

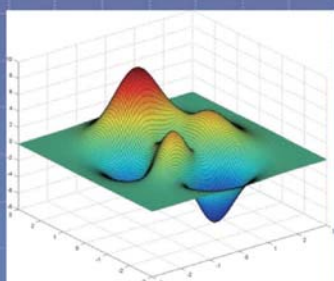


主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

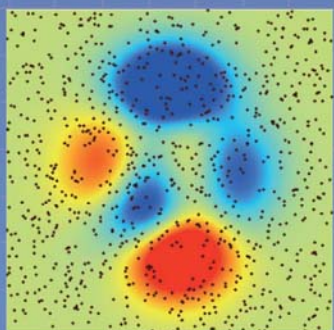
中国图象图形学报

2014
02
VOL.19

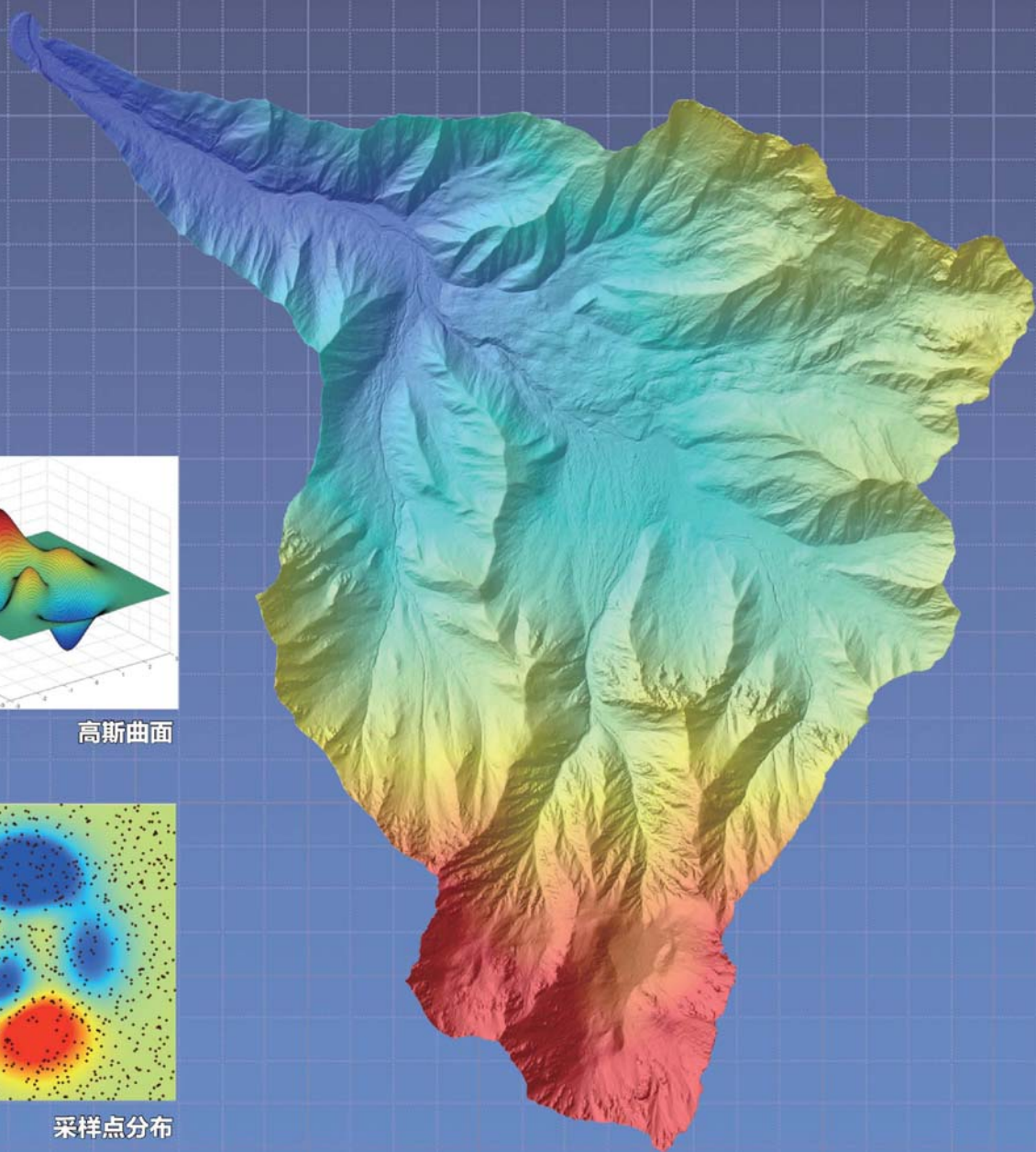
ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



高斯曲面



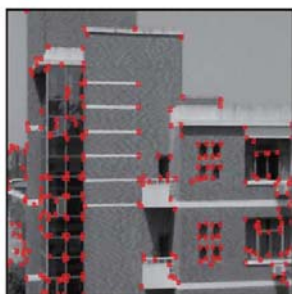
采样点分布



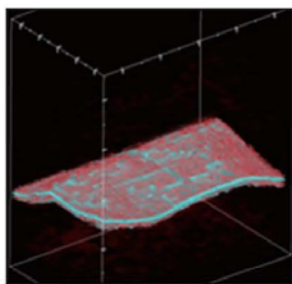
HASM地形模拟 P290



邻域最短距离法寻找最佳拼接缝(第227页)



曲率尺度空间与链码方向统计的角点检测(第234页)



目标特征指导的多分辨率体绘制算法(第283页)

