

计算机应用

数字图像相关的多级网格初值估计方法

崔学习¹, 张家仙¹, 豆远航², 王 宇², 吴向东², 万 敏²

(1. 北京航天试验技术研究所, 北京 100074; 2. 北京航空航天大学 机械工程及自动化学院, 北京 100191)

摘要: 数字图像相关方法是一种基于数字图像处理的用于获取物体表面变形的非接触测量方法。针对现有的初值估计方法计算负荷较大的问题, 提出一种基于已计算子区结果进行传递修正的多级网格 (Multi-Level Grid, MLG) 初值估计方法。首先, 根据子区数量以及子区间隔将所有子区划分网格等级, 0 级网格间距最大, 最高级网格取正常设定的子区间隔; 然后, 利用其他初值估计方法对子区间隔最大的 0 级网格所有子区进行初值估计和迭代计算; 最后, 根据低层级网格子区的变形参数估计高一级的网格子区的变形参数初值, 并进行迭代计算, 循环执行直至完成所有级别的子区计算。所提出的算法利用经典“DIC 挑战”中的图片进行验证, 通过对比 FFTCC 整像素初值估计方法、基于特征点匹配的尺度不变特征变换初值估计方法和可靠性引导的初值传递方法, 验证了所提出的算法可以有效提高整体初值估计准确性, 进而降低 ICGN 迭代次数, 提高算法整体执行速度。

关键词: 数字图像相关; 初值估计; 应变测量; 位移测量; 图像处理

DOI: 10.13330/j.issn.1000-3940.2025.05.035

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-3940 (2025) 05-0283-11

Multi-level grid initial guess method for digital image correlation

Cui Xuexi¹, Zhang Jiaxian¹, Dou Yuanhang², Wang Yu², Wu Xiangdong², Wan Min²

(1. Beijing Institute of Aerospace Testing Technology, Beijing 100074, China;

2. School of Mechanical Engineering & Automation, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: The digital image correlation (DIC) method is a non-contact measurement technique based on digital image processing, used to capture the surface deformations of objects. Aiming at the problem of a large computational load in the existing initial guess method, a multi-level grid (MLG) initial guess method based on the transfer correction of calculated subest results was proposed. First, all subsets were divided into grid levels according to the number of subsets and subset intervals, the grid spacing of level 0 was the largest, and the highest-level grid selected the normal subset interval. Then, other initial guess methods were used to perform initial guess and iterative calculation on all subsets of level 0 grid with the largest subset interval. Finally, the initial value of deformation parameter for the higher-level grid subset was guessed based for the deformation parameter for the lower-level grid subset, and the iterative calculation was performed and cycled until the calculation of all levels of subsets were completed. The proposed algorithm is verified by using images from the classic “DIC Challenge”. By comparing the FFTCC integer pixel initial guess method, the scale-invariant feature transform (SIFT) initial guess method based on feature point matching and the reliability-guided initial value transfer method, it is verified that the proposed algorithm effectively improves the overall initial guess accuracy, thereby reducing the number of ICGN iterations and enhancing the overall execution speed of the algorithm.

Key words: digital image correlation; initial guess; strain measurement; displacement measurement; image processing

数字图像相关 (Digital Image Correlation, DIC)

收稿日期: 2024-11-16; 修订日期: 2025-02-20

基金项目: 航天六院创新中心发展基金资助项目 (2023Tm.YY5354Sd)

作者简介: 崔学习 (1989-), 男, 博士, 工程师

E-mail: cuistudy2022@163.com

通信作者: 豆远航 (1998-), 男, 博士研究生

E-mail: douyuanhang@buaa.edu.cn

是一种基于数字图像处理的非接触光学测量技术, 广泛应用于材料科学、实验力学以及工程结构监测等领域^[1-9]。通过追踪在载荷作用下物体表面图像的变化, 从参考图像 (Reference Image) 到当前图像 (Current Image), DIC 能够高精度地测量物体的全场位移和应变分布, 具有非侵入性、易操作、高适应性的优点。DIC 算法由 Yamaguchi I^[10] 和 Peters W H 等^[11] 在 20 世纪 80 年代分别提出。近年来, 随着图

像采集设备和计算机处理能力的快速提升,进一步推动了 DIC 技术相关算法的创新与优化^[12-17]。

DIC 测量利用形函数 (Shape Function) 从数学上描述变形前后图像子区的位移和形状,其算法的关键在于亚像素级的精确匹配,基本的 DIC 算法通常分为两个阶段:整数像素匹配和亚像素匹配^[18]。在整数像素匹配阶段,通过对比参考图像和变形图像的相关性,初步估计子区的位移。在此基础上,

亚像素匹配阶段进一步利用优化算法精确计算变形参数,如图 1 所示。常见的优化算法如反向组合高斯牛顿 (Inverse Composition Gauss-Newton, ICGN) 算法^[19],已被广泛用于实现高精度的亚像素匹配。然而,初值估计的准确性对于后续的优化过程至关重要。准确的初值不仅可以显著提高算法的收敛速度和精度,还能有效降低迭代次数,避免陷入局部最优的误匹配。

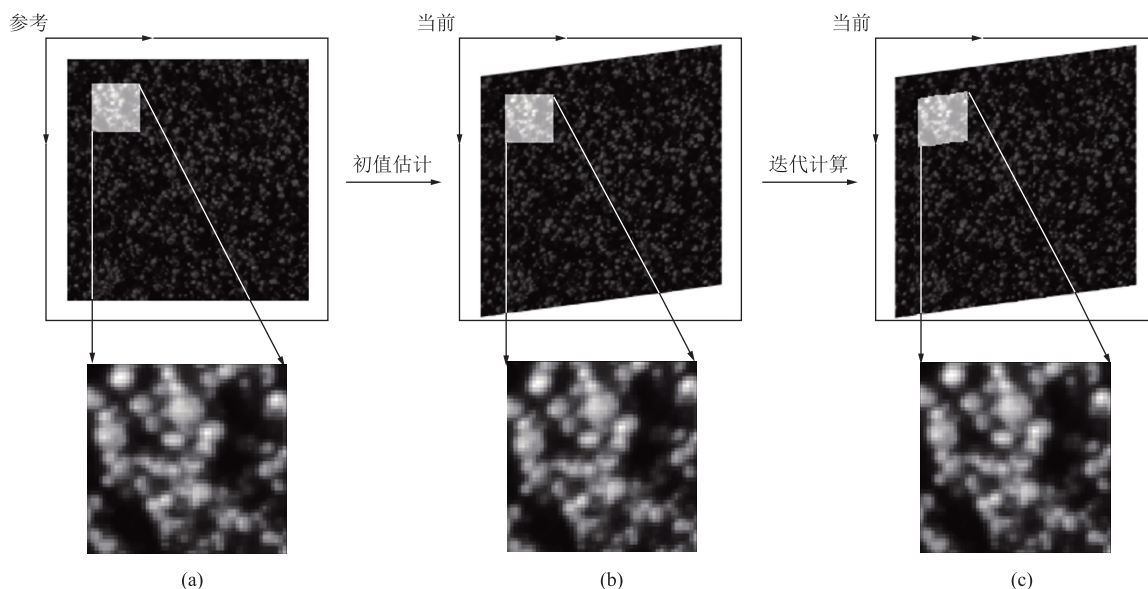


图 1 数字图像相关算法的基本流程

(a) 参考图像与一个子区 (b) 对该子区位移的估计 (c) 进行迭代计算获取该子区的变形

Fig. 1 Basic process of digital image correlation algorithms

(a) Reference image and a subset (b) Guess of displacement for this subset (c) Iterative calculation to obtain deformation of this subset

