

文章编号 1004-924X(2021)09-2235-12

## 斜视场弱相关散斑图像的离散化匹配

叶美图<sup>1,2</sup>, 梁 晋<sup>1\*</sup>, 李磊刚<sup>2</sup>, 任茂栋<sup>2</sup>, 陈仁虹<sup>1,2</sup>

(1. 西安交通大学 机械工程学院 机械制造系统工程国家重点实验室, 陕西 西安 710049;  
2. 新拓三维技术(深圳)有限公司 创新实验室, 广东 深圳 518060)

**摘要:**为了解决由视场倾斜造成的弱相关散斑图像难以匹配的问题,提出一种大倾角数字散斑图像的离散化匹配方法。基于小尺寸子区匹配受倾斜影响相对较小的规律,首先将大尺寸种子点离散化为小尺寸种子点群进行匹配;然后整合小尺寸种子群匹配结果从而获得大尺寸种子点的匹配初始值;经过精确调整该值后即可获得准确的大尺寸种子点匹配坐标;最后利用种子点扩散算法即可实现倾斜图像的完整匹配。通过模拟生成 $0\sim 42^\circ$ 倾斜角图像序列并在子区半径 $7\sim 30$  pixel范围内进行匹配测试,确定了倾斜角度和子区尺寸是影响图像匹配的主要因素,给出了成功匹配倾斜图像过程中关键参数的选择依据,验证了离散化匹配方法的有效性,并对比了其综合性能。数值模拟和实验结果表明,本文所提离散化匹配方法的精度在 $\pm 0.03$  pixel内,有效提高了斜视场下散斑图像的匹配成功率,能够满足倾斜 $40^\circ$ 以下视场的散斑图像的稳定匹配和变形测量需求。

**关键词:**光学测量;弱相关匹配;子区离散化;种子点扩散;成功率提升

**中图分类号:** TP394.1; TH74 **文献标识码:** A **doi:** 10.37188/OPE.20212909.2235

## Discretization matching of weakly-correlated speckle images in oblique field of view

YE Mei-tu<sup>1,2</sup>, LIANG Jin<sup>1\*</sup>, LI Lei-gang<sup>2</sup>, REN Mao-dong<sup>2</sup>, CHEN Ren-hong<sup>1,2</sup>

(1. *State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;*

2. *Innovation Lab, XTOP 3D Technology (Shenzhen) Co. Ltd., Shenzhen 518060, China)*

\* *Corresponding author, E-mail: liangjin@mail.xjtu.edu.cn*

**Abstract:** To solve the problem of weak correlations between speckle images caused by oblique perspectives, a discretized matching method of digital speckle images at large oblique angles is proposed. Based on the rule that the matching of small-sized subsets is relatively little affected by tilt, large-sized seed points are first discretized into small sized seed point clusters. Clusters are then matched, and matching results for small-sized seed point clusters are then integrated to obtain initial values for large-sized seed points. Accurate matching results can be obtained for large-sized seed points after precise adjustments. Oblique images are then completely matched through a seed point diffusion matching strategy. Finally, deformations can be calculated. An image sequence rotated by degrees within a  $0 - 42^\circ$  span was generated by simulation, and the matching test was carried out over a  $7 - 30$  pixel subset radius. Based on the test

收稿日期:2021-03-23;修订日期:2021-04-30.

基金项目:国家自然科学基金项目(No. 51865057)

above, it was determined that oblique angle and subset size are the main factors affecting image matching. Suggestions for selecting key parameters critical for successful matching of oblique images is given. The efficacy of the proposed method is verified, and its comprehensive performance is evaluated. Numerical simulations and experiment results indicate that matching accuracy of the proposed method is within  $\pm 0.03$  pixel. We also demonstrate that the proposed method effectively improves the rate of success of speckle image correlations in oblique fields of view, which can satisfy the requirements for stable matching of oblique speckle images and deformation measurements below  $40^\circ$ .

