基于结构信息提取的图像质量评价

叶盛楠,苏开娜,肖创柏,段 娟
(北京工业大学计算机学院,北京 100022)

摘 要: 结构相似性理论是一种关于图像质量评价的新思想.与自底向上地模拟人眼视觉系统(HVS)低阶的组成结构不同,结构相似性理论自顶向下地模拟HVS的整体功能.作为结构相似性理论的一个实现,结构相似度(SSIM)指数有着简单高效的优点,但SSIM在交叉失真类型和失真严重时的准确性不够好.本文将结构信息重新解释为图像中能量足够大的中高频成分,从新的角度将SSIM理解为一种更好的局部误差度量方式.提出一种基于结构信息提取(SIExt)的图像质量评价方法,将图像中的结构信息分离出来给予较大的权重,并用SSIM作为误差度量估计局部失真.实验结果表明,SIExt比PSNR和SSIM等方法有更好的准确性.

关键词: 图像质量评价; 结构相似度 (SSIM); 结构信息提取 (SIExt); 人眼视觉系统 (HVS)
中图分类号: TP391 **文献标识码**: A **文章编号**: 0372-2112 (2008) 05-0856-06

Image Quality Assessment Based on Structural Information Extraction

YE Sheng-nan, SU Kai-na, XIAO Chuang-bai, DUAN Juan
(College of Computer Science and Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100022, China)

Abstract: The philosophy of structural similarity is a new idea about image quality assessment. Different from the traditional paradigm which modeling the low level composition of Human Visual System (HVS) bottom-up, the new philosophy modes the functionality of the overall HVS from top to down. As an implementation of the new philosophy, the Structural SIMilarity (SSIM) index is simple and efficient. However, SSIM fails in measuring the badly distorted images and images with cross distortion types. In this paper, we interpret the structural information as the mid and high frequencies with enough energy, and regard the SSIM index as a better distortion measure of local areas. Then, a new image quality index based on Structural Information Extraction (SIExt) is proposed. In SIExt, structural information is separated from image and given higher weight, and SSIM is used as an error measure to estimate local distortions. Experimental results show that the proposed SIExt can assess the quality of images more accurate than PSNR and SSIM.

Key words: image quality assessment; structural similarity (SSIM); structural information extraction (SIExt); human visual system (HVS)

1 引言

图像数据在采集、压缩、处理、传输和恢复的过程中可能会引入各种失真.显然,经常需要度量图像的质量,以便于优化系统,以最少的资源提供最好的视觉质量.

图像质量评价方法可以分为主观方法和客观方法.图像的最终观测者是人,从这一点上讲,主观方法是最可靠的.但是,主观方法需多次重复实验,费时费力,且易受观测者个人因素的影响,很难应用于实际.传统的客观方法主要有峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)和均方误差(Mean Square Error, MSE)等.这些方法虽然有着计算简单、物理意义明确等优点,但仅仅是对像素点之间误差的纯数学统计,没有考虑到像素点间的相关性和人眼视觉系统(Human Visual System, HVS)的感知特性,在很多情况下不符合人的主观感受.鉴于主观方法和传统客观方法的种种不足,很有必要研究更贴近于人的主观感受的客观评价方法.

近几十年来,很多研究者致力于从模拟HVS低阶的组成结构的角度建模,并提出了一些有效的方法,如Daly的VDP(Visible Differences Predictor)模型[1]、Lubin的VDM(Visual Discrimination Model)模型[2]、Teo和Heeger的矩阵模型[3]、Watson的DCT矩阵模型[4]等.这些方法的处理步骤包括:预处理、对比敏感度滤波、通道分解、误差量化和误差合并等,由于建模的基础是心理物理学

收稿日期:2007-07-09;修回日期:2007-12-26
基金项目:北京市自然科学基金(No.4072004);北京市教委科技发展计划基金(No.KM200510005012)

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

实验得到的 HVS 模型,也可归类为基于 HVS 模型的方法. 但是,一些固有的困难阻碍了此类方法的发展. 首先,人们对 HVS 的认识还不透彻,无法建立精确、统一的模型,这直接影响到质量估计的准确性. 其次,HVS 是一个极为复杂的系统,对 HVS 组成结构的模拟通常会导致算法复杂、运算量大. 此外,人对图像质量的评价与 HVS 的很多高级特性有关,仅模拟 HVS 低阶的组成结构是远远不够的. 因此,基于 HVS 模型的方法目前还不能取代被广泛采用的 PSNR 和 MSE 等简单误差标准.

