

彩色图像质量评价的广义平均池化策略

马月梅¹, 陈海英^{2,3}, 刘国军^{2*}

¹宁夏大学民族预科教育学院, 宁夏 银川 750021;

²宁夏大学数学统计学院, 宁夏 银川 750021;

³武汉大学数学与统计学院, 湖北 武汉 430072

摘要 彩色图像质量评价(CIQA)是目前图像质量评价(IQA)研究的一个热点。色度信息对人类视觉系统(HVS)会产生一定的影响,将RGB图像转换到另一色彩空间YIQ,将灰度图像的结构相似性指标(SSIM)、基于梯度的SSIM(GSSIM)扩展得到彩色图像的SSIM和GSSIM(即C-SSIM和C-GSSIM)。HVS是一个复杂的非线性系统,采用2种广义平均池化策略来刻画HVS特性,以提高C-SSIM、C-GSSIM及彩色图像的特征相似性(C-FSIM)的评价效果。在TID2013图像数据库中进行数值计算,结果表明:基于广义平均池化策略的C-SSIM、C-GSSIM及C-FSIM能有效提高IQA的准确率。

关键词 图像处理; 彩色图像质量评价; 全参考; 广义平均; 色度信息; 池化策略

中图分类号 TP391.9 文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.021007

General Mean Pooling Strategy for Color Image Quality Assessment

Ma Yuemei¹, Chen Haiying^{2,3}, Liu Guojun²

¹ School of Preparatory Education for Nationalities, Ningxia University, Yinchuan, Ningxia 750021, China;

² School of Mathematics and Statistics, Ningxia University, Yinchuan, Ningxia 750021, China;

³ School of Mathematics and Statistics, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430072, China

Abstract Color image quality assessment (CIQA) is a hot spot in researching image quality assessment (IQA). Chromatic information has a certain effect on the human visual system (HVS). Based on the conversion of RGB images to another color space YIQ, we obtain SSIM and GSSIM of the color image (C-SSIM and C-GSSIM) by extending the structural similarity index (SSIM) and gradient-based SSIM (GSSIM) of the grayscale image. In addition, considering HVS as a complex nonlinear system, two general pooling strategies are used to describe HVS characteristics to improve the evaluation effect of C-SSIM, C-GSSIM and feature similarity of the color image (C-FSIM). The numerical results, performed in TID2013 image database, demonstrate that C-SSIM, C-GSSIM and C-FSIM based on the general mean pooling strategy can effectively improve the accuracy of IQA.

Key words image processing; color image quality assessment; full reference; general mean; chromatic information; pooling strategy

OCIS codes 100.4995; 110.3000; 150.1135; 150.1708

1 引言

彩色图像质量评价(CIQA)是目前图像质量评价(IQA)研究的一个热点,其目的是评价彩色图像质量的好坏,目前IQA方法分为主观评价方法和客

观评价方法。根据对原始图像的参考程度,客观IQA可分为3类:全参考型、半参考型和无参考型。随着对人类视觉系统(HVS)认识的加深,近年来全参考型IQA(FR-IQA)取得了极大的进展。通常FR-IQA方法可以归纳为2步来进行^[1-2]:1)在参考

收稿日期: 2017-08-01; 收到修改稿日期: 2017-09-11

基金项目: 国家自然科学基金(61461043)、宁夏自然科学基金(NZ1616)

作者简介: 马月梅(1978—),女,硕士,讲师,主要从事统计方法、小波分析及其在图像处理领域的应用等方面的研究。

E-mail: ma_y_m@163.com

* 通信联系人。E-mail: liugj@nxu.edu.cn

图像和失真图像中分别提取相应的特征,计算它们的局部质量映射图;2)根据局部质量映射图,并通过池化策略得到最终的质量分数。

Wang 等^[3]提出的结构相似性指标(SSIM)具有里程碑式的意义。随后,杨春玲等^[4]在梯度域上构造 SSIM(GSSIM)。Zhang 等^[5]提出了基于相位一致性(PC)和梯度幅值(GM)的特征相似性(FSIM)。

