

使用梯度相似度的激光干扰图像评估

樊勇¹, 刘学雨¹, 钱方²

(1. 天津科技大学机械工程学院, 天津 300222;

2. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所激光与物质相互作用国家重点实验室, 长春 130033)

摘要: 提出一种基于梯度特征的图像质量评价算法(GSIM)。该算法通过比较原始图像和降质图像的亮度、对比度和清晰度信息,得到归一化的图像质量评价指标。对 Live 数据库不同类型降质图像和实验采集的激光干扰图像的评价结果表明:与 PSNR 相比,GSIM 算法的相关性方面提高了 8.5%,准确率提高了 7.6%,一致性提高了 4.8%;与 SSIM 算法相比,GSIM 算法的相关性方面提高了 1.5%,准确率提高了 3.8%,一致性提高了 2.6%。证明了提出的 GSIM 算法相对 MSE、PSNR 及 SSIM 算法能准确评价交叉失真图像质量,评价结果更符合人的主观视觉感受。在评价基于掩盖效应的激光干扰图像时,GSIM 算法能克服背景强度不一致带来的影响,评价结果能准确反映激光干扰效果。

关键词: 激光干扰; 图像质量评价; 梯度相似度

中图分类号: V271.4; TP391 文献标志码: A 文章编号: 1671-637X(2014)08-0020-04

Laser-Dazzling Image Quality Assessment Based on Gradient Similarity

FAN Yong¹, LIU Xue-yu¹, QIAN Fang²

(1. Tianjin University of Science & Technology, Tianjin 300222, China;

2. State Key Laboratory of Laser Interaction with Matter, Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

Abstract: This paper proposes a new algorithm based on gradient similarity (GSIM). By comparing the original images with the disturbed ones on their luminance, contrast and resolution, an image quality assessment index system was obtained, and a modified GSIM was constructed. Comparison experiments show that the correlation, prediction accuracy and consistency of the proposed metric are respectively 8.5%, 7.6% and 4.8% higher than the PSNR index, and are respectively 1.5%, 3.8% and 2.6% higher than the SSIM index. In terms of experiment results, the new algorithm shows better feasibility comparing with MSE, PSNR and SSIM image quality assessment methods. GSIM can overcome the influence of the difference in background intensity, and it is efficacious to reflect the laser-dazzling effect.

Key words: laser-dazzling; image quality assessment; gradient similarity

0 引言

在光电成像系统中,图像的获取、压缩、传递、重构和增强等处理过程会使图像的质量逐渐下降。此外,光电系统被激光干扰后会造或干扰或损伤,使其成像质量受到严重影响。因此,图像质量的下降程度就反映了噪声等因素的影响,同时也反映了激光干扰的破坏程度。为了定量分析激光对成像元件的干扰程度和

采集图像中信息的损失情况,对激光干扰图像质量评价的研究十分重要。

目前,图像的质量评价可分为主观质量评价与客观质量评价两种。主观质量评价是在一个受控环境下,让观察者按实验人员设计好的观看方式对图像质量进行打分,再对所得的分数进行统计计算,得到平均主观得分,通常使用 5 分制来表示图像质量的等级。主观质量评价需要耗费大量时间与人力,实施起来非常复杂,因此很难在工程中推广使用。常用的图像质量客观评价指标有均方误差(MSE)、峰值信噪比(PSNR)等。虽然 MSE 和 PSNR 在计算形式上非常简

单,物理意义也很清晰,但是它们是基于像素灰度值的绝对差异来评价图像质量的,有时会出现评价结果与主观感觉不一致的情况。近年来,研究者利用已知的人体视觉系统特性提出了大量的图像质量评价方法,基于绝对误差的评价方法已经很少使用^[1-3]。在认为人体视觉系统对结构失真比较敏感的情况下,文献[4]提出了一种结构相似度图像质量评价方法(SSIM),它充分考虑到人体视觉的高级特性,从图像的整体结构失真角度来评价图像质量,忽略了结构内部可能出现的逐点误差或者空间漂移,相关实验结果表明,该算法要比MSE和PSNR指标更符合人体的视觉特性,而且算法思想简单,计算复杂度不高。但是研究发现,该算法对模糊图像以及高斯噪声等不同类型的失真图像评价不尽人意,还需要进一步改进。