由于以上的困难,一些研究者开始寻求新的途径. Zhou Wang 等[5,6]提出了结构相似性理论和结构相似度(Structural SIMilarity,SSIM)指数. 结构相似性理论从高层次上模拟 HVS 的整体功能,认为 HVS 的主要功能是从视野中提取结构信息,因此用对结构信息的度量作为图像感知质量的近似. 作为结构相似性理论的一个实现,SSIM 从图像组成的角度将结构信息定义为独立于亮度、对比度的,反映场景中物体结构的属性,并将失真建模为亮度、对比度和结构三个不同因素的组合. 由于 SSIM 的算法简单、准确性较好,提出后受到了国内外学者的广泛关注,并且已被应用到一些相关的领域[7]. 但是,SSIM 在交叉失真类型和失真严重时的准确率还不够好.

本文在深入研究结构相似性理论和 SSIM 的基础上,将结构信息重新解释为图像中能量足够大的中高频成分,并从新的角度将 SSIM 理解为一种更好的局部误差度量方式,从而提出一种基于结构信息提取(Structural Information Extraction,SIExt)的图像质量评价方法. SIExt 将图像中的结构信息分离出来,用 SSIM 作为失真度量分别计算结构信息部分和其他各部分的质量,并按照结构信息部分较大权重的方式加权合并. 实验结果表明,SIExt 比 PSNR 和 SSIM 等方法有更好的准确性.

2　结构相似性理论和 SSIM

2.1　结构相似性理论

自然图像信号是高度结构化的,即像素间有很强的相关性,特别是空域中最接近的像素,这种相关性蕴含着视觉场景中物体结构的重要信息. 因此,一种新的思想是:HVS 的主要功能是从视野中提取结构信息,对结构信息改变的度量可以作为图像感知失真的很好近似.

结构相似性理论是一种不同于以往模拟 HVS 低阶的组成结构的全新思想,与基于 HVS 模型的方法相比,最大的区别是自顶向下与自底向上的区别. 结构相似性理论是一种自顶向下的过程,从高层次上模拟 HVS 的整体功能,即 HVS 主要是从视野中提取结构信息的功能. 而基于 HVS 模型的方法是一种自底向上的过程,模拟 HVS 低阶的组成结构.

2.2　SSIM

对结构信息概念的不同解释和结构失真的不同量化可以使结构相似性理论有不同的实现. SSIM 从图像组成的角度解释结构信息,将结构信息定义为图像中独立于亮度、对比度,反映场景中物体结构的属性. 从而,将失真建模为三个不同因素的组合:亮度(l)、对比度(c)和结构(s),用均值(μ_x, μ_y)作为亮度的估计,用标准差(σ_x, σ_y)作为对比度的估计,协方差(σ_{xy})作为结构相似程度的度量. SSIM 定义为:

$$SSIM(x,y) = [l(x,y)]^{\alpha} \cdot [c(x,y)]^{\beta} \cdot [s(x,y)]^{\gamma} \tag{1}$$

其中,x, y 为原始图像信号和待测图像信号;

$$l(x,y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1}$$

$$c(x,y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2}$$

$$s(x,y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3}$$

$\alpha, \beta, \gamma > 0$,这 3 个参量用来调整亮度、对比度和结构信息的权重. C_1, C_2, C_3 是为了防止当分母接近零时产生不稳定现象所添加的常数. 当取 $\alpha = \beta = \gamma = 1$, $C_3 = C_2/2$ 时,可化简为:

$$SSIM(x,y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \tag{2}$$

在评价图像质量时,用 8 ×8 的窗口沿图像(原始图像、待测图像)逐像素地从左上角到右下角移动,每次计算窗口对应子图像的 SSIM 值. 所有子图像的 SSIM 值可组成一个待测图像的质量图(SSIM Map),SSIM Map 可以作为局部区域质量的直观反映. 对所有子图像的 SSIM 值求平均,可得到整幅图像的质量值:

$$MSSIM(X, Y) = \frac{1}{M}\sum_{j=1}^{M} SSIM(X_j, Y_j) \tag{3}$$

其中,M 为子图像块的数量.

