

基于拉普拉斯金字塔加权熵的散斑区域提取

杨宇桥, 马琨*, 袁月, 陈厚创, 薛宇轩

昆明理工大学理学院, 云南 昆明 650500

摘要 在数字图像相关计算中, 通常需要人为地选择一个散斑区域以限制搜索区域。随着工业自动化的发展, 经常需要获得材料表面的实时位移场和应变场, 找到一种快速准确的散斑区域提取算法显得尤为重要。二阶梯度熵函数在散斑提取过程中, 耗时过长, 计算复杂多变的散斑图时不能准确提取散斑区域。针对这些问题, 根据散斑分布特征, 提出了一种基于拉普拉斯金字塔加权熵的散斑区域提取算法。该算法在降低计算量的同时, 可根据不同散斑图的熵值分布直方图灵活地自动确定阈值。研究结果表明: 在散斑区域提取过程中, 该算法可以较灵活地选择阈值, 完成散斑区域的自动提取, 同时计算时间可减少 90% 以上。该算法较二阶梯度熵函数有了较好的改进, 基本能够实现复杂背景下散斑区域的提取, 同时提取速度有了显著的提升。

关键词 测量; 无损检测; 加权熵; 拉普拉斯金字塔; 数字图像相关; 散斑区域; 图像分割

中图分类号 TP391.4; TP751.1

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1412004

Speckle Area Extraction Based on Weighted Entropy of Laplacian Pyramid

Yang Yuqiao, Ma Kun*, Yuan Yue, Chen Houchuang, Xue Yuxuan

Faculty of Science, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650500, China

Abstract In digital image correlation calculations, it is usually necessary to manually select a speckle area for limiting the search area. With the development of industrial automation, it is often necessary to obtain the real-time displacement field and strain field of a material surface. It is particularly important to find a fast and accurate speckle area extraction algorithm. There exist the problems that the second-order gradient entropy function takes too much time in the speckle area extraction process and the speckle area cannot be accurately extracted for a complex and variable speckle. In light of these problems and according to the distribution characteristics of speckles, an algorithm for speckle area extraction is proposed, which is based on the weighted entropy of Laplacian pyramid. This algorithm not only reduces the amount of calculation, but also can flexibly and automatically determine the threshold value according to the entropy value distribution histograms of different speckle images. The research results show that in the extraction process of speckle areas, the proposed algorithm can flexibly select the threshold value to complete the automatic extraction of speckle areas, and simultaneously reduces the calculation time by more than 90%. This proposed algorithm is better than the second-order gradient entropy function, which can basically achieve the extraction of speckle areas under complex backgrounds and the extraction speed is significantly improved.

Key words measurement; non-destructive testing; weighted entropy; Laplacian pyramid; digital image correlation; speckle area; image segmentation

OCIS codes 120.4290; 100.2650; 100.3008

收稿日期: 2020-10-30; 修回日期: 2020-11-07; 录用日期: 2020-11-18

通信作者: *453937936@qq.com

1 引言

数字图像相关 (Digital Image Correlation, DIC) 作为一种实用有效的物体表面变形测量工具, 具有非接触式、对环境要求低、能实现全场测量等优点^[1-6], 在实验力学领域得到了广泛的应用。DIC 的原理主要是通过拍摄变形前后测试对象表面的散斑图像, 根据物体表面灰度分布特性, 采用相关公式计算感兴趣区域变形前后的像素分布变化, 确定物体表面的全场位移及应变^[7-8]。DIC 是一种基于数字图像处理 and 数值计算相结合的光测量学, 是对全场位移和应变进行量化分析的光测实验力学分析方法^[9]。

