

基于视觉感知特征融合的图像质量评价

唐梽森^{1,2}, 郑元林^{1,2}, 廖开阳^{1,2}, 王 玮^{1,2}

(1. 西安理工大学 印刷包装与数字媒体学院, 陕西 西安 710048;

2. 西安理工大学 陕西省印刷包装工程重点实验室, 陕西 西安 710048)

摘要: 在图像压缩, 图像恢复和图像传输等领域中真实评价输出图像的视觉质量是一项重要的工作。图像质量评价(IQA)旨在开发一种与人眼视觉感知紧密相关的方法。本文提出一个新的图像质量评价模型 VFDP, 该模型首先在视觉显著性特征基础上, 结合颜色特征和梯度特征来描述局部图像质量。其中, 本文采用新的计算梯度特征相似性方法, 该方法融合参考图像与对应失真图像的亮度通道, 并计算该通道的梯度图与参考/失真图像梯度图之间的相似性。最后采用平均偏差加权的方法对视觉显著特征, 颜色特征与改进的梯度特征融合, 得到图像质量评价结果。在 TID2013、TID2008 与 LIVE 数据库测试, 结果表明 VFDP 所预测的 PLCC 与 SROCC 值优于 8 种主流算法预测的结果, 其预测结果与人眼主观评价有较好的一致性。

关键词: 图像质量评价; 视觉显著性; 偏差加权; 人眼视觉系统

中图分类号: TS8 **文献标志码:** A **文章编号:** 1006-4710(2018)04-0454-06

Image quality assessment based on visual perception feature fusion

TANG Zhisen^{1,2}, ZHENG Yuanlin^{1,2}, LIAO Kaiyang^{1,2}, WANG Wei^{1,2}

(1. School of Printing, Packaging Engineering and Digital Media Technology, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China; 2. Key Lab of Printing and Packaging Engineering of Shaanxi Province, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: It is an important task to faithfully evaluate the perceptual quality of output images in many applications, such as image compression, image restoration, and transmission. The Image quality assessment (IQA) aims to develop a visual quality metric that correlates well with human visual perception. In this paper, a novel image quality assessment model (VFDP) is proposed, which is applied with combination of visual saliency (VS), chromaticity similarity (CS), and a new method for calculating gradient similarity (GS). According to fusion luminance channels extracted from reference image and corresponding distortion image, the similarity between the gradient maps (GM) of reference/distort image and the GM of the luminance channel can be computed by this method. Finally, the above three features are fused by mean deviation pooling with the IQA results obtained. The experiments are performed on three large-scale benchmark databases: TID2013, TID2008 and LIVE, the results demonstrating the proposed method (VFDP) in terms of the PLCC and SROCC value outperform 8 state-of-the-art IQA algorithms, and having a better performance in matching subjective ratings.

Key words: image quality assessment; visual saliency; deviation pooling; human visual system

随着图像处理与多媒体技术的发展, 图像质量评价在图像工程学中有着极其重要的意义。由于不可避免的因素, 图像在获取, 存储, 传输, 压缩与增强过程中会导致不同程度的失真, 导致最终获取的图

像存在一定程度降质。人眼是图像的最终接收者, 一个好的图像质量评价应该符合人眼视觉感知特性。由于主观质量评价耗时长, 成本高, 可移植性差。因此, 利用计算机设计一种与人眼主观评价具

收稿日期: 2017-06-22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61671376); 陕西省自然科学基金资助项目(2016JM6022)

作者简介: 唐梽森, 男, 硕士生, 研究方向为图像质量评价。E-mail: zhisentang@163.com

通讯作者: 郑元林, 男, 副教授, 研导, 研究方向为图像质量评价、印刷色彩复制理论及应用。E-mail: zhengyuanlin@xaut.edu.cn

有一致性的客观图像质量评价算法显得至关重要。根据参考图像信息的可利用程度,客观图像质量评价分为三类:全参考图像质量评价,半参考图像质量评价与无参考图像质量评价。全参考图像质量评价是本文所讨论的范围。

