

一种新的基于局部特征的图像质量评价方法

任雪 孙涵 张金国

(南京航空航天大学信息科学与技术学院, 南京 210016)

摘要 传统的基于结构相似度(SSIM)的质量评价方法具有适用范围狭窄,评价算法不稳定等特点。在对传统图像质量评价算法研究的基础上,提出了一种新的基于局部特征的质量评价方法。与传统方法不同,在对图像质量进行评价时,该方法充分考虑到图像的结构信息对于图像质量的影响。新的方法主要分为3个步骤:首先,基于一种新的图像分块算法,根据图像的结构信息将图像划分成不同的块;其次,利用图像的梯度作为衡量像素重要程度的权值,计算参考图像和失真图像对应图像块的结构相似度;最后,融合各个块的相似度信息获得最终的图像质量评价结果。实验结果表明,该方法的评价结果更加合理、稳定,适用范围广,优于传统的基于结构相似度的质量评价方法。

关键词 图像分块 结构相似度 图像质量评价

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)08-1236-08

A Novel Image Quality Assessment Method Base on Local Character

REN Xue, SUN Han, ZHANG Jinguo

(College of Information Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016)

Abstract Image quality is mainly affected by its structure and content. Traditional image quality evaluation metrics based on structural similarity put emphasis on image structure, but inadequately consider local features of image. So their application fields are limited and performances are unstable. If dividing an image into more meaningful structural blocks, the impaction of local features on image quality can be represented adequately and metric performance can be improved greatly. Based on these considerations, this paper proposes a new quality index using local character. It is implemented by three steps. Firstly, the image is divided into separate meaningful blocks according to a new image division algorithm. Different blocks represent different structures of the image. Secondly, the gradient of the image is used to weigh the influence of different pixels, and then the structural similarities of corresponding blocks between the reference image and distorted image are calculated. Finally, the ultimate image quality is calculated by combining structural similarities of all blocks according to their weights. The experiments show that the proposed metric is more reasonable and stable than traditional methods, and could be used in more application fields.

Keywords image division, structural similarity, image quality assessment

0 引言

传统的全参考质量评价方法主要是均方误差(MSE)和峰值信噪比(PSNR)。MSE的性能不稳定,其结果与主观评价结果的相关性差^[1]。PSNR

只在评价白噪声失真图像时,效果良好^[2]。近年来,全参考质量评价的研究主要集中在两个方向:人类视觉系统(HVS)和结构相似度(SSIM),尤其以SSIM为研究热点。

Wang等人提出了基于结构相似度(SSIM)的图像质量测度^[3],这种方法需要对两幅图像的亮度、

基金项目:江苏省自然科学基金项目(BK2007588)

收稿日期:2008-07-21;改回日期:2009-07-24

第一作者简介:任雪(1983—),女,2009年于南京航空航天大学获计算机应用技术专业工学硕士学位。主要研究方向为图像处理。

E-mail: fengdejia@yahoo.com.cn

对比度和相似度进行比较,具体公式如下:

$$l(I, J) = \frac{2\mu_I\mu_J + C_1}{\mu_I^2 + \mu_J^2 + C_1}$$

$$c(I, J) = \frac{2\sigma_I\sigma_J + C_2}{\sigma_I^2 + \sigma_J^2 + C_2}$$

$$s(I, J) = \frac{\sigma_{IJ} + C_3}{\sigma_I\sigma_J + C_3}$$

$$SSIM(I, J) = [l(I, J)]^\alpha [c(I, J)]^\beta [s(I, J)]^\gamma$$

式中, I, J 分别代表原始图像和失真图像, μ 是图像的均值, σ 是标准差, C_1, C_2, C_3 是常数。SSIM 与主观评价有较好的相关性。此后,很多学者对 SSIM 进行了深入研究,并做了不同的改进,使其适合特定领域的应用。如杨春玲等人^[4]使用梯度信息代替原来 SSIM 中的 s 函数,改进后的方法适合评价由模糊造成的失真图像,但对于非模糊降质图像,其评价性能和原始的 SSIM 一样。Fernandez 等人^[5]在 SSIM 的基础上提出了基于局部对比度的质量评价方法(QILV),该方法对结构信息丰富,仅由噪声或模糊导致的图像失真有良好的评价效果。但对于结构信息较少或解压缩图像而言,其性能就会大幅下降。Brooks 和 Pappas^[6]提出的 WCSSIM 只能用于评价解压缩图像的质量。文献[7]首先将图像划分为边缘、纹理和平坦区域,然后利用模糊积分融合每个区域像素的结构相似度。但是该方法涉及大量实验参数,难于操作。

