

基于特征融合的雾化图像质量评价方法

张一鸣, 杨曦晨

(南京师范大学 计算机与电子信息/人工智能学院, 江苏 南京 210046)

摘要:针对雾、霾等天气导致监控图像质量降低的问题,提出一种基于特征融合的雾化图像质量评价方法。该方法首先提取雾化图像的梯度方向特征、梯度强度特征和亮度特征,计算雾化图像的局部梯度强度标准差和局部亮度标准差以分析图像降质所导致局部结构信息变化。其次,计算参考图像和失真图像不同类型特征之间的差异得到差异特征图。最后,融合不同类型的差异特征实现雾化图像质量的定量评价。为验证该方法的性能,分别在雾化图像数据库 exBeDDE、公开自然场景图像数据库与公开截屏图像数据库上,将该方法与雾化图像数据库自带的雾化图像质量评价方法以及几种主流的全参考图像质量评价方法进行了性能比较。实验结果表明,该方法能够准确评价雾化图像的质量,适用于不同失真类型,与人眼主观评价结果有较高的一致性。

关键词:数字图像处理;图像质量评价;雾化失真;特征融合;支持向量回归

中图分类号:TP751.1

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2022)11-0072-09

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2022.11.011

Hazy Image Quality Assessment Based on Multi-feature Fusion

ZHANG Yi-ming, YANG Xi-chen

(School of Computer and Electronic Information/School of Artificial Intelligence,
Nanjing Normal University, Nanjing 210046, China)

Abstract: Aiming at the problem of the quality degradation caused by the bad weather such as fog and haze, an hazy image assessment based on multi-feature difference is proposed. Firstly, the gradient direction, gradient intensity and brightness are extracted, and the standard deviation of local gradient intensity and local brightness of the hazy image are employed to represent the variations of local structure information caused by image degradation. Secondly, the distance between different types of features of the reference image and the distorted image is calculated to obtain the difference feature map. Finally, the difference features are fused to train image quality assessment model to measure the quality of hazy image. To verify the performance of the proposed method, it is compared with the hazy image quality evaluation method of hazy image database and several mainstream full-reference image quality evaluation methods on hazy image database exBeDDE, open natural scene image database and open screenshot image database, respectively. The experimental results demonstrate that the proposed method can evaluate the quality of the hazy image accurately, and is also suitable for different distortion types with a high consistency with the subjective quality assessment results.

Key words: digital image process; image quality assessment; hazy distortion; feature fusion; SVR

1 概述

监控技术是通过摄像头对监控场景中的人或物实时获取信息的一种技术,被广泛应用于日常生活和特殊工程领域^[1]。当前许多城市受雾霾天气影响,导致监控摄像头获取的图像受雾化影响^[2]。雾化图像中主要存在模糊、对比度失真以及色彩失真等图像失真类型。相关失真影响图像中有效信息的获取,降低了监控图像的应用价值,限制监控系统的实际应用性能^[3]。因此,研究有效的雾化图像质量评价方法,对所采集监

控图像质量进行有效监测,能够有利于衡量监控图像的应用价值以及监控系统的运行状态,具有较高的实用价值。

图像质量评价方法通常可以分为主观图像质量评价方法和客观图像质量评价方法^[4]。主观图像质量评价方法通过人眼视觉观察给出图像质量评分。该类方法的评价结果符合人眼视觉感知结果,但存在不稳定、耗时、代价高以及操作复杂等问题^[5],因此,主观图像质量评价方法仅能适用于待评价图像数量有限的评价

收稿日期:2021-11-07

修回日期:2022-03-08

基金项目:国家自然科学基金青年基金项目(62101268);江苏省教育厅面上项目(20KJB510021)

作者简介:张一鸣(2002-),女,研究方向为图像质量评价;通讯作者:杨曦晨(1989-),男,博士,讲师,研究方向为图像质量评价、图像处理。

任务。实际应用中监控系统往往需要处理海量图像数据,主观图像质量评价方法难以满足应用需求^[6]。针对监控图像的处理需求,基于计算机设备自动给出图像质量评价结果的客观图像质量评价结果更为适用。

依据图像质量评价时所需信息量的多少,客观图像质量评价方法被分为全参考图像质量评价(full reference-image quality assessment, FR-IQA)方法、半参考图像质量评价(reduced reference-image quality assessment, RR-IQA)方法和无参考图像质量评价(no reference-image quality assessment, NR-IQA)方法^[7]。无参考图像质量评价方法无需任何原始参考图像信息,仅利用图像自身的特征进行质量评估^[8]。Mittal 等人提出的无参考图像空域质量评价方法(blind/referenceless image spatial quality evaluator, BRISQUE)^[9]通过对局部归一化后的统计特性来描述图像质量。在 BRISQUE 的基础上 Mittal 等人随后又提出了自然图像质量评价方法(natural image quality evaluator, NIQE)^[10],无需利用图像的主观质量评价分数,仅通过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。Moorthy 等人提出的基于失真辨识的图像真实性和完整性评价方法(distortion identification-based image verity and integrity evaluation, DIIVINE)^[11]通过失真所导致自然场景图像自然统计特性的改变来评价图像质量。无参考质量评价方法由于没有参考信息,对于图像质量评价的准确性弱于半参考图像质量评价方法和全参考图像质量评价方法。半参考图像质量评价方法通过比较失真图像和原始图像中所提取特征的差异来衡量图像质量^[12],该类方法对特征性能要求较高。Hu 等人提出基于小波域的单幅图像超分辨率图像质量评价方法^[13],利用低分辨率图像和高分辨率图像拟合参数之间的距离作为高分辨率图像的质量度量。Gunawna 等人提出基于空间特征的高动态范围图像质量评价^[14],采用空间信息衍生特征来开发可用于高动态范围图像质量评价的模型。Soundararajan 等人提出简化参考熵差分法(reduced-reference entropic differencing, RRED)^[15],通过测量参考图像和畸变图像的小波系数熵之间差异来评估图像质量。全参考图像质量评价方法在评价图像质量时要借助全部参考信息来对比原始图像和失真图像之间的差异,相比于无参考图像质量评价方法和半参考图像质量评价方法更加准确。最简单的全参考评价方法为均方误差(mean squared error, MSE)和峰值信噪比(peak signal noise ratio, PSNR)^[16],它们直接对参考图像和失真图像的像素灰度值进行计算,计算简单,意义明确,但是不能很好地与人的主观感受保持一致^[17]。考虑到人眼对于图像

