. *Electronics Letters*, 2009, **45**(23): 1162−1163

43 Hassen R, Wang Z, Salama M. No-reference image sharpness assessment based on local phase coherence measurement. In: Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Dallas, TX: IEEE, 2010. 2434−2437

44 Hassen R, Wang Z, Salama M M A. Image sharpness assessment based on local phase coherence. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, **22**(7): 2798−2810

45 Tong H H, Li M J, Zhang H J, Zhang C S. Blur detection for digital images using wavelet transform. In: Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Taipei, China: IEEE, 2004. 17−20

46 Kerouh F. A no reference quality metric for measuring image blur in wavelet domain. *International Journal of Digital Information and Wireless Communications*, 2012, **4**(1): 767−776

47 Vu P V, Chandler D M. A fast wavelet-based algorithm for global and local image sharpness estimation. *IEEE Signal Processing Letters*, 2012, **19**(7): 423−426

48 Hsin C, Jang J W, Shin S J, Chen S H. A no-reference objective image sharpness metric based on a filter bank of Gaussian derivative wavelets. In: Proceedings of the 2011 International Conference on Multimedia Technology. Hangzhou, China: IEEE, 2011. 3362−3365

49 Serir A. No-reference blurred image quality assessment. In: Proceedings of the 3rd European Workshop on Visual Information Processing. Paris, France: IEEE, 2011. 168−173

50 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

51 Zhang T J, Zhang H, Yuan D. A no-reference quality metric for blur image. In: Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Green Computing and Communications and IEEE Internet of Things and IEEE Cyber, Physical and Social Computing. Washington DC, USA: IEEE, 2013. 1813−1816

52 Zhu X, Milanfar P. A no-reference sharpness metric sensitive to blur and noise. In: Proceedings of the 2009 International Workshop on Quality of Multimedia Experience. San Diego, CA: IEEE, 2009. 64−69

53 Zhu X, Milanfar P. A no-reference image content metric and its application to denoising. In: Proceedings of the 17th International Conference on Image Processing. Hong Kong, China: IEEE, 2010. 1145−1148

54 Zhu X, Milanfar P. Automatic parameter selection for denoising algorithms using a no-reference measure of image content. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(12): 3116−3132

55 Chen M J, Bovik A C. No-reference image blur assessment using multiscale gradient. In: Proceedings of the 2009 International Workshop on Quality of Multimedia Experience. San Diego, CA: IEEE, 2009. 70−74

56 Chen M J, Bovik A C. No-reference image blur assessment using multiscale gradient. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2011, **3**: 1−11

57 Vu C T, Phan T D, Chandler D M. S_3: a spectral and spatial measure of local perceived sharpness in natural images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, **21**(3): 934−945

58 Ciancio A, da Costa A L N T, da Silva E A B, Said A, Samadani R, Obrador P. No-reference blur assessment of digital pictures based on multifeature classifiers. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, **20**(1): 64−75

59 Crete F, Dolmiere T, Ladret P, Nicolas M. The blur effect: perception and estimation with a new no-reference perceptual blur metric. In: Proceedings of the 2007 SPIE Human Vision and Electronic Imaging XII. San Jose, USA: SPIE, 2007. 1−11

60 Zhang Rong, Yang Jian-Chao, Zhang Qian, Liu Zheng-Kai. Motion blur extent evaluation of SAR images. *Acta Electronica Sinica*, 2007, **35**(10): 2019−2022
(张荣, 杨建朝, 张倩, 刘政凯. SAR 图像运动模糊参数估计. 电子学报, 2007, **35**(10): 2019−2022)

61 Tsomko E, Kim H J. Efficient method of detecting globally blurry or sharp images. In: Proceedings of the 9th International Workshop on Image Analysis for Multimedia Interactive Services. Klagenfurt, Austria: IEEE, 2008. 171−174

62 Liu D B, Chen Z B, Ma H D, Xu F, Gu X D. No reference block based blur detection. In: Proceedings of the 2009 International Workshop on Quality of Multimedia Experience. San Diego, CA: IEEE, 2009. 75−80

63 Wee C Y, Paramesran R. Image sharpness measure using eigenvalues. In: Proceedings of the 9th International Conference on Signal Processing. Beijing, China: IEEE, 2008. 840−843

64 Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage. *Biometrika*, 1994, **81**(3): 425−455

