

模糊失真图像无参考质量评价综述

陈健^{1,2,3} 李诗云¹ 林丽^{1,2} 王猛¹ 李佐勇³

摘 要 图像的模糊问题影响人们对信息的感知、获取及图像的后续处理. 无参考模糊图像质量评价是该问题的主要研究方向之一. 本文分析了近 20 年来无参考模糊图像质量评价相关技术的发展. 首先, 本文结合主要数据集对图像模糊失真进行分类说明; 其次, 对主要的无参考模糊图像质量评价方法进行分类介绍与详细分析; 随后, 介绍了用来比较无参考模糊图像质量评价方法性能优劣的主要评价指标; 接着, 选择典型数据集及评价指标, 并采用常见的无参考模糊图像质量评价方法进行性能比较; 最后, 对无参考模糊图像质量评价的相关技术及发展趋势进行总结与展望.

关键词 图像质量评价, 无参考图像质量评价, 模糊图像, 数据集

引用格式 陈健, 李诗云, 林丽, 王猛, 李佐勇. 模糊失真图像无参考质量评价综述. 自动化学报, 2022, 48(3): 689–711

DOI 10.16383/j.aas.c201030

A Review on No-reference Quality Assessment for Blurred Image

CHEN Jian^{1,2,3} LI Shi-Yun¹ LIN Li^{1,2} WANG Meng¹ LI Zuo-Yong³

Abstract The blurriness distortion of image affects information perception, acquisition and subsequent processing. No-reference blurred image quality assessment is one of main research directions for the problem. This paper analyzes the relevant technique development of no-reference blurred image quality assessment in recent 20 years. Firstly, combining with main databases, different types of blurriness distortions are described. Secondly, main methods for no-reference blurred image quality assessment are classified and analyzed in detail. Thirdly, performance measures for no-reference blurred image assessment are introduced. Then, the typical databases, performance measures and methods are introduced for performance comparisons. Finally, the relevant technologies and development trends of no-reference blurred image assessment are summarized and prospected.

Key words Image quality assessment, no-reference image quality assessment, blurred image, database

Citation Chen Jian, Li Shi-Yun, Lin Li, Wang Meng, Li Zuo-Yong. A review on no-reference quality assessment for blurred image. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(3): 689–711

随着成像科学的不断发展, 成像技术在社交媒体、天文、医学、工业、公共安全等领域得到广泛的

应用, 并取得大量研究进展与成果, 如更快的成像速度、更高的成像分辨率等. 尽管如此, 由于成像系统内在或外在因素的影响, 不同失真类型的成像结果 (降质图像) 仍然不可避免, 模糊失真即其中最为重要的一种降质类型. 虽然在某些情况下, 如从艺术的角度, 局部模糊的图像可能带来更高的艺术价值, 但在绝大多数情况下, 图像的模糊问题会影响人们对信息的感知、获取及图像的后续处理, 尤其是一些基于高质量图像应用的场合, 如医学分析与诊断^[1-2]、遥感^[3]、生物识别^[4]、监控系统^[5]等. 因此, 针对模糊图像的各种分析与处理方法得到长期且广泛的关注及应用^[6-13], 包括:

1) 应用于自动成像系统的图像清晰度评价函数. 在基于对焦深度法的自动对焦系统中包含 3 个重要环节^[6-7], 即对焦窗口选择、图像清晰度评价函数与搜索算法. 其中, 图像清晰度评价函数实现对不同模糊程度图像的质量评价, 从而为得到最终的正焦图像提供依据.

2) 应用于成像结果自动筛选的图像质量评价

收稿日期 2020-12-17 录用日期 2021-05-12

Manuscript received December 17, 2020; accepted May 12, 2021

国家自然科学基金 (61972187), 福建省自然科学基金 (2020J02024, 2018J01637), 福州市科技计划项目 (2020-RC-186), 福建省信息处理与智能控制重点实验室 (闽江学院) 开放课题 (MJUKF-IPIC202110) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61972187), Natural Science Foundation of Fujian Province (2020J02024, 2018J01637), Fuzhou Science and Technology Project (2020-RC-186), and Open Fund Project of Fujian Provincial Key Laboratory of Information Processing and Intelligent Control (Minjiang University) (MJUKF-IPIC202110)

本文责任编辑 桑农

Recommended by Associate Editor SANG Nong

1. 福建工程学院电子电气与物理学院 福州 350118 2. 电子信息与电气技术国家级实验教学示范中心 (福建工程学院) 福州 350118 3. 福建省信息处理与智能控制重点实验室 (闽江学院) 福州 350121

1. School of Electronic, Electrical Engineering and Physics, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118 2. National Demonstration Center for Experimental Electronic Information and Electrical Technology Education (Fujian University of Technology), Fuzhou 350118 3. Fujian Provincial Key Laboratory of Information Processing and Intelligent Control (Minjiang University), Fuzhou 350121

方法. 正如前述, 由于成像系统内在与外在因素 (如环境因素、人为因素) 的影响, 最终采集得到的图像可能是包含了模糊问题的降质图像. 因此, 通过有效的质量评价方法对图像进行评估, 丢弃不符合质量要求的图像 (模糊失真图像), 从而为图像的后续处理提供保障^[14].

3) 应用于模糊图像的图像增强算法. 图像去模糊 (Image deblurring) 方法作为常见的图像增强算法之一, 实现对模糊图像的去模糊处理, 将模糊失真图像恢复为清晰图像^[12-13].

上述 3 类方法与应用中, 应用于自动对焦的图像清晰度评价 (Image sharpness assessment) 函数与应用于成像结果自动筛选的模糊图像质量评价方法 (Image quality assessment, IQA) 均是实现对模糊图像的质量评价. 同时, 模糊图像质量评价结果又为图像去模糊方法的应用提供了先决条件, 即模糊的检测与分级^[12]. 此外, 部分学者也将模糊检测及评价算法应用于图像分割方法中, 提升了模糊图像的分割性能^[15-16].

模糊图像质量评价方法可以分为主观评价方法和客观评价方法^[17-20]. 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) 来表示, 但主观评价工作量大、耗时长, 使用起来很不方便. 众多 IQA 图像数据集的主观评价结果主要为客观评价方法的优劣提供参考. 客观评价方法是由计算机根据一定的方法计算得到图像的质量评价结果. 根据评价时是否需要参考图像, 客观评价方法又可以分为全参考图像质量评价 (Full-reference image quality assessment, FR-IQA)、半参考图像质量评价 (Reduced-reference image quality assessment, RR-IQA) 和无参考图像质量评价 (No-reference image quality assessment, NR-IQA) 三类^[20]. 虽然随着算法的不断提出与改进, FR-IQA 和 RR-IQA 这两类方法的评价性能得到较大提升, 但在实际应用中这两类方法的缺点也十分明显, 即通常情况下无法获得无失真图像或其特征作为参考. NR-IQA 方法很好地解决了上述问题. NR-IQA 也称为盲图像质量评价 (Blind image quality assessment, BIQA), 该类方法主要根据失真图像的自身特征来估计图像质量. 针对模糊失真的 NR-IQA 方法又称为盲/无参考图像清晰度评价 (Blind/no-reference image sharpness assessment) 方法, 该方法分为两类, 一类是仅针对模糊失真的 NR-IQA 方法, 另外一类则是针对各种失真类型 (包含模糊失真) 的通用 NR-IQA 方法, 包括各种类型的噪声 (如加性噪声、高斯

噪声、掩模噪声、脉冲噪声等)、各种类型的模糊 (如失焦模糊、运动模糊等)、JPEG (2000) 压缩、JPEG (2000) 传输错误、对比度问题 (如对比度变化、整体对比度缩减等)、局部块失真、快速瑞利衰减等. 由于没有参考图像的帮助, 在早期的研究中, 此类方法往往较难取得较高的评价性能. 但二十多年来, 随着研究的不断深入, 针对模糊失真的 NR-IQA 性能已经逐渐接近甚至达到 FR-IQA 方法和 RR-IQA 方法的评价性能. 尤其是近几年来, 随着深度学习等基于学习的方法在 NR-IQA 中的广泛应用, 评价性能得到了进一步的提升. 与此同时, 伴随着方法的改进, 针对不同模糊失真 (人工模糊及自然模糊) 的数据集也不断涌现, 从而为不同算法的验证提供了保证.

本文针对模糊图像 NR-IQA 方法进行综述. 首先, 对模糊失真问题进行分类, 介绍包含模糊失真图像的主要 IQA 数据集; 其次, 对 NR-IQA 方法进行分类及分析, 文中将其分为基于空域或 (与) 频域且无需学习的方法 (以下简称基于空域/频域的方法) 及基于学习的方法两大类; 接着, 在对应用于 NR-IQA 方法优劣对比的评价指标进行简要说明的基础上, 使用经常应用于不同文献中进行实验对比的方法进行性能比较, 尤其是基于学习的方法; 最后, 针对模糊失真问题的 NR-IQA 相关技术进行总结和展望.

1 模糊失真分类

通常认为模糊是图像质量损失最常见的原因之一^[21], 本节将结合模糊产生的原因及不同 IQA 数据集对模糊失真问题进行分类说明.

产生模糊的原因可分为两大类型: 人工模糊与自然模糊. 人工模糊是通过不同类型的滤波器人为地给清晰图像加入不同类型的模糊, 如经常被用于模糊图像质量评价的高斯模糊. 而自然模糊包括物体移动引起的运动模糊, 拍摄时相机抖动引起的抖动模糊, 采集过程中失焦引起的失焦模糊, 远距离成像时的大气湍流模糊等^[13]. 常见的模糊图像如图 1 所示^[13, 21-23].

1) 人工模糊

人工模糊即在参考图像中人为加入不同类型的模糊降质, 以高斯模糊最为典型, 其通过参考图像与高斯滤波器卷积得到, 高斯滤波器表示为

$$h(i, j) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma^2} \right) e^{-\frac{(i^2+j^2)}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

式中, i 与 j 是当前位置坐标离滤波器 h 中心坐标的距离, σ 是正态分布的标准差.

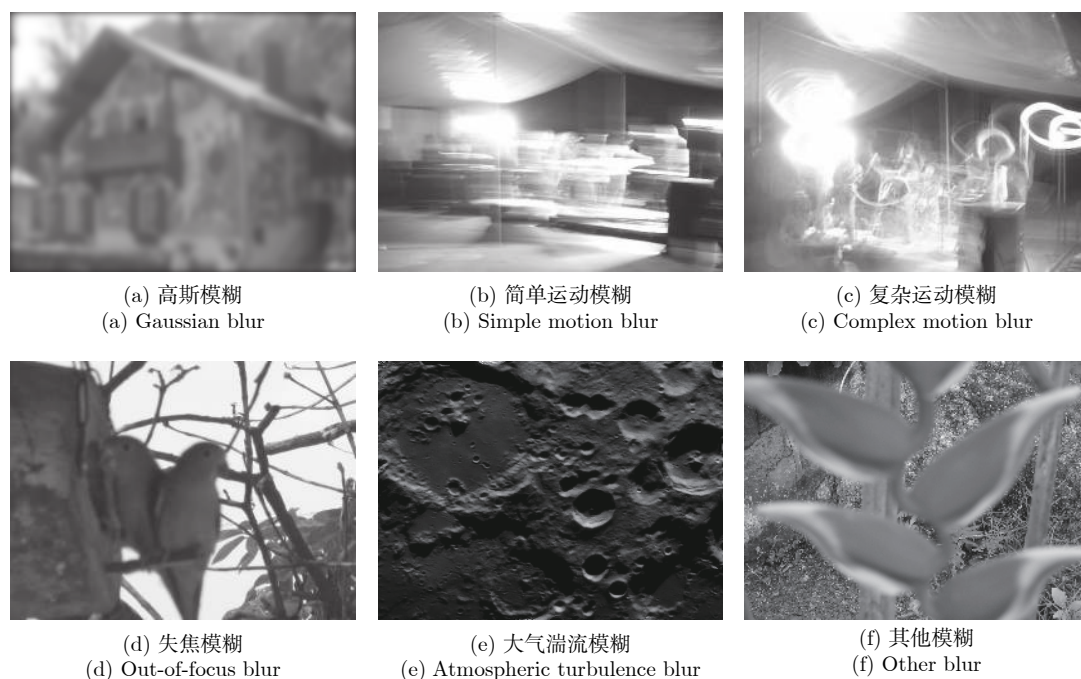


图 1 不同类型模糊图像示例

Fig.1 Examples for different kinds of blurred images

早期基于空域/频域的 NR-IQA 方法在适用性和稳定性方面较差, 为了方便算法性能的评价, 经典的 IQA 数据集均是由人工合成的单一失真类型的图像组成. 该类数据集可以分为两个部分: 参考图像和失真图像. 为了提高数据集的质量, 大部分参考图像都会从柯达数据库中选取代表各种场景的图像^[24], 不同类型的失真图像都是模拟生活中可能出现的失真情况. 为了模拟生活中常见的失焦模糊, 数据集中的模糊图像往往由参考 (局部) 图像与高斯滤波器相卷积得到, 其方差即对应于不同的模糊程度^[21]. 包含单一高斯模糊的 4 个经典公开数据集分别为: 1) 德克萨斯大学的图像与视频工程实验室数据集 (Laboratory for image and video engineering, LIVE)^[22]; 2) 俄克拉荷马州立大学的计算与主观图像质量数据集 (Categorical subjective image quality, CSIQ)^[25]; 3) 坦佩雷理工大学的坦佩雷图像数据集 2008 (Tampere image database 2008, TID2008)^[26]; 4) 坦佩雷图像数据集 2013 (Tampere image database 2013, TID2013)^[27]. 上述 4 个数据集都含有 5 种以上的失真类型, 参考图像均达到 25 张以上, 且均为彩色图像. 此外, 南特中央理工大学的 IVC 图像数据集^[28]、萨格勒布大学的 VCL@FER 数据集^[29]、康奈尔大学的 A57 数据集^[30]、康斯坦茨大学的康斯坦茨人工失真图像质量数据集 KADID-10k^[31] 等也在不同的文献中得到应用. 各数据集具体细节如表 1 所示.

上述经典数据集尽管包含多种失真类型, 但一幅失真图像仅含有一种失真类型. 然而在典型通信系统中, 图像经历采集、压缩和传输等步骤后, 容易受到模糊、量化和噪声等多种失真类型的共同影响^[32]. 因此, 一幅失真图像可能含有多种失真类型. 对此, 研究者们提出了多重失真图像数据集, 例如: 上海交通大学的多重失真图像数据集 MDID2013^[32]、德克萨斯大学的多重失真数据集 MLIVE^[33] 和清华大学的多重失真图像数据集 MDID^[34], 具体信息如表 1 所示. 该类型数据集也含有两类图像: 参考图像和失真图像. 其中参考图像大部分来自柯达数据库, 失真图像则是通过模糊处理、JPEG 压缩和噪声加入等对参考图像进行降质, 生成相应的多重失真图像. 由于模糊处理的过程还是使用高斯滤波器, 因此, 此类数据集的模糊失真图像还是模拟失焦模糊.