计算机视觉前沿论坛

行为理解的认知推理方法

陶霖密, 杨卓宁, 王国建 0167

深度学习及其在目标和行为识别中的新进展

郑胤, 陈权崎, 章毓晋 0175

图像处理 and 编码

分布式视频编码中基于改进FCM聚类的相关噪声模型估计

杨春玲, 吴娟 0185

结合一阶自回归滑动平均和压缩感知的视频模型

王教余, 徐小红, 沈仁明, 廖重阳, 杨勋 0194

信息量加权的梯度显著度图像质量评价

徐少平, 杨荣昌, 刘小平 0201

优化加权TV的复合正则化压缩感知图像重建

费选, 韦志辉, 肖亮, 李星秀 0211

消除图像伪轮廓的各向异性自适应滤波

倪婧, 王朔中, 廖纯, 曾兴 0219

邻域最短距离法寻找最佳拼接缝

郑悦, 程红, 孙文邦 0227

图像分析和识别

曲率尺度空间与链码方向统计的角点检测

曾接贤, 李炜烨 0234

基于方向特征的手掌静脉识别

周宇佳, 刘娅琴, 杨丰, 黄靖 0243

复杂环境下高效物体跟踪级联分类器

江伟坚, 郭躬德 0253

图像理解和计算机视觉

均值规范化对比度的局部特征描述符

颜雪军, 赵春霞, 袁夏, 徐丹, 刘凡 0266

计算机图形学

三角域上Said-Ball基的推广渐近迭代逼近

张莉, 李园园, 杨燕, 檀结庆 0275

目标特征指导的多分辨率体绘制算法

郭思奇, 鲁才, 聂小燕 0283

地理信息技术

高精度曲面建模优化方案

赵明伟, 岳天祥, 赵娜 0290

医学图像处理

应用于人体关节缺损修复的建模与可视化

邢慧君, 杨健, 李勤 0297

小邻域统计信息核磁共振医学图像分割模型

张建伟, 方林, 陈允杰, 詹天明 0305

遥感图像处理

结合暗通道原理和双边滤波的遥感图像增强

周雨薇, 陈强, 孙权森, 胡宝鹏 0313

改进NSCT和IHS变换相结合的遥感影像融合

刘慧, 周可法, 王金林, 王珊珊 0322

分段2维主成分分析的超光谱图像波段选择

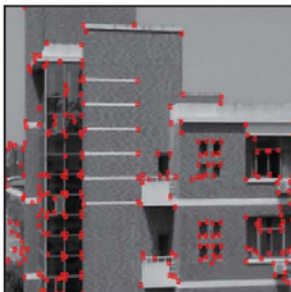
张婧, 孙俊喜, 阮光诗, 刘红喜 0328

CONTENTS

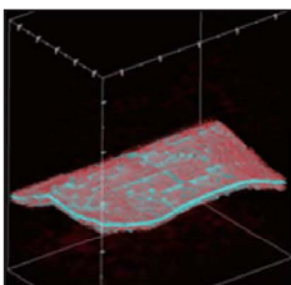
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Finding an optimal seam-line through the shortest distance in the neighborhood(P227)



Corner detection based on curvature scale space and chain code direction statistics(P234)



Target feature based multi-resolution volume rendering(P283)

Forum: Forefront of Computer Vision

Cognitive reasoning method for behavior understanding

Tao Linmi, Yang Zhuoning, Wang Guojian 0167

Deep learning and its new progress in object and behavior recognition

Zheng Yin, Chen Quanqi, Zhang Yujin 0175

Image Processing and Coding

Correlation noise modeling based on improved Fuzzy C-Means clustering in distributed video coding

Yang Chunling, Wu Juan 0185

Compressed sensing video model based on a first-order autoregressive moving average model

Wang Jiaoyu, Xu Xiaohong, Shen Renming, Liao Chongyang, Yang Xun 0194

Information content weighted gradient saliency structural similarity index for image quality assessment

Xu Shaoping, Yang Rongchang, Liu Xiaoping 0201

Compound regularized compressed sensing image reconstruction based on optimal reweighted TV

Fei Xuan, Wei Zhihui, Xiao Liang, Li Xingxiu 0211

False contour suppression with anisotropic adaptive filtering

Ni Jing, Wang Shuozhong, Liao Chun, Zeng Xing 0219

Finding an optimal seam-line through the shortest distance in the neighborhood

Zheng Yue, Cheng Hong, Sun Wenbang 0227

Image Analysis and Recognition

Corner detection based on curvature scale space and chain code direction statistics

Zeng Jiexian, Li Weiye 0234

Palm-vein recognition based on oriented features

Zhou Yujia, Liu Yaqin, Yang Feng, Huang Jing 0243

Efficient cascade classifier for object tracking in complex conditions

Jiang Weijian, Guo Gongde 0253

Image Understanding and Computer Vision

Local feature descriptor based on mean normalized contrast

Yan Xuejun, Zhao Chunxia, Yuan Xia, Xu Dan, Liu Fan 0266

Computer Graphics

Generalized progressive iterative approximation for Said-Ball based on triangular domains

Zhang Li, Li Yuanyuan, Yang Yan, Tan Jieqing 0275

Target feature based multi-resolution volume rendering

Guo Siqi, Lu Cai, Nie Xiaoyan 0283

Geoinformatics

HASM optimization based on the improved difference scheme

Zhao Mingwei, Yue Tianxiang, Zhao Na 0290

Medical Image Processing

Method of modeling and visualization for repairing of osteoarticular defect

Xing Huijun, Yang Jian, Li Qin 0297

Magnetic resonance medical images segmentation based on a local statistical information model

Zhang Jianwei, Fang Lin, Chen Yunjie, Zhan Tianming 0305

Remote Sensing Image Processing

Remote sensing image enhancement based on dark channel prior and bilateral filtering

Zhou Yuwei, Chen Qiang, Sun Quansen, Hu Baopeng 0313

Remote sensing image fusion based on an improved NSCT and IHS transformation

Liu Hui, Zhou Kefa, Wang Jinlin, Wang Shanshan 0322

Segmented 2DPCA algorithm for band selection of hyperspectral image

Zhang Jing, Sun Junxi, Ruan Guangshi, Liu Hongxi 0328

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2014)02-0201-10

论文引用格式: 徐少平, 杨荣昌, 刘小平. 信息量加权的梯度显著度图像质量评价[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(2): 201-210. [DOI: 10.11834/jig.20140205]

信息量加权的梯度显著度图像质量评价

徐少平¹, 杨荣昌¹, 刘小平^{1,2}

1. 南昌大学信息工程学院, 南昌 330031; 2. 加拿大卡尔顿大学系统与计算机工程系, 渥太华 K1S 5B6

摘要: 目的 针对信息量加权结构化图像质量评价算法 (Information Content Weighted SSIM) 对图像局部失真度量能力的不足, 提出了一种被称为信息量加权的梯度显著度图像质量评价改进算法 (Information Content Weighted Gradient Saliency SSIM)。方法 该算法首先根据人眼视觉系统响应亮度刺激的韦伯定律, 仅在空域内利用一次滤波快速计算出当前像素点与背景之间的对比度并将其非线性映射为该像素点的视觉显著度。然后, 将视觉显著度与梯度特征结合后获得了一种新的被称为梯度显著度局部失真度量 (GS-SSIM) 并将其替换 IW-SSIM 算法中的 SSIM 局部结构化度量。结果 在六大公开基准数据库上完成的大量对比实验表明: 对于图像的各种噪声和模糊等类型失真, GS-SSIM 较 SSIM 局部失真度量具有更高的评价准确率。与 IW-SSIM 算法和其他被广泛引用的图像质量评价算法相比, 改进算法评价结果总体上与主观评价结果具有更高的一致性。结论 视觉显著度与梯度特征结合后所构成的结构化度量能够有效提高经典 SSIM 结构化度量对图像局部失真度量的准确性, 未来可以考虑将人类视觉系统 (HVS) 的其他特性融入到图像质量评价算法中, 以进一步提高算法的准确性。

关键词: 图像质量评价; 信息量加权; 韦伯定律; 视觉显著度; 梯度结构

Information content weighted gradient saliency structural similarity index for image quality assessment

