

基于灰度共生矩阵的散斑质量评价

初录^{1,2}, 刘斌^{1,2**}, 许亮^{1,2*}, 李志伟^{1,2}, 张宝峰^{1,2}

¹天津理工大学电气电子工程学院, 天津 300384;

²天津市复杂系统控制理论及应用重点实验室, 天津 300384

摘要 采用数字图像相关(DIC)法对物体表面形变进行测量,并通过散斑场的形变对被测物的真实变化进行研究。对散斑质量评价方法进行研究,以求在测量前即可判定所采用的散斑对测量精度的影响。根据 DIC 法对散斑图像的具体要求,提出基于灰度共生矩阵(GLCM)的散斑质量评价方法。对实际散斑图像进行亚像素刚体平移仿真模拟,采用 GLCM 中的能量、熵、对比度和相关性指标与 DIC 法的测量结果进行对比分析,并与平均灰度二阶导数和香农熵进行对比实验。通过改变散斑图像的整体亮度等级与亮度分布情况,探究不同光照情况对实验结果准确度的影响。实验结果表明,GLCM 在散斑图像质量评价中具有一定的有效性。

关键词 图像处理; 数字图像相关; 散斑图; 质量评价; 灰度共生矩阵; 纹理特征

中图分类号 TN911.73

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0410019

Speckle Quality Evaluation Based on Gray Level Co-Occurrence Matrix

Chu Lu^{1,2}, Liu Bin^{1,2**}, Xu Liang^{1,2*}, Li Zhiwei^{1,2}, Zhang Baofeng^{1,2}

¹School of Electrical and Electronic Engineering, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China;

²Tianjin Key Laboratory for Control Theory & Applications in Complicated Systems, Tianjin 300384, China

Abstract The digital image correlation (DIC) method is used to measure the surface deformation of the object, and the true change of the measured object is studied through the deformation of the speckle field. The evaluation method of speckle quality is researched in order to determine the influence of speckle used on measurement accuracy before measurement. According to the specific requirements of the DIC method for speckle images, a speckle quality evaluation method based on gray level co-occurrence matrix (GLCM) is proposed. Perform sub-pixel rigid body translation simulation simulation on the actual speckle image, compare the energy, entropy, contrast, and correlation indicators in GLCM with the measurement results of the DIC method for comparison and analysis, and perform comparison experiments with the average gray second derivative and Shannon entropy. By changing the overall brightness level and brightness distribution of the speckle image, the influence of different lighting conditions on the accuracy of the experimental results is explored. The experimental results show that GLCM is effective in evaluating the quality of speckle images.

Key words image processing; digital image correlation; speckle pattern; quality evaluation; gray level co-occurrence matrix; texture features

OCIS codes 100.2000; 100.2960; 120.4630; 030.6140

1 引言

数字图像相关(DIC)法是一种非接触式的全场

光学测量方法,由 Yamaguchi^[1] 和 Peters 等^[2] 分别独立提出。近年来,为了提升 DIC 法的测量精度,国内外研究人员对 DIC 法中搜索算法的改进和拟

收稿日期: 2020-07-10; 修回日期: 2020-08-06; 录用日期: 2020-08-11

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(61975151, 61308120)、天津市科技发展战略研究计划(18YFCZZC00320)、天津市科技计划(18ZLZNGX00040)、天津市互联网跨界融合创新科技重大专项(18ZXRHSF00240)

* E-mail: liangx999@163.com; ** E-mail: lbin83@126.com

合过程的优化均开展了深入的研究^[3-5]。目前, DIC 法已广泛应用于大尺度位移测量和动态应变测量等场景^[6-10]。

散斑图像作为 DIC 法唯一的信息来源, 其质量的好坏对测量精度起着至关重要的作用, 质量评估标准^[11]主要有局部评估标准^[12]和整体评估标准^[13]两类。局部评估标准的指标主要包括子集熵和子集强度梯度平方和 (SSSIG), 主要用于评估每个子集散斑图像的质量。在局部评估标准方面, Sun 等^[14]引入了子集熵的概念来量化子集图像的质量; Pan 等^[15]提出了一个基于 SSSIG 和图像噪声方差的准则, 该准则可以为 DIC 法选择合适的子集; 王志勇等^[16]研究了散斑点尺寸对 DIC 法位移测量精度的影响, 并对最优的散斑尺寸进行验证; Park 等^[17]引入了单个散斑内灰度强度的标准差 (SDGIS), 并将单个散斑形态作为散斑质量的度量方式之一; 潘兵等^[18]认为使用全局参数评价整个散斑图像的质量更方便; Su 等^[19]认为全局评价指标评价整个散斑图质量具有优越性。在整体评估标准方面, 潘兵等^[18]通过对测量误差角进行理论分析, 并使用平均灰度梯度 (MIG) 指标对散斑图质量进行评估; Liu 等^[20]利用了香农熵对散斑图质量进行评价; 俞海等^[21]认为 MIG 指标只能反映散斑图案的部分信息, 并不能体现图像灰度的分布特征, 在平均灰度梯度概念的基础上提出平均灰度二阶导数并验证其与测量位移误差的关系。

本文从整体评价标准方面入手, 基于灰度共生矩阵 (GLCM) 的纹理分析方法对散斑包含的信息进行全局分析, 计算不同散斑图像的 GLCM 以提取 4 个不相关的特征值, 通过实验验证图像中的能量、熵、对比度和相关性与该散斑可达到的位移测量精度之间的关系。通过改变散斑图像的亮度等级与亮度分布情况来验证 GLCM 评价方法的有效性, 并根据实验结果对实验系统在搭建过程中散斑图像的采集条件提出建议。