2) 自然模糊

如图 1 所示, 现实生活中的模糊失真除了失焦模糊外, 还包括了运动模糊, 而这类模糊往往由物体的运动及相机的抖动引起. 现有数据集中的人工失真图像无法很好地模拟这些失真. 因此, 研究者们采用自然图像构建了新的图像数据集, 例如: 赫尔辛基大学的图像数据集 CID2013^[35]、德克萨斯大学的自然失真数据集 CLIVE^[36-37]、里约热内卢联邦大学的模糊图像数据集 BID^[21] 以及康斯坦茨大学的自然失真数据集 KonIQ-10k^[38], 具体信息如表 1 所示. 该类数据集无参考图像, 仅含有大量使用现

表 1 含有模糊图像的主要图像质量评价数据集
Table 1 Main image quality assessment databases including blurred images

数据集	时间	参考图像	模糊图像	模糊类型	主观评价	分值范围
IVC ^[28]	2005	4	20	高斯模糊	MOS	模糊-清晰 [1 5]
LIVE ^[22]	2006	29	145	高斯模糊	DMOS	清晰-模糊 [0 100]
A57 ^[30]	2007	3	9	高斯模糊	DMOS	清晰-模糊 [0 1]
TID2008 ^[26]	2009	25	100	高斯模糊	MOS	模糊-清晰 [0 9]
CSIQ ^[25]	2009	30	150	高斯模糊	DMOS	清晰-模糊 [0 1]
VCL@FER ^[29]	2012	23	138	高斯模糊	MOS	模糊-清晰 [0 100]
TID2013 ^[27]	2013	25	125	高斯模糊	MOS	模糊-清晰 [0 9]
KADID-10k 1 ^[31]	2019	81	405	高斯模糊	MOS	模糊-清晰 [1 5]
KADID-10k 2 ^[31]	2019	81	405	镜头模糊	MOS	模糊-清晰 [1 5]
KADID-10k 3 ^[31]	2019	81	405	运动模糊	MOS	模糊-清晰 [1 5]
MLIVE1 ^[33]	2012	15	225	高斯模糊和高斯白噪声	DMOS	清晰-模糊 [0 100]
MLIVE2 ^[33]	2012	15	225	高斯模糊和JPEG压缩	DMOS	清晰-模糊 [0 100]
MDID2013 ^[32]	2013	12	324	高斯模糊、JPEG压缩和白噪声	DMOS	清晰-模糊 [0 1]
MDID ^[34]	2017	20	1 600	高斯模糊、对比度变化、高斯噪声、JPEG或JPEG2000	MOS	模糊-清晰 [0 8]
BID ^[21]	2011	—	586	自然模糊	MOS	模糊-清晰 [0 5]
CID2013 ^[35]	2013	—	480	自然模糊	MOS	模糊-清晰 [0 100]
CLIVE ^[36-37]	2016	—	1 162	自然模糊	MOS	模糊-清晰 [0 100]
KonIQ-10k ^[38]	2018	—	10 073	自然模糊	MOS	模糊-清晰 [1 5]

代移动设备拍摄的各类真实失真图像, 因此, 该类数据集只适用于无参考图像质量评价研究. 该类数据集在图像收集过程中不会人为地引入任何失真. 以 BID 数据集为例, 该数据集包含用户在各种情况下拍摄的图像, 并将数据集中的图像分为 5 种模糊类别: 无模糊、简单运动模糊、复杂运动模糊、失焦模糊及其他模糊.

常见自然模糊类型中, 运动模糊是由曝光时间内场景中物体与相机系统之间的相对运动所造成. 由此产生的模糊效应近似为线性运动模糊, 可以表示为相邻像素的一维局部平均^[13], 具体为

$$h(i, j; L, \theta) = \begin{cases} \frac{1}{L}, & \text{若 } \sqrt{i^2 + j^2} \leq \frac{L}{2} \text{ 且} \\ & \frac{i}{j} = -\tan \theta \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中, L 与 θ 分别表示移动距离和移动方向.

失焦模糊是由于成像系统对焦不理想或景深不同时, 焦距外的景物会失焦. 一般情况下, 失焦模糊可使用均匀的圆形模型进行粗略近似^[13]:

$$h(i, j) = \begin{cases} \frac{1}{\pi R^2}, & \text{若 } \sqrt{i^2 + j^2} \leq R \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中, R 是圆形模型的半径.

此外, 相机抖动模糊由曝光期间的相机运动引起. 如果在拍摄长距离场景时相机只是稍微平移, 产生的模糊近似空间不变, 那么相机抖动模糊可以使用式 (2) 建模为线性运动模糊^[13]. 大气湍流模糊通常发生在遥感、航空成像等远距离成像系统中, 主要是由沿光传输路径的折射率随机变化引起. 针对通过大气时的长期曝光, 模糊核可以用固定的高斯模型 (式 (1)) 来描述^[39]. 需要说明的是, 上述数学模型均为理想情况下的近似, 真实的自然模糊远比以上公式更复杂^[13].

2 基于空域/频域的模糊图像 NR-IQA 方法

传统基于空域/频域的 NR-IQA 方法可以进行不同的分类: 1) 根据失真类型的多少, 可以分为仅针对模糊失真的 NR-IQA 方法及针对多种失真 (含模糊失真) 的 NR-IQA 方法; 2) 根据方法原理的不同, 可以分为基于空域的方法及基于频域的方法, 如图 2 所示. 以下针对不同方法的原理进行分类说明.

2.1 基于空域的 NR-IQA 方法

2.1.1 基于边缘信息的方法

在空域方法中, 较大部分的研究工作集中于利

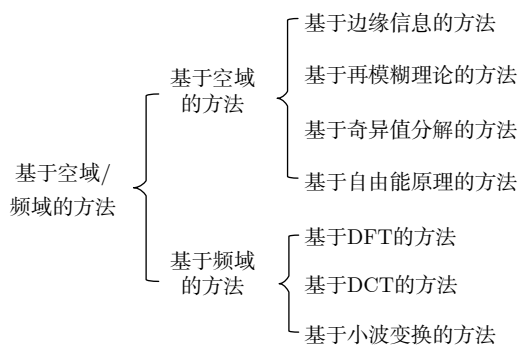


图2 基于空域/频域的NR-IQA方法分类

Fig.2 Classification of spatial/spectral domain-based NR-IQA methods

用边缘信息进行图像模糊程度的判断. 由于图像边缘的模糊是人眼对模糊图像最直观的视觉感知, 而模糊会导致图像的边缘向周围扩展, 造成图像边缘信息发生变化, 因此, 边缘信息的变化情况是图像模糊程度的重要评价指标.

此类方法主要应用不同的边缘检测算子提取图像边缘信息, 如 Sobel 算子、Canny 算子等. Marziliano 等^[40] 基于模糊图像边缘展宽的原理, 提出了一种通过计算垂直方向边缘宽度衡量模糊程度的方法. 赵巨峰等^[41] 在文献 [40] 方法的基础上利用水平方向的边缘宽度评价模糊度. Zhang 等^[42] 则将图像分为平滑区域和边缘区域, 计算边缘区域垂直方向边缘宽度平均值进行模糊度评价. Ferzli 等^[43] 基于人类视觉系统 (Human visual system, HVS) 中边缘处的掩蔽特性, 提出了恰好可觉察模糊 (Just noticeable blur, JNB) 的概念, 方法对边缘分块进行统计与区分, 并结合边缘分块所对应的边缘宽度计算出整体的失真程度. Narvekar 等^[44] 在 JNB 的基础上, 通过阈值设置对平滑分块不做处理, 计算模糊检测的累加概率 (Cumulative probability of blur detection, CPBD) 得到评价结果. Wu 等^[45] 利用边缘信息构造线扩展函数 (Line spread function, LSF), 由 LSF 估计点扩展函数 (Point spread function, PSF) 的参数来衡量图像模糊程度. 上述方法中均引入了 Sobel 算子. 基于与文献 [40] 相同的思想, Ong 等^[46] 在提出的方法中引入 Canny 算子.

此外, 基于边缘区域及纹理区域包括更多像素变换的原理, Bahrami 等^[47] 提出了一种具有较低计算复杂度的评价方法, 方法通过计算图像的最大局部变化 (Maximum local variation, MLV) 得到反映图像对比度信息的映射图, 再根据 HVS 对变化大的区域更敏感, 将较高的权重分配给较大的 MLV 像素, 加权得到清晰度的度量结果. 蒋平等^[48] 考虑到人眼对边缘区域比较敏感, 通过计算局部最大梯

度进行局部评价, 再通过对局部评价分配不同权重得到全局评价结果. Li 等^[49] 提出一种基于离散 Tchebichef 矩的盲图像模糊评价 (Blind image blur evaluation, BIBLE) 方法, 该方法结合了模糊图像的梯度计算, 分块并引入 Tchebichef 矩来表征图像的形状. 随后, Zhan 等^[14] 提出基于图像中最大梯度及梯度变化量的无参考图像清晰度评价函数.

可见, 在基于边缘信息的方法中, Sobel 算子与 Canny 算子得到了广泛的应用. Sobel 算子与 Canny 算子各具优势, 其中 Sobel 算子运算速度快, 但易于将噪声放大, 而 Canny 算子对弱边缘敏感, 但计算量大, 运算速度相对较慢. 因此, 从实时性的角度, 许多学者采用 Sobel 算子进行边缘检测.

2.1.2 基于再模糊理论的方法

基于图像再模糊理论^[50] 的方法是另一类比较常见的方法. Crete 等^[50] 提出的再模糊理论结合了 FR-IQA 方法的思想, 对待测图像再模糊得到了模糊程度更大的参考图像, 然后分别计算待测图像和再模糊图像之间相邻像素点的变化给出质量评价的结果. 由于该理论简单且易实现, 因此, 大量的改进方法得以提出. 其中一种类型是将再模糊理论与结构相似度 (Structural similarity, SSIM)^[51] 及相关理论相结合. 桑庆兵等^[52] 在待测图像和参考图像边缘子块上分别计算梯度结构相似度 (Gradient structural similarity, GSIM) 并求和得到评价结果. 邵宇等^[53] 采用结构张量来区分边缘区域, 在边缘区域对图像进行高斯滤波处理得到模糊图像, 并计算模糊图像的 SSIM 得到模糊评价结果. Wang 等^[54] 采用低通滤波器得到参考图像并转换到 YIQ 颜色空间, 计算待测图像和参考图像的特征相似度 (Feature similarity, FSIM)^[55] 并加权得出评价结果. 此外, Bong 等^[56] 将峰值信噪比 (Peak signal-to-noise ratio, PSNR) 和均方误差 (Mean squared error, MSE) 进行改进得到评价结果. 王红玉等^[57] 求出能区分待测图像和再模糊图像的有效最小标准差, 并计算因严重模糊而无法区分模糊程度时的有效最大标准差, 利用这两个标准差之间的关系得到评价结果. 王冠军等^[58] 则分别对待测图像和再模糊图像进行奇异值分解提取模糊特征, 利用 Log-Gabor 滤波器组和高斯差分模型检测视觉显著度, 最后结合显著度对特征加权得到评价结果. Chetouani 等^[59] 则提出感知模糊指标 (Perceptual blur index, PBI) 用以评价图像模糊程度.

对上述文献分析可知, 此类方法主要是通过再模糊理论得到模糊图像作为参考图像, 并引入了常见应用于 FR-IQA 的方法 (如 SSIM、GSIM、FSIM、

MSE、PSNR 等) 进行评价指标的计算。

2.1.3 基于奇异值分解的方法

奇异值分解 (Singular value decomposition, SVD) 作为一种矩阵分析方法广泛应用于图像压缩、稀疏表示及图像质量评价中。Sang 等^[60] 根据不同模糊程度图像奇异值曲线的特点提出 NR-IQA 方法。Qureshi 等^[61] 利用模糊对彩色图像不同分量的影响不同, 结合分量之间的相关性, 同时基于彩色图像可以看作是一个三阶张量, 对彩色图像先进行张量展开, 再对每个展开计算高阶奇异值进行质量评价, 该方法也适用于其他彩色空间。王冠军等^[58] 提出的方法中同样结合了 SVD。

现有基于奇异值分解的方法可分为两类: 一种方法是通过奇异值的分布来评估图像质量^[60], 因为当根据图像奇异值的指数绘制图像时, 其显示为指数递减曲线, 并且随着模糊程度的增加, 曲线会变得越来越陡峭。另一种是直接使用奇异值来评估图像质量^[58, 61]。

2.1.4 基于自由能原理的方法

自由能原理最初运用于神经科学, 治疗神经疾病并用于合理地解释世界, 在对其进行数学化之后形成了自由能原理。由于外部输入信号与其生成模型可解释部分之间的差距与视觉感受的图像质量密切相关, 因此, 自由能原理可以用于图像清晰度的度量。Zhai 等^[62] 结合自由能原理提出一种无参考的失真度量。由于图像模糊会增加局部估计自回归 (AutoRegressive, AR) 参数的相似性, Gu 等^[63] 提出一种基于 AR 的图像清晰度度量 (AR-based image sharpness metric, ARISM), 该方法同样基于自由能理论, 通过分别测量每个像素 AR 模型系数的能量差和对比度差, 进而用比例池化计算图像清晰度。

基于空域方法的优点是概念直观, 但其缺点也比较明显, 由于仅考虑空域的信息, 所能提取的图像特征往往较少, 从而不利于评价准确性的提高。此外, 由于大多数方法都是基于最基础的图像处理方法, 如模板卷积运算、像素相减等, 因此, 此类方法往往计算复杂度低、速度快、经常运用于各类实时性要求高的场合中。但由于仅限于空域, 所能提取的图像特征相对有限, 因此, 近几年完全基于空域方法的研究成果较少, 更多的是将空域的方法集成到其他方法中。

2.2 基于频域的 NR-IQA 方法

图像频域信息也可以很好地体现图像某些特征, 如边缘区域对应于高频成分等。因此, 频域变换

也在 NR-IQA 中得到广泛的应用。基于频域的 NR-IQA 方法主要分为以下两种类型: 基于离散傅里叶变换 (Discrete Fourier transform, DFT)/离散余弦变换 (Discrete cosine transform, DCT) 的方法及基于小波变换的方法。

2.2.1 基于 DFT/DCT 的方法

DFT 作为最为基础的时频变换之一, 在 NR-IQA 领域也得到一定程度的应用。Chetouani 等^[64] 在原始图像上加入了模糊降质, 并通过 DFT 在频域中对这种模糊降质进行测量。Vu 等^[65] 提出的 S_3 (Spectral and spatial sharpness) 在频域测量幅度谱的斜度, 在空域测量空间变化情况, 最后结合视觉感知对两种指标进行组合, 该方法在频域变换部分采用了 DFT。卢彦飞等^[66] 的方法在计算图像视觉显著性图时引入了 DFT 相位谱。

