

文章编号 1004-924X(2023)10-1509-13

基于色貌尺度相位一致性的全参考图像质量评价

江本赤, 卞仕磊, 史晨阳*, 吴路路
(安徽工程大学 人工智能学院, 安徽 芜湖 241000)

摘要:为提高图像质量评价模型的准确性,提出一种基于色貌尺度相位一致性的全参考评价模型。首先,在 CIELAB 色空间的色貌指标 Vividness 上提取图像结构信息,得到色貌尺度上的相位一致性量值;然后,利用均方根法计算对比度相似图,并在通过上述色空间的通道获取色度相似图;最后,将相位一致性、对比度以及色度三种图像特征结合,采用标准差法进行求和池化,得到全参考图像质量评价计算模型。为验证本模型的可靠性,对 4 个常用图像数据库中的失真图像进行测试,依据 4 项评价标准分析其预测精度、计算复杂度及泛化性。实验结果表明,模型在上述数据库中测得的 Pearson 线性相关系数最低为 0.878 1(TID2013),最高达到 0.961 6(LIVE);Spearman 秩相关系数最低为 0.859 2(TID2013),最高达到 0.965 3(LIVE)。与多种现有方法相比,本图像质量评价模型具有更高的视觉关系预测精度。

关键词:图像质量评价;相位一致性;色度算子;标准差池化;对比度相似

中图分类号:TP394.1;TH691.9 **文献标识码:**A **doi:**10.37188/OPE.20233110.1509

Full reference image quality assessment based on color appearance-based phase consistency

JIANG Benchu, BIAN Shilei, SHI Chenyang*, WU Lulu

(School of Artificial Intelligence, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China)

* Corresponding author, E-mail: shichenyang@ahpu.edu.cn

Abstract: To improve the accuracy of image quality assessment, a full-reference image quality assessment (IQA) model is proposed based on the phase consistency of color appearance scale. First, the image structure information is extracted from vividness, which is an index of color appearance in the CIELAB color space, to obtain a color appearance-based phase consistency value. Subsequently, the contrast similarity map is calculated using the root-mean-square method to obtain the chroma similarity map through the color channel of the color space. Finally, the three image features of phase consistency, contrast, and chromaticity are combined, and the standard deviation method is used for pooling. Consequently, the full-reference IQA computing model is realized. To verify the reliability of this model, experiments were conducted on distorted images in four common image databases, whereby prediction accuracy, computational complexity, and generalization were determined based on four criteria. In the experimental results, the Pearson linear correlation coefficient of this model was the lowest for TID2013 at 0.8781 and highest for LIVE

收稿日期:2022-05-14;修订日期:2022-10-27.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 52005003);产业协同创新专项基金资助项目(No. 2021cyxtb6);安徽工程大学引进人才科研启动基金资助项目(No. 2021YQQ027);安徽工程大学校级科研基金资助项目(No. Xjky20220003)

at 0.9616. The Spearman rank correlation coefficient was the lowest for TID2013 at 0.8592 and highest for LIVE at 0.9653. Compared with many existing methods, the proposed IQA model has higher prediction accuracy for visual relationships.

Key words: image quality assessment; phase consistency; chrominance operator; deviation summation pool; contrast similarity

1 引言

随着彩色图像处理和通讯技术的发展,人们对图像质量也日益重视,而在图像获取和处理中会产生高斯白噪声、运动模糊和白平衡等多种失真现象^[1]。为准确评价图像质量,感知图像质量评价(Image Quality Assessment, IQA)研究变得愈加重要。IQA分为主观评价和客观评价,主观评价受环境等因素限制,实践性能较差。客观IQA采用算法模型来评价图像质量,其目标是通过与人眼的观测结果达到高度一致,代替人眼图像质量评价。为此,大量研究者开展了客观IQA算法的实验研究。根据参考图像的可用性,一般将客观IQA分为三个类型^[2]:完全参考(Full Reference, FR)^[3]、部分参考(Reduced Reference, RR)和无参考(No Reference, NR)^[4]IQA。本文重点研究FR-IQA模型。

目前,对于FR-IQA方法的研究趋于成熟,按照所采用的方法思路,可大致分为三大类:基于数学的方法、基于人类视觉系统(Human Vision System, HVS)特性的方法和基于机器学习的方法^[3]。基于数学的方法主要采取简单的像素灰度值计算,其认为每个像素点的重要性都是一致的,如均方差、峰值信噪比,但评价结果与主观感受存在较大出入^[5]。近年来,研究者试图通过引入HVS的感知特性来改善评价性能,该类方法模拟人类视觉通道的全部视觉感知过程,强调了不同的视觉信息对人眼的不同贡献度。相关的HVS特性包括:亮度自适应、对比度敏感度、掩盖效应和注意机制^[6]。其中,结构相似性指数(Structural Similarity, SSIM)^[7]是比较完备的评价模型。特别的,SSIM利用RMS算法完成了对图像对比度信息的提取^[8]。基于SSIM理论思想,许多研究者提出了改进方法,具有代表性算法有:Wang等^[9]提出了多尺度的结构相似性方法(Multi-Scale SSIM, MS-SSIM),实现从单尺

度到多尺度的扩展。Li等^[10]通过对整幅图像的边缘、纹理和平滑区域的分别计算,并对其分配相应的权重,提出了三元素加权SSIM方法(Three-component weighted SSIM, 3-SSIM)。Zhang等^[11]人也使用了RMS算法计算了图像的对比度,并通过与视觉显著性相结合提出了CVSS(Contrast and Visual Saliency Similarity),该算法具有较高的精度,但泛化性不够理想。Liu等^[12]将结构信息进行掩蔽处理并提出了GSM(Gradient Similarity Metric)算法模型,该方法提高了计算精度,但其泛化性较差。Sheikh等从信息论的角度出发,提出了信息保真度准则(Information Fidelity Criteria, IFC)这种算法性能虽然比SSIM稍好,但运算效率较差^[13]。文献[14]设计了一种用于局部图像质量评估的卷积神经网络,提出了基于权重池的多尺度图像质量评估方法。该方法泛化性较为理想。相位一致性(Phase Congruency, PC)模型与人类视觉系统具有较好的相关性,对图像结构信息的表征能力很强^[15]。Zhang等^[16]提出了特征结构相似度方法(Features Similarity Index, FSIM),该方法将相位一致性和梯度两种视觉特性相结合,并引入色度算子,给出了FSIMc算法模型。上述两个模型计算效率高,但泛化性有待提高。文献[17]在FSIM的基础上通过对图像阶跃边缘的分析,提出了一种将FSIM和对称相位一致性(SPC)相结合的算法模型,即对称特征相似度(SFSIM)。文献[18]利用相位一致性互信息的相似性提取图像对的结构信息,提出了相位一致性指导的全参考全景图像质量评价模型。上述三个文献均利用相位特征来建立图像评价模型,其评价结果都具有良好的精度。基于机器学习的方法^[19]一般需要进行特征提取和模型训练,由于目前数据集较少,模型训练过程耗时长且对数据信息存在依赖,导致该方法在泛化性方面具有明显劣势。

FR-IQA模型的预测性能反映了该模型对图

像结构信息的表征能力。PC 值可自下而上表征图像结构信息,其数值可通过彩色图像的亮度通道或灰度图像计算得到,但所有传统 PC 无法完全表征彩色图像的结构特征^[15]。针对彩色 IQA 问题,文献[20]和文献[21]将色貌指标应用到 IQA 模型提取相关图像特征。为了更好地表征彩色图像是结构信息,本文通过引入色貌指标 Vividness 算子^[22],计算得到色貌尺度的 PC (Color appearance-based PC, CPC) 数值,后文将从多个方面验证所提 CPC 的优越性。