基于对上述方法的深入研究,本文提出一种新的基于局部特征的图像质量评价方法。首先,根据结构特点对图像进行分块;其次,对块内像素进行梯度加权,区分像素的重要程度,然后,计算块内结构相似度,最后融合各个图像块的信息。实验结果表明,该方法性能稳定、效果优良、应用领域广。

1 基于局部对比度的质量评价分析

图像结构信息丰富时,局部区域内的图像的对比度会根据质量的好坏发生相应的变化,文献[5]基于这种变化提出 QILV。首先,将原始的灰度图像 I 划分为大小为 $M \times N$ 的图像块,使用高斯函数^[3]计算块内每个像素的权值,然后计算加权后像素的块内均值和方差:

$$\bar{I}_k = \frac{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M w_{i,j} I_{i,j}}{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M w_{i,j}} \quad (1)$$

$$Var(I_k) = \frac{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M w_{i,j} (I_{i,j} - \bar{I})^2}{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M w_{i,j}} \quad (2)$$

$\bar{I}_k, Var(I_k)$ 分别是第 k 个图像块的均值和方差, $w_{i,j}$ 是块内第 i 行第 j 列像素的高斯权值。使用高斯权是为了预防块效应。其次,统计各个图像块对比度的信息,整幅图像的均值和标准差分别为

$$\mu_{v_I} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K Var(I_k) \quad (3)$$

$$\sigma_{v_I} = \left(\frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K (Var(I_k) - \mu_{v_I})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (4)$$

K 表示图像 I 的总图像块数。

对应 I 的图像块对失真图像 J 进行相应的划分,并按照上述公式分别求取失真图像的 μ_{v_J}, σ_{v_J} , 从而计算两幅图像的基于局部对比度的相似度:

$$\sigma_{v_I v_J} = \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K (Var(I_k) - \mu_{v_I})(Var(J_k) - \mu_{v_J}) \quad (5)$$

最后定义两幅图像的 QILV 为

$$QILV(I, J) = \frac{2\mu_{v_I}\mu_{v_J}}{\mu_{v_I}^2 + \mu_{v_J}^2} \cdot \frac{2\sigma_{v_I}\sigma_{v_J}}{\sigma_{v_I}^2 + \sigma_{v_J}^2} \cdot \frac{\sigma_{v_I v_J}}{\sigma_{v_I}\sigma_{v_J}} \quad (6)$$

QILV 能够有效地评价由噪声和模糊造成的失真图像。QILV 中关于图像的分块是固定的,不能表征图像的结构,有时甚至会破坏原有的图像结构,因此只能用于评价结构信息丰富的图像,这大大限制了其应用领域。高斯权是根据窗口的大小而确定的,无法正确区分像素的差异,实验表明 QILV 不能正确评价块效应。最后,在求整幅图像均值和标准差时, QILV 没有区分图像块的差异,而是取所有块的均值,从而降低了该方法的精确度。

文献[8]对自适应的 Hosaka 分块方法进行了改进,取消了该方法对图像尺寸的限制,但是这种方法得到的图像块必定是正方形,而且文献中给出的实验阈值限制了图像块的继续缩小,图像块对图像结构的破坏非常严重。文献[9]通过提取边缘和失真像素的特征对解压缩图像进行评价,性能稳定,但是只能用于评价 JPEG2000,应用领域狭窄。

2 基于局部特征的图像质量评价

基于对上述方法的深入研究,提出更稳定有效的质量评价方法——基于局部特征的图像质量评价(QILC)。首先提出一种新的自适应图像分块方

法,可以按照图像的结构进行自适应的分块;然后,计算块内像素的梯度,并将梯度作为对于像素的权值,以区分各个像素的差异,而后计算块内结构相似度;最后,融合块内结构相似度,从而得到最终的评价因子 QILC。