结构信息的敏感性,Wang 等人提出了结构相似性(structural similarity index, SSIM)^[18],将失真图像和参考图像的亮度、对比度和结构信息进行比较来衡量图像质量。Sheikh 等人从信息论角度提出的视觉信息保真度(visual information fidelity, VIF)^[19]将质量评价过程建模为信息提取的过程。此外,研究人员基于图像特征的结构相似度还提出了特征相似性(feature similarity index, FSIM)^[20]、梯度幅度相似性偏差(gradient magnitude similarity deviation, GMSD)^[21]和深度学习感知图块相似度(learned perceptual image patch similarity, LPIPS)^[22]等一系列全参考方法。近年来基于多种领域图像研究的全参考图像质量评价方法也层出不穷,例如彩色 3D 点云的全参考图像质量评价方法(a full-reference quality metric for colored 3D point clouds, PCQM)^[23]、基于对称性和深度特征的光场图像质量评价模型^[24]和基于 Gabor 小波的屏幕内容图像质量评价方法^[25]。监控图像评价有条件提供相同目标的原始参考图像,能够满足全参考图像质量评价方法对信息量的需求,因此研究全参考的监控图像质量评价方法有较高的实际应用价值。目前大部分图像质量评价方法都是基于一些经典数据库中的失真类型,例如基于 JPEG 压缩失真^[26]和模糊失真^[27]的图像质量评价方法。雾化失真与传统失真类型有所区别,因此传统的全参考图像质量评价方法并不适用。该文提出一种针对雾化图像的全参考图像质量评价方法,并且该方法对其他失真类型也同样适用。

质量相关的特征对图像质量评价方法的性能有较大影响。研究人员在基于特征融合的全参考屏幕图像质量评价^[28]、失焦模糊图像质量评价^[29]和数字图像颜色损伤指数(a novel color damage index, CDI)^[30]等方法中采用了梯度方向直方图(histogram of oriented gradient, HOG)、梯度强度直方图和亮度直方图等特征。相关论文的实验结果证明 HOG 特征能够准确评价 JPEG 压缩失真和模糊失真的图像,梯度强度和亮度特征能够准确描述对比度失真和噪声失真对图像质量的影响。HOG 特征能准确地提取物体轮廓信息,保证基本场景特征能够被识别^[31]。但 HOG 对光线和亮度的变化所导致的失真不敏感,采用梯度强度特征和亮度特征能够提升对比度失真和噪声失真图像质量评价的准确性。图像的局部梯度强度标准差和局部亮度标准差能有效表示局部结构信息变化。综上所述,融合 HOG 特征、梯度强度特征、亮度特征、局部梯度标准差以及局部亮度标准差这几种图像特征提出适用于雾化图像的质量评价方法,准确描述实际应用场景中监控图像质量的变化具有理论可行性。

该文提出一种基于特征融合的雾化图像质量评价

方法 (image quality assessment based on multi-feature difference, MFD)。MFD 方法分别提取 HOG、梯度强度直方图、亮度直方图、梯度强度标准差和亮度标准差这五种特征。所提取特征能够分别描述图像局部结构、局部对比度和局部亮度,因此融合这五种特征能够有效描述图像内部有效信息。SVR 在现有图像质量评价方法的成功应用表明,SVR 能够准确建立质量相关特征与图像质量评分之间的映射关系,因此该文采用 SVR 学习得到雾化图像质量评价模型。该方法采用全参考图像质量评价方法结构,依据雾化图像和参考图像之间的融合特征差异分析雾化所导致的图像内部有效信息的变化,进而实现雾化图像质量评价。在雾化图像数据库 exBeDDE^[32] 上的实验结果表明,该方法能够准确衡量雾化图像质量。同时,该方法的适用性在 LIVE^[33]、CSIQ^[34]、TID2013^[35]、QACS^[36] 和 SIQAD^[37] 等传统图像数据库上得到了验证。

2 基于多特征融合的图像质量评价方法

文中方法流程如图 1 所示。方法提取 5 个图像质量相关特征:梯度方向直方图、局部梯度强度直方图、局部亮度直方图、局部梯度强度标准差直方图和局部亮度标准差直方图。方法基于所提取特征计算参考图像和失真图像之间的特征图差异得到差异特征图,融合 5 个特征图所对应的差异值得到差异向量。最后通过 SVR 学习差异向量和图像质量分值之间的映射关系得到图像质量评价模型。