对比度相似性常被用于 IQA 模型,如 SSIM^[7], CVSS^[11]等。由于 CPC 是对比度不变的,但局部对比度会对人眼产生不同的视觉刺激,从而影响 HVS 对图像的质量感知^[23],本文将引入图像对比度以弥补上述不足。同时,考虑到对比度与 CPC 具有互补性,将二者结合来表征图像结构信息。所提模型主要针对彩色图像的质量评价,本文拟利用色度通道对图像进行简单的相似性计算。在完成上述三个特征提取以后,采用基于标准差 (Standard Deviation, SD) 的池化求和方法,并将所提方法命名为色貌尺度相位一致性和对比度相似性模型 (Color appearance-based PC and Contrast similarity, CPCCs)。为证明所提模型的先进性、泛化性和高效性,选择了多个经典的 FR-IQA 模型作为对比模型进行分析验证。

2 本文模型

2.1 CPC 相似图获取

对彩色图像而言,为便于量化图像的颜色差异,一般将其转化为对立的均匀颜色空间如 CAGS^[20] (Color Appearance and Gradient Similarity, CAGS)。CIELAB 均匀颜色空间对颜色差异的表征较符合 HVS 视觉感知特性^[20]。对于 FR-IQA 模型,其输入的 RGB 图像 X 和 Y 具有相同分辨率 (X 为原始图像, Y 为失真图像)。在本文模型中,输入的 RGB 图像将被转换到 CIELAB 均匀色空间。转化过程如下:

首先通过线性映射将 RGB 图像转为 H, J, K (过渡算子),其中线性变换公式为:

$$\begin{aligned} H &= 0.412\,453 \cdot R + 0.357\,580 \cdot G + 0.180\,423 \cdot B \\ J &= 0.212\,671 \cdot R + 0.715\,160 \cdot G + 0.072\,169 \cdot B \\ K &= 0.019\,334 \cdot R + 0.119\,193 \cdot G + 0.950\,227 \cdot B \end{aligned} \quad (1)$$

接着将 H, J 和 K 算子进行归一化,结果用 h, j 和 k 表示。然后将 h, j 和 k 非线性变换,其转换公式为:

$$t = \begin{cases} t^{1/3}, & \text{if: } t > \left(\frac{6}{29}\right)^3 \\ \frac{1}{3} \times \left(\frac{29}{6}\right)^2 \cdot t + \frac{16}{116}, & \text{else} \end{cases}, \quad (2)$$

其中 t 代表 h, j 和 k 。

最后再通过线性变化得到 Lab 图像,线性变化公式为:

$$\begin{aligned} L &= 116j - 16 \\ a &= 500(h - j). \\ b &= 200(j - k) \end{aligned} \quad (3)$$

在该色空间中,色貌指标 Vividness (V_{ab}^*) 同时反映亮度和色度的变化,与 HVS 感知颜色的结果一致^[22]。Vividness 数值通过公式(4)计算:

$$V_{ab}^* = \sqrt{(L^*)^2 + (a^*)^2 + (b^*)^2}, \quad (4)$$

其中: L^* 表示亮度, a^* 和 b^* 表示色度。

Vividness 图包含了亮度和色度的信息。为了更好地凸显图像结构信息,下面在 Vividness 上计算图像的相位相似图。

根据文献[24],现有多种方法计算给定图像的相位。本文选择 Megahed^[25] 所提基于 log-Gabor 小波的相位一致性计算方法,该方法可精准识别噪声水平,易于实现特征局部化,可有效解决将信号从一维扩展到二维所涉及的问题。计算过程借鉴 FSIM 模型。首先从一维信号 $g(x)$ 开始,将 M_n^e 和 M_n^o 定义为标度 n 上的奇偶对称滤波器,它们形成一个正交对,每个正交对在 n 上的 x 处的响应矢量为: $[e_n(x), o_n(x)] = [g(x) * M_n^e, g(x) * M_n^o]$,其一维相位可计算为:

$$PC(x) = \frac{E(x)}{\epsilon + \sum_n A_n(x)}, \quad (5)$$

其中: $A_n(x) = \sqrt{e_n(x)^2 + o_n(x)^2}$ 为标量 n 上 x 处的振幅; $E(x) = \sqrt{F^2(x) + H^2(x)}$, $F(x)$ 和 $H(x)$ 分别是位置 x 处正交对的响应矢量总和; ϵ

是一个小的正常数。

参照FSIM模型,对于此处产生的正交对,选择log-Gabor滤波器来处理,其在频域上的传递函数为 $G(\omega) = \exp\left(-\left(\log(\omega/\omega_0)\right)^2/2\sigma_r^2\right)$,其中 ω_0 是滤波器的中心频率, σ_r 为控制滤波器带宽。

二维的CPC图可通过多个方向的一维PC值叠加获得。在上述滤波器的垂直方向上施加扩展函数即变成二维滤波器。高斯函数是一个应用广泛的扩展函数,且PC值对高斯运算不敏感^[26],故选择高斯作为二维滤波器的扩展函数。其二维log-Gabor传递函数可表示为:

$$G_2(\omega, \theta_j) = \exp\left[-\frac{\left(\log\left(\frac{\omega}{\omega_0}\right)\right)^2}{2\sigma_r^2}\right] \cdot \exp\left[-\frac{(\theta - \theta_j)^2}{2\sigma_\theta^2}\right], \quad (6)$$

其中: $\theta_j = j\pi/J, j = \{0, 1, \dots, J-1\}$ 为滤波器的方向角, J 为方向数, σ_θ 决定滤波器的角度带宽。

下面计算二维PC值,通过选择合适的 θ_j ,并将 G_2 与二维图像卷积,则 x 处的CPC值可表示为:

$$\text{CPC} = \frac{\sum_j E_{\theta_j}(v)}{\epsilon + \sum_n \sum_j A_{n,\theta_j}(v)}, \quad (7)$$

其中: v 为局部Vividness算子, $A_{n,\theta_j}(v) = \sqrt{e_{n,\theta_j}(v)^2 + o_{n,\theta_j}(v)^2}$ 为局部振幅、 $E_{\theta_j}(v) =$

$\sqrt{F_{\theta_j}(v)^2 + H_{\theta_j}(v)^2}$ 为延 θ_j 方向的局部能量, ϵ 为小的正常数。

上面对相位的计算是建立在局部Vividness图上的,为了证明其可靠性,后文将其与传统PC算法进行仿真对比。对于一个图像对(X和Y),从Vividness上提取的CPC映射分别定义为CPC₁和CPC₂。CPC相似性计算公式为:

$$S_p = \frac{2\text{CPC}_1 \cdot \text{CPC}_2 + C}{\text{CPC}_1^2 + \text{CPC}_2^2 + C}, \quad (8)$$

其中 C 为增加稳定性的常数。

考虑到在获取Vividness相似图时可能会产生色差,影响到最终PC的预测精度。为了验证CPC的可靠性,从TID2008数据库^[27]选择两对规格相同的RGB图像(下同),利用MSE从像素尺度上,计算出原始和失真图像PC图之间的差别,以及CPC图之间的差别。MSE值越低,表明图像间差异越小,对应的主观评分越高,反之亦然。如图1所示,图1(a1)和(a2)为原始图像。图1(b1)和(b2)为失真图像,主观评分分别为6.4333和5.6286。图1(c1)和(c2)为传统PC相似图。图1(d1)和(d2)为CPC相似图。图1(a1)和(b1)的PC图之间MSE为0.000014,CPC图之间MSE为0.000622。图1(a2)和(b2)的PC图之间MSE为0.000002,CPC图之间MSE为0.001200。图1(c1)与(c2)中亮点较少,差异不大。而图1(d1)和(d2)亮点较多,差异大,表明本文算法表征图像差异性能强。从MSE值可以看出,图1(c1)和(c2)的PC图的MSE值分别为图1