**Key words:** optical measurement; weak-correlated matching; subset discretization; seed point diffusion; rate of success improvement

## 1 引言

数字图像相关法(Digital Image Correlation, DIC)自 20 世纪 80 年代提出以来<sup>[1]</sup>,因其在变形测量领域具有非接触式、精度高、光路简单等优点,在航空航天、汽车船舶、桥梁建筑、微型飞行器等行业受到了广泛的应用<sup>[2-4]</sup>。该方法通过对物体表面变形前后采集的两幅散斑图像进行相关匹配和计算,以求取物体表面的变形场<sup>[5]</sup>。匹配过程需要高质量的散斑图像和准确的变形参数初值。然而在一些复杂工况的变形测量过程中,受测量条件限制,往往会出现相机极度倾斜、散斑特征压缩、图像间相关性很弱等情况,导致变形参数初值不准,相关匹配难以进行<sup>[6]</sup>。因此,对于斜视场下的物体变形测量,如何提升弱相关图像匹配的鲁棒性,保证匹配计算的成功率和精度是一个值得研究的问题。

经典的数字图像相关法<sup>[7]</sup>使用牛顿法迭代求解变形系数,但该算法只包容子区的小角度倾斜(小于  $7\sim 10^\circ$ ),对于较大的倾斜角图像,往往存在“弱相关”甚至严重的“去相关”问题。目前也有学者对倾斜图像的匹配问题进行了研究,魏斌<sup>[8]</sup>等针对大型上单翼飞机机翼在倾斜视场下的三维全场变形测量难题,给出了双时态种子点并行匹配方案,但并未考虑到每个时态跟踪时丢帧的基本问题,如果种子点匹配失败则方案难以进行。文献[9]中给出了一种用于大视场大倾角测量的椭圆散斑生成方法,该方法通过对散斑施加预变形来抵消因倾斜造成的影响,但仅适用于已知的倾斜角度,因而灵活性不高。苏勇<sup>[10]</sup>等通过开源软件“光绘”(Glare)可以模拟生成具有平移、拉伸/压缩、旋转等特性的数字散斑图像,但对于

倾斜问题还没有给出科学、通用的模拟生成方法。文献[11]中提出了一种利用 SURF<sup>[12]</sup>结合 RANSAC 的“校正-匹配-反投影”的思路,用以完成正视图在垂直平面内的双目图像旋转匹配,但对于倾斜图像来说:其一,散斑的倾斜变形使得常规特征描述法(如 SURF)受限,即使 Mariano Rodriguez 等开发了能够稳定获得倾斜特征并建立对应关系的 FAST AIIM 算法<sup>[13]</sup>,但[11]中提到的策略并不适用,因为利用特征点对反求倾斜校正矩阵的过程缺乏理想的正对图像做参考,且投影变换过程不可逆,因此无法获得精确的校正参数;其二,特征检测对于大视场非常耗时,用以解决工程问题并不适用<sup>[14]</sup>;其三,在物体表面粘贴标志点借以辅助匹配的方法<sup>[15]</sup>也不适用,因为标志点如圆形编码点和非编码点等受倾斜影响也很大,倾斜造成的特征畸形使得标志点也难以识别,且 Datta 等人证明标志点本身的椭圆检测中心就存在偏差<sup>[16]</sup>,因此辅助匹配产生的累积误差也不可接受。

本文提出一种大倾角数字散斑图像的离散化匹配方法,有效提升了斜视场散斑成像的匹配成功率和鲁棒性。基于小尺寸子区匹配受倾斜影响相对较小的规律,首先将大尺寸子区种子点离散化为小尺寸种子群进行相关匹配,然后整合种子群匹配结果,经过精确调整后获得准确的大尺寸种子点匹配坐标。该方法的核心思想是,匹配前将参考子区“化整为零”,匹配后再“集零为整”,通过匹配成功的小子区建立参考子区集群和目标子区集群之间的对应关系,然后获取参考子区的匹配初值,再利用精匹配对该初值进行精确调整,从而获得准确的 DIC 匹配结果,再结合种子点扩散匹配策略,从而完成倾斜散斑图像的