65 Zhang Qi, Liang De-Qun, Fan Xin. Estimating image noise based on region segmentation in the wavelet domain. *Computer Engineering*, 2004, **30**(8): 37−39
(张旗, 梁德群, 樊鑫. 基于小波域的图像噪声估计新方法. 计算机工程, 2004, **30**(8): 37−39)

66 Li Tian-Yi, Wang Ming-Hui, Wu Ya-Juan, Chang Hua-Wen. Wavelet-based approach for estimating the variance of noise in images. *Journal of Beijing University of Technology*, 2012, **38**(9): 1402−1407
(李天翼, 王明辉, 吴亚娟, 常化文. 图像噪声方差的小波域估计算法. 北京工业大学学报, 2012, **38**(9): 1402−1407)

67 Meer P, Jolion J M, Rosenfeld A. A fast parallel algorithm for blind estimation of noise variance. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, **12**(2): 216−223

68 Salmeri M, Mencattini A, Ricci E, Salsano A. Noise estimation in digital images using fuzzy processing. In: Proceedings of the 2001 International Conference on Image Processing. Thessaloniki: IEEE, 2001, **1**: 517−520

69 Tian J, Chen L. Image noise estimation using a variation-adaptive evolutionary approach. *IEEE Signal Processing Letters*, 2012, **19**(7): 395−398

70 Sari S, Roslan H, Shimamura T. Noise estimation by utilizing mean deviation of smooth region in noisy image. In: Proceedings of the 4th International Conference on Computational Intelligence, Modelling and Simulation. Kuantan, Malaysia: IEEE, 2012. 232−236

71 Huang X T, Chen L, Tian J, Zhang X L, Fu X W. Blind noisy image quality assessment using block homogeneity. *Computers and Electrical Engineering*, 2014, **40**(3): 796−807

72 Liu X H, Tanaka M, Okutomi M. Practical signal-dependent noise parameter estimation from a single noisy image. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, **23**(10): 4361−4371

73 Immerkaer J. Fast noise variance estimation. *Computer Vision and Image Understanding*, 1996, **64**(2): 300−302

74 Shin D H, Park R H, Yang S, Jung J H. Block-based noise estimation using adaptive gaussian filtering. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2005, **51**(1): 218−226

75 Constantin J, Haddad S, Constantin I, Bigand A, Hamad D. No-reference quality assessment in global illumination algorithms based on SVM. In: Proceedings of the 25th International Conference on Microelectronics. Beirut, Lebanon: IEEE, 2013. 1−4

76 Rank K, Lendl M, Unbehauen R. Estimation of image noise variance. *IEE Proceedings Vision, Image, and Signal Processing*, 1999, **146**(2): 80−84

77 Tai S C, Yang S M. A fast method for image noise estimation using Laplacian operator and adaptive edge detection. In: Proceedings of the 3rd International Symposium on Communications, Control and Signal Processing. St Julians: IEEE, 2008. 1077−1081

78 Laligant O, Truchetet F, Fauvet E. Noise estimation from digital step-model signal. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, **22**(12): 5158−5167

79 Konstantinides K, Natarajan B, Yovanof G S. Noise estimation and filtering using block-based singular value decomposition. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, **6**(3): 479−483

80 Liu Wei. Gaussian noise level estimation in SVD domain for images. *Journal of Image and Graphics*, 2012, **17**(8): 923−933
(柳薇. SVD 域的图像高斯噪声强度估计. 中国图象图形学报, 2012, **17**(8): 923−933)

81 Liu W, Lin W S. Additive white Gaussian noise level estimation in SVD domain for images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, **22**(3): 872−883

82 Zhai G T, Wu X L. Noise estimation using statistics of natural images. In: Proceedings of the 18th IEEE International Conference on Image Processing. Brussels: IEEE, 2011. 1857−1860

83 Pyatykh S, Hesser J, Zheng L. Image noise level estimation by principal component analysis. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, **22**(2): 687−699

84 Tang C, Yang X, Zhai G. Noise estimation of natural images via statistical analysis and noise injection. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2014, **PP**(99): 1−12

85 Wu H R, Yuen M. A generalized block-edge impairment metric for video coding. *IEEE Signal Processing Letters*, 1997, **4**(11): 317−320

86 Yang J H, Choi H, Kim T. Noise estimation for blocking artifacts reduction in DCT coded images. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2000, **10**(7): 1116−1120

87 Pan F, Lin X, Rahardja S, Lin W, Ong E, Yao S, Lu Z, Yang X. A locally-adaptive algorithm for measuring blocking artifacts in images and videos. In: Proceedings of the 2004 International Symposium on Circuits and Systems. New York, USA: IEEE, 2004, **3**: III-925−928