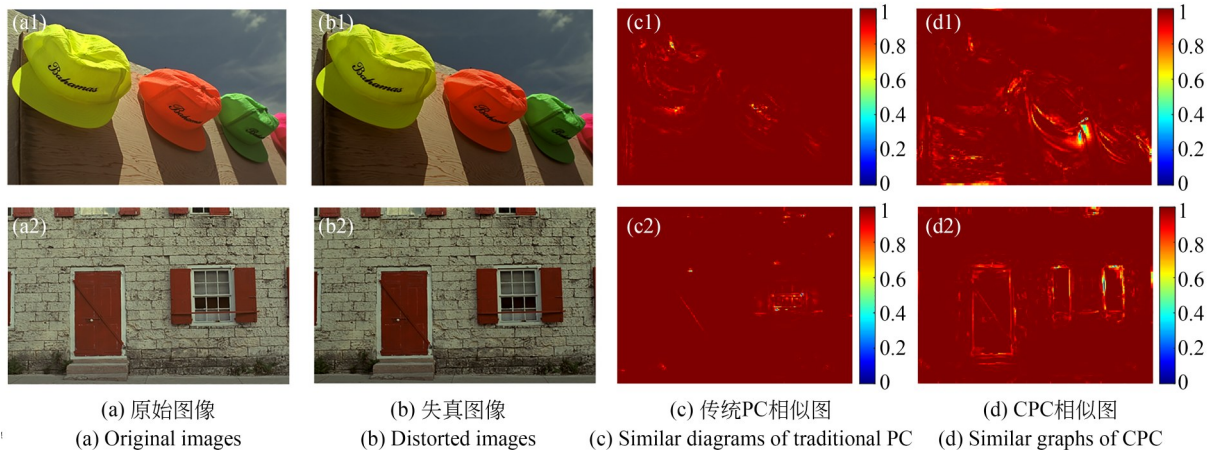


图1 CPC算法和传统PC算法的性能对比图

Fig. 1 Performance comparison chart of CPC algorithm and traditional PC algorithm

(d1)和(d2)的CPC图的2.25%和0.17%,表明了CPC算法较PC算法,对图像差异具有较高的敏感度,可以更加精准地表征图像差异。从图1(b1)和(b2)的主观评分可以看出CPC算法更加符合人类的视觉感知,对IQA有较高的预测精度。显然有结论:CPC算法较好表达失真程度。特别的,在获取图像Vividness信息时所产生的误差不会对CPC的预测精度产生影响。

2.2 对比度相似图计算

对比度反映了图像亮度变化,是图像质量的显著视觉属性。根据文献[16],计算对比度的方法有很多种,其中RMS对比度较为理想。该算法适用于对自然刺激的捕捉,具有计算复杂度低等特点^[8],并且RMS对比度与自然图像主观对比度具有较高一致性^[28]。因此,本文选择RMS对比度,其全局对比度表达式为:

$$LC_x = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)^2}, \quad (9)$$

其中 $\mu_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$ 为图像的平均强度。

根据公式(9)可计算出原始图像(X)和失真图像(Y)的对比度相似图,其表达式为:

$$S_{LC}(X, Y) = \frac{2LC_x \cdot LC_y + C_1}{LC_x^2 + LC_y^2 + C_1}, \quad (10)$$

其中 C_1 是增加稳定性的常数。

如图2所示,其中图2(X)和图2(Y)分别为原始参考图像和失真图像。图2(a1)和图2(b1)分别为图2(X)和图2(Y)的对比度图。通过观察发现,图2(a1)和图2(b1)具有明显差异,表明本文选择的RMS算法可很好地表征图像的对比度差异。

2.3 色度相似图计算

本文所提模型适用于彩色图像的质量评价,色度感知是彩色图像信息表达的重要内容,色度变化会对图像的质量产生影响。本文将RGB图像映射至对立CIELAB的均匀颜色空间,使用 a^* (红绿通道)和 b^* (蓝黄通道)两个颜色通道^[20]。色度相似度可以计算为:

$$S_q = I(X, Y) = \frac{2a_1 \cdot a_2 + C_2}{a_1^2 + a_2^2 + C_2} \cdot Q(X, Y) = \frac{2b_1 \cdot b_2 + C_3}{b_1^2 + b_2^2 + C_3}, \quad (11)$$

其中: C_2 和 C_3 是增加稳定性的常数。 a_1, a_2 和 b_1, b_2 分别为X, Y上的色度通道,对应的色度图如图2。

图2中,图2(a2)和图2(b2)分别为图2(X)和图2(Y)对应的色度图。不难发现,图2(a2)和图2(b2)有较大差异,尤其在左眼位置。表明本文选用的色度特征可较清晰的表征图像色度差异。

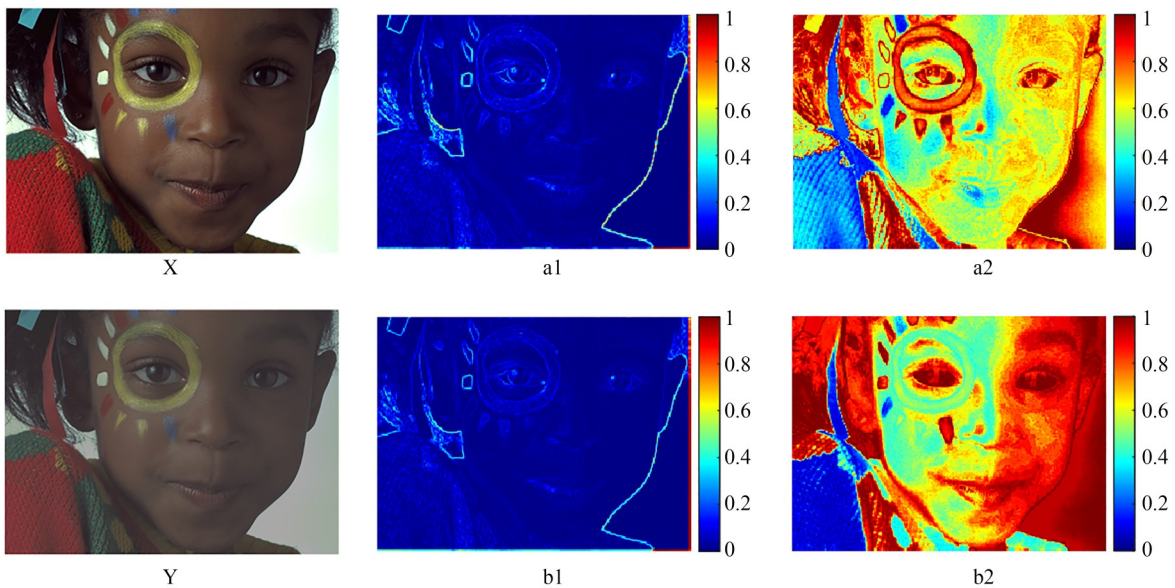


图2 图像对比度以及色度的差异比较

Fig. 2 Comparison of image contrast and chromaticity

2.4 CPCCs模型

根据上述对 CPC、对比度和色度的量化过程,可以分别得到 S_p, S_{LC} 和 S_q 三种特征相似图。通过将三者结合,最终可获得图像间的评价模型,具体如下:

将以上得到的特征相似性度在空间中汇集池化,所提模型指数可计算为:

$$S = w_1 \cdot SD(S_{LC}) + w_2 \cdot SD\left(\sum_{\Omega} S_q\right) + w_3 \cdot SD\left(\sum_{\Omega} S_p\right), \quad (12)$$

其中: w_1, w_2 和 w_3 是表示重要性的权重,且 $w_1 + w_2 + w_3 = 1$ 。相关研究表明,标准差 SD 可有效地突出图像的特征差异^[23]。 SD 计算公式为:

$$SD(i) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (i - \bar{i})^2}, \quad \bar{i} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N i.$$