传统的图像质量评价算法通过比较参考图像和失真图像相应像素点的差异性来确定失真图像的质量。例如:均方误差(Mean Squared Error, MSE)和峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR),由于其算法简易性而得到广泛应用。但是由 MSE 与 PSNR 所预测的图像质量分数不能与人眼主观感知具有良好的相关性。因此,大量与人眼主观感知具有一致性的图像质量评价算法被提出。例如:Structural Similarity Index Method(SSIM)^[1]假设人眼高度自适应提取视觉场景中的结构信息,利用局部结构相似性分亮度,对比度,结构三个层次来度量图像的质量。事实上人眼对图像中不同区域的敏感程度不同,而平均加权平等对待了图像中的每个局部区域。为此,IW-SSIM^[2]提出了基于信息内容加权策略来获得图像质量得分。相比之下,IW-SSIM^[2]比 SSIM^[1]有更好的评价效果。大多数自顶向下的图像质量评价模型从图像中提取出符合 HVS 的特征后,进行加权计算得到质量得分。SSIM^[1]将图像每一个局部区域的单个质量得分采取平均加权。GMSD^[3]以图像局部梯度图来反映图像局部结构特征,并采用标准差加权方式处理局部梯度图,以此计算图像质量得分,取得了较好的结果,同时算法具有较低的复杂性。

本文提取出参考图像与对应失真图像的视觉显著性相似图,梯度相似性与颜色相似性图,采用平均偏差加权方式融合上述特征相似图得到最终质量得分。

1 算法设计

本文提出了一种新的全参考图像质量评价算法。首先,将输入信号的颜色空间由 RGB 转换到 YHM^[4]三个通道。在亮度 Y 通道中提取出梯度特征与在 H 和 M 两个色度通道中提取的颜色特征来作为视觉显著特征的互补特征,融合参考图像与对应的失真图像的亮度通道 F,并提取其梯度图;然后,计算视觉显著性相似性和颜色相似性,并分别计算亮度通道 F 的梯度图与参考图像/失真图像梯度图之间的相似性;最后,通过平均偏差加权方式对上述特征加权计算得到最终质量分数。总体算法框架图如图 1 所示。

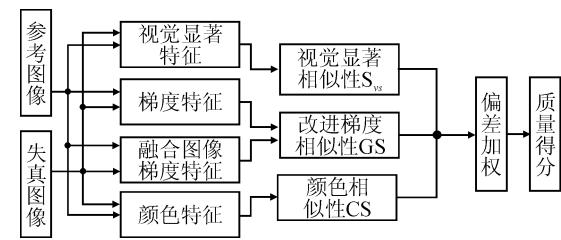


图 1 提出算法 VFDP 计算流程

Fig. 1 The computational process of the proposed IQA index VFDP

1.1 视觉显著性特征相似性

由于视觉显著图能直观地向 HVS 反映图像局部显著区域,加之超阈值失真可以很好地反映在视觉显著图上,近年来,已经建立了大量用于图像质量评价中的显著性检测模型。为降低算法复杂性,本文采用[5]中提出的一种名为 SDSP 的简易高效算法来检测视觉显著图。图 2 反映了视觉显著图与图像失真之间的关系。



图 2 图像失真与视觉显著性变化的关系

Fig. 2 The relationship between the quality distortions and VS changes

图 2 所使用的图片来源于 TID2013 数据库,图 2(a)是参考图像,图 2(b)与图 2(c)分别是参考图像所对应的两种失真图像。图 2(d),(e)与(f)分别是图 2(a),(b)与(c)的视觉显著图。图 2(c)的主观质量比图 2(b)的质量更差,相对于参考图像的视觉显著图,图 2(c)的视觉显著图图 2(f)的变化比图 2(b)的视觉显著图图 2(e)的变化更大。通过上述分析,视觉显著图可以较好地反映图像失真。因此,本文采用视觉显著特征来度量图像的局部质量。

结构相似性 SSIM^[1]算法被提出之后,大多数图像质量评价算法通过一种固有形式来计算相似性指标,该固有形式为 $(2ab+c)/(a^2+b^2+c)$ 。这种计算相似性指标的形式具有掩模能力,因此,本文采用这种固有形式来计算参考图像与对应失真图像视觉显著特征之间相似性。 \mathbf{VS}_1 与 \mathbf{VS}_2 分别表示从参考图像 f_1 与失真图像 f_2 中提取出的视觉显著图。 $\mathbf{VS}_1(x)$ 与 $\mathbf{VS}_2(x)$ 之间视觉显著性相似性被定义为:

$$S_{VS}(x) = \frac{2\mathbf{VS}_1(x) \cdot \mathbf{VS}_2(x) + C_1}{\mathbf{VS}_1^2(x) + \mathbf{VS}_2^2(x) + C_1} \quad (1)$$