完整匹配,最后用于变形测量。

### 2 斜视场散斑图像的弱相关问题

为了保证图像之间的相似性,要求图像采集过程中视野要正对,也即相机光轴与被测物体表面要严格垂直。对于正对视野下采集的图像,其匹配的相关系数场中的峰值非常明显,如图 1(a)所示,其峰值非常接近 1.0,该现象称为“强相关”;但对于一些受测量环境遮挡、图像难以正面采集、测量过程中物体表面发生较大倾斜等复杂的斜视场测量工况,其相关系数场的分布非常散乱,相关系数较小(如图 1(b)倾斜 28°示例中均小于 0.20),图像整体呈现严重的“弱相关”性。以

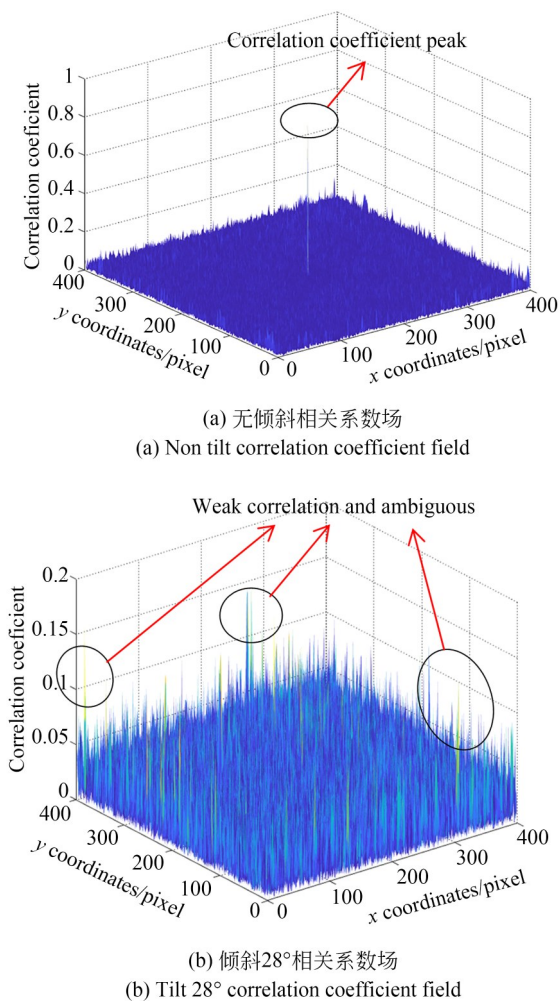


图 1 不同倾斜程度图像匹配的相关系数场  
Fig. 1 Coefficient field of image in different oblique degrees

上情况的相关计算过程中存在很大的干扰,峰值的多义性问题极易造成迭代算法陷入局部最优,引起匹配失败,导致变形无法测量。因此本文提出一种离散化匹配方法,旨在有效解决上述问题。

### 3 倾斜散斑图像的离散化匹配

#### 3.1 引入离散化策略的图像匹配流程

如图 2 所示为引入离散化匹配方法的图像匹配流程。对应于本文 3.2 节,经过参考图像上子区划分后,一般手动选择某一参考子区作为种子点进行粗、精匹配(3.2 中 Step 2),若种子点匹配成功,则在目标图像上获得了目标子区,此时的目标子区已经具有自身的变形系数。因此通过种子点扩散算法,逐层匹配邻域的子区,最后完成整幅图像的匹配。但对于倾斜视场成像的散斑图像来说,该过程很容易在种子点匹配环节就已失败,从而导致图像匹配失败。因此,针对斜视场成像后 DIC 匹配失败问题,本文提出离散化匹配方法,能够有效提高倾斜图像对之间的匹配成功率,并具有较强的鲁棒性。