其中 i 表示图像特征相似度值。

为验证本文所选择的图像特征相似度的有效性,仍然以图 2(X)和图 2(Y)为输入图像,对应的图像特征相似图如图 3 所示(彩图见期刊电子版)。不难看出,在图 3(S_p)中的左下角衣领处颜色较浅红,表明相似度较低。特别地,此处包含较多结构信息,可以体现较大的结构信息差异性。因此,本文提出的 CPC 可较完整的表征图像结构信息。

图 3(S_{LC})中人物的五官颜色较亮,尤其在左眼部位,表明五官相似性较弱,与图片实际内容相符。因此,本文选取的对比度特征可较准确地反映图像的内部信息变化情况。图 3(S_q)中,整个图片的左半边颜色偏蓝,相似性较弱,这说明选取的色度特征可以客观地反映图像颜色变化。

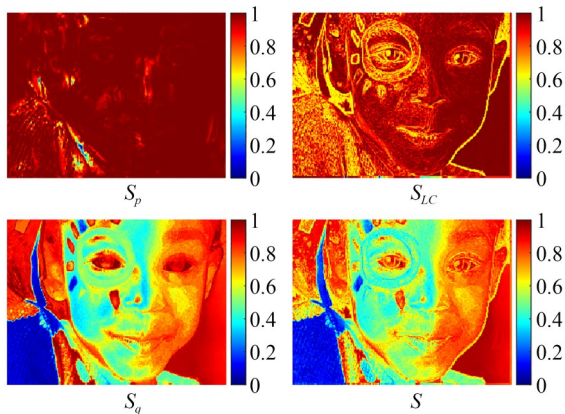


图 3 图像的特性特征相似图
Fig. 3 Characteristic similarity of images

图 3(S)是通过公式(12)计算获得的结果,保留了前述三个相似图对应的主要差异区域信息。可见,本文算法模型在提取图像结构、对比度、色度信息方面均具有较好的可行性。

所提模型的解析过程如图 4 所示。

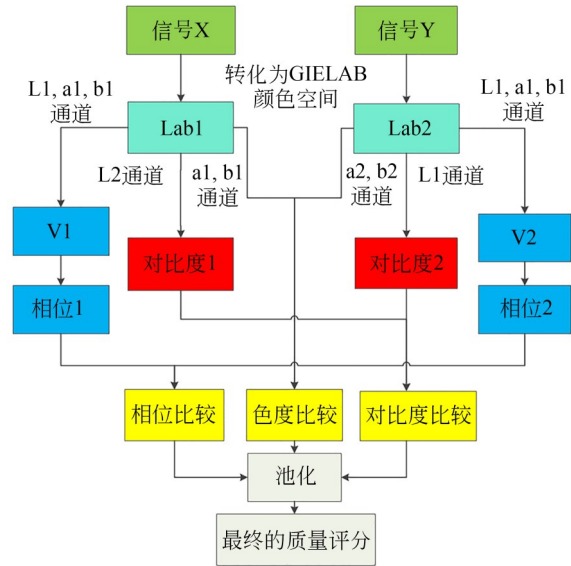


图 4 本文模型的解析流程
Fig. 4 Analytic flow of the proposed model

3 实验结果与分析

3.1 数据库和模型评价标准

为测试模型的性能,选择了 TID2008^[27], CSIQ^[29], LIVE^[30], TID2013^[31] 4 个常用的图像数据库,它们包含较多的失真类型、较丰富的内容信息以及较明显的图案纹理,适于开展模型性能检测实验。上述数据库中的每个图片都包含了对应的平均主观得分, (Mean Opinion Score, MOS) 或平均主观得分差异 (Differential Mean Opinion Score, DMOS)。表 1 列举了这 4 个数据

表 1 IQA 基准测试数据库
Tab. 1 IQA benchmark database

Database	Source images	Distorted images	Distortion types	Observers
TID2013	25	3 000	24	971
TID2008	25	1 700	17	838
CSIQ	30	866	6	35
LIVE	29	779	5	161

库的基本信息。

通过对上述 4 个数据库中共计 6 345 张失真图片的测试,得到了对应的客观评价分数。为了验证所测数据的精度,本文采用 4 个常用的评价标准,即 Spearman 秩相关系数(Spearman Rank-Order Correlation Coefficient, SROCC)、Kendal 秩相关系数(Kendal Rank-Order Correlation Coefficient, KROCC)、Pearson 线性相关系数(Pearson Linear Correlation Coefficient, PLCC)和均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)。前两个可以测试模型预测的趋势,而 PLCC 反映了模型的预测精度, RMSE 则反映了模型预测的偏离程度。为了计算后两个指标,此处采用 logistic 回归分析方法^[32],其映射函数为:

$$f(s) = \beta_1 \left[\frac{1}{2} - \frac{1}{1 + \exp(\beta_2(s - \beta_3))} \right] + \beta_4 s + \beta_5, \quad (13)$$

其中: $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_5$ 都是拟合参数, s 代表原始 IQA

分数, $f(s)$ 是回归后的 IQA 分数。

3.2 模型的参数优化

由前文可知,所提模型的参数变量有 $C, C_1, C_2, C_3, w_1, w_2$ 和 w_3 。这里 C_2, C_3 直接引用 CVSS 中的数值。 C, C_1, w_1, w_2 和 w_3 的值,采用控制变量法来确定。通过计算 4 个数据库中 SROCC 值来确定最终目标值。

首先,保持 C 值不变,并将 C_1 值设置在区间 $[10, 80]$ 内, C_1 过大会削弱特征的表现,过小会降低计算稳定性。如图 5 所示,当 C_1 值在区间 $[25, 45]$ 时, SROCC 值在 4 个数据库的中是最理想的。这里选取 $C_1=30$ 。同样 C 在 $[0, 2.5]$ 上取值,当 C 值在 $[0.5, 0.8]$ 时,所提模型在各数据库中的 SROCC 值最理想,这里选取 $C=0.5$ 。

w_1, w_2 和 w_3 的数值选取与上述方法一致。由于 $w_1 + w_2 + w_3 = 1$, 只需确定其中两个变量值即可。如图 6, 保持 w_2 值不变, 当 w_1 值在区间 $[0.3, 0.4]$ 时, 所提模型在各数据库中的 SROCC 值最理想, 取 $w_1=0.35$ 。同样保持 w_1 值不变, 当 w_2 值在区间 $[0.4, 0.55]$ 时, 所提模型 SROCC 值最理想, 取 $w_2=0.5$ 。

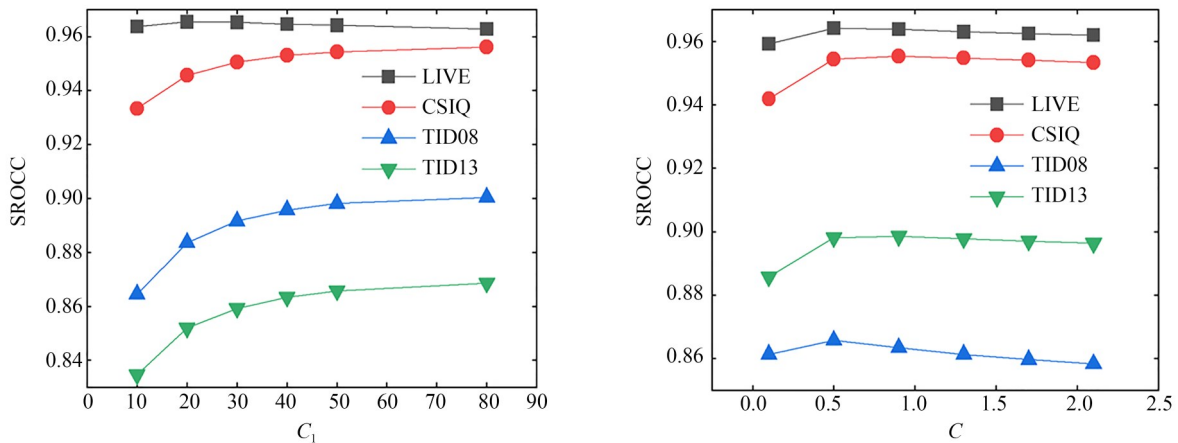


图 5 不同的 C_1 和 C 值在 4 个基准数据库上的 SROCC

Fig. 5 SROCC of different C_1 and C values on four benchmark databases

3.3 整体性能比较

本文所提模型提取了图像的三个特征信息,即 CPC、对比度和色度。为了证明所提模型的性能优势,选用 10 个经典的算法模型与其比较,即 SSIM^[7], CVSS^[11], GSM^[12], VIF^[14], FSIMc^[16], CAGS^[20], 以及高效率模型:最明显的失真^[33] (Most Apparent Distortion, MAD) 和梯度幅相似