88 Suthaharan S. A perceptually significant block-edge impairment metric for digital video coding. In: Proceedings of the 2003 International Conference on Multimedia and Expo. Baltimore, MD, USA: IEEE, 2003, **2**: II-585−II-588

89 Kirenko I O, Muijs R, Shao L. Coding artifact reduction using non-reference block grid visibility measure. In: Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Toronto, Ont.: IEEE, 2006. 469−472

90 Perra C, Massidda F, Giusto D D. Image blockiness evaluation based on Sobel operator. In: Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Image Processing. Genova: IEEE, 2005. I-389−392

91 Zhang H, Zhou Y R, Tian X. A weighted Sobel operator-based no-reference blockiness metric. In: Proceedings of the 2008 Pacific-Asia Workshop on Computational Intelligence and Industrial Application. Wuhan, China: IEEE, 2008. 1002−1006

92 Lee S, Park S J. A new image quality assessment method to detect and measure strength of blocking artifacts. *Signal Processing: Image Communication*, 2012, **27**(1): 31−38

93 Chen J H, Zhang Y B, Liang L H, Ma S W, Wang R G, Gao W. A no-reference blocking artifacts metric using selective gradient and plainness measures. In: Proceedings of the 9th Pacific Rim Conference on Multimedia: Advances in Multimedia Information Processing. Berlin, Germany: Springer, 2008. 894−897

94 Hasan M M, Ahn K, Haque M S, Oksam C. Blocking artifact detection by analyzing the distortions of local properties in images. In: Proceedings of the 14th International Conference on Computer and Information Technology. Dhaka, Bangladeshi: IEEE, 2011. 475−480

95 Pan F, Lin X, Rahardja S, Ong E P, Lin W S. Measuring blocking artifacts using edge direction information [image and video coding]. In: Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Taipei, China: IEEE, 2004. 1491−1494

96 Pan F, Lin X, Rahardja S, Ong E P, Lin W S. Using edge direction information for measuring blocking artifacts of images. *Multidimensional Systems and Signal Processing*, 2007, **18**(4): 297−308

97 Wang Z, Bovik A C, Evan B L. Blind measurement of blocking artifacts in images. In: Proceedings of the 2000 International Conference on Image Processing. Vancouver, BC: IEEE, 2000. 981−984

98 Meesters L, Martens J B. A single-ended blockiness measure for JPEG-coded images. *Signal Processing*, 2002, **82**(3): 369−387

99 Liu H T, Heynderickx I. A perceptually relevant no-reference blockiness metric based on local image characteristics. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2009, **2009**: 1−14

100 Suthaharan S. No-reference visually significant blocking artifact metric for natural scene images. *Signal Processing*, 2009, **89**(8): 1647−1652

101 Chen C H, Bloom J A. A blind reference-free blockiness measure. In: Proceedings of the 11th Pacific Rim Conference on Advances in Multimedia Information Processing. Berlin, Germany: Springer, 2010, **1**: 112−123

102 Bovik A C, Liu S Z. DCT-domain blind measurement of blocking artifacts in DCT-coded images. In: Proceedings of the 2001 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Salt Lake City, UT: IEEE, 2001, **3**: 1725−1728

103 Liu S Z, Bovik A C. Efficient DCT-domain blind measurement and reduction of blocking artifacts. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2002, **12**(12): 1139−1149

104 Park C S, Kim J H, Ko S J. Fast blind measurement of blocking artifacts in both pixel and DCT domains. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2007, **28**(3): 279−284

105 Ryu S, Sohn K. Blind blockiness measure based on marginal distribution of wavelet coefficient and saliency. In: Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Vancouver, BC: IEEE, 2013. 1874−1878

106 Wang Z, Sheikh H R, Bovik A C. No-reference perceptual quality assessment of JPEG compressed images. In: Proceedings of the 2002 International Conference on Image Processing. Rochester, NY, USA: IEEE, 2002. I-477−I-480

107 Colestaneh 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

108 Gastaldo P, Zunino R. Neural networks for the no-reference assessment of perceived quality. *Journal of Electronic Imaging*, 2005, **14**(3): 033004, 1−11

109 Bagade J V, Dandawate Y H, Singh K. No reference image quality assessment using block based features and artificial neural network. In: Proceedings of the 4th International Conference, ObCom 2011. Berlin, Germany: Springer, 2011, **270**: 128−138