在 DIC 中, 无论是激光散斑图还是人工白光散斑图, 或是物体表面随机纹理的灰度强度图, 都可以被用作表面变形信息的载体, DIC 方法的测量精度在很大程度上取决于物体表面的散斑分布。为了提高 DIC 的计算效率, 学者对相关公式、种子点选取、亚像素匹配算法和散斑质量的定量分析等方面进行了深入的研究和探讨^[10-11], 但关于散斑区域的选取还缺乏大量的研究。要获得物体表面的全场信息, 在采集图像时会不可避免地采集到一部分背景信息, 如果不进行散斑区域选择, 相关搜索时背景区域和散斑区域的变形不连续性将导致计算错误, 散斑区域的选取同时也决定了相关计算的准确性和计算速度。长期以来, 国内外学者在实验过程中通常是手动选择散斑区域, 以限制相关搜索范围并消除计算过程中背景点的干扰, 但在工程中, 每次测量往往会产生几十上百张图片, 手动选取大大增加了时间成本和人工成本。文献^[12-13]提出了一种用于散斑区域提取的二阶梯度熵函数, 但在提取高分辨率图片时耗时过长。所以在 DIC 测量中, 实现散斑区域的快速提取显得尤为重要, 这有助于实现 DIC 的实时测量和自动化测量。

二阶梯度熵函数在提取散斑区域时, 存在计算量较大、计算时间过长的问题, 且当背景区域和散斑区域灰度值相近时, 无法准确提取出散斑区域。针对这些问题, 本文提出了一种基于拉普拉斯金字塔的加权熵函数算法, 通过与二阶梯度熵函数算法进行对比, 从计算时间和提取效率方面验证了该算法的有效性。

2 原理介绍

散斑点和散斑区域的灰度分布主要有以下特

征: 相对于背景区域, 散斑区域内的点通常呈高对比度的交替分布; 散斑点中心的灰度值较周围区域差异极大; 散斑区域内的灰度值分布较背景区域混乱。利用这些特征, 可以将散斑区域和背景区域进行有效分割。基于上述特征, 引入了信息熵的概念。

2.1 熵原理

如果图像中像素点灰度值级别的波动范围较小, 各灰度值可能出现的概率较高, 那么图像的信息量可能就较低。基于此, 研究人员将熵的概念引入到图像统计计算中, 用来表示图像灰度值的变化率^[14]。假设图像的灰度级为 $0 \sim L-1$, 灰度值为 i 的像素出现的概率为 P_i , 则图像的信息熵 H 为

$$H = - \sum_{i=0}^{L-1} P_i \lg P_i. \quad (1)$$

文献^[12]通过将熵函数引入到散斑图像的提取中, 提出了一种基于子区的二阶梯度熵函数。对输入的图像进行拉普拉斯变换, 然后以尺寸为 $M \times M$ 的子区遍历整幅图像。整幅图像的熵值序列为

$$Q_M = \left| \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \rho_{\nabla(i,j)} \lg \rho_{\nabla(i,j)} \right|, \quad (2)$$

式中: M 为子区的宽度; $\rho_{\nabla(i,j)}$ 为图像像素点 (i, j) 的二阶梯度值在子区中的概率。10~15 pixel 为最优子区尺寸, 此时获取图像的最大熵值 Q_{\max} 。熵值处于 $[Q_{\max} - 1.25, Q_{\max}]$ 的区域即为散斑区域。

一维熵表征了图像灰度分布的特征, 但考虑到像素点和周围像素点的影响即目标和背景的灰度差异, 其不能很好地表征散斑区域的另一个特性, 即散斑点的灰度值较周围区域的更大。因此, 本文提出了一个加权熵函数, 使得有散斑点存在部分的信息熵值权重更大, 背景区域的信息熵值权重更小。

$$L_M = - \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M L(i, j) \cdot P_{L(i,j)} \lg P_{L(i,j)}, \quad (3)$$

式中: $L(i, j)$ 为图像像素点 (i, j) 处的灰度值; $P_{L(i,j)}$ 为 $L(i, j)$ 在 $M \times M$ 子区中出现的概率。假设图 1 (a)、(b) 所示的两个矩阵分别表示图像背景区域和散斑区域二阶梯度灰度值的分布情况, 其中背景区域的灰度值为 $[0, 8]$, 散斑区域的灰度值为 $[0, 99]$ 。由于图 1 (a) 所示矩阵的灰度值分布区间较小, 相邻像素点的灰度值相差不大, 图像显得平缓; 而图 1 (b) 所示矩阵的灰度值分布区间较大, 相邻像素点的灰度值分布相差较大, 所以图像显得比较混乱。