2 DIC 法

基于 DIC 法测量物体表面形变的基本过程: 在材料物体表面采用投射或者喷涂的方式制作散斑场, 并为待测物体表面提供适当的光照条件, 在物体的不同方向施加不同的应力; 使用相机采集变化前后的散斑图像, 变化前的图像作为参考图像, 变化后的图像称作为目标图像; 将采集到的图像传输到计算机中, 并采用 DIC 法对其变形程度进行测量。基

于 DIC 法的散斑测量系统如图 1 所示。

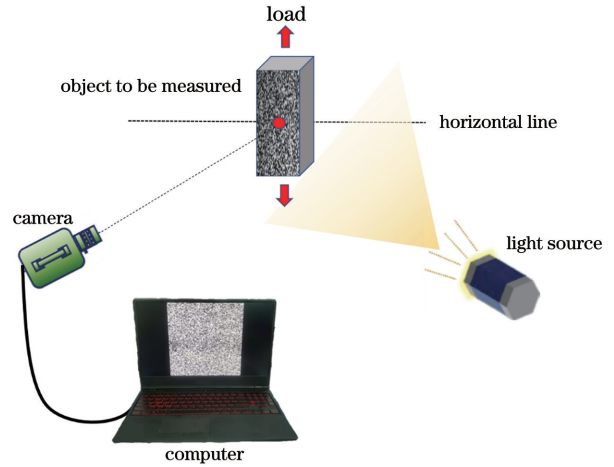


图 1 基于 DIC 法的散斑测量系统

Fig. 1 Speckle measuring system based on DIC method

采用 DIC 法对变化前后的图像中相同的点进行匹配, 若计算一个点的位移, 就必须建立一个准则来评价所选择的参考子集与目标子集之间的相似性或差异性。将参考子集平移到变形图像中的搜索区域并计算每个位置的相关系数, 采用一定的优化算法来搜索峰值位置, 从而完成匹配。一旦检测到相关系数的极值, 就可以确定变形子集的位置。若参考子集和目标子集的中心位置不同, 则给出点 $P(x, y)$ 在平面内的位移向量。DIC 法的测量原理如图 2 所示。

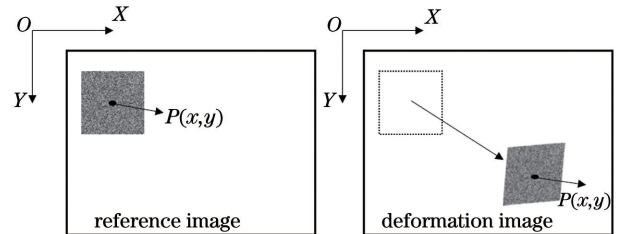


图 2 DIC 法的测量原理示意图

Fig. 2 Schematic of measuring principle of DIC method

由 DIC 法的基本原理可知, 散斑图像作为测量环节中的唯一信息源, 其质量好坏对最终的测量结果会产生不同的影响, 如规律性较强的散斑图像会在子集匹配的过程中产生错误匹配, 导致测量结果与实际结果相差很大。因此, 对于散斑特征的随机性, 规律性的判定就显得尤为重要。除了散斑质量对测量结果产生影响外, 光照条件也是不可忽略的因素之一。不同的光照条件会引起不同的亮度变化, 不均匀的亮度分布也会对采集结果产生影响。考虑到 GLCM 的特征值可以从纹理特征角度对图像进行综合描述, 故将其作为散斑质量的评价指标

并通过实验验证其与 DIC 法测量精度的相关性。

3 散斑质量评价

由 DIC 法的基本原理可知,散斑图像的灰度分布应具有足够大的随机性,不应出现较多的纹理,并且局部相关性应较弱。当使用 MIG 对散斑质量进行评价时,只能在一定程度上反映图像所包含的信息量,并不能反映图像灰度的分布规律及变化规律^[20],而平均灰度二阶导数可以体现灰度的分布规律,进而弥补平均灰度梯度存在的不足。香农熵作为散斑质量的评价指标之一,其只能提供一个有效的评价参数,而 GLCM 方法提供的可参考特征值有 4 个,其中就包含香农熵这一特征量,该方法可提高评价指标的多样性与有效性。

3.1 平均灰度二阶导数

为了评价散斑图像的质量,采用平均灰度二阶导数 ω_f ,表达式为

$$\omega_f = \frac{\sum_{w=1}^W \sum_{h=1}^H |\nabla^2 f(x_{wh})|}{W \times H}, \quad (1)$$

式中: W 和 H 分别为图像的宽和高; $f(x_{wh})$ 为平均灰度一阶导数,其中 x_{wh} 为像素点坐标; $|\nabla^2 f(x_{wh})|$ 为每个像素点灰度二阶导数的模,即 $|\nabla^2 f(x_{wh})| = \sqrt{f_{xx}(x_{wh})^2 + f_{yy}(x_{wh})^2}$ 。

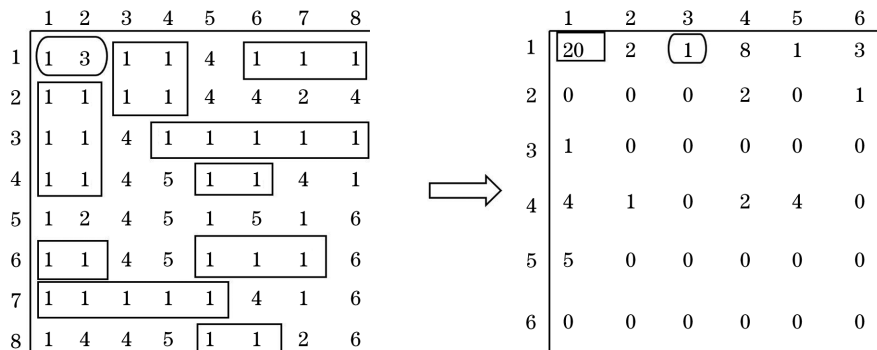


图 3 原始图像转换为 GLCM 的过程

Fig. 3 Process of converting original image to GLCM

散斑图像的灰度分布应该具有足够大的随机性,不应出现较强的纹理,并且局部相关性应较弱。GLCM 所提供的 4 个特征值可以弥补这一问题,故使用 GLCM 进行分析实验。其中由 GLCM 可计算 14 种统计量,其中互不相关的特征值分别为能量、对比度、相关性和熵。能量可表示为