2.1 基于结构的图像分块

根据结构特征将原始图像划分成大小不一,形状各异的图像块。按照原始图像的分块,将失真图像对应位置进行对应的划分。

首先将原始图像均匀分成 n 个子块,确保绝大多数子块只包含图像的基本信息,而不具有丰富的结构特征。假设原始图像的宽和高分别为 W 和 H ,每个子块的宽高为 M, N ,处于图像边界不足 $M \times N$ 的块也作为一个图像块处理,自上到下,自左到右的顺序从 1 开始对各个子块进行编号,则最大编号为 n ,且 $n = (W/M) \times (H/N)$ 。若图像块的方差很小,说明其内部结构信息量少,需要增大图像块,反之若图像块的方差较大,说明其内部结构信息充足,则保持原图像块的宽高。图像块信息充足与否需要通过阈值来判断,将 σ_0^2 作为图像块方差的阈值。下面依据图像的结构将图像块进行合并。

当前图像块为 $B_i (1 \leq i \leq n)$,计算方差 σ_i^2 。如果 $\sigma_i^2 \leq \sigma_0^2$,说明图像块内的结构信息少,需要进行扩散。从其邻域中找出与 i 最相似的图像块,并进行合并。如第 i 块有 8 个邻近的图像块,如图 1 所示。

1	2	3
8	B_i	4
7	6	5

图 1 B_i 的邻域
Fig. 1 Neighborhood of B_i

从中找出与 B_i 最相似的图像块 $B_j (1 \leq j \leq 8)$,并将它和 B_i 合并组成新的图像块 B_i 。重新计算 B_i 的方差 σ_i^2 ,如果 $\sigma_i^2 \leq \sigma_0^2$,则继续寻找 B_i 邻域中最相似的图像块,并进行合并。但要注意此时 B_i 的邻域已经变大。不妨假设 B_i 并入了 B_4 ,则其邻近图像块如图 2 所示。

当 $\sigma_i^2 > \sigma_0^2$,说明图像块包含了充足的结构信息,停止合并,保存 B_i 的信息。从 B_i 的邻域中任选一个未被合并的图像块作为当前图像块,继续进行运算,直至原始图像中的所有块都运算完毕。分块

1	2	3	4
10	B_i		5
9	8	7	6

图 2 B_i 的邻域
Fig. 2 Neighborhood of B_i

算法的流程图如图 3 所示。用来衡量图像块相似程度的方法很多,本文使用图像块的均值 μ , $|\mu_i - \mu_j|$ 越小则第 i 块和第 j 块越相似。

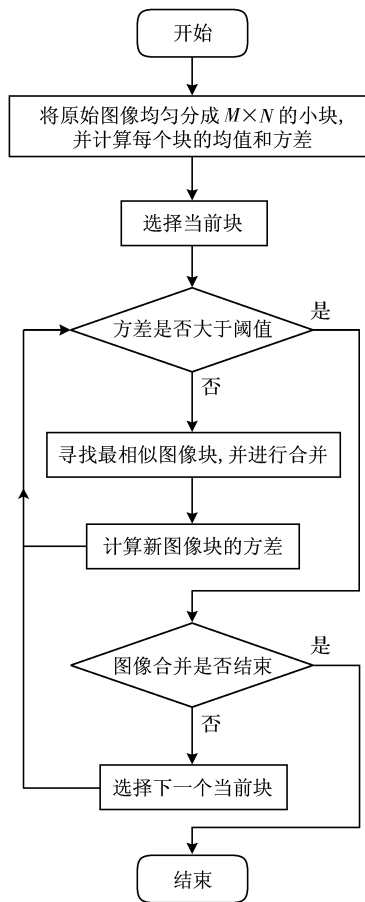


图 3 分块流程图
Fig. 3 Block flow chart

在该方法中,影响分块精度的因素有两个,分别是起始图像块的大小和方差阈值。针对图 4 分别做了 60 次分块,这 60 次分块中起始图像块从 2×2 开始,逐渐增加到 7×7 ,方差阈值从 10 逐渐增加到 100,统计分块消耗的时间,如图 5 所示。