Xu Shaoping¹, Yang Rongchang¹, Liu Xiaoping^{1,2}

1. School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China;

2. Department of Systems and Computer Engineering, Carleton University, Ottawa K1S 5B6, Canada

Abstract: **Objective** Image quality assessment (IQA) aims to use computational models to measure the image quality consistently with subjective evaluations. The well-known structural-similarity (SSIM) index brings IQA from pixel-based stage to structure-based stage, and a multi-scale information content weighting approach based upon a Gaussian scale mixture (GSM) model of natural images, namely information content weighted SSIM image quality assessment algorithm (IW-SSIM). It was proposed recently and achieved significant and consistent performance improvement compared to SSIM-based IQA algorithms. The success of the IW-SSIM approach may be understood as a natural consequence of an effective combination of several approaches that have been proven useful in IQA research. These include multi-scale image decomposition followed by scale-variant weighting, SSIM-based local quality measurement, and information theoretic analysis of visual information content and fidelity. Aiming at improving the local distortion measurement of the IW-SSIM, we propose a novel algorithm called information content weighted gradient saliency SSIM (IW-GS-SSIM). **Method** It is well known that human vision has a nonlinear perception to different physical stimuli (e. g. luminance), which has been theorized and em-

收稿日期: 2013-05-22; 修回日期: 2013-09-05

基金项目: 国家高技术研究发展计划 (863) 基金项目 (2013AA013804); 国家自然科学基金项目 (61163023, 41261091, 61379018); 江西省自然科学基金项目 (20114BAB211024, 20133BBE50029); 江西省省级教改项目 (JXJG12124)

第一作者简介: 徐少平 (1976—), 男, 副教授, 2010 年于南昌大学获机械电子工程专业工学博士学位, 主要研究方向为图形图像处理、机器视觉和虚拟手术仿真等。E-mail: xushaoping@ncu.edu.cn

pirically proven by the psychologist E. H. Weber. Weber's Law is computed empirically but its effectiveness had been proven for several application fields. We assume that Weber's law is also suitable for image gradient magnitude, which has been empirically verified by testing subject-rated IQA databases. Because the human visual system (HVS) responds to the brightness stimulus mainly complying with Weber's law, the proposed algorithm only performs one pass filtering to calculate the contrast between the current pixel and its background quickly, which is used as a dimensionless measure of the visual significance of the gradient structure after applying nonlinear mapping. The gradient magnitude combined with Weber visual significance serves basis for characterizing the local image quality. Weber visual significance and the gradient magnitude play complementary roles in characterizing the image local quality, which is used to replace the SSIM local distortion metric of the IW-SSIM algorithm. **Result** Extensive experiments performed on six benchmark IQA databases demonstrate that as a local distortion metric the GS-SSIM has higher evaluation accuracy than SSIM for image noise and blurring distortion. Our extensive tests across six publicly-available independent image databases verified that IW-GS-SSIM's performances are often superior otherwise similar when compared to the other representative or prominent IQA algorithms in terms of correlation between objective measured quality values and subjective observations, validating that it is a very robust IQA algorithm. **Conclusion** In summary, we propose a novel gradient magnitude saliency-based IQA algorithm in this paper, namely information content weighted gradient salience SSIM (IW-GS-SSIM). The underlying principle of the IW-GS-SSIM is that the HVS perceives an image mainly based on its salient low-level image feature. Specially, the perception nonlinearity of image gradient magnitude-based local image quality measurement is implemented, i. e. GS, which can better characterize image local quality measure. We believe that our results support the general principle underlying our approach, i. e., some HVS properties on image gradient should been explored and incorporated into designing the new IQA algorithm. We expect that our works could give new insights to people who are interested in image quality assessment.

Key words: image quality assessment; information content weighted; Weber law; visual salience; gradient structure

0 引言

图像质量(image quality)是比较各种图像处理算法性能优劣的主要指标以及优化系统参数的重要依据,建立有效的图像质量评价(IQA)算法具有重要的意义^[1,4]。IQA算法从实现方法上可以分为主观(subjective)和客观(objective)评价算法两种^[1]。理论上来说,人眼视觉系统(HVS)是图像最终接收者,主观评价算法所得到的评价结果应该最为可靠。然而,它需要由多位观测者针对测试图像进行多次重复实验,耗时多,费用高,难以应用到实时系统中,故常被用来作为评价各种客观IQA算法性能的金标准(ground truth)^[1,4];客观评价算法则通过模拟HVS系统感知机制建立相应模型定量给出量化指标来衡量图像质量,具有实现简单、效率高和易于与图像处理系统集成等优点,被各类实际系统广泛采用。客观IQA算法根据是否需要利用原始图像可以分为全参考(FR)、部分参考(RR)和无参考(NR)3种^[1]。其中,RR和NR客观IQA评价算法是近几年来才兴起,多基于自然图像统计(NSS)的学习分析结果给出图像质量评价。这类算法必须完成学习过程后才能进行图像质量评价,并且多是针对图

像的某种特定失真类型而进行,大大限制了这类方法应用范围和效果^[5-7]。与此相反,FR全参考图像评价算法利用原始图像可以获得充足的误差信息来进行图像质量分析,经过几十年的发展,已有一些比较成熟的评价算法^[8-9]。例如,2004年Wang等人^[9]从视觉心理学角度出发采用从高层模拟HVS系统视觉特性的策略,提出了经典的结构化相似度(SSIM)算法。SSIM算法通过计算图像中的局部亮度、对比度和结构信息3个方面局部特征的改变来度量图像质量的失真情况,该算法在实现效率和评价准确率等方面具有很好的鲁棒性,JVT(joint video team)已将SSIM算法引入到视频编码标准H.264的校验模型中^[1]。随后,研究者在经典SSIM算法的基础上对其进行改进,陆续提出了多尺度结构化相似度算法(MS-SSIM)^[10]、梯度结构化算法(G-SSIM)^[11]和多尺度梯度结构化算法(MS-G-SSIM)^[12]等改进算法。

近年来,新的一些基于SSIM结构化方法构建IQA算法相继提出,获得了更好的改进效果。例如:Zhang等人^[12]在2011年根据图像中视觉上可以区分的特征点处经过傅里叶变化后在不同频率上具有一致相位的性质,将相位一致性(PC)和梯度特征相结合并提出了一种被称为基于特征相似度的

(FSIM)评价算法。相位一致性可以认为是描述图像中像素点视觉显著度的一种度量(其特征值受图像局部对比度变化影响小),将它与梯度特征结合可以弥补在梯度值提取过程中对像素点处对比度变化范围的依赖。与其他目前在文献中被广泛引用的 IQA 算法相比,FSIM 算法在六大基准测试数据库上获得了令人满意的评价结果。然而,FSIM 算法中计算像素点的相位一致性需要在频率域内完成多次滤波计算并且还要进行正逆傅里叶变换才能完成,导致 FSIM 算法的执行效率偏低^[13]。Wang 等人在 2011 年从互信息理论提出了一种被称为信息量加权结构化图像质量评价算法(IW-SSIM)^[8,14]。IW-SSIM 算法采用信息量加权的方法能够对像素点在 Pooling 阶段的重要性进行较好的区分,甚至 PSNR (peak signal-to-noise ratio) 和 MSE (mean squared error) 这两个被广泛批评的常规 IQA 算法在与信息量加权系数相结合后也可以显著提高它们的评价准确率^[8]。总体来说,IW-SSIM 算法在计算效率方面较 FSIM 算法提高了不少,但在评价准确率方面比 FSIM 算法要差一些,主要原因在于它仍然采用 SSIM 作为衡量局部失真的度量(local quality/distortion measurement)。SSIM 在描述像素点局部结构化特征时,仅使用了当前像素点邻域内其他像素点的亮度值的统计信息,对这些像素点亮度值在空间上的分布(反映图像的结构特征)并没有考虑,而 FSIM 算法中使用梯度结构化局部失真度量则对此进行了考虑。