110 Corchs S, Gasparini F, Schettini R. No reference image quality classification for JPEG-distorted images. *Digital Signal Processing*, 2014, **30**: 86−100

111 Sheikh H R, Bovik A C, Cormack L. Blind quality assessment of JPEG 2000 compressed images using natural scene statistics. In: Proceedings of the 37th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers. New York, USA: IEEE, 2003. 1403−1407

112 Sheikh H R, Bovik A C, Cormack L. No-reference quality assessment using natural scene statistics: JPEG 2000. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(11): 1918−1927

113 Zhou J C, Xiao B H, Li Q D. A no-reference image quality assessment method for JPEG 2000. In: Proceedings of the 2008 International Joint Conference on Neural Networks. Hong Kong, China: IEEE, 2008. 863−868

114 Vu P V, Chandler D M. A no-reference quality assessment algorithm for JPEG 2000 — compressed images based on local sharpness. In: Proceedings of the 2013 SPIE Image Quality and System Performance X. California, USA: SPIE, 2013, **8653**: 1−8

115 Tong H H, Li M J, Zhang H J, Zhang C S. No-reference quality assessment for JPEG 2000 compressed images. In: Proceedings of the 2004 International Conference on Image Processing. Singapore: IEEE, 2004. 3539−3542

116 Sazzad Z M P, Kawayoke Y, Horita Y. Spatial features based no-reference image quality assessment for JPEG 2000. In: Proceedings of the 14th IEEE International Conference on Image Processing. San Antonio, TX: IEEE, 2007, **3**: III-517−III-520

117 Sazzad Z M P, Kawayoke Y, Horita Y. No-reference image quality assessment for JPEG 2000 based on spatial features. *Signal Processing: Image Communication*, 2008, **23**(4): 257−268

118 Zhang J, Le T M. A new no-reference quality metric for JPEG 2000 images. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2010, **56**(2): 743−750

119 Zhang J, Ong S H, Le T M. Kurtosis-based no-reference quality assessment of JPEG 2000 images. *Signal Processing: Image Communication*, 2011, **26**(1): 13−23

120 Barland R, Saadane A. A reference free quality metric for compressed images. In: Proceedings of the 2nd International Workshop on Video Processing and Quality Metrics for Consumer Electronics. Arizona State University, USA: IEEE, 2006. 1−6

121 Liu H T, Redi J A, Alers H, Zunino R, Heynderickx I. No-reference image quality assessment based on localized gradient statistics: application to JPEG and JPEG 2000. In: Proceedings of the 2010 IS & T-SPIE Electronic Imaging and Human Vision and Electronic Imaging XV. San Jose, USA: SPIE, 2010, **7527**: 1−9

122 Moorthy A K, Bovik A C. A two-step framework for constructing blind image quality indices. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, **17**(2): 513−516

123 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

124 Mittal A, Moorthy A K, Bovik A C. Blind/referenceless image spatial quality evaluator. In: Proceedings of the 2011 Conference Record of the Forty Fifth Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers. Pacific Grove, CA: IEEE, 2011. 723−727

125 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

126 Saad M A, Bovik A C, Charrier C. Natural DCT statistics approach to no-reference image quality assessment. In: Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Image Processing. Hong Kong, China: IEEE, 2010. 313−316

127 Tang H X, Joshi N, Kapoor A. Learning a blind measure of perceptual image quality. In: Proceedings of the 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, RI: IEEE, 2011. 305−312

128 Zhang M, Xie J, Zhou X R, Fujita H. No-reference image quality assessment based on local binary pattern statistics. In: Proceedings of the 2013 Visual Communications and Image Processing. Kuching, Malaysia: IEEE, 2013. 1−6

129 Zhang Y, Chandler D M. An algorithm for no-reference image quality assessment based on log-derivative statistics of natural scenes. In: Proceedings of the 2013 SPIE — The International Society for Optical Engineering. California, USA: SPIE, 2013, **22**(4): 1−10

130 Zhang Y, Chandler D M. No-reference image quality assessment based on log-derivative statistics of natural scenes. *Journal of Electronic Imaging*, 2013, **22**(4): 043025-1−043025-22

131 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

132 Saad M A, Bovik A C, Charrier C. A DCT statistics-based blind image quality index. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, **17**(6): 583−586

133 Saad M A, Bovik A C, Charrier C. DCT statistics model-based blind image quality assessment. In: Proceedings of the 18th IEEE International Conference on Image Processing. Brussels: IEEE, 2011. 3093−3096