传统的初值估计方法主要包括:基于整数像素相关性的快速傅里叶变换相关系数法 (Fast Fourier Transformation Correlation Coefficient, FFTCC)、基于特征点匹配的尺度不变特征变换 (Scale-Invariant Feature Transform, SIFT) 等方法。然而,这些方法在不同的应用场景下存在各自的局限性。

FFTCC 方法利用快速傅里叶变换 (Fast Fourier Transformation, FFT) 计算整数像素级的位移估计^[20-23]。通过频域分析,该方法在一定程度上具有抗噪性,能够在低信噪比环境中保持较高的初值估计精度。但是在复杂变形场中可能难以保持较高的准确性,当变形量较大或存在较大的旋转时,会产生明显的“退相关”现象,而无法准确进行初值估计,或陷入局部最优导致误匹配^[24]。此外,FFTCC 算法需要指定搜索半径,搜索半径最小需与子区半径相同,虽然可以实现较快的搜索速度,但对于较大的位移适应性较差,若扩大搜索半径,需对每个

子区进行重复计算,会造成较大的重复计算,降低算法处理效率。

SIFT 以及利用其他特征点匹配的算法,例如加速鲁棒特征 (Speeded Up Robust Features, SURF)、快速旋转不变特征 (Oriented FAST and Rotated BRIEF, ORB) 和加速非线性尺度空间 (Accelerated-KAZE, AKAZE) 等算法具有尺度和旋转不变性,能够有效地识别图像中的关键特征点并能描述其局部特征。在数字图像相关应用中,通过检测参考图像与变形图像中的特征点,形成匹配点对,然后寻找待计算子区指定半径内的特征点,数据整理后进行最小二乘求解获得该子区的初值^[25-32]。此类方法一般情况下可以提供较高的估计准确性,但是存在计算复杂度高、有误匹配风险以及特征点分布不均的问题。

潘兵和邹翔等^[33-34]于 2009 年提出了基于可靠性引导的初值估计方法,该方法是基于一种层次化

和策略化的变形估计机制，利用已知可靠性高的变形点作为种子点，根据种子点的形函数参数，计算周围4个计算点的形函数初值，并进行亚像素位移计算，找出其中零归一化互相关（Zero Normalized Cross-Correlation, ZNCC）系数最大的点作为下一个种子点，如此循环直至完成所有子区的计算。该方法同样可以提供较高精度的初值估计，同时避免了特征点初值估计方法的错配风险，但该方法在子区间隔较大或非均匀变形中的估计精度较低。

目前主流的初值估计方法均是从特征点匹配的初值估计方法和可靠性引导的初值估计方法优化发展而来，此外，一些研究者结合光流算法与深度学习实现并行的初值估计^[35-37]。本研究提供了一个新的初值估计方法思路，通过将所有子区划分为多级网格，网格间距取设定子区间距的1、2、4和8等倍数，形成固定的相邻与依赖关系，并赋予适当的权重。针对每一个待求的高级别网格点子区，均可根据已经完成的低级别网格点子区通过简单的线性计算实现较准确的初值估计。

1 多级网格初值估计方法

1.1 初值的计算方法

在利用 DIC 方法测量全场时，首先需要选择试样上的感兴趣区域（Region-of-Interest, ROI），并设定子区大小和子区间距。一个子区的尺寸应该足够大以包含充足的信息，可以将该子区与 ROI 中所有其他子区分开来。根据经验，一个子区内应当包含3个或更多的散斑，在任意方向上至少经历3次散斑的明暗过渡，但是过大的子区也会造成计算量增加以及对复杂变形的适应性降低。子区间距也称步长，其控制着 DIC 计算数据点的密度，在一定程度上影响着测量的空间分辨率，一般选取子区尺寸的1/3~1/4，使得相邻子区部分重叠，同时保证相邻子区的相互独立性^[38]。

形函数用于近似描述子区的变形情况，用 p 表示，一般使用一阶形函数即可满足测量要求。一阶形函数包含6个参数，分别描述子区的位移、缩放和剪切^[39-44]。

$$p = \left\{ u \quad v \quad \frac{\partial u}{\partial x} \quad \frac{\partial u}{\partial y} \quad \frac{\partial v}{\partial x} \quad \frac{\partial v}{\partial y} \right\}^T \quad (1)$$

式中： u 为 x 方向的位移； v 为 y 方向的位移； $\frac{\partial u}{\partial x}$ 、

$\frac{\partial u}{\partial y}$ 分别为 x 、 y 方向的拉伸变形； $\frac{\partial v}{\partial x}$ 、 $\frac{\partial v}{\partial y}$ 分别为 x 、 y

方向的剪切变形。

对板材来说，当不考虑 ROI 中存在的裂纹时，所有子区之间的位移是相互影响的。假设待求子区以及周围若干子区均处于材料近似均匀变化的部分，相邻子区的位移及变形存在明显的相关性。如图2所示，假设子区5为待求子区，而子区1、2、3、4、6、7、8、9均已经完成计算。其中， v_1 、 v_2 、 v_3 为3行子区在 y 方向上的位移。

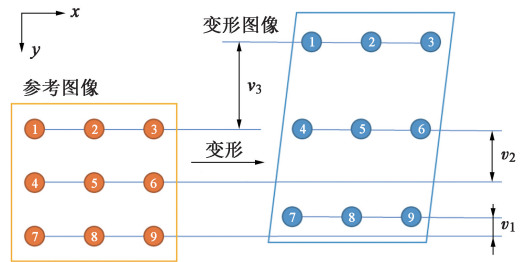


图2 均匀变形图像的子区分布情况

Fig. 2 Distribution of subsets in uniformly deformed images

以3排子区点的运动状况为例，在 y 方向上，中间一行的 y 方向的位移为 v_2 ，可以根据上下两行子区的 y 方向的位移 v_1 和 v_3 计算得到，其他维度的估计也是如此。

$$v_2 = \frac{(v_1 + v_3)}{2} \quad (2)$$

考虑板材的平面变形特征，距离待求子区距离较远的已知子区对待求子区的变形影响较小，对于不均匀的变形，直接用平均值替代的方法获取的估计值存在较大误差。故将子区1、2、3、4、6、7、8、9中的至少4组点对作为特征点对，则可以利用最小二乘法求解^[45-48]估计子区5的变形矩阵 A 。

$$\begin{bmatrix} x_{i-\text{def}} \\ y_{i-\text{def}} \\ 1 \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} x_{i-\text{ref}} \\ y_{i-\text{ref}} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$A = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} & A_{13} \\ A_{21} & A_{22} & A_{23} \\ A_{31} & A_{32} & A_{33} \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中： $(x_{i-\text{ref}}, y_{i-\text{ref}})$ 为子区 i 在参考图像中的位置； $(x_{i-\text{def}}, y_{i-\text{def}})$ 为子集 i 在变形图像中的位置； A_{13} 为 u 的近似； A_{23} 为 v 的近似； A_{11} 为 $\frac{\partial u}{\partial x} + 1$ 的近似； A_{12} 为 $\frac{\partial u}{\partial y}$

的近似； A_{21} 为 $\frac{\partial v}{\partial x}$ 的近似； A_{22} 为 $\frac{\partial v}{\partial y} + 1$ 的近似； A_{33} 一般为1； A_{31} 和 A_{32} 均为0，无意义。由此即可获得子区5的初值估计。