式中: C_1 为一个正常量, $C_1=1.27$,用于稳定 S_{VS} ,防止分母为零的现象发生; x 为视觉显著图中像素点的空间位置。本文公式中涉及的矩阵相乘运算均为点乘。

1.2 梯度相似性

梯度特征可有效捕获到图像因结构和对比度失真引起的变化。再者,视觉显著图不能较好地分辨对比度变化引起的图像失真,因此,本文结合梯度特征的优势,通过梯度特征与视觉显著性特征两种互补特征来描述图像局部结构。本文采用Prewitt梯度算子提取图像的梯度特征来计算质量得分达到的效果最好。使用Prewitt梯度算子,图像 $f(x)$ 的水平梯度分量 $G_x(x)$ 与垂直梯度分量 $G_y(x)$ 分别被计算为:

$$\begin{aligned} G_x(x) &= \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} * f(x) \\ G_y(x) &= \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} * f(x) \end{aligned} \quad (2)$$

式(2)中,“*”表示卷积运算,图像 $f(x)$ 的梯度幅度值 G 计算为: $G(x) = \sqrt{G_x^2(x) + G_y^2(x)}$, $G_x^2(x)$ 表示 $G_x(x)$ 与自身进行点乘运算, $G_y^2(x)$ 按同理方式计算。图3(a)与图3(d)分别是参考图像与对应的对比度失真引起的失真图像,图3(b)与图3(e)分别是图3(a)与图3(d)对应的视觉显著图,图3(c)与图3(f)分别是图3(a)与图3(d)对应的梯度图。从图3(b)与图3(e)中可以看出参考图像与对应的失真图像在视觉显著图上几乎没有区别,但从图3(c)与图3(f)中可以很明显的观察到因对比度变化引起的图像失真可以很好地反映在梯度上。



图3 参考图像与对比度失真图像的视觉显著图与梯度图

Fig. 3 VS map and GM map when the image's contrast changed

图3(a)与图3(d)分别为参考图像与失真图像,

图3(b)与图3(e)为参考图像与失真图像对应的视觉显著图,图3(c)与图3(f)分别为参考图像与失真图像对应的梯度图。类似视觉显著相似性计算原理,本文采用相同方式计算参考图像与对应失真图像梯度特征之间的相似性。 \mathbf{G}_R 与 \mathbf{G}_D 分别表示从参考图像 f_1 与失真图像 f_2 中提取出的梯度图。 $\mathbf{G}_R(x)$ 与 $\mathbf{G}_D(x)$ 之间梯度相似性被定义为:

$$S_G(x) = \frac{2\mathbf{G}_R(x) \cdot \mathbf{G}_D(x) + C_2}{\mathbf{G}_R^2(x) + \mathbf{G}_D^2(x) + C_2} \quad (3)$$

式中: C_2 为一个正常量, $C_2=140$,用于稳定 $S_G(x)$,防止分母为零。

1.3 改进梯度相似性

当失真图像产生多余边缘的像素点颜色与参考图像相应位置像素点的颜色有较大差别,那么传统算法计算的梯度图将会误判,认为该边缘是参考图像经失真后保留下来的正确边缘。因此,传统梯度图计算过程中存在一定缺陷,本文按文献[6]中所提出的新的计算图像梯度图的方法,有效避免了传统梯度图计算过程的缺陷,其大致过程如下所述。

首先根据式(4)平均加权融合参考图像与失真图像的亮度通道 Y ,同理于式(2),使用Prewitt梯度算子的水平和垂直分量模板分别对融合后的亮度通道 F 进行卷积运算,并计算其梯度幅值特征。此外,同样效仿结构相似性SSIM^[1]中计算特征相似性的方式,即按式(5)计算出融合亮度通道后的图像梯度特征与参考图像梯度特征之间的相似性。同理,根据式(6)计算出融合后亮度通道的梯度特征与失真图像梯度特征之间的相似性。

$$F = \frac{Y_1 + Y_2}{2} \quad (4)$$

$$GS_{RF}(x) = \frac{2\mathbf{G}_R(x) \cdot \mathbf{G}_F(x) + C_3}{\mathbf{G}_R^2(x) + \mathbf{G}_F^2(x) + C_3} \quad (5)$$

$$GS_{DF}(x) = \frac{2\mathbf{G}_D(x) \cdot \mathbf{G}_F(x) + C_3}{\mathbf{G}_D^2(x) + \mathbf{G}_F^2(x) + C_3} \quad (6)$$

