

# 基于密集特征匹配的数字图像相关法

谭芳喜<sup>1</sup>, 肖世德<sup>1,2\*</sup>, 李晟尧<sup>1</sup>, 周亮君<sup>1</sup>

<sup>1</sup>西南交通大学机械工程学院, 四川 成都 610031;

<sup>2</sup>轨道交通运维技术与装备四川重点实验室, 四川 成都 610031

**摘要** 数字图像相关法的初始值对算法的计算效率和求解精度都有较大的影响, 为此提出一种利用密集特征匹配求取初始值的算法。使用 AKZAE 算子对特征点进行检测, 使用 Daisy 描述符对特征点进行描述, 再采用网格运动统计(GMS)算法对特征点进行筛选以求取初始值, 最终将初始值代入反向组合高斯牛顿(IC-GN)法中迭代求解亚像素位移。与 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)和 SURF(Speeded-Up Robust Features)算法相比, AKAZE 算子提高定位的准确性, 而且计算效率更高, 是一种兼顾速度与稳定性的特征点检测算法; Daisy 描述符是一种高效的稠密特征提取描述符, 相比于其他描述符能够实现更加密集的特征提取。

**关键词** 测量; 数字图像相关; 密集特征匹配; 网格运动统计; 反向组合高斯牛顿法

中图分类号 TP391.9

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1612001

## Digital Image Correlation Method Based on Dense Feature Matching

Tan Fangxi<sup>1</sup>, Xiao Shide<sup>1,2\*</sup>, Li Shengyao<sup>1</sup>, Zhou Liangjun<sup>1</sup>

<sup>1</sup>School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu, Sichuan 610031, China;

<sup>2</sup>Technology and Equipment of Rail Transit Operation and Maintenance Key Laboratory of Sichuan Province, Chengdu, Sichuan 610031, China

**Abstract** The initial value of the digital image correlation method has a great influence on the calculation efficiency and solution accuracy of the algorithm. For this reason, an algorithm using dense feature matching to obtain the initial value is proposed. The AKZAE operator is used to detect the feature points, the Daisy descriptor is used to describe the feature points, and then the grid motion statistics (GMS) algorithm is used to filter the feature points to obtain the initial value, and finally the initial value into the reverse combined Gauss in the Newton (IC-GN) method is substituted, the sub-pixel displacement is solved iteratively. Compared with SIFT (Scale Invariant Feature Transform) and SURF (Speeded-Up Robust Features) algorithms, the AKAZE operator improves the accuracy of positioning and has higher computational efficiency. It is a feature point detection algorithm that takes into account both speed and stability. The Daisy descriptor is an efficient dense feature extraction descriptor, which can achieve denser feature extraction compared to other descriptors.

**Key words** measurement; digital image correlation; dense feature matching; grid-based motion statistics; inverse compositional Gauss-Newton method

**OCIS codes** 120.4630; 120.6150; 100.1160; 100.2000

## 1 引言

数字图像相关(DIC)作为一种用于全场形状、

非接触的测量技术, 因其对测量环境、设备要求较低<sup>[1]</sup>, 所以广泛应用于航空航天、生物材料、土木建筑、实验力学等领域<sup>[2-5]</sup>。DIC 算法自 20 世纪 80

收稿日期: 2020-10-20; 修回日期: 2020-11-17; 录用日期: 2020-12-08

基金项目: 四川省应用基础研究基金(2014JY0212)

通信作者: \*sdxiao@swjtu.cn

年代被提出以来,经过几十年的研究与发展,已经形成了一套完善的测量体系,其主要实现过程包括初始值计算和亚像素求解两个部分。在亚像素求解方面,许多学者对其进行了大量研究,提出了许多亚像素求解算法,包括曲面拟合算法<sup>[6]</sup>、梯度算法<sup>[7]</sup>、牛顿拉普森(N-R)法<sup>[8]</sup>、反向组合高斯牛顿(IC-GN)法<sup>[9]</sup>等。其中 IC-GN 算法在不降低计算精度的同时,可以极大地减少计算的时间,是现在亚像素求解的主要使用方法。但是这些亚像素求解算法都对初始值的选取非常敏感,初始值的选取是否准确对算法的计算效率和计算精度都有较大的影响。为了实现 DIC 算法的高效计算,需要一种稳定且准确的初始值估计方法。目前常见的初始值估计方法有基于傅里叶变换<sup>[10]</sup>、粗细搜索法<sup>[11]</sup>、粒子群算法<sup>[12]</sup>、遗传算法<sup>[13]</sup>等。但是基于傅里叶变换、粗细搜索法之类的算法都只能应用于小的变形和旋转,应用范围有限;以粒子群算法和遗传算法为代表的一类智能算法,实现过程较为复杂,而且对于大的变形和旋转,计算耗时还是较长。