使用该方法求解 \mathbf{A} 时的计算量较大, 可以进一步简化, 利用线性加权方法, 假设变形前网格是均匀分布的初始网格, 子区间距为 d_{step} , 则子区 1、3、7、9 对子区 5 的影响系数为 $\frac{1}{\sqrt{2}}$, 而子区 2、4、6、8 对子区 5 的影响系数为 1, 故子区 5 的总权重值为 $4+2\sqrt{2}$, 则子区 5 的初值为:

$$p_5 = \frac{p_2 + p_4 + p_6 + p_8 + (p_1 + p_3 + p_7 + p_9) / \sqrt{2}}{4 + 2\sqrt{2}} \quad (5)$$

式中: $p_1 \sim p_9$ 分别为子区 1~子区 9 的初值。

在后续的变形计算中, 完成一个点的亚像素迭代计算后, 根据此时该子区与相邻子区的距离关系, 更新影响系数。

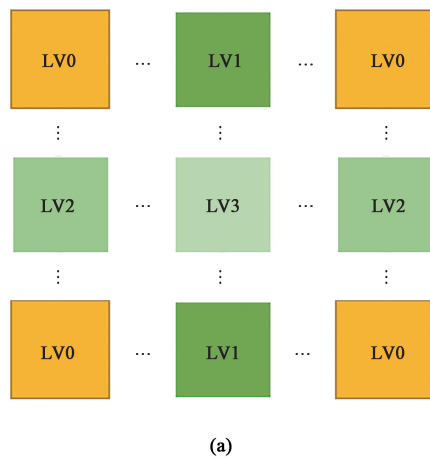
根据上述方法, 待求子区的初值估计均依赖已经完成的子区, 因此, 必然存在一部分子区无法以

该方法进行初值估计, 则可以采用 FFTCC 等方法直接进行整像素计算, 或进行基于运动特征的估计。

假设子区在图像内的变形速率保持不变, 即在时刻 t_0 对应图像的变形参数为 p_{t0} , 随后时刻 t_1 对应图像的变形参数为 p_{t1} , 则有变形速率参数 $p_v = p_{t1} - p_{t0}$, 待求的时刻 t_2 的变形参数估计值为 $p_{t2} = p_{t1} + p_v$ 。

1.2 构建多级网格关系

多级网格是指将原本设定的子区间距定义为 d_{step} , 对已经根据 ROI 获得的所有子区, 分别以 $2d_{\text{step}}$ 、 $4d_{\text{step}}$ 和 $8d_{\text{step}}$ 等为间距, 形成多层次的网格。定义间距最大的一级为 0 级网格, 数量也相对较少。为确保每一级的网格点计算时相互之间没有依赖关系, 每一个大级别可以细分为 3 个小级别, 如图 3a 中的 LV1、LV2 和 LV3, 其中 LV0 为初始网格级别。图 3b 中灰底区域为子区阵列, 其中数字代表该子区所处的网格级别。



(a)

| x \ y | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 |
|-------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|----|----|----|----|----|----|----|
| 0 | 0 | 7 | 4 | 7 | 1 | 7 | 4 | 7 | 0 | 7 | 4 | 7 | 1 | 7 | 4 | 7 | 0 |
| 1 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 |
| 2 | 5 | 7 | 6 | 7 | 5 | 7 | 6 | 7 | 5 | 7 | 6 | 7 | 5 | 7 | 6 | 7 | 5 |
| 3 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 5 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 5 |
| 4 | 2 | 7 | 4 | 7 | 3 | 7 | 4 | 7 | 2 | 7 | 4 | 7 | 3 | 7 | 4 | 7 | 2 |
| 5 | 8 | 8 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 |
| 6 | 5 | 7 | 6 | 7 | 5 | 7 | 6 | 7 | 5 | 7 | 6 | 7 | 5 | 7 | 6 | 7 | 5 |
| 7 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 |
| 8 | 0 | 7 | 4 | 7 | 1 | 7 | 4 | 7 | 0 | 7 | 4 | 7 | 1 | 7 | 4 | 7 | 0 |
| 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 |
| 10 | 5 | 7 | 6 | 7 | 5 | 7 | 6 | 7 | 5 | 7 | 6 | 7 | 5 | 7 | 6 | 7 | 5 |
| 11 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 |
| 12 | 2 | 7 | 4 | 7 | 3 | 7 | 4 | 7 | 2 | 7 | 4 | 7 | 3 | 7 | 4 | 7 | 2 |
| 13 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 |
| 14 | 5 | 7 | 6 | 7 | 5 | 7 | 6 | 7 | 5 | 7 | 6 | 7 | 5 | 7 | 6 | 7 | 5 |
| 15 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 | 9 | 8 |
| 16 | 0 | 7 | 4 | 7 | 1 | 7 | 4 | 7 | 0 | 7 | 4 | 7 | 1 | 7 | 4 | 7 | 0 |

(b)

图 3 多级网格划分方法

(a) 高级网格子集与次一级 3 个小级别网格关系 (b) 17×17 子区网格示例

Fig. 3 Partitioning method for multi-level grid

(a) Relationship between higher-level grid subset and three lower-level sub-grid (b) Mesh example of a 17 × 17 subset

由图 3a 可知, LV1 子区的计算依赖于 LV0 子区的计算结果, 此时, LV2 和 LV3 子区还未经过计算。例如图 3b 中坐标 (4, 8) 的 LV1 子区, 根据坐标 (0, 0)、(0, 8)、(0, 16)、(8, 0)、(8, 8) 和 (8, 16) 这 6 个 LV0 子区计算初值。完成 LV1 子区的计算后, 再计算所有 LV2 子区, 例如图 3b 中坐标 (8, 4) 的 LV2 子区, 根据坐标 (4, 0)、(8, 0)、(12, 0)、(4, 8)、(8, 8)、(16, 8) 这 6 个子区计算初值。完成 LV2 子区的计算后, LV3 子区可根据周围 8 个低级别子区进行初值估计。边缘区域不完整的情况可以直接忽略不足的子区, 相

应调整该子区的总权重值即可。

多级网格中最大的间距需要考虑待测试样的变形特征, 过大的 0 级子区间隔会造成较低级别子区的初值估计误差较大。若测量过程主要发生较大的应变, 则最大的 0 级子区间隔一般取 $8d_{\text{step}}$ 即可。若测量过程主要产生位移而应变较小, 则可以考虑大于或等于 $16d_{\text{step}}$ 。

根据上述网格划分原则, 在实际软件编写中, 用 POI 对象表示一个子区, 在已经生成包含所有子区的向量 “std::Vector<POI> allPoints” 的情况下需要定义网格节点结构体 GridNode, 其包含信息为:


```

{
    该节点对应的 POI 的指针
    该子区的级别//未构建时为-1, 构建网格关系
    后变更为实际值
    上一次变形参数  $p_{i1}$ 
    周围 8 个网格节点结构体的指针//未构建或不
    存在时为 0, 构建后指向相应网格节点
    周围 8 个网格节点子区的权重系数//需要在每
    次计算完成后根据实际位置距离更新
}

```

声明向量 “std:: Vector <GridNode> allPoints” 并重定义向量维度与子区向量相同。随后根据节点位置与网格级别划分, 完成结构体中周围节点的指针定义与权重系数计算。

1.3 基于多级网格的数字图像相关计算方法

对于一般试样变形实验所产生的图像序列, 本文所提出的方法可以无需对每一张变形图像使用特定的特征点提取算法, 但是对于第 1 张参考图像到第 1 张变形图像之间的位移场计算, 因为没有可以依赖的位移和速度信息, 所以, 需要借用其他初值估计方法计算。对于位移不大的情况, 可以使用 FFTCC 对 0 级网格进行初值估计, 用以完成其他网格点子区的计算。而对于较大或较复杂的变形, 则需要使用一种基于特征点的估计方法, 例如前文提到的 SIFT、SURF 或 ORB 算法。由于只需要处理 0 级网格点子区周围的特征点, 因此, 相比于对全部子区使用的方法, 可以大幅降低邻域检索的计算量。