式中:矩阵 \mathbf{G}_F 为参考图像与失真图像亮度通道融合后图像 F 的梯度幅度; C_3 为一个正常量, $C_3=55$ 用于稳定式(5)~(6),防止分母出现为零。需要特别注意的是 $\mathbf{G}_F \neq \frac{\mathbf{G}_R + \mathbf{G}_D}{2}$,式(5)~(6)可以相等也可以不相等。此外,本文根据文献[6]中所述,将传统梯度相似性计算方式与式(5)~(6)结合使用,一种新的梯度相似性被定义为:

$$GS(x) = S_G(x) + [GS_{DF}(x) - GS_{RF}(x)] \quad (7)$$

公式增加部分 $[GS_{DF}(x) - GS_{RF}(x)]$ 将高度强调参考图像失真后所减少的边缘多过于失真图像所增加的边缘,同时降低对平滑边缘强调。

1.4 颜色相似性

事实上,当颜色饱和度变化引起图像失真时,失真不能较好地反映在视觉显著图上。由于梯度图的计算过程是在图像的亮度通道中进行,因此,图像的颜色失真也不能由梯度特征来描述。为使 IQA 算法具有处理图像颜色失真的能力,本文将 RGB 图像进行颜色空间转换^[4],采用中通道 Y 来描述亮度信息,除此之外,另外采用两个 H 与 M 色度通道来描述颜色信息。颜色空间转换形式如下:

$$\begin{bmatrix} Y \\ H \\ M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.30 & 0.04 & -0.35 \\ 0.34 & -0.6 & 0.17 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (8)$$

H_R 与 H_D 分别表示参考图像与失真图像的 H 通道,矩阵 M_R 与 M_D 分别表示参考图像与失真图像的 M 通道。本文根据文献[6]中所定义的计算方式,即式(9)来计算出参考图像与失真图像的颜色相似性:

$$CS(\mathbf{x}) = \frac{2(H_R(\mathbf{x}) \cdot H_D(\mathbf{x}) + M_R(\mathbf{x}) \cdot M_D(\mathbf{x}) + C_4)}{H_R^2(\mathbf{x}) + H_D^2(\mathbf{x}) + M_R^2(\mathbf{x}) + M_D^2(\mathbf{x}) + C_4} \quad (9)$$

式中: C_4 是一个正常量, $C_4=550$, 用于稳定矩阵 $CS(\mathbf{x})$, 防止公式分母为零。

此外,在文献[6]中已表明,对不同特征赋予相应的权重因子进行求和是一种有效的融合方式。因此可以通过式(10)对梯度相似图与颜色相似图赋予权重因子求和来进行特征融合:

$$GCS(\mathbf{x}) = \alpha \cdot GS(\mathbf{x}) + (1 - \alpha) \cdot CS(\mathbf{x}) \quad (10)$$

式中, $0 \leq \alpha \leq 1$, 参数 α 为权重因子, $\alpha=0.6$ 用于调节梯度相似图 GS 与颜色相似图 CS 在 HVS 中的相对重要性。同理,类似式(7),可以通过式(11),对视觉显著相似图 S_{vs} 与 GCS 各自赋予权重因子进行特征融合:

$$VGCS(\mathbf{x}) = \alpha \cdot S_{vs}(\mathbf{x}) + (1 - \alpha) \cdot GCS(\mathbf{x}) \quad (11)$$

式中: $0 \leq \alpha \leq 1$, 参数 α 为权重因子, $\alpha=0.6$ 用于调节视觉显著相似图 VS 与 GCS 在 HVS 中的相对重要性。

1.5 偏差加权

HVS 对图像失真严重的区域比失真轻微的区域更加敏感,因此,本文通过融入视觉显著性特征,梯度特征与颜色特征获得的 VGCS 图来评价彩色图像局部质量,并采用平均偏差加权来获得最终质量得分。因此,所提出算法最终质量得分被定义为:

$$Q = VFDP =$$

$$\left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| VGCS_i^{1/4} - \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N VGCS_i^{1/4} \right) \right|^4 \right]^{1/4} \quad (12)$$