DCT 除具有一般的正交变换性质外, 其变换矩阵的基向量也能很好地描述图像信号的相关特征, 因此, 在图像信号的频域变换中, DCT 被认为是一种准最佳变换。由于图像在进行 DCT 处理后, 其中的高频成分对应于边缘区域, 因此, 可以通过搜索图像 DCT 处理后的高频信息来判断图像是否模糊。Marichal 等^[67] 对图像分块计算 DCT, 通过计算非零系数来估算图像模糊程度。Caviedes 等^[68] 在空域提取图像边缘信息, 并在边缘子块上利用 DCT 求出其峰度 (Kurtosis) 来衡量图像质量。张士杰等^[69] 利用图像局部方差将图像分为边缘、平坦、纹理区域, 分别计算不同区域上 DCT 系数的 Kurtosis, 利用曲率最大准则对 Kurtosis 曲线进行评估得到相应参数, 进而使用维纳 (Wiener) 滤波算法得到复原图像, 最后结合这些复原图像的指标得到最终结果。

图像进行 DCT 处理后的高频和中频系数随着模糊程度的增加而减小, 从而导致 AC 系数平方和 (Sum of squared AC coefficients of DCT, SSAD) 的减小, 故 SSAD 也可以用于评价图像模糊程度。Zhang 等^[70] 提出一种基于尺度不变特征变换和 SSAD 的评价方法。考虑到 SSAD 不足以表达真实模糊图像中的模糊程度, Zhang 等^[71] 随后根据梯度映射图得到奇异值响应函数并计算 DCT 域的熵, 由灰度图计算子块的方差, 由显著图计算分块权重, 最后组合求出最终评价。卢亚楠等^[72] 针对皮肤镜图像中的失焦模糊和光照不均问题, 提出了利用图像 DCT 处理后的直流分量平均值评价模糊度, 并以第一交流分量均值评价光照不均匀程度的 NR-IQA 方法。

基于 DCT 的方法大部分都结合了空域方法, 进行如下两个方面的操作: 1) 进行不同区域的划分,

如采用方差区分边缘与非边缘区域, 随后在不同的区域进行 DCT 及后续处理; 2) 将空域特征与频域特征相结合得到评价结果。

2.2.2 基于小波变换的方法

在小波变换方面, 学者们主要利用图像进行不同小波变换 (如 Haar 小波、复小波、Contourlet 等) 后的系数或多尺度特性得到评价结果。此类方法中往往会同时考虑图像的全局及局部 (分块) 信息。

Tong 等^[73] 基于 Haar 小波变换, 对图像进行边缘类型分析以判断图像是否模糊, 并通过边缘锐度得到评价结果。Ferzli 等^[74] 结合小波变换与文献 [40] 中的模糊度评价方法, 分别计算水平和垂直方向上的结果并取平均作为最终评价结果。Kerouh 等^[75] 利用小波变换的多尺度特性, 提取图像的边缘信息, 通过计算不同分辨率下图像的边缘数量来衡量模糊程度。Vu 等^[76] 利用小波变换之后子带的对数能量进行清晰度评价, 同时比较了对整个图像直接进行小波变换以及对图像分块进行小波变换的结果。Gvozden 等^[77] 提出一种快速盲图像清晰度/模糊评价模型 (Blind image sharpness/blurriness assessment model, BISHARP), 方法通过计算图像的均方根来获取图像局部对比度信息, 同时利用小波变换中对角线小波系数进行排序加权得到最终的评价结果。

Wang 等^[78] 利用复小波系数的相位在边缘附近具有相关性, 而模糊图像会破坏相位相关性的原理, 将局部相位相关 (Local phase coherence, LPC) 用于锐度评估。一些学者在此基础上进行了深入的研究。Ciancio 等^[79] 利用相同方向上的子带系数位于相似的位置, 而模糊会引起子带间相位的改变来实现图像质量评价。Hassen 等^[80] 利用 HVS 特性对 LPC 映射图中的值进行排序、加权来进行评价。随后, Hassen 等^[81] 提出的基于局部相位相关的清晰度指标 LPC-SI (LPC-based sharpness index) 为了降低邻近特征的干扰, 改进了求小波系数的方式和进行清晰度评价的算法。

由于 Contourlet 变换具有局部化、多尺度、多

方向等优点^[82], 可以将图像分解为多尺度多方向子带。许多研究者利用 Contourlet 变换, 提取图像的尺度信息, 从而实现图像质量评价。楼斌等^[83] 利用 Contourlet 变换域的统计特性建立预测模型, 使用失真图像子带均值与预测值来计量图像的失真。焦淑红等^[84] 同样计算 Contourlet 域的统计特征来表征图像质量。

通过对上述文献分析可知, 许多基于频域的方法也不同程度地引入了空域方法或空域特征, 从而将空域与频域结合在一起进行 NR-IQA 方法的设计, 如 Hosseini 等^[85] 提出的 HVS-MaxPol。此外, 从文献中可以发现, 由于基于空域及频域的方法出现地较早, 因此, 此两类方法在实验对比时主要针对人工模糊的数据集。

上述各类基于空域/频域的方法优缺点如表 2 所示。

3 基于学习的模糊图像 NR-IQA 方法

无论是基于空域的方法还是基于频域的方法, 在提取出图像特征后, 大多仅经过简单的加权及归一化处理而获得最终评价结果。基于学习的方法则可以实现从图像特征到质量评价值的映射, 实现参数的优化, 进一步提升 NR-IQA 性能。同时, 部分基于学习的方法还实现了图像特征的提取。基于学习的 NR-IQA 方法可以分为基于支持向量机 (Support vector machine, SVM) 的方法, 其中包括支持向量回归 (Support vector regression, SVR)/支持向量聚类 (Support vector clustering, SVC), 基于神经网络 (Neural network, NN) 的方法, 基于深度学习的方法, 基于码本/字典学习的方法, 基于多元变量高斯 (Multi variate gaussian, MVG) 的方法及其他基于学习的方法, 如图 3 所示。由于早期数据集大多由不同失真类型的图像组成, 仅针对模糊失真的图像数据较少, 不利于使用基于深度学习的方法。因此, 早期基于学习的 NR-IQA 方法主要是基于 SVM 的方法。近年来, 随着数据集数量、新增数据集中图像数量的增加及深度学习的广泛应用,

表 2 基于空域/频域的不同方法优缺点对比

Table 2 Advantage and disadvantage comparison for different methods based on spatial/spectral domain

方法分类	优点	缺点
边缘信息	概念直观、计算复杂度低	容易因图像中缺少锐利边缘而影响评价结果
再模糊理论	对图像内容依赖小, 计算复杂度低	准确性依赖 FR-IQA 方法
奇异值分解	能较好地提取图像结构、边缘、纹理信息	计算复杂度较高
自由能理论	外部输入信号与其生成模型可解释部分之间的差距与视觉感受的图像质量密切相关	计算复杂度高
DFT/DCT/小波变换	综合了图像的频域特性和多尺度特征, 准确性和鲁棒性更高	计算复杂度高



图 3 基于学习的 NR-IQA 方法分类

Fig. 3 Classification of learning-based NR-IQA methods

基于深度学习的方法越来越多地被应用于该研究领域。

3.1 基于 SVM 的方法

由于 SVM 在小样本训练集上能够取得比其他算法更好的效果, 且比 NN 具有更好的泛化能力. 因此, SVM 在 NR-IQA 领域得到广泛的应用. 同时, 由于此类方法往往基于图像空域或 (与) 频域特征进行训练, 其评价结果也大多优于空域与频域方法.

3.1.1 基于 SVR + SVM/SVC 的方法

针对通用问题 (含模糊失真) 的 NR-IQA 方法中的一大类型为两/多阶段的 NR-IQA 方法. 此类方法首先采用 SVM 进行失真类型训练与判断, 随后采用 SVR 进行图像质量评价. Moorthy 等^[86] 提出两阶段盲图像质量评价指标 (Blind image quality indices, BIQI), 该方法首先采用 SVM 对小波分解系数经广义高斯分布 (Generalized gauss distribution, GGD) 模型拟合得到的参数特征对测试图像进行失真类型分类, 从而得到测试图像对应不同失真类型的概率, 然后采用 SVR 对测试图像计算不同失真类型情况下的图像质量评价结果, 并根据概率加权得到最终的图像质量评价结果. 随后, Moorthy 等^[87] 又提出基于失真分辨的图像真实性和完整性评价 (Distortion identification-based image verity and integrity evaluation, DIIVINE) 方法, 采用了多达 88 维的特征进行分类. Liu 等^[88] 同样提出一个两段式失真分类框架, 计算基于空间-频域熵的质量 (Spatial spectral entropy-based quality, SSEQ) 指数. 陈勇等^[89] 引入小波变换, 将高频子带进行分

块的基础上提取每个分块的幅值和熵, 分别计算其分布直方图均值和斜度作为特征. Zhang 等^[90] 则基于自然场景统计 (Natural scene statistics, NSS) 特征, 分别针对多种失真类型和单一失真类型两种图像的质量进行评价, 该方法共分为 3 个阶段, 即分析可能的失真类型, 预测失真参数及质量评价计算. 与上述方法不同, 另外一种基于 SVM 的方法不对失真进行分类, 而直接进行不同失真图像的质量评价. Saad 等^[91] 在基于 DCT 统计信息的盲图像完整性指数 (Blind image integrity notator using DCT statistics, BLIINDS)^[92] 的基础上提出 BLIINDS-II 方法, 该方法中所有特征的计算均在多个尺度上进行.

在 SVR 与 SVC 相结合方面, Liu 等^[93] 基于两阶段 NR-IQA 方法采用 Curvelet 变换结合 SVC 及 SVR 提出 CurveletQA 方法. Zhang 等^[94] 在空域提取经去均值对比度归一化 (Mean subtracted contrast normalized, MSCN) 后的对数导数特征, 在频域采用 Log-Gabor 滤波器得到图像尺度特征, 所有这些特征以 GGD 拟合, 最后利用 SVR 和 SVC 分别构建 NR-IQA 模型和图像失真类型识别模型. 李俊峰^[95] 提取 RGB 图像 G 分量的 MSCN 系数及其 4 方向邻域系数的统计特征, 并分别计算 RGB 色彩空间中各色彩分量及其纹理、相位间的互信息, 利用互信息作为统计特征来描述其各分量间的相关性. 针对盲/无参考图像空域质量评价指标 (Blind/referenceless image spatial quality evaluator, BRISQUE)^[96] 完全工作在空域, 图像特征仍有不足之处, 唐祎玲等^[97] 在改进方法中增加水平、垂直、主对角线和次对角线 4 个方向 MSCN 系数映射图相邻系数的皮尔逊相关系数值作为新增的特征.

3.1.2 基于 SVR 的方法

SVR 也得到了学者们的广泛关注. Mittal 等^[98] 提出 BRISQUE 分别引入了多尺度情况下的 MSCN 系数及非对称广义高斯分布 (Asymmetric generalized Gaussian distribution, AGGD) 模型实现图像特征的提取, 并使用 SVR 得到评价分值. Ye 等^[99] 在训练时计算所有训练图像的 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, 并按相似度加权计算得到一个图像质量评分值, 最后引入 SVR 实现特征向量到评价值的映射. Xue 等^[99] 利用两种常用的局部对比特征进行联合统计, 分别引入了梯度幅度映射及高斯拉普拉斯 (Laplacian of Gaussian, LoG) 响应, 并使用 ε -SVR^[100] 进行回归模型的学习. 陈勇等^[101] 充分考虑像素间的相关性, 根据韦

伯定律 (Weber's law) 求得差异激励图, 并依据各向异性得到差异激励的梯度映射图, 然后量化差异激励得到差异量化图, 并分别与差异激励图、梯度映射图进行加权融合. Li 等^[102] 基于人类视觉感知失真图像的特点, 利用局部二值模式分布提取失真图像的感知结构特征, 还提取了归一化亮度幅值的分布来表示失真图像中的亮度变化. Li 等^[103] 利用局部相位和局部振幅对失真图像进行多尺度评估, 方法中引入 Gabor 变换对失真图像进行分解, 并利用 SVR 建立了不同特征与平均主观得分之间的逼近函数. 针对 MOS/DMOS 准确性不足及数据集图像数量不足的影响, 在基于单一图像质量评价方法的基础上, 学者们又提出基于成对图像比较的图像质量评价方法. Gao 等^[104] 提出一种称为偏好图像对 (Preference image pairs, PIPs) 的方法进行 NR-IQA 模型的训练.

上述方法均是针对通用问题提出的 NR-IQA 方法, 不少学者也结合 SVR 提出仅针对模糊失真问题的 NR-IQA 方法. 桑庆兵等^[105] 通过小波变换首先生成待测图像的相位一致图像, 并利用灰度共生矩阵计算相位一致图像的 5 个特征从而得到评价结果. Oh 等^[106] 针对相机抖动产生的模糊图像, 在分析图像频域结构的基础上重点研究了方向特征与形状特征. Li 等^[107] 提出了一种基于空域和频域的多尺度特征学习的无参考鲁棒图像清晰度评价 (Robust image sharpness evaluation, RISE) 方法. 随后, Li 等^[108] 针对离焦去模糊图像, 分别提取空域和频域中的全局与局部 NSS 特征. Liu 等^[109] 引入了定向感知局部模式算子及 Toggle 算子分别用于生成及优化结构信息. Cai 等^[110] 提出的方法首先对输入图像进行再模糊, 随后将空域和小波域的结构退化差异作为清晰度的感知特征.

基于 SVM 的方法包括了如下两种类型, 即: 1) SVR+SVM/SVC; 2) SVR. 其中, 在针对通用问题的 NR-IQA 方法中, SVM 可在两/多阶段方法中实现失真类型训练与判断, 当仅针对模糊失真时, SVM 则主要在提取空域与频域特征的基础上实现图像质量预测网络的学习; SVR 主要进行回归模型的学习, 实现图像特征到质量评价之间的映射; SVC 同样实现了失真分类. 各个方法之间除去上述两种类型的不同之外, 主要差异还在于进行训练时所选图像特征的不同, 如引入多尺度信息、颜色信息、多方向信息等.

3.2 基于 NN 的方法

Li 等^[111-112] 将提取的特征与 DMOS 作为广义

回归神经网络 (Generalized regression neural network, GRNN) 的输入. 之后, Liu 等^[113] 使用了自适应增强神经网络 (AdaBoosting neural network) 完成 NR-IQA 方法的设计. 为避免单一算子的局限性, 沈丽丽等^[114] 提出的方法中同时考虑一阶和二阶边缘算子, 方法中同样结合自适应增强神经网络进行训练和预测. 近期, Liu 等^[115] 结合自由能原理, 提取低层人类视觉特性和高层大脑活动的统计特征, 构建了一个 NN 来整合所有的特征. Ciancio 等^[21] 针对单一评价指标在不同非特定模糊情况下往往性能较低的问题, 提出一种结合了不同评价指标及 NN 的多特征分类器.