本文提出了一种基于梯度特征的梯度相似度(Gradient-Similarity, GSIM)图像质量评价算法,通过计算原始图像和降质图像的亮度、对比度和清晰度比较函数,得到归一化的评价结果。运用MSE、PSNR、SSIM和GSIM算法对Live数据库提供的5种不同失真类型的图像进行质量评价,同时,在实验中采集了不同激光干扰功率和不同背景强度的激光干扰图像,运用4种算法评价干扰图像,并对4种评估模型的性能进行比较分析。

1 GSIM 算法分析

在图像质量评估中,有许多因素将影响最终的评价结果,一般包括图像的亮度、对比度和清晰度等。亮度过强或过弱都会引起图像质量的下降;对比度较强或较弱时,人眼的对比敏感度阈值都会增大,分辨亮度差异的能力就会下降。单像素点灰度值的改变是图像质量改变的根本原因,因此,本文提出的GSIM算法从单像素点的灰度变化来分析亮度 and 对比度的变化情况。此外,研究发现人体视觉系统在处理图像时更关注于边缘的变化,成像质量好的图像具有清晰的边缘信息。因此,GSIM算法通过提取图像的梯度特征来评价边缘的损失情况,进而更好地评价图像质量。

GSIM算法包括3个部分:亮度比较函数、对比度比较函数和清晰度比较函数。

亮度比较函数 $l(x, y)$ 为

$$l(x, y) = \frac{2L_x(i, j)L_y(i, j) + T_1}{L_x^2(i, j) + L_y^2(i, j) + T_1} \quad (1)$$

式中, L_x, L_y 分别为原始图像和干扰图像的亮度值。式(1)中,图像感知亮度(即人眼视觉系统感觉到的亮度) L 定义为

$$L(i, j) = \lg \frac{p(i, j) - \mu[p(i, j)]}{\mu[p(i, j)]} \quad (2)$$

式中, $p(i, j)$ 为单像素的灰度值; $\mu[p(i, j)]$ 为平均灰度值。

$$\mu[p(i, j)] = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M p(i, j) \quad (3)$$

式中, M 为图像总像素数。

对比度比较函数 $c(x, y)$ 为

$$c(x, y) = \frac{2C_x(i, j)C_y(i, j) + T_2}{C_x^2(i, j) + C_y^2(i, j) + T_2} \quad (4)$$

式中: C_x, C_y 分别为原始图像和干扰图像的对比度; c 为

$$c(i, j) = \frac{|p(i, j) - \mu[p(i, j)]|}{p(i, j) + \mu[p(i, j)]} \quad (5)$$

清晰度比较函数 $d(x, y)$ 为

$$d(x, y) = \frac{2G_x(i, j)G_y(i, j) + T_3}{G_x^2(i, j) + G_y^2(i, j) + T_3} \quad (6)$$

式中, G_x, G_y 分别为原始图像和干扰图像的梯度幅值。

梯度是图像灰度值的最大变化率方向,3种常用的梯度算子是Sobel算子、Prewitt算子和Schar算子。使用表1中的算子对图像求偏导数,得到水平和垂直方向的梯度分量为 $G(h)$ 和 $G(v)$,梯度幅值 G 定义为^[5-6]

$$G(i, j) = \sqrt{G_{(i, j)}^2(h) + G_{(i, j)}^2(v)} \quad (7)$$

G 不为零时,说明对应点处存在灰度变化,为图像边缘, G 值越大,该点处具有越清晰的边缘信息。因此,可以通过原始图像和降质图像的梯度幅值来计算图像的清晰度。

表1 使用不同梯度算子得到 $f(x)$ 的偏导数

Table 1 Partial derivatives of $f(x)$ using different gradient operators

	Sobel 算子	Prewitt 算子	Schar 算子
$G(h)$	$\frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} * f(x)$	$\frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} * f(x)$	$\frac{1}{16} \begin{bmatrix} 3 & 0 & -3 \\ 10 & 0 & -10 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} * f(x)$
$G(v)$	$\frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} * f(x)$	$\frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} * f(x)$	$\frac{1}{16} \begin{bmatrix} 3 & 10 & 3 \\ 0 & 0 & 0 \\ -3 & -10 & -3 \end{bmatrix} * f(x)$