基于特征匹配的方法通过理论分析和实践表明<sup>[14-15]</sup>,对于大的变形和旋转,该方法具有独特的优势。目前经典特征检测点算法有 SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) 算法<sup>[16]</sup>、SURF (Speeded Up Robust Features)算法<sup>[17]</sup>和 KAZE 算法<sup>[18]</sup>等。SIFT 和 SURF 算法的特征都是经过高斯模糊后进行提取,高斯模糊后会平滑掉图像的边缘,造成图像细节信息的丢失。KAZE 算法虽然利用非线性尺度空间减少了图像细节信息的丢失,但是在求解非线性扩散方程的过程中会消耗许多时间,很难满足实时性的要求。AKAZE 算法<sup>[19]</sup>是 KAZE 算法的改进版,计算效率大大提高,与 SIFT、SURF 算法相比,AKAZE 算法更加稳定,计算速度更快,鲁棒性更好。AKAZE 算法在特征点检测方面表现优越,但是在特征点描述阶段采用的是局部差分二进制(M-LDB)描述符,虽然该方法大大缩短了计算

时间,但是稳定性和鲁棒性较低,而且图像匹配到的特征点稀疏,难以实现整幅图像特征点的匹配,造成图像中某些区域的初始值估计错误。Daisy 描述符<sup>[20]</sup>是一种高效的稠密特征提取描述符,相比于其他的描述符能够实现更加密集的特征提取,常用于密集匹配。

综上所述,本文采用 AKAZE 算法进行特征点检测,Daisy 描述符进行特征点描述,网格运动统计(GMS)算法<sup>[21]</sup>进行特征点筛选,最后根据图像中特征点的坐标差值求初始值,将初始值代入 IC-GN 算法中迭代求解亚像素位移。

## 2 DIC 算法的基本原理

DIC 算法是通过变形前后物体表面的散斑图像进行互相关运算来测量位移、应变等数据的一种光学测量方法,基本原理如图 1 所示。变形前的图像  $f(x, y)$  称为参考图像,变形后的图像  $g(x, y)$  称为目标图像。以参考图像中的一点  $(x_0, y_0)$  为中心,选择一个大小为  $(2M+1) \times (2M+1)$  的正方形子区,根据变形前后图像灰度值不变的原理,在目标图像中寻找一个与参考子区最为相似的子区,其中  $M$  为子区半径。假设该子区的中心为  $(x_1, y_1)$ ,根据两个点的中心点坐标差值即可求出变形后物体表面的位移与应变。变形前后子区中对应点的坐标位置关系可以采用一阶形函数<sup>[22]</sup>和二阶形函数<sup>[22]</sup>来表示,即

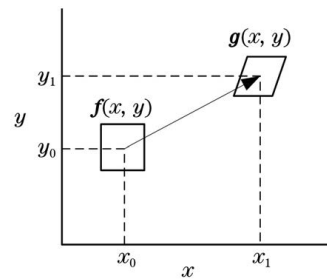


图 1 变形前后的子区图像

Fig. 1 Sub-region images before and after deformation

$$\begin{cases} x_1 = x_0 + k + \Delta x + k_x \Delta x + k_y \Delta y \\ y_1 = y_0 + l + \Delta y + l_x \Delta x + l_y \Delta y \end{cases}, \quad (1)$$

$$\begin{cases} x_1 = x_0 + k + \Delta x + k_x \Delta x + k_y \Delta y + \frac{1}{2} k_{xx} \Delta x^2 + k_{xy} \Delta x \Delta y + \frac{1}{2} k_{yy} \Delta y^2 \\ y_1 = y_0 + l + \Delta y + l_x \Delta x + l_y \Delta y + \frac{1}{2} l_{xx} \Delta x^2 + l_{xy} \Delta x \Delta y + \frac{1}{2} l_{yy} \Delta y^2 \end{cases}, \quad (2)$$

式中: $k$  和  $l$  分别表示变形前后子区的位移量; $\Delta x$  和  $\Delta y$  分别表示参考图像子区中每一点到子区中心

点 $(x_0, y_0)$ 的距离; $k_x, k_y, l_x, l_y, k_{xx}, k_{xy}, k_{yy}, l_{xx}, l_{xy}$ 和 $l_{yy}$ 表示变形后子区的相关参数。

为了在目标图像子区中寻找与参考图像子区最佳的匹配位置,采用抗噪性能较好、对光照变化不敏

感、可靠性较高的零均值归一化最小平方距离相关(ZNSSD)函数<sup>[9]</sup>来评价变形前后两个子区的相关性,ZNSSD函数可表示为

$$C_{\text{ZNSSD}} = \sum_{i=-M}^M \sum_{j=-M}^M \left\{ \frac{f(x_i, y_j) - f_m}{\sqrt{\sum_{i=-M}^M \sum_{j=-M}^M [f(x_i, y_j) - f_m]^2}} - \frac{g(x'_i, y'_j) - g_m}{\sqrt{\sum_{i=-M}^M \sum_{j=-M}^M [g(x'_i, y'_j) - g_m]^2}} \right\}^2, \quad (3)$$