3.3 基于深度学习的方法

随着图像数据集中数据量的增加及深度学习方法的不断完善 (如数据增强技术等), 近几年来, 基于深度学习的方法得到广泛的关注, 并且取得了优于 SVM 及 NN 的评价结果. 与 SVM/NN 相似, 基于深度学习的方法可以实现图像质量预测网络的学习. 同时, 由于深度学习方法可以从大量数据中自动学习图像特征的多层表示, 从而获得大量的图像特征信息, 因此, 深度学习方法也常应用于 NR-IQA 方法中的图像特征提取.

3.3.1 基于 CNN/DNN 的方法

在卷积神经网络 (Convolutional neural network, CNN) 方面, Kang 等^[116] 首先提出了基于 CNN 的 NR-IQA 方法, 网络由 1 个卷积层, 2 个全连接层组成, 在网络结构中, 特征学习和质量回归集成到同一个优化过程中. Kim 等^[117] 模拟 FR-IQA 方法, 生成局部质量后再汇总回归得到评价结果. 随后, Kim 等^[118] 又提出深度图像质量评估器 (Deep image quality assessor, DIQA). Guan 等^[119] 在特征提取阶段从输入图像中提取质量特征, 并提出一种回归方法来建模和估计所有局部区域的视觉重要性权重, 从而有效地提高了评价性能. Bianco 等^[120] 则针对 CNNs 训练中不同阶段对 NR-IQA 的作用进行了实验分析, 得出相对最优的网络. Pan 等^[121] 基于全卷积神经网络及池化网络实现 NR-IQA 方法. He 等^[122] 提出的视觉残差感知优化网络将 NR-IQA 的训练分为两个阶段, 即失真度识别网络和图像质量预测网络, 方法在第一阶段引入 CNN 与长短记忆模型进行失真度的测量. 不同于上述的方法, Zhang 等^[123] 提出的深度双线性模型 (Deep bilinear convolutional neural networks, DB-CNN) 引入 CNN 进行了图像失真类型的分类, 该方法既适用于合成图像, 也适用于自然失真图像. Cai

等^[124]提出一种称为基于分类指导和特征聚合的卷积神经网络 (Classification guidance and feature aggregation convolutional neural network, CGFA-CNN), 该网络同样包括了失真类型分类及质量评价两个子网络。

上述方法均针对通用问题, 也有部分仅针对模糊失真图像的 NR-IQA 方法. Li 等^[125]结合高级语义, 在对整幅图像进行分块的基础上, 采用深度卷积神经网络 (Deep convolutional neural network, DCNN) 提取高级特征来表征这些分块, 随后采用 3 种不同的统计结构聚合来自不同分块的信息, 并将这些聚合特征输入偏最小二乘法回归模型得到评价价值. Yu 等^[126-127]提出了一种基于浅层 CNN 及 GRNN 的混合模型 CNN-GRNN, 其中, 浅层 CNN 用来提取图像特征, 而 GRNN 则用于图像质量评价. 针对大多数自然模糊图像都属于失焦模糊或运动模糊. Li 等^[128]提出基于语义特征聚合 (Semantic feature aggregation, SFA) 的方法缓解图像内容变化的影响, 该方法采用预训练的 DCNN 模型作为特征提取器。

在深度神经网络 (Deep neural network, DNN) 方面, Li 等^[129]提出基于 DNN 的通用 NR-IQA 框架, 该框架在特征提取方面采用剪切变换提取简单特征, 并利用子带系数振幅之和作为主要特征来描述自然图像和失真图像. Gao 等^[130]从有 37 层的 DNN 模型 VGGNet (Visual geometry group net) 中提取多级表示, 分别在每个层上计算一个特征表示, 然后估计每个特征向量的质量得分, 最后通过平均得到最终的评价结果. Bosse 等^[131]为 NR-IQA 提出一种深度图像质量评价方法 (Deep image quality measure for NR-IQA, DIQaM-NR), 整个网络包含 10 个卷积层和 5 个池化层, 以及 2 个全连接层. Ma 等^[132]提出一种基于多任务端到端优化的 DNN (Multi-task end-to-end optimized deep neural network, MEON), MEON 由失真判别网络和质量预测网络两个子网络组成, 并采用广义分裂归一化 (Generalized divisive normalization, GDN) 作为激活函数. 由于现有基于 CNNs 的 NR-IQA 方法通常不能准确地识别真实失真图像中存在的复杂混合失真, Yang 等^[133]提出了一种端到端显著性引导的深度神经网络 (Saliency-guided deep neural network, SGDNet), 该网络包括视觉显著性预测和图像质量预测的两个子任务. Yan 等^[134]提出一种自然场景统计辅助的深度神经网络 (Natural scene statistics aided deep neural networks, NSSADNN), 该网络利用 NSS 的优点来提高基于

CNNs 方法的泛化能力, 方法包括 NSS 特征预测及质量预测两个阶段. Yan 等^[135]提出了一个包含图像和梯度图像两个子组件的双流卷积网络。

对上述方法分析可知, CNN 及 DNN 主要实现以下 4 种功能: 1) 特征提取; 2) 质量预测; 3) 从特征提取到质量预测的整个流程; 4) 失真分类。

3.3.2 基于 GAN 的方法

一些学者也将生成对抗网络 (Generative adversarial network, GAN) 应用于图像质量评价中. 不同于上述方法, GAN 的引入主要为了得到参考图像. Lin 等^[136]提出的方法首先基于失真图像生成伪参考图像, 随后将伪参考图像的信息与失真图像进行配对, 并将它们输入到质量回归网络中, 从而产生精确的质量预测结果. Yang 等^[137]提出基于 GAN 的 NR-IQA 方法具有自生成样本和自我反馈训练的优点, 提高了整体网络的性能, 根据生成器的目标域, 方法中设计了三种不同的模型。

3.3.3 其他基于深度学习的方法

Hou 等^[138]采用具有 5 层网络结构的深度学习方法进行图像质量评价, 方法综合特征提取、分类、后验概率计算等功能为一体, 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. 针对基于 SSIM 的图像质量评价算法不能充分利用图像的梯度特征及对比度相似性特征且往往忽略了图像中连续色块的一致性两个问题, He 等^[139]利用基于内容的聚类技术进行图像特征匹配, 设计了一种自适应的基于轮廓线的多特征融合 (Skyline based multi-feature fusion, MSFF) 方法, 方法在特征提取阶段引入了 RBM. 与文献^[104]的方法相似, Ma 等^[140]基于成对图像比较的原理提出基于可分辨图像对的图像评估方法, 方法中引入基于 learning-to-rank 的 RankNet. 针对 CNN 模型的标注短缺问题及固定尺寸输入的约束, Zhang 等^[141]提出了一种基于排序学习 (Rank learning) 和有效分块提取的 NR-IQA 方法。

3.4 基于字典/码本学习的方法

字典/码本学习也在图像质量评价中得到了一定程度的应用, 此类方法往往与稀疏学习/聚类算法相结合。

在与稀疏学习相结合的方法中, Yang 等^[142]研究了局部均值特征值 (Local mean eigenvalues, LMEs) 与图像感知质量之间的相关性, 证明了 LMEs 适用于图像质量评价, 并对 LMEs 和自然场景统计特征进行稀疏字典学习. Li 等^[143]提出一种

基于稀疏表示的图像清晰度 (Sparse representation based image sharpness, SPARISH) 评价函数, 该方法以字典 (以图像块的方式) 表示模糊图像, 并用稀疏系数计算图像块的能量, 最终选择具有高方差值的图像块所对应的方差归一化能量作为评价结果. Lu 等^[144] 提出了一种基于结构信息稀疏表示的无参考图像清晰度评价函数, 方法对模糊图像的分块编码进行字典学习, 并引入了多尺度空间最大池化方案及 SVR 模型给出最终的评价值.

在与聚类算法相结合方面, 最常用方法是 K 均值 (K-means) 聚类算法. Ye 等^[145] 提出一种无监督特征学习的基于码本表示的无参考图像评价方法 (Codebook representation for no-reference image assessment, CORNIA), 该方法在未标记训练图像中提取局部特征进行 K 均值聚类以构建码本, 然后使用最大池化进行质量估计. 随后, Xu 等^[146] 提出一种高阶统计聚合方法, 方法将图像块作为局部特征, 通过 K 均值聚类构造包含 100 个码字的码本, 将每个局部特征软分配给几个最近的聚类, 并且将局部特征与对应聚类之间的高阶统计量 (均值、方差和偏度) 的差异软聚类, 以建立全局质量感知图像表示. Xue 等^[147] 提出了一种质量感知聚类 (Quality-aware clustering, QAC) 方法, 使用比例池化策略来估计每个块的局部质量, 然后使用 QAC 来学习不同质量级别上的质心, 并将它们作为码本来推断图像块的质量, 最后采用平均池化实现图像质量评价.

此外, Wu 等^[148] 将图像的统计信息从多个域和多个颜色通道结合起来, 引入了一种新的特征融合方案, 而后由非参数模型生成预测的图像质量, 并称为标签传递 (Label transfer, LT). Jiang 等^[149] 提出的方法基于优化多阶段判别字典 (Multi-stage discriminative dictionaries, MSDDs) 实现, MSDDs 是通过分阶段模式执行标签一致 K-SVD (Label consistent K-SVD, LC-KSVD) 算法学习得到.

无论是字典学习、码本学习及标签传递方法, 都是建立了图像特征到码本/字典/标签之间的传递关系, 从而在提取待测图像特征后, 通过与码本/字典/标签的匹配得到图像质量评价结果.

3.5 基于 MVG 的方法

在质量评价过程中, 也有学者利用测试图像特征模型参数与预先建立的模型参数之间的距离来衡量图像质量的好坏, 比较典型的即 MVG 模型. Saad 等^[92] 提出的 BLIINDS 使用 DCT 系数估计图像对比度特征, 并在不同尺度上计算 DCT 系数直

方图的 Kurtosis 值和各向异性熵最大值作为结构特征, 方法中使用了 MVG 模型. Mittal 等^[150] 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 系数后, 根据图像局部锐度选择部分图像块作为训练数据, 以 GGD 及 AGGD 拟合得到模型参数作为特征, 采用 MVG 模型描述这些特征, 通过计算距离来确定图像质量. 随后, Zhang 等^[151] 提出一种综合多种局部特征信息的 NIQE (Integrated local NIQE, IL-NIQE) 方法, 进一步提升了 NIQE 的性能. Jiao 等^[152] 对输入图像进行局部 MSCN 系数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 MVG 模型表示自然图像的统计特征, 计算测试图像特征与自然图像特征之间的马氏距离作为质量评价结果. Abdalmajeed 等^[153] 用 Weibull 分布描绘特征值, 再采用 NIQE 方法中的评价过程进行质量预测.

此类方法主要建立了图像特征与图像质量之间的统计概率模型, 然后根据距离公式进行预测.

3.6 其他基于学习的方法

在回归学习方面, 南栋等^[154] 结合图像的结构特性、颜色特性和人类感知特性, 通过回归分析的方法估计出相应指标的参数. Panetta 等^[155] 的彩色质量增强算法中, 由彩色度、锐度和对比度线性组合得到图像质量, 并通过在训练集上训练一个多重线性回归模型得到组合系数. 不同于直接将特征映射到评价结果的模型, Gu 等^[156] 的方法中提出的向量回归框架为输入图像生成置信分数的向量, 根据其池化策略, 图像中目标所对应的区域将获得更高的权重, 从而得到更可靠的评价值. Wu 等^[157] 提出一种新的秩阶正则化回归模型进行 NR-IQA, 方法的关键思想是在最大边距回归框架中引入成对秩阶约束以更好地保持正确的感知偏好. Al-Bandawi 等^[158] 则直接采用 MATLAB 中的多种回归学习函数进行模型学习.

此外, Wu 等^[159] 提出了一种基于局部学习的 NR-IQA 方法, 该方法搜索测试图像的感知相似邻域作为训练集, 结合所选择训练数据的局部一致性得到更好的训练样本, 通过稀疏高斯过程实现图像质量的评价. 由于模糊图像的梯度幅值遵循 Weibull 分布, Deng 等^[160] 采用 Weibull 统计量对模糊图像的梯度幅值进行建模, 并利用稀疏极限学习将归一化统计参数映射到图像质量评价.

通过对基于学习方法的分析发现, 此类方法大多会结合多种不同类型的方法, 而在不同的阶段采

用了不同的方法, 如: 1) 在特征提取阶段分为基于空域或(与)频域的方法及采用 CNN、DNN、RBM 等网络的方法; 2) 在质量预测阶段, 大部分采用了基于学习的方法, 包括 SVM、NN、CNN 及 DNN. 此外, 在特征提取的基础上, 还包括引入聚类、稀疏学习等方法以生成码本/字典等. 而在测试数据集方面, 不同于早期基于空域、频域及 SVM 的方法主要对人工模糊数据集进行实验, 近几年提出的基于学习的方法, 尤其是基于深度学习的方法, 更多的聚焦于自然模糊图像对应的数据集.

上述各类基于学习的方法优缺点如表 3 所示.

4 算法性能评价指标

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. 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. 广泛采用的评价指标有以下几个^[20, 80, 161]:

1) 平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE) 是绝对误差的平均值, 反映预测值误差的实际情况, 具体为

$$MAE = \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - x_i|}{n} \quad (4)$$

式中, $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 表示人眼打分的 MOS 或 DMOS 值, $\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 表示某种算法估计得到的图像质量评价值.

2) 均方根误差 (Root mean squared error, RMSE) 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, 具体为

$$RMSE = \left[\left(\frac{1}{n} \right) \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (5)$$

3) 线性相关系数 (Linear correlation coefficient, LCC), 也称为皮尔逊 (Pearson) 线性相关系数 (PLCC), 描述算法评价值与人眼主观打分之间

的相关性, 具体为

$$PLCC = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{\sigma_x} \right) \left(\frac{y_i - \bar{y}}{\sigma_y} \right) \quad (6)$$

式中, $\bar{x}$, $\bar{y}$ 分别为 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 和 $\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 的均值, σ_x , σ_y 分别为它们的标准差.

4) Spearman 秩相关系数 (Spearman's rank ordered correlation coefficient, SROCC) 衡量算法预测的单调性, 具体为

$$SROCC = 1 - \left[6 \sum_{i=1}^n \frac{(r_{xi} - r_{yi})^2}{n(n^2 - 1)} \right] \quad (7)$$

式中, 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.