$$E = \sum_i \sum_j p^2(i, j). \quad (3)$$

E 可用来描述灰度分布的均匀程度与纹理的粗

3.2 香农熵

香农熵是信息论中与随机变量相关的不确定性量度之一,其中包含信息量。香农熵 H 可表示为

$$H = - \sum_{s=0}^{2^\beta-1} p(a_s) \text{lb}[p(a_s)], \quad (2)$$

式中: β 为图像的像素深度,实际实验中, $\beta=8$; p 为每个灰度级出现的标准化概率,可通过图像的直方图来计算; a_s 为不同的灰度等级。

3.3 GLCM 法

GLCM 法是由 Haralick 等^[22]于 1979 年提出的一种图像纹理分析方法,即通过两个灰度级像素出现的频率来对已有图像进行多角度分析。假设在有限范围内的图像,水平方向有 N_x 个像素,垂直方向有 N_y 个像素。 $L_x = \{0, 1, 2, \dots, N_x - 1\}$ 和 $L_y = \{0, 1, 2, \dots, N_y - 1\}$ 分别为水平和垂直空间域。一对像素点的灰度级分别为 i 和 j 之间的角度为 θ 、距离为 d 的概率记为 $p_{i,j}(d, \theta)$ 。

假设 $\theta=0^\circ$ 和 $d=1$, 灰度等级 $L=6$, 则将尺寸为 $8 \text{ pixel} \times 8 \text{ pixel}$ 的图像转换为对应的 GLCM。当 $i=1$ 和 $j=3$ 时,出现的概率 $p_{06}=1$, 则 GLCM 的第 1 行第 3 列的值为 1; 当 $i=1$ 和 $j=1$ 时,出现的概率 $p_{00}=20$, 则 GLCM 的第 1 行第 1 列的值为 20。统计得到的 GLCM 如图 3 所示。

细程度, E 值越大则表明图像的均一性越强且纹理较粗。对比度可表示为

$$C = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i, j). \quad (4)$$

C 可以反映图像的清晰度和纹理的深浅度。纹理越清晰则表明图像的反差越大,即对比度越大。相关性可表示为

$$R = \left[\sum_i \sum_j i \times j \times p(i, j) - \mu_x \mu_y \right] / \sigma_x \sigma_y, \quad (5)$$

式中: μ_x 和 μ_y 分别为 GLCM 在 X 和 Y 方向的均

值; σ_X 和 σ_Y 为 GLCM 在 X 和 Y 方向的标准差。

$$\mu_X = \sum_i \sum_j i \cdot p(i, j), \quad (6)$$

$$\mu_Y = \sum_i \sum_j j \cdot p(i, j), \quad (7)$$

$$\sigma_X = \sum_i \sum_j (i - \mu_X)^2 p(i, j), \quad (8)$$

$$\sigma_Y = \sum_i \sum_j (j - \mu_Y)^2 p(i, j). \quad (9)$$

R 值的大小可以反映图像的局部灰度信息之间的相似程度, R 值越大则表明图像的局部相似程度越高。熵可表示为

$$E_{\text{entropy}} = - \sum_i \sum_j p(i, j) \text{lb}[p(i, j)]. \quad (10)$$

E_{entropy} 可以反映图像中纹理的复杂程度, 即信息的随机性。当共生矩阵中所有值均相等或者像素值表现出最大的随机性时, E_{entropy} 值最大。由此可见, E_{entropy} 值越大说明图像越复杂。

4 实验及数据分析

4.1 误差与标准差

为了明确计算的位移值与实际位移值的关系,

采用差值与标准差对其进行分析, 则位移的误差可表示为

$$u_d = u_{\text{imp}} - u_{\text{cal}}, \quad (11)$$

式中: u_{imp} 为真实的亚像素位移; u_{cal} 为计算的亚像素位移; u_d 为误差。

位移的标准差可表示为

$$\sigma_u = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{v=1}^n (u_{\text{mean}} - u_{\text{imp}})^2}, \quad (12)$$

式中: σ_u 为标准差; u_{mean} 为 n 点位移计算结果的算术平均值, 可表示为

$$u_{\text{mean}} = \frac{1}{n} \sum_{v=1}^n u_v. \quad (13)$$

4.2 散斑图像的平均灰度二阶导数验证实验

4 幅散斑图 A~D 选自 DIC Challenge 散斑库 (<https://sem.org/dic-challenge/>), 散斑图的尺寸均为 512 pixel × 512 pixel。

在频域空间中, 利用傅里叶变换对散斑图像进行平移实验, 并对平移前后的散斑图进行亚像素位移计算^[23], 位移公式为

$$\sum_{w=0}^{W-1} \sum_{h=0}^{H-1} f(w - \Delta w, h - \Delta h) \exp\left(-\frac{2\pi i u w}{W}\right) \exp\left(-\frac{2\pi i v h}{H}\right) = F(u, v) \exp\left(-\frac{2\pi i u \Delta w}{W}\right) \exp\left(-\frac{2\pi i v \Delta h}{H}\right), \quad (14)$$

式中: Δw 和 Δh 为亚像素位移量; (u, v) 为像素点坐标; $F(u, v)$ 为散斑图像 $f(w, h)$ 经过傅里叶变换后的图像, 可表示为

$$F(u, v) = \sum_{w=0}^{W-1} \sum_{h=0}^{H-1} f(w, h) \exp\left(-\frac{2\pi i u w}{W}\right) \exp\left(-\frac{2\pi i v h}{H}\right). \quad (15)$$