分别计算两个区域的二阶梯度熵, 得到它们的熵值皆为 2.9991; 计算本文提出的加权熵, 得到它

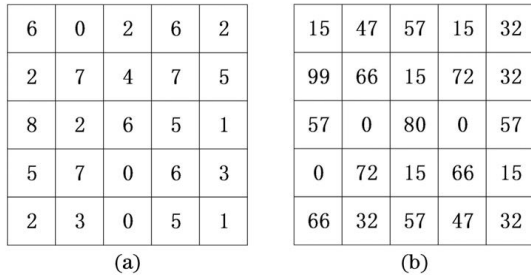


图 1 不同区域的灰度分布。(a)背景区域;(b)散斑区域
Fig. 1 Gray distributions of different areas.

(a) Background area; (b) speckle area

们的加权熵分别为 11.5465 和 146.4395。由结果可知,背景区域和散斑区域的梯度熵差别不大,而加权熵差别很大。这是因为一维图像熵的大小仅仅与图像中灰度值的统计概率有关,而与灰度值的排列顺序和大小无关。背景区域的图像较平滑,一方面可能是由于其灰度值分布在一个较小的区间内,另一方面是因为图像像素排列规律,人眼难以区分像素变化;而散斑区域通常是人为制作的具有高对比度的点,其像素灰度值分布不规律,灰度值大小交替分布,所以散斑区域的图像显得更加混乱。因此,有些人眼看起来灰度值分布相差很大的两个区域在计算机中其熵值可能相近,本文提出的加权熵函数可以有效地避免这种情况。

2.2 拉普拉斯金字塔原理

随着高分辨率图像采集设备的出现,获取到的图像所包含的信息量越来越大。在计算图像的子区信息熵时,需要以 $M \times M$ 大小的子区遍历整幅图像以计算整幅图像的熵值,每次计算子区的熵值时,都需要对图像的子区灰度值进行统计计算,存在计算时间过长、计算量大等问题。基于此,本文在计算散斑图像的加权熵之前,先对图像进行降采样处理。图像金字塔是图像多尺度表达的一种,经常被用于图像的分割,是一种以多分辨率来解释图像的结构。

如图 2 所示,首先将原图像作为最底层图像 GP_0 (高斯金字塔的第 0 层),利用高斯核对其进行卷积操作,然后对卷积后的图像以 2 为步长进行下采样,得到上一层图像 GP_1 ,将此图像作为输入,重复卷积和下采样操作,得到更上一层图像,如此反复迭代多次,当达到事先设置的阈值时结束操作,形成的金字塔形的图像数据结构即为高斯金字塔 (Gaussian Pyramid, GP)。每次下采样所得到的图像分辨率均下降为原来的 1/2,因此每层图像尺寸缩小为前一层图像的 1/4,层级越高,则图像越小,分辨率越低^[15]。

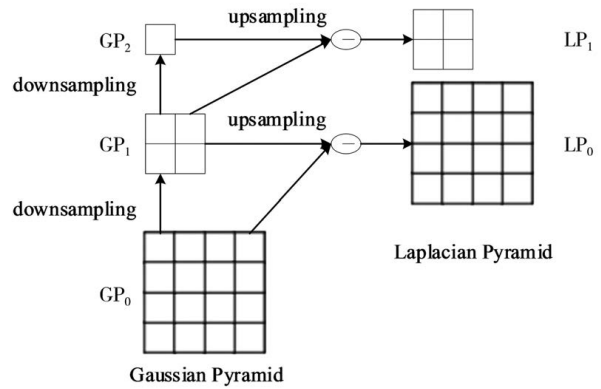


图 2 高斯金字塔与拉普拉斯金字塔

Fig. 2 Gaussian pyramid and Laplacian pyramid

在高斯金字塔的运算过程中,图像经过卷积和下采样操作时会丢失部分高频细节信息^[16]。为了描述这些高频信息,人们定义了拉普拉斯金字塔 (Laplacian Pyramid, LP)。上一层图像 GP_{n+1} 经上采样及高斯卷积操作后,得到预测图像;利用高斯金字塔的每一层图像 GP_n 减去该预测图像,得到的一系列差值图像即为 LP 分解图像。其中,拉普拉斯变换的主要目标是得到图像的高频细节信息,当 GP_{n+1} 层经过插值后,虽然图像的尺寸和 GP_n 相同,但是相比于 GP_n 层图像,图像的细节信息明显丢失了。那么,当用 GP_n 减去插值后的图像时,剩下的 LP_n 就是 GP_n 的高频细节信息。在散斑区域的提取中,由于散斑区域包含了大量高频信息,为了节省计算量,在计算过程中不需要保留所有的图像信息,通过拉普拉斯金字塔处理图像,滤除图像中大部分的低频部分,为后续计算提供极大的便利。