其实,大量实验已证明 HVS 系统对图像内容中的边缘细节的结构失真非常敏感,Zhu 等人^[15]就指出大多数类型的图像失真往往伴随梯度值改变。梯度特征作为一种反映图像中特定方向上亮度空间分布特点的图像特征被认为较 SSIM 结构化特征具有更好的描述能力^[16-17]。除此之外,近年来研究还表明如果能在梯度结构特征的基础上考虑 HVS 系统某些底层视觉特性,将可能获得更好的改进算法^[18-19]。为了进一步提高 IW-SSIM 算法的评价正确率,在 IW 框框架下根据 HVS 系统对亮度刺激的非线性感觉特性(韦伯定律),提出一种新的描述像素点视觉显著度计算方法并与梯度结构化度量结合后作为新的衡量局部图像失真程度的度量,改进后的算法称为信息量加权的梯度显著度图像质量评价算法(IW-GS-SSIM)。改进算法中的 GS-SSIM 局部度量仅在空域上完成一次滤波操作后经过非线性映射即可获得像素点的局部视觉显著度。视觉显著度

与梯度特征相结合较 IW-SSIM 算法中的 SSIM 局部度量计算量增加不多,但对图像失真程度度量的准确性却提高了不少。在六大基准测试数据库上完成大量对比实验表明:改进算法较 IW-SSIM 算法的评价准确率有明显的提升,可以达到甚至超过 FSIM 算法的水平,而计算量却远小于 FSIM 算法。与其他被广泛引用 IQA 算法相比,综合性能也更优。

1 IW-SSIM 算法简介

IW-SSIM 图像质量评价算法分为两个阶段。第一阶段主要任务是完成图像局部失真度量,第二阶段则是通过投票(pooling)将各像素点的局部失真度量值综合为对图像质量的单个客观评价价值(single score)。在 IW-SSIM 算法中衡量图像局部失真程度的度量(即 SSIM)定义^[8,9]为

$$\text{SSIM}_{\text{local}} = \frac{2\mu_R u_D + T_1}{\mu_R^2 + \mu_D^2 + T_1} \times \frac{2\sigma_{RD} + T_2}{\sigma_R^2 + \sigma_D^2 + T_2} \quad (1)$$

式中, μ_R, σ_R 是参考图像 R 中以位置 $P_i(x, y)$ 为中心像素点局部区域中所有像素点亮度的均值和标准差, u_D, σ_D 是失真图像 D 对应区域中所有像素点亮度的均值和标准差, σ_{RD} 是参考图像和失真图像的交叉相关性, T_1 和 T_2 是大于 0 的常量。在 IW-SSIM 算法 pooling 阶段,当前像素点 $P_i(x, y)$ 的加权系数 w_i 计算^[8]公式为

$$w_i = I(R; E) + I(D; F) - I(E; F) \quad (2)$$

式中, R 和 D 分别是参考和失真图像块, E 和 F 则分别是 R 和 D 经 HVS 通道所感受到图像块(perceived image block)由于 HVS 系统的生理和心理特点,原始图像块中所包含的信息并不直接等于人眼所感受到的最终信息, $I(A; B)$ 是图块 A 和 B 之间的互信息。根据高斯尺度混合模型(GSM),当前像素点 $P_i(x, y)$ 的亮度值(或者经过小波、Laplacian 等变换得到的转化系数)可由其局部邻域内像素点亮度值(或者转化系数)来确定^[8]。假定参考图像中图块 R 所有像素点亮度值表示为一个长度为 K 的列矢量。 R 用 GSM 模型可以表示为

$$R = sU \quad (3)$$

式中, U 是一个均值为 0 的高斯矢量(具有协方差 C_U), s 为混合系数。通常,GSM 模型允许 s 为一个在尺度空间上连续分布随机的变量。为了简化计算, s 的取值在不同尺度上只取固定值。类似的,失真图像图块 D 可以定义为

$$D = gR + V = gsU + V \quad (4)$$

式中, g 为增益系数, V 代表噪声(协方差 $C_V = \sigma_v I$, I 为单位矩阵)。 E 和 F 则可以被建模为在 R 和 D 基础上加入噪声, 定义为

$$E = R + N_1 = sU + N_1 \quad (5)$$

$$F = D + N_2 = gsU + V + N_2 \quad (6)$$

式中, N_1 和 N_2 被假设为独立的高斯白噪声(具有对角相关矩阵 $C_{N_1} = C_{N_2} = \sigma_n^2 I$), 参数 σ_n^2 用来对视觉扰动进行建模。根据互信息有关计算公式^[8], 式(2)可以计算为

$$w_i = \frac{1}{2} \log_2 \left[\frac{|C_{(E,F)}|}{\sigma_n^4} \right] \quad (7)$$

式中

$$|C_{(E,F)}| = |[(\sigma_v^2 + \sigma_n^2)s^2 + \sigma_n^2 g^2 s^2] C_U + \sigma_n^2 (\sigma_v^2 + \sigma_n^2) I| \quad (8)$$

为了计算 $C_{(E,F)}$ 的行列式值, 可以将协方差矩阵 C_U 分解为 $Q\Lambda Q^T$, 式中, Q 是正交矩阵, Λ 为具有 k 个 λ_k 特征值的对角矩阵。这样可以得到

$$|C_{(E,F)}| = |Q \{[(\sigma_v^2 + \sigma_n^2)s^2 + \sigma_n^2 g^2 s^2] s^2 \Lambda + \sigma_n^2 (\sigma_v^2 + \sigma_n^2) I\} Q^T| = \prod_{k=1}^K \{[(\sigma_v^2 + \sigma_n^2)s^2 + \sigma_n^2 g^2 s^2] s^2 \lambda_k + \sigma_n^2 (\sigma_v^2 + \sigma_n^2)\} \quad (9)$$

最后, 将其代入式(7)后得到当前像素点 $P_i(x, y)$ 加权系数为

$$w_i = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \log_2 \left\{ 1 + \frac{\sigma_v^2}{\sigma_n^2} + \left(\frac{\sigma_v^2}{\sigma_n^4} + \frac{1+g^2}{\sigma_n^2} \right) s^2 \lambda_k \right\} \quad (10)$$

像素点 $P_i(x, y)$ 的加权系数 w_i 反映了当前像素点在计算图像最终评价度中的重要程度。

2 改进算法

2.1 梯度结构化局部失真度量

在 IW-SSIM 算法中, 衡量图像局部失真程度的度量采用的是经典 SSIM 结构化算法, 这种度量对图像中各种噪声和模糊类型失真不能很好地进行评价^[17]。由式(1)可知, SSIM 算法在计算像素点局部结构失真时仅使用了当前像素点邻域内其他像素点的亮度值的统计信息(u_R , σ_D 和 σ_{RD}), 而对这些像素点的亮度值在空间上的分布(反映图像的结构特