134 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

135 Jiao S H, Qi H, Lin W S, Shen W H. Fast and efficient blind image quality index in spatial domain. *Electronics Letters*, 2013, **49**(18): 1137−1138

136 Mittal A, Soundararajan R, Bovik A C. Making a "completely blind" image quality analyzer. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, **20**(3): 209−212

137 Abdalmajeed S, Jiao S H. No-reference image quality assessment algorithm based on Weibull statistics of log-derivatives of natural scenes. *Electronics Letters*, 2014, **50**(8): 595−596

138 Ye P, Doermann D. No-reference image quality assessment based on visual codebook. In: Proceedings of the 18th IEEE International Conference on Image Processing. Brussels: IEEE, 2011. 3089−3092

139 Ye P, Doermann D. No-reference image quality assessment using visual codebooks. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, **21**(7): 3129−3138

140 Ye P, Kumar J, Kang L, Doermann D. Unsupervised feature learning framework for no-reference image quality assessment. In: Proceedings of the 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, RI: IEEE, 2012. 1098−1105

141 Mittal A, Muralidhar G S, Ghosh J, Bovik A C. Blind image quality assessment without human training using latent quality factors. *IEEE Signal Processing Letters*, 2012, **19**(2): 75−78

142 Fang R G, Wu D P. No-reference image quality assessment based on BNB measurement. In: Proceedings of the 2013 IEEE China Summit and International Conference on Signal and Information Processing. Beijing, China: IEEE, 2013. 528−532

143 Tong H H, LI M J, Zhang H J, Zhang C S, He J, Ma W Y. Learning no-reference quality metric by examples. In: Proceedings of the 11th International Multimedia Modelling Conference. Melbourne, Australia: IEEE, 2005. 247−254

144 Shen J, Li Q, Erlebacher G. Hybrid no-reference natural image quality assessment of noisy, blurry, JPEG 2000, and JPEG images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, **20**(8): 2089−2098

145 Wu Q B, Li H L, Ngan K N, Zeng B, Gabbouj M. No-reference image quality metric via distortion identification and multi-channel label transfer. In: Proceedings of the 2014 IEEE International Symposium on Circuits and Systemss. Melbourne VIC: IEEE, 2014. 530−533

146 Suresh S, Babu R V, Sundararajan N. Image quality measurement using sparse extreme learning machine classifier. In: Proceedings of the 9th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision. Singapore: IEEE, 2006. 1−6

147 Suresh S, Babu R V, Kim H J. No-reference image quality assessment using modified extreme learning machine classifier. *Applied Soft Computing*, 2009, **9**(2): 541−552

148 Li C F, Bovik A C, Wu X J. Blind image quality assessment using a general regression neural network. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, **22**(5): 793−799

149 Li Chao-Feng, Tang Guo-Feng, Wu Xiao-Jun, Ju Yi-Wen. No-reference image quality assessment with learning phase congruency feature. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2013, **35**(2): 484−488
(李朝锋, 唐国凤, 吴小俊, 琚宜文. 学习相位一致特征的无参考图像质量评价. 电子与信息学报, 2013, **35**(2): 484−488)

150 Kang L, Ye P, Li Y, Doermann D. Convolutional neural networks for no-reference image quality assessment. In: Proceedings of the 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus, OH: IEEE, 2014. 1733−1740

151 Hou W L, Gao X B, Tao D C, Li X L. Blind image quality assessment via deep learning. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2014, **26**(6): 1275−1286

152 Panetta K, Gao C, Agaian S. No-reference color image contrast and quality measures. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2013, **59**(3): 643−651

153 Gu K, Zhai G T, Yang X K, Zhang W J. Hybrid no-reference quality metric for singly and multiply distorted images. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2014, **60**(3): 555−567

154 Gao X B, Gao F, Tao D C, Li X L. Universal blind image quality assessment metrics via natural scene statistics and multiple kernel learning. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2013, **24**(12): 2013−2026

155 Gu Z Y, Zhang L, Liu X X, Li H Y, Lu J W. Learning quality-aware filters for no-reference image quality assessment. In: Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Chengdu, China: IEEE, 2014. 1−6

王志明 北京科技大学计算机与通信工程学院副教授. 主要研究方向为图像复原, 图像增强和图像质量评价.
E-mail: wangzhiming@tsinghua.org.cn
(**WANG Zhi-Ming** Associate professor at the School of Computer and Communication Engineering, University of Science and Technology Beijing. His research interest covers image restoration, image enhancement, and image quality assessment.)