从图上不难看出起始图像块越小,算法所用的时间越长;方差阈值越大,分块的时间消耗也越大。



图 4 房屋

Fig. 4 Buildings

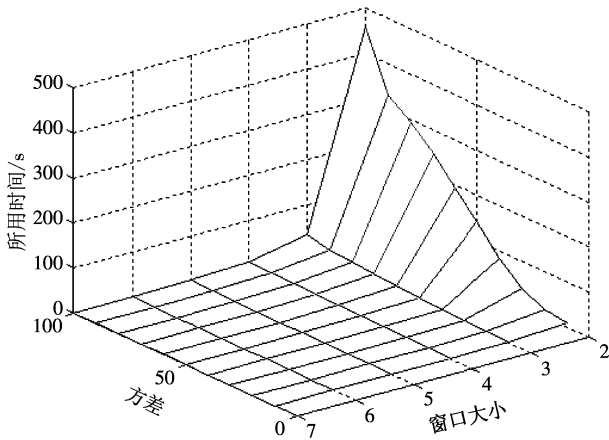


图 5 分块参数与时间消耗

Fig. 5 Parameter of image division and consumed time

因此,为了降低算法的时间复杂度,选取的起始图像块越大越好,方差越小越好。但是,若起始图像块越大,则其本身包含的图像信息越多,容易割裂图像本身的结构信息,方差阈值越小,分块越多,容易将图像结构切割的过于零散。为了选取合适的起始图像块和方差阈值,选用 LIVE 图像库中的 29 幅原始图像进行实验,这 29 幅图像既包含自然事物,又包含有人造物体;既有远景,又有近景;既有结构信息丰富的图像,又有稀少结构的图像,实验结果表明,当起始图像块为 3×3 ,方差为 50 时,算法的分块效果最好。

2.2 计算块内结构相似度

高斯函数具有对称性,适合用于几何形状规则的图像块,对应图像块中心像素的权值最大,越往图像块边缘,权值越小。本文根据图像的结构进行自适应分块,得到的图像块大小不同,形状各异,不但难以确定图像块的几何中心,而且处于图像块几何中心的像素对图像质量的影响并非最大,因此不适合使用高斯函数作为权值。

图像的边缘、纹理、平坦区域对图像质量的影响依次降低,这 3 个区域像素的梯度值具有依次降低的特点^[10],本文的图像块是依据图像的结构特征得

到的,而图像的结构特征,主要通过图像的边缘、纹理体现,因此结构信息丰富的图像块内含有的图像边缘或纹理信息较多,像素的梯度变化剧烈,而结构信息稀少的图像块主要对应图像的平坦区域,内部像素的梯度普遍较小,因此用梯度作为像素的权值能够更合理地反应该像素对整幅图像质量的影响,故采用梯度作为像素的权值。

对于每个像素 $f(x, y)$,可以计算其上下左右 4 个方向的梯度:

$$g_{h_1}(x, y) = |f(x, y) - f(x - 1, y)| \quad (7)$$

$$g_{h_2}(x, y) = |f(x, y) - f(x + 1, y)| \quad (8)$$

$$g_{v_1}(x, y) = |f(x, y) - f(x, y - 1)| \quad (9)$$

$$g_{v_2}(x, y) = |f(x, y) - f(x, y + 1)| \quad (10)$$

取 4 个方向上的最大梯度为该像素的权值:

$$g(x, y) = \max(g_{h_1}(x, y), g_{h_2}(x, y), g_{v_1}(x, y), g_{v_2}(x, y)) \quad (11)$$

此外,还可以按照上述方法再考虑左上、右上、左下、右下 4 个方向的梯度,最后取 8 个方向的最大梯度值为该像素的权值。8 个方向的梯度权值,可以更全面的表征该像素在图像块中的作用,但同时也增加了计算的复杂度。本文使用 LIVE 图像库的 29 幅图像进行实验,计算 8 个方向的梯度比计算 4 个方向的梯度消耗的时间长,如对图 4 提取 4 个方向梯度得到图 6(a),提取 8 个方向的梯度得到图 6(b),消耗的时间分别为 12 ms 和 29 ms,而使用不同的梯度权得到的评价结果却相差甚微,具体的实验数据参见 3.2 节。由于 8 个方向梯度权对评价结果的影响微小,而时间消耗相对较大,因此本文认为使用 4 个方向的梯度权较为合理。