实现某次实验全部图像序列位移场计算的步骤如下。

步骤 1: 根据 1.2 节所述方法, 对参考图像 ROI 内包含的所有子区进行网格化处理, 分别划分级别为 0 级、1 级、2 级和 3 级等, 并根据级别类型进行依赖的子区检索, 并记录对应的结构体指针。

步骤 2: 针对首个变形图像, 利用其他初值估计方法计算 0 级子区的变形参数初值, 执行 ICGN 迭代算法进行亚像素搜索, 完成后计算并存储该子区的变形参数 p_{i1} 和 p_v 。

步骤 3: 对于首个变形图像中其他级别网格点子区, 根据 1.1 节所述方法, 结合已经完成的子区结果进行初值估计并完成亚像素搜索, 直至完成所有子区的计算。

步骤 4: 对于后续的变形图像, 依据存储的变形参数 p_{i1} 和 p_v , 对 0 级网格点子区的初值进行估计后进行亚像素搜索。按照步骤 3 所述的方法完成该

图像所有子区的计算。

完成所有图像序列的位移场计算后, 一般还需要计算图像序列的应变场, 有 4 种常用的应变场计算方法, 分别为: 子区形函数方法、有限元形函数方法、应变形函数方法和样条拟合方法, 需要说明的是应变场计算不在本研究的范围内。

2 算法验证

DIC 初值估计方法的验证主要聚焦于不同方法对最终计算结果的精度和计算速度的影响。对于精度的验证采用 DIC-2D 挑战数据集 Sample 3 中的图像 (图 4a), 该算例包含一个已知真实位移的散斑图像系列, 其位移序列为 x 、 y 方向的 0, 0.1, 0.2, ..., 1.0 像素。对于速度的验证采用 DIC-2D 挑战数据集 Sample 12 中的图像 (图 4b)^[49], 该算例是一个真实的单轴拉伸实验图像, 相比 Sample 3 中的图像更加贴合真实的使用场景, 如图 4 所示。

参与对比的方法有基于 FFTCC 的整像素初值估计方法、基于 SIFT 特征点的初值估计方法和可靠性引导初值估计方法^[33]。所有计算过程统一规定子区尺寸为 31 像素×31 像素, 子区间距为 10 像素, 最大迭代次数为 10 次, 退出迭代的变形阈值为 1×10^{-5} 像素。

由于采用相同的标准 ICGN 迭代方法和迭代退出条件, 使用零归一化互相关 (ZNCC) 准则, 一阶形函数和双三次 B 样条插值, 4 种初值估计方法最终的计算结果基本相同, 具有同样的精度表现, 最大误差均为 0.003 像素, 符合数字图像相关算法经典的 0.01 像素精度标准。

进行算法测试的计算机 CPU 为 Intel i7 12700h, 16G DDR4 内存。速度测试使用 CPU 单线程执行, 均不进行特殊优化。ROI 选取 Sample 12 图片 (后文中各图片使用 1, 2, ..., 11 表示) 坐标 (80, 40) 到坐标 (320, 440) 的矩形区域, 共有子区 $25 \times 41 = 1025$ 个。在本文所提出的方法中, 所有子区除去 0 级子区, 共分为 9 个级别, 所有级别拥有子区的数量如图 5 所示。0 级子区间隔为 80 像素, 数量仅为 24 个。7、8、9 级子区间隔均为 10 像素, 数量总计 752 个。

表 1 展示了 4 种初值估计方法所需要的耗时以及以此初值进行 ICGN 迭代的耗时情况。相比于 FFTCC 方法, 其余 3 种方法整体上可提供更加准确的初值, 从而 ICGN 迭代或总计算时间相对较少。此外, SIFT 方法在进行特征点匹配时需要消耗时间,

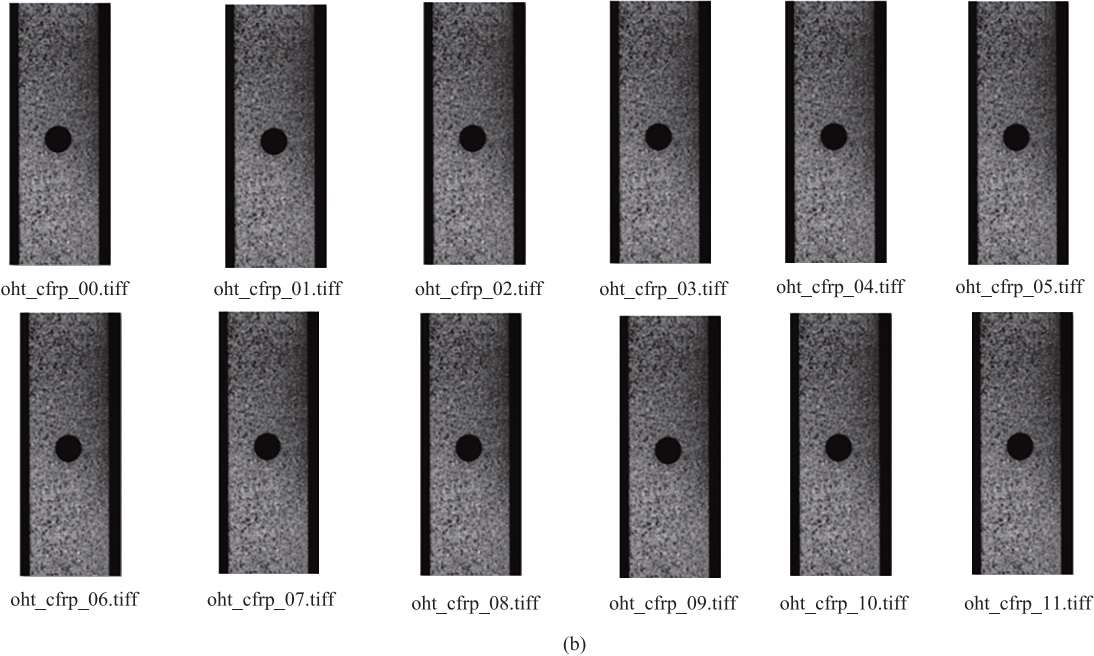
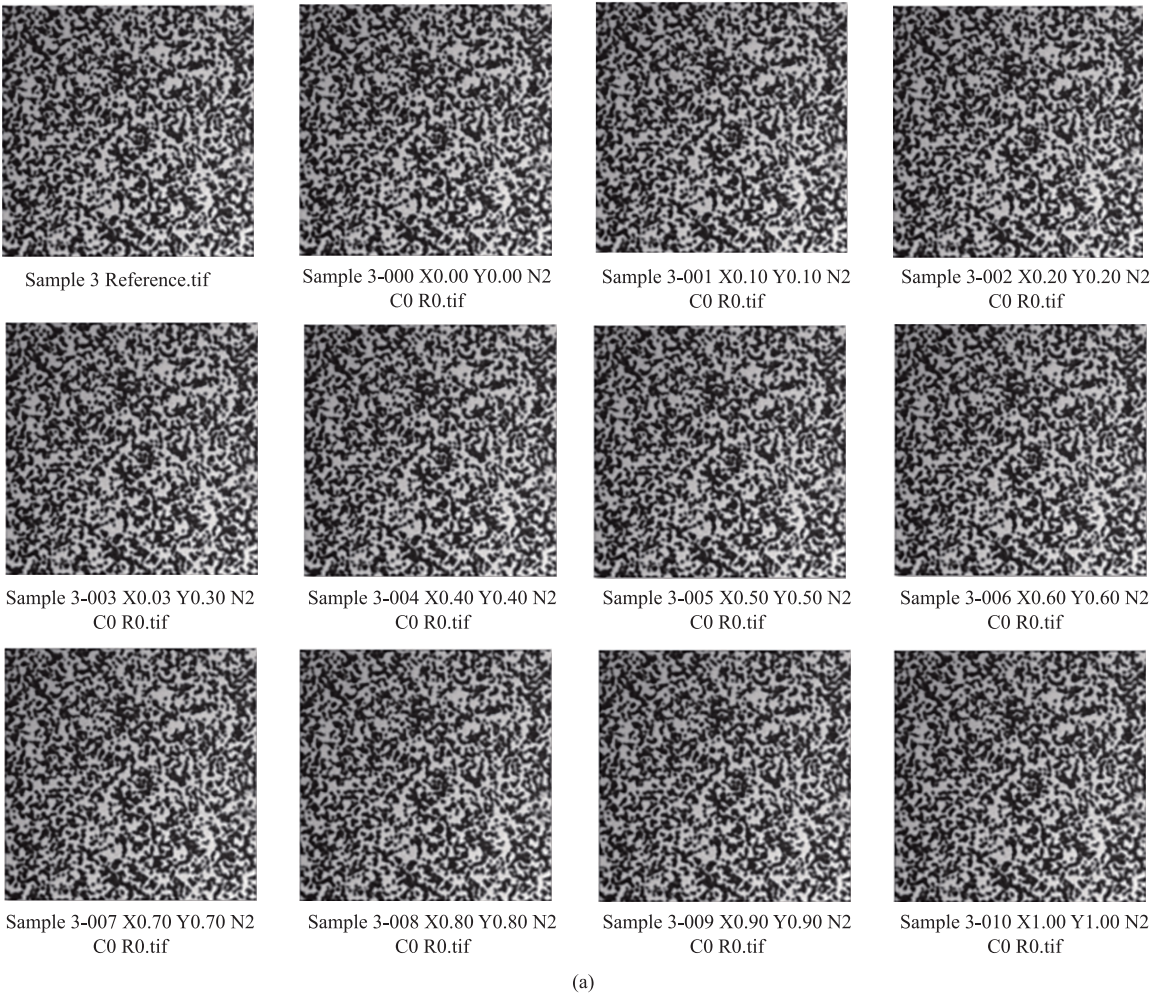