目前,针对彩色图像的 IQA 方法也越来越多。一种方法是直接在 RGB 图像上进行计算。如 Li 等^[6]提出基于稀疏表示和重构残差的 CIQA 方法,通过组合基于稀疏表示的特征图、重建残差和亮度相似性来评估彩色图像的质量;Temel 等^[7]提出了基于颜色、结构和视觉系统特征的 FR-IQA 方法,通过分离红(R)、绿(G)、蓝(B)通道,量化颜色、结构和视觉感知的差异来获得 IQA;Lu 等^[8]提出了结合视觉感知和颜色结构的 IQA 方法,通过测量参考图像与失真图像之间的视觉感知系数的比例差异来获取客观 IQA;徐海勇等^[9]提出了非负矩阵分解 IQA,利用非负矩阵分解方法,无监督地提取彩色图像 R、G、B 3 个通道的特征,并用显著性模型提取视觉显著区域,从而进行质量评价。另一种方法是將 RGB 图像转换成其他更符合 HVS 的色彩空间。如 Lee 等^[10]提出了基于定向统计的颜色相似度,先将 RGB 图像转换到 S-CIELAB 色彩空间,利用从 3 个感知色彩通道 L^* 、 a^* 、 b^* 提取的局部颜色描述符,采用定向统计工具来处理色调数据,并利用两个加权机制将测量得到的比较分数准确地组合成最终得分。Gupta 等^[11]提出在 YIQ 色彩空间中结合 Sobel 算子和色度信息的彩色图像的 FR-IQA 方法。事实上,文献^[5]也将 FSIM 扩展到了彩色图像,即先将 RGB 图像转换到 YIQ 色彩空间,从而分离图像的亮度与色度信息,然后将色度信息融合到亮度信息 FSIM 中得到彩色图像的 FSIM(C-FSIM)。

池化策略也是最近研究的热点,其目的是为了模拟 HVS 的复杂非线性属性。池化是在特征提取的基础上,对每个特征进行处理,然后将得到的所有数据进行融合,得到最终的结果。一般的 FR-IQA 方法往往采用算术平均的池化策略,对提取的局部特征图同等对待处理,这不符合 HVS 的非线性特点。之后,研究者们又提出了加权池化策略,如:信息量加权^[1]、PC 加权^[5]和区域类型加权^[12]。这些策略在一定程度上提高了评价准确率,但计算复杂

度较高、运行时间较长。另外,研究者们还提出了偏差池化策略,如标准偏差池化策略^[2]和平均绝对偏差池化策略^[13]。平均绝对偏差池化策略相比于平均池化策略和标准偏差池化策略,效率较高且具有较好的稳健性。文献^[14]扩展了算术平均和调和平均^[15],通过参数选取来刻画 HVS 的非线性特点,针对灰度图像得到了广义平均的池化策略,改进了 SSIM、GSSIM、FSIM 评价算法。

本文首先将 RGB 彩色图像转换到 YIQ 色彩空间,引入色度信息,将灰度图像的 SSIM 和 GSSIM 扩展得到彩色图像的 SSIM 和 GSSIM(即 C-SSIM、C-GSSIM)。对 C-SSIM、C-GSSIM、C-FSIM 采用两种广义平均池化策略,以获得 CIQA 算法。

2 针对彩色图像的 FR-IQA 方法

一般的 IQA 方法都是针对灰度图像的,但色度会影响 HVS 对图像的理解。Zhang 等^[5]利用 PC 和 GM 特征,提出了 FSIM,并将 FSIM 扩展得到 C-FSIM。数值实验表明,C-FSIM 比 FSIM 有更好的视觉一致性。此处首先简单介绍 C-FSIM 的构造,然后将灰度图像的 SSIM、GSSIM 方法扩展得到 C-SSIM 和 C-GSSIM。

2.1 C-FSIM

1) 将原来的 RGB 空间转换成另一个更符合人类主观视觉的色彩空间 YIQ^[16]。YIQ 色彩空间将图像的亮度和色度信息分离出来,Y 代表亮度信息,I 和 Q 代表色度信息,R、G、B 代表 R、G、B 三通道信息。将 RGB 空间转换成 YIQ 色彩空间的转换公式为

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.596 & -0.274 & -0.322 \\ 0.211 & -0.523 & 0.312 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1)$$

2) 分别在参考图像块 x 和失真图像块 y 中提取亮度信息,计算得到局部特征相似图 $S_{PC}(x, y)$ 和 $S_{GM}(x, y)$ 为

$$\begin{cases} S_{PC}(x, y) = \frac{2S_{PC}(x)S_{PC}(y) + T_1}{S_{PC}(x)^2 + S_{PC}(y)^2 + T_1} \\ S_{GM}(x, y) = \frac{2S_{GM}(x)S_{GM}(y) + T_2}{S_{GM}(x)^2 + S_{GM}(y)^2 + T_2} \end{cases} \quad (2)$$

