

基于 SURF 特征匹配的数字图像相关变形 初值可靠估计

张华俊 李桂华 刘程 王丹

(安徽大学电气工程与自动化学院, 安徽 合肥 230601)

摘要 鉴于 Newton-Raphson (N-R) 迭代法的数字图像相关方法 (DIC) 对初值敏感等问题, 提出了一种使用 SURF (speeded up robust features) 特征匹配的数字图像相关方法。SURF 算法能匹配出变形前后图像的特征点对, 并获得点对的坐标值, 使用与匹配点对所在的子区相对应的仿射变换来初始估计子区的变形参数, 获得兴趣点的估计值。根据估算的初值进行迭代优化, 得到使归一化最小平方距离相关函数 (ZNSSD) 最小化的兴趣点位移值。实验中, 分别用该法及传统的基于尺度不变特征变换 (SIFT) 的初值估计方法对鲤鱼鳞片拉伸变形图样进行处理, 结果表明所提的初值估计方法更加精确有效, 并能够使后续的 N-R 迭代优化快速收敛。

关键词 测量; 数字图像相关方法; 特征匹配; SURF

中图分类号 TN911.74 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201333.1112005

Reliable Initial Guess Based on SURF Feature Matching in Digital Image Correlation

Zhang Huajun Li Guihua Liu Cheng Wang Dan

(School of Electrical Engineering and Automation, Anhui University, Hefei, Anhui 230601, China)

Abstract Since the digital image correlation (DIC) method based on the Newton-Raphson (N-R) method is sensitive to initial values, a reliable initial guess method which utilizes an image feature matching algorithm of speeded up robust features (SURF) is presented. The SURF algorithm can match the feature points of the images before and after deformation, and get the coordinate positions. The deformation parameter of a point of interest is initially estimated from the affine transformation which corresponds to the subset region of matched feature points. By iterating and optimizing the estimated values, the displacement which makes the zero-mean normalized sum of squared difference (ZNSSD) minimized is obtained. In the experiment, both the presented method and scale-invariant feature transform (SIFT) algorithm are used in the deformation measurement of carp scales stretching. It is shown that the proposed initialization method is more sufficiently accurate and can enable the subsequent N-R method to converge quickly.

Key words measurement; digital image correlation; feature matching; speeded up robust features

OCIS codes 110.1758; 200.4560; 200.4860; 230.2090

1 引 言

数字图像相关 (DIC) 测量技术是应用计算机视觉技术并用于全场形状、变形、运动的一种非接触图

像测量方法^[1-5]。为了跟踪参考图像中的某点在变形后图像中的位置, 通常以该点为中心选择一个正方形参考图像子区。由于变形后正方形参考图像子

收稿日期: 2013-05-26; **收到修改稿日期**: 2013-06-19

基金项目: 安徽省教育厅项目 (2012SQRL012)、浙江省自然科学基金 (Y1101154)、安徽大学学术学位硕士研究生学术创新研究强化项目 (01001770-10117700641)

作者简介: 张华俊 (1988—), 男, 硕士研究生, 主要从事检测技术与自动化装置方面的研究。E-mail: xbl3121289@sina.cn

导师简介: 李桂华 (1971—), 女, 博士, 副教授, 主要从事检测技术与仪器精度等方面的研究。

E-mail: guihuali1@sina.com (通信联系人)

本文电子版彩色效果请详见中国光学期刊网 www.opticsjournal.net

区形状也会改变,因此可用变形函数来近似描述变形后图像子区的位置和形状^[6]。此时,描述变形前后图像子区相似程度的互相关函数为变形参数矢量的非线性方程组,需用 Newton-Raphson(N-R)方法或其他方法求解^[7-9]。N-R 迭代方法的收敛范围一般只有几个像素^[9],只有较为准确的初值估计才能使之迅速收敛,从而获得准确可靠的位移计算结果。当被测物体变形较小时,目标图像子区相对于参考图像子区的变形不大,可以通过简单的整像素位移相关搜索方法得到较准确的位移初值估计,并以此作为 N-R 方法的迭代初值^[10],但当被测物体表面存在较大变形时,容易陷入局部收敛,导致计算不够准确^[11]。