式中: $M$ 一般取 15~25 pixel; $f(x_i, y_j)$ 表示参考图像在 $(x_i, y_j)$ 点的灰度值; $g(x'_i, y'_j)$ 表示目标图像在 $(x'_i, y'_j)$ 点的灰度值; $f_m$ 表示参考图像子区的平均灰度值; $g_m$ 表示目标图像子区的平均灰度值。

### 3 基于密集特征匹配的初始值估计

#### 3.1 AKAZE 特征点检测

AKAZE 算法<sup>[19]</sup>是 2013 年提出的一种新型特征点检测算法,与传统的特征点检测算法 SIFT<sup>[16]</sup>、SURF<sup>[17]</sup>相比,其最大的不同点是采用非线性的尺度分解代替线性的高斯金字塔进行多尺度分解,从而保留更多的边缘和细节信息,有利于从散斑图像中检测出更多的特征点,为接下来的亚像素求解提供可靠的初始值,使用算法 1(基于快速显示扩散的非线性滤波)和算法 2(快速显示扩散)进行检测。算法 1 的检测步骤如下。

输入: 图片  $L^0$ 、对比系数  $\lambda$ 、最大步长  $\tau_{\max}$  和时间  $t$ 。

输出: 滤波后图像  $L^n, n=0, \dots, N$ , 其中  $N$  为参与滤波的图片数量。

- 1) 令  $n=0 \rightarrow N-1$ 。
- 2) 计算扩散系数矩阵  $\mathbf{A}(L^n)$ 。
- 3) 设置快速显示扩散的外层循环时间  $T = t_{n+1} - t_n$ 。
- 4) 计算快速显示扩散的步数  $s$ 。
- 5) 计算步长  $\tau_j$ , 其中  $j=0, \dots, s-1$ 。
- 6) 设置  $L^{n+1,0} = L^n$  并利用算法 2 计算  $L^{n+1}$ , 如果第  $n+1$  个图像组  $\mathbf{o}^{n+1} > \mathbf{o}^n$ , 那么就利用掩膜  $(\frac{1}{4}, \frac{1}{2}, \frac{1}{4})$  对  $L^{n+1}$  进行下采样。

算法 2 的检测步骤如下。

输入:  $L^n$ 、 $\mathbf{A}(L^n)$  和  $\tau_j$ 。

输出:  $L^{n+1,n}$ 。

- 1) 令  $j=0 \rightarrow n-1$ 。

2) 利用  $L^{n+1,j+1} = [\mathbf{I} + \tau_j \cdot \mathbf{A}(L^n)] L^{n+1,j}$  进行计算求得  $L^{n+1,n}$ , 其中  $\mathbf{I}$  为单位矩阵。

#### 3.2 Daisy 特征点描述

Daisy 描述符<sup>[20]</sup>主要用于密集特征点的匹配,基本思想如下。

计算出图像中每个像素的  $H$  个方向的梯度  $G_h, 1 \leq h \leq H, G_o(u, v)$  代表  $(u, v)$  在  $o$  方向上的梯度方向图,表达式为

$$G_o = \left( \frac{\partial \mathbf{I}'}{\partial o} \right)^+, \quad (4)$$

式中:  $\mathbf{I}'$  表示输入图像;  $(x)^+ = \max(x, 0)$ 。将这些梯度方向图和不同大小的高斯卷积核进行卷积,得到不同尺度的卷积方向图。在  $o$  方向上的卷积方向图可以表示为

$$G_o^\Sigma = G_\Sigma * \left( \frac{\partial \mathbf{I}'}{\partial o} \right)^+, \quad (5)$$

式中:  $G_\Sigma$  表示高斯尺度为  $\Sigma$  的高斯核;  $*$  表示卷积符号。

根据卷积方向图即可求出图像上任意一点的梯度方向直方图,表达式为

$$\mathbf{h}_\Sigma(u, v) = [G_1^\Sigma(u, v) G_2^\Sigma(u, v) \cdots G_H^\Sigma(u, v)]^T. \quad (6)$$

对梯度方向直方图进行归一化处理,比如  $\mathbf{h}_\Sigma(u, v)$  进行归一化处理之后可以用  $\bar{\mathbf{h}}_\Sigma(u, v)$  来表示。最终点  $(u, v)$  的描述符就是一组归一化的梯度方向直方图的加权组合,可表示为

$$\mathbf{D}(u, v) = \bar{\mathbf{h}}_\Sigma(u, v) = \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{h}}_{\Sigma_1}[l'_1(u, v, R_1)] \cdots \bar{\mathbf{h}}_{\Sigma_1}[l'_H(u, v, R_1)] \\ \bar{\mathbf{h}}_{\Sigma_2}[l'_1(u, v, R_2)] \cdots \bar{\mathbf{h}}_{\Sigma_2}[l'_H(u, v, R_2)] \\ \vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots \\ \bar{\mathbf{h}}_{\Sigma_C}[l'_1(u, v, R_M)] \cdots \bar{\mathbf{h}}_{\Sigma_C}[l'_H(u, v, R_C)] \end{bmatrix}, \quad (7)$$