需要注意,最终质量得分 Q 为一个正常量。所提出方法预测出的质量得分越大表明图像失真越严重,预测质量得分越小表明图像失真越轻微,当 Q 为零时表明此时图像无任何失真,所预测质量达到最佳,即失真图像与参考图像相比无任何变化。

2 实验结果与分析

2.1 数据库与对比算法

实验在应用最广泛的三个图像质量评价数据库上进行,即 TID2013^[7], TID2008^[8], LIVE^[9]。表 1 归纳了这三个图像质量评价数据库的重要信息。

表 1 图像质量评价数据库相关信息

Tab. 1 Benchmark datasets for evaluating IQA indices

数据库	参考图像数量	失真图像数量	失真类型数量	主观实验人数
TID2013	25	3 000	25	971
TID2008	25	1 700	17	838
LIVE	19	779	5	161

本文采用三个常用指标来表征图像质量评价性能,即 Spearman 秩相关系数(Spearman Rank-order Correlation Coefficient, SROCC), Kendall 次秩相关系数(Kendall Rank-order Correlation Coefficient, KROCC)与 Pearson 线性相关系数(Pearson Linear Correlation Coefficient, PLCC)。其中, SROCC 与 KROCC 表征算法预测单调性, PLCC 描述平均主观分数(MOS)与客观预测分数非线性回归后的线性相关性。类似文献[6, 10-11],本文使用逻辑回归函数来对 MOS 与客观预测分数进行非线性回归:

$$f(x) = \beta_1 \left(\frac{1}{2} - \frac{1}{1 + e^{\beta_2(x - \beta_3)}} \right) + \beta_4 x + \beta_5 \quad (13)$$

其中, $\beta_i = 1, 2, 3, \dots, 5$, 为固定参数。

本文所提出的算法性能将和 8 种图像质量评价主流算法的性能作比较,分别是 SSIM^[1], IW-SSIM^[2], GMSD^[3], VSI^[10], FSIMc^[11], GSM^[12], MAD^[13] 与 SFF^[14]。

2.2 算法总体性能评价

将本文所提出算法分别在三个图像数据库上进行测试,所得 SROCC, KROCC, PLCC 性能指标见表 2。为了测试算法在三个图像数据库上的综合性能表现,对三个图像数据库采取加权平均,权重因子依赖于各数据库失真图像数量,所得加权平均(Weighted average, W.A)SROCC, KROCC, PLCC 性能指标见表 2。对于每个性能指标的计算值,排名前三位的图像质量评价算法所计算的结果被加粗。

表 2 9 种 IQA 算法在三个数据库上的总体性能比较
Tab. 2 Performance comparison of 9 IQA indices on three benchmark datasets

数据库	指标	SSIM	IW-SSIM	MAD	GSM	GMSD	VSI	SFF	FSIMc	VFDP
TID2013	PLCC	0.686 0	0.831 9	0.826 7	0.846 4	0.869 0	0.900 0	0.870 6	0.876 9	0.912 3
	SROCC	0.627 4	0.777 9	0.780 7	0.794 6	0.804 4	0.896 5	0.851 3	0.851 0	0.893 7
	KROCC	0.456 3	0.597 7	0.603 5	0.625 5	0.633 9	0.718 3	0.658 1	0.666 5	0.717 9
TID2008	PLCC	0.773 2	0.857 9	0.830 8	0.842 2	0.878 8	0.876 2	0.881 7	0.876 2	0.919 9
	SROCC	0.774 9	0.855 9	0.834 0	0.850 4	0.890 7	0.897 9	0.876 7	0.884 0	0.920 8
	KROCC	0.576 8	0.663 6	0.644 5	0.659 6	0.790 2	0.712 3	0.688 2	0.699 1	0.752 7
LIVE	PLCC	0.902 4	0.952 2	0.967 5	0.951 2	0.960 3	0.948 2	0.963 2	0.961 3	0.922 3
	SROCC	0.910 4	0.956 7	0.966 9	0.956 1	0.960 3	0.952 4	0.964 9	0.964 5	0.924 2
	KROCC	0.731 1	0.817 2	0.842 1	0.815 0	0.826 8	0.805 8	0.836 5	0.836 3	0.751 5
W. A	PLCC	0.744 1	0.857 1	0.848 0	0.860 0	0.885 0	0.899 5	0.887 2	0.888 7	0.916 1
	SROCC	0.704 1	0.827 5	0.827 3	0.839 4	0.855 3	0.904 9	0.875 3	0.877 4	0.906 4
	KROCC	0.531 3	0.648 7	0.650 1	0.661 4	0.709 8	0.728 9	0.692 8	0.700 8	0.733 5