(a) 4 方向梯度图

(b) 8 方向梯度图

图 6 房屋梯度图

Fig. 6 Gradient of buildings

对块内的每个像素进行梯度加权,然后按照文献^[3]的方法求取块内结构相似度(GSSIM),具体如下:

$$u_l = \frac{\sum_{y=1}^N \sum_{x=1}^M g(x, y) f_l(x, y)}{\sum_{y=1}^N \sum_{x=1}^M g(x, y)} \quad (12)$$

$$\sigma_I^2 = \frac{\sum_{y=1}^N \sum_{x=1}^M g(x,y) (f_I(x,y) - \mu_I)^2}{\sum_{y=1}^N \sum_{x=1}^M g(x,y)} \quad (13)$$

$$\sigma_I = \frac{1}{MN-1} \sum_{y=1}^N \sum_{x=1}^M [g(x,y) (f_I(x,y) - \mu_I) \times (f_J(x,y) - \mu_J)] \quad (14)$$

$$\text{GSSIM}_k = \frac{2\mu_I\mu_J}{\mu_I^2 + \mu_J^2} \cdot \frac{2\sigma_I\sigma_J}{\sigma_I^2 + \sigma_J^2} \cdot \frac{\sigma_{IJ}}{\sigma_I\sigma_J} \quad (15)$$

式中, k 为图像块编号。按照式(12)、(13)计算失真图像 J 对应块 k 的均值 μ_J , 方差 σ_J^2 。 $g(x,y)$ 是从参考图像中求得的。

2.3 信息融合

大的图像块对应图像的平坦区域, 小的图像块结构信息丰富。当图像的失真主要由噪声引发时, 被噪声污染的大图像块对人的视觉冲击较为明显, 因此大的图像块需要使用较大的权值来体现其对整幅图像质量的影响, 此时大的图像块需要大数权值, 小的图像块需要小数权值。当图像的失真主要是模糊时, 大图像块对人类视觉的冲击反而要小于小的图像块, 此时小的图像块需要大数权值体现其对整幅图像质量的影响。可见模糊和噪声对图像块权值的影响是互斥的。

为此, 采用平均的方法将各个图像块的结构相似度进行融合, 最终的 QILC 取各个图像块结构相似度的平均值, 计算公式如下:

$$\text{QILC} = \frac{\sum_{k=1}^K \text{GSSIM}_k}{K} \quad (16)$$

式中, K 是图像块总数。

3 实验结果与分析

实验图像为 LIVE 图像库中的灰度图像^[11]。

3.1 分块算法的结果与分析

利用 LIVE 图像库进行分块实验, 实验过程中取 3×3 的起始图像块, 方差阈值为 50。不同的图像块用不同的颜色表示。受篇幅的限制, 在此只给出几个典型的例子加以说明。

图 7(a) 是原图, 结构信息很丰富, 图 7(b) 是分块后得到的图像, 房屋结构清晰可见。图 8(a) 是蝴蝶原图, 结构分布不均, 左半部分结构丰富, 右半边结构稀少, 分块图 8(b) 左边的图像块普遍偏小, 右边的图像块普遍较大, 准确地反映了原图的结构特点。无论图像的结构信息是否丰富, 使用该方法得

到的分块都能与图像结构很好的吻合。



图 7 房屋图分块

Fig. 7 Block of building



图 8 蝴蝶图分块

Fig. 8 Blocks of monarch

3.2 QILC 与 SSIM, QILV 的对比分析

3.2.1 模糊和噪声失真图像的分析

对于结构信息丰富的图像, 如果只考虑噪声失真和模糊失真, 则 QILV 的性能是稳定的。MSSIM 对噪声引起的失真图像评价过于严格, 而评价模糊引发的失真时又较为松弛。QILV 评价的特点恰恰与之相反, 评价模糊失真时较为苛刻, 对噪声失真的评价偏高^[5]。由于 QILC 采用了更为合理的分块, 所以能够改变这两种偏差, 对这两种方法作了良好的平衡。