综合以上分析,定义梯度相似度图像评价算法为

$$M_{\text{GSIM}}(x, y) = [l(x, y)]^\alpha [c(x, y)]^\beta [d(x, y)]^\gamma \quad (8)$$

在实际中,使用平均GSIM(MGSIM)来表示整幅图像的质量,

$$M_{\text{MGSIM}}(x, y) = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [l(x, y)]^\alpha [c(x, y)]^\beta [d(x, y)]^\gamma \quad (9)$$

式中:图像的大小为 $M \times N$;参数 $\alpha > 0, \beta > 0, \gamma > 0$,主要用来调整3个部分的相对重要性。 T_1, T_2, T_3 为很小的正数,防止分母为零或接近零造成的不稳定。本文中取 $\alpha = \beta = \gamma = 1$,取 $T_1 = T_2 = (0.05 \times L)^2, T_3 = T_2/2$,

L 为图像中像素的最大灰度值。

2 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性,实验中选取了 Live 数据库中的一组不同失真类型的降质图像,包括 JPEG 压缩、JPEG2000 压缩、高斯噪声、高斯模糊和快速衰减失真图像,这些图像的特点是失真区域分布均匀。此外,还有一类激光干扰图像,激光光斑位于图像中某一局部区域,仅遮挡了一部分图像信息,是一种基于掩盖效应的失真图像。实验中使用波长为 532 nm 的固体激光器发射光束照射靶标,并使用 CCD 相机作为接收装置采集图像,软件编程环境为 Pentium Dual-Core CPU、2.60 GHz 主频、内存 2 G、Matlab2008a。实验中采集了不同激光干扰功率和不同背景强度的干扰图像,分别采用常见的客观评价方法和本文提出的 GSIM 评价方法对图像的质量进行评价,并将所有评价结果进行了比较。

2.1 标准数据库图像质量评价

Live 图像数据库提供了原始图像及其 5 种失真图像(JPG、JPG2000、高斯噪声、高斯模糊和快速衰减失真图像),如图 1 所示。

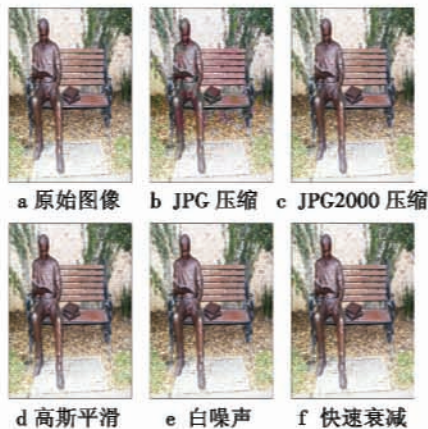


图 1 Live 数据库中一组失真 Monarch 图像

Fig. 1 Monarch images with different types of distortions

分别使用传统的客观图像质量评价方法 MSE、PSNR、结构相似度 SSIM 算法和本文提出的梯度相似度 GSIM 算法对图 1 中的图像质量进行评价,评价结果如表 2 所示。

表 2 不同类型降质图像评价结果

Table 2 Different types of degraded image quality assessment

	图 1b	图 1c	图 1d	图 1e	图 1f
MSE	174.978	117.149	58.188	26.813	46.474
PSNR	25.701	27.443	30.482	33.847	31.458
SSIM	0.826	0.859	0.963	0.936	0.968
MGSIM	0.729	0.771	0.842	0.956	0.858