图 4 用于验证初值估计方法对精度和速度影响的数据集
(a) Sample 3 图像 (b) Sample 12 图像

Fig. 4 Dataset used to verify impact of initial guess method on accuracy and speed
(a) Images of sample 3 (b) Images of sample 12

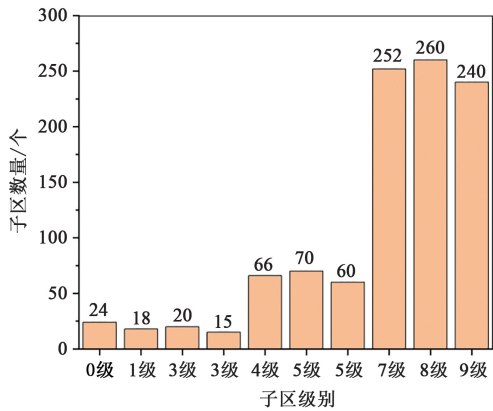


图 5 测试图像各级子区数量
Fig. 5 Number of subset at each level in test image

造成总体耗时较多。

由于 ICGN 迭代算法相同，当传入初值更准确时，所需迭代次数更少，图 6a 展示了 4 种初值估计方法获取初值相关系数的结果。左侧坐标轴为 FFTCC 方法的初值相关系数，右侧坐标轴为 SIFT 方法、可靠性引导初值传递方法和本文所提出的多级网格（MLG）初值估计方法的初值相关系数。FFTCC 方法由于其是整像素初值，因此相关系数较低，其余 3 种方法由于均来自周围点的传递，所以具有较高的相关系数。本文所提出的方法相比可靠性引导初值传递方法不仅在相关系数方面略高，而且相应的平均迭代次数较少，同时本文所提出的方法明显优于另外两种初值估计方法。

表 1 4 种初值估计方法及 ICGN 迭代的耗时 (s)
Table 1 Runtime of four initial guess methods and ICGN iteration (s)

| 图片 | FFTCC 方法 | | | SIFT 方法 | | | 可靠性引导方法总时间 | 多级网格初值估计方法 | | |
|----|----------|---------|----------|---------|---------|----------|------------|------------|---------|----------|
| | 初值估计 | ICGN 迭代 | 总时间 | 初值估计 | ICGN 迭代 | 总时间 | | 0 级网格 | 其他网格 | 总时间 |
| 1 | 0.173789 | 25.2309 | 25.40469 | 5.77138 | 22.9399 | 28.71128 | 21.7008 | 0.474407 | 18.2100 | 18.68441 |
| 2 | 0.174238 | 29.8797 | 30.05394 | 5.69883 | 23.8870 | 29.58583 | 22.6479 | 0.499197 | 19.0759 | 19.57510 |
| 3 | 0.180972 | 31.9944 | 32.17537 | 5.52879 | 25.1801 | 30.70889 | 23.8581 | 0.480289 | 20.4980 | 20.97829 |
| 4 | 0.17924 | 33.1155 | 33.29474 | 5.36595 | 26.8496 | 32.21555 | 25.2259 | 0.518225 | 21.6841 | 22.20233 |
| 5 | 0.172028 | 31.3928 | 31.56483 | 5.34688 | 27.0336 | 32.38048 | 25.6632 | 0.553570 | 22.1991 | 22.75267 |
| 6 | 0.173666 | 30.4253 | 30.59897 | 5.39849 | 26.4291 | 31.82759 | 25.0271 | 0.480104 | 21.4218 | 21.90190 |
| 7 | 0.185473 | 30.0098 | 30.19527 | 5.30574 | 25.9105 | 31.21624 | 24.6257 | 0.505411 | 21.3216 | 21.82701 |
| 8 | 0.179792 | 29.3577 | 29.53749 | 5.37417 | 24.9809 | 30.35507 | 23.7735 | 0.471829 | 20.5253 | 20.99713 |
| 9 | 0.183708 | 28.8115 | 28.99521 | 5.32468 | 24.3398 | 29.66448 | 23.4633 | 0.455599 | 20.4014 | 20.85700 |
| 10 | 0.180871 | 28.0758 | 28.25667 | 5.37998 | 23.2265 | 28.60648 | 22.1810 | 0.453020 | 19.0799 | 19.53292 |
| 11 | 0.183336 | 27.3033 | 27.48664 | 5.43452 | 23.3607 | 28.79522 | 22.6326 | 0.565886 | 19.5487 | 20.11459 |