式中 $S_{PC}(x)$ 为 x 的 PC, $S_{PC}(y)$ 为 y 的 PC, $S_{GM}(x)$ 为 x 的 GM, $S_{GM}(y)$ 为 y 的 GM; T_1 、 T_2 为正常数,以避免分母取 0。选取 $T_1 = 0.85$, $T_2 = 160$,从而融合得到亮度信息的局部特征图 $S_L(x, y)$,即

$$S_L(x, y) = S_{PC}(x, y)S_{GM}(x, y) \quad (3)$$

3) 引入 I, Q , 计算色度之间的相似性。

假设 $I(x), I(y)$ 和 $Q(x), Q(y)$ 分别表示参考图像块和失真图像块的色度分量, 将图像色度之间的相似性定义为

$$\begin{cases} S_I(x, y) = \frac{2I(x)I(y) + T_3}{I^2(x) + I^2(y) + T_3} \\ S_Q(x, y) = \frac{2Q(x)Q(y) + T_4}{Q^2(x) + Q^2(y) + T_4} \end{cases}, \quad (4)$$

式中 T_3, T_4 为正常数, 因为 I, Q 的动态范围相似, 可取 $T_3 = T_4 = 200$ 。则图像的色度相似性局部特征图 $S_C(x, y)$ 为

$$S_C(x, y) = S_I(x, y)S_Q(x, y). \quad (5)$$

4) 参考图像和失真图像 C-FSIM 的计算可以表示为

$$I_{C-FSIM} = \frac{\sum_{i=1}^N S_L(x_i, y_i) [S_C(x_i, y_i)]^\lambda M_{PC}(x_i, y_i)}{\sum_{i=1}^N M_{PC}(x_i, y_i)}, \quad (6)$$

式中 N 表示图像块的个数; $M_{PC}(x_i, y_i) = \max[S_{PC}(x_i), S_{PC}(y_i)]$ 为权函数, $\max[\]$ 表示求最大值; λ 是一个大于 0 的参数, 用来调整色度信息的重要性, 取 $\lambda = 0.03$ 。

2.2 C-SSIM

类似于 C-FSIM, 将 RGB 空间转换成 YIQ 色彩空间, 提取亮度信息和色度信息, 在亮度信息的基础上进行亮度相似性、对比度相似性及结构相似性的计算, 在色度信息的基础上进行色度相似性的度量, 最后计算 C-SSIM, 其计算可以表示为

$$I_{C-SSIM}(x, y) = [l(x, y)]^\alpha [c(x, y)]^\beta [s(x, y)]^\gamma [S_C(x, y)]^\lambda, \quad (7)$$

式中 $l(x, y), c(x, y), s(x, y), S_C(x, y)$ 是 4 幅局部特征图 $\alpha, \beta, \gamma, \lambda$ 为参数且都大于 0, 用来调整这 4 种信息的相对重要性。通常取 $\alpha = \beta = \gamma = 1$, 则 (7) 式可转化为

$$I_{C-SSIM}(x, y) = [l(x, y)] [c(x, y)] [s(x, y)] [S_C(x, y)]^\lambda. \quad (8)$$

2.3 C-GSSIM

类似于 C-SSIM, C-GSSIM 的计算可以表示为

$$I_{C-GSSIM}(x, y) = l_G(x, y)c_G(x, y)s_G(x, y) [S_C(x, y)]^\lambda, \quad (9)$$

式中 $l_G(x, y), c_G(x, y), s_G(x, y), S_C(x, y)$ 分别

为梯度域中的亮度、对比度、结构和色度相似性局部特征图。

3 广义平均池化策略的 FR-IQA 方法

对于任意给定的 n 个非负数 a_1, a_2, \dots, a_n , 记作 $\mathbf{a} = (a_1, a_2, \dots, a_n)$, 其广义平均定义为^[14]

$$G(\mathbf{a}, r) = \begin{cases} \left(\frac{a_1^r + a_2^r + a_3^r + \dots + a_n^r}{n} \right)^{1/r}, & r \neq 0 \\ \sqrt[n]{a_1 \cdot a_2 \cdot a_3 \cdot \dots \cdot a_n}, & r = 0 \end{cases}. \quad (10)$$

广义平均是几类常用平均数的概括和延伸。从 (10) 式中可以看出, 当 $r = -1$ 时, $G(\mathbf{a}, r)$ 为调和平均数; 当 $r = 0$ 时, $G(\mathbf{a}, r)$ 为几何平均数; 当 $r = 1$ 时, $G(\mathbf{a}, r)$ 为算术平均数; 当 $r = 2$ 时, $G(\mathbf{a}, r)$ 为平方平均数。它们的大小关系为: $G(\mathbf{a}, -1) \leq G(\mathbf{a}, 0) \leq G(\mathbf{a}, 1) \leq G(\mathbf{a}, 2)$ 。需要强调的是, 除了 $r = 1$ 之外, (10) 式都为非线性函数。