从人体主观感受出发,图 1 中图像质量按图像编号 e-f-d-c-b 的顺序逐渐下降,MSE 的值应该逐渐增

大,PSNR、SSIM、MGSIM 的值应该逐渐减小。但是从表 2 中可以看出,MSE、PSNR、SSIM 算法的评价结果都出现了与主观评价不一致的情况,而 GSIM 算法的结果更符合人眼主观感知。

MSE 和 PSNR 基于像素灰度值进行统计和平均计算,完全忽视了图像内容对人眼的影响,因而不能完全反映出图像的质量。SSIM 方法模拟人的视觉系统对评价结果的影响,较为真实地反映了人的主观感受,但是该方法忽略了图像的边缘失真情况,导致在评价严重失真的模糊或噪声图像时结果与主观感知不同。本文提出的 GSIM 算法则在评价过程中考虑了边缘变化对图像质量的影响,使得评价结果更加准确。

目前,国际上通用的对客观图像质量评价算法的评估标准是 VQEG 制定的基于统计学的评估标准。VQEG 给出的评估标准主要有线性相关系数(Correlation Coefficients, CC)、均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)和误点率(Outlier Ratio, OR)。本文选取 Live 数据库中的不同失真类型的图像,运用 MSE、PSNR、SSIM 和 GSIM 方法对它们进行质量评价,通过与图像主观评价值的对比,计算以上 4 种方法的统计学评价指标,结果如表 3 所示。

表 3 图像客观质量评价指标
Table 3 Objective quality assessment

	CC	MAE	RMSE	OR
PSNR	0.905	6.361	9.291	0.402
SSIM	0.967	3.924	5.466	0.004
GSIM	0.982	3.609	5.255	0.001

CC 的值越大,说明模型的预测质量值与主观评价 DMOS 相关性越好,而 RMSE、MAE 和 OR 的值越小,说明模型的预测误差越小。从表 3 中数据可知,GSIM 的 CC 值最大,RMSE、MAE 和 OR 的值最小,与 PSNR 相比,GSIM 算法的相关性提高了 8.5%,准确率提高了 7.6%,一致性提高了 4.8%。与 SSIM 算法相比,GSIM 算法的相关性提高了 1.5%,准确率提高了 3.8%,一致性提高了 2.6%,说明 GSIM 算法更能准确地反映人眼主观感知。

2.2 激光干扰图像质量评价

激光干扰图像不同于图 1 中的降质图像,激光光斑通常位于图像的某一固定区域,该区域的像素灰度值基本相同。如果激光功率足够强,光斑处的灰度值一般为 255^[7-8]。激光光斑遮挡了图像中的一部分信息,光斑附近区域的亮度升高,对比度下降,而远离光斑区域的部分图像信息基本没有损失,这是一种基于掩盖效应的失真图像。为了验证本文提出的 GSIM 算法对激光干扰图像评价的有效性,在实验中采集了一

组激光干扰功率不同和背景强度不同的干扰图像,如图2所示。其中,图2a为原始图像,图2b~图2f为激光干扰图,激光干扰功率逐渐增强,图2c的背景强度与原始图像不同。

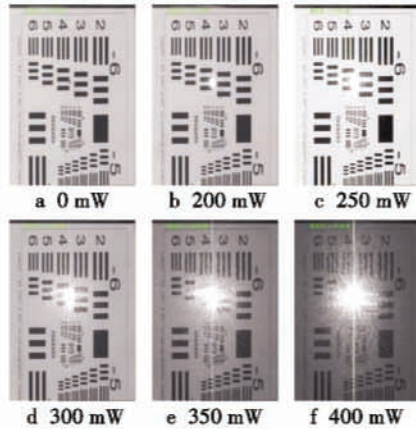


图2 激光干扰图像

Fig. 2 Laser dazling images

运用传统的客观图像质量评价方法 MSE、PSNR、SSIM 及 GSIM 算法,对不同功率和背景强度的激光干扰图像进行评价,结果如表4所示。

表4 激光干扰图像评价结果

Table 4 Quality assessment of laser dazling images

	图2b	图2c	图2d	图2e	图2f
MSE	54.8642	1411.7208	697.5804	3507.8983	7132.9382
PSNR	30.7379	16.6333	19.6949	12.6803	9.5981
SSIM	0.9837	0.8589	0.8750	0.7567	0.5350
MGSIM	0.9801	0.9137	0.8841	0.7884	0.6583