式中:  $C$  表示描述符的层数,  $C=3$ ;  $H=8$ ;  $l'_H(u, v, R_C)$  表示图像中  $(u, v)$  点的第  $C$  层第  $H$  个计算点,

该点与中心点的距离为  $R_c$ 。

### 3.3 GMS 算法去除误匹配

特征点检测之后,利用暴力匹配对特征点进行匹配,但此时会存在错误的匹配点,所以利用 GMS 算法<sup>[21]</sup>对匹配后的特征点进行筛选。GMS 算法通过网格划分、运动统计特性来快速去除错误的匹配点,其基本原理如图 2 所示,其中  $S_t$  表示正确匹配点周围的匹配点对数, $S_f$  表示误匹配点周围的匹配点对数。根据运动的平滑性可知,在正确匹配的特征点附近正确匹配点的对数应该大于错误匹配点的对数,接着就可以对暴力匹配之后的正确匹配特征点周围的特征点进行筛选,从而去除错误的匹配点。

### 3.4 IC-GN 法的原理

IC-GN 算法<sup>[9]</sup>的计算精度与牛顿拉普森(N-R)

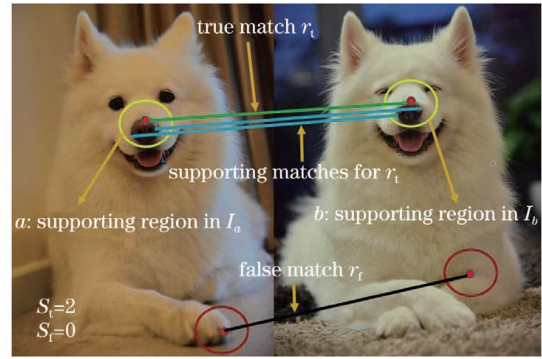


图 2 GMS 基本原理图

Fig. 2 GMS basic principle diagram

算法相当,但是不需要对 Hessian 矩阵进行反复计算,大大地提高了计算速度,而且具有一定的抗噪性能,是现在亚像素计算的主要使用方法。计算原理如下

$$C_{\text{ZNSSD}}(\Delta p) = \sum_{\xi} \left[ \frac{f(\mathbf{x} + \mathbf{W}(\xi, \Delta p)) - f_m}{\Delta f} - \frac{g(\mathbf{x} + \mathbf{W}(\xi, p)) - g_m}{\Delta g} \right]^2, \quad (8)$$

式中:  $\xi = [\Delta x \ \Delta y \ 1]^T$  为每个子区内像素点的局部坐标值;  $f_m = \frac{1}{N} \sum_{\xi} f[\mathbf{x} + \mathbf{W}(\xi, \Delta p)]$ ,  $g_m = \frac{1}{N} \sum_{\xi} g[\mathbf{x} + \mathbf{W}(\xi, p)]$ , 对应的子区灰度变化值  $\Delta f = \sqrt{\sum_{\xi} \{f[\mathbf{x} + \mathbf{W}(\xi, \Delta p)] - f_m\}^2}$  和  $\Delta g = \sqrt{\sum_{\xi} \{g[\mathbf{x} + \mathbf{W}(\xi, p)] - g_m\}^2}$ , 其中  $\mathbf{W}(\xi, p)$  为一阶形函数,  $\mathbf{W}(\xi, \Delta p)$  为增量的一阶形函数;  $\Delta p = [\Delta k \ \Delta k_x \ \Delta k_y \ \Delta l \ \Delta l_x \ \Delta l_y]^T$  为迭代的增量,  $\mathbf{x} = [x \ y \ 1]^T$  为子区内的整像素坐标值。一阶形函数  $\mathbf{W}(\xi, p)$  和增量的一阶形函数  $\mathbf{W}(\xi, \Delta p)$  分别可表示为

$$\mathbf{W}(\xi, p) = \begin{bmatrix} 1 + k_x & k_y & k \\ l_x & 1 + l_y & l \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (9)$$

$$\mathbf{W}(\xi, \Delta p) = \begin{bmatrix} 1 + \Delta k_x & \Delta k_y & \Delta k \\ \Delta l_x & 1 + \Delta l_y & \Delta l \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (10)$$

$\frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{P}} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta x & \Delta y & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & \Delta x & \Delta y \end{bmatrix}$  表示一阶形函数的雅克比矩阵;  $\nabla f = \left[ \frac{\partial f(\mathbf{x} + \xi)}{\partial x} \ \frac{\partial f(\mathbf{x} + \xi)}{\partial y} \right]$  表示