由表 2 可知,本文提出算法 VFDP 在三个数据库上的性能表现出良好的一致性。其中,在 TID2008 数据库上,VFDP 表现最好,在 TID2013 数据库上所计算的 PLCC 最高,SROCC 与 KROCC 结果也接近最好的算法 VSI。

对比其他算法,有些算法虽然能在某一个数据库上表现最佳,但在其他数据库上却表现平平。由表 2 能看出本文提出的算法在 TID2013 与 TID2008 数据库上明显优于 GSM^[12],FSIMc^[11],GMSD^[3],MAD^[13] 与 SFF^[14] 等主流算法。

由表 2 可知,不管是哪种 IQA 性能指标,本文所

提出算法性能都优于其他 IQA 算法,即 VFDP 在三个数据库上能获得最好的综合结果,其预测的 PLCC 与 SROCC 准确率高达 90% 以上。因此,由 VFDP 预测出的客观分数与主观分数能保持更好的相关性。

2.3 单一失真类型性能比较

为了综合评价 IQA 算法对特定失真类型图像质量的预测准确性,本文提出算法将与其他主流算法在每种特定失真类型下进行 SROCC 性能指标比较。表 3 所列为 TID2013,TID2008 和 LIVE 等三个数据库上每一种特定失真类型下各算法计算所得 SROCC 值,排名最高的三个 SROCC 值被加粗表示。

表 3 每种失真类型下 IQA 的 SROCC 值
Tab. 3 SROCC values of IQA indices for each type of distortions

数据库	失真类型	各算法下的 SROCC 值						
		SSIM	IW-SSIM	MAD	GSM	VSI	FSIMc	VFDP
TID2013	AGN	0.867 1	0.843 8	0.884 3	0.906 4	0.946 0	0.910 1	0.947 7
	ANC	0.772 6	0.751 5	0.801 9	0.817 5	0.870 5	0.853 7	0.879 4
	SCN	0.851 5	0.816 7	0.891 1	0.915 8	0.936 7	0.890 0	0.945 8
	MN	0.776 7	0.802 0	0.738 0	0.729 3	0.769 7	0.809 4	0.800 9
	HFN	0.863 4	0.855 3	0.887 6	0.886 9	0.920 0	0.904 0	0.914 5
	IN	0.750 3	0.728 1	0.276 9	0.796 5	0.874 1	0.825 1	0.859 5
	QN	0.865 7	0.846 8	0.851 4	0.884 1	0.874 8	0.880 7	0.903 5
	GB	0.966 8	0.970 1	0.931 9	0.968 9	0.961 2	0.955 1	0.953 6
	DEN	0.925 4	0.915 2	0.925 2	0.943 2	0.948 4	0.933 0	0.949 4
	JPEG	0.920 0	0.918 7	0.921 7	0.928 4	0.954 1	0.933 9	0.949 8
	JP2K	0.946 8	0.950 6	0.951 1	0.960 2	0.970 6	0.958 9	0.963 2
	JGTE	0.849 3	0.838 8	0.828 3	0.851 2	0.921 6	0.861 0	0.896 8
	J2TE	0.882 8	0.865 6	0.878 8	0.918 2	0.922 8	0.891 9	0.908 5
	NEPN	0.782 1	0.801 1	0.831 5	0.813 0	0.806 0	0.793 7	0.812 8
	Block	0.572 0	0.371 7	0.281 2	0.641 8	0.171 3	0.553 2	0.627 1
	MS	0.775 2	0.783 3	0.645 0	0.787 5	0.770 0	0.748 7	0.759 5
	CTC	0.377 5	0.459 3	0.197 2	0.485 7	0.475 4	0.467 9	0.438 7
	CCS	0.414 1	0.419 6	0.057 5	0.357 8	0.810 0	0.835 9	0.815 3