尺度不变特征变换(SIFT)算法是图像特征提取中一种最具稳健性的算法,但其在特征提取匹配上速度较慢,很难满足实时目标跟踪的要求^[12-13]。2006年,Bay 等^[12]提出 SURF(speeded up robust features)算法,该算法是对 SIFT 算法的一种改进,既保持了 SIFT 算法精度高的优点,又克服了其速度慢的缺陷^[14]。本文就二维变形后图像的变形初值估计问题进行研究,提出了一种基于 SURF 特征匹配的变形初值估计方法。即通过 SURF 算法定位出变形前后图像中的匹配点对坐标值,再选取邻近的三个或更多的匹配点对,利用仿射变换及变形函数估算出精确的初值,该初值将使后续的迭代优化能够更加快速地收敛。

2 DIC 测量技术

实验采集到的图像以矩阵的形式存储在计算机中。用 $f(x, y)$ 表示变形前的图像, $g(x', y')$ 表示变形

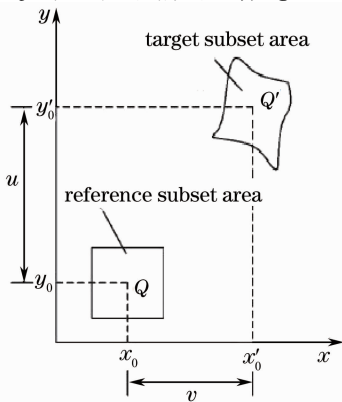


图 1 变形前后的图像子区

Fig. 1 Subset region of image before and after deformation

后图像。其基本原理如图 1 所示。首先在变形前的图像中以待测量点 (x_0, y_0) 为中心选取 $(2M+1) \times (2M+1)$ 像素大小的正方形子区作为参考图像子区,然后通过一定的相关搜索方法在变形后的图像中找到与参考图像子区相关性最大的以 (x'_0, y'_0) 为中心的目标图像子区。则待测量点 (x_0, y_0) 的位移为

$$u = x'_0 - x_0, \quad v = y'_0 - y_0.$$

采用一阶变形函数来表示参考图像子区中的各点 $Q(x, y)$ 与变形后的目标图像子区中各点 $Q'(x', y')$ 的对应关系^[15]。一阶变形函数矩阵形式为

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u & u_x & u_y \\ v & v_x & v_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中 $\Delta x = x - x_0, \Delta y = y - y_0$, 变形参数 $p = (u, v, u_x, u_y, v_x, v_y)$ 。

用归一化最小平方距离相关函数(ZNSSD)作为度量标准函数来评价变形前后两图像子区的相似程度^[15-16],即

$$C_{\text{ZNSSD}}(p) = \sum_{\Omega} \left[\frac{F(x, y) - F_m}{\sqrt{\sum_{\Omega} [F(x, y) - F_m]^2}} - \frac{G(x', y') - G_m}{\sqrt{\sum_{\Omega} [G(x', y') - G_m]^2}} \right]^2, \quad (2)$$

式中 Ω 是所选子区的像素数; $F(x, y), G(x', y')$ 是源图像与目标图像的灰度值; F_m, G_m 是两图像子区的平均灰度值。

3 变形参数初值估计

为了快速准确地获得位移的优化结果值,提出基于 SURF 算法的特征匹配技术来估算子区中兴趣点的初值,再通过 N-R 迭代法快速准确地得到精确位移值。子区中与兴趣点相邻的其他各点的位移值则可根据兴趣点的位移参数及邻近变形几乎相同的假设^[17-18]计算获得。

3.1 SURF 算法

3.1.1 特征点提取

鉴于 Hessian 矩阵的准确性与高速性^[12],采用 Hessian 矩阵作为检测器。对于图像 I 中的某一点 (x, y) 以及高斯滤波器在该点的尺度 σ , 其 Hessian 矩阵定义为

$$\mathbf{H}(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix}, \quad (3)$$