2.3　分析

由于 SSIM 没有模拟 HVS 各个低阶组成部分处理视觉信号的复杂过程,因此有着算法简单、运算效率高的优点. 根据文[8]给出的实验结果,SSIM 的准确率也高于 PSNR 以及目前一些典型的基于 HVS 模型的方法.

但是,SSIM 对交叉失真类型的准确性不够好. 图 1 为 SSIM 对交叉失真类型失败的典型例子(图片选自 LIVE 图像质量评价数据库第二版[9],在实验部分将对此数据库作详细介绍),图 1(b)和 1(c)分别为图 1(a)经过白噪声污染和 JPEG 压缩得到. 图 1(b)和(c)的主观分数 DMOS 值(Difference Mean Opinion Score)几乎相

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

同,但 SSIM 值却相差很大(差值大于 0.5,而 SSIM 的取值范围为 0～1). 此外,SSIM 算法在图像失真程度严重情况下的准确率仍然较低.

(a) 原始图像 (b) 白噪声污染图像 DMOS = 97.6570 SSIM = 0.1117 SIExt = 0.0799 (c) JPEG 压缩图像 DMOS = 97.5088 SSIM = 0.6854 SIExt = 0.3744

图 1 DMOS 相近但 SSIM 值相差很大的“Woman”图像

3 基于结构信息提取的图像质量评价

3.1 对 SSIM 从另外一个角度的理解

MSE、PSNR 等传统的图像质量评价方法是对图像对应像素点间绝对误差的纯数学统计,没有考虑到一个像素与其周围像素之间的相关性,而正是这种相关性导致了同样数量的像素点间误差有不同程度的感知失真. 另一方面,SSIM 选取局部抽样区域,计算像素点质量损失时考虑了该像素点所处的整个局部区域. 因此,也可以认为 SSIM 是一种比对应像素点间绝对误差更好的、在局部上考虑了像素间相关性的误差度量方式. 事实上,对局部区域像素间相关性的考虑也正是 SSIM 准确率好于传统的 PSNR 等方法的一个重要原因.

3.2 对结构信息的新解释

SSIM 从图像组成的角度解释了结构信息. 从另一个角度看,图像中不同的频率成分对图像结构的形成有不同的作用,HVS 对不同的频率成分也有不同的敏感程度. 因此,本文从图像中不同频率成分在视觉信息提取中的作用的角度对结构信息做出全新的解释.

HVS 对图像中不同频率成分的敏感程度不同,这一特性可用对比敏感度函数(Contrast Sensitivity Function,CSF)来描述. 不同实验得到的 CSF 虽略有不同,但基本上都认为具有带通滤波器的性质,在高低频端敏感度下降. 公式(4)是一种常用的 CSF 函数形式,由 Mannos 和 Sakrison[10]提出,

$$A(f) = 2.6 \times (0.0192 + 0.114f)\exp[-(0.114f)^{1.1}] \quad (4)$$

式中 $f = \sqrt{f_x^2 + f_y^2}$ 为空间频率(周期/度),f_x、f_y 分别为水平、垂直方向的空间频率. 函数曲线如图 2 所示. 从图中可以看出 CSF 曲线在中频区域表现出较为敏感的特性,在低频和高频区域,敏感度有所下降. HVS 的对比度敏感特性使得人眼在观看图像时产生一种边缘增强的感觉,即侧抑制效应.