如图 3 所示,拉普拉斯金字塔的图像相较于原图,丢失了许多低频信息,图像背景区域变得平滑了许多,便于后续计算。接下来分别使用二阶梯度熵和拉普拉斯金字塔加权熵函数提取散斑区域并进行对比。

图 4(a)、(b)分别为基于二阶梯度熵提取的散斑区域和熵值分布直方图,其中图 4(b)中的星号标记点即为分割阈值为 $Q_{\max} - 1.25$ 的点。图 4(c)、(d)分别为基于拉普拉斯金字塔加权熵提取的散斑区域和熵值分布直方图。通过对比可知,基于二阶梯度熵进行计算时,对于背景复杂的图像,一部分背景熵值和散斑区域熵值分布相近,不利于设置阈值分割图像,若仅仅以熵值为 $[Q_{\max} - 1.25, Q_{\max}]$ 的区域为散斑区域,则无法准确提取散斑区域。而基于加权熵计算时,背景区域熵值和散斑区域熵值呈现两个明显的峰值,通过对熵值分布进行求导,获得

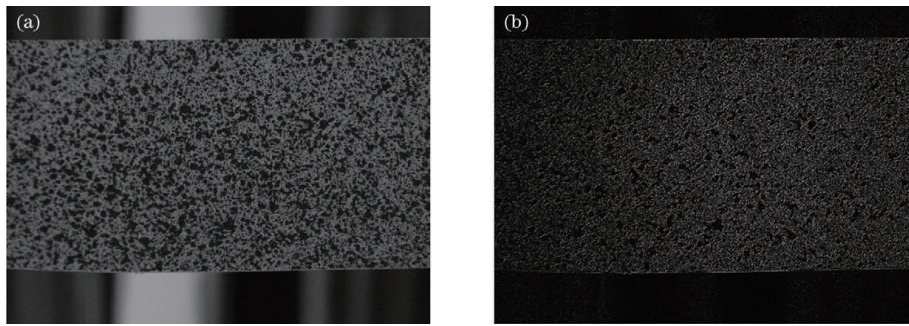


图 3 原始图像与拉普拉斯金字塔图像对比。(a)原始图像;(b) LP_0 图像

Fig. 3 Comparison of original image and Laplacian pyramid image. (a) Original image; (b) LP_0 image