根据(14)式和(15)式, 将每幅图像沿着 u 方向平移 0.05 pixel, 连续平移 20 次, 最终的位移量为 1 pixel。4 幅散斑图平移后的误差与标准差如图 4 所示。

为了对比 GLCM 的不同特征值对散斑图像的质量评价有可取性, 对 4 幅散斑图的平均灰度二阶导数进行计算, 结果如图 5 所示。

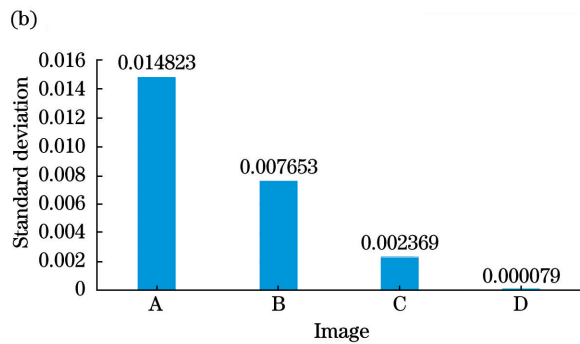
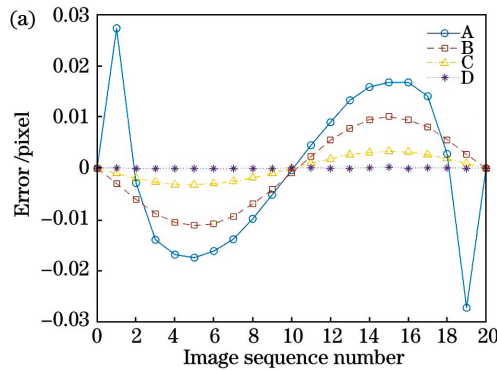


图 4 4 幅散斑图像平移后的结果。(a) 误差; (b) 标准差

Fig. 4 Results of 4 speckle patterns after translation. (a) Error; (b) standard deviation

图 6 为 4 幅散斑图及其灰度分布直方图。从图 4~6 可以看到, 4 幅散斑图的平均灰度二阶导数

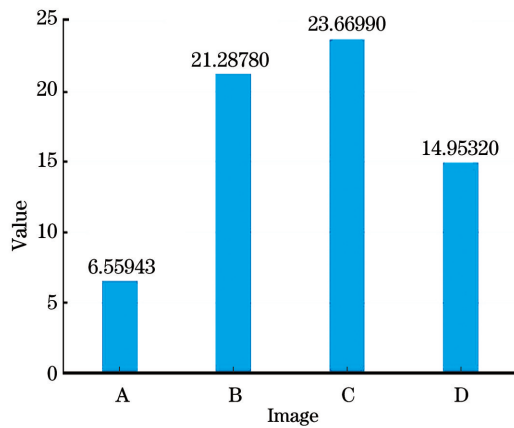


图 5 4 幅散斑图像的平均灰度二阶导数

Fig. 5 Mean gray second derivative of 4 speckle patterns

并未很好地表征散斑质量,故采用基于 GLCM 的特征值评价方法。

4.3 GLCM 特征值的验证实验

对 4 幅散斑图像进行亚像素平移后,采用 DIC 算法计算全场的位移变化量,图 7 为 4 幅散斑图在不同位移量下 u 方向的全场位移变化情况。

对 4 幅散斑图的 GLCM 特征值进行计算,平均值及方差结果如表 1 所示。

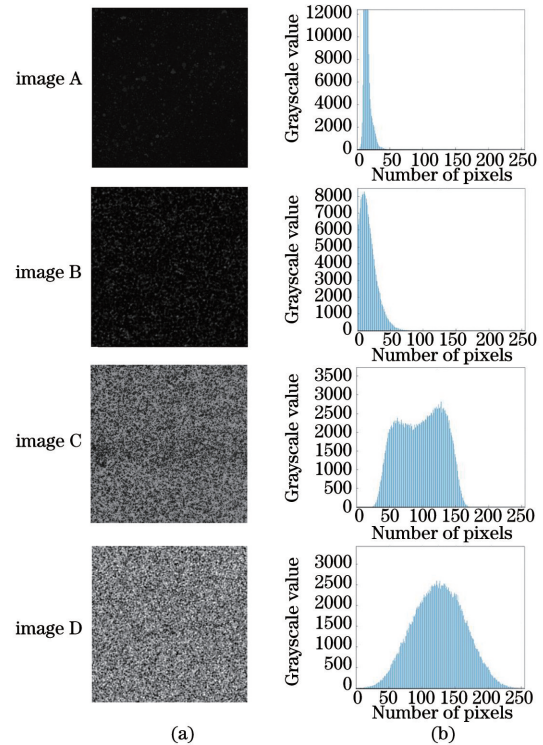


图 6 散斑图像的处理结果。(a)散斑图像;(b)灰度直方图
Fig. 6 Results of speckle pattern processing. (a) Speckle patterns; (b) gray histogram