5) Kendall 秩相关系数 (Kendall rank order correlation coefficient, KROCC) 也衡量了算法预测的单调性, 具体为

$$KROCC = 2 \frac{n_c - n_d}{n(n-1)} \quad (8)$$

式中, 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 $y_i > y_j$, 则称为是不一致的; 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.

6) 离出率 (Outlier ratio, OR) 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, 衡量算法预测结果的一致性, 具体为

$$OR = \frac{N_{\text{false}}}{N_{\text{total}}} \quad (9)$$

式中, 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.

5 常见方法实验与比较

为了直观地了解 NR-IQA 方法性能, 本文将采用常见的 NR-IQA 方法对主要数据集的模糊图像

表 3 基于学习的不同方法优缺点对比

Table 3 Advantage and disadvantage comparison for different methods based on learning

方法分类	优点	缺点
SVM	在小样本训练集上能够取得比其他算法更好的效果	评价结果的好坏由提取的特征决定
NN	具有很好的非线性映射能力	样本较少时, 容易出现过拟合现象, 且计算复杂度随着数据量的增加而增大
深度学习	可以从大量数据中自动学习图像特征的多层表示	对数据集中数据量要求大
字典/码本	可以获得图像中的高级特征	字典/码本的大小减小时, 性能显著下降
MVG	无需图像的 MOS/DMOS 值	模型建立困难, 对数据集中数据量要求较大

进行比较实验, 具体实验安排如下:

1) NR-IQA 方法选择

由于应用于模糊图像的 NR-IQA 方法已经很多, 实验中仅采用经常用于不同文献中进行对比的方法, 其中包含了针对通用问题图像与仅针对模糊失真图像的方法. 对比方法的具体信息如表 4 中所述, 其中基于深度学习的方法网络结构如表 5 所示.

上述方法中, 基于空域/频域的方法均有对应源代码可供下载, 因此, 对比结果均在实验基础上获得. 本部分实验采用联想计算机实现, 具体配置为 Intel® Core(TM) i7 CPU, 2.50 GHz 及 8 GB RAM, 采用 64 位 Window 10 操作系统. 实验软件平台为 MATLAB R2015a.

基于学习的方法中, 由于仅部分文献提供代码

表 4 用于对比的不同 NR-IQA 方法
Table 4 Different NR-IQA methods for comparison

	方法类别	方法	特征	模糊/通用
空域/频域	空域	边缘信息 JNB ^[43]	计算边缘分块所对应的边缘宽度	模糊
		边缘信息 CPBD ^[44]	计算模糊检测的累积概率	模糊
		边缘信息 MLV ^[47]	计算图像的最大局部变化得到反映图像对比度信息的映射图	模糊
		自由能理论 ARISM ^[63]	每个像素 AR 模型系数的能量差和对比度差	模糊
		边缘信息 BIBLE ^[40]	图像的梯度和 Tchebichef 矩量	模糊
		边缘信息 Zhan 等 ^[14]	图像中最大梯度及梯度变化量	模糊
	频域	DFT变换 S_3 ^[66]	在频域测量幅度谱的斜率, 在空域测量空间变化情况	模糊
		小波变换 LPC-SI ^[81]	LPC 强度变化作为指标	模糊
		小波变换 BISHARP ^[77]	计算图像的均方根来获取图像局部对比度信息, 同时利用小波变换中对角线小波系数	模糊
		HVS滤波器 HVS-MaxPol ^[85]	利用 MaxPol 卷积滤波器分解与图像清晰度相关的有意义特征	模糊
机器学习	SVM+SVR	BIQI ^[86]	对图像进行小波变换后, 利用 GGD 对得到的子带系数进行参数化	通用
	SVM+SVR	DIIVINE ^[87]	从小波子带系数中提取一系列的统计特征	通用
	SVM+SVR	SSEQ ^[88]	空间-频域熵特征	通用
	SVM+SVR	BLINDS-II ^[91]	多尺度下的广义高斯模型形状参数特征、频率变化系数特征、能量子带特征、基于定位模型的特征	通用
	SVR	BRISQUE ^[96]	GGD 拟合 MSCN 系数作为特征, AGGD 拟合 4 个相邻元素乘积系数作为特征	通用
	SVR	RISE ^[107]	多尺度图像空间中的梯度值和奇异值特征, 以及多分辨率图像的熵特征	模糊
	SVR	Liu 等 ^[109]	局部模式算子提取图像结构信息, Toggle 算子提取边缘信息	模糊
	SVR	Cai 等 ^[110]	输入图像与其重新模糊版本之间的 Log-Gabor 滤波器响应差异和基于方向选择性的模式差异, 以及输入图像与其 4 个下采样图像之间的自相似性	模糊
	CNN	Kang's CNN ^[116]	对图像分块进行局部对比度归一化	通用
	浅层CNN+GRNN	Yu's CNN ^[127]	对图像分块进行局部对比度归一化	模糊
学习	聚类技术+RBM	MSFP ^[139]	Gabor 滤波器提取不同方向和尺度的原始图像特征, 然后由 RBMs 生成特征描述符	通用
	DNN	MEON ^[132]	原始图像作为输入	通用
	CNN	DIQaM-NR ^[131]	使用 CNN 提取失真图像块和参考图像块的特征	通用
	CNN	DIQA ^[118]	图像归一化后, 通过下采样及上采样得到低频图像	通用
	CNN	SGDNet ^[133]	使用 DCNN 作为特征提取器获取图像特征	通用
	秩学习	Rank Learning ^[141]	选取一定比例的图像块集合作为输入, 梯度信息被用来指导图像块选择过程	模糊
	DCNN+SFA	SFA ^[128]	多个图像块作为输入, 并使用预先训练好的 DCNN 模型提取特征	模糊
	DNN+NSS	NSSADNN ^[134]	每个图像块归一化后用 CNNs 提取特征, 得到 1024 维向量	通用
	CNN	DB-CNN ^[123]	用预训练的 S-CNN 及 VGG-16 分别提取合成失真与真实图像的相关特征	通用
	CNN	CGFA-CNN ^[124]	用 VGG-16 以提取失真图像的相关特征	通用
字典/码本	聚类算法+码本	CORNIA ^[145]	未标记图像块中提取局部特征进行 K-means 聚类以构建码本	通用
	聚类算法+码本	QAC ^[147]	用比例池化策略估计每个分块的局部质量, 通过 QAC 学习不同质量级别上的质心作为码本	通用
	稀疏学习+字典	SPARISH ^[143]	以图像块的方式表示模糊图像, 并使用稀疏系数计算块能量	模糊
MVG	MVG模型	NIQE ^[150]	提取 MSCN 系数, 再用 GGD 和 AGGD 拟合得到特征	通用

表 5 基于深度学习的方法所采用的不同网络结构
Table 5 Different network structures of deep learning-based methods

方法	网络结构
Kang's CNN ^[116]	包括一个含有最大/最小池化的卷积层, 两个全连接层及一个输出结点
Yu's CNN ^[127]	采用单一特征层挖掘图像内在特征, 利用 GRNN 评价图像质量
MSFF ^[130]	图像的多个特征作为输入, 通过端到端训练学习特征权重
MEON ^[132]	由失真判别网络和质量预测网络两个子网络组成, 并采用 GDN 作为激活函数
DIQaM-NR ^[131]	包含 10 个卷积层和 5 个池化层用于特征提取, 以及 2 个全连接层进行回归分析
DIQA ^[118]	网络训练分为客观失真部分及与人类视觉系统相关部分两个阶段
SGDNet ^[133]	包括视觉显著性预测和图像质量预测的两个子任务
Rank Learning ^[141]	结合了 Siamese Mobilenet 及多尺度 patch 提取方法
SFA ^[128]	包括 4 个步骤: 图像的多 patch 表示, 预先训练好的 DCNN 模型提取特征, 通过 3 种不同统计结构进行特征聚合, 部分最小二乘回归进行质量预测
NSSADNN ^[134]	采用多任务学习方式设计, 包括自然场景统计 (NSS) 特征预测任务和质量分数预测任务
DB-CNN ^[123]	两个卷积神经网络分别专注于两种失真图像特征提取, 并采用双线性池化实现质量预测
CGFA-CNN ^[124]	采用两阶段策略, 首先基于 VGG-16 网络的子网络 1 识别图像中的失真类型, 而后利用子网络 2 实现失真量化

与模型的下载, 而大部分可供下载模型往往仅由 LIVE 数据集给出, 而没有所有数据集的模型, 在其他数据集上的测试结果不够理想, 达不到文献中的结果. 同时, 基于深度学习的方法需要搭建不同的框架, 并且运行的系统环境也各不相同. 因此, 所有基于学习方法的实验结果直接引用自文献中的实验结果. 具体实验运行环境及参数配置可在对应文献中获得^[88, 107, 109–110, 123–125, 128, 131, 133–134, 137, 139, 141, 145, 156].

2) 图像数据集选择

在人工模糊数据集方面, 虽然目前数据集较多 (如表 1 所示), 但大部文献在进行实验对比时会选择 LIVE、CSIQ、TID2008 及 TID2013 这 4 个含有高斯模糊数据集的全部或者部分配合其他数据集进行实验. 因此, 在人工模糊数据集中, 本文选择上述 4 个数据集进行实验对比.

在自然模糊数据集方面, 近几年随着基于学习的方法, 尤其是基于深度学习方法的广泛提出, 自然模糊数据集也得到了大量的使用. 因此, 本文结合基于学习的方法, 选择 BID、CID2013 及 CLIVE 这 3 个自然模糊数据集进行对比.

3) 衡量指标选择

针对第 4 节给出的 6 个主要衡量指标, 我们选取在不同文献中经常使用的 4 个衡量指标, 即 PLCC、SROCC、RMSE 及 MAE 进行对比实验. 其中针对基于学习的方法, 采用 PLCC 与 SROCC 进行对比实验.

4) 实验结果对比及分析

不同方法在不同数据集中的性能指标如表 6 ~ 8 所示, 从表中可以看出, 不同方法在不同数据集上各有优势. 可见, 尽管 NR-IQA 方法经过了较长时

间的发展与改进, 并没有某一个方法可以保证在所有数据集上均取得最优的效果. 其中, 基于深度学习的方法在失真原因最为复杂的 CLIVE 数据集上的表现大幅优于其他方法. 而基于机器学习的方法虽然能够在人工模糊数据集取得不错的性能, 但在 3 个自然模糊数据集上的表现差异大, 稳定性差. 同时, 在取得最优结果的方法中, 仅针对模糊问题的方法占据了绝大部分.

通过对训练数据及基于深度学习的方法分析可知, 如果训练数据与测试数据同属于模糊失真图像, 则测试时将取得理想的结果; 如果训练数据中不包括模糊失真的图像, 而测试时的图像又包含模糊失真, 则测试时模糊图像评价结果较差^[132]. 此外, 若训练数据是同时包含了多种失真类型图像, 如训练数据中同一图像既有模糊失真又有噪声问题, 则有助于提高某种特定失真类型图像 (如噪声或模糊) 的评价结果^[123]. 对于基于学习的图像质量评价中, 泛化能力是一个重要的问题. 文献 [107, 128] 使用交叉验证来测试所提出方法的泛化能力, 一共分为两种类型的交叉验证: 1) 将人工模糊数据集中训练得到的模型运用在自然模糊数据集中进行测试; 2) 将自然模糊数据集中训练得到的模型运用在人工模糊数据集中进行测试. 由于自然模糊比人工模糊复杂得多, 因此, 使用人工模糊图像训练的模型在自然模糊图像中进行测试并不能得到理想的结果.

实验中针对上述几种 NR-IQA 方法进行了不同类型方法之间的对比, 如图 4 和图 5 所示. 其分别由表 6 ~ 8 中不同方法根据不同类型对各自类型方法取得的结果取平均值得到. 从图中可以看出, 在人工模糊数据集中, 基于深度学习的方法在大部

表 6 基于空域/频域的不同 NR-IQA 方法在不同数据集中比较结果

Table 6 Comparison of different spatial/spectral domain-based NR-IQA methods for different databases

方法	发表时间	LIVE				CSIQ			
		PLCC	SROCC	RMSE	MAE	PLCC	SROCC	RMSE	MAE
JNB ^[43]	2009	0.843	0.842	11.706	9.241	0.786	0.762	0.180	0.122
CPBD ^[44]	2011	0.913	0.943	8.882	6.820	0.874	0.885	0.140	0.111
S ₃ ^[65]	2012	0.919	0.963	8.578	7.335	0.894	0.906	0.135	0.110
LPC-SI ^[81]	2013	0.907	0.923	9.177	7.275	0.923	0.922	0.111	0.093
MLV ^[47]	2014	0.959	0.957	6.171	4.896	0.949	0.925	0.091	0.071
ARISM ^[63]	2015	0.962	0.968	5.932	4.512	0.944	0.925	0.095	0.076
BIBLE ^[49]	2016	0.963	0.973	5.883	4.605	0.940	0.913	0.098	0.077
Zhan 等 ^[14]	2018	0.960	0.963	6.078	4.697	0.967	0.950	0.073	0.057
BISHARP ^[77]	2018	0.952	0.960	6.694	5.280	0.942	0.927	0.097	0.078
HVS-MaxPol ^[85]	2019	0.957	0.960	6.318	5.076	0.943	0.921	0.095	0.077

方法	发表时间	TID2008				TID2013			
		PLCC	SROCC	RMSE	MAE	PLCC	SROCC	RMSE	MAE
JNB ^[43]	2009	0.661	0.667	0.881	0.673	0.695	0.690	0.898	0.687
CPBD ^[44]	2011	0.820	0.841	0.672	0.524	0.854	0.852	0.649	0.526
S ₃ ^[65]	2012	0.851	0.842	0.617	0.478	0.879	0.861	0.595	0.480
LPC-SI ^[81]	2013	0.861	0.896	0.599	0.478	0.869	0.919	0.621	0.507
MLV ^[47]	2014	0.858	0.855	0.602	0.468	0.883	0.879	0.587	0.460
ARISM ^[63]	2015	0.843	0.851	0.632	0.492	0.895	0.898	0.558	0.442
BIBLE ^[49]	2016	0.893	0.892	0.528	0.413	0.905	0.899	0.531	0.426
Zhan 等 ^[14]	2018	0.937	0.942	0.410	0.320	0.954	0.961	0.374	0.288
BISHARP ^[77]	2018	0.877	0.880	0.564	0.439	0.892	0.896	0.565	0.449
HVS-MaxPol ^[85]	2019	0.853	0.851	0.612	0.484	0.877	0.875	0.599	0.484