性偏差^[34] (Gradient Magnitude Similarity Deviation, GMSD), 高精度模型:视觉显著性指数^[35] (Visual Saliency-Induced index for perceptual image quality assessment, VSI) 和基于 Riesz 变化和视觉对比敏感度的特征相似性指数^[36] (Riesz transform and Visual contrast sensitivity-based feature SIMilarity index, RVSIM), 如表 2 所示。其

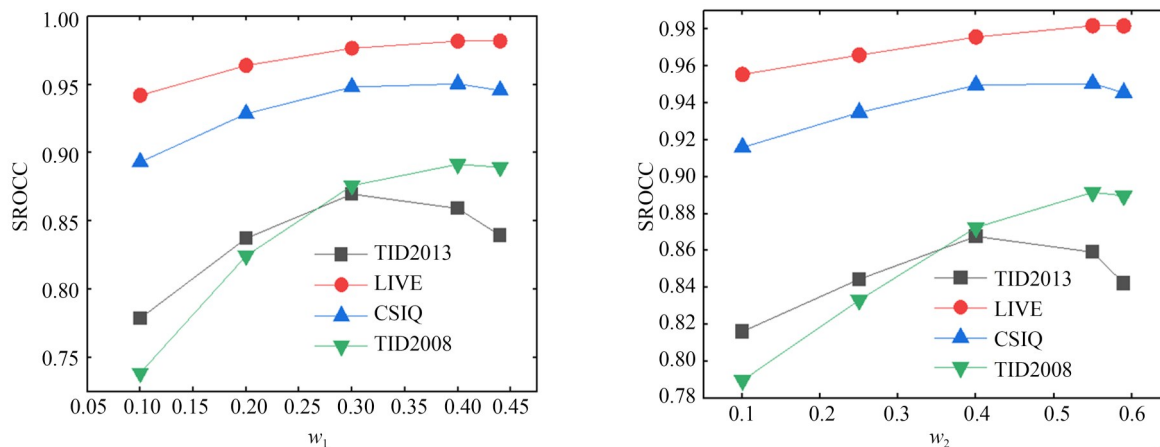


图 6 不同的 w_1 和 w_2 值在 4 个基准数据库上的 SROCC

Fig. 6 SROCC of different w_1 and w_2 values on four benchmark databases

中,在 4 个数据库中表现较好的前三名加粗标出。此外,对 4 个数据库中的评价结果进行加权平均和直接平均,结果见表 2,其中每个数据库的权值是依据其失真图像数量确定的。

由表 2 可见,本文模型在 TID2013, TID2008

和 CSIQ 三个数据库表现很好,整体性能位列前三。尤其在 CSIQ 数据库中的性能评价标准值与前两名极为接近。与同样采用了 PC 特性的 FSIMc 计算模型相比,本文模型在 4 个数据库中的数据都具有较明显优势。在前三个指标的加

表 2 不同的 IQA 模型在 4 个数据库中的性能比较

Tab. 2 Performance comparison of different IQA models in four databases

Database	Criteria	SSIM	VIF	MAD	FSIMc	GMSD	VSI	GSM	RVISM	CVSS	CAGS	Proposed
TID2013	SROCC	0.741 7	0.676 9	0.780 7	0.851 0	0.804 4	0.896 5	0.794 6	0.675 7	0.806 9	0.831 6	0.859 2
	KROCC	0.558 8	0.514 7	0.603 5	0.666 5	0.633 9	0.718 3	0.625 5	0.514 6	0.633 1	0.646 9	0.673 8
	PLCC	0.789 5	0.772 0	0.826 7	0.876 9	0.858 3	0.900 0	0.846 4	0.782 5	0.840 6	0.844 5	0.878 1
	RMSE	0.760 8	0.788 0	0.697 5	0.595 9	0.636 0	0.540 4	0.660 3	0.771 9	0.671 5	0.663 9	0.593 2
TID2008	SROCC	0.774 9	0.749 1	0.834 0	0.884 0	0.890 7	0.897 9	0.850 4	0.737 5	0.896 1	0.823 1	0.891 6
	KROCC	0.576 8	0.586 0	0.644 5	0.699 1	0.709 2	0.712 3	0.659 6	0.562 8	0.958 0	0.628 9	0.704 0
	PLCC	0.773 2	0.808 4	0.830 8	0.876 2	0.878 8	0.876 2	0.842 2	0.795 4	0.595 6	0.809 1	0.886 8
	RMSE	0.851 1	0.789 9	0.746 8	0.646 8	0.640 4	0.646 6	0.723 5	0.813 3	0.721 5	0.788 6	0.620 1
CSIQ	SROCC	0.875 6	0.919 5	0.946 6	0.931 0	0.957 0	0.942 3	0.910 8	0.897 9	0.958 0	0.919 8	0.950 5
	KROCC	0.690 7	0.753 7	0.797 0	0.769 0	0.812 9	0.785 7	0.737 4	0.723 4	0.840 6	0.748 7	0.800 9
	PLCC	0.861 3	0.927 7	0.950 2	0.919 2	0.954 1	0.927 9	0.896 4	0.923 6	0.958 9	0.901 4	0.953 7
	RMSE	0.133 4	0.098 0	0.081 8	0.103 4	0.078 6	0.097 9	0.116 4	0.100 7	0.074 5	0.113 7	0.079 0
LIVE	SROCC	0.947 9	0.963 6	0.966 9	0.964 5	0.960 3	0.952 4	0.956 1	0.960 0	0.967 2	0.973 4	0.965 3
	KROCC	0.796 3	0.828 2	0.842 1	0.836 3	0.826 8	0.805 8	0.815 0	0.820 3	0.840 6	0.865 8	0.835 6
	PLCC	0.944 9	0.960 4	0.967 5	0.961 3	0.959 5	0.948 2	0.951 2	0.957 0	0.965 1	0.964 0	0.961 6
	RMSE	8.945 5	7.613 7	6.907 3	7.529 6	7.693 7	8.681 6	8.432 7	7.927 4	7.157 3	8.325 1	7.498 3
权重平均	SROCC	0.794 2	0.764 6	0.840 5	0.884 7	0.854 4	0.910 0	0.845 2	0.763 8	0.875 1	0.858 8	0.896 4
	KROCC	0.610 8	0.604 9	0.670 2	0.710 1	0.702 2	0.736 6	0.673 2	0.600 6	0.711 5	0.682 8	0.730 0
	PLCC	0.814 0	0.826 1	0.861 9	0.892 8	0.889 2	0.903 3	0.865 0	0.830 7	0.889 3	0.857 5	0.901 0
直接平均	SROCC	0.835 0	0.827 3	0.882 1	0.907 6	0.903 1	0.922 3	0.878 0	0.817 8	0.908 0	0.887 0	0.916 7
	KROCC	0.655 7	0.670 7	0.721 8	0.742 7	0.745 7	0.755 5	0.709 4	0.655 3	0.753 1	0.722 6	0.753 6
	PLCC	0.842 2	0.867 1	0.893 8	0.908 4	0.912 7	0.913 1	0.884 1	0.864 6	0.915 2	0.879 8	0.920 1