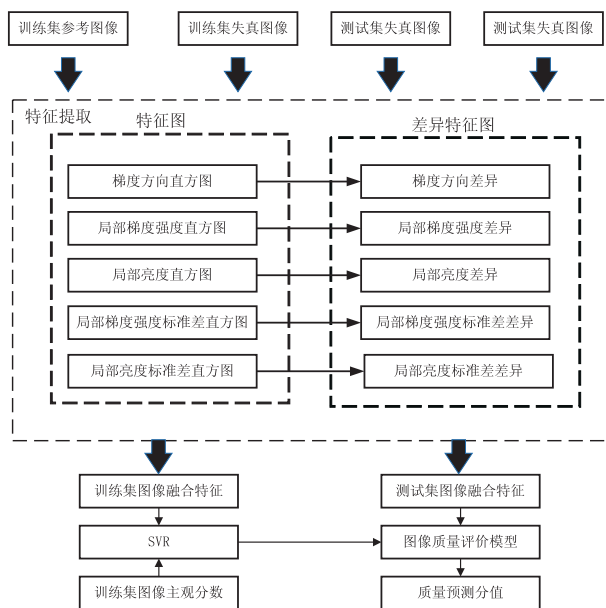


图 1 文中方法流程

2.1 局部梯度强度直方图

引入局部梯度强度直方图以分析光线和亮度的变化所导致监控图像局部质量的变化。局部梯度强度直方图提取流程如图 2 所示,具体步骤如下:

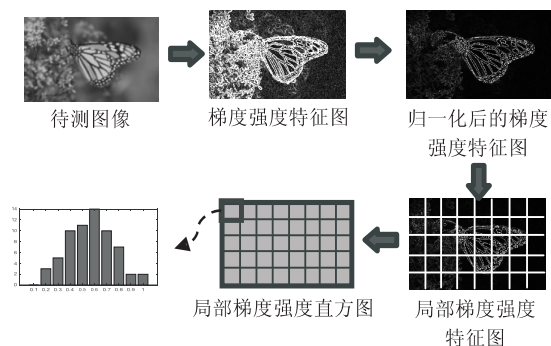


图 2 局部梯度直方图特征提取流程

第一步,采用公式(1)对图像进行伽马校正。公式中 $R(i,j)$ 、 $G(i,j)$ 和 $B(i,j)$ 分别对应图像在 (i,j) 处 RGB 颜色通道值, $I(i,j)$ 为校正后 (i,j) 处像素点的灰度值。

$$I(i,j) = \sqrt[2.2]{\frac{R(i,j)^{2.2} + (1.5 \times G(i,j))^{2.2} + (0.6 \times B(i,j))^{2.2}}{1 + 1.5^{2.2} + 0.6^{2.2}}} \quad (1)$$

第二步,采用公式(2)和公式(3)分别计算图像在 (i,j) 处的水平方向梯度强度 $G_x(i,j)$ 和垂直方向梯度强度 $G_y(i,j)$ 。

$$G_x(i,j) = I(i+1,j) - I(i-1,j) \quad (2)$$

$$G_y(i,j) = I(i,j+1) - I(i,j-1) \quad (3)$$

第三步,采用公式(4)计算图像在 (i,j) 处的梯度强度值 $G(i,j)$ 。

$$G(i,j) = \sqrt{G_x^2(i,j) + G_y^2(i,j)} \quad (4)$$

第四步,采用公式(5)对图像的局部梯度强度特征图进行归一化处理。公式中 G_{\min} 和 G_{\max} 表示图像的局部梯度强度特征图的最小值和最大值, $G_n(i,j)$ 表示归一化后 (i,j) 处的值。

$$G_n(i,j) = \frac{G(i,j) - G_{\min}}{G_{\max} - G_{\min}} \quad (5)$$

第五步,将图像划分为大小相同的 cell,将每个 cell 的梯度强度平均划分成 10 个直方图通道并计算每个 cell 的梯度强度直方图 H_1 。

2.2 梯度方向直方图

图像失真会导致图像局部结构信息的变化。MFD 引入 HOG 特征以描述图像形状特性,通过图像局部形状特性的变化描述图像质量。HOG 提取步骤如下:

第一步,在图像梯度强度特征图的基础上采用公式(6)计算图像在 (i,j) 处的梯度方向 $\theta \in [0^\circ, 360^\circ]$ 。

$$\theta = \arctan \frac{G_y(i,j)}{G_x(i,j)} \quad (6)$$

第二步,将图像分成互不重叠且大小相同的 cell。

MFD 采用加权法计算每个 cell 的梯度方向直方图,每个 cell 的梯度方向平均划分为 9 个直方图通道,权值为梯度方向对应的梯度强度。

第三步,采用公式(7)对每个 cell 的直方图进行归一化,其中 hist_i 和 HIST_i 为直方图和归一化后直方图的第 i 个值。定义 block 为包含 2×2 个 cell 的区域,连接每个 block 中 4 个 cell 的直方图,得到长度为 36 的特征向量。定义 block 的梯度方向直方图为 H_2 。

$$\text{HIST}_i = \frac{\text{hist}_i}{\sum \text{hist}_i} \quad (7)$$

图 3 展示了不同质量等级图像所对应的梯度强度图和梯度方向图。图 3 中 a1 到 a3 所对应图像中 JPEG 失真程度依次增加,b1 到 b3 为相应的梯度强度特征图,c1 到 c3 为相应的梯度方向特征图。依据图中结果,图像所对应的梯度强度图和梯度方向图能够有效地反映图像失真程度质量的变化。