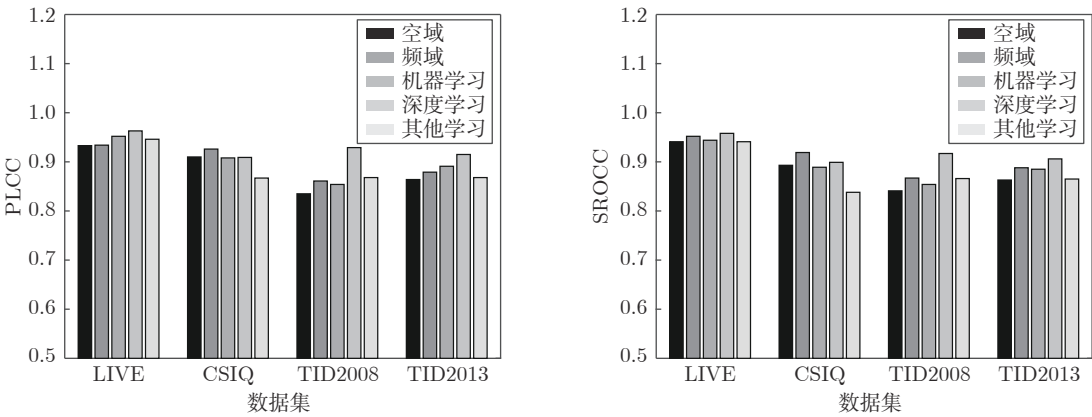


图 4 不同类型 NR-IQA 方法在不同人工模糊数据集中平均性能评价指标值比较

Fig.4 Average performance evaluation result comparison through different types of NR-IQA methods for different artificial blur databases

分评价指标中取得了最优的结果;而在自然模糊数据集中,基于其他学习的方法取得的结果相对较差。虽然基于深度学习的方法取得的结果较好,但在实际应用中,不同类型的方法均有其适用的场合:1)从数据集中是否有标签(如 MOS/DMOS 值等)

的角度,可将其分为基于无需学习的方法,基于无监督学习的方法,基于弱监督学习的方法,基于半监督学习的方法及基于监督学习的方法。其中前两种方法适用于无标签的应用场合,通用性更强,而后三种方法则适用于有标签的应用场合,同时,基

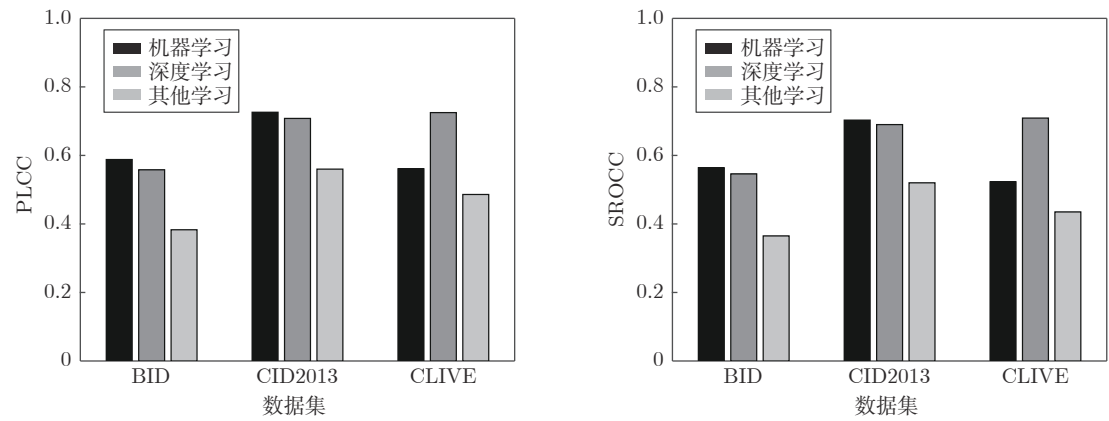


图 5 不同类型 NR-IQA 方法在不同自然模糊数据集中平均性能评价指标值比较

Fig.5 Average performance evaluation result comparison through different types of NR-IQA methods for different natural blur databases

表 7 基于学习的不同 NR-IQA 方法在不同人工模糊数据集中比较结果

Table 7 Comparison of different learning-based NR-IQA methods for different artificial blur databases

方法	发表时间	LIVE		CSIQ		TID2008		TID2013	
		PLCC	SROCC	PLCC	SROCC	PLCC	SROCC	PLCC	SROCC
BIQI ^[86]	2010	0.920	0.914	0.846	0.773	0.794	0.799	0.825	0.815
DIHINE ^[87]	2011	0.943	0.936	0.886	0.879	0.835	0.829	0.847	0.842
BLINDS-II ^[91]	2012	0.939	0.931	0.886	0.892	0.842	0.859	0.857	0.862
BRISQUE ^[96]	2012	0.951	0.943	0.921	0.907	0.866	0.865	0.862	0.861
CORNIA ^[145]	2012	0.968	0.969	0.781	0.714	0.932	0.932	0.904	0.912
NIQE ^[150]	2013	0.939	0.930	0.918	0.891	0.832	0.823	0.816	0.807
QAC ^[147]	2013	0.916	0.903	0.831	0.831	0.813	0.812	0.848	0.847
SSEQ ^[88]	2014	0.961	0.948	0.871	0.870	0.858	0.852	0.863	0.862
Kang's CNN ^[116]	2014	0.963	0.983	0.774	0.781	0.880	0.850	0.931	0.922
SPARISH ^[143]	2016	0.960	0.960	0.939	0.914	0.896	0.896	0.902	0.894
Yu's CNN ^[127]	2017	0.973	0.965	0.942	0.925	0.937	0.919	0.922	0.914
RISE ^[107]	2017	0.962	0.949	0.946	0.928	0.929	0.922	0.942	0.934
MEON ^[132]	2018	0.948	0.940	0.916	0.905	—	—	0.891	0.880
DIQaM-NR ^[131]	2018	0.972	0.960	0.893	0.885	—	—	0.915	0.908
DIQA ^[118]	2019	0.952	0.951	0.871	0.865	—	—	0.921	0.918
SGDNet ^[133]	2019	0.946	0.939	0.866	0.860	—	—	0.928	0.914
Rank Learning ^[141]	2019	0.969	0.954	0.979	0.953	0.959	0.949	0.965	0.955
SFA ^[128]	2019	0.972	0.963	—	—	0.946	0.937	0.954	0.948
NSSADNN ^[134]	2019	0.971	0.981	0.923	0.930	—	—	0.857	0.840
CGFA-CNN ^[124]	2020	0.974	0.968	0.955	0.941	—	—	—	—
MSFF ^[139]	2020	0.954	0.962	—	—	0.925	0.928	0.921	0.928
DB-CNN ^[123]	2020	0.956	0.935	0.969	0.947	—	—	0.857	0.844
Liu 等 ^[109]	2020	0.980	0.973	0.955	0.936	—	—	0.972	0.964
Cai 等 ^[110]	2020	0.958	0.955	0.952	0.923	—	—	0.957	0.941

于机器学习的方法在小样本数据集中更具优势. 2) 从测试图像类型的角度, 在同样拥有标签的场合, 针对人工模糊图像, 所有类型的方法所取得的结果差

别不大, 但基于空域/频域的方法由于无需训练, 因此通用性更强; 针对自然模糊图像, 基于学习的方法由于经过训练往往能取得明显优于基于空域/频

表 8 基于学习的不同 NR-IQA 方法在不同自然模糊数据集中比较结果
Table 8 Comparison of different learning-based NR-IQA methods for different natural blur databases

方法	发表时间	BID		CID2013		CLIVE	
		PLCC	SROCC	PLCC	SROCC	PLCC	SROCC
BIQI ^[86]	2010	0.604	0.572	0.777	0.744	0.540	0.519
DIIVINE ^[87]	2011	0.506	0.489	0.499	0.477	0.558	0.509
BLIINDS-II ^[91]	2012	0.558	0.530	0.731	0.701	0.507	0.463
BRISQUE ^[96]	2012	0.612	0.590	0.714	0.682	0.645	0.607
CORNIA ^[145]	2012	—	—	0.680	0.624	0.665	0.618
NIQE ^[150]	2013	0.471	0.469	0.693	0.633	0.478	0.421
QAC ^[147]	2013	0.321	0.318	0.187	0.162	0.318	0.298
SSEQ ^[88]	2014	0.604	0.581	0.689	0.676	—	—
Kang's CNN ^[116]	2014	0.498	0.482	0.523	0.526	0.522	0.496
SPARISH ^[143]	2016	0.356	0.307	0.678	0.661	0.484	0.402
Yu's CNN ^[127]	2017	0.560	0.557	0.715	0.704	0.501	0.502
RISE ^[107]	2017	0.602	0.584	0.793	0.769	0.555	0.515
MEON ^[132]	2018	0.482	0.470	0.703	0.701	0.693	0.688
DIQaM-NR ^[131]	2018	0.476	0.461	0.686	0.674	0.601	0.606
DIQA ^[118]	2019	0.506	0.492	0.720	0.708	0.704	0.703
SGDNet ^[133]	2019	0.422	0.417	0.653	0.644	0.872	0.851
Rank Learning ^[141]	2019	0.751	0.719	0.863	0.836	—	—
SFA ^[125]	2019	0.840	0.826	—	—	0.833	0.812
NSSADNN ^[134]	2019	0.574	0.568	0.825	0.748	0.813	0.745
CGFA-CNN ^[124]	2020	—	—	—	—	0.846	0.837
DB-CNN ^[123]	2020	0.475	0.464	0.686	0.672	0.869	0.851
Cai 等 ^[110]	2020	0.633	0.603	0.880	0.874	—	—

域方法的评价结果, 因此更适合此类图像. 考虑到实际应用中以自然图像为主, 因此从评价结果的角度, 基于学习的方法具有更强的适用性.

6 总结与展望

经过二十多年的发展, 针对模糊失真图像的 NR-IQA 方法已经取得了大量的研究成果, 通过大量文章的对比可以发现: 图像特征选取、图像质量评价函数设计及数据集的构建是无参考模糊图像质量评价的 3 个主要问题.

1) 在特征选取方面, 空域特征具有原理简单、易于实现且实时性高的优点, 如梯度信息、颜色信息、结构信息等, 但易于受图像噪声等因素的干扰而无法有效地提取特征; 频域特征则可以有效地消除干扰, 如引入 DFT、DCT、小波变换等, 从而得到多尺度信息、变换域系数等图像特征, 但代价是运算时间增加. 大量的研究成果发现: 准确合理地选择不同空域与频域特征的组合有助于提高模糊图像质量评价的准确性. 随着深度学习方法的广泛应用, 基于深度学习的特征提取选取也成为学者们的一个

重要研究方向, 如采用 CNN、RBM 等实现图像特征的提取.

2) 在图像质量评价函数设计方面, 空域及频域的方法主要在选择不同图像特征的基础上完成了加权及归一化处理. 而基于学习的方法则是在结合不同的图像特征及 MOS/DMOS 等人工评价结果进行回归学习, 从而得到最优的参数或权重.

3) 在图像数据集方面, 早期主要的数据集均针对多种失真问题, 模糊失真图像只是数据集中的一部分, 而近几年来的数据集中数据量有所增加, 且针对模糊失真的图像数据也有所增加. 此外, 数据集中的模糊图像也由早期以人工模糊图像为主转变到近几年以自然模糊图像为主.

尽管针对模糊失真的方法已经取得了大量的研究成果, 但该领域仍然有许多挑战需要去解决:

1) 经过近二十余年的发展, 应用于图像质量评价的图像空域与频域特征已经得到了大量的研究成果. 在基于空域/频域的方法方面, 结合具体的应用需求, 合理使用已有的多种图像特征并进行组合或结合最新图像处理成果提取出新的空域或频域特征

是此类方法的一个主要研究方向,同时也是基于 SVM 的方法中进行特征提取的基础. 对于基于深度学习的方法,选择合适的网络进行图像特征的提取则是一个主要研究方向.

2) 对于基于学习的方法, MOS/DMOS 除可以用来进行方法性能的评价外,更是基于监督学习方法中的重要组成部分. 然而,即使已经有不少针对图像质量评价的数据集,对于基于深度学习的方法而言仍然是不足的. 因此,提出合理的图像增强方法并设计出针对较小数据集的深度学习网络用于模糊失真的 NR-IQA 方法是一个主要的研究方向. 此外,针对小数据集或无 MOS/DMOS 的数据集而言,设计出一个半监督/弱监督/无监督的深度学习方法则更有利于提高方法的通用性.

3) 就数据集而言,尽管部分深度学习将不同的数据集结合在一起以保证参与训练的数据量,但由于不同数据集上评价人员的不同,评价结果必然存在一定的偏差. 因此,从深度学习的角度,针对某一特定失真(如模糊失真)生成一个足够大的数据集并得到对应的 MOS/DMOS 成为一个主要的挑战,尤其是针对自然失真图像.

4) 通过对上述文献的分析可以发现,绝大部分的模糊图像质量评价方法是针对人工模糊,其在评价自然模糊方面的能力有限. 尽管近年来的算法针对自然模糊图像进行了针对性地改进,但其性能仍然有待于进一步的提高,如表 8 所示. 因此,设计出更优的针对自然模糊图像的 NR-IQA 方法仍然是迫切需要的.