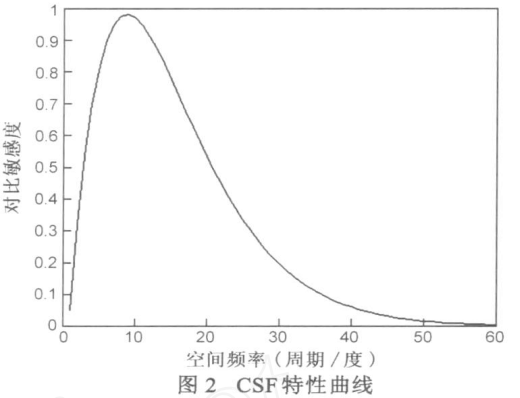

图 2 CSF 特性曲线

另一方面,不同的频率成分在图像结构的形成中有不同的作用. 低频成分占据了图像的大部分的能量,形成了局部区域的基本灰度等级,但对图像内容或结构的决定作用较小. 中频成分形成了图像的主要边缘,也就决定了图像的基本内容或基本结构,可以说是图像中最重要的频率成分. 中频信息的改变意味着图像基本内容或结构的改变,人眼能够从图像中提取的信息也就发生重大的改变. 因此,中频成分在人眼对图像信息的理解中有最重要的作用. 高频成分形成图像的次要边缘和细节,可以认为是在中频成分所形成的主要边缘的基础上对图像内容的进一步补充细化. 显然,高频成分的视觉重要程度小于中频成分,但高频成分对在主要边缘的基础上进一步理解图像内容也起着重要作用.

此外,各频率成分的视觉重要程度也与其能量有关. 同一频率成分,能量越大,重要程度越大,视觉注意力也就越大.

基于以上分析,本文将结构信息解释为:图像中能量足够大的中高频成分.

3.3 基于结构信息提取(SIExt)的图像质量评价

根据上述对结构信息的新解释,SIExt 将图像在频域分解为低频分量、结构信息分量和次要细节分量三部分. 其中,低频分量为频率范围小于一定阈值的频率成分;结构信息分量为频率范围大于一定阈值且能量大于一定阈值的频率成分;次要细节分量为频率范围大于一定阈值但能量小于一定阈值的频率成分. 由以上三个分量得到对应的子图像,分别用 SSIM 作为局部误差的度量计算三个子图像的失真程度,最后按照三部分的重要程度加权合并.

在频率成分的分解方面,本文选用了具有快速算法、在很多图像处理系统中都有高效硬件实现的 DCT 变换.

SIExt 的原理框图如图 3 所示,具体步骤如下:

(1) 设原始图像为 f_r,待测图像为 f_t,对 f_r 和 f_t 进行

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

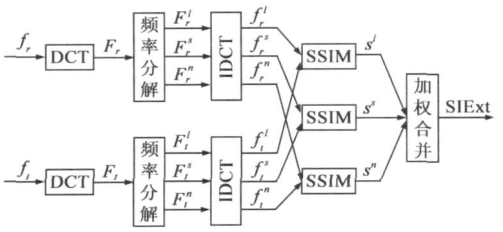

图 3　基于结构信息提取 (SIExt) 的图像质量评价方法的系统框图

DCT 变换得到 F_r 和 F_t.

(2) 将 F_r 的系数按如下的规则分类为低频系数 (F_r^l)、结构信息系数 (F_r^s) 和次要细节系数 (F_r^n).

分类规则:对于 DCT 系数矩阵中任意一点 (u, v), 设 $D_r(u, v)$ 为点 (u, v) 到系数矩阵左上角的距离, $A_r(u, v)$ 为 $F_r(u, v)$ 的幅值, 频率阈值为 t_f, 能量阈值 t_e,

(a) 若 $D_r(u, v) < t_f$, 则 $F_r(u, v) \in F_r^l$.

(b) 若 $D_r(u, v) > t_f$ 且 $A_r(u, v) > t_e$, 则 $F_r(u, v) \in F_r^s$.

(c) 若 $D_r(u, v) > t_f$ 且 $A_r(u, v) < t_e$, 则 $F_r(u, v) \in F_r^n$.

同理, 将 F_t 的系数分类为低频系数 (F_t^l)、结构信息系数 (F_t^s) 和次要细节系数 (F_t^n).

(3) 对 F_r^l、F_r^s 和 F_r^n 进行 DCT 反变换得到原始图像的低频子图像 (f_r^l)、结构子图像 (f_r^s) 和次要细节子图像 (f_r^n). 同理, 对 F_t^l、F_t^s 和 F_t^n 进行 DCT 反变换得到待测图像的低频子图像 (f_t^l)、结构子图像 (f_t^s) 和次要细节子图像 (f_t^n).

(4) 用 SSIM 作为局部误差的度量分别计算 f_r^l 和 f_t^l 的保真度 s^l, f_r^s 和 f_t^s 的保真度 s^s, f_r^n 和 f_t^n 的保真度 s^n.