式中 $L_{xx}(x, \sigma), L_{xy}(x, \sigma)$ 和 $L_{yy}(x, \sigma)$ 是图像 I 中点

(x, y) 与高斯二阶偏导数的卷积。

实际运算中由于高斯滤波器需离散化,故随着尺度 σ 的增大图像细节逐渐被过滤。SURF 算法以方框滤波近似代替高斯二阶导数,用积分图像加速卷积,构造了一种 Fast-Hessian 矩阵, 9×9 的方框滤波器如图 2 所示。构造的 Fast-Hessian 矩阵的行列表表达式为

$$|\mathbf{H}| = D_{xx}(X)D_{yy}(x) - [0.9D_{xy}(x)]^2, \quad (4)$$

式中 D_{xx}, D_{xy}, D_{yy} 为方框滤波模板与图像中点 (x, y) 的卷积。

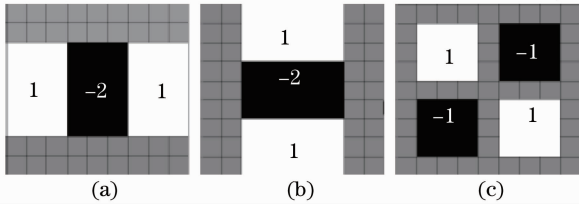


图 2 9×9 方框滤波器模板。(a) x 方向; (b) y 方向; (c) xy 方向

Fig. 2 9×9 box filter template. (a) x -direction;

(b) y -direction; (c) xy -direction

遍历整幅图像不同尺度空间,进行非极大值抑制,对每个点的 Hessian 行列式的值与其周围 $3 \times 3 \times 3$ 空间内点的值进行比较。将比较得出的值最大的点在尺度空间和图像空间中进行插值计算,获得稳定的特征点位置及尺度值。

3.1.2 生成特征点描述符

为使得特征点描述符具有旋转不变性,首先确定特征点方向。构造以特征点为圆心, 6σ 为半径的邻域在 x 和 y 方向的 Harr 小波响应,并赋予这些响应值以不同的高斯权重系数,越靠近特征点的响应权重越大。然后将 60° 内的 x 和 y 方向 Harr 小波响应相加形成一个局部方向向量,遍历整个圆形区域,最后选择最长向量方向为该特征点的主方向,如图 3 所示。

以特征点为中心构造边长为 20σ 的窗口区域,并将窗口区域分为 4×4 个子区域,每个子区域中取 5×5 个采样点,在每个采样点分别求 x 和 y 方向的

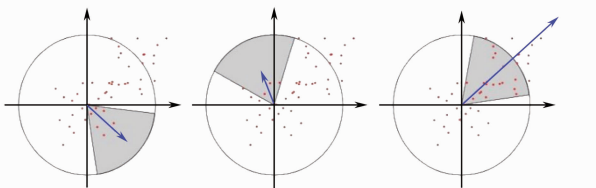


图 3 特征点主方向确定

Fig. 3 Determine main direction of feature point

Haar 小波响应,分别记作 dx 和 dy 。把每个子区域的 dx 和 dy 进行高斯滤波,以滤波器中心为特征点,在每一子区域中分别对 $dx, dy, |dx|, |dy|$ 求和,得到一个 4 维向量 $(\sum dx, \sum dy, \sum |dx|, \sum |dy|)$,构成描述符中的 4 维。而 4×4 个子区域里都有 4 维向量,因此一共得到一个 $4 \times 4 \times 4$ 的 64 维向量,就是 SURF 算法的特征点描述符。

3.1.3 特征匹配

对特征点进行匹配是根据其描述符相似性与几何约束来进行的。获取 SURF 特征点后,优先采用 $k-d$ 树在欧式空间搜索查找每个特征点的 2 个最近邻特征点。在这 2 个特征点中,如果最近距离与次近距离的比值小于某个比例阈值则接受这对匹配点。采用的欧式距离公式为

$$D = \sqrt{(x_1 - x'_1)^2 + (x_2 - x'_2)^2 + \dots + (x_{64} - x'_{64})^2}, \quad (5)$$

式中 $(x_1, x_2, \dots, x_{64}), (x'_1, x'_2, \dots, x'_{64})$ 为待匹配的两个特征点的 SURF 特征向量。