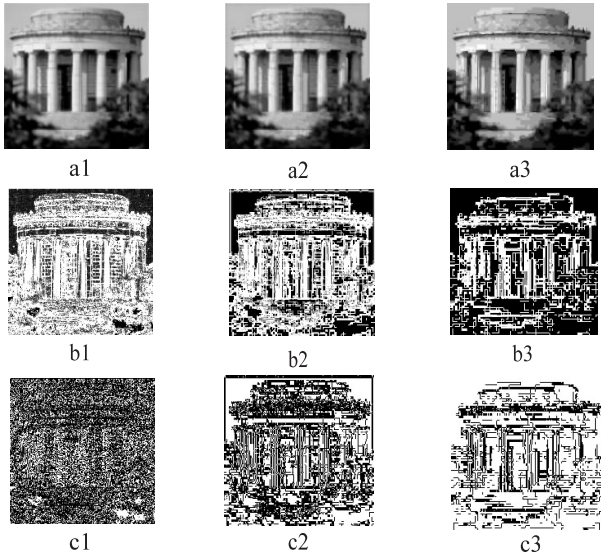


图 3 不同质量等级图像所对应的梯度强度图和梯度方向图

2.3 局部亮度直方图

HOG 特征和局部梯度对于对比度失真不敏感,该文提取图像局部亮度直方图以提高方法衡量对比度失真类型图像质量的准确性,特征的提取过程如下:

第一步,对参考图像和失真图像的亮度采用公式

(8)进行归一化处理,其中 $I(i,j)$ 表示 (i,j) 处的像素值, I_{\min} 和 I_{\max} 表示图像亮度的最小值和最大值, $I_n(i,j)$ 表示归一化后 (i,j) 处的值。

$$I_n(i,j) = \frac{I(i,j) - I_{\min}}{I_{\max} - I_{\min}} \quad (8)$$

第二步,将图像每个 cell 的亮度均分成 10 个直方图通道,得到局部亮度直方图 H_3 。

2.4 局部梯度强度标准差直方图

局部梯度强度标准差可以反映图像局部区域内梯度强度的波动,该文采用局部梯度强度标准差衡量噪声失真类型对图像局部结构的影响。局部梯度强度标准差的计算过程如下:

第一步,计算图像的梯度强度特征图并采用公式(8)进行归一化。

第二步,将图像划分为大小相同的 cell,对每一个 cell 求标准差,得到局部梯度强度标准差特征图。

第三步,将局部梯度强度标准差特征图划分为大小相同的 block,每个 block 包含 6×6 个 cell。将每个 block 的梯度强度标准差平均划分成 10 个直方图通道,统计得到局部梯度强度标准差直方图 H_4 。

2.5 局部亮度标准差直方图

局部亮度标准差反映局部范围内亮度的波动程度,能够有效衡量对比度失真对图像质量的影响。局部亮度标准差的计算过程如下:

第一步,采用公式(8)对图像进行归一化处理。

第二步,将图像划分为大小相同的 cell,对每一个 cell 求标准差,得到局部亮度标准差特征图。

第三步,将局部亮度标准差特征图划分为大小相同的 block,设置 block 大小为 6×6 个 cell。将每个 block 的亮度标准差平均划分成 10 个直方图通道,得到局部亮度标准差直方图 H_5 。

2.6 融合特征与图像质量评价模型

图像失真会导致图像降质,通过衡量失真图像和参考图像之间的差异能够有效评价图像质量。文中方法通过比较失真图像和参考图像之间不同特征的差异得到对应差异特征图,最终得到不同特征所对应的差异值,具体流程如图 4 所示。

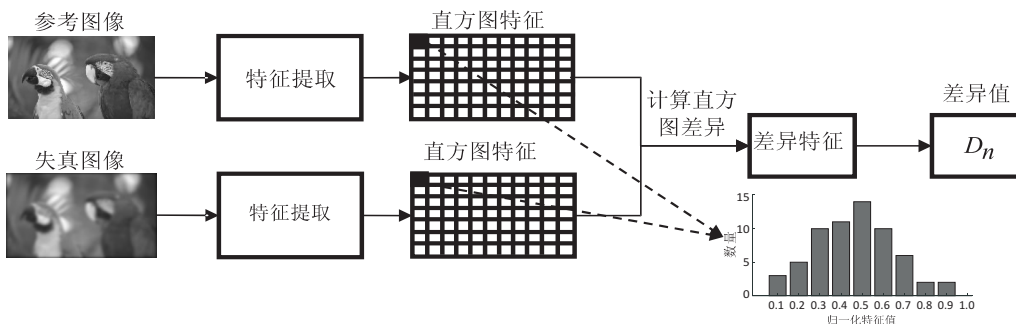


图 4 差异特征和差异值计算流程

文中方法分别提取图像所对应的5个特征。之后,采用公式(9)计算失真图像和参考图像之间的差异特征图,其中 sim_i 表示差异特征图, $\text{sim}_i(a, b)$ 表示失真图像和参考图像第 a 行、第 b 列的 block 或 cell 的直方图 H_i^{dis} 和 H_i^{ref} 的差异, $\vec{m}^{a,b}$ 和 $\vec{n}^{a,b}$ 分别表示失真图像和参考图像对应位置的特征向量。

$$\text{sim}_i(a, b) = \frac{\vec{m}^{a,b} \cdot \vec{n}^{a,b}}{\|\vec{m}^{a,b}\| \cdot \|\vec{n}^{a,b}\|} \quad (9)$$

$$D_i = \frac{\sum \text{sim}_i(a, b)}{p \times q} \quad (10)$$

对于 H_2 、 H_4 和 H_5 , $\text{sim}_i(a, b)$ 表示失真图像和参考图像相应位置 block 之间的直方图差异;对于 H_1 和 H_3 , $\text{sim}_i(a, b)$ 表示失真图像和参考图像相应位置 cell 之间的直方图差异。该文定义5个差异特征图:局部梯度强度差异特征图 sim_1 、梯度方向差异特征图 sim_2 、局部亮度差异特征图 sim_3 、局部梯度强度标准差差异特征图 sim_4 和局部亮度标准差差异特征图 sim_5 。定义差异特征图 sim_i 的大小为 $p \times q$, sim_i 的差异值 D_i 可以通过公式(10)计算得到。