征)并没有考虑。其实, 大量实验都证明 HVS 系统对图像边缘细节(反映图像内容信息)的失真最为敏感, 因此可以基于梯度特征构建衡量图像局部失真程度的度量。局部梯度结构化失真度量的定义为^[15,17]

$$G\text{-SSIM}_{\text{local}} = \frac{2g_R g_D + T_3}{g_R^2 + g_D^2 + T_3} \quad (11)$$

式中, g_R 和 g_D 分别是当前像素点的 $P_i(x, y)$ 梯度值, T_3 是大于 0 的常量。

2.2 背景亮度对 HVS 感觉梯度特征的影响

虽然 G-SSIM 局部梯度结构化度量比 SSIM 度量评价效果更优, 然而仅用梯度值衡量图像局部失真仍然不能全面反映 HVS 系统的视觉特性。如图 1 所示, 图像的背景亮度灰度值为 128, 由左至右, 第 1 行 4 个方格的亮度依次为 $128 + 16$ 、 $128 + 32$ 、 $128 + 64$ 和 $128 + 127$, 第 2 行 4 个方格的亮度值则分别为 $128 - 16$ 、 $128 - 32$ 、 $128 - 64$ 和 $128 - 128$ 。由图 1 可以看出: 虽然相邻方格之间的梯度差值从左到右依次增加为 2 倍, 但是 HVS 系统感觉到的梯度值变化并不是成 2 倍的线性增长。实际上, HVS 系统所感受的主观亮度与客观绝对亮度强度并不成线性关系, 而是满足非线性关系

$$\Delta Y = f\left(\frac{\Delta X}{X_0}\right) \quad (12)$$

式中, X_0 是绝对门限值, ΔX 是客观亮度变化量, Y 代表 HVS 系统感觉到的主观亮度, ΔY 则是其变化量。特别的, HVS 系统所能觉察的亮度变化的最小值称为 JND 值(just noticeable difference)。 f 为反映 HVS 系统特性的非线性函数, 通常采用 Log 函数, 这就是著名的韦伯定律。



图 1 HVS 对相同梯度值在感觉上的非线性特性

Fig. 1 HVS nonlinear perceptual intensity of gradient magnitude

由韦伯定律可知: HVS 系统所感觉到的图像失真强度固然依赖于那些反映图像中的微小结构特征(例如梯度特征)破坏的程度, 除此之外还与背景亮度刺激有关。相同的梯度值, 如果背景亮度大, 则有

可能给 HVS 系统的感觉并不明显;反之则可能感觉比较明显。将这种背景亮度对 HVS 感觉梯度结构特征强弱影响称为梯度视觉显著度(GS),它类似于 FSIM 算法中相位一致性的作用。

2.3 GS-SSIM

为了计算梯度视觉显著度,采用当前像素点 $P_i(x,y)$ 与周围作为像素点亮度上的变化累积和与 P_i 亮度值比值来表示,即

$$f(\xi(P_i)) = f\left(\frac{\Delta X}{X}\right) = f\left(\frac{\sum_{j=0}^{N-1} (\Delta P_j)/P_i}{P_i}\right) = f\left(\frac{\sum_{j=0}^{N-1} (P_j - P_i)}{P_i}\right) \quad (13)$$

式中, P_j 代表的是与当前中心像素点 P_i 周围相邻的第 j 个像素点的亮度, N 是邻域内像素点的总数, f 是反映 HVS 视觉特性的非线性函数。对于非线性函数 f , 一般选择与人类视觉特性匹配比较好的 Log 函数。但是, 由于当前中心像素点的 $\xi(P_i)$ 值可能为负(周围环境的亮度比当前像素点要亮), 导致 Log 函数不能工作。为此, 可选用图 2 中给出的反正切或者 sigmoid 等类型的函数。

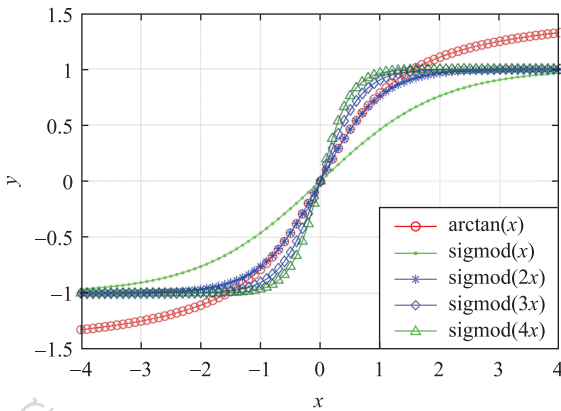


图 2 可选用的非线性映射函数曲线对比

Fig. 2 Comparison of the arctangent function and some sigmoid functions

类似地, 参考图像和失真图像局部视觉显著度结构化失真度量定义为

$$S - SSIM_{\text{local}} = \frac{2f_R \cdot f_D + T_4}{f_R^2 + f_D^2 + T_4} \quad (14)$$

式中, f_R 和 f_D 分别为当前中心像素点 $P_i(x,y)$ 处参考图像和失真图像的视觉显著度, T_4 为大于 0 的常量。将式(14)与式(11)相结合得

$$GS - SSIM_{\text{local}} = G - SSIM_{\text{local}} \cdot S - SSIM_{\text{local}} \quad (15)$$

提出的 IW-GS-SSIM 算法就是用 GS-SSIM 局部梯度结构化失真度量代替 IW-SSIM 算法中 SSIM 局部结构化失真度量而获得的。在文献[12]中 FSIM 算法的局部结构化失真度量中计算像素点的相位一致性 PC 值需要在频率域内在多个方向和多个尺度上进行多次滤波计算, 并且还需要进行正逆傅里叶变换才能完成, 而由式(13)~(15)可知, 改进算法仅在空域内利用了一次滤波计算即可获得韦伯视觉显著度, 因此极大提高了计算效率。

2.4 GS-SSIM 度量能力分析

经典的 SSIM 算法不能较好地对图像中模糊失真进行评价, 更具体地来说是在对模糊和加性噪声两种失真图像进行评价时往往与人工评价结果不符^[17]。为了验证改进后的 IW-GS-SSIM 算法能否克服 SSIM 这种典型缺陷, 如图 3(a) 所示, 选用 TID2008 测试数据库中一幅人物头像作为参考图像, 图 3(b)~(c) 分别是其原始图像受到高斯加性噪声和模糊干扰而失真的图像。图 3(b) 的人工评价价值(DMOS)是 4.142 9, 而图 3(c) 的 DMOS 为 3.705 9。在 TID2008 数据库中 DMOS 值越高, 图像质量越好, 因此图 3(b) 的图像质量优于图 3(c)。分别用 SSIM 算法、FSIM 算法和 IW-GS-SSIM 算法对图 3(b)(c) 失真图像进行评价。为了便于比较, 如图 4 所示, 以图像质量映射图(quality map)视觉效果来比较算法的优劣。所谓图像质量映射图是指根据 IQA 算法计算出每个像素点的局部失真度量(相似度)后将其映射到 $[0, 255]$ 范围内所获得的伪灰度图像(因为 IW-GS-SSIM 是多尺度算法, 这里给出的图 4(c)(f) 实际上是尺度为 1 时的图像质量映射图, 映射图的大小与原图像大小相同)。一般说来, 在图像质量映射图中, 图像整体亮度越高说明大部分像素点与参考图像中对应像素点相似度越高, 图像质量与参考图像越接近, 图像质量越好。反之, 图像质量则越差。容易看出, 图 4(d) 图像的亮度明显高于图 4(a), 说明 SSIM 算法对图像中的模糊失真和高斯加性噪声失真评价结果与实际情况不符; 另外, 图 4(b) 总体感觉上要比图 4(e) 更亮, 类似的图 4(c) 总体感觉上要比图 4(f) 更亮, 说明 FSIM 算法和 IW-GS-SSIM 算法评价结果均与实际情况相符。采用 IW-GS-SSIM 算法的和 FSIM 算法获得的图像质量映射图视觉效果类似, 说明 IW-GS-SSIM 算法中基于韦伯视觉显著度发挥了 FSIM 算法中基于相位一致性的视觉显著度类似的作用。除此之外,