参考子区梯度。根据最小二乘法,由偏导数  $\frac{\partial [C_{\text{ZNSSD}}(\Delta \mathbf{P})]}{\partial (\Delta \mathbf{P})} = 0$  即可求出  $\Delta p$ , 即

$$\Delta p = \mathbf{H}^{-1} \times \sum_{\xi} \left\{ \left[ \nabla f \cdot \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial p} \right]^T \cdot \left\{ [f(\mathbf{x} + \xi) - f_m] - \frac{\Delta f}{\Delta g} \cdot [g[\mathbf{x} + \mathbf{W}(\xi, p)] - g_m] \right\} \right\}, \quad (11)$$

式中:  $\mathbf{H}^{-1}$  表示 Hessian 矩阵的逆矩阵, Hessian 矩阵  $\mathbf{H}$  为

$$\mathbf{H} = \sum_{\xi} \left\{ \left[ \nabla f \cdot \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial p} \right]^T \times \left[ \nabla f \cdot \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial p} \right] \right\}. \quad (12)$$

由(12)式可知, Hessian 矩阵在迭代过程中是一

个确定值,不需要反复计算,所以提高了计算效率。

## 4 模拟散斑实验结果分析

### 4.1 模拟散斑实验

为了验证本文提出算法计算的稳定性,采用中

国科学技术大学苏勇<sup>[23]</sup>开发的散斑软件分别生成平移散斑、旋转散斑和高斯变形散斑并进行实验分析。其散斑图像大小为 300 pixel × 300 pixel, 散斑

颗粒直径为 4 pixel, 散斑的密排度为 60%, 散斑的偏移度为 40%, 变形前的模拟散斑图像和灰度直方图如图 3 所示。

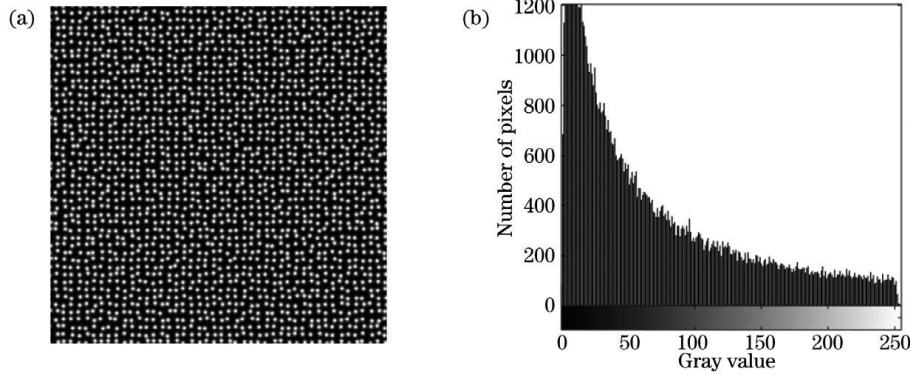


图 3 实验所用的散斑图。(a) 模拟的散斑图; (b) 灰度直方图

Fig. 3 Speckle pattern used in experiment. (a) Simulated speckle pattern; (b) gray histogram

#### 4.2 平移散斑实验

测试的散斑图像在水平方向上分别平移 0.1, 0.2, 0.4, 1.6, 3.2, 6.4, 12.8, 25.6 pixel, 共生成 10 张散斑图像。通过对比传统 IC-GN 算法和本文提出的 IC-GN 算法的测量精度和计算耗时来验证本文算法的性能。

图 4 为利用 AKAZE-Daisy 对平移 12.8 pixel 的图像进行匹配的结果, 一共匹配成功 2717 对特征点, 匹配的成功率为 93.6%, 基本上可以实现对给定区域的密集匹配, 实现算法的初始值估计。将初始值代入 IC-GN 算法中迭代求解亚像素位移, 结果