融合5个质量相关特征所对应的差异值 D_1 、 D_2 、 D_3 、 D_4 和 D_5 得到融合特征 $X = [D_1, D_2, D_3, D_4, D_5]$ 。

该文利用 LIBSVM 包实现带有径向基函数核的支持向量回归机^[38]。在训练阶段,提取训练集图像所对应融合特征后,采用 SVR 建立融合特征和失真图像主观质量分值之间的映射关系得到质量预测模型。在测试阶段,计算测试图像及其参考图像之间的特征差异,将对应差异特征输入训练得到的图像质量评价模型,即可得到测试图像质量预测分值。

3 实验结果与分析

3.1 数据库与评价标准

在 exBeDDE、LIVE、CSIQ、TID2013、QACS 和 SIQAD 数据库上进行方法性能分析,每个数据库均提供图像的平均主观得分(mean opinion score, MOS)或平均主观得分差(difference mean opinion score, DOMS)。exBeDDE 包含12幅清晰图像、167幅雾化图像。12幅清晰图像拍摄于中国的12个省会城市,167幅雾化图像拍摄于12个城市的相同位置。LIVE、CSIQ 和 TID2013 是常用的自然图像数据库,QACS 和 SIQAD 是常用的截屏图像数据库。数据库详细信息如表1所示。通过6个图像数据库上的性能分析,能够有效判定方法对于不同图像类型的适用性。

该文采用斯皮尔曼相关性系数(Spearman rank correlation, SROCC)、线性相关系数(Pearson linear correlation coefficient, PLCC)、肯德尔秩相关系数

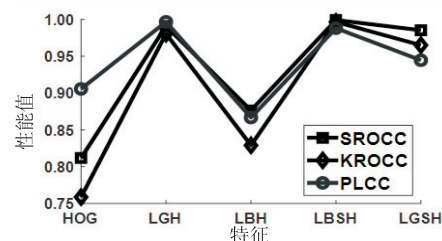
(Kendall rank-order correlation coefficient, KROCC) 和均方根误差(root mean squared error, RMSE)这4个性能指标衡量不同图像质量评价方法的性能。SROCC、KROCC 和 PLCC 的值越接近1,对应方法的性能越佳, RMSE 值越低,对应方法的准确率越高。其中, SROCC 和 KROCC 能够有效衡量方法的单调性, PLCC 和 RMSE 可以衡量方法的准确性。

表1 图像数据库相关信息

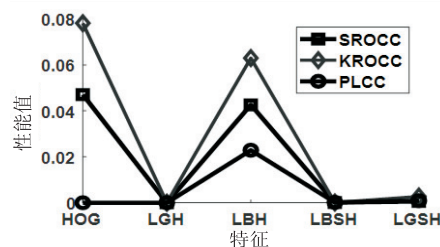
名称	参考图像	图像数量	失真类型	主观评分
exBeDDE	12	167	1	MOS
LIVE	29	779	5	DMOS
CSIQ	30	866	6	DMOS
TID2013	25	3 000	24	MOS
QACS	24	492	2	MOS
SIQAD	20	980	7	DMOS

3.2 单一特征分析

该文设计实验进行单一特征性能分析,衡量梯度方向直方图(histogram of oriented gradient, HOG)、局部梯度强度直方图(local gradient intensity histogram, LGH)、局部亮度直方图(local brightness histogram, LBG)、局部梯度强度标准差直方图(local gradient intensity standard deviation histogram, LGSH)和局部亮度标准差直方图(local brightness standard deviation histogram, LBSH)特征的有效性。



(a)特征性能平均值



(b)特征性能方差

图5 单一特征对雾化图像的性能平均值和方差

为了衡量特征对于雾化失真的有效性,在 exBeDDE 数据库不同城市雾化图像上进行特征性能测试。图5给出了单一特征在 exBeDDE 数据库上的性能分析结果,其中图5(a)是单一特征对 exBeDDE 数据库中12个城市雾化图像的性能平均值,图5(b)是单一特征对 exBeDDE 数据库中12个城市雾化图像的性能方差。依据图5中结果可以得到以下结论:首先,

5 个特征在不同城市的性能平均值均超过 0.75, LGH、LBSH 和 LGSH 特征所对应 SROCC、KROCC 和 PLCC 的性能平均值均超过 0.95, HOG 特征的平均 PLCC 值超过 0.9, LBH 特征的平均 SROCC 和 PLCC 值均超过 0.85。其次, 5 个特征在不同城市的性能方差均不超过 0.08, LGH、LGSB 和 LBSH 在雾化图像上的 SROCC、KROCC 和 PLCC 的方差都低于 0.005。综上所述, 文中方法所提取的图像特征在雾化图像质量评价上均有较高的适用性和稳定性。

为了衡量特征对于单一失真类型的有效性, 在 CSIQ 数据库上对每个特征进行失真适用性测试, 表 2 给出了每个特征对 CSIQ 数据库 5 种失真类型的评价结果: 高斯模糊 (BLUR)、JPEG 压缩失真 (JPEG)、全局对比度下降 (CONTRAST)、高斯白噪声 (FNOISE) 和加性高斯粉红噪声 (AWGN)。表 2 中每个失真类