对图 7(a) 原图像进行高斯模糊后得到的图像如图 9 所示。

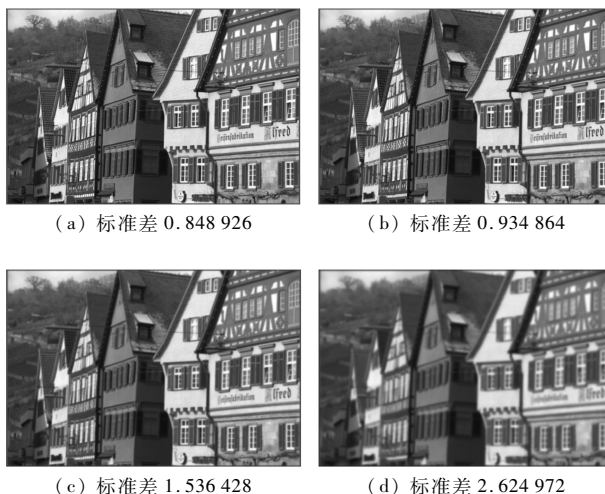


图 9 高斯模糊图像

Fig. 9 Fuzzy image of Gaussian

4 幅图像 MSSIM、QILC、QILV 的评价值如表 1 所示,其中 QILC 分别采用 4 个方向和 8 个方向的梯度权值, QILC₄ 是采用 4 个方向的梯度权值获得

表 1 模糊图像的质量评价比较

Tab.1 Quality assessment comparisons of fuzzy images

图 9	MSSIM	QILC ₄	QILC ₈	QILV
(a)	0.721 38	0.622 05	0.627 60	0.551 94
(b)	0.678 83	0.560 65	0.566 14	0.479 45
(c)	0.460 09	0.293 62	0.296 55	0.165 48
(d)	0.273 56	0.138 16	0.139 20	0.028 60

的评价结果,而 QILC₈ 是采用 8 个方向的梯度权值获得的评价结果。虽然 3 种方法都能对 4 幅图像进行正确的评价,但是 MSSIM 的评价值明显偏高, QILV 的评价值普遍偏低,而 QILC₄ 和 QILC₈ 的值都恰好介于 MSSIM 和 QILV 之间,与主观评价更吻合。

对原图像加入高斯噪声后得到的图像如图 10 所示。4 幅图像 MSSIM、QILC、QILV 的评价值如表 2 所示。虽然 3 种方法都能对 4 幅图像进行正确的评价,但是此时 MSSIM 的评价值明显偏低, QILV 的评价值普遍偏高,而 QILC 的值依旧介于 MSSIM 和 QILV 之间,更符合主观评价。



(a) 标准差 0.031 250

(b) 标准差 0.058 594

(c) 标准差 0.289 063

(d) 标准差 0.406 250

图 10 高斯噪声图像

Fig.10 Noisy image of Gaussian

表 2 噪声图像的质量评价比较

Tab.2 Quality assessment comparisons of noisy images

图 10	MSSIM	QILC ₄	QILC ₈	QILV
(a)	0.829 59	0.934 00	0.933 45	0.998 46
(b)	0.719 95	0.835 89	0.835 23	0.992 51
(c)	0.297 42	0.322 01	0.322 60	0.557 70
(d)	0.214 60	0.227 58	0.227 98	0.325 40

由实验得知,对于结构信息丰富的图像,如只考虑噪声失真和模糊失真,则 QILC 的评价更加合理。

3.2.2 具有块效应失真图像的分析

由于分块的局限, QILV 对受块效应影响的解压缩图像的评价性能并不合理,即使图像的质量很差, QILV 的评价值却很高。图 11 JPEG 图像质量评价



(a) 原图

(b) 比特率 0.211 34

(c) 比特率 0.339 17



(d) 比特率 0.422 86

(e) 比特率 0.567 39

图 11 JPEG 图像

Fig.11 JPEG image

结果如表 3 所示。其中 QILV 的评价值明显过高,不能正确反映图像真正的质量状况,而 QILC 却能够体现图像质量的这种变化。

表 3 JPEG 图像质量评价的比较

Tab. 3 Quality assessment comparisons of JPEG images

	图 11			
	(b)	(c)	(d)	(e)
QILV	0.882 58	0.968 03	0.976 12	0.987 41
QILC ₄	0.234 52	0.480 33	0.571 95	0.672 90
QILC ₈	0.234 88	0.481 00	0.572 03	0.673 49