权平均和直接平均值中,所提模型的性能仅次于 VSI,位列第二。此外,在 TID2008 数据库中,所提模型的 PLCC 值位列第一,显示出良好的竞争力。综上所述,本文模型具有很好的精度值。

表 2 中获得前三名最多的模型依次为:本文模型(18 次),CVSS(14 次),VSI(14 次)。此外,从表 2 中可以看出,本文模型的 SROCC 和 PLCC 值均大于 0.859 2,这表明该模型不仅有良好的预测性能,同时具有较好的泛化能力。

为了进一步体现所提模型的性能优势,通过 TID2013 数据库中提供的离散点来比较不同模型的拟合性能。如图 7,所提模型的回归曲线与主观观测值具有更好的相关性。

可见,CPCCs 模型融合了 HVS 特性,同时提取了相位信息、对比度信息和色度信息,并利用偏差和表征特征差异,因此,较其它模型具有更好的精度和泛化性;在 CPC 信息提取方面,考虑到亮度和色度的协调变化,提高了 CPC 信息提取的准确性,可更好的表征图像结构变化。

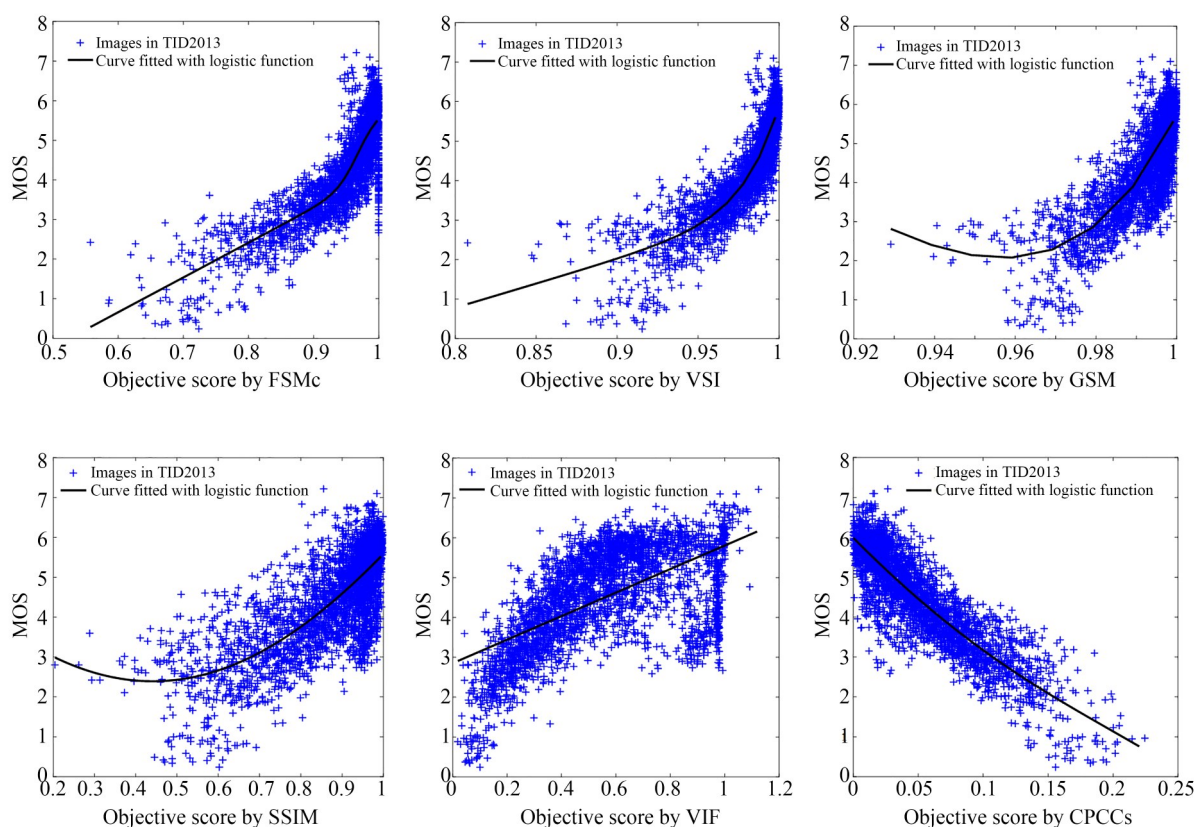


图 7 TID2013 数据库上的主观 MOS 和模型预测得分的散点图

Fig. 7 Scatter diagram of subjective MOS and model prediction scores on TID 2013 database

3.4 单个失真类型的性能比较

下面分析模型在不同失真类型下的预测性能。由于 TID2008 数据库里的失真类型和 TID2013 数据库有重叠,故不重复选用。单个失真的模型性能比较数据见表 3,选用 SROCC 作为性能评价标准^[20]。在每个失真类型中,排列前三的 SROCC 值已加粗标出,标记出现次数最多的模型依次是 VSI 共 17 次, CVSS 共 15 次,本文

模型则为 14 次(位居 52 个失真类型中的第 3 名)。

对比表 3 中的实验数据,本文所提的模型,在单一失真评价排名前三的数量上略少于 VSI 和 CVSS,且单一失真评价结果与 VSI 和 CVSS 的结果非常接近,并领先于其他模型。此外,本文模型 SROCC 值较低的是 CTC(对比度变化)和 CCS(颜色饱和度变化)两种失真类型,其值分别为 0.314 7 和 0.584 0; VSI 结果较低的是 Block

(不同强度的局部块状扭曲)、CTC 和 CCS 三种类型,其结果是 0.171 3, 0.475 4 和 0.274 8; CVSS 结果较低也是 Block, CTC 和 CCS 三种类型,其结果是 0.515 2, 0.294 0 和 0.261 4。从上面的数据对比可知,目前较难解决的失真类型评

价正是 CTC 和 CCS。本文所提模型在上述两个失真类型评价中,也优于 VSI 和 CVSS,而且在 Block 的评价中远远优于 VSI 和 CVSS。因此,通过上述分析结果,可知本文所提模型的泛化性能优于 VSI 和 CVSS。