型的最优值和次优值用加粗突出表示。依据表 2 中结果可以得到以下结论: 首先, 对于模糊失真, HOG 和 LBH 的性能较优, 最优和次优的 SROCC 均高于 0.94; 对于 JPEG 压缩失真, HOG 和 LBH 的性能较优, 最优和次优的 SROCC 均高于 0.91; 对于对比度失真, LGH 和 LBH 的性能较优, 最优和次优的 SROCC 均高于 0.93; 对于高斯白噪声, LBH 性能最优, SROCC 高于 0.94, LBSH 性能次优, SROCC 高于 0.85; 对于加性粉红噪声, LBH 性能最优, SROCC 高于 0.95, LGSH 性能次优, SROCC 高于 0.82。其次, 每种失真类型所对应的最优 SROCC 和 PLCC 值均高于 0.92。综上所述, 文中方法所提取特征适用于不同的失真类型, 考虑到不同特征对于不同失真类型的适用性存在差异, 综合所有特征来进行图像质量评价会获得更高的适用性。

表 2 单一特征对其他失真类型的性能表现

失真类型	指标	HOG	LGH	LBH	LBSH	LGSH
BLUR	SROCC	0.943 7	0.935 7	0.956 8	0.746 4	0.596 5
	PLCC	0.952 2	0.774 0	0.905 1	0.698 0	0.524 3
JPEG	SROCC	0.923 9	0.894 4	0.915 3	0.848 2	0.806 0
	PLCC	0.932 2	0.711 4	0.920 4	0.836 0	0.811 2
CONTRAST	SROCC	0.540 0	0.942 0	0.938 6	0.861 1	0.708 8
	PLCC	0.442 3	0.780 8	0.786 2	0.844 2	0.684 5
FNOISE	SROCC	0.649 4	0.789 2	0.940 0	0.864 1	0.815 2
	PLCC	0.570 8	0.614 4	0.860 2	0.879 6	0.812 1
AWGN	SROCC	0.685 7	0.809 6	0.953 8	0.770 5	0.821 2
	PLCC	0.720 7	0.815 5	0.954 7	0.768 7	0.829 9

3.3 局部分块大小分析

MFD 方法基于图像分块进行特征提取, 因此图像分块大小的合理性与特征性能紧密联系。该文分别测试 5 个单一特征在图像分块大小变化时的性能变化, 得到不同特征所对应的最佳分块大小。不同特征在 exBeDDE 数据库的实验结果如图 6 所示。图 6 中, 横坐标表示局部分块的大小, 纵坐标表示单一特征在特定分块大小条件下所对应的 SROCC 值。依据图中结果可以得到如下结论: 首先, 分块大小会在一定程度上

影响特征性能。其次, HOG、LGH 和 LBH 特征在大部分情况下性能都高于 0.8, 这三种特征在分块大小变化时能够保持较高的稳定性。最后, LGSH 和 LBSH 虽在部分情况下 SROCC 不高于 0.2, 但在一些分块大小的条件下可以获得 SROCC 值高于 0.8 的结果。根据实验结果 MFD 选定不同特征的最佳分块大小: (1) HOG 特征的分块大小为 8×8 ; (2) LGH 的分块大小为 20×20 ; (3) LBH 的分块大小为 8×8 ; (4) LGSH 的分块大小为 3×3 ; (5) LBSH 的最佳分块大小为 3×3 。

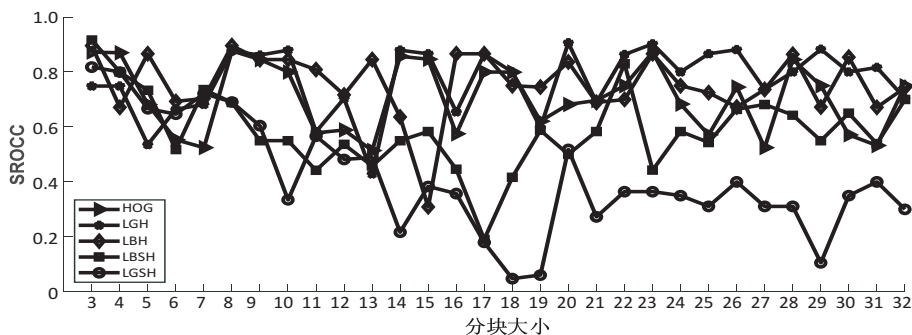


图 6 分块大小对于单一特征性能的影响

3.4 方法性能分析

将 MFD 方法与 SSIM、PSNR、FSIM、VSI、VIF 和 VI 方法在 exBeDDE 数据库和 5 个经典数据库上进行性能对比分析以验证 MFD 的有效性。

表 3 给出了 MFD 和其他方法在 exBeDDE 数据库上的性能比较结果,不同评价指标所对应最优和次优的性能值用加粗突出表示。依据表 3 结果可以得到以下结论:首先,在 exBeDDE 数据库上 MFD 的 SROCC 和 KROCC 值最优,VI 的 SROCC 和 KROCC 是次优,

最优 SROCC 和 KROCC 均比次优结果要高 0.04 以上。其次,MFD 对应的 PLCC 和 RMSE 值是次优,比最优结果相差均不超过 0.02。最后,部分经典图像质量评价方法对于雾化图像质量评价的适用性较差,其中 SSIM、VSI 和 PSNR 的 SROCC 值均没有超过 0.8, VIF 的 SROCC、KROCC 和 PLCC 的值均低于 0.1。综上所述,MFD 能够准确评价雾化图像的质量,其性能与适用于 exBeDDE 数据库的方法 VI 相比较具有一定的优势。

表 3 方法在 exBeDDE 数据库上的性能比较

方法	SROCC	KROCC	PLCC	RMSE
SSIM	0.786 9	0.665 4	0.862 9	0.110 8
PSNR	0.684 3	0.562 5	0.707 2	0.159 3
FSIM	0.805 4	0.673 1	0.863 4	0.109 4
VSI	0.788 7	0.671 9	0.837 0	0.107 5
VIF	0.073 1	0.046 0	0.091 2	0.111 3
VI	0.880 5	0.772 5	0.929 6	0.080 1
MFD	0.928 7	0.833 3	0.910 7	0.090 1