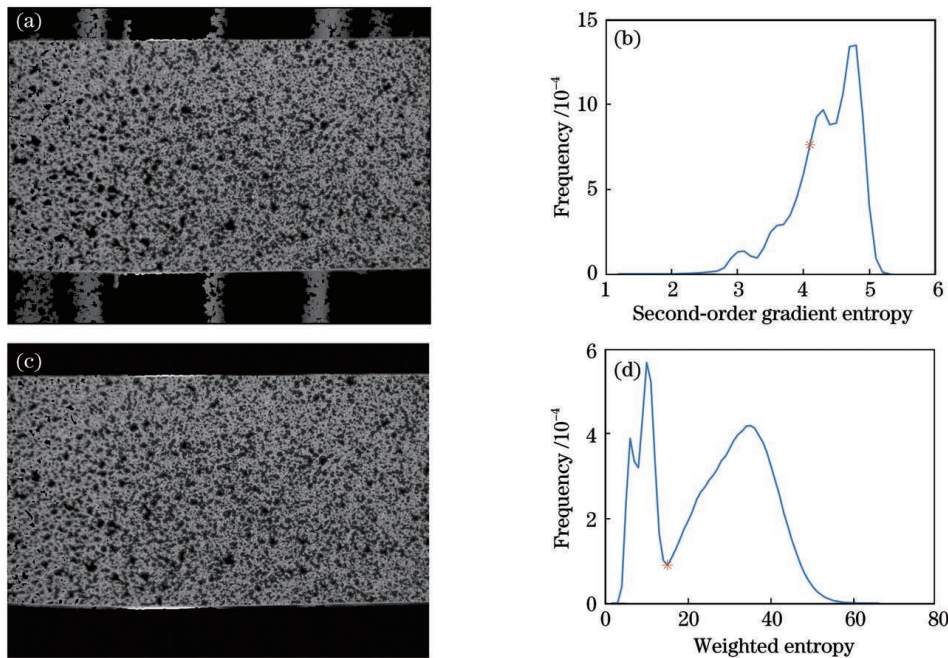


图 4 基于二阶梯度熵和拉普拉斯金字塔加权熵提取散斑区域。(a)基于二阶梯度熵的提取结果;(b)二阶梯度熵熵值分布直方图;(c)基于加权熵的提取结果;(d)加权熵熵值分布直方图

Fig. 4 Speckle area extraction based on second-order gradient entropy and Laplacian pyramid weighted entropy. (a) Extraction result based on second-order gradient entropy; (b) entropy value distribution histogram of second-order gradient entropy; (c) extraction result based on weighted entropy; (d) entropy value distribution histogram of weighted entropy

的两个峰值之间的谷值点即为分割阈值点。本文通过大量实验验证,当拉普拉斯金字塔图层的分辨率缩小到 $300 \times 300 \sim 500 \times 500$ 时,依旧可以有效地提取出散斑区域,同时可以使用更小的子区进行熵值计算,大大节省了计算量。

综上所述,基于拉普拉斯金字塔加权熵函数的散斑区域提取算法流程如图 5 所示。

3 实验与结果

为了验证本文所提算法在计算速度上的提升和在复杂环境下的有效性,对不同分辨率、不同散斑区域、不同背景下的散斑图片进行计算,

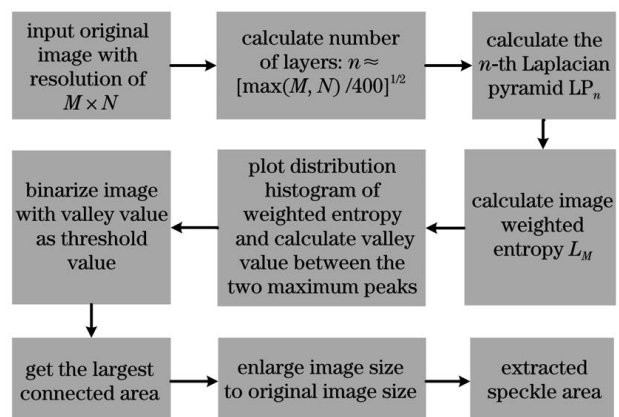


图 5 散斑区域提取算法流程图

Fig. 5 Flow chart of speckle area extraction algorithm

并与基于二阶梯度熵的计算结果进行比较, 分别从散斑区域提取结果和计算所用时间两个

方面进行对比。本次实验的提取结果如图 6、7 所示。

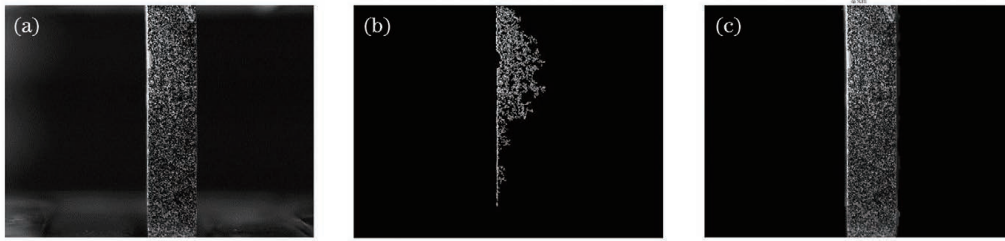


图 6 原始图像 1 及两种方法提取结果的对比。(a)原始图像 1;(b)基于二阶梯度熵的提取结果;(c)基于加权熵的提取结果
Fig. 6 Original image 1 and comparison of extraction results of two methods. (a) Original image 1; (b) extraction result based on second-order gradient entropy; (c) extraction result based on weighted entropy