3.2 初值估计

对于参考图像中的数据点 $s_0 = (x_0, y_0)^T$,在其子区中与其匹配的特征点被用作控制点来估计它的变形参数。将第 i 个控制点匹配的位置表示为 $p_i = (x_i, y_i)^T$ 和 $q_i = (x'_i, y'_i)^T$ 。使用一个自由度为 6 的放射变换来调整这 n 个控制点,如:

$$\begin{bmatrix} a_1 & 1 + a_2 & a_3 \\ a_4 & a_5 & 1 + a_6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ x_1 & \dots & x_n \\ y_1 & \dots & y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x'_1 & \dots & x'_n \\ y'_1 & \dots & y'_n \end{bmatrix}. \quad (6)$$

由于一个控制点能产生两个等式方程,因此这 6 个参数的放射变换 (a_1, \dots, a_6) 可由 3 个不共线的控制点唯一地确定。如果多于 3 个控制点,则会产生一个由线性方程组组成的超静定系统,可用最小二乘法求解。为防止子区中少于 3 个控制点,可使用 3 个或更多的临近匹配点来代替。

待估数据点 s_0 的二维变形 (u, v) 可由 t_0 与 s_0 的差得到,而 t_0 直接由放射变换得到的 s_0 决定,因此用矩阵表示为

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = t_0 - s_0 = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 \\ a_4 & a_5 & a_6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ x_0 \\ y_0 \end{bmatrix}, \quad (7)$$

则变形参数值可表示为

$$\begin{bmatrix} u & u_x & u_y \\ v & v_x & v_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 + a_2 x_0 + a_3 y_0 & a_2 & a_3 \\ a_4 + a_5 x_0 + a_6 y_0 & a_5 & a_6 \end{bmatrix}. \quad (8)$$

由(8)式得到变形参数的初值估计,再用 N-R 迭代法优化变形参数初值,最终获得使 ZNSSD 最小化的最优参数解。

4 实验结果分析

4.1 实验及材料

实验对象是产于淡水的鲤鱼鳞片,切割成骨头状拉伸标准样件,标准距离为 8.2 mm,宽度为 3.2 mm,制成后立即置于汉克斯溶液(HBSS)中。为拍摄更好的拉伸图样,实验前在试件表面喷上均匀的黑色釉质涂漆斑点。测量时,试件浸没于质量分数为 97% 的酒精中,装夹在 M8841 微型电子试验机上,加载速率为 0.2 mm/min。同时在试件垂直方向安放 CA-A1 CCD 摄像头,图像采样频率为 2 Hz,每帧图像尺寸为 1376 pixel×1035 pixel。实验装置如图 4 所示。为获得材料在拉伸前后的变形特点,在一系列拉伸图像中选取两幅图像作为图像处理的样本,如图 5 所示。

4.2 特征匹配处理结果

在参考图像图 5(a)中选取感兴趣的矩形区域,将区域网格化,网格步长为 5 pixel,取一个网格为一个采样数据点,共得 160×280=4480 个数据点,如图 6(a)所示。使用 SURF 算法分别对图 5 中的