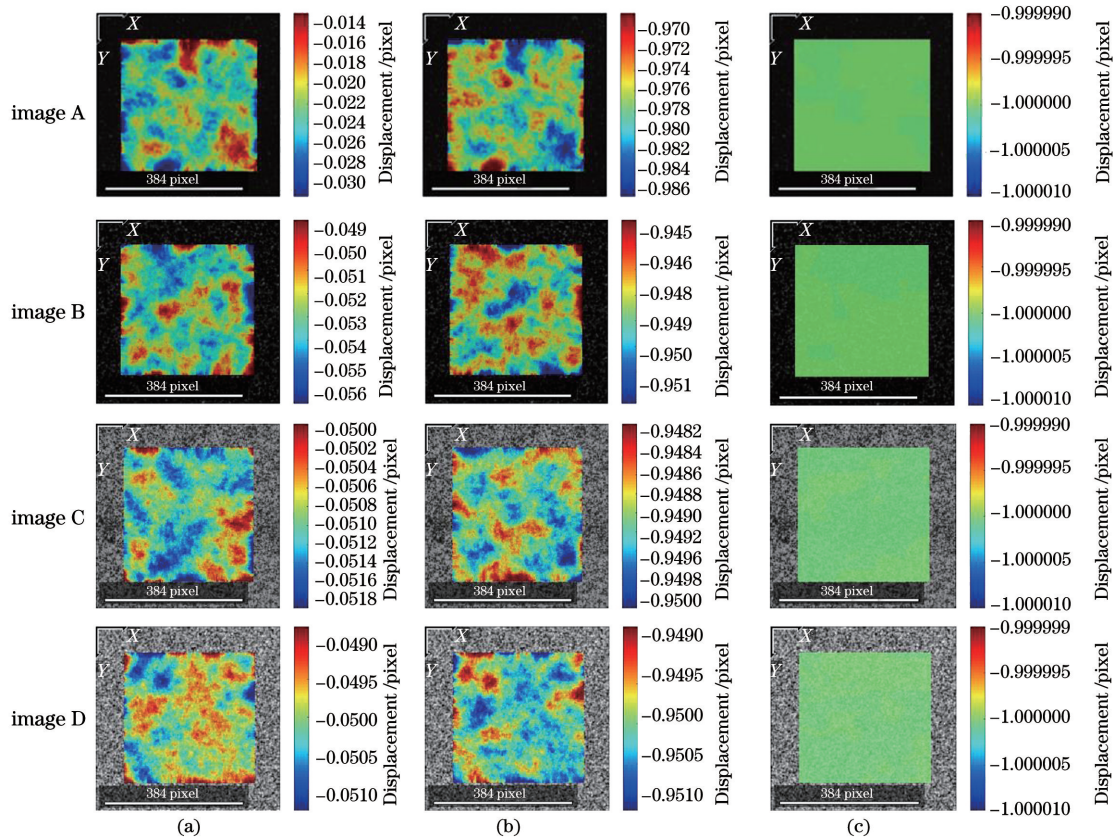


图 7 4 幅散斑图像在不同位移量下的 u 方向全场位移变化情况。(a)0.05 pixel;(b)0.95 pixel;(c)1.00 pixel
Fig. 7 Full-field displacement changes in u direction of 4 speckle patterns under different displacement quantities.

(a) 0.05 pixel; (b) 0.95 pixel; (c) 1.00 pixel

表 1 4 幅散斑图像的 GLCM 特征值
Table 1 GLCM eigenvalues of 4 speckle patterns

Image	E		$E_{entropy}$		C		R	
	Mean value	Variance	Mean value	Variance	Mean value	Variance	Mean value	Variance
A	0.3399	0.0075	1.5301	0.0226	0.0357	0.0040	1.3582	0.1358
B	0.2499	0.0040	1.8593	0.0185	0.0346	0.0017	0.9337	0.0387
C	0.0306	0.0041	3.6607	0.1243	0.0319	0.0067	0.1729	0.0137
D	0.0247	0.0039	3.9453	0.1560	0.0226	0.0044	0.1404	0.0076

从表 1 可以看到,由 GLCM 提供的能量、熵、对比度和相关性 4 个特征值可以评价散斑质量,并且与误差分析结果相吻合,即能量越小、熵值越大、对比度越小和相关性越小的散斑图像,其最终测量结果就越接近实际的位移值,这一结论与 4 个特征值的实际意义相对应。

4.4 亮度影响实验及分析

4.4.1 光照分布影响

考虑在实际的实验过程中,由于受到光源及周围环境光的影响,图像中可能出现光照不均的现象,

对已有的 4 幅散斑图像添加不均匀光照并对测量数据进行验证分析。光照不均的情况如图 8 所示,其中左侧为原始图像,右侧为添加不均匀光照后的图像。

为了验证光照不均对测量结果的影响,分别对 4 幅原图进行亚像素平移实验,然后对每次平移后的散斑图像添加相同的不均匀光照。4 幅散斑图像添加不均匀光照后的误差与标准差如图 9 所示, GLCM 特征值的平均值及方差如表 2 所示。