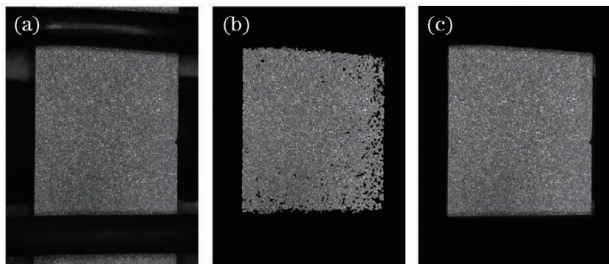


图 7 原始图像 2 及两种方法提取结果对比。(a)原始图像 2;(b)基于二阶梯度熵的提取结果;(c)基于加权熵的提取结果
Fig. 7 Original image 2 and comparison of extraction results of two methods. (a) Original image 2; (b) extraction result based on second-order gradient entropy; (c) extraction result based on weighted entropy

图 6(a)所示散斑图原始图像的分辨率为 $1944 \text{ pixel} \times 2592 \text{ pixel}$, 由于照明光源不均匀, 左上半部分光照较强, 散斑区域和背景区域的区别明显, 而右下半部分光强较弱, 背景区域的灰度分布也较为混乱。由提取结果可知, 基于二阶梯度熵计算时右下半部分无法准确提取出散斑区域, 而基于加权熵则可以更好地提取出散斑区域; 同时, 因为图片分辨率较高, 可以选择高层次的拉普拉斯金字塔图像进行计算。图 7(a)所示散斑图原始图像的分辨率为 $1392 \text{ pixel} \times 1040 \text{ pixel}$, 散斑区域和背景区域的区别较大, 且散斑区域较亮, 此时使用二阶梯度熵和加权熵都能较好地提取散斑区域, 但总的来说, 基于拉普拉斯金字塔加权熵的提取结果更好。

不同方法的计算时间对比如表 1 所示, 其中 t_1 为基于二阶梯度熵的计算时间, t_2 为基于拉普拉斯金字塔加权熵的计算时间。图 6(a)中原始图像的分辨率为 $1944 \text{ pixel} \times 2592 \text{ pixel}$, 可以采用 LP3 层图像, 计算得到的 LP3 层图像分辨率为 $243 \text{ pixel} \times$

324 pixel 。对于低分辨率的图 7(a), 可以采用 LP2 层图像, 计算得到的 LP2 层图像分辨率为 $348 \text{ pixel} \times 260 \text{ pixel}$, 所以其计算时间反而比原始图像分辨率更高的图 6(a)略微多一点。由结果可知, 对于高分辨率图像, 基于拉普拉斯金字塔加权熵相对于基于二阶梯度熵, 可以节省 90% 以上的计算时间。

表 1 计算时间对比

Table 1 Calculation time for comparison

Resolution	Calculation time /s $(1-t_2/t_1) / \%$		
	t_1	t_2	%
$1944 \text{ pixel} \times 2592 \text{ pixel}$	1047.29	30.10	97.13
$1392 \text{ pixel} \times 1040 \text{ pixel}$	313.90	34.33	89.06

4 结 论

采用拉普拉斯金字塔对图像进行预处理, 降低了图像分辨率, 减少了图像中的低频分量, 同时保留了足够的有用信息, 大大减少了计算量。随后采用加权熵函数计算图像的全图熵值, 增大了加权熵图像中散斑区域和背景区域的对比度, 其背景区域和散斑区域的熵值分布呈现两个明显的峰值, 通过求导可以准确地自动获取阈值, 进而提取散斑区域。从实验结果可以看出, 在处理相对复杂的图像时, 加权熵可以相对准确地提取出散斑区域; 在计算速率上, 当图像分辨率较高时, 通过选择较高层的拉普拉斯金字塔, 可节约 90% 以上的计算时间, 这也证明了所提算法的有效性。

参 考 文 献

- [1] Pan B, Wu D F, Gao Z T, et al. Study of non-contact optical metrology for full-field deformation measurement at $1200 \text{ }^\circ\text{C}$ [J]. Structure & Environment