图3 测试图及其失真图像

Fig. 3 Reference image and its distorted versions

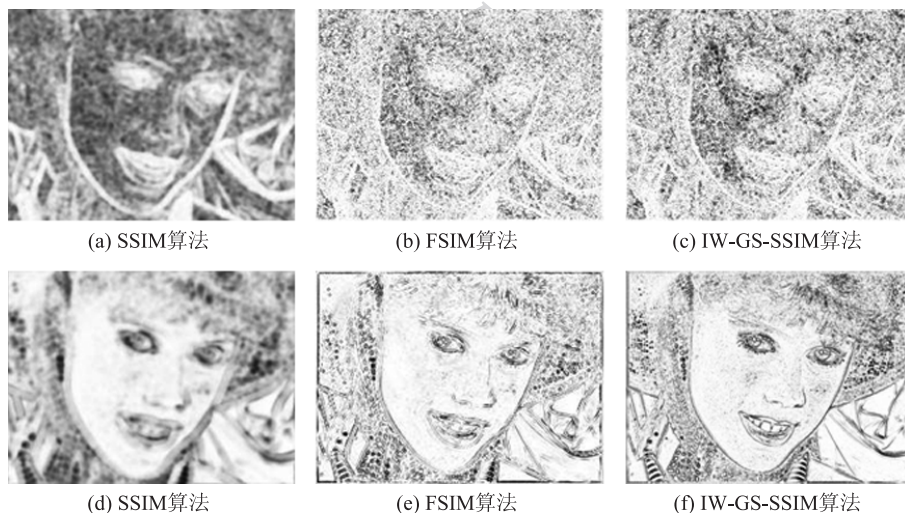


图4 SSIM、FSIM 和 IW-GS-SSIM 算法分别在图3(b)(c)上所获得的图像质量映射图比较

Fig. 4 Image quality maps extracted from images Fig. 3(b)(c) by SSIM, FSIM and IW-GS-SSIM respectively

图4(e)和图4(f)比图4(d)更加清晰,人物边缘更加精准,说明采用梯度特征能够更有效地对模糊失真进行评价。

3 实验与结果分析

3.1 评价数据库

目前,共有6个被IQA研究者们公认的主观评价基准测试图像数据库,各数据库基本情况如表1所列^[1,8,12]。这些数据库均提供每幅失真图像的人工评价结果DMOS值以便研究者评价所提出的各类客观IQA算法的优劣,各数据库在测定DMOS值对观察距离、光照条件以及图像显示分辨率等控制条件有所不同,为了全面测试IW-GS-SSIM算法的综合性能,对比测试将在表1所示6个基准图像数据库上完成,以考察算法的鲁棒性。参与比较的IQA算法有SSIM、MS-SSIM、MS-G-SSIM、FSIM、IW-

SSIM和IW-G-SSIM,参与比较的IQA算法中的参数均使用各文献报告的最优默认值。其中,FSIM和IW-SSIM算法均是2011年才提出的较新IQA算法,在文献[12]和文献[8]中已经将这两种IQA算法与其他多种主流算法VIF(visual information fidelity)、IFC(information fidelity criterion)、VSNR(visual signal-to-noise ratio)、NQM(noise quality measure)、MAD(most apparent distortion)等IQA算法做了比较,FSIM和IW-SSIM算法总体上各取得了最佳的评价准确率,因此选用这两种算法作为改进算法的比较对象具有很好的代表性;另外,IW-G-SSIM算法的局部失真度量仅考虑梯度特征(不考虑韦伯视觉显著度),它可以看成是从IW-SSIM算法到IW-GS-SSIM算法的过渡算法,选用它作为比较对象可以考查韦伯视觉显著度对局部失真度量评价准确率的影响;MS-G-SSIM和IW-G-SSIM算法与其对应不考虑梯度特征版本的IQA算法相比较,可以考查梯度结

结构化特征对 IQA 算法评价准确率的影响。

表 1 IQA 基准测试数据库
Table 1 Benchmark test databases for IQA

数据库名称	参考图像数量	失真图像数量	失真类型数	DMOS 值取值范围
LIVE	29	779	5	0 ~ 100
TID2008	25	1 700	17	0 ~ 9
CSIQ	30	866	6	0 ~ 1
IVC	10	185	5	0 ~ 5
A57	3	54	6	0 ~ 1
MICT	14	168	2	1 ~ 5

3.2 测试指标

客观 IQA 图像质量评价算法最终的目标是其所给出的评价结果能与人工评价结果 DMOS 值要尽量一致,因此评价各种客观 IQA 算法评价正确率的高低可以通过计算客观评价结果与基准测试数据库

中给定的人工主观结果的之间的相关系数 (correlation coefficient) 的高低来判定。常用的相关系数有 PLCC (pearson linear correlation coefficient)、SRCC (Spearman's rank correlation coefficient) 和 KRCC (Kendall's rank correlation coefficient)^[8,12]。采用 PLCC、SRCC 和 KRCC 指标来衡量各类 IQA 算法的性能,指标值越高 (最高值为 1,表示完全与人工评价结果相同),表示评价准确率越高。

3.3 对比测试实验

首先,为了全面地评价 IW-GS-WGSIM 算法对图像各种失真类型评价效果,选择在 TID2008 数据库 1 700 幅失真图像上完成对比测试。该数据库中拥有 17 种失真类型,每种失真类型包含 25 幅图像,每幅图像失真级别有 4 级,是六大公开基准数据库中失真类型最多、最全、数据量最大的数据库,选择此数据库测试可充分测试改进算法对各类图像失真类型度量的鲁棒性。各类 IQA 算法与人工评价结果之间的 PLCC 相关性系数列在表 2 中 (限于篇幅

表 2 各种 IQA 算法对 TID2008 数据库中各种失真类型评价结果比较 (采用 PLCC 指标)