HVS 是一个复杂的非线性分析系统。研究表明, HVS 对图像中局部严重失真的区域更加敏感, 即图像中严重失真的局部区域对整幅图像的质量影响较大^[15], 如图 1 所示。图 1(a) 是参考图像, 图 1(b)、(c) 是图 1(a) 不同程度的失真图像, 图 1(b) 中对参考图像的亮度进行了改变, 图 1(c) 中含有 1 个白色小块和 1 个蓝色小块, 尽管图 1(b) 与图 1(c) 相比有较大的均方误差 E_{MSE} 和较小的峰值信噪比 R_{PSNR} , 但人们普遍认为图 1(b) 有较好的图像质量。由此可得, 局部严重失真的区域与整幅图像质量之间应该存在某种非线性关系, 而非线性变换能较好地反映局部严重失真的区域与整幅图像质量之间的关系。因此, 利用广义平均的非线性(不同的参数 r 代表了不同的非线性程度)来模拟 HVS 对 IQA 的复杂过程^[14], 针对彩色图像的 FR-IQA 算法, 采用 2 种广义平均池化策略。

3.1 对 C-SSIM 采用广义平均的池化策略

C-SSIM 中涉及到 4 个局部特征, 分别是亮度相似性、结构相似性、对比度相似性和色度相似性, 采用 2 种广义平均的池化策略, 得到 2 种改进的算法。

算法 1: 先利用 (8) 式计算 C-SSIM, 再对 C-SSIM 进行广义平均, 最终得到的整个图像的质量分数 GM-C-SSIM1 可以表示为

$$I_{GM-C-SSIM1} = G[I_{C-SSIM}(x, y), r]. \quad (11)$$



图1 TID2013数据库中的一幅参考图像和两幅不同程度的失真图像。(a)参考图像;

(b)失真图像($E_{MSE}=76.54, R_{PSNR}=29.29$);(c)失真图像($E_{MSE}=0.88, R_{PSNR}=48.68$)

Fig. 1 Reference image and distorted images of varying degrees in TID2013 database. (a) Reference image;

(b) distorted image ($E_{MSE}=76.54, R_{PSNR}=29.29$); (c) distorted image ($E_{MSE}=0.88, R_{PSNR}=48.68$)

算法2:先分别对C-SSIM中的4幅局部特征图 $l(x,y),c(x,y),s(x,y),S_C(x,y)$ 进行广义平均,再进行线性加权平均,最后得到的整个图像的质量分数GM-C-SSIM2可以表示为

$$I_{GM-C-SSIM2} = \omega_1 G[l(x,y),r] + \omega_2 G[c(x,y),r] + \omega_3 G[s(x,y),r] + \omega_4 G[S_C(x,y),r], \quad (12)$$

式中 $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ 和 ω_4 是相应特征图的权重。

3.2 对C-GSSIM采用广义平均的池化策略

同样,对C-GSSIM采用2种广义平均的池化策略,可得

$$I_{GM-C-GSSIM1} = G[I_{C-GSSIM}(x,y),r], \quad (13)$$

$$I_{GM-C-GSSIM2} =$$

$$\omega_1 G[l_G(x,y),r] + \omega_2 G[c_G(x,y),r] + \omega_3 G[s_G(x,y),r] + \omega_4 G[S_C(x,y),r]. \quad (14)$$

3.3 对C-FSIM采用广义平均的池化策略

同样,对(2)~(5)式采用2种广义平均的池化策略,可得

$$I_{GM-C-FSIM1} = G[S_L(x,y)S_C(x,y),r], \quad (15)$$

$$I_{GM-C-FSIM2} = \omega_1 G[S_{GM}(x,y),r] + \omega_2 G[S_{PC}(x,y),r] + \omega_3 G(S_C,r). \quad (16)$$

4 数值计算

4.1 评价指标

为了评价IQA算法的好坏,视频质量专家组VQEG提出了4个可以验证客观评价与主观评价紧密程度的性能指标^[17],分别是斯皮尔曼等级相关系数(SROCC)、肯德尔等级相关系数(KROCC)、皮尔逊相关系数(PLCC)以及均方根误差(RMSE)。SROCC、KROCC和PLCC反映了在非线性回归条件下待测图像的客观评价值与主观评价值(MOS)的线性相关性,三者的值越大则相关性越好。

RMSE反映的是在非线性回归条件下客观评分与MOS之间的均方误差, RMSE值越小则评价方法越好。对于非线性回归,使用Logistic回归函数^[18]

$$f(x) = \beta_1 \left\{ \frac{1}{2} - \frac{1}{1 + \exp[\beta_2(x - \beta_3)]} \right\} + \beta_4 x + \beta_5, \quad (17)$$