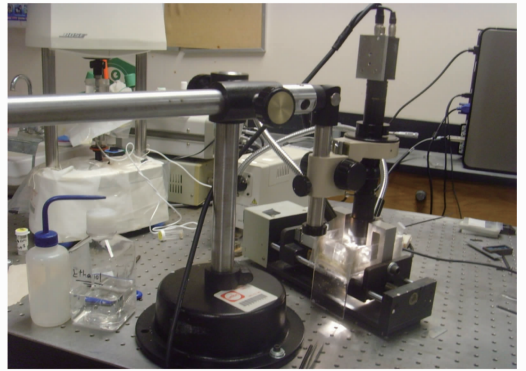


图 4 实验装置

Fig. 4 Experimental device

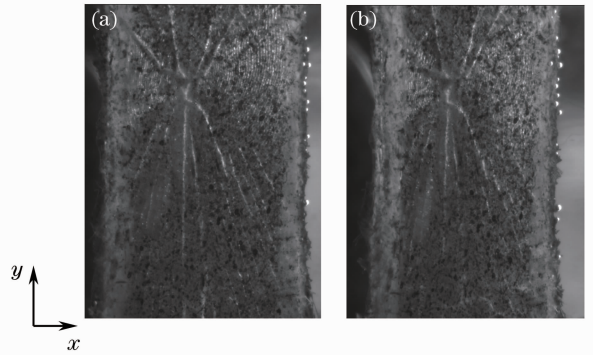


图 5 样本图像。(a)参考图像;(b)目标图像

Fig. 5 Sample images. (a) Reference image; (b) target image

参考图像与目标图像进行特征点检测与提取,在参考图像与目标图像中分别获得了 4255 和 4261 个具有较高稳健性的特征点,如图 6(b)、(c)所示。

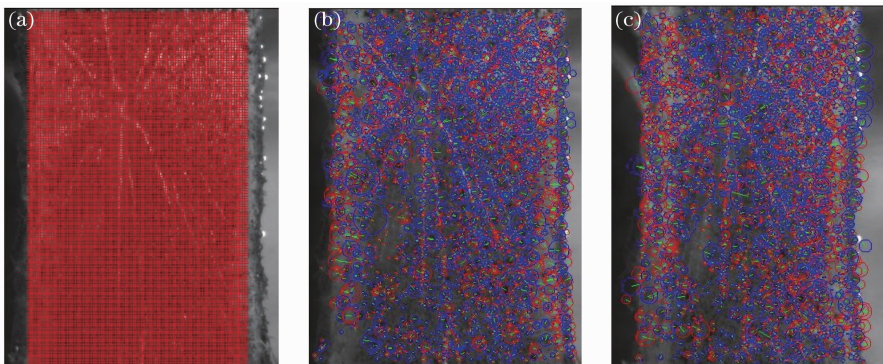


图 6 实验图像处理。(a)网格采样数据点;(b)参考图像特征点;(c)目标图像特征点

Fig. 6 Experimental image processing. (a) Grid sampling data points; (b) reference image feature points; (c) target image feature points

本算法使用欧式距离,如(5)式,来推断两个特征点的相似度。基于图 6 所示将提取得到的特征点进行特征点匹配,获得了 2566 个匹配的特征点对,如图 7(a)所示。为了比较,同时用传统的基于

SIFT 的算法进行特征点匹配,获得了 442 个匹配点对(图中黄色线为错误匹配点),如图 7(b)所示。随机选取了 15 个点作为控制点来估算初值,其具体坐标值如表 1 所示。

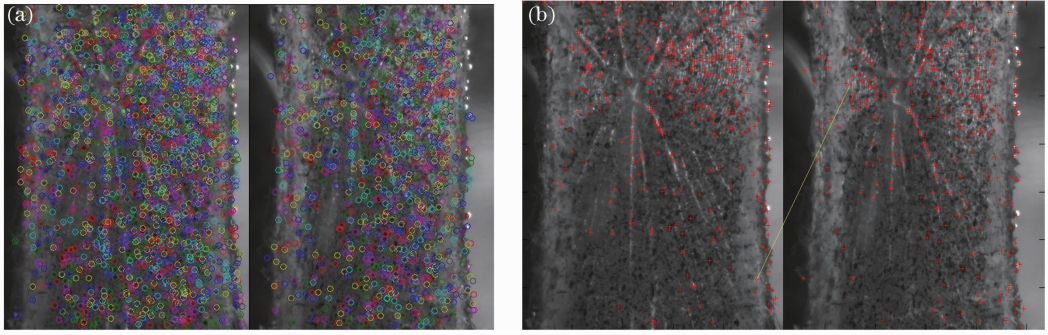


图 7 特征匹配结果。(a) SURF 匹配点；(b) SIFT 匹配点

Fig.7 Matching results. (a) SURF matching points; (b) SIFT matching points

表 1 特征匹配的 15 个点坐标值(单位: pixel)

Table 1 Coordinate values of the 15 matching point pairs (unit: pixel)