为了衡量方法对于其他数据类型的准确性,表 4 给出了不同图像质量评价方法在 5 个经典数据库上的质量评价结果,其中每个数据库对应的最优值和次优值用加粗突出表示。依据表 4 的结果可得到如下结论:首先,MFD 在 CSIQ 和 SIQAD 数据库取得最优,最

优 SROCC 均比次优高出超过 0.01。其次,MFD 在 TID2013 数据库上取得次优,对应的 SROCC 值与最优值仅差 0.000 5。最后,MFD 在 LIVE 和 QACS 数据库上的 SROCC 值与前二的评价结果仅相差 0.005。

表 4 方法在经典数据库上的性能比较

方法	指标	LIVE	CSIQ	TID2013	QACS	SIQAD
SSIM	SROCC	0.926 9	0.836 8	0.627 4	0.868 3	0.755 1
	KROCC	0.756 2	0.632 5	0.455 4	0.698 0	0.558 3
	PLCC	0.924 3	0.815 4	0.686 1	0.868 9	0.746 1
PSNR	SROCC	0.875 6	0.805 8	0.553 1	0.865 6	0.560 8
	KROCC	0.686 5	0.608 4	0.402 7	0.676 8	0.422 6
	PLCC	0.872 3	0.800 0	0.573 4	0.867 9	0.550 8
FSIM	SROCC	0.963 4	0.924 2	0.801 5	0.910 8	0.581 9
	KROCC	0.833 7	0.756 7	0.628 9	0.743 3	0.425 0
	PLCC	0.959 7	0.912 0	0.858 9	0.907 3	0.590 2
VSI	SROCC	0.952 4	0.942 3	0.896 5	0.871 9	0.538 1
	KROCC	0.805 8	0.785 7	0.718 3	0.694 2	0.387 4
	PLCC	0.948 2	0.927 9	0.900 0	0.871 5	0.556 8
VIF	SROCC	0.963 9	0.919 5	0.676 9	0.937 2	0.634 1
	KROCC	0.828 2	0.753 7	0.514 7	0.788 3	0.457 7
	PLCC	0.960 4	0.927 7	0.772 0	0.933 9	0.706 6
VI	SROCC	0.536 7	0.478 0	0.281 5	0.386 5	0.518 4
	KROCC	0.423 7	0.328 1	0.190 4	0.279 3	0.358 0
	PLCC	0.571 7	0.502 0	0.170 9	0.434 6	0.564 7
MFD	SROCC	0.959 1	0.956 7	0.896 1	0.908 7	0.769 4
	KROCC	0.807 7	0.819 6	0.727 8	0.733 3	0.570 8
	PLCC	0.947 4	0.963 3	0.886 9	0.903 9	0.757 9

为了衡量方法对于数据类型变化的稳定性和适用性,该文计算表 4 方法在 5 个经典数据库上性能值的平均值和方差,具体结果如表 5 所示。表 5 中均值和方差的最优值和次优值用加粗突出表示。依据表 5 的

表 5 方法在经典数据库上性能的平均值和方差

	指标	SSIM	PSNR	FSIM	VSI	VIF	VI	MFD
均值	SROCC	0.802 9	0.732 1	0.836 3	0.840 2	0.826 3	0.440 2	0.898 0
	KROCC	0.620 0	0.559 4	0.677 5	0.678 2	0.668 5	0.315 9	0.731 8
	PLCC	0.808 1	0.732 8	0.845 6	0.840 4	0.860 1	0.448 7	0.891 8
方差	SROCC	0.013 4	0.026 3	0.023 8	0.029 6	0.024 7	0.011 2	0.005 5
	KROCC	0.013 9	0.018 9	0.025 2	0.028 5	0.028 8	0.007 6	0.009 8
	PLCC	0.008 9	0.025 1	0.021 6	0.026 0	0.012 8	0.027 1	0.006 5

综上所述,MFD 方法在图像失真变化时能够保持准确的质量评价结果,具有较高的实用价值。

4 结束语

提出了一种基于特征融合的雾化图像质量评价方法,提取失真图像和参考图像之间的差异特征以衡量图像质量。实验结果表明,该方法能够准确衡量雾化图像质量,同时能够满足不同失真条件下自然场景图像和截屏图像的质量评价需求。

当前方法为全参考图像质量评价方法,对参考图像信息具有较高的依赖性。考虑到实际应用场景中参考图像较难获取,后续研究将收集更多适用于雾化图像的质量相关特征并设计无参考图像质量评价方法以提高方法的实际应用价值。

参考文献:

- [1] 田永强. 智能视频监控技术研究及应用[J]. 科技资讯, 2019, 17(5): 6.
- [2] 王雪梅. 单幅图像去雾算法的研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2019.
- [3] 阳小燕, 许伦辉, 宗建华, 等. 一种基于 Dark Channel Prior 图像去雾改进算法[J]. 计算机科学与应用, 2020, 10(12): 2189-2196.
- [4] 吴世海, 鲍义东, 陈 果, 等. 基于随机 Gabor 特征的半参考农作物图像质量评价方法[J]. 计算机与现代化, 2020(5): 70-74.
- [5] 贾惠珍, 王同罕, 傅 鹏. 多特征融合的图像质量评价方法[J]. 模式识别与人工智能, 2019, 32(7): 669-675.
- [6] 韦 凯, 邹时林, 刘学军. 一种基于道路监控视频图像质量评估的新方法[J]. 测绘与空间地理信息, 2016, 39(5): 35-37.
- [7] 唐桔森, 郑元林, 廖开阳, 等. 基于视觉感知特征融合的图像质量评价[J]. 西安理工大学学报, 2018, 34(4): 454-459.
- [8] 韩 翰, 卓 力, 张 菁, 等. 基于深度学习的无参考图像

结果,MFD 的均值和方差均是最优值, 均值比次优均值高于超过 0.05, 方差比次优结果低 0.03 以上。因此, 当图像类型和失真类型变化时该方法具有较优的稳定性和适用性。

质量评价综述[J/OL]. 测控技术, 2021; 1-10.