References

- Jayageetha J, Vasanthanayaki C. Medical image quality assessment using CSO based deep neural network. *Journal of Medical Systems*, 2018, 42(11): Article No. 224
- Ma J J, Nakarmi U, Kin C Y S, Sandino C M, Cheng J Y, Syed A B, et al. Diagnostic image quality assessment and classification in medical imaging: Opportunities and challenges. In: *Proceedings of the 17th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*. Iowa City, USA: IEEE, 2020. 337–340
- Chen G B, Zhai M T. Quality assessment on remote sensing image based on neural networks. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2019, 63: Article No. 102580
- Hombalimath A, Manjula H T, Khanam A, Girish K. Image quality assessment for iris recognition. *International Journal of Scientific and Research Publications*, 2018, 8(6): 100–103
- Zhai G T, Min X K. Perceptual image quality assessment: A survey. *Science China Information Sciences*, 2020, 63(11): Article No. 211301
- Wang Ye-Ru. Research on Auto-focus Methods Based on Digital Imaging Processing [Ph.D. dissertation], Zhejiang University, China, 2018.
(王烨茹. 基于数字图像处理的自动对焦方法研究 [博士学位论文], 浙江大学, 中国, 2018.)
- You Yu-Hu, Liu Tong, Liu Jia-Wen. Survey of the auto-focus methods based on image processing. *Laser and Infrared*, 2013, 43(2): 132–136
- (尤玉虎, 刘通, 刘佳文. 基于图像处理的自动对焦技术综述. *激光与红外*, 2013, 43(2): 132–136)
- Cannon M. Blind deconvolution of spatially invariant image blurs with phase. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1976, 24(1): 58–63
- Tekalp A M, Kaufman H, Woods J W. Identification of image and blur parameters for the restoration of noncausal blurs. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1986, 34(4): 963–972
- Pavlovic G, Tekalp A M. Maximum likelihood parametric blur identification based on a continuous spatial domain model. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1992, 1(4): 496–504
- Kim S K, Park S R, Paik J K. Simultaneous out-of-focus blur estimation and restoration for digital auto-focusing system. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 1998, 44(3): 1071–1075
- Sada M M, Mahesh G M. Image deblurring techniques-a detail review. *International Journal of Scientific Research in Science, Engineering and Technology*, 2018, 4(2): 176–188
- Wang R X, Tao D C. Recent progress in image deblurring. arXiv:1409.6838, 2014.
- Zhan Y B, Zhang R. No-reference image sharpness assessment based on maximum gradient and variability of gradients. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2018, 20(7): 1796–1808
- Wang X W, Liang X, Zheng J J, Zhou H J. Fast detection and segmentation of partial image blur based on discrete Walsh-Hadamard transform. *Signal Processing: Image Communication*, 2019, 70: 47–56
- Liao L F, Zhang X, Zhao F Q, Zhong T, Pei Y C, Xu X M, et al. Joint image quality assessment and brain extraction of fetal MRI using deep learning. In: *Proceedings of the 23rd International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Cham, Germany: Springer, 2020. 415–424
- Li D Q, Jiang T T. Blur-specific no-reference image quality assessment: A classification and review of representative methods. In: *Proceedings of the 2019 International Conference on Sensing and Imaging*. Cham, Germany: Springer, 2019. 45–68
- Dharmishtha P, Jaliya U K, Vasava H D. A review: No-reference/blind image quality assessment. *International Research Journal of Engineering and Technology*, 2017, 4(1): 339–343
- Yang X H, Li F, Liu H T. A survey of DNN methods for blind image quality assessment. *IEEE Access*, 2019, 7: 123788–123806
- Wang Zhi-Ming. Review of no-reference image quality assessment. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(6): 1062–1079
(王志明. 无参考图像质量评价综述. *自动化学报*, 2015, 41(6): 1062–1079)
- Ciancio A, da Costa A L N T 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
- 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
- Zhu X, Milanfar P. Removing atmospheric turbulence via space-invariant deconvolution. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(1): 157–170
- Franzen R. Kodak Lossless True Color Image Suite [Online], available: <http://www.r0k.us/graphics/kodak/>, May 1, 1999
- 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): Article No. 011006
- Ponomarenko N N, Lukin V V, Zelensky A, Egiazarian K, Astola J, Carli M, et al. TID2008 — a database for evaluation of full-reference visual quality assessment metrics. *Advances of Modern Radioelectronics*, 2009, 10: 30–45
- Ponomarenko N, Ieremeiev O, Lukin V, Egiazarian K, Jin L N, Astola J, et al. Color image database TID2013: Peculiarities

- and preliminary results. In: Proceedings of the 2013 European Workshop on Visual Information Processing (EUVIP). Paris, France: IEEE, 2013. 106–111
- 28 Le Callet P, Autrusseau F. Subjective quality assessment IRCyN/IVC database [Online], available: <http://www.irccyn.ec-nantes.fr/ivcdb/>, February 4, 2015
 - 29 Zarić A E, Tatalović N, Brajković N, Hlevnjak H, Lončarić M, Dumić E, et al. VCL@FER image quality assessment database. *Automatika*, 2012, **53**(4): 344–354
 - 30 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
 - 31 Lin H H, Hosu V, Saupe D. KADID-10k: A large-scale artificially distorted IQA database. In: Proceedings of the 11th International Conference on Quality of Multimedia Experience (QoMEX). Berlin, Germany: IEEE, 2019. 1–3
 - 32 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
 - 33 Jayaraman D, Mittal A, Moorthy A K, Bovik A C. Objective quality assessment of multiply distorted images. In: Proceedings of the 2012 Conference Record of the 46th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers (ASILOMAR). Pacific Grove, USA: IEEE, 2012. 1693–1697
 - 34 Sun W, Zhou F, Liao Q M. MDID: A multiply distorted image database for image quality assessment. *Pattern Recognition*, 2017, **61**: 153–168
 - 35 Virtanen T, Nuutinen M, Vaahteranoksa M, Oittinen P, Häkkinen J. CID2013: A database for evaluating no-reference image quality assessment algorithms. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, **24**(1): 390–402
 - 36 Ghadiyaram D, Bovik A C. Massive online crowdsourced study of subjective and objective picture quality. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, **25**(1): 372–387
 - 37 Ghadiyaram D, Bovik A C. LIVE in the wild image quality challenge database. [Online], available: <http://live.ece.utexas.edu/research/ChallengeDB/index.html>, 2015.
 - 38 Hosu V, Lin H H, Sziranyi T, Saupe D. KonIQ-10k: An ecologically valid database for deep learning of blind image quality assessment. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, **29**: 4041–4056
 - 39 Zhu X, Milanfar P. Image reconstruction from videos distorted by atmospheric turbulence. In: Proceedings of the SPIE 7543, Visual Information Processing and Communication. San Jose, USA: SPIE, 2010. 75430S
 - 40 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
 - 41 Zhao Ju-Feng, Feng Hua-Jun, Xu Zhi-Hai, Li Qi. Image quality assessment based on blurring and noise level. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2010, **21**(7): 1062–1066
(赵巨峰, 冯华君, 徐之海, 李奇. 基于模糊度和噪声水平的图像质量评价方法. 光电子·激光, 2010, **21**(7): 1062–1066)
 - 42 Zhang F Y, Roysam B. Blind quality metric for multidistortion images based on cartoon and texture decomposition. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, **23**(9): 1265–1269
 - 43 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
 - 44 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
 - 45 Wu S Q, Lin W S, Xie S L, Lu Z K, Ong E P, Yao S S. Blind blur assessment for vision-based applications. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2009, **20**(4): 231–241
 - 46 Ong E P, Lin W S, Lu Z K, Yang X K, Yao S S, Pan F, et al. A no-reference quality metric for measuring image blur. In: Proceedings of the 7th International Symposium on Signal Processing and Its Applications. Paris, France: IEEE, 2003. 469–472
 - 47 Bahrami K, Kot A C. A fast approach for no-reference image sharpness assessment based on maximum local variation. *IEEE Signal Processing Letters*, 2014, **21**(6): 751–755
 - 48 Jiang Ping, Zhang Jian-Zhou. No-reference image quality assessment based on local maximum gradient. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2015, **37**(11): 2587–2593
(蒋平, 张建新. 基于局部最大梯度的无参考图像质量评价. 电子与信息学报, 2015, **37**(11): 2587–2593)
 - 49 Li L D, Lin W S, Wang X S, Yang G B, Bahrami K, Kot A C. No-reference image blur assessment based on discrete orthogonal moments. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2016, **46**(1): 39–50
 - 50 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 SPIE 6492, Human Vision and Electronic Imaging XII. San Jose, USA: SPIE, 2007. 64920I
 - 51 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
 - 52 Sang Qing-Bing, Su Yuan-Yuan, Li Chao-Feng, Wu Xiao-Jun. No-reference blur image quality assessment based on gradient similarity. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2013, **24**(3): 573–577
(桑庆兵, 苏媛媛, 李朝锋, 吴小俊. 基于梯度结构相似度的无参考模糊图像质量评价. 光电子·激光, 2013, **24**(3): 573–577)
 - 53 Shao Yu, Sun Fu-Chun, Li Hong-Bo. No-reference remote sensing image quality assessment method using visual properties. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2013, **53**(4): 550–555
(邵宇, 孙富春, 李洪波. 基于视觉特性的无参考型遥感图像质量评价方法. 清华大学学报(自然科学版), 2013, **53**(4): 550–555)
 - 54 Wang T, Hu C, Wu S Q, Cui J L, Zhang L Y, Yang Y P, et al. NRFSIM: A no-reference image blur metric based on FSIM and re-blur approach. In: Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA). Macau, China: IEEE, 2017. 698–703
 - 55 Zhang L, Zhang L, Mou X Q, Zhang D. FSIM: A feature similarity index for image quality assessment. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, **20**(8): 2378–2386
 - 56 Bong D B L, Khoo B E. An efficient and training-free blind image blur assessment in the spatial domain. *IEICE Transactions on Information and Systems*, 2014, **E97-D**(7): 1864–1871
 - 57 Wang Hong-Yu, Feng Jun, Niu Wei, Bu Qi-Rong, He Xiao-Wei. No-reference image quality assessment based on re-blur theory. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, **37**(7): 1647–1655
(王红玉, 冯筠, 牛维, 卜起荣, 贺小伟. 基于再模糊理论的无参考图像质量评价. 仪器仪表学报, 2016, **37**(7): 1647–1655)
 - 58 Wang Guan-Jun, Wu Zhi-Yong, Yun Hai-Jiao, Liang Min-Hua, Yang Hua. No-reference quality assessment for blur image combined with re-blur range and singular value decomposition. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 2016, **28**(4): 653–661
(王冠军, 吴志勇, 云海姣, 梁敏华, 杨华. 结合图像二次模糊范围和奇异值分解的无参考模糊图像质量评价. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016, **28**(4): 653–661)
 - 59 Chetouani A, Mostafaoui G, Beghdadi A. A new free reference image quality index based on perceptual blur estimation. In: Proceedings of the 10th Pacific-Rim Conference on Multimedia. Bangkok, Thailand: Springer, 2009. 1185–1196
 - 60 Sang Q B, Qi H X, Wu X J, Li C F, Bovik A C. No-reference image blur index based on singular value curve. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2014, **25**(7): 1625–1630
 - 61 Qureshi M A, Deriche M, Beghdadi A. Quantifying blur in col-

- our images using higher order singular values. *Electronics Letters*, 2016, **52**(21): 1755–1757
- 62 Zhai G T, Wu X L, Yang X K, Lin W S, Zhang W J. A psychovisual quality metric in free-energy principle. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, **21**(1): 41–52
- 63 Gu K, Zhai G T, Lin W S, Yang X K, Zhang W J. No-reference image sharpness assessment in autoregressive parameter space. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, **24**(10): 3218–3231
- 64 Chetouani A, Beghdadi A, Deriche M. A new reference-free image quality index for blur estimation in the frequency domain. In: Proceedings of the 2009 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT). Ajman, United Arab Emirates: IEEE, 2009. 155–159
- 65 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
- 66 Lu Yan-Fei, Zhang Tao, Zheng Jian, Li Ming, Zhang Cheng. No-reference blurring image quality assessment based on local standard deviation and saliency map. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2016, **46**(4): 1337–1343
(卢彦飞, 张涛, 郑健, 李铭, 章程. 基于局部标准差与显著图的模糊图像质量评价方法. 吉林大学学报(工学版), 2016, **46**(4): 1337–1343)
- 67 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 (Cat. 99CH36348). Kobe, Japan: IEEE, 1999. 386–390
- 68 Caviedes J, Oberti F. A new sharpness metric based on local kurtosis, edge and energy information. *Signal Processing: Image Communication*, 2004, **19**(2): 147–161
- 69 Zhang Shi-Jie, Li Jun-Shan, Yang Ya-Wei, Zhang Zhong-Min. Blur identification of turbulence-degraded IR images. *Optics and Precision Engineering*, 2013, **21**(2): 514–521
(张士杰, 李俊山, 杨亚威, 张仲敏. 湍流退化红外图像降晰函数辨识. 光学精密工程, 2013, **21**(2): 514–521)
- 70 Zhang S Q, Wu T, Xu X H, Cheng Z M, Chang C C. No-reference image blur assessment based on SIFT and DCT. *Journal of Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, 2018, **9**(1): 219–231
- 71 Zhang S Q, Li P C, Xu X H, Li L, Chang C C. No-reference image blur assessment based on response function of singular values. *Symmetry*, 2018, **10**(8): Article No. 304
- 72 Lu Ya-Nan, Xie Feng-Ying, Zhou Shi-Xin, Jiang Zhi-Guo, Meng Ru-Song. Non-reference quality assessment of dermoscopy images with defocus blur and uneven illumination distortion. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(3): 480–488
(卢亚楠, 谢凤英, 周世新, 姜志国, 孟如松. 皮肤镜图像散焦模糊与光照不均混叠时的无参考质量评价. 自动化学报, 2014, **40**(3): 480–488)
- 73 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 (ICME). Taipei, China: IEEE, 2004. 17–20
- 74 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, Genova, Italy: IEEE, 2005. Article No. I-405
- 75 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): 803–812
- 76 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
- 77 Gvozden G, Grgic S, Grgic M. Blind image sharpness assessment based on local contrast map statistics. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2018, **50**: 145–158
- 78 Wang Z, Simoncelli E P. Local phase coherence and the perception of blur. In: Proceedings of the 16th International Conference on Neural Information Processing Systems. Whistler British Columbia, Canada: MIT Press, 2003. 1435–1442
- 79 Ciancio A, da Costa A L N T, 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
- 80 Hassen R, Wang Z, Salama M. No-reference image sharpness assessment based on local phase coherence measurement. In: Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Dallas, USA: IEEE, 2010. 2434–2437
- 81 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
- 82 Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(12): 2091–2106
- 83 Lou Bin, Shen Hai-Bin, Zhao Wu-Feng, Yan Xiao-Lang. No-reference image quality assessment based on statistical model of natural image. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2010, **44**(2): 248–252
(楼斌, 沈海斌, 赵武锋, 严晓浪. 基于自然图像统计的无参考图像质量评价. 浙江大学学报(工学版), 2010, **44**(2): 248–252)
- 84 Jiao Shu-Hong, Qi Huan, Lin Wei-Si, Tang Lin, Shen Wei-He. No-reference quality assessment based on the statistics in Contourlet domain. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2016, **46**(2): 639–645
(焦淑红, 齐欢, 林维斯, 唐琳, 申维和. 基于Contourlet统计特性的无参考图像质量评价. 吉林大学学报(工学版), 2016, **46**(2): 639–645)
- 85 Hosseini M S, Zhang Y Y, Plataniotis K N. Encoding visual sensitivity by MaxPol convolution filters for image sharpness assessment. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, **28**(9): 4510–4525
- 86 Moorthy A K, Bovik A C. A two-step framework for constructing blind image quality indices. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, **17**(5): 513–516
- 87 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
- 88 Liu L X, Liu B, Huang H, Bovik A C. No-reference image quality assessment based on spatial and spectral entropies. *Signal Processing: Image Communication*, 2014, **29**(8): 856–863
- 89 Chen Yong, Shuai Feng, Fan Qiang. A no-reference image quality assessment based on distribution characteristics of natural statistics. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2016, **38**(7): 1645–1653
(陈勇, 帅锋, 樊强. 基于自然统计特征分布的无参考图像质量评价. 电子与信息学报, 2016, **38**(7): 1645–1653)
- 90 Zhang Y, Chandler D M. Opinion-unaware blind quality assessment of multiply and singly distorted images via distortion parameter estimation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, **27**(11): 5433–5448
- 91 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
- 92 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
- 93 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
- 94 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): Article No. 043025
- 95 Li Jun-Feng. No-reference image quality assessment based on natural scene statistics in RGB color space. *Acta Automatica*