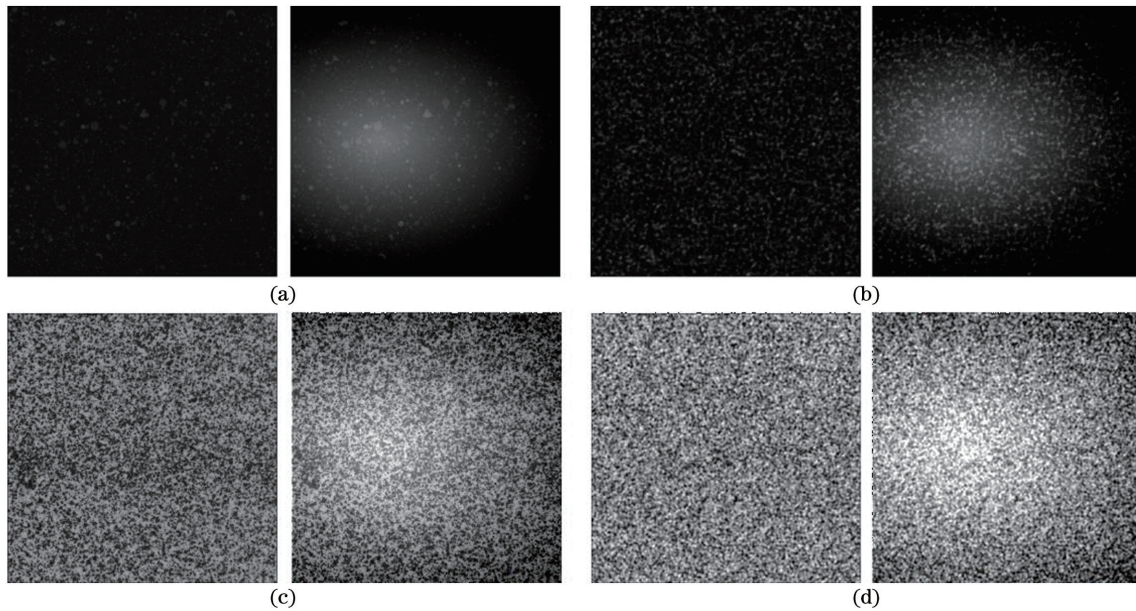


图 8 4 幅散斑图添加不均匀光照后的效果。(a)图像 A;(b)图像 B;(c)图像 C;(d)图像 D

Fig. 8 Effect of 4 speckle patterns with uneven illumination. (a) Image A; (b) image B; (c) image C; (d) image D

表 2 4 幅散斑图添加不均匀光照后的 GLCM 特征值

Table 2 GLCM eigenvalues of 4 speckle patterns with non-uniform illumination

Image	E		$E_{entropy}$		C		R	
	Mean value	Variance	Mean value	Variance	Mean value	Variance	Mean value	Variance
A	0.2080	0.0023	2.0997	0.0217	0.0013	0.0002	0.2954	0.0005
B	0.1653	0.0018	2.5512	0.0201	0.0084	0.0003	0.2674	0.0011
C	0.0203	0.0029	4.1386	0.1378	0.0181	0.0031	0.1037	0.0035
D	0.0192	0.0031	4.1882	0.1595	0.0164	0.0029	0.0880	0.0025

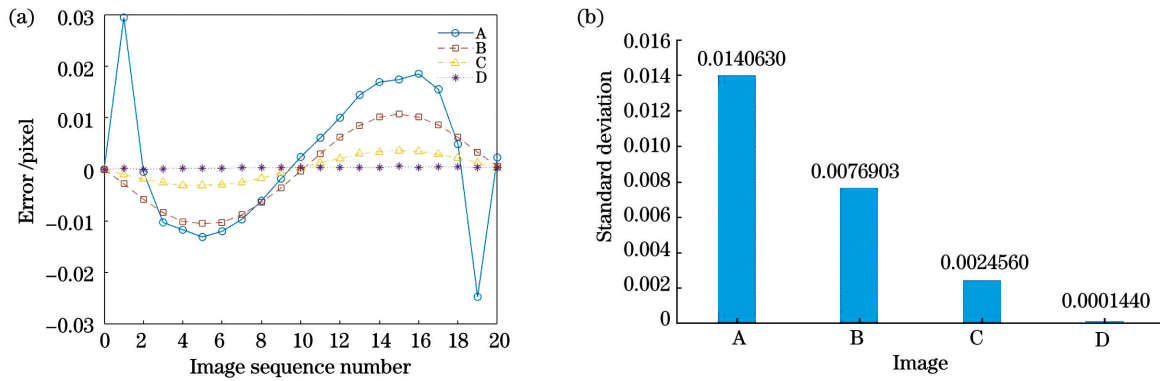


图 9 4 幅散斑图添加不均匀光照后的结果。(a)误差; (b)标准差

Fig. 9 Error and standard deviation of 4 speckle images with non-uniform illumination. (a) Error; (b) standard deviation

4 幅散斑图像添加不均匀光照后的香农熵, 如表 3 所示。

表 3 4 幅散斑图像添加不均匀光照后的香农熵

Table 3 Shannon entropy of 4 speckle patterns with non-uniform illumination

Image	A	B	C	D
Shannon entropy	5.6935	5.7070	7.5686	7.6756

从表 3 可以看到, 虽然香农熵可以验证散斑图像的质量, 但是散斑图像 A 和散斑图像 B 的香农熵非常接近, 但实际的误差及标准差却相差很大, 结合表 2 可以看到, GLCM 的评价方法能够从能量、熵及相关性方面综合判定图像 B 的质量优于图像 A。

对比添加不均匀光照前后的实验数据, 发现添

加不均匀光照后的测量准确度有所下降。为了保证测量精度更高, 在实际的实验过程中应给予足够均匀的光场。根据不均匀光照情况下所得的误差与标准差可知, GLCM 所提供的特征值仍然可以在光照分布不均匀的情况下评价散斑质量, 但对散斑图像 C 和散斑图像 D 的对比度评价失效, 所以当实验系统未能提供均匀分布光场时, 就不能将对对比度作为评价指标。

4.4.2 曝光时间影响

在相机采集图像的过程中, 曝光时间的长短决定散斑图像的整体亮度。对同一散斑图像的整体亮度进行调整, 则得到的图像如图 10 所示。根据同一散斑图像在不同亮度下的实验结果, 并结合 GLCM 提供的相关指标评价亮度对图像的影响。