续表 3

数据库	失真类型	各算法下的 SROCC 值						
		SSIM	IW-SSIM	MAD	GSM	VSI	FSIMc	VFDP
TID2013	MGN	0.780 3	0.772 8	0.840 9	0.834 8	0.911 7	0.856 9	0.888 7
	CN	0.856 6	0.876 2	0.906 4	0.912 4	0.924 3	0.913 5	0.919 0
	LCNI	0.905 7	0.903 7	0.944 3	0.956 3	0.956 4	0.948 5	0.955 6
	ICQD	0.854 2	0.840 1	0.874 5	0.897 3	0.883 9	0.881 5	0.913 8
	CHA	0.877 5	0.868 2	0.831 0	0.882 3	0.890 6	0.892 5	0.882 7
	SSR	0.946 1	0.947 4	0.956 7	0.966 8	0.962 8	0.957 6	0.963 5
TID2008	AGN	0.810 7	0.786 9	0.838 6	0.860 6	0.922 9	0.875 8	0.926 9
	ANC	0.802 9	0.792 0	0.825 5	0.809 1	0.911 8	0.893 1	0.921 7
	SCN	0.814 4	0.771 4	0.867 8	0.894 1	0.929 6	0.871 1	0.945 2
	MN	0.779 5	0.808 7	0.733 6	0.745 2	0.773 4	0.826 4	0.821 3
	HFN	0.872 9	0.866 2	0.886 4	0.894 5	0.925 3	0.915 6	0.915 4
	IN	0.673 2	0.646 5	0.065 0	0.723 5	0.829 8	0.771 9	0.830 2
	QN	0.853 1	0.817 7	0.816 0	0.880 0	0.873 1	0.872 6	0.902 5
	GB	0.954 4	0.963 6	0.919 6	0.960 0	0.952 9	0.947 2	0.945 5
	DEN	0.953 0	0.947 3	0.943 3	0.972 5	0.969 3	0.961 8	0.971 8
	JPEG	0.925 2	0.918 4	0.927 5	0.939 3	0.961 6	0.929 4	0.953 2
	JP2K	0.962 5	0.973 8	0.970 7	0.975 8	0.984 8	0.978 0	0.978 2
LIVE	JGTE	0.867 8	0.858 8	0.866 1	0.879 0	0.916 0	0.875 6	0.891 2
	J2TE	0.857 7	0.820 3	0.839 4	0.893 6	0.894 2	0.855 5	0.880 5
	NEPN	0.710 7	0.772 4	0.828 7	0.738 6	0.769 9	0.751 4	0.753 9
	Block	0.846 2	0.762 3	0.797 0	0.886 2	0.629 5	0.846 4	0.872 4
	MS	0.723 1	0.706 7	0.516 3	0.719 0	0.671 4	0.655 4	0.638 8
	CTC	0.524 6	0.630 1	0.272 3	0.669 1	0.655 7	0.651 0	0.613 8
	JP2K	0.961 4	0.964 9	0.967 6	0.970 0	0.960 4	0.972 4	0.956 3
LIVE	JPEG	0.976 4	0.980 8	0.976 4	0.977 8	0.976 1	0.984 0	0.909 6
	AWGN	0.969 4	0.966 7	0.984 4	0.977 4	0.983 5	0.971 6	0.986 2
	GB	0.951 7	0.972 0	0.946 5	0.951 8	0.952 7	0.970 8	0.967 1
	FF	0.955 6	0.944 2	0.956 9	0.940 2	0.943 0	0.951 9	0.947 1

由表 3 可知,本文提出的算法有 33 次排进前三名,胜过其他主流算法排进前三名的次数。因此,可以得出结论:不管是综合性能表现还是单一失真类型性能比较,VFDP 的所表现出的结果都胜过其他主流算法。

3 结语

本文提出了一种基于视觉感知特征融合的图像质量评价方法。在视觉显著性基础上,结合改进的梯度特征与颜色特征来度量彩色图像局部质量。提出算法采用新的方式计算梯度相似性,通过融合参考图像与失真图像的亮度通道,并计算该通道的梯度图与参考/失真图像的梯度图之间的相似性。此外,用偏差加权处理上述三个独立特征来获得最终的质量分数。本文提出的 VFDP 算法在三个图像数据库上与广泛的主流算法进行比较。结果表明,

本文提出的 VFDP 算法预测精度胜过其他主流算法,其预测结果与人眼主观评价有较好的一致性。

参考文献:

- [1] WANG Zhou, 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.
- [2] WANG Zhou, LI Qiang. Information Content weighting for perceptual image quality assessment [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(5): 1185 - 1198.
- [3] XUE Wufeng, ZHANG Lei, MOU Xuanqin, et al. Gradient magnitude similarity deviation: a highly efficient perceptual image quality index [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(2): 684-695.