(5) 将 s^l、s^s 和 s^n 加权合并得到最终的质量值 s, $s = w^l s^l + w^s s^s + w^n s^n$, 其中 $w^l + w^s + w^n = 1$.

根据以上对各种频率成分视觉重要性的分析, 应赋予 s^s 较大权值, s^l 和 s^n 较小权值.

4　实验结果及分析

4.1　实验细节

本文的实验数据采用美国 TEXAS 大学图像视频工程实验室提供的 LIVE 图像质量评价数据库第二版[9]. 该库由 29 幅 24 位高分辨率 RGB 彩色原始图像 (典型的如 768 * 512) 经过五种类型的失真处理得到: JPEG2000 压缩, JPEG 压缩, 白噪声 (White noise), 高斯模糊 (Gaussian blur), Rayleigh 衰落 (Fast Fading, FF) 信道模型下的 JPEG2000 比特流传输误差, 共有 779 幅失真图像. 该库还给出了每幅图像的 DMOS 值, DMOS 值由观测者给出的原始质量分数经过处理后得到, DMOS 值越小的图像主观质量越好.

一般认为, 客观数据对主观评价分数的预测关系可以存在一定的非线性, 因为这一非线性很容易补偿. 事实上, 在 VQEG 的测试和检验中都允许这样的非线性的映射[12]. 本文实验选用式 (5)、(6) 所示的对数函数[8] 进行非线性补偿.

$$\mathrm{Quality}(x) = \beta_1 \mathrm{logistic}(\beta_2, (x - \beta_3)) + \beta_4 x + \beta_5 \quad (5)$$

$$\mathrm{logistic}(\tau, x) = \frac{1}{2} - \frac{1}{1 + \exp(\tau x)} \quad (6)$$

按照 VQEG 对模型的检验标准, 选用五个参数指标比较算法的性能: 非线性补偿后的模型预测质量值和 DMOS 间的线性相关系数 (CC)、均方根误差 (RMSE)、平均绝对误差 (MAE)、Spearman 秩相关系数 (SROCC) 和 Outlier Ratio (OR). CC、RMSE 和 MAE 可以作为预测准确性的度量, 即模型以最小平均错误率预测 DMOS 的能力. SROCC 可以作为预测单调性的度量, 即模型预测质量值与 DMOS 相对幅度的一致的程度. OR 可以作为模型预测一致性的度量, 即模型在测试图像的范围内保持准确的能力. 注意到, CC 和 SROCC 的值越大, 模型的预测质量值与 DMOS 相关性越好. 而 RMSE、MAE 和 OR 的值越小, 模型的预测误差越小.

本文的实验研究了 SIExt 与其他模型对比的性能, 以及 SIExt 在三个分量取不同权重时的性能. 用于对比的模型包括 PSNR, SSIM 和 VIF[11]. 其中, PSNR 是传统上最常用的模型; VIF 是文献[8] 中准确率最好的模型, 但运算效率较差.

本文的实验使用了 LIVE 数据库所有失真类型的所有图片, 并且将 RGB 图像转换到 YCrCb 空间后只使用 Y 分量. SSIM 和 SIExt 均使用 2 * 2 平均后下采样的子图像. SSIM 的所有参数设置同文献[6]. SIExt 中, 取 $\alpha = \beta = 1$, $\gamma = 2$; $C_1 = 3$, $C_2 = 30$, $C_3 = 15$; $t_e = 6$, $t_f = 0.03 \times sqrt(M \times N)$ (其中 M, N 为图像的宽和高); $w^l = 0.05$, $w^s = 0.85$, $w^h = 0.1$.

4.2　讨论

图 4 给出了各模型的预测质量值与 DMOS 对比的散点图, 图中每个点代表一幅测试图像, 横、纵坐标值分别为模型预测质量值和 DMOS 值. 根据散点图的收敛程度可直观地看出模型预测与主观分数的一致性. 由散点图观察到, (1) PSNR 的预测质量值从整体上与 DMOS 相关性最差, 但若将各种失真类型分别研究, 则会发现 PSNR 对白噪声的预测质量值与 DMOS 相关性很好. 事实上, 白噪声只是单个像素点的失真, 与图像内容无关, 而 PSNR 正是对像素点绝对误差的数学统计, 也就不难理解 PSNR 对白噪声预测准确性好的原因了. (2) SSIM 的预测质量值与 DMOS 的相关性显著地高