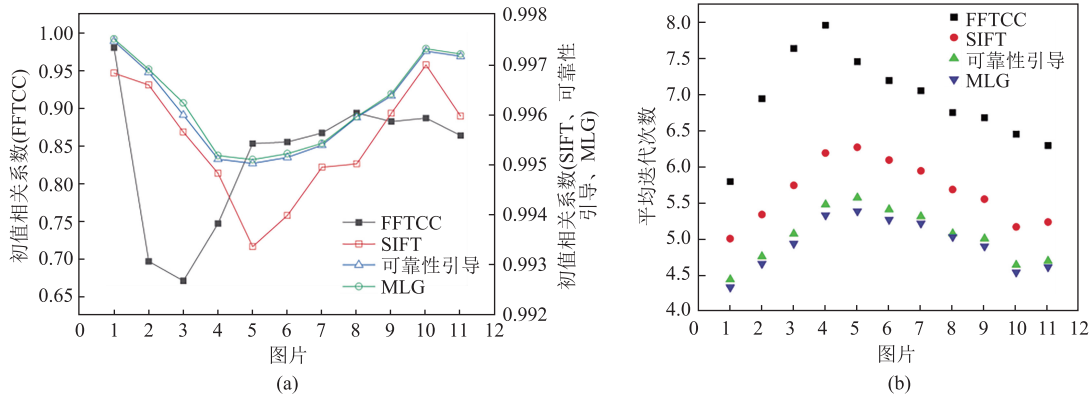


图 6 4 种初值估计方法的相关系数和 ICGN 迭代次数
(a) 相关系数 (b) ICGN 迭代次数
Fig. 6 Correlation coefficients and number of ICGN iteration for four initial guess methods
(a) Correlation coefficient (b) Number of ICGN iteration

以变形图像 1、5、9 的各级别子区 ICGN 迭代次数为例,如图 7 所示,随着子区的实际间隔逐级减小,待求子区与其依赖的已完成计算子区

距离更近,初值估计的准确度增加,因此,达到指定的优化精度所需的平均迭代次数也逐级减少。

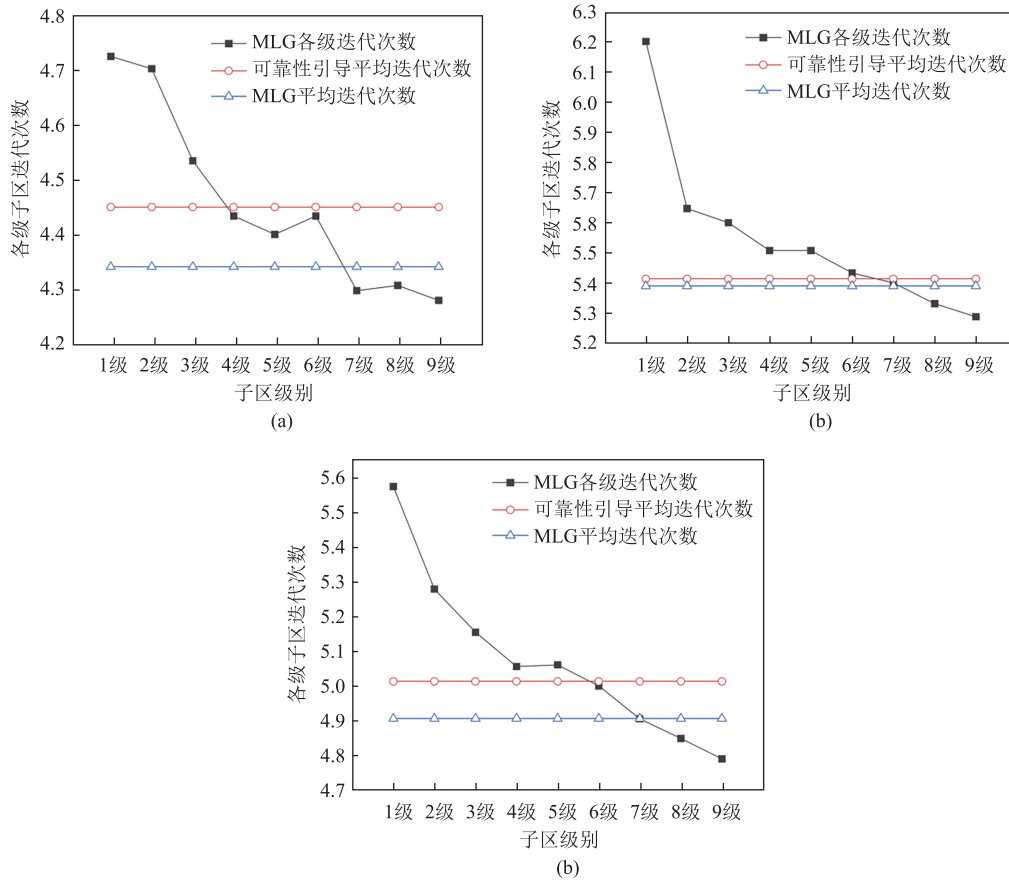


图 7 测试图像各级子区的 ICGN 迭代次数

(a) 变形图像 1 (b) 变形图像 5 (c) 变形图像 9

Fig. 7 Number of ICGN iteration at all levels of subsets in test image

(a) Deformed image 1 (b) Deformed image 5 (c) Deformed image 9

根据完成计算的位移场,后续可直接进行应变计算。本研究中利用应变函数方法,计算各子区的格林应变。计算方法如式(6)所示。

$$\begin{cases} \varepsilon_{xx} = u_x + 0.5(u_x u_x + v_x v_x) \\ \varepsilon_{yy} = v_y + 0.5(u_y u_y + v_y v_y) \\ \varepsilon_{xy} = 0.5(u_y + v_x + u_x u_y + v_y v_x) \end{cases} \quad (6)$$

式中: ε_{xx} 为 x 方向的工程应变; ε_{yy} 为 y 方向的工程应变; ε_{xy} 为剪切应变; u_x 、 v_x 、 u_y 和 v_y 均为待求子区通过 ICGN 迭代计算得到的应变函数。

图 8 为变形图像 11 的位移场与应变场计算结果。 x 方向的最大位移为 1.0 像素、最小位移为 0.59 像素, y 方向的最大位移为 12 像素、最小位移为 9 像素,位移场及应变场分布情况符合单轴拉伸实验的表现。将本研究算法的最终计算结果(图 8)与著名开源 DIC 软件 Ncorr 的最终计算结果进行对

比,两者相差极小,位移计算结果相差不超过 0.005 像素,同时在计算结果精度方面再次证明了本文提出的多级网格初值估计方法可以作为通用的初值估计方法。

3 结论

(1) 本文提出了一种用于数字图像相关算法的将所有子区进行多级网格划分的初值估计方法。通过建立完整的多级网格依赖关系,从粗到细逐级提高初值估计的精度,有效降低了总体 ICGN 迭代次数,同时避免了大规模单独的整像素搜索,大大提高了计算效率。