(下转第 501 页)

- [8] 高洪波. 灰色关联算法在物联网安全状态评估中的应用[J]. 制造业自动化, 2012, 34(22): 23-25.
GAO Hongbo. Study of the application for the security state assessment about the Internet of Things based on grey correlation algorithm[J]. Manufacturing Automation, 2012, 34(22): 23-25.
- [9] 朱景峰. 基于三角模糊 AHP 的物联网电子政务安全评价模型分析[J]. 制造业自动化, 2012, 34(7): 90-92.
ZHU Jingfeng. Network security of e-government evaluation model analysis based on the triangular fuzzy AHP[J]. Manufacturing Automation, 2012, 34 (7): 90-92.
- [10] 赵秋月,左万利,田中生,等. 一种基于改进 D-S 证据理论的信任关系强度评估方法研究[J]. 计算机学报,

2014, 37(4):873-883.

ZHAO Qiuyue, ZUO Wanli, TIAN Zhongsheng, et al. A method for assessment of trust relationship strength based on the improved D-S evidence theory [J]. Chinese Journal of Computers, 2014, 37 (4): 873-883.

- [11] 张琳,刘婧文,王汝传,等. 基于改进 D-S 证据理论的信任评估模型[J]. 通信学报, 2013,34(7):167-173.
ZHANG Lin, LIU Jingwen, WANG Ruchuan, et al. [J]. Trust evaluation model based on improved D-S evidence theory[J]. Journal on Communications,2013, 34(7):167-173.

(责任编辑 王绪迪)

(上接第 459 页)

- [4] GEUSEBROEK J M, VAN DEN BOOMGAARD R, SMEULDERS A W M, et al. Color invariance [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 23(12): 1338-1350.
- [5] ZHANG Lin, GU Zhongyi, LI Hongyu. SDSP: a novel saliency detection method by combining simple priors [C] // 2013 IEEE International Conference on Image Processing, IEEE, 2013: 171-175.
- [6] NAFCHI H Z, SHAHKOLAEI A, HEDJAM R, et al. Mean deviation similarity index: efficient and reliable full-reference image quality evaluator [J]. IEEE Access, 2016, 4: 5579-5590.
- [7] PONOMARENKO N, IEREMEIEV O, LUKIN V, et al. Color image database TID2013: peculiarities and preliminary results [C]// European Workshop on Visual Information Processing, IEEE, 2013: 106-111.
- [8] PONOMARENKO N, LUKIN V, ZELENSKY A, et al. TID2008-A database for evaluation of full-reference visual quality assessment metrics [J]. Adv Modern Radioelectron, 2009, 10: 30-45.
- [9] SHEIKH H R, SABIR M F, BOVIK A C. A statistical evaluation of recent full reference image quality assessment algorithms [J]. IEEE Transactions on Image Pro-

cessing, 2006, 15(11): 3440-3451.

- [10] ZHANG Lin, SHEN Ying, LI Hongyu. VSI: a visual saliency-induced index for perceptual image quality assessment [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(10): 4270-4281.
- [11] ZHANG Lin, ZHANG Lei, MOU Xuanqin, et al. FSIM: A feature similarity index for image quality assessment [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(8): 2378-2386.
- [12] LIU Anmin, LIN Weisi, NARWARIA M. Image quality assessment based on gradient similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(4): 1500 -1512.
- [13] LARSON E C, CHANDLER D M. Most apparent distortion: full-reference image quality assessment and the role of strategy [J]. Journal of Electronic Imaging, 2010, 19(1): 011006.
- [14] CHANG Huawen, YANG Hua, GAN Yong, et al. Sparse feature fidelity for perceptual image quality assessment [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(10): 4007-4018.

(责任编辑 王绪迪)