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

于 PSNR. 但 SSIM 在图像严重失真情况下的准确性仍然较差(直观上,DMOS 大于 50 时,散点图上的点较分散). 另外,SSIM 对交叉失真类型的准确性也不够好(直观上,JPEG 压缩失真的图像点和白噪声失真的图像点收敛至不同的曲线). (3) VIF 的预测质量值与 DMOS 的相关性好于 SSIM,并且对于交叉失真类型的预测较为稳定. (4) SIExt 的预测质量值与 DMOS 的相关性显著地高于 SSIM,略高于 VIF,且 SIExt 对交叉失真类型的准确性较 SSIM 有较大改善. 表 1 给出了各模型的性能指标比较. 性能指标给出的数据与由散点图观察到的结论一致.

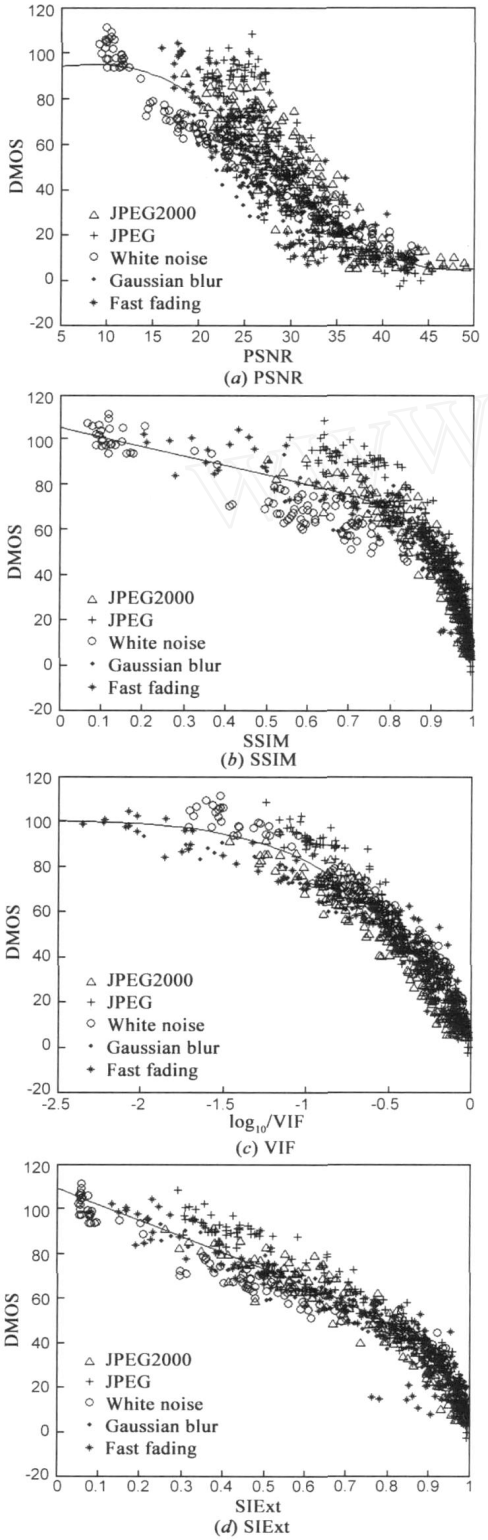

图 4 模型预测质量值与 DMOS 对比的散点图

表 1 图像质量评价模型的性能比较

Model	CC	MAE	RMSE	SROCC	OR
PSNR	0.8694	10.5365	13.5016	0.8755	0.6829
SSIM	0.9445	6.9784	8.9754	0.9479	0.5225
VIF	0.9600	6.1668	7.6548	0.9637	0.5250
SIExt	0.9636	5.6087	7.3080	0.9662	0.4647