- Sinica*, 2015, **41**(9): 1601–1615
(李俊峰. 基于RGB色彩空间自然场景统计的无参考图像质量评价. 自动化学报, 2015, **41**(9): 1601–1615)
- 96 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
 - 97 Tang Yi-Ling, Jiang Shun-Liang, Xu Shao-Ping. An improved BRISQUE algorithm based on non-zero mean generalized Gaussian model and global structural correlation coefficients. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 2018, **30**(2): 298–308
(唐伟玲, 江顺亮, 徐少平. 基于非零均值广义高斯模型与全局结构相关性的BRISQUE改进算法. 计算机辅助设计与图形学学报, 2018, **30**(2): 298–308)
 - 98 Ye P, Doermann D. No-reference image quality assessment using visual codebooks. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, **21**(7): 3129–3138
 - 99 Xue W F, Mou X Q, Zhang L, Bovik A C, Feng X C. Blind image quality assessment using joint statistics of gradient magnitude and Laplacian features. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, **23**(11): 4850–4862
 - 100 Smola A J, Schölkopf B. A tutorial on support vector regression. *Statistics and Computing*, 2004, **14**(3): 199–222
 - 101 Chen Yong, Wu Ming-Ming, Fang Hao, Liu Huan-Lin. No-reference image quality assessment based on differential excitation. *Acta Automatica Sinica*, 2020, **46**(8): 1727–1737
(陈勇, 吴明明, 房昊, 刘焕淋. 基于差异激励的无参考图像质量评价. 自动化学报, 2020, **46**(8): 1727–1737)
 - 102 Li Q H, Lin W S, Xu J T, Fang Y M. Blind image quality assessment using statistical structural and luminance features. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2016, **18**(12): 2457–2469
 - 103 Li C F, Zhang Y, Wu X J, Zheng Y H. A multi-scale learning local phase and amplitude blind image quality assessment for multiply distorted images. *IEEE Access*, 2018, **6**: 64577–64586
 - 104 Gao F, Tao D C, Gao X B, Li X L. Learning to rank for blind image quality assessment. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2015, **26**(10): 2275–2290
 - 105 Sang Qing-Bing, Li Chao-Feng, Wu Xiao-Jun. No-reference blurred image quality assessment based on gray level co-occurrence matrix. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2013, **26**(5): 492–497
(桑庆兵, 李朝锋, 吴小俊. 基于灰度共生矩阵的无参考模糊图像质量评价方法. 模式识别与人工智能, 2013, **26**(5): 492–497)
 - 106 Oh T, Park J, Seshadrinathan K, Lee S, Bovik A C. No-reference sharpness assessment of camera-shaken images by analysis of spectral structure. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, **23**(12): 5428–5439
 - 107 Li L D, Xia W H, Lin W S, Fang Y M, Wang S Q. No-reference and robust image sharpness evaluation based on multiscale spatial and spectral features. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2017, **19**(5): 1030–1040
 - 108 Li L D, Yan Y, Lu Z L, Wu J J, Gu K, Wang S Q. No-reference quality assessment of deblurred images based on natural scene statistics. *IEEE Access*, 2017, **5**: 2163–2171
 - 109 Liu L X, Gong J C, Huang H, Sang Q B. Blind image blur metric based on orientation-aware local patterns. *Signal Processing: Image Communication*, 2020, 80: Article No. 115654
 - 110 Cai H, Wang M J, Mao W D, Gong M L. No-reference image sharpness assessment based on discrepancy measures of structural degradation. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2020, 71: Article No. 102861
 - 111 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, 据宜文. 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)
 - 112 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
 - 113 Liu L X, Hua Y, Zhao Q J, Huang H, Bovik A C. Blind image quality assessment by relative gradient statistics and adaboosting neural network. *Signal Processing: Image Communication*, 2016, **40**: 1–15
 - 114 Shen Li-Li, Hang Ning. No-reference image quality assessment using joint multiple edge detection. *Chinese Journal of Engineering*, 2018, **40**(8): 996–1004
(沈丽丽, 杭宁. 联合多种边缘检测算子的无参考质量评价算法. 工程科学学报, 2018, **40**(8): 996–1004)
 - 115 Liu Y T, Gu K, Wang S Q, Zhao D B, Gao W. Blind quality assessment of camera images based on low-level and high-level statistical features. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2019, **21**(1): 135–146
 - 116 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 (CVPR). Columbus, USA: IEEE, 2014. 1733–1740
 - 117 Kim J, Lee S. Fully deep blind image quality predictor. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2017, **11**(1): 206–220
 - 118 Kim J, Nguyen A D, Lee S. Deep CNN-based blind image quality predictor. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2019, **30**(1): 11–24
 - 119 Guan J W, Yi S, Zeng X Y, Cham W K, Wang X G. Visual importance and distortion guided deep image quality assessment framework. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2017, **19**(11): 2505–2520
 - 120 Bianco S, Celona L, Napoletano P, Schettini R. On the use of deep learning for blind image quality assessment. *Signal, Image and Video Processing*, 2018, **12**(2): 355–362
 - 121 Pan D, Shi P, Hou M, Ying Z F, Fu S Z, Zhang Y. Blind predicting similar quality map for image quality assessment. In: Proceedings of the 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Salt Lake City, USA: IEEE, 2018. 6373–6382
 - 122 He L H, Zhong Y Z, Lu W, Gao X B. A visual residual perception optimized network for blind image quality assessment. *IEEE Access*, 2019, **7**: 176087–176098
 - 123 Zhang W X, Ma K D, Yan J, Deng D X, Wang Z. Blind image quality assessment using a deep bilinear convolutional neural network. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2020, **30**(1): 36–47
 - 124 Cai W P, Fan C E, Zou L, Liu Y F, Ma Y, Wu M Y. Blind image quality assessment based on classification guidance and feature aggregation. *Electronics*, 2020, 9(11): Article No. 1811
 - 125 Li D Q, Jiang T T, Jiang M. Exploiting high-level semantics for no-reference image quality assessment of realistic blur images. In: Proceedings of the 25th ACM International Conference on Multimedia. Mountain View, USA: ACM, 2017. 378–386
 - 126 Yu S D, Jiang F, Li L D, Xie Y Q. CNN-GRNN for image sharpness assessment. In: Proceedings of the 2016 Asian Conference on Computer Vision. Taipei, China: Springer, 2016. 50–61
 - 127 Yu S D, Wu S B, Wang L, Jiang F, Xie Y Q, Li L D. A shallow convolutional neural network for blind image sharpness assessment. *PLoS One*, 2017, **12**(5): Article No. e0176632
 - 128 Li D Q, Jiang T T, Lin W S, Jiang M. Which has better visual quality: The clear blue sky or a blurry animal? *IEEE Transactions on Multimedia*, 2019, **21**(5): 1221–1234
 - 129 Li Y M, Po L M, Xu X Y, Feng L T, Yuan F, Cheung C H, et al. No-reference image quality assessment with shearlet transform and deep neural networks. *Neurocomputing*, 2015, **154**: 94–109
 - 130 Gao F, Yu J, Zhu S G, Huang Q M, Tian Q. Blind image quality prediction by exploiting multi-level deep representations.

- Pattern Recognition*, 2018, **81**: 432–442
- 131 Bosse S, Maniry D, Müller K R, Wiegand T, Samek W. Deep neural networks for no-reference and full-reference image quality assessment. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, **27**(1): 206–219
 - 132 Ma K D, Liu W T, Zhang K, Duanmu Z F, Wang Z, Zuo W M. End-to-end blind image quality assessment using deep neural networks. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, **27**(3): 1202–1213
 - 133 Yang S, Jiang Q P, Lin W S, Wang Y T. SGDNet: An end-to-end saliency-guided deep neural network for no-reference image quality assessment. In: Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia. Nice, France: ACM, 2019. 1383–1391
 - 134 Yan B, Bare B, Tan W M. Naturalness-aware deep no-reference image quality assessment. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2019, **21**(10): 2603–2615
 - 135 Yan Q S, Gong D, Zhang Y N. Two-stream convolutional networks for blind image quality assessment. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, **28**(5): 2200–2211
 - 136 Lin K Y, Wang G X. Hallucinated-IQA: No-reference image quality assessment via adversarial learning. In: Proceedings of the 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Salt Lake City, USA: IEEE, 2018. 732–741
 - 137 Yang H T, Shi P, Zhong D X, Pan D, Ying Z F. Blind image quality assessment of natural distorted image based on generative adversarial networks. *IEEE Access*, 2019, **7**: 179290–179303
 - 138 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*, 2015, **26**(6): 1275–1286
 - 139 He S Y, Liu Z Z. Image quality assessment based on adaptive multiple Skyline query. *Signal Processing: Image Communication*, 2020, **80**: Article No. 115676
 - 140 Ma K D, Liu W T, Liu T L, Wang Z, Tao D C. dipIQ: Blind image quality assessment by learning-to-rank discriminable image pairs. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, **26**(8): 3951–3964
 - 141 Zhang Y B, Wang H Q, Tan F F, Chen, W J, Wu Z R. No-reference image sharpness assessment based on rank learning. In: Proceedings of the 2019 International Conference on Image Processing (ICIP). Taipei, China: IEEE, 2019. 2359–2363
 - 142 Yang J C, Sim K, Jiang B, Lu W. Blind image quality assessment utilising local mean eigenvalues. *Electronics Letters*, 2018, **54**(12): 754–756
 - 143 Li L D, Wu D, Wu J J, Li H L, Lin W S, Kot A C. Image sharpness assessment by sparse representation. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2016, **18**(6): 1085–1097
 - 144 Lu Q B, Zhou W G, Li H Q. A no-reference Image sharpness metric based on structural information using sparse representation. *Information Sciences*, 2016, **369**: 334–346
 - 145 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, USA: IEEE, 2012. 1098–1105
 - 146 Xu J T, Ye P, Li Q H, Du H Q, Liu Y, Doermann D. Blind image quality assessment based on high order statistics aggregation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, **25**(9): 4444–4457
 - 147 Xue W F, Zhang L, Mou X Q. Learning without human scores for blind image quality assessment. In: Proceedings of the 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Portland, USA: IEEE, 2013. 995–1002
 - 148 Wu Q B, Li H L, Meng F M, Ngan K N, Luo B, Huang C, et al. Blind image quality assessment based on multichannel feature fusion and label transfer. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2016, **26**(3): 425–440
 - 149 Jiang Q P, Shao F, Lin W S, Gu K, Jiang G Y, Sun H F. Optimizing multistage discriminative dictionaries for blind image quality assessment. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2018, **20**(8): 2035–2048
 - 150 Mittal A, Soundararajan R, Bovik A C. Making a “completely blind” image quality analyzer. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, **20**(3): 209–212
 - 151 Zhang L, Zhang L, Bovik A C. A feature-enriched completely blind image quality evaluator. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, **24**(8): 2579–2591
 - 152 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
 - 153 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
 - 154 Nan Dong, Bi Du-Yan, Zha Yu-Fei, Zhang Ze, Li Quan-He. A no-reference image quality assessment method based on parameter estimation. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2013, **35**(9): 2066–2072
(南栋, 毕笃彦, 查宇飞, 张泽, 李权合. 基于参数估计的无参考型图像质量评价算法. 电子与信息学报, 2013, **35**(9): 2066–2072)
 - 155 Panetta K, Gao C, Agaian S. No reference color image contrast and quality measures. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2013, **59**(3): 643–651
 - 156 Gu J, Meng G F, Redi J A, Xiang S M, Pan C H. Blind image quality assessment via vector regression and object oriented pooling. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2018, **20**(5): 1140–1153
 - 157 Wu Q B, Li H L, Wang Z, Meng F M, Luo B, Li W, et al. Blind image quality assessment based on rank-order regularized regression. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2017, **19**(11): 2490–2504
 - 158 Al-Bandawi H, Deng G. Blind image quality assessment based on Benford’s law. *IET Image Processing*, 2018, **12**(11): 1983–1993
 - 159 Wu Q B, Li H L, Ngan K N, Ma K D. Blind image quality assessment using local consistency aware retriever and uncertainty aware evaluator. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2018, **28**(9): 2078–2089
 - 160 Deng C W, Wang S G, Li Z, Huang G B, Lin W S. Content-insensitive blind image blurriness assessment using Weibull statistics and sparse extreme learning machine. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2019, **49**(3): 516–527
 - 161 Wang Z, Li Q. Information content weighting for perceptual image quality assessment. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, **20**(5): 1185–1198



陈 健 福建工程学院电气与物理学院副教授。2015 年获得福州大学通信与信息系统专业博士学位。主要研究方向为计算机视觉, 深度学习, 医学图像处理与分析。本文通信作者。E-mail: jchen321@126.com

(CHEN Jian Associate professor at the School of Electronic, Electrical Engineering and Physics, Fujian University of Technology. He received his Ph.D. degree in communication and information system from Fuzhou University in 2015. His research interest covers computer vision, deep learning, and medical image processing and analysis. Corresponding author of this paper.)



李诗云 福建工程学院电子电气与物理学院硕士研究生. 主要研究方向为图像处理和机器学习.

E-mail: 13997691527@163.com

(LI Shi-Yun Master student at the School of Electronic, Electrical Engineering and Physics, Fujian University of Technology. His research interest covers im-

age processing and machine learning.)

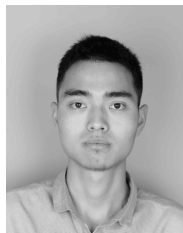


林 丽 福建工程学院电子电气与物理学院讲师. 2009 年获得福州大学信号与信息处理专业硕士学位. 主要研究方向为机器视觉及信号处理.

E-mail: linli@fjut.edu.cn

(LIN Li Lecturer at the School of Electronic, Electrical and Physics,

Fujian University of Technology. She received her master degree in signal and information processing from Fuzhou University in 2009. Her research interest covers machine vision and signal processing.)

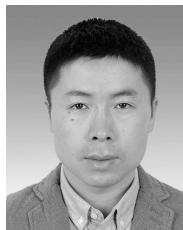


王 猛 福建工程学院电子电气与物理学院硕士研究生. 主要研究方向为计算机视觉.

E-mail: wm15720503705@163.com

(WANG Meng Master student at the School of Electronic, Electrical Engineering and Physics, Fujian University of Technology. His main research interest is

computer vision.)



李佐勇 闽江学院计算机与控制工程学院教授. 2010 年获得南京理工大学计算机应用专业博士学位. 主要研究方向为图像处理, 模式识别及深度学习.

E-mail: fzulzytdq@126.com

(LI Zuo-Yong Professor at the

College of Computer and Control Engineering, Minjiang University. He received his Ph.D. degree in computer application from Nanjing University of Science and Technology in 2010. His research interest covers image processing, pattern recognition, and deep learning.)