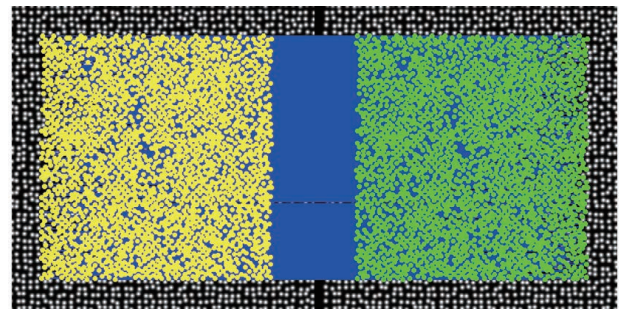


图 4 平移散斑的匹配结果

Fig. 4 Matching results of translation speckle

如表 1 所示。

表 1 平移散斑的结果

Table 1 Results of translation speckle

| Theoretical value / pixel | Traditional algorithm |          |               | Proposed algorithm  |          |               |
|---------------------------|-----------------------|----------|---------------|---------------------|----------|---------------|
|                           | Measurement / pixel   | Time / s | Error / pixel | Measurement / pixel | Time / s | Error / pixel |
| 0.1                       | 0.101645              | 2.400    | 0.001645      | 0.101654            | 0.254    | 0.001654      |
| 0.2                       | 0.202064              | 2.804    | 0.002064      | 0.202058            | 0.249    | 0.002058      |
| 0.4                       | 0.400609              | 2.299    | 0.000609      | 0.400611            | 0.251    | 0.000611      |
| 0.8                       | 0.795666              | 2.631    | -0.004334     | 0.795665            | 0.323    | -0.004335     |
| 1.6                       | 1.596490              | 3.348    | -0.003510     | 1.596520            | 0.245    | -0.003480     |
| 3.2                       | 3.202060              | 3.149    | 0.002060      | 3.202060            | 0.248    | 0.002060      |
| 6.4                       | 6.400030              | 4.442    | 0.000030      | 6.400040            | 0.247    | 0.000040      |
| 12.8                      | 12.795600             | 5.313    | -0.004400     | 12.795600           | 0.260    | -0.004400     |
| 25.6                      | 25.596700             | 7.369    | -0.003300     | 25.596800           | 0.267    | -0.003200     |

从表 1 可以看到, 本文提出的算法在测量精度方面与传统 IC-GN 算法几乎一致, 但是计算耗时大幅度减少, 而且计算耗时也并没有随着平移量的增加而增加, 而传统 IC-GN 算法的计算耗时有着明显

的增加。

#### 4.3 旋转散斑实验

测试的散斑图像绕中心点分别旋转 5°、10°、15°、20°、25°、30°, 共生成 7 张散斑图像。为了防止

变形过大而导致匹配失败,可以利用相邻两张图像进行匹配以求取初始值,通过对比传统 IC-GN 算法和本文提出的 IC-GN 算法的测量精度和计算耗时间来验证本文算法的性能。

图 5 为利用 AKAZE-Daisy 对旋转 15° 的图像进行匹配的结果,一共匹配成功 2030 对特征点,匹配的成功率为 87.5%,同样可以实现对给定区域的密集匹配,实现算法的初始值估计。将初始值代入 IC-GN 算法中迭代求解亚像素位移,记录测试结果如表 2 所示。

表 2 旋转散斑的结果

Table 2 Results of rotating speckle

| Rotation angle | Theoretical value /pixel | Traditional algorithm |         |              | Proposed algorithm |         |              |
|----------------|--------------------------|-----------------------|---------|--------------|--------------------|---------|--------------|
|                |                          | Measurement /pixel    | Time /s | Error /pixel | Measurement /pixel | Time /s | Error /pixel |
| 5°             | 9.9619                   | 9.9641                | 6.246   | 0.0022       | 9.9651             | 0.425   | 0.0032       |
| 10°            | 9.8481                   | 9.8453                | 6.414   | -0.0028      | 9.8455             | 0.434   | -0.0026      |
| 15°            | 9.6593                   | 9.6625                | 6.441   | 0.0032       | 9.6624             | 0.422   | 0.0031       |
| 20°            | 9.3969                   | 9.3927                | 6.416   | -0.0042      | 9.3930             | 0.454   | -0.0039      |
| 25°            | 9.0631                   | 9.0604                | 6.135   | -0.0027      | 9.0602             | 0.486   | -0.0029      |
| 30°            | 8.6603                   | 8.6560                | 6.726   | -0.0043      | 8.6560             | 0.333   | -0.0043      |

从表 2 可以看到,本文算法在测量精度方面与传统 IC-GN 算法几乎一致,最大误差为 0.0043 pixel,但是计算耗时大幅度减少,表明了本文算法的有效性。

#### 4.4 高斯变形散斑实验

用于生成沿水平方向变形的散斑图像,计算公式为

$$k = a \cdot \exp \left[ -\frac{(x - x_0)^2}{c^2} \right], \quad (13)$$

式中: $a$  表示幅值, $a=0.5$ ;  $x$  表示图像在水平方向的像素; $c$  表示形状参数, $c$  值越大,表明曲线越扁平,反之曲线越瘦高, $c=20$ ;  $x_0$  表示位置参数, $x_0=150$ 。