Table 2 PLCC values of IQA metrics for each distortion type on TID2008 database

失真类型	SSIM	MS-SSIM	MS-G-SSIM	FSIM	IW-SSIM	IW-G-SSIM	IW-GS-SSIM
AGN	0.793 9	0.802 2	0.874 0	0.850 0	0.714 1	0.871 2	0.872 9
ANCC	0.795 1	0.819 3	0.843 0	0.866 9	0.805 0	0.880 6	0.847 9
SCN	0.830 2	0.760 0	0.885 1	0.930 3	0.712 6	0.886 4	0.888 9
MN	0.835 9	0.836 0	0.821 6	0.768 9	0.844 0	0.789 2	0.791 2
HFN	0.858 8	0.887 8	0.924 6	0.838 3	0.801 8	0.926 5	0.928 0
IN	0.734 2	0.624 4	0.754 3	0.674 0	0.585 4	0.720 9	0.669 3
QN	0.738 3	0.756 3	0.878 2	0.856 1	0.723 0	0.869 7	0.869 6
GB	0.934 2	0.955 9	0.947 0	0.945 4	0.955 5	0.937 8	0.940 3
ID	0.930 3	0.964 8	0.975 6	0.968 7	0.958 5	0.975 6	0.975 6
JC	0.924 8	0.960 7	0.978 1	0.974 2	0.959 5	0.978 7	0.979 0
J2000C	0.884 1	0.975 4	0.983 9	0.980 3	0.976 1	0.985 9	0.986 3
JTE	0.831 5	0.886 0	0.895 5	0.885 5	0.873 0	0.887 6	0.884 8
J2000TE	0.835 1	0.838 7	0.761 4	0.849 3	0.817 5	0.762 2	0.861 7
NEPN	0.684 9	0.734 4	0.768 4	0.741 9	0.772 9	0.797 8	0.789 9
LBDDI	0.895 1	0.801 6	0.876 4	0.854 3	0.779 1	0.849 2	0.851 2
MS	0.734 2	0.763 0	0.705 3	0.712 8	0.652 3	0.581 4	0.602 9
CC	0.548 1	0.768 8	0.773 5	0.771 6	0.780 0	0.774 5	0.773 8

注:各类失真类型缩写具体含义 AGN:additive Gaussian noise;ANCC:additive noise in color components;SCN:spatially correlated noise MN;masked noise;HFN:high frequency noise;IN:impulse noise;QN:quantization noise;GB:gaussian blur;ID:image denoising;JC:JPEG compression;J2000C:JPEG2000 compression;JTE:JPEG transmission errors;J2000TE:JPEG2000 transmission errors;NEPN:non eccentricity pattern noise;LBDDI:local block-wise distortions of different intensity;MS:mean shift (intensity shift);CC:contrast change

仅列出 PLCC 系数值)。为了便于比较,对于每一种类型的失真用黑体字标出 PLCC 相关性系数值的前三名,取得最高值的数据用下划线标出。从表 2 中可以看出:1) MS-G-SSIM 算法较 MS-SSIM 算法以及 IW-G-SSIM 较 IW-SSIM 算法在评价准确率上进入前三的次数明显增多,说明采用梯度结构化度量能有效提升 SSIM 结构化度量的评价准确率;2) 在此基础上,进一步考虑了韦伯视觉显著度的 IW-GS-SSIM 算法较 IW-SSIM 算法在评价准确率方面不但进入前三的次数显著增多,而且共取得了 6 次排名第一,是所有参与比较 IQA 算法中次数最多的,这说明提出的基于梯度特征和韦伯视觉显著度构建的结构化局部图像质量度量是有效的;3) IW-GS-SSIM 算法的评价准确率赶上并且超过了 FSIM 算法,尤其是对各种噪声失真和 JPEG 压缩导致的模糊失真的方面提升显著。这说明在改进算法中基于韦伯视觉显著度可以起到与 FSIM 算法中基于相位一致性 PC 视觉显著度相同甚至更好的作用;总之, IW-GS-SSIM 算法在各类失真类型上的

测试数据表明该算法对于图像各种失真类型具有很好的鲁棒性。

其次,为了更加全面地评价 IW-GS-SSIM 算法的性能,在所有 6 个基准测试数据库共 3 752 张失真图像上完成了对比测试。各 IQA 算法评价价值与客观评价价值之间的 PLCC、SRCC 和 KRCC 相关性系数指标列在表 3 中。从表 3 中可以看出, IW-GS-SSIM 算法的评价准确率在六大基准测试数据库上的实验情况基本上与 TID2008 数据库实验情况类似, IW-GS-SSIM 算法较其他 IQA 算法在各项指标上仍然处于前三名位置,其评价准确率明显高于 IW-SSIM 算法。考虑到各类数据库大小非常不一致的,以各数据库中所包含的图像数量为加权系数,得到各类 IQA 算法在六大数据库上评价指标的加权系数值,结果列在表 4 中。从表 4 中可以看出,取得最好成绩的 IQA 算法是 MS-G-SSIM 和 IW-GS-SSIM 算法,其中 IW-GS-SSIM 算法在 PLCC 和 KRCC 两个指标上取得最优。这充分表明 IW-GS-SSIM 算法评价准确率总体上是最优的。

表 3 在六大测试数据库上 PLCC,SRCC 和 KRCC 指标对比

Table 3 Performance comparisons on six test databases in terms of PLCC,SRCC and KRCC

数据库	评价指标	SSIM	MS-SSIM	MS-G-SSIM	FSIM	IW-SSIM	IW-G-SSIM	IW-GS-SSIM
LIVE	PLCC	0.959 3	0.939 0	0.943 6	0.946 3	0.940 8	0.946 2	0.966 6
	SRCC	0.953 6	0.967 7	0.967 2	0.970 8	0.968 6	0.969 0	0.968 8
	KRCC	0.817 9	0.856 1	0.856 6	0.863 9	0.860 0	0.861 0	0.860 0
TID2008	PLCC	0.811 1	0.831 5	0.861 5	0.851 1	0.806 5	0.851 5	0.853 7
	SRCC	0.808 1	0.828 2	0.852 3	0.847 7	0.814 5	0.837 4	0.840 3
	KRCC	0.619 9	0.644 7	0.674 8	0.667 4	0.627 5	0.659 9	0.662 5
CSIQ	PLCC	0.880 2	0.900 2	0.895 6	0.875 9	0.893 6	0.890 5	0.899 4
	SRCC	0.887 5	0.955 8	0.959 5	0.949 6	0.951 8	0.963 5	0.961 3
	KRCC	0.711 5	0.818 0	0.823 6	0.805 1	0.814 8	0.835 6	0.829 3
IVC	PLCC	0.795 8	0.926 4	0.947 7	0.955 4	0.951 8	0.955 2	0.952 9
	SRCC	0.800 7	0.904 7	0.930 9	0.936 5	0.933 3	0.941 8	0.940 5
	KRCC	0.635 7	0.758 0	0.792 2	0.807 6	0.797 7	0.813 2	0.809 8
A57	PLCC	0.918 2	0.961 6	0.959 3	0.950 5	0.925 9	0.957 8	0.965 6
	SRCC	0.811 1	0.913 9	0.888 9	0.916 7	0.858 3	0.905 6	0.900 0
	KRCC	0.675 9	0.805 5	0.787 0	0.814 8	0.722 2	0.796 3	0.787 0
MICT	PLCC	0.921 1	0.950 7	0.900 1	0.962 3	0.959 2	0.916 5	0.953 4
	SRCC	0.914 8	0.947 0	0.900 4	0.956 1	0.954 9	0.917 7	0.948 4
	KRCC	0.750 6	0.809 1	0.736 0	0.818 9	0.821 8	0.763 0	0.806 2