(2) 利用广受认可的标准实验图像组 Sample 3 验证了本文所提出的初值估计方法在 DIC 计算中的

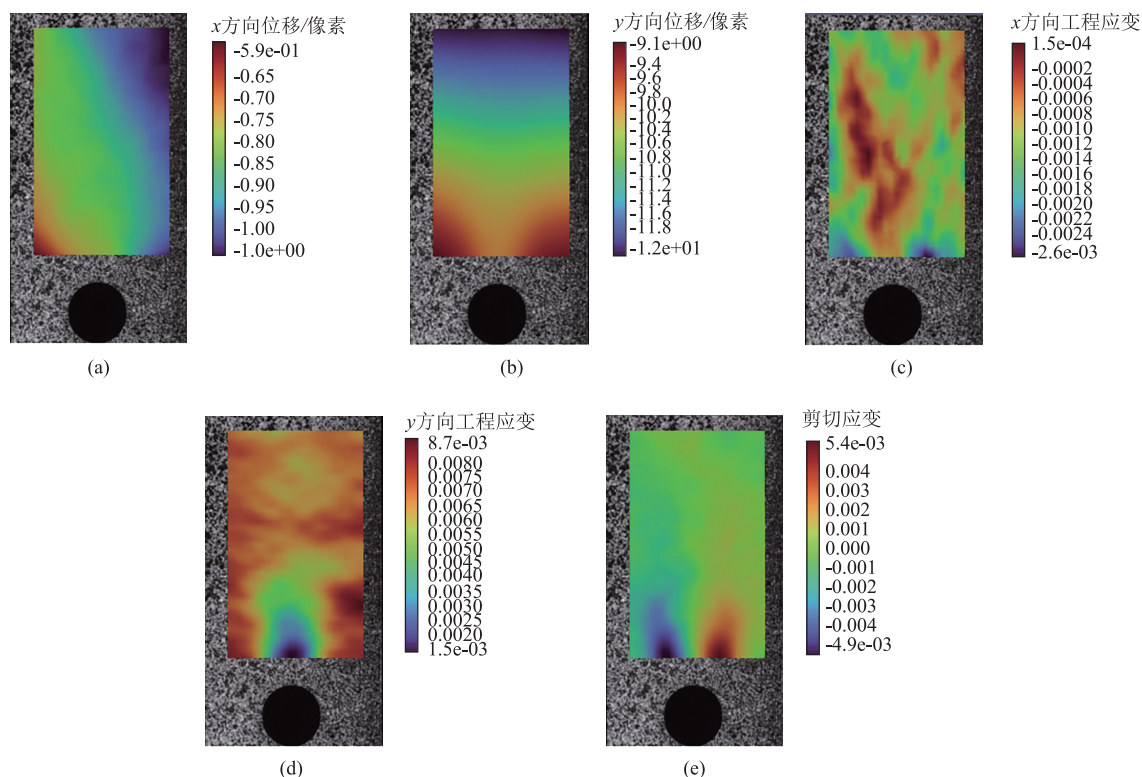


图8 变形图像11的位移场与应变场计算结果

(a) u 位移场 (b) v 位移场 (c) ε_{xx} 应变场 (d) ε_{yy} 应变场 (e) ε_{xy} 应变场

Fig. 8 Calculation results of displacement field and strain field in deformed image 11

(a) Displacement field u (b) Displacement field v (c) Strain field ε_{xx} (d) Strain field ε_{yy} (e) Strain field ε_{xy}

准确性和有效性。

(3) 通过对标准实验图像组 Sample 12 的位移场计算,从总消耗时间、初值估计结果的相关系数以及达到相同误差要求所需的平均迭代次数等方面,证明了本文所提出的方法优于传统的 FFTCC 初值估计方法与 SIFT 特征点的初值估计方法,在较高层级网格的子区初值估计结果方面优于可靠性引导的初值传递方法。

(4) 本文所提出的初值估计方法,相同级别的网格点子区之间没有相互依赖关系,可以轻易改写为高并发的多线程计算,同时有效利用已完成计算的子区信息降低总体计算量,显著提高了 DIC 初值计算的效率。

参考文献:

- [1] Ida N, Meyendorf N. Handbook of Advanced Non-Destructive Evaluation [M]. Switzerland: Springer, Cham, 2018.
- [2] Mallya R, Uchil A K, Shenoy S B, et al. Application of digital image correlation in aerospace engineering: Structural health monitoring of aircraft components [J]. Aerospace Systems, 2024, 7

(4): 663–675.

- [3] Mousa M A, Yussof M M, Udi U J, et al. Application of digital image correlation in structural health monitoring of bridge infrastructures: A review [J]. Infrastructures, 2021, 6 (12): 176.
- [4] Du W, Lei D, Bai P X. Dynamic measurement of stay-cable force using digital image techniques [J]. Measurement, 2020, 151: 107211.
- [5] 熊二刚, 巩忠文, 罗佳明, 等. 基于数字图像相关技术的钢筋混凝土梁裂缝试验 [J]. 吉林大学学报 (工学版), 2023 (4): 1094–1104.
- Xiong E G, Gong Z W, Luo J M, et al. Experiment on cracks in reinforced concrete beams based on digital image correlation technology [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2023 (4): 1094–1104.
- [6] 白晓虹. 数字图像相关 (DIC) 测量方法在材料变形研究中的应用 [D]. 沈阳: 东北大学, 2021.
- Bai X H. Application of Digital Image Correlation Method in Study of Material Deformation [D]. Shenyang: Northeastern University, 2011.
- [7] 潘兵, 吴大方. 基于数字图像相关方法的非接触高温变形光学测量技术研究 [A]. 中国力学学会实验力学专业委员会. 第十三届全国实验力学学术会议论文摘要集 [C]. 昆明, 2012.