Point	SURF		SIFT	
	Reference image (x, y)	Target image (x', y')	Reference image (x, y)	Target image (x', y')
1	(483.330, 602.781)	(491.377, 584.694)	(745.620, 1005.800)	(710.780, 1012.300)
2	(637.274, 453.979)	(649.778, 450.316)	(459.860, 674.070)	(455.660, 686.930)
3	(1103.873, 580.053)	(1142.655, 568.839)	(505.700, 340.390)	(501.430, 346.120)
4	(1113.042, 623.608)	(1153.212, 606.648)	(602.960, 482.790)	(585.040, 490.480)
5	(648.630, 474.091)	(657.021, 469.372)	(584.210, 959.130)	(570.990, 991.790)
6	(395.261, 474.607)	(403.353, 469.324)	(568.390, 559.050)	(555.530, 569.020)
7	(143.077, 612.104)	(136.022, 602.228)	(851.980, 441.470)	(788.220, 448.910)
8	(1129.868, 620.551)	(1170.873, 604.894)	(483.510, 332.500)	(484.540, 333.020)
9	(1004.746, 603.662)	(1038.397, 588.578)	(972.070, 878.420)	(924.210, 901.620)
10	(455.725, 612.159)	(460.638, 594.971)	(760.000, 242.590)	(552.470, 262.040)
11	(1075.614, 584.234)	(1112.668, 572.345)	(983.950, 427.890)	(922.090, 437.170)
12	(1085.797, 744.899)	(1118.951, 709.991)	(517.870, 430.220)	(512.720, 436.180)
13	(1064.609, 567.849)	(1102.885, 558.563)	(574.150, 386.260)	(564.050, 393.610)
14	(1052.279, 572.642)	(1089.168, 561.464)	(588.020, 238.470)	(577.370, 234.160)
15	(522.582, 626.349)	(531.727, 604.952)	(917.860, 730.770)	(848.280, 743.370)

4.3 结果与分析

在图 7 中选取包含密集匹配点对的方形子区, 所选参考图像子区的大小为 $201 \text{ pixel} \times 201 \text{ pixel}$, 目标图像子区大小为 $301 \text{ pixel} \times 301 \text{ pixel}$ 。分别选取相邻近的 3 个不共线匹配点作为参考子区控制点 $\mathbf{p}_i = (x_i, y_i)^T$ 和目标子区控制点 $\mathbf{q}_i = (x'_i, y'_i)^T$, 选取控制点附近的由网格采样得到的点作为数据点 $\mathbf{s}_0 = (x_0, y_0)^T$ 。使用基于 SURF 特征匹配的方法及传统的基于 SIFT 特征匹配的方法对数据点 $\mathbf{s}_0 = (x_0, y_0)^T$ 进行变形参数初值估计并用 N-R 迭代法

进行优化处理, 结果如表 2 所示。对比度量标准函数 C_{ZNSSD} , 可知本文的方法比 SIFT 法估算的初值更加精确, 匹配时间更短且后续的迭代优化步骤也相对减少, 即加快了计算速度。由计算得出的位移值可以看出鱼鳞在拉伸变形过程中 y 方向发生了较大位移变形, x 方向的位移变形则较小且是由两边往中间缩进。根据邻近变形几乎相同的假设, 通过遍历子区内与数据点相邻近的所有其他像素点则可以计算出整幅图的像素位移, 从而得出鳞片的整体变形情况。

表 2 迭代优化处理后结果数据
Table 2 Result data of iterative optimization

SURF					SIFT				
Data point	Number of iterations	Displacement / pixel	C_{ZNSSD}	Matched time /s	Data point	Number of iterations	Displacement / pixel	C_{ZNSSD}	Matched time /s
(1080,575)	8	(38.1830, -10.4705)	0.0085		(550,650)	11	(40.2850, -11.5215)	0.0115	
(1110,610)	6	(39.7364, -15.1955)	0.3618		(490,450)	10	(42.7661, -10.5945)	0.1003	
(1050,575)	8	(36.4174, -11.8427)	0.0081	41.289	(540,430)	10	(39.4572, -13.6436)	0.0932	124.545
(1070,575)	7	(38.9344, -8.2072)	0.0916		(580,620)	11	(38.8744, -10.3471)	0.1810	
(1110,600)	6	(39.4102, -13.0080)	0.0209		(610,280)	10	(39.4305, -10.8820)	0.3067	