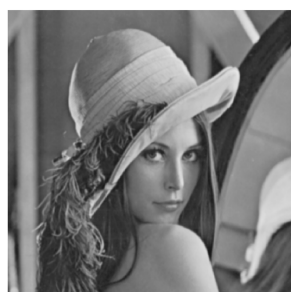
3.2.3 综合因素影响的失真图像分析

QILV 能够正确评价单纯由噪声或模糊造成的图像失真,当要对两种失真进行评价时,QILV 的性能往往不够稳定。

就主观评价而言,图 12(b)的质量显然优于图 12(c),但是表 4 中 QILV 对图 12(c)的评价值却



(a) 原图



(b) 高斯模糊



(c) 高斯噪声 + 高斯模糊

图 12 综合失真图像

Fig. 12 Different distorted image

表 4 综合因素影响的失真图像质量评价比较

Tab. 4 Quality assessment comparisons of synthetic distorted images

	图 12	
	(b)	(c)
QILV	0.628 51	0.659 57
QILC	0.638 76	0.618 16

高于对图 12(b)的评价值。QILC 的评价值和主观评价结果吻合。

综上所述,可以得出这样的结论:QILC 对图像质量的评价更合理,应用领域更广泛,评价性能更稳定。

4 结 论

本文提出了一种基于结构的图像分块方法,并在此基础上提出一种新的图像质量评价方法 QILC。实验结果表明,QILC 性能稳定,适应范围广泛。该分块方法的分块效果受两个因素的影响,以后可以从这两个方面考虑如何继续提高分块的效果。SSIM、QILV 和 QILC 都需要对图像进行分块,然后融合各个图像块的信息,继而得到最后的评价结果。SSIM 和 QILV 对图像的分块是固定大小的,无需变化,而 QILC 是根据图像的结构进行分块,图像块的大小依据图像的结构特征有一个自适应的过程,因此 QILC 的时间复杂度相对较高,如何提高算法的效率是今后研究的重点。

参考文献 (References)

- [1] Tong Yubing, Hu Weiwei, Yang Dongkai, et al. A review on the video quality assessment methods[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2006, 18(5): 735-741. [佟雨兵, 胡薇薇, 杨东凯, 等. 视频质量评价方法综述[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(5): 735-741.]
- [2] 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): 3441-3452.
- [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 Chuning, Kuang Kaizhi, Chen Guan hao, et al. Gradient-based structural similarity for image quality assessment[J]. Journal of South China University of Technology: Natural Science Edition, 2006, 34(9): 22-25. [杨春玲, 旷开智, 陈冠豪, 等. 基于梯度的结构相似度的图像质量评价方法[J]. 华南理工大学学报自然科学版, 2006, 34(9): 22-25.]
- [5] Santiago A F, Raul S J E, Carlos A L, et al. Image quality assessment based on local variance[C]//Proceeding of the 28th IEEE EMBS Annual International Conference. New York: IEEE, 2006: 4815-4818.
- [6] Brooks Alan C, Pappas Thrasyvoulos N. Using structural similarity quality metrics to evaluate image compression techniques[C]//

- Proceedings of 32nd IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP). New York: IEEE, 2007: 873-876.
- [7] Wang Tao, Gao Xinbo, Zhang Duying. An objective content-based image quality assessment metric [J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(6): 1002-1007. [王涛, 高新波, 张都应. 一种基于内容的图像质量评价测度 [J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(6): 1002-1007.]
- [8] Wang Zhengyou, Xiao Wen. No-reference digital image quality evaluation based on perceptual masking [J]. Computer Applications, 2006, 26(12): 2838-2840. [王正友, 肖文. 基于掩盖效应的无参考数字图象质量评价 [J]. 计算机应用, 2006, 26(12): 2838-2840.]
- [9] Parvez Sazzad Z M, Kawayoke Y, Horita Y. No reference image quality assessment for JPEG2000 based on spatial features [J]. Signal Processing: Image Communication. Elsevier, 2008, 23: 257-268.
- [10] Li Junli, Chen Gang, Chi Zheru, et al. Image coding quality assessment using fuzzy integrals with a three-component image model [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2004, 12(1): 99-106.
- [11] Sheikh H R, Wang Z, Cormack L, et al. LIVE Image Quality Assessment Database [DB/OL]. [2006-3-7]. <http://live.ece.utexas.edu/research/quality>.