表4 各种 IQA 算法在六大测试数据库上评价指标加权平均值比较

Table 4 Average performance over six databases

评价指标	SSIM	MSSIM	MS-G-SSIM	FSIM	IW-SSIM	IW-G-SSIM	IW-GS-SSIM
PLCC	0.863 5	0.881 6	0.893 8	0.888 1	0.870 2	0.889 7	0.898 7
SRCC	0.861 1	0.896 9	0.907 5	0.907 0	0.891 0	0.903 6	0.905 5
KRCC	0.689 6	0.743 9	0.757 0	0.755 8	0.737 5	0.750 9	0.757 5

最后,为了评价各 IQA 算法的执行效率,对它们完成一次评价过程的所需执行时间进行比较。为公平起见,在同一台计算机上以多次执行算法的平均时间参与比较。从表5中可以看出,IW-GS-SSIM 算法执行时间仅比 IW-SSIM 算法稍长一些,说明新的梯度视觉显著度所增加的计算代价并不高。另外,执行时间仅为 FSIM 算法的 1/3 左右,表明梯度视觉显著度比 FSIM 算法的相位一致性视觉显著度

更为有效。总之,从以上在六大基准测试数据库上完成的各种对比测试数据来看,IW-GS-SSIM 算法有效提高了 IW-SSIM 算法评价准确率,其评价准确率赶上并超过了 FSIM 算法。改进算法的成功的原因在于将图像局部失真度量阶段的梯度视觉显著度和 Pooling 阶段的互信息量加权系数技术进行了有效整合,获得了一种计算效率和评价准确率均令人满意的新算法。

表5 各种 IQA 算法执行时间比较

Table 5 Comparisons of computation time

	SSIM	MS-SSIM	MS-G-SSIM	VIF	NQM	PSNR	FSIM	IW-SSIM	IW-GS-SSIM
时间/s	52.5	197.1	381.8	1460.1	375.4	5.6	2086.3	640.6	678.2

4 结 论

针对在 IW-SSIM 图像质量评价算法中对图像局部失真度量的不足,IW-GS-SSIM 改进算法基于 HVS 系统感受亮度刺激韦伯定律,在空域内以最小计算代价实现了新的梯度视觉显著度计算方法并与梯度特征结合后对图像局部失真进行度量(即 GS-SSIM),GS-SSIM 局部失真度量较 SSIM 局部结构化度量对图像的各种噪声和模糊失真具有更好的评价准确率。大量对比测试实验数据表明:IW-GS-SSIM 算法以极小的计算代价显著提高了 IW-SSIM 算法评价准确率,其评价准确率总体上达到和超过了 FSIM 算法,而计算时间上仅为 FSIM 算法 1/3 左右。

参考文献 (References)

- [1] Jiang G Y, Huang D J, Wang X, et al. Overview on image quality assessment methods[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2010, 32(1): 219-226. [蒋刚毅, 黄大江, 王旭, 等. 图像质量评价方法研究进展[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(1): 219-226.] [DOI: 10. 3724/SP. J. 1146. 2009. 00091]
- [2] Li C F, Bovik A C. Content-partitioned structural similarity index for image quality assessment[J]. Signal Processing: Image Communication, 2010, 25(7): 517-526. [DOI: 10. 1016/j. image. 2010. 03. 004]
- [3] Yang C L, Chen G H, Xie S L. Gradient information based image quality assessment[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(7): 1313-1318. [杨春玲, 陈冠豪, 谢胜利. 基于梯度信息的图像质量评判方法的研究[J]. 电子学报, 2007, 35(7): 1313-1318.]
- [4] Lin W S, Kuo C C J. Perceptual visual quality metrics: a survey[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2011, 22(4): 297-312. [DOI: 10. 1016/j. jvcir. 2011. 01. 005]
- [5] Sheikh H R, Sabir M F, Bovik A C. A statistical evaluation of recent full reference image quality assessment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(11): 3440-3451. [DOI: 10. 1109/TIP. 2006. 881959]
- [6] Li C F, Bovik A C, Wu X J. Blind image quality assessment using a general regression neural network[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(5): 793-799. [DOI: 10. 1109/TNN. 2011. 2120620]
- [7] Saad M A, Bovik A C, Charrier C. A DCT statistics-based blind image quality index[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(6): 583-586. [DOI: 10. 1109/LSP. 2010. 2045550]
- [8] Wang Z, Li Q. Information content weighting for perceptual image quality assessment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(5): 1185-1198. [DOI: 10. 1109/TIP. 2010. 2092435]

- [9] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13 (4): 600-612. [DOI:10. 1109/TIP. 2003. 819861]
- [10] Wang Z, Simoncelli E P, Bovik A C. Multi-scale structural similarity for image quality assessment [C] // Proceedings of the 37th IEEE Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Pacific Grove, CA: 2003, 1398-1402. [DOI:10. 1109/ACSSC. 2003. 1292216]
- [11] Chen G H, Yang C L, Xie S L. Gradient-based structural similarity for image quality assessment [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Atlanta, GA: 2006, 2929-2932. [DOI:10. 1109/ICIP. 2006. 313132]
- [12] Zhang L, Zhang L, Mou X Q, et al. Feature similarity index for image quality assessment [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20 (8): 2378-2386. [DOI:10. 1109/TIP. 2011. 2109730]
- [13] Liu Z, Laganière R. Phase congruence measurement for image similarity assessment [J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28 (1): 166-172. [DOI:10. 1016/j. patrec. 2006. 06. 019]
- [14] Li J, Wu K Z, Zhang X M, et al. Image quality assessment based on multi-channel regional mutual information [J]. International Journal of Electronics and Communications, 2012, 66 (9): 784-787. [DOI:10. 1016/j. aeue. 2012. 01. 007]
- [15] Zhu J Y, Wang N C. Image quality assessment by visual gradient similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21 (3): 919-933. [DOI:10. 1109/TIP. 2011. 2169971]
- [16] Kim D, Han H S, Park R H. Gradient information-based image quality metric [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2010, 56 (2): 930-936. [DOI:10. 1109/TCE. 2010. 5506022]
- [17] Liu A, Lin W S, Narwaria M. Image quality assessment based on gradient similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21 (4): 1500-1512. [DOI:10. 1109/TIP. 2011. 2175935]
- [18] Zhang X H, Lin W S, Xu P. Improved estimation for just-noticeable visual distortion [J]. Signal Processing, 2005, 85 (4): 795-808. [DOI:10. 1016/j. sigpro. 2004. 12. 002]
- [19] Fei X, Xiao L, Sun Y B, et al. Perceptual image quality assessment based on structural similarity and visual masking [J]. Signal Processing: Image Communication, 2012, 27 (7): 772-783. [DOI:10. 1016/j. image. 2012. 04. 005]