- Pan B, Wu D F. Research on non-contact high-temperature deformation optical measurement technology based on digital image correlation methods [A]. Experimental Mechanics Professional Committee of the Chinese Society of Mechanics. Abstract Collection of Papers from the 13th National Conference on Experimental Mechanics Institute of Solid Mechanics [C]. Kunming, 2012.
- [8] 俞立平, 潘兵. 单相机高温三维数字图像相关方法 [J]. 航空学报, 2022, 43 (6): 285-296.
- Yu L P, Pan B. Single-camera high-temperature three-dimensional digital image correlation method [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43 (6): 285-296.
- [9] 邹正平, 张猛, 郎利辉. 基于三维数字图像相关法的管材胀形试验 [J]. 航空学报, 2022, 43 (12): 539-550.
- Zou Z P, Zhang M, Lang L H. Tube bulging test based on 3D digital image correlation method [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43 (12): 539-550.
- [10] Yamaguchi I. Speckle displacement and decorrelation in the diffraction and image fields for small object deformation [J]. Optica Acta; International Journal of Optics, 1981, 28 (10): 1359-1376.
- [11] Peters W H, Ranson W F. Digital imaging techniques in experimental stress analysis [J]. Optical engineering, 1982, 21 (3): 427-431.
- [12] Zhang L Q, Wang T Y, Jiang Z Y, et al. High accuracy digital image correlation powered by GPU-based parallel computing [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2015, 69: 7-12.
- [13] Jiang Z Y, Qian K M, Hong M, et al. Path-independent digital image correlation with high accuracy, speed and robustness [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2015, 65: 93-102.
- [14] Pan B, Li K, Tong W. Fast, robust and accurate digital image correlation calculation without redundant computations [J]. Experimental Mechanics, 2013, 53: 1277-1289.
- [15] Pan B, Qian K M, Xie H M, et al. Two-dimensional digital image correlation for in-plane displacement and strain measurement: A review [J]. Measurement Science and Technology, 2009, 20 (6): 062001.
- [16] 宋金连. 基于激光散斑数字图像相关的超高温变形测量方法研究 [D]. 北京: 北京科技大学, 2020.
- Song J L. Research on Ultra-high Temperature Deformation Measurement Method Based on Digital Image Correlation with Laser Speckle [D]. Beijing: University of Science and Technology Beijing, 2020.
- [17] 刘小勇, 郑晓林, 李荣丽, 等. 基于 Lagrange 插值的数字图像相关亚像素位移测量算法 [J]. 影像科学与光化学, 2024, 42 (5): 407-415.
- Liu X Y, Zheng X L, Li R L, et al. A sub-pixel displacement measurement algorithm based on Lagrange interpolation in digital image correlation [J]. Imaging Science and Photochemistry, 2024, 42 (5): 407-415.
- [18] Zhang Z F, Kang Y L, Wang H W, et al. A novel coarse-fine search scheme for digital image correlation method [J]. Measurement, 2006, 39 (8): 710-718.
- [19] Schreier H, Orteu J J, Sutton M A. Image Correlation for Shape, Motion and Deformation Measurements: Basic Concepts, Theory and Applications [M]. Boston: Springer US, 2009.
- [20] Gilbert R. Evaluation of FFT Based Cross-correlation Algorithms for Particle Image Velocimetry [D]. Waterloo: University of Waterloo, 2002.
- [21] Barros F, Sousa P J, Tavares P J, et al. Digital image correlation through image registration in the frequency domain [J]. The Journal of Strain Analysis for Engineering Design, 2018, 53 (8): 575-583.
- [22] Han S H, He Y M, Lei J, et al. Analysis of displacement fields with large deformations using an improved spectral digital image correlation method [J]. Optik, 2023, 283: 170901.
- [23] 梁晋, 胡浩, 唐正宗, 等. 数字图像相关法测量板料成形应变 [J]. 机械工程学报, 2013, 49 (10): 77-83.
- Liang J, Hu H, Tang Z Z, et al. Digital image correlation method for strains measurement of metal sheet forming [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49 (10): 77-83.
- [24] 苑文楠, 贾彦翔, 蒋大伟, 等. 面向散斑纹理图像的相机聚焦评价算法 [J]. 计算机测量与控制, 2022, 30 (4): 244-248.
- Yuan W N, Jia Y X, Jiang D W, et al. Camera focus evaluation algorithm for speckle texture image [J]. Computer Measurement & Control, 2022, 30 (4): 244-248.
- [25] Tong X H, Ye Z, Xu Y S, et al. Image registration with Fourier-based image correlation: A comprehensive review of developments and applications [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2019, 12 (10): 4062-4081.
- [26] Li W P, Li Y F, Liang J. Enhanced feature-based path-independent initial value estimation for robust point-wise digital image correlation [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2019, 121: 189-202.
- [27] 武慧林. 基于多目视觉数字图像相关法的航空发动机叶片变形测量方法 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2022.
- Wu H L. Deformation Measurement Method of Aero-engine Blade Based on Multi-vision Digital Image Correlation [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2022.
- [28] 刘阳. 三维数字图像相关方法误差分析与应用研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2022.
- Liu Y. Research on the Uncertainty Analyse and Applications of Three-dimensional Digital Image Correlation Method [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2022.
- [29] 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): 147-154.
- 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): 147–154.
- [30] 张华俊, 李桂华, 刘程, 等. 基于 SURF 特征匹配的数字图像相关变形初值可靠估计 [J]. 光学学报, 2013, 33 (11): 109–114.
- Zhang H J, Li G H, Liu C, et al. Reliable initial guess based on SURF feature matching in digital image correlation [J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 33 (11): 109–114.
- [31] 李慧. 基于数字图像相关 (DIC) 方法测量帧间大变形的研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2021.
- Li H. Research on Measuring Large Inter-frame Deformation Based on Digital Image Correlation (DIC) Method [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2021.
- [32] 刘禹. 基于数字图像相关法的结构微应变测量系统 [D]. 成都: 西南交通大学, 2020.
- Liu Y. Micro Strain Measurement System based on Digital Image Correlation [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2020.
- [33] 潘兵, 谢惠民, 夏勇, 等. 数字图像相关中基于可靠变形初值估计的大变形测量 [J]. 光学学报, 2009, 29 (2): 400–406.
- Pan B, Xie H M, Xia Y, et al. Large-deformation measurement based on reliable initial guess in digital image correlation method [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, 29 (2): 400–406.
- [34] 邹翔, 潘兵. 数字图像相关方法种子点的自动选择和初始化 [A]. 北京力学学会. 北京力学学会第二十七届学术年会论文集 [C]. 北京, 2021.
- Zou X, Pan B. Automatic selection and initialization of seed points for digital image related methods [A]. Beijing Society of Theoretical and Applied Mechanics. Beijing Society of Theoretical and Applied Mechanics Proceedings of the 27th Annual Conference of BS-TAM [C]. Beijing, 2021.
- [35] 赵斌, 孟祥印, 肖世德, 等. 基于 GMA 光流网络的二维变形测量数字图像相关法初值估计 [J]. 光学学报, 2023, 43 (13): 106–117.
- Zhao B, Meng X Y, Xia S D, et al. Initial value estimation of digital image correlation method for two dimensional deformation measurement based on GMA optical flow network [J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43 (13): 106–117.
- [36] 萧红, 李成南, 冯明驰. 基于深度学习的散斑图像大变形测量方法 [J]. 光学学报, 2023, 43 (14): 123–135.
- Xiao H, Li C N, Feng M C. Large deformation measurement method of speckle images based on deep learning [J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43 (14): 123–135.
- [37] 任晴. 基于回归网络初值估计的数字图像相关方法研究 [D]. 北京: 北京林业大学, 2022.
- Ren Q. Research on Digital Image Correlation Method Based on Initial Value Estimation of Regression Network [D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2022.
- [38] Jones E M C, Iadicola M A. A Good Practices Guide for Digital Image Correlation [R]. Standardization, Good Practices, and Uncertainty Quantification Committee, 2018.
- [39] 王博, 俞立平, 潘兵. 数字图像相关方法中匹配及过匹配形函数的误差分析 [J]. 实验力学, 2016, 31 (3): 291–298.
- Wang B, Yu L P, Pan B. On the error analysis of matched and over matched shape function in digital image correlation method [J]. *Journal of Experimental Mechanics*, 2016, 31 (3): 291–298.
- [40] 黄建峰. 结构变形测量的二阶形函数 DIC 方法研究 [D]. 长沙: 长沙理工大学, 2020.
- Huang J F. Research on Second Order Shape Function of DIC Method for Structural Deformation Measurement [D]. Changsha: Changsha University of Science & Technology, 2020.
- [41] 左乾江. 面向复杂变形的数字图像相关法 [D]. 广州: 华南理工大学, 2023.
- Zuo Q J. Digital Image Correlation for Complex Deformation [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2023.
- [42] Yu L P, Pan B. The errors in digital image correlation due to over-matched shape functions [J]. *Measurement Science and Technology*, 2015, 26 (4): 045202.
- [43] Bai R X, Jiang H, Lei Z K, et al. A novel 2nd-order shape function based digital image correlation method for large deformation measurements [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2017, 90: 48–58.
- [44] Yuan Y, Wu Z R, Zheng F, et al. A pointwise optimal subset selection strategy assisted by shape functions in digital image correlation algorithm [J]. *Optics & Laser Technology*, 2023, 164: 109420.
- [45] 樊爽, 郭玉荣. 基于逐点移动最小二乘拟合的数字图像相关测量 [J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60 (6): 240–250.
- Fan S, Guo Y R. Digital image correlation measurement based on point wise moving least-square fitting [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2023, 60 (6): 240–250.
- [46] 谢军显, 许杨剑, 王效贵. 基于贝叶斯模型和数字图像相关的视觉测量 [J]. 激光技术, 2016, 40 (6): 866–870.
- Xie J Y, Xu Y J, Wang X G. Vision measurement method based on Bayesian model and digital image correlation [J]. *Laser Technology*, 2016, 40 (6): 866–870.
- [47] 张金奎, 李亚智, 张丽, 等. 基于移动最小二乘拟合的数字图像相关应变测量 [J]. 科学技术与工程, 2010, 10 (3): 686–691.
- Zhang J K, Li Y Z, Zhang L, et al. Digital image correlation strain measurement based on moving least-squares fitting [J]. *Science Technology and Engineering*, 2010, 10 (3): 686–691.
- [48] Pan B, Asundi A, Xie H M, et al. Digital image correlation using iterative least squares and pointwise least squares for displacement field and strain field measurements [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2009, 47 (7–8): 865–874.
- [49] Reu P L, Toussaint E, Jones E, et al. DIC challenge: Developing images and guidelines for evaluating accuracy and resolution of 2D analyses [J]. *Experimental Mechanics*, 2018, 58: 1067–1099.