- Engineering, 2011, 38(1): 52-59.
- 潘兵, 吴大方, 高镇同, 等. 1200 °C 高温热环境下全场变形的非接触光学测量方法研究[J]. 强度与环境, 2011, 38(1): 52-59.
- [2] Wu R, Liu Y, Zhou J M, et al. Full-field strain measurement of rotating object using digital image correlation[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(13): 1312005.
- 吴荣, 刘依, 周建民, 等. 数字图像相关在旋转物体全场应变测量中的应用[J]. 光学学报, 2020, 40(13): 1312005.
- [3] Wang H W, Kang Y L, Xie H P. Advance in digital speckle correlation method and its application[J]. Advances in Mechanics, 2005, 35(2): 195-203.
- 王怀文, 亢一澜, 谢和平. 数字散斑相关方法与应用研究进展[J]. 力学进展, 2005, 35(2): 195-203.
- [4] Zhu T T, Fu Z N, Zhang M, et al. Initial value estimation of digital image correlation method in deformation measurement based on feature matching[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(18): 181012.
- 朱天天, 付中男, 张梅, 等. 基于特征匹配的数字图像相关法在变形测量中的初值估计[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(18): 181012.
- [5] 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.
- [6] Liu C H. Study on the invisible light imaging based digital image correlation method [D]. Changsha: Hunan University, 2017: 4-21.
- 刘承欢. 基于非可视光成像的数字图像相关方法研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2017: 4-21.
- [7] Wang L F, Zhang S, Wei S J, et al. Experimental study on evolution of rock deformation in wholefield[J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(4): 83-89.
- 王龙飞, 张盛, 韦四江, 等. 岩石破坏全场变形演化规律的试验研究[J]. 煤炭科学技术, 2019, 47(4): 83-89.
- [8] Chen H. Study of vision deformation measurement technologies based on digital speckle correlation method[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2008: 15-40.
- 陈华. 基于数字散斑相关方法的视觉变形测量技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2008: 15-40.
- [9] Liu Y, Qian R J, Zhang W F, et al. Normal stress measurement of non-contact pure bending beam based on digital industrial photography technology [J]. Journal of Military Transportation University, 2016, 18(5): 90-95.
- 刘洋, 钱仁军, 张卫峰, 等. 基于数字工业摄像的非接触式纯弯曲梁正应力测量[J]. 军事交通学院学报, 2016, 18(5): 90-95.
- [10] Rui J B, Jin G C, Xu B Y. A new digital speckle correlation method and its application[J]. Acta Mechanica Sinica, 1994, 26(5): 599-607.
- 芮嘉白, 金观昌, 徐秉业. 一种新的数字散斑相关方法及其应用[J]. 力学学报, 1994, 26(5): 599-607.
- [11] 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.
- [12] Hu H R, Dan X Z, Zhao Q H, et al. Automatic extraction of speckle area in digital image correlation [J]. Chinese Optics, 2019, 12(6): 1329-1337.
- 胡慧然, 但西佐, 赵琪涵, 等. 数字图像相关中的散斑区域自动提取研究[J]. 中国光学, 2019, 12(6): 1329-1337.
- [13] Wu S L, Hu H R, Zhong S M, et al. Automatic extraction of speckle interference fringe regions[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(12): 1212004.
- 吴双乐, 胡慧然, 钟诗民, 等. 散斑干涉条纹区域的自动提取[J]. 光学学报, 2019, 39(12): 1212004.
- [14] Ge Q C, Lin J G, Xiao D. Algorithm of image thresholding based on information entropy[J]. Journal of Jiangsu University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2010, 24(5): 485-488.
- 葛启承, 林锦国, 肖迪. 基于信息熵的图像阈值选取算法[J]. 江苏科技大学学报(自然科学版), 2010, 24(5): 485-488.
- [15] Yan C Z, Liu C. A ship target detection method of SAR image based on saliency detection[J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2019, 36(3): 401-409.
- 闫成章, 刘畅. 基于显著性的 SAR 图像船舶目标检测方法[J]. 中国科学院大学学报, 2019, 36(3): 401-409.
- [16] Luo G P. Research on the fusion algorithm of infrared image and visible image based on multi-scale transform[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2017: 15-16.
- 罗高鹏. 基于多尺度变换的红外与可见光图像融合算法研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2017: 15-16.