- [9] MITTAL A, MOORTHY A K, BOVIK A C. No-reference image quality assessment in the spatial domain[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(12): 4695-4708.
- [10] MITTAL A, SOUNDARARAJAN R, BOVIK A C. Making a “completely blind” image quality analyzer[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(3): 209-212.
- [11] MOORTHY A K, BOVIK A C. Blind image quality assessment: from natural scene statistics to perceptual quality[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(12): 3350-3364.
- [12] 王志明. 无参考图像质量评价综述[J]. 自动化学报, 2015, 41(6): 1062-1079.
- [13] HU Q, SHENG Y, YANG L. Reduced-reference image quality assessment for single-image super-resolution based on wavelet domain[C]//Proceedings of the 2019 Chinese control and decision conference (CCDC). Nanchang: IEEE, 2019: 2067-2071.
- [14] GUNAWAN I P, CLORAMIDINA O, SYAFA' AH S B. E-valuation of high dynamic range reduced-reference image quality assessment based on spatial features[C]//Proceedings of the 2019 international seminar on research of information technology and intelligent systems (ISRITI). Yogyakarta: IEEE, 2020: 284-289.
- [15] SOUNDARARAJAN R, BOVIK A C. RRED indices: reduced reference entropic differencing for image quality assessment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(2): 517-526.
- [16] ISMAIL A, BULENT S, KHALID S. Statistical evaluation of image quality measures[J]. Journal of Electronic Imaging, 2002, 11(2): 206-223.
- [17] 高方远, 何立火. 基于深度网络和视觉特性的无参考图像质量评价方法[J]. 南京师大学报: 自然科学版, 2019, 42(3): 20-26.
- [18] ZHOU W, BOVIK A C, SHEIKH H R. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE

- Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600–612.
- [19] SHEIKH H R, BOVIK A C. Image information and visual quality[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(2): 430–444.
- [20] ZHANG L, ZHANG L, MOU X. FSIM; a feature similarity index for image quality assessment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(8): 2378–2386.
- [21] XUE W, ZHANG L, MOU X. Gradient magnitude similarity deviation; a highly efficient perceptual image quality index[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(2): 684–695.
- [22] ZHANG R, ISOLA P, EFROS A A. The unreasonable effectiveness of deep features as a perceptual metric[C]//Proceedings of the 2018 IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. Salt Lake City: IEEE, 2018: 586–595.
- [23] MEYNET G, NEHMÉ Y, DIGNE J. PCQM; a full-reference quality metric for colored 3D point clouds[C]//Proceedings of the 2020 twelfth international conference on quality of multimedia experience (QoMEX). Athlone: IEEE, 2020: 1–6.
- [24] TIAN Y, ZENG H, HOU J. A light field image quality assessment model based on symmetry and depth features[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2021, 31(5): 2046–2050.
- [25] HUANG Y, WANG M. An efficient quality assessment method for screen content image based on gabor[C]//Proceedings of the 2020 IEEE 5th international conference on signal and image processing (ICSIP). Nanjing: IEEE, 2021: 201–205.
- [26] 王惠明, 董文辉, 尹怡晨. AVS+统计复用视频压缩图像质量评价方法研究[J]. 广播与电视技术, 2019, 46(1): 44–48.
- [27] 陈 健, 李诗云, 林 丽. 模糊失真图像无参考质量评价综述[J/OL]. 自动化学报, 2021: 1–23.
- [28] 程 珊, 曾焕强, 陈 婧. 基于特征融合的无参考屏幕图像质量评价[J]. 信号处理, 2019, 35(3): 419–425.
- [29] 刘玉涛. 基于视觉感知与统计的图像质量评价方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
- [30] SAILI H, XIUHUA J. A novel color damaged index of digital images[C]//Proceedings of the 2015 11th international conference on natural computation (ICNC). Zhangjiajie: IEEE, 2016: 925–929.
- [31] 王汝心, 马维华. 结合 HOG 特征的车牌识别方法[J]. 计算机时代, 2021, 39(7): 1–5.
- [32] ZHAO S, ZHANG L, HUANG S. Dehazing evaluation; real-world benchmark datasets, criteria, and baselines[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 6947–6962.
- [33] 张丹丹, 赵迎会. 自然图像质量评价方法综述[J]. 电脑知识与技术, 2020, 16(9): 203–205.
- [34] 杨玉芬. 基于人类视觉系统的图像质量评价算法研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2016.
- [35] PONOMARENKO N, IEREMEIEV O, LUKIN V. Color image database TID2013: peculiarities and preliminary results[C]//Proceedings of the European workshop on visual information processing (EUVIP). Paris: IEEE, 2013: 106–111.
- [36] WANG S, GU K, ZHANG X. Subjective and objective quality assessment of compressed screen content images[J]. IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems, 2016, 6(4): 532–543.
- [37] YANG H, YUMING F, LIN W. Subjective quality assessment of screen content images[C]//Proceedings of the 2014 sixth international workshop on quality of multimedia Experience (QoMEX). Singapore: IEEE, 2014: 257–262.
- [38] AJAY A, DIXON K D M, SOWMYA V. Aerial image classification using GURLS and LIBSVM[C]//Proceedings of the 2016 international conference on communication and signal processing (ICCSP). Melmaruvathur: IEEE, 2016.