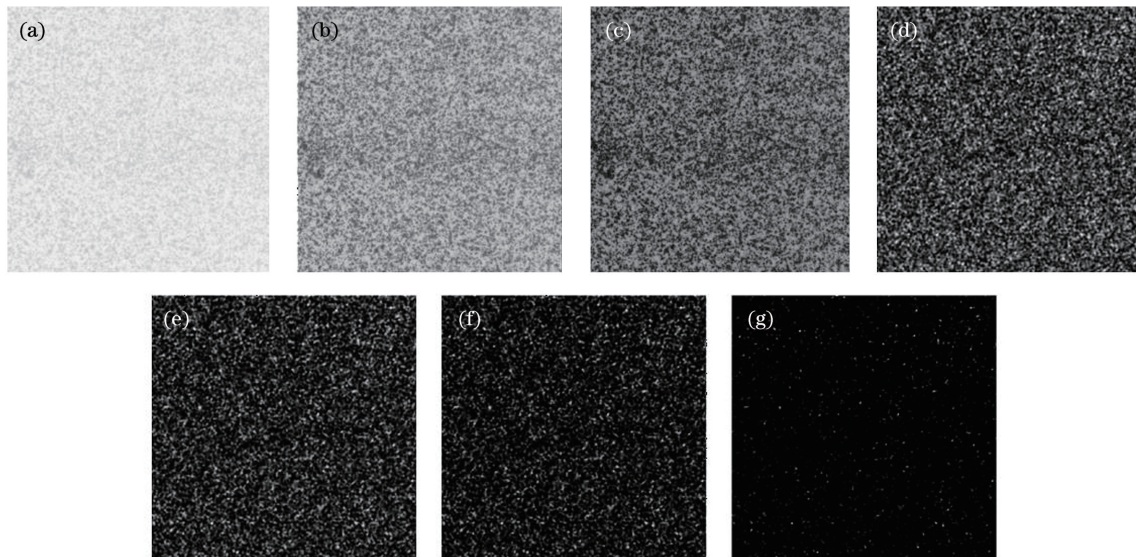


图 10 散斑图像 C 在不同平均灰度值下的结果。(a)208.1751; (b)140.8798; (c)97.3179; (d)62.6947; (e)50.8449; (f)23.8115; (g)2.5869

Fig. 10 Results of speckle image C under different average gray values. (a) 208.1751; (b) 140.8798; (c) 97.3179; (d) 62.6947; (e) 50.8449; (f) 23.8115; (g) 2.5869

对不同亮度状态的散斑图像分别进行亚像素平

移实验,最终的误差及标准差如图 11 所示。

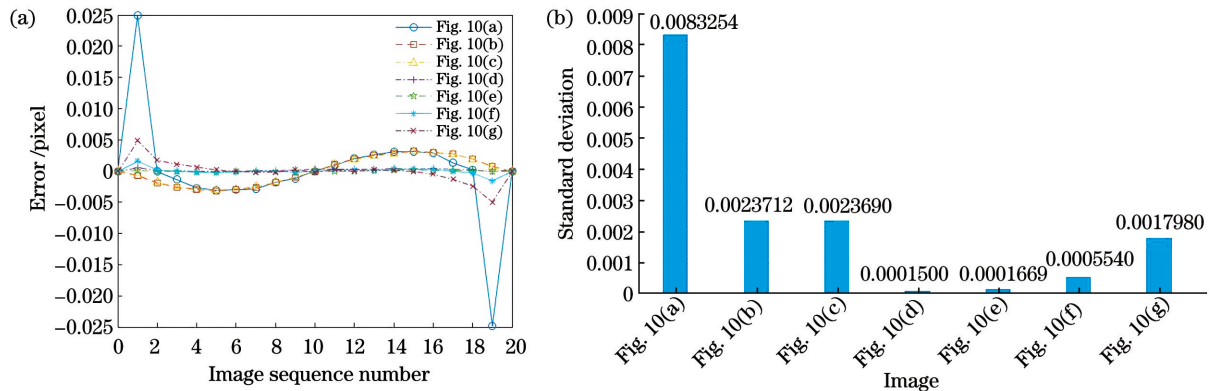


图 11 散斑图像在不同亮度状态下的结果。(a)误差;(b)标准差

Fig. 11 Results of 4 speckle patterns at different brightness states. (a) Error; (b) standard deviation

从图 11 可以看到,实验过程中存在过曝或曝光时间过短的情况,则在测量开始与结束阶段均存在异常的极值误差点,其余亮度情况引起的误差均在正常范围内,而且图 10(d)的精确度最高,实验结果与能量、熵以及相关性存在对应关系。具体的 GLCM 特征值如表 4 所示。

表 4 散斑图像在不同亮度状态下的 GLCM 特征值
Table 4 GLCM eigenvalues of speckle pattern under different luminance states

Image	E	E_{entropy}	C	R
Fig. 10(a)	0.2913	1.5885	0.0181	1.7191
Fig. 10(b)	0.0451	3.3198	0.0312	0.2532
Fig. 10(c)	0.0306	3.6607	0.0319	0.1729
Fig. 10(d)	0.0301	3.8043	0.0228	0.1433
Fig. 10(e)	0.0780	3.1816	0.0218	0.2020
Fig. 10(f)	0.2126	2.4152	0.0170	0.3180
Fig. 10(g)	0.8864	0.3766	0.0005	2.8526

从表 4 可以看到,测量误差小的散斑图像具有能量小、熵值大和相关性小的规律,而对比度受到亮度的影响过大,不适合作为散斑质量的评价指标。在实际的系统搭建中,首先避免出现过曝及曝光不足的情况,否则计算结果中存在异常点;之后可以调节不同的曝光时间并对图像进行采集,选取能量最小、熵值最大和相关性最小的散斑图像即可得到准确度较高的实验结果。

5 结 论

结合 GLCM 所提供的特征值对散斑图像的质量进行研究,并通过亚像素位移实验验证能量、熵、对比度和相关性对实验结果的影响,其表征的实际

意义与优质散斑图像的灰度分布不均匀和随机性大等特点相互对应。由平均灰度二阶导数以及香农熵两个评价指标的对比结果可知,所提方法在散斑质量评价的过程中具有一定的有效性。通过改变亮度分布可以进一步验证基于 GLCM 特征值的评价方法的有效性。实验结果表明,基于 GLCM 的散斑质量评价方法具有评价有效性。