表 2 SIExt 各分量取不同权重时的性能表现

权重			CC	MAE	RMSE	SROCC	OR
w^l	w^s	w^h					
0.1	0.85	0.05	0.9633	5.6130	7.3336	0.9659	0.4608
0.1	0.8	0.1	0.9635	5.6192	7.3142	0.9661	0.4673
0.05	0.85	0.1	0.9636	5.6087	7.3080	0.9662	0.4647
0	0.85	0.15	0.9634	5.6522	7.3289	0.9657	0.4685
0	0.9	0.1	0.9636	5.6006	7.3033	0.9661	0.4608
0	0.95	0.05	0.9633	5.6058	7.3313	0.9659	0.4608
0	1	0	0.9625	5.6565	7.4123	0.9655	0.4519

表 2 给出了 SIExt 在各分量取不同权重时的性能表现. 可以看出,SIExt 对各分量权重的略微变化并不敏感. 注意到 SIExt 的准确性虽然较 VIF 只是略有提高,但 VIF 方法复杂,运算效率较低. 而 SIExt 虽然较 SSIM 增加了一些运算量,但运算效率仍远高于 VIF. 并且,由于结构信息分量、次要细节分量和低频分量的视觉重要程度依次减弱. 去掉低频分量对准确率的影响微乎其微. 只计算结构信息分量时对准确率的影响依然很小. 因此,可在必要时根据需要依次去掉低频和次要细节分量的计算,从而达到在运算效率与准确性间的折衷.

5 结论

本文在深入研究结构相似性理论和 SSIM 的基础上,对结构信息做出新的解释,并从一个全新的角度理解 SSIM,从而提出了一种基于结构信息提取的图像质量评价方法 ——SIExt. 实验结果表明,SIExt 的准确性显著高于 PSNR 和 SSIM,略高于 VIF,但 SIExt 在运算效率上高于 VIF. 并且,SIExt 可在只少量牺牲准确率的前提下减小不重要信息的计算,从而大幅减小运算量,方便地在准确性与运算效率之间折衷.

参考文献:

[1] A B Watson. Digital Images and Human Vision [M]. Cambridge, Massachusetts, USA: The MIT Press, 1993. 179 - 206.

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

[2] A B Watson. Digital Images and Human Vision [M]. Cambridge, Massachusetts, USA: The MIT Press, 1993. 163 - 178.

[3] D J Heeger, T C Teo. A model of perceptual image fidelity [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing [C]. Washington DC, USA, 1995. 343 - 345.

[4] A B Watson. DCT quantization matrices visually optimized for individual images [A]. In Proceedings of SPIE: Human Vision, Visual Processing and Digital Display IV [C]. Washington, USA: SPIE, 1993. 1913: 202 - 216.

[5] Zhou Wang, A C Bovik. A universal image quality index [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(3): 81 - 84.

[6] Zhou Wang, A C Bovik, H R Sheikh, E P Simoncelli. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image processing, 2004, 13(4): 600 - 612.

[7] 胡良梅, 高隽, 何柯峰. 图像融合质量评价方法的研究 [J]. 电子学报, 2004, 32(12A): 218 - 219.
Hu Liangmei, Gao Jun, He Kefeng. Research on quality measures for image fusion [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32 (12A): 218 - 219. (in Chinese)

[8] H R Sheikh, M F Sabir, A C Bovik. A statistical evaluation of recent full reference image quality assessment algorithms [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(11): 3441 - 3452.

[9] H R Sheikh, Zhou Wang, L Cormack, A C Bovik. LIVE image quality assessment database release 2 [DB/OL]. http://live.ece.utexas.edu/research/quality, 2006-05-10/2007-06-30.

[10] J L Mannos, D J Sakrison. The effects of a visual fidelity criterion on the encoding of images [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1974, 20(4): 525 - 536.

[11] H R Sheikh, A C Bovik. Image information and visual quality [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(2): 430 - 444.

[12] P Corriveau, J Lubin, J C Pearson, A Webster, et al. Video quality experts group: current results and future directions [A]. In Proceedings of SPIE: Visual Communications and Image Processing: 4067 [C]. Perth, Australia: SPIE, 2000. 742 - 753.

作者简介:

叶盛楠　女, 1982 年生于内蒙古自治区, 2004 年毕业于哈尔滨理工大学电子信息工程专业, 现为北京工业大学计算机学院硕士研究生. 研究方向为模式识别与图像处理.
E-mail: ysn@emails.bjut.edu.cn

苏开娜　女, 1946 年生于北京, 北京工业大学计算机学院教授, 研究方向为图像处理与计算机视觉.

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net