表 3 IQA 模型在不同失真类型下的 SROCC 值

Tab. 3 SROCC values of IQA model under different distortion types

Database	Type	SSIM	VIF	MAD	FSIMc	GMSD	VSI	GSM	RVISM	CVSS	CAGS	Proposed
TID2013	AGN	0.867 1	0.899 4	0.884 3	0.910 1	0.946 2	0.946 0	0.906 4	0.864 5	0.940 1	0.935 9	0.932 5
	ANC	0.772 6	0.829 9	0.801 9	0.853 7	0.868 4	0.870 5	0.817 5	0.812 4	0.863 9	0.865 3	0.843 4
	SCN	0.851 5	0.883 5	0.891 1	0.890 0	0.935 0	0.936 7	0.915 8	0.841 2	0.907 7	0.927 6	0.911 9
	MN	0.776 7	0.845 0	0.738 0	0.809 4	0.707 5	0.769 7	0.729 3	0.822 8	0.771 5	0.752 6	0.781 5
	HFN	0.863 4	0.897 2	0.887 6	0.904 0	0.916 2	0.920 0	0.886 9	0.883 7	0.909 7	0.915 9	0.908 0
	IN	0.750 3	0.853 7	0.276 9	0.825 1	0.763 7	0.874 1	0.796 5	0.882 3	0.745 7	0.836 1	0.781 4
	QN	0.865 7	0.785 4	0.851 4	0.880 7	0.904 9	0.874 8	0.884 1	0.751 9	0.886 9	0.871 8	0.899 3
	GB	0.966 8	0.965 0	0.931 9	0.955 1	0.911 3	0.961 2	0.968 9	0.974 2	0.934 8	0.961 4	0.926 8
	DEN	0.925 4	0.891 1	0.925 2	0.933 0	0.952 5	0.948 4	0.943 2	0.894 7	0.942 7	0.946 6	0.946 6
	JPEG	0.920 0	0.919 2	0.921 7	0.933 9	0.950 7	0.954 1	0.928 4	0.930 6	0.952 1	0.958 5	0.946 3
	JP2K	0.946 8	0.951 6	0.951 1	0.958 9	0.965 7	0.970 6	0.960 2	0.952 1	0.958 7	0.962 0	0.954 7
	JGTE	0.849 3	0.840 9	0.828 3	0.861 0	0.840 3	0.921 6	0.851 2	0.843 4	0.861 3	0.864 4	0.883 2
	J2TE	0.882 8	0.876 1	0.878 8	0.891 9	0.913 6	0.922 8	0.918 2	0.885 4	0.885 1	0.925 0	0.880 5
	NEPN	0.782 1	0.772 0	0.831 5	0.793 7	0.814 0	0.806 0	0.813 0	0.750 2	0.820 1	0.783 3	0.831 8
	Block	0.572 0	0.530 6	0.281 2	0.553 2	0.662 5	0.171 3	0.641 8	0.603 7	0.515 2	0.601 5	0.662 0
	MS	0.775 2	0.627 6	0.645 0	0.748 7	0.735 1	0.770 0	0.787 5	0.607 9	0.715 0	0.744 1	0.710 7
	CTC	0.377 5	0.838 6	0.197 2	0.467 9	0.323 5	0.475 4	0.485 7	0.152 6	0.294 0	0.451 4	0.314 7
	CCS	0.414 1	0.309 9	0.057 5	0.810 0	0.294 8	0.274 8	0.357 8	0.399 4	0.261 4	0.371 1	0.584 0
	MGN	0.780 3	0.846 8	0.840 9	0.856 9	0.888 6	0.911 7	0.834 8	0.823 3	0.879 9	0.870 0	0.868 8
	CN	0.856 6	0.894 6	0.906 4	0.924 3	0.929 8	0.912 1	0.912 4	0.898 4	0.935 1	0.916 8	0.934 5
LCNI	0.905 7	0.920 4	0.944 3	0.948 5	0.962 9	0.956 4	0.956 3	0.915 6	0.962 9	0.957 4	0.965 6	
ICQD	0.854 2	0.841 4	0.874 5	0.881 5	0.910 2	0.883 9	0.897 3	0.803 6	0.910 8	0.906 0	0.906 1	
CHA	0.877 5	0.884 8	0.831 0	0.892 5	0.853 0	0.890 6	0.882 3	0.915 4	0.852 3	0.876 8	0.857 7	
SSR	0.946 1	0.935 3	0.956 7	0.957 6	0.968 3	0.962 8	0.966 8	0.943 9	0.960 5	0.958 0	0.960 3	
CSIQ	AGWN	0.897 4	0.957 5	0.954 1	0.935 9	0.968 0	0.963 6	0.944 0	0.937 7	0.967 0	0.965 2	0.949 0
	JPEG	0.954 6	0.970 5	0.961 5	0.966 4	0.965 0	0.961 8	0.963 2	0.959 9	0.968 9	0.957 3	0.968 2
	JP2K	0.960 6	0.967 2	0.975 2	0.970 4	0.972 0	0.969 4	0.964 8	0.969 3	0.977 7	0.954 5	0.973 0
	AGPN	0.892 2	0.951 1	0.957 0	0.937 0	0.950 0	0.963 8	0.938 7	0.931 9	0.951 6	0.949 2	0.932 6
	GB	0.960 9	0.974 5	0.960 2	0.972 9	0.971 0	0.967 9	0.958 9	0.971 5	0.978 9	0.957 4	0.975 4
	GCD	0.792 2	0.934 5	0.920 7	0.943 8	0.904 0	0.950 4	0.935 4	0.879 2	0.932 4	0.927 3	0.927 4
LIVE	JP2K	0.961 4	0.969 6	0.967 6	0.972 4	0.971 0	0.960 4	0.970 0	0.962 2	0.971 9	0.982 2	0.970 7
	JPEG	0.976 4	0.984 6	0.976 4	0.984 0	0.978 0	0.976 1	0.977 8	0.982 2	0.983 6	0.983 6	0.980 4
	AWGN	0.969 4	0.985 8	0.984 4	0.971 6	0.974 0	0.983 5	0.977 4	0.969 2	0.980 9	0.983 7	0.966 9
	GB	0.951 7	0.972 8	0.946 5	0.970 8	0.957 0	0.952 7	0.951 8	0.964 3	0.966 2	0.964 1	0.968 9
	FF	0.955 6	0.965 0	0.956 9	0.951 9	0.942 0	0.943 0	0.940 2	0.958 1	0.959 2	0.963 3	0.968 0

3.5 模型计算效率比较

为比较本文模型与其余 6 种模型的计算复杂度,选用测试图像为 TID2008 数据库的一对分辨率为 512×512 的彩色图像,分别在内存为 2.3 GHz Intel Core i5 的计算机上运行,仿真软件为 MATLAB R2016a。

如表 4 所示,本文模型具有较低的计算复杂度。特别地,如果忽略 RGB 到 CIELAB 颜色空间转换所耗时间,该模型运行时间仅需 0.371 s,效率可以大大提升。在实际应用中,如果提前完成颜色空间转换的预处理,本模型则可以快速完成相关任务。作为参考的 SSIM 和 PSNR,虽然在计算效率上优于本文方法,但是这两种方法都是从图像的灰度通道评价图像质量,缺失彩色图像的色度通道信息,导致预测性能远低于本文所提方法。

4 结 论

本文根据现代 FR-IQA 模型的高精度、高效率要求,提出了基于色貌尺度上的相位一致性的全参考模型(CPCCs 模型)。基于 CPC 算法提取图像结构信息,并采用 SD 法将其与色度及对比

表 4 不同 FR-IQA 模型的计算效率对比

Tab. 4 Comparison of efficiency of different IQA models

IQA index	Time cost /s	IQA index	Time cost/s
SSIM	0.278	RVSIM	0.939
PSNR	0.156	MAD	1.256
CAGS	0.483	CPCCs	0.531
VSI	0.536		

度特征值进行池化,通过控制变量法获取模型参数,最终得到本文的计算模型。在实验阶段,选用了 4 个经典的 FR-IQA 数据库,总计 109 幅参考图像和 6345 幅失真图像进行测试,并与 10 个经典的 FR-IQA 模型运行结果进行了比较分析。实验结果表明,在性能评价标准 PLCC 方面,本文模型在 4 个数据库中最低值为 0.878 1,最高值可达 0.961 6,其稳定性和精度高于大多数 FR-IQA 模型;在单一失真类型测试中,本文模型的 SROCC 值最高可达 0.980 4,表明其具有良好的泛化性能;通过与另外 5 种模型的计算复杂度比较,验证了本模型较高的计算效率。综上,本文所提的全参考图像质量评价方法具有较稳定的算法性能。

参考文献:

- [1] 卢鹏,刘楷贇,邹国良,等. 基于多特征融合和卷积神经网络的无参考图像质量评价[J]. 液晶与显示, 2022, 37(1): 66-76.
LU P, LIU K Y, ZOU G L, *et al.* No reference image quality assessment based on fusion of multiple features and convolutional neural network[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2022, 37(1): 66-76. (in Chinese)
- [2] 高敏娟,党宏社,魏立力,等. 全参考图像质量评价回顾与展望[J]. 电子学报, 2021, 49(11): 2261-2272.
GAO M J, DANG H S H, WEI L L, *et al.* Review and prospect of full reference image quality assessment[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2021, 49(11): 2261-2272. (in Chinese)
- [3] 刘国军,高丽霞,陈丽奇. 广义平均的全参考型图像质量评价池化策略[J]. 光学精密工程, 2017, 25(3): 742-748.