式中 $\beta_i (i=1,2,\dots,5)$ 为相应选择的参数。一个好的客观评价算法应该有较大的SROCC、KROCC和PLCC,同时有较小的RMSE。

4.2 参数的选择

选取TID2013数据库和不同的参数值进行数值计算^[19]。对计算得到的SROCC值进行对比,通过选取最优的SROCC值来确定最佳参数值。

在IQA算法C-SSIM和C-GSSIM中,参数 T_3, T_4, λ 通过控制变量法来确定。取 T_3, T_4, λ 的步长分别为50, 10, 0.05。先令 $T_4=200, \lambda=0.05$,在TID2013数据库中进行比对,得到 T_3 的最优值;其次利用得到的 T_3 最优值以及 $\lambda=0.05$,得到 T_4 的最优值;最后利用上述获得的 T_3 和 T_4 的最优值,得到 λ 的最优值。在C-SSIM算法中, T_3, T_4, λ 分别取1300, 750, 0.85;在C-GSSIM算法中, T_3, T_4, λ 分别取6250, 140, 0.75。

在基于广义平均池化策略的IQA算法中,选取 r 的区间为 $[-2, 1]$,步长为0.25,利用基于广义平均池化策略的IQA算法进行计算,不同的算法需选择不同的 r ,它们的SROCC值随 r 变化的曲线图如图2所示。由图2(a)可以看出,当 $r=-0.25$ 时,GM-C-SSIM1和GM-C-GSSIM1的SROCC取得最优值;当 $r=-0.5$ 时,GM-C-FSIM1的SROCC取得最优值。由图2(b)可以看出,当 $r=-0.5$ 时,GM-C-SSIM2的SROCC取得最优值;当 $r=0.25$ 时,GM-C-GSSIM2的SROCC取得最优值;当 $r=$

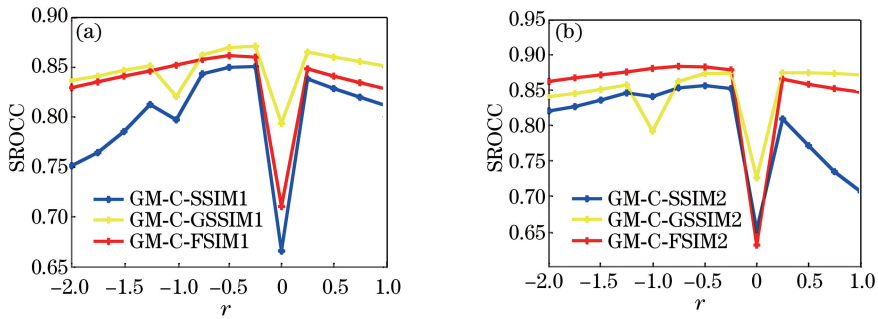


图2 SROCC 值随 r 变化的曲线图。(a)广义平均池化策略1;(b)广义平均池化策略2

Fig. 2 SROCC curves varying with r . (a) General mean pooling strategy 1; (b) general mean pooling strategy 2

-0.75 时, GM-C-FSIM2 的 SROCC 取得最优值。

在基于广义平均池化策略的 IQA 算法 2 中, 在第 2 步进行加权时, 需要确定 ω_i ($i=1, 2, 3, 4$) 的值。由于在 IQA 中去掉亮度比较因子后对图像的质量影响不大^[20], 因此在 GM-C-SSIM2 和 GM-C-GSSIM2 算法中, 取 $\omega_1=0$, 对 $\omega_2, \omega_3, \omega_4$ 采用控制变量法, 同 T_3, T_4, λ 的选取方法一样, 并要求 $\omega_2 + \omega_3 + \omega_4 = 1$, 取步长为 0.1。同样的, 在 GM-C-

FSIM2 算法中, 在 $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1$ 的前提下, 对 $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ 采用控制变量法, 取步长为 0.1。计算结果如图 3 所示。由图 3(a)可以看出, 当 $\omega_2=0.7$ 、 $\omega_3=0.1$ 和 $\omega_4=0.2$ 时, GM-C-SSIM2 的 SROCC 取得最优值; 由图 3(b)可以看出, 当 $\omega_2=0.4$ 、 $\omega_3=0.3$ 和 $\omega_4=0.3$ 时, GM-C-GSSIM2 的 SROCC 取得最优值; 由图 3(c)可以看出, 当 $\omega_1=0.1$ 、 $\omega_2=0.2$ 和 $\omega_3=0.7$ 时, GM-C-FSIM2 的 SROCC 取得最优值。