图 6 为利用 AKAZE-Daisy 对高斯变形的散斑

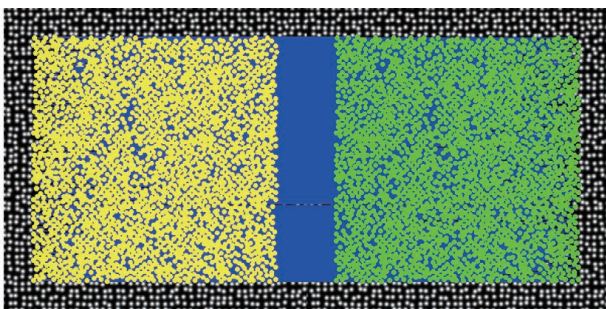


图 6 高斯变形散斑的匹配结果

Fig. 6 Matching results of Gaussian deformation speckle

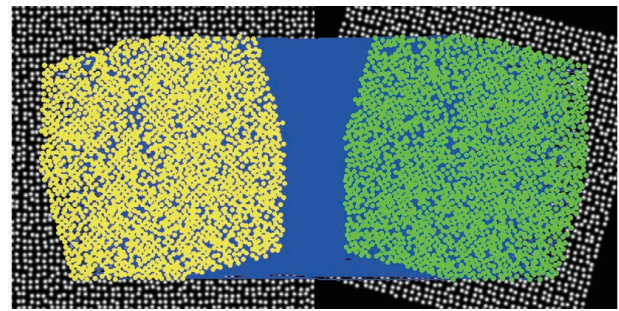


图 5 旋转散斑的匹配结果

Fig. 5 Matching results of rotating speckle

图像进行匹配的结果,一共匹配成功 2314 对特征点,匹配的成功率为 99.87%,实现算法的初始值估计。

在水平方向上从(10 pixel, 150 pixel)这个像素点开始,保持纵坐标不变,每隔 10 pixel 取一个点,到(290 pixel, 150 pixel)这个像素点结束。然后比较改进算法和传统算法在测量精度和计算效率两个方面的性能。但是通过实验对比发现,不论是传统算法还是改进的算法一阶形函数,在高斯变形的散斑测量过程中均会出现较大的误差,这是由形函数的不匹配导致的,并不是算法求解初始值失败的问题。为了验证这种说法,提出二阶形函数并将其测量结果与一阶形函数进行对比。不同算法的计算时间如表 3 所示。不同算法的位移对比曲线如图 7 所示。不同算法的误差曲线如图 8 所示。

表 3 不同算法的计算时间

Table 3 Calculation time of different algorithms

| Parameter | Traditoinal algorithm | Proposed algorithm | Proposed algorithm 2 |
|-----------|-----------------------|--------------------|----------------------|
| Time /s   | 7.180                 | 0.165              | 0.260                |

从表 3 可以看到,改进算法在计算效率方面有了大幅度提升,这也与前面两种散斑实验结果相吻

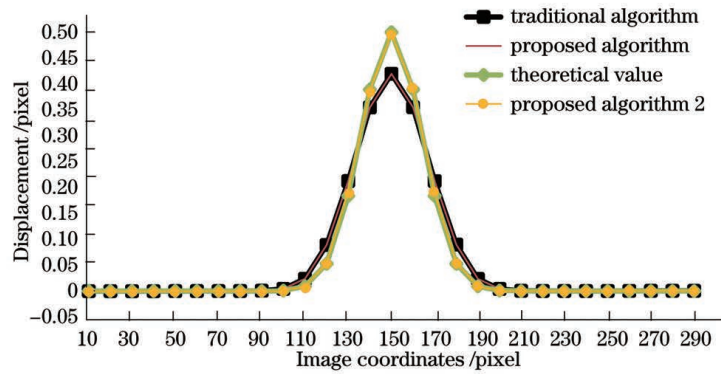


图 7 位移对比

Fig. 7 Displacement comparison

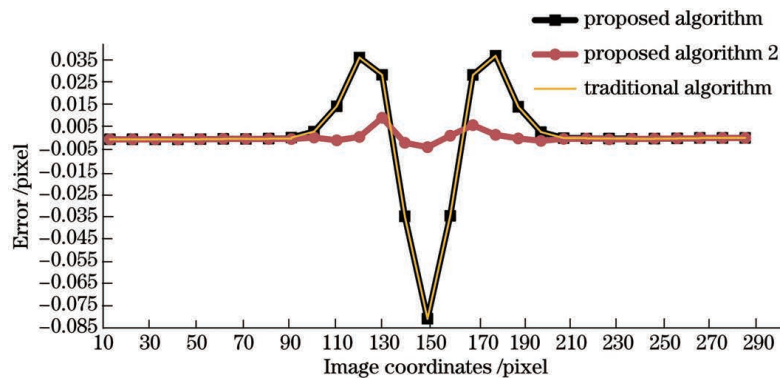


图 8 计算误差对比

Fig. 8 Calculation error comparison

合,证明了改进算法的有效性。从图 7 和图 8 可以看到,一阶形函数的改进算法和传统算法的测量精度几乎一致,但是测量误差较大。分析结果发现,出现较大的误差与初始值无关,而是与形函数的不匹配有关,从图 7 和图 8 可以看到,二阶形函数的测量结果与理论值几乎一致,测量误差也大大缩小,证明了改进算法的有效性。

## 5 结 论

提出一种基于密集特征点匹配的数字图像相关法,利用 AKAZE 特征点检测算法和特征点描述符 Daisy 获取稳定可靠的初始值,然后代入 IC-GN 中进行亚像素的迭代求解。通过三种模拟散斑实验,验证所提算法的测量精度与传统方法相当的情况下,计算效率大幅度提高。

## 参 考 文 献

[1] 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.

[2] Gu G Q, Wang K F, Xu X. Measurement of in-plane micro-rotations and rotation-center location of a rigid body by using digital image correlation[J]. Chinese Journal of Lasers, 2012, 39(1): 0108004.