- LIU G J, GAO L X, CHEN L Q. Pooling strategy for full-reference IQA via general means[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(3): 742-748. (in Chinese)
- [4] 韩昊男,钱锋,吕建威,等. 图像去雾方法质量评价[J]. 光学精密工程, 2022, 30(6): 721-733.
HAN H N, QIAN F, LV J W, *et al.* Image dehazing method quality assessment[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2022, 30(6): 721-733. (in Chinese)
- [5] 宋蓓蓓,马穗娜,何帆,等. Res2-Unet 深度神经网络的 RGB-高光谱图像重建[J]. 光学精密工程, 2022, 30(13): 1606-1619.
SONG B B, MA S N, HE F, *et al.* Hyperspectral reconstruction from RGB images based on Res2-Unet deep learning network[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2022, 30(13): 1606-1619. (in Chinese)
- [6] 丰明坤,孙丽慧,葛丁飞,等. 深度视觉频谱残余融合的图像质量评价[J]. 光电子·激光, 2021, 32(10): 1055-1064.

- FENG M K, SUN L H, GE D F, *et al.* Image quality evaluation of spectrum residual fusion in depth vision[J]. *Journal of Optoelectronics•Laser*, 2021, 32(10): 1055-1064. (in Chinese)
- [7] 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.
- [8] PAUL M, BEHR S C, WEISS C, *et al.* Spatio-temporal and-spectral feature maps in photoplethysmography imaging and infrared thermography [J]. *BioMedical Engineering OnLine*, 2021, 20 (1) : 1-54.
- [9] WANG Z, SIMONCELLI E P, BOVIK A C. Multiscale Structural Similarity for Image Quality Assessment [C]. *The Thirty-Seventh Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers*. 9-12, 2003, *Pacific Grove, CA, USA*. IEEE, 2004: 1398-1402.
- [10] LI C F, BOVIK A C. Three-Component Weighted Structural Similarity Index [C]. *Image quality and system performance VI*. SPIE, 2009, 7242: 252-260.
- [11] JIA H Z, ZHANG L, WANG T H. Contrast and visual saliency similarity-induced index for assessing image quality [J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 65885-65893.
- [12] LIU A M, LIN W S, NARWARIA M. Image quality assessment based on gradient similarity[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21 (4): 1500-1512.
- [13] SHEIKH H R, BOVIK A C, DE VECIANA G. An information fidelity criterion for image quality assessment using natural scene statistics[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(12): 2117-2128.
- [14] 朱惠娟, 宗平, 丛玉华. 基于权重池的多尺度图像质量评估方法[J]. *计算机工程与应用*, 2021, 57(3): 215-221.
- ZHU H J, ZONG P, CONG Y H. Multi-scale image quality assessment method based on weight pool[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2021, 57(3): 215-221. (in Chinese)
- [15] MOKAYED H, SHIVAKUMARA P, WOON H H, *et al.* A new DCT-PCM method for license plate number detection in drone images [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2021, 148: 45-53.
- [16] ZHANG L, ZHANG L, MOU X Q, *et al.* FSIM: a feature similarity index for image quality assessment[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(8): 2378-2386.
- [17] 张帆, 张偌雅, 李珍珍. 基于对称相位一致性的图像质量评价方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(10): 101003.
- ZHANG F, ZHANG R Y, LI ZH ZH. Image quality evaluation method based on symmetrical phase consistency [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(10): 101003. (in Chinese)
- [18] 夏雨蒙, 王永芳, 王闯. 相位一致性指导的全参考全景图像质量评价[J]. *中国图象图形学报*, 2021, 26(7): 1625-1636.
- XIA Y M, WANG Y F, WANG CH. Phase consistency guided full-reference panoramic image quality assessment algorithm[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2021, 26(7): 1625-1636. (in Chinese)
- [19] LIU L, GAO M, ZHANG Y, *et al.* Application of machine learning in intelligent encryption for digital information of real-time image text under big data [J]. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2022, 2022(1): 1-16.
- [20] 史晨阳, 林燕丹. 基于图像色貌和梯度特征的图像质量客观评价[J]. *物理学报*, 2020, 69(22): 228701.
- SHI CH Y, LIN Y D. Objective image quality assessment based on image color appearance and gradient features[J]. *Acta Physica Sinica*, 2020, 69 (22): 228701. (in Chinese)
- [21] SHI C Y, LIN Y D. Full reference image quality assessment based on visual salience with color appearance and gradient similarity[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 97310-97320.
- [22] BERNIS R S. Extending CIELAB: vividness, depth, and clarity[J]. *Color Research & Application*, 2014, 39(4): 322-330.
- [23] AHMED I T, DER C S, HAMMAD B T, *et al.* Contrast-distorted image quality assessment based on curvelet domain features[J]. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, 2021, 11(3): 2595.
- [24] CHENG J, REN B K, ZHAO L J, *et al.* Analysis of phase response of fiber Fabry-Pérot cavity microphones[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2021, 149(2): 1012-1020.

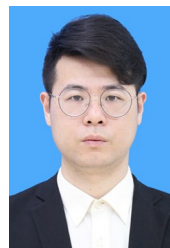
- [25] MEGAHEDE Y, SHAKER A, YAN W Y. A phase-congruency-based scene abstraction approach for 2D-3D registration of aerial optical and LiDAR images [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 14: 964-981.
- [26] YANG X, JU B, KERSEMANS M. Ultrasonic tomographic reconstruction of local fiber orientation in multi-layer composites using Gabor filter-based information diagram method [J]. *NDT & E International*, 2021, 124: 102545.
- [27] PONOMARENKO N, LUKIN V, ZELENSKY A, *et al.* TID2008-a database for evaluation of full-reference visual quality assessment metrics [J]. *Advances of modern radioelectronics*, 2009, 10(4): 30-45.
- [28] BAKSHI A, ROY S, MALLICK A, *et al.* A discrete magno-parvo additive model in early vision for explaining brightness perception in varying contrastive contexts [J]. *Biological Cybernetics*, 2022, 116(1): 5-21.
- [29] LARSON E, CHANDLER D. Categorical image quality (CSIQ) database [DB/OL]. [2012-12-10]. <http://vision.okstate.edu/csiq>.
- [30] SHEIKH, WANG ZH. R., CORMACK L, *et al.* LIVE image quality assessment database release 2 [DB/OL]. [2006-10-16]. <http://live.ece.utexas.edu/research/quality>
- [31] PONOMARENKO N, JIN L N, IEREMEIEV O, *et al.* Image database TID2013: Peculiarities, results and perspectives [J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2015, 30: 57-77.
- [32] XIANG Z F, HU D F, XIONG H C, *et al.* Benefit of chemotherapy in stage III nasopharyngeal carcinoma: analysis of the surveillance, epidemiology, and end results database [J]. *Oral Oncology*, 2021, 117: 105284.
- [33] 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.
- [34] XUE W F, ZHANG L, MOU X Q, *et al.* Gradient magnitude similarity deviation: a highly efficient perceptual image quality index [J]. *IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2014, 23(2): 684-695.
- [35] ZHANG L, SHEN Y, LI H Y. VSI: a visual saliency-induced index for perceptual image quality assessment [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(10): 4270-4281.
- [36] YANG G Y, LI D S, LU F, *et al.* RVSIM: a feature similarity method for full-reference image quality assessment [J]. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2018, 2018(1): 1-15.

作者简介:



江本赤(1979—),男,安徽金寨人,博士,副教授,硕士生导师,2016年于合肥工业大学获得博士学位,主要从事智能制造系统、机器视觉等方面的研究。E-mail: benchi@ahpu.edu.cn

通讯作者:



史晨阳(1991—),男,安徽寿县人,博士,讲师,2021年于复旦大学获得博士学位,主要从事图像质量评价、机器视觉、光学系统设计等方面的研究。E-mail: shichenyang@ahpu.edu.cn