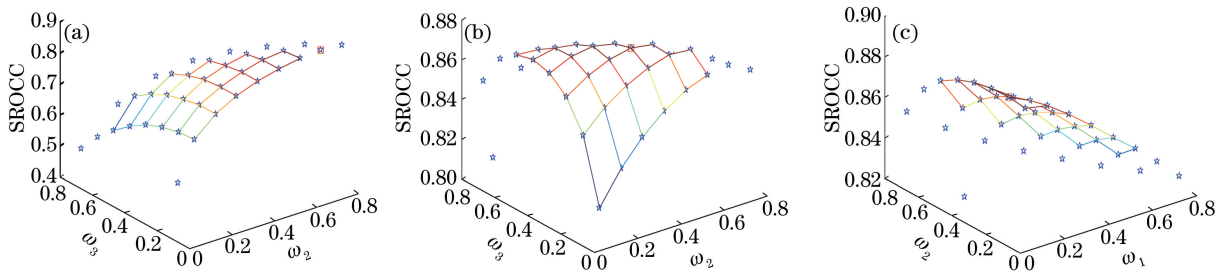


图3 SROCC 值随 ω 变化的网状图。(a) GM-C-SSIM2 的 SROCC 值随 ω_2, ω_3 的变化;

(b) GM-C-GSSIM2 的 SROCC 值随 ω_2, ω_3 的变化; (c) GM-C-FSIM2 的 SROCC 值随 ω_1, ω_2 的变化

Fig. 3 SROCC mesh graphs varying with ω . (a) Variation in SROCC of GM-C-SSIM2 with ω_2 and ω_3 ;

(b) variation in SROCC of GM-C-GSSIM2 with ω_2 and ω_3 ; (c) variation in SROCC of GM-C-FSIM2 with ω_1 and ω_2

4.3 计算结果

为了说明 C-SSIM、C-GSSIM 以及采用广义平均池化策略的有效性, 表 1 列举了 C-SSIM、C-GSSIM、C-FSIM、SSIM、GSSIM、FSIM、改进后的 2 种算法和文献[14]中的方法分别基于 TID2013 数据库得到的 SROCC 值、KROCC 值、PLCC 值和 RMSE 值(同类方法中 4 个最优值用黑体标注)。

由表 1 可知, 采用广义平均池化策略的 C-SSIM、C-GSSIM、C-FSIM 与 C-SSIM、C-GSSIM、C-FSIM 相比, 都有较大的 SROCC 值、KROCC 值、PLCC 值和较小的 RMSE 值。以 SROCC 值为例, C-SSIM、C-GSSIM、C-FSIM 的 SROCC 值与 SSIM、GSSIM、FSIM 相比, 分别相对提高了 9.41%、

12.15%、6.18%; GM-C-SSIM1、GM-C-GSSIM1、GM-C-FSIM1 的 SROCC 值与 C-SSIM、C-GSSIM、C-FSIM 相比, 分别提高了 4.86%、2.35%、1.21%; GM-C-SSIM2、GM-C-GSSIM2、GM-C-FSIM2 的 SROCC 值与 C-SSIM、C-GSSIM、C-FSIM 相比, 分别提高了 5.50%、2.82%、3.89%。因此, C-SSIM、C-GSSIM、C-FSIM 明显比 SSIM、GSSIM、FSIM 的评价效果要好, 而且采用 2 种广义平均的池化策略均能有效提高评价效果, 尤其是采用算法 2, 效果更为显著。

用 Logistic 回归函数非线性拟合可以得到各个评价算法在 TID2013 数据库中的客观评价得分与 MOS 之间的散点图, 如图 4 所示。由图 4 可以看