5 结 论

提出了一种使用 SURF 特征匹配估计初值的数字图像相关法,估算得到的变形参数作为 N-R 迭代初值来优化度量标准函数 C_{ZNSSD} ,可以更加快速精确地获得使 C_{ZNSSD} 最小化的兴趣点位移值。最后用鲤鱼鱼鳞拉伸变形实验结果充分说明了该方法的准确性与稳健性。

参 考 文 献

- 1 Tang Zhengzong, Liang Jin, Guo Cheng. Slant-axis digital image correlation method based on photogrametric correction [J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(11): 1112007.
唐正宗, 梁晋, 郭成. 基于摄影测量校正的斜光轴数字图像相关方法[J]. 光学学报, 2011, 31(11): 1112007.
- 2 Pan Bing, Wu Dafang. High-temperature digital image correlation method based on optical band-pass filtering imaging [J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(2): 0212001.
潘兵, 吴大方. 基于带通滤波成像的高温数字图像相关方法[J]. 光学学报, 2011, 31(2): 0212001.
- 3 Gu Guoqing, Wang Kaifu, Xu Xing. Measurement of in-plane micro-rotations and rotation-center location of a rigid body by using digital image correlation [J]. Chinese J 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.
- 4 Shi Hongjian, Ji Hongwei, He Xiaoyuan. Optical 3D deformation measurement system and its application to investigation of mechanical behaviors of micro-structure [J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(3): 0312007.
史红健, 计宏伟, 何小元. 一种三维变形光学测量系统及微结构力学性能测试应用[J]. 光学学报, 2011, 31(3): 0312007.
- 5 Pan Bing, Wu Dafang, Xie Huimin, *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.
- 6 H W Schreier, M A Sutton. Systematic errors in digital image correlation due to undermatched subset shape functions [J]. Experimental Mechanics, 2002, 42(3): 303-310.

- 7 B Pan, H M Xie, Z Q Guo, *et al.*. Full-field strain measurement using two-dimensional Savitzky-Golay digital differentiator in digital image correlation [J]. Opt Engng, 2007, 46(3): 033601.
- 8 H A Bruck, S R McNeil, M A Sutton, *et al.*. Digital image correlation using Newton-Raphson method of partial differential correction [J]. Experimental Mechanics, 1989, 29(3): 261-267.
- 9 G Vendroux, W G Knauss. Submicron deformation field measurements; part 2. Improved digital image correlation [J]. Experimental Mechanics, 1998, 38(2): 86-92.
- 10 Pan Bing, Xie Huimin, Dai Fulong. An evaluation of sub-pixel registration algorithms in digital image correlation [J]. Acta Mechanica Sinica, 2007, 29(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, 29(2): 245-252.
- 11 Pan Bing, Xie Huimin, Xia Yong, *et al.*. Large-deformation measurement based on reliable initial guess in digital image correlation method [J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(2): 400-406.
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.
- 12 H Bay, T Tuytelaars, L V Gool. SURF: speeded up robust features [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- 13 D G Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International J Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- 14 Luo Juan, Oubong Gwun. A comparison of SIFT, PCA-SIFT and SURF [J]. International J Image Processing, 2009, 3(4): 143-152.
- 15 Y Zhou, Y Q Chen. Feature matching for automated and reliable initialization in three-dimensional digital image correlation [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2013, 51(3): 213-223.
- 16 W Tong. An evaluation of digital image correlation criteria for strain mapping applications [J]. Strain, 2005, 41(4): 167-175.
- 17 B Pan. Reliability-guided digital image correlation for image deformation measurement [J]. Appl Opt, 2009, 48(8): 1535-1542.
- 18 B Pan, Z Wang, Z Lu. Genuine full-field deformation measurement of an object with complex shape using reliability-guided digital image correlation [J]. Opt Express, 2010, 18(2): 1011-1023.

栏目编辑: 王晓琰