从表4结果可以看出,对不同强度的激光干扰图像,评价量 MSE、PSNR、SSIM 和 MGSIM 都能给出合理的结果,随着激光干扰强度的增加,干扰效果逐渐增强,MSE 评价量逐渐增大,PSNR、SSIM 评价量逐渐减小,图像质量下降程度更加明显。但是由于图2c的背景强度比原图像有所升高,使得评价量 MSE、PSNR 以及 SSIM 无法给出合理的评价结果,而本文所提出的 GSIM 评价方法能够克服背景强度不一致对评价结果的影响,评价结果符合主观感受。

由于 MSE、PSNR 方法是基于像素间灰度差异来评价图像质量的,虽然图像中细节信息没有损失,但只要原始图像和干扰图像中的像素灰度值存在差异,该方法就会认为图像质量下降,导致评价结果不同于主观感知。SSIM 方法是基于图像的整体特征来评价图像质量的,对于激光干扰图像来说,光斑仅位于图像某一局部区域,SSIM 无法反映局部失真对图像的影响。而本文提出的 GSIM 不仅考虑了图像的亮度和对比度的变化,还考虑了图像边缘细节变化,突出了局部细节损失对图像质量的影响,使评价结果更符合主观评价。

3 结论

激光干扰光电系统使其成像元件达到饱和或损伤,使其无法辨别获取图像中的准确信息,因此可以通过评价获取图像的质量来评估激光的干扰效果。主观图像质量评价算法因受到多种条件限制不利于在实际中广泛应用,传统的客观评价算法基于像素灰度误差,没有考虑人眼视觉特性,与主观评价存在差异,基于结构相似度算法对交叉失真图像的评价也存在缺陷。本文提出了一种新的基于梯度特征的评价算法 GSIM。GSIM 方法从像素点灰度的改变角度计算图像的亮度和对比度比较函数,不同于 SSIM 从整体上评价图像的失真程度。此外,GSIM 通过对图像提取梯度特征,计算清晰度比较函数,突出了图像的边缘结构,凸显了图像的细节信息。通过对 Live 数据库降质图像的评价可以看出,GSIM 算法的评估结果符合人类主观视觉感受,与 MSE、PSNR 和 SSIM 算法相比具有更高的相关性、准确率和一致性。通过对基于掩盖效应的激光干扰图像的评价,表明 GSIM 算法能克服背景不一致对图像质量造成的影响,其评价结果更能准确反映激光干扰效果。

参考文献

- [1] BARKOWSKY M, ESKOER B, BIALKOWSKI J, et al. Temporal trajectory aware video quality measure [C]// IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2009, 3(2):266-279.
- [2] HUANG K Q, WU Z Y, FUNG G S K, et al. Color image denoising with wavelet thresholding based on human visual system model [J]. Signal Processing, Image Communication, 2005, 20(2):115-127.
- [3] CERMAK G W. Consumer opinions about frequency of artifacts in digital video [C]// IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2009, 3(2):336-343.
- [4] ZHOU W, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity [C]// IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4):6-7.
- [5] JAIN R, KASTURI R, SCHUNCK B G. Machine vision [M]. New York: McGraw-Hill Science, 1995.
- [6] JÄHNE B, HAUBECKER H, GEIBLER P. Handbook of computer vision and applications [M]. London: Academic Press, 1999.
- [7] SCHLEIJPEN M A, DIMMELER A, EBERLE B, et al. Laser dazling of infrared focal plane array cameras [C]// SPIE, 2007, 6738, doi:1117/2.1200803.1118.
- [8] DURÉCU A, VASSEUR O, BOURDON P, et al. Assessment of laser-dazling effects on TV cameras by means of pattern recognition algorithms [C]// SPIE, 2007, 6738, doi:1117/12.737264.