出,基于广义平均的池化策略能有效提高评价结果, 其散点均匀分布在曲线的两侧附近。

表 1 IQA 指标在 TID2013 数据库中的性能比较

Table 1 Performance comparison of IQA in TID2013 database

Algorithm	SROCC	KROCC	PLCC	RMSE
SSIM ^[3]	0.7417	0.5588	0.7895	0.7608
C-SSIM	0.8115	0.6203	0.8221	0.7058
GM-SSIM1 ^[14]	0.7665	0.5869	0.8093	0.7283
GM-SSIM2 ^[14]	0.7825	0.5885	0.8021	0.7404
GM-C-SSIM1	0.8509	0.6596	0.8527	0.6475
GM-C-SSIM2	0.8561	0.6689	0.8526	0.6478
GSSIM ^[4]	0.7586	0.5768	0.8179	0.7132
C-GSSIM	0.8508	0.6625	0.8629	0.6266
GM-GSSIM1 ^[14]	0.7919	0.6115	0.8515	0.6500
GM-GSSIM2 ^[14]	0.7466	0.5573	0.7968	0.7491
GM-C-GSSIM1	0.8708	0.6845	0.8800	0.5889
GM-C-GSSIM2	0.8748	0.6937	0.8911	0.5626
FSIM ^[5]	0.8015	0.6289	0.8589	0.6349
C-FSIM ^[5]	0.8510	0.6665	0.8769	0.5959
GM-FSIM1 ^[14]	0.8157	0.6439	0.8690	0.6133
GM-FSIM2 ^[14]	0.8137	0.6399	0.8649	0.6223
GM-C-FSIM1	0.8613	0.6783	0.8834	0.5810
GM-C-FSIM2	0.8841	0.6975	0.8933	0.5571

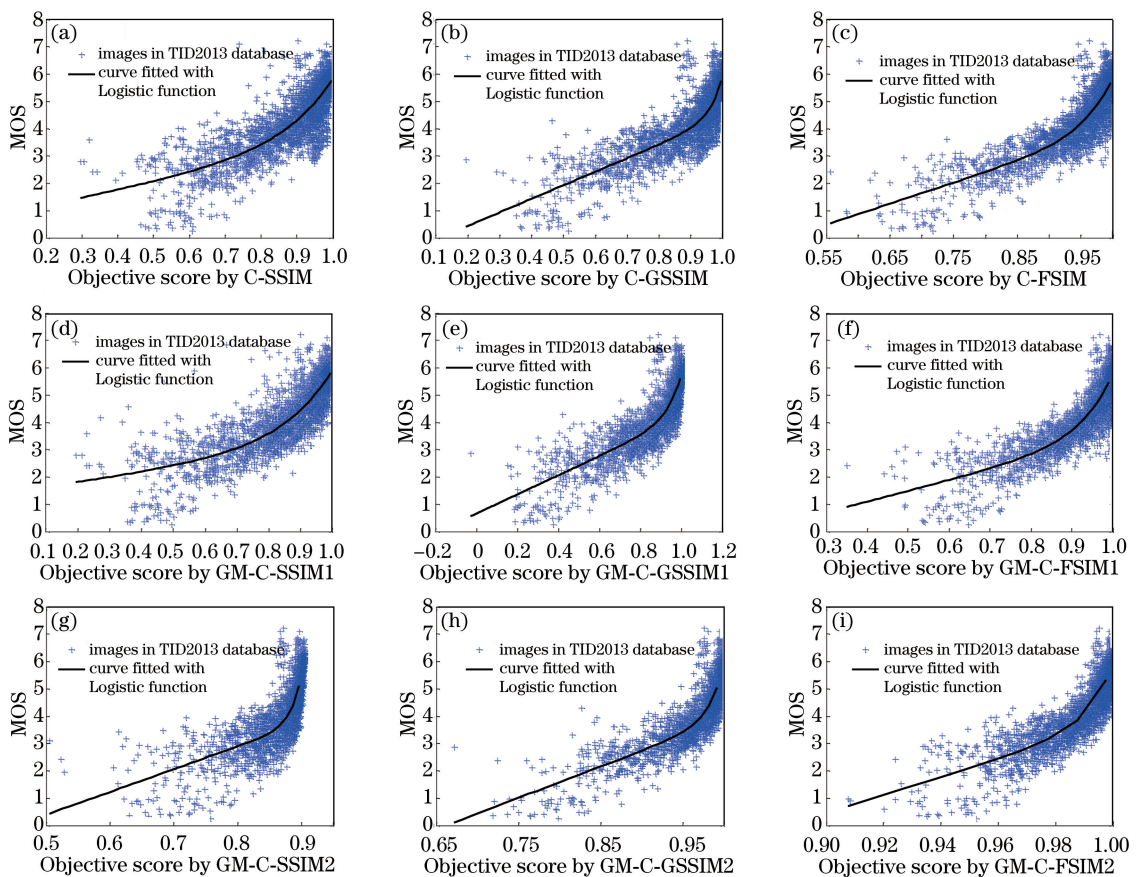


图 4 各个评价算法在 TID2013 数据库中的客观评价得分与 MOS 之间的散点图。(a) C-SSIM; (b) C-GSSIM; (c) C-FSIM; (d) GM-C-SSIM1; (e) GM-C-GSSIM1; (f) GM-C-FSIM1; (g) GM-C-SSIM2; (h) GM-C-GSSIM2; (i) GM-C-FSIM2

Fig. 4 Scatter plots between objective scores and MOS of each evaluation algorithm in TID2013 database.