顾国庆, 王开福, 许星. 基于数字图像相关的刚体面内微小转动测量及转动中心定位[J]. 中国激光, 2012, 39(1): 0108004.

[3] Pan B, Wu D F, Xie H M, et al. Spatial-gradient-based digital volume correlation technique for internal deformation measurement[J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(6): 0612005.

潘兵, 吴大方, 谢惠民, 等. 基于梯度的数字体图像相关方法测量物体内部变形[J]. 光学学报, 2011, 31(6): 0612005.

[4] 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.
- [5] Du J X, Zhao J Q, Wang H T, et al. Regularized global digital image correlation method for crack tip deformation field measurement [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(11): 1112001.  
杜鉴昕, 赵加清, 王海涛, 等. 一种针对裂尖变形场测量的正则化全局 DIC 方法 [J]. *光学学报*, 2020, 40(11): 1112001.
- [6] Li K Q, Zhu D, Tong X X. Digital speckle correlation method based on improved curved surface fitting method [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(5): 051001.  
李凯强, 朱丹, 佟新鑫. 基于改进曲面拟合法的数字散斑相关方法研究 [J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(5): 051001.
- [7] Pan B, Xie H M, Dai F L. An investigation of sub-pixel displacements registration algorithms in digital image correlation [J]. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2007, 39(2): 245-252.  
潘兵, 谢惠民, 戴福隆. 数字图像相关中亚像素位移测量算法的研究 [J]. *力学学报*, 2007, 39(2): 245-252.
- [8] Gao Y D, Liu R M, Wang H M. Affine-transform-based Newton-Raphson algorithm for videoly measuring blade deformation [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2013, 33(3): 432-436, 526.  
高亚东, 刘荣明, 王华明. 采用仿射变换的桨叶变形摄像测量 Newton-Raphson 算法 [J]. *振动·测试与诊断*, 2013, 33(3): 432-436, 526.
- [9] Pan B, Li K, Tong W. Fast, robust and accurate digital image correlation calculation without redundant computations [J]. *Experimental Mechanics*, 2013, 53(7): 1277-1289.
- [10] Rong W X, Qian X F, Liu B. Algorithm of in-plane displacement measured by speckle photography based on phase of Fourier transform [J]. *Laser Technology*, 2017, 41(4): 473-478.
- [11] 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.
- [12] Du Y Z, Wang X B. Digital image correlation method based on particle swarm optimization algorithm without subpixel interpolation [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2012, 48(6): 200-204, 228.  
杜亚志, 王学滨. 基于粒子群算法的整像素数字图像相关方法 [J]. *计算机工程与应用*, 2012, 48(6): 200-204, 228.
- [13] Liu Y, Xiao S D, Zhang R, et al. Initial estimation of digital image correlated deformation based on genetic algorithms [J]. *Laser Technology*, 2020, 44(1): 130-135.  
刘禹, 肖世德, 张睿, 等. 基于遗传算法的数字图像相关变形初值估计 [J]. *激光技术*, 2020, 44(1): 130-135.
- [14] 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): 1112005.  
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): 1112005.
- [15] 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.
- [16] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [17] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [18] Alcantarilla P F, Bartoli A, Davison A J. KAZE features [M] // Fitzgibbon A, Lazebnik S, Perona P, et al. *Computer vision-ECCV 2012. Lecture notes in computer science*. Berlin: Springer, 2012, 7577: 214-227.
- [19] Alcantarilla P, Nuevo J, Bartoli A. Fast explicit diffusion for accelerated features in nonlinear scale spaces [C] // *Proceedings of the British Machine Vision Conference 2013, September 9-13, 2013, Bristol, UK*. New York: IMT Press, 2013: 131-142.
- [20] Yang W, Dong H W, Liu L. Stereo matching algorithm based on combination of SIFT and Daisy descriptor [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2014, 50(12): 147-150, 165.  
杨薇, 董洪伟, 刘蕾. 基于 SIFT 和 Daisy 相结合的立体匹配算法 [J]. *计算机工程与应用*, 2014, 50(12): 147-150, 165.
- [21] Bian J W, Lin W Y, Matsushita Y, et al. GMS: grid-based motion statistics for fast, ultra-robust feature correspondence [C] // *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*,



- July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 2828-2837.
- [22] Su Y, Zhang Q C, Wu X P. Progress in digital image correlation method [J]. *Scientia Sinica (Physica, Mechanica & Astronomica)*, 2018, 48(9): 29-53.  
苏勇, 张青川, 伍小平. 数字图像相关技术的一些进展[J]. *中国科学: 物理学 力学 天文学*, 2018, 48(9): 29-53.
- [23] Su Y. Manual of light painting[EB/OL]. (2020-08-20) [2020-10-20]. <http://staff.ustc.edu.cn/~suyong/xian.html>.  
苏勇. 光绘使用手册[EB/OL]. (2020-08-20) [2020-10-20]. <http://staff.ustc.edu.cn/~suyong/xian.html>.