参 考 文 献

- [1] Yamaguchi I. Speckle displacement and decorrelation in the diffraction and image fields for small object deformation[J]. *Optica Acta*, 1981, 28(10): 1359-1376.
- [2] Peters W H, Ranson W F. Digital imaging techniques in experimental stress analysis[J]. *Optical Engineering*, 1982, 21(3): 427-431.
- [3] Ye P, Zhang M, Ma W L, et al. Improved climbing algorithm for digital image correlation displacement measurements [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(2): 021506.
叶沛, 张梅, 马万龙, 等. 用于数字图像相关位移测量的一种改进爬山算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(2): 021506.
- [4] Wang X B, Dong W, Yang M, et al. Inhomogeneous strain measurement based on least absolute deviation fitting for digital image correlation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(3): 0312001.
王学滨, 董伟, 杨梅, 等. 基于最小一乘拟合的非均匀应变的数字图像相关测量[J]. *光学学报*, 2020, 40(3): 0312001.
- [5] Tang H C, Li D H, Li L, et al. Planar object surface shape speckle pattern deflectometry based on digital image correlation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(2): 0212006.
汤海潮, 李大海, 李磊, 等. 基于数字图像相关的平

- 面物体面形散斑图形偏折术[J]. 光学学报, 2019, 39(2): 0212006.
- [6] Deng B H, Chen J H, Hu M H, et al. Application and imaging processing algorithm of biospeckle technology in fruit quality detection [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(9): 090003.
邓博涵, 陈嘉豪, 胡孟晗, 等. 生物散斑技术在水果品质检测中的应用及图像处理算法进展[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(9): 090003.
- [7] Chen P, Wang Y X, Huang X P. Application of digital image correlation method in measuring mechanical properties of materials [J]. Electronics World, 2013(14): 86.
陈盼, 王彦晓, 黄小瀆. 数字图像相关方法在测量材料力学性能中的应用[J]. 电子世界, 2013(14): 86.
- [8] Xu X Y, Chen Z N, Huang Z, et al. Fabrication and application of digital speckle pattern in full-field measurement of deformed large concrete beams [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2018, 48(5): 896-902.
徐向阳, 陈振宁, 黄正, 等. 大型混凝土梁全场变形测量中数字散斑场的制作和应用[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2018, 48(5): 896-902.
- [9] Lü Y M. Application of vic-3D technology in automotive test [J]. Auto Engineer, 2019(8): 51-54.
吕元蒙. 动态应变测试技术在汽车试验中的应用[J]. 汽车工程师, 2019(8): 51-54.
- [10] Liang D, Li D, Xue F, et al. Innovative project based on digital image correlation technology and infrared thermal imaging technology [J]. Experimental Technology and Management, 2019, 36(12): 232-235.
梁栋, 李贻, 薛孚, 等. 基于数字图像相关技术和红外热像技术的创新实验项目[J]. 实验技术与管理, 2019, 36(12): 232-235.
- [11] Dong Y L, Pan B. A review of speckle pattern fabrication and assessment for digital image correlation [J]. Experimental Mechanics, 2017, 57(8): 1161-1181.
- [12] Hua T, Xie H M, Wang S, et al. Evaluation of the quality of a speckle pattern in the digital image correlation method by mean subset fluctuation [J]. Optics & Laser Technology, 2011, 43(1): 9-13.
- [13] Zhou P, Goodson K E. Subpixel displacement and deformation gradient measurement using digital image/speckle correlation [J]. Optics Engineering, 2001, 40(8): 1613-1620.
- [14] Sun Y F, Pang J H L. Study of optimal subset size in digital image correlation of speckle pattern images [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2007, 45(9): 967-974.
- [15] Pan B, Xie H M, Wang Z Y, et al. Study on subset size selection in digital image correlation for speckle patterns [J]. Optics Express, 2008, 16(10): 7037-7048.
- [16] Wang Z Y, Wang L, Guo W, et al. Optimal size of speckle spot in digital image correlation method [J]. Journal of Tianjin University, 2010, 43(8): 674-678.
王志勇, 王磊, 郭伟, 等. 数字图像相关方法最优散斑尺寸 [J]. 天津大学学报, 2010, 43(8): 674-678.
- [17] Park J, Yoon S, Kwon T H, et al. Assessment of speckle-pattern quality in digital image correlation based on gray intensity and speckle morphology [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2017, 91: 62-72.
- [18] Pan B, Wu D F, Xia Y. Study of speckle pattern quality assessment used in digital image correlation [J]. Journal of Experimental Mechanics, 2010, 25(2): 120-129.
潘兵, 吴大方, 夏勇. 数字图像相关方法中散斑图的质量评价研究 [J]. 实验力学, 2010, 25(2): 120-129.
- [19] Su Y, Zhang Q C, Xu X H, et al. Quality assessment of speckle patterns for DIC by consideration of both systematic errors and random errors [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2016, 86: 132-142.
- [20] Liu X Y, Li R L, Zhao H W, et al. Quality assessment of speckle patterns for digital image correlation by Shannon entropy [J]. Optik, 2015, 126(23): 4206-4211.
- [21] Yu H, Liu Y P, Guo R X, et al. Assessment method of speckle pattern quality in digital image correlation [J]. Laser Technology, 2020, 44(2): 237-243.
俞海, 刘云鹏, 郭荣鑫, 等. 数字图像相关法散斑图质量评价方法 [J]. 激光技术, 2020, 44(2): 237-243.
- [22] Haralick R M. Statistical and structural approaches to texture [J]. Proceedings of the IEEE, 1979, 67(5): 786-804.
- [23] Lei Y. Research on upsampling and determining displacement location method under frequency domain [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019: 6-9.
雷焯. 频域增采样技术及位移定位方法的研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2019: 6-9.