(a) C-SSIM; (b) C-GSSIM; (c) C-FSIM; (d) GM-C-SSIM1; (e) GM-C-GSSIM1; (f) GM-C-FSIM1;

(g) GM-C-SSIM2; (h) GM-C-GSSIM2; (i) GM-C-FSIM2

5 结 论

基于色度信息和 HVS 的非线性特性对 IQA 的影响, 首先将 RGB 图像转换到 YIQ 色彩空间, 在 SSIM、GSSIM 的基础上, 引入色度信息, 扩展得到 C-SSIM、C-GSSIM; 然后利用广义平均的非线性来刻画 HVS 的非线性特性, 对 C-SSIM、C-GSSIM、C-FSIM 分别采用 2 种广义平均池化策略, 改进已有算法。算法 1 的本质是先对局部多特征图进行融合, 然后利用参数来刻画视觉质量评价系统复杂的非线性, 而算法 2 本质上是将复杂的非线性视觉 IQA 系统模拟为非线性处理与线性组合两步策略。基于 TID2013 数据库进行数值计算, 结果表明: C-SSIM、C-GSSIM、C-FSIM 明显比 SSIM、GSSIM、FSIM 的评价效果要好; 采用 2 种广义平均池化策略的 CIQA 算法均比 C-SSIM、C-GSSIM、C-FSIM 的评价效果要好, 与主观评价结果具有较好的一致性, 尤其当采用算法 2 时效果更为显著。因此, 采用广义平均池化策略能有效提高 IQA 算法的评价效果。

参 考 文 献

- [1] Wang Z, Li Q. Information content weighting for perceptual image quality assessment [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(5): 1185-1198.
- [2] 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, 2014, 23(2): 684-695.
- [3] 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.
- [4] Yang C L, Chen G H, Xie S L. Gradient information based image quality assessment[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(7): 1313-1317.
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): 1313-1317.
- [5] 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.
- [6] Li L D, Xia W H, Fang Y M, *et al.* Color image

quality assessment based on sparse representation and reconstruction residual [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2016, 38: 550-560.

- [7] Temel D, Alregib G. CSV: Image quality assessment based on color, structure, and visual system [J]. Signal Processing: Image Communication, 2016, 48: 92-103.
- [8] Lu W, Xu T J, Ren Y L, *et al.* On combining visual perception and color structure based image quality assessment[J]. Neurocomputing, 2016, 212: 128-134.
- [9] Xu H Y, Yu M, Luo T, *et al.* A color image quality assessment method based on non-negative matrix factorization [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2016, 38(3): 578-585.
徐海勇, 郁梅, 骆挺, 等. 基于非负矩阵分解的彩色图像质量评价方法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(3): 578-585.
- [10] Lee D, Plataniotis K N. Towards a full-reference quality assessment for color images using directional statistics [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 3950-3965.
- [11] Gupta S, Gore A, Kumar S, *et al.* Objective color image quality assessment based on Sobel magnitude [J]. Signal Image and Video Processing, 2017, 11(1): 123-128.
- [12] 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.
- [13] Nafchi H Z, Hedjam R, Shahkolaei A, *et al.* Deviation based pooling strategies for full reference image quality assessment [J]. Computer Science, 2015, arXiv.
- [14] Liu G J, Gao L X, Chen L Q. Pooling strategy for full-reference IQA via general means[J]. Optics and Precision Engineering, 2017, 25(3): 742-748.
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.
- [15] Huang Y, Chen X, Ding X H. A harmonic means pooling strategy for structural similarity index measurement in image quality assessment [J]. Multimedia Tools and Applications, 2016, 75(5): 2769-2780.
- [16] Yang C C, Kwok S H. Efficient gamut clipping for color image processing using LHS and YIQ [J]. Optical Engineering, 2003, 42(3): 701-711.

- [17] VQEG. Final report from the video quality experts group on the validation of objective models of video quality assessment [EB/OL]. (2003-03-01). ftp://vqeg.its.bldrdoc.gov/Documents/Meetings/Hillsboro_VQEG_Mar_03.
- [18] 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 Processing, 2006, 15(11): 3440-3451.
- [19] Ponomarenko N, Jin L, Leremeiev O, *et al.* Image database TID2013: peculiarities, results and Perspectives [J]. Signal Processing: Image Communication, 2015, 30: 55-77.
- [20] Bondzulich B P, Petrovic V S. Additive models and separable pooling, a new look at structural similarity [J]. Signal Processing, 2014, 97: 110-116.