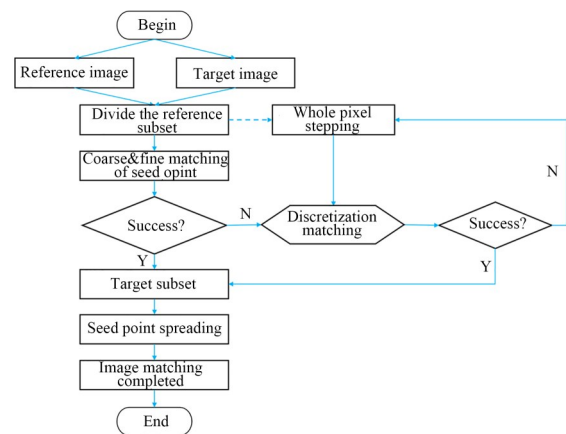


图 2 引入离散化匹配方法的图像匹配流程  
Fig. 2 Image correlation process with the discretization matching method

#### 3.2 离散化匹配过程

根据图 2,对于一个计算区域内的点,若大子区离散化匹配失败,则在该点邻近步进选择新的大种子点,再进行离散化匹配,直到匹配成功,这样能够用于整幅图像的扩散匹配,防止因选择的

种子点匹配失败而陷入死循环,导致图像匹配失败。

Step1:确定离散化尺寸,离散化种子子区。当大面片种子点  $P_0(x_0, y_0)$  粗、精匹配失败时,进入离散化匹配环节。在离散化之前,先对整幅图像上的散斑质量进行评估,要求散斑颗粒平均直径在 3~5 pixel<sup>[10]</sup>、平均灰度梯度 MIG<sup>[17]</sup> 大于 15,以保证算法的稳定收敛。根据子区灰度梯度平方和 SSSIG<sup>[18]</sup> (简称为  $\delta_f$ ) 计算子区最优尺寸,其中

$$\delta_{f_{x/y}} = \sum_{i=-M}^M \sum_{j=-M}^M [f_{x/y}(x_i, y_j)]^2, \quad (1)$$

其中:  $M$  为预设子区半尺寸,单位为像素;  $f_x(x_i, y_j)$  和  $f_y(x_i, y_j)$  分别为像素点  $(x_i, y_j)$  处在  $x$  和  $y$  方向的灰度导数,且由相邻点的中心差分计算:

$$\begin{cases} f_x(x_i, y_j) = \frac{f(x_{i+1}, y_j) - f(x_{i-1}, y_j)}{2} \\ f_y(x_i, y_j) = \frac{f(x_i, y_{j+1}) - f(x_i, y_{j-1})}{2} \end{cases}, \quad (2)$$

其中,  $f$  表示取对应像素的灰度值,对于 8 位图像,

该值范围为 0~255。从式(2)中可看出,散斑图像的灰度梯度和随子区尺寸增大而增大,因此根据文献[18]中最优子区选择方法,给定一个阈值  $S_T$ ,当满足下式时得到推荐的最优半尺寸  $M_{opt}$ 。

$$\delta_{f_{x/y}} > S_T. \quad (3)$$

本文中使用的阈值  $S_T$  为  $4.4 \times 10^5$ 。设离散化后的子区半尺寸为  $m$ ,则  $m$  的选取依据为:

$$m = \begin{cases} 7, & M_{opt} \leq 7 \\ 10, & M_{opt} > 7, \alpha \leq 35^\circ \\ 7, & M_{opt} > 7, \alpha > 35^\circ \end{cases}, \quad (4)$$

其中,  $\alpha$  为倾斜角度,  $m$  的选取依据在第 4 节。离散化得到了参考图像上小子区集群点  $P(x_i, y_j)$ 。

Step2:匹配离散化后的小子区  $P(x_i, y_j)$ ,得到小子区点群  $Q(x_i, y_j)$ 。假设原大子区的中心坐标为  $(x, y)$ ,则该子区为对角点  $(x - M, y - M)$  和  $(x + M, y + M)$  范围像素内。设离散化步长为  $t$ ,离散化得到的参考图像上小子区点群为  $P$ ,则 1 个大子区种子点离散化后得到的小子区个数  $n$  为  $\text{INT}(M/t)^2$  个,其中  $\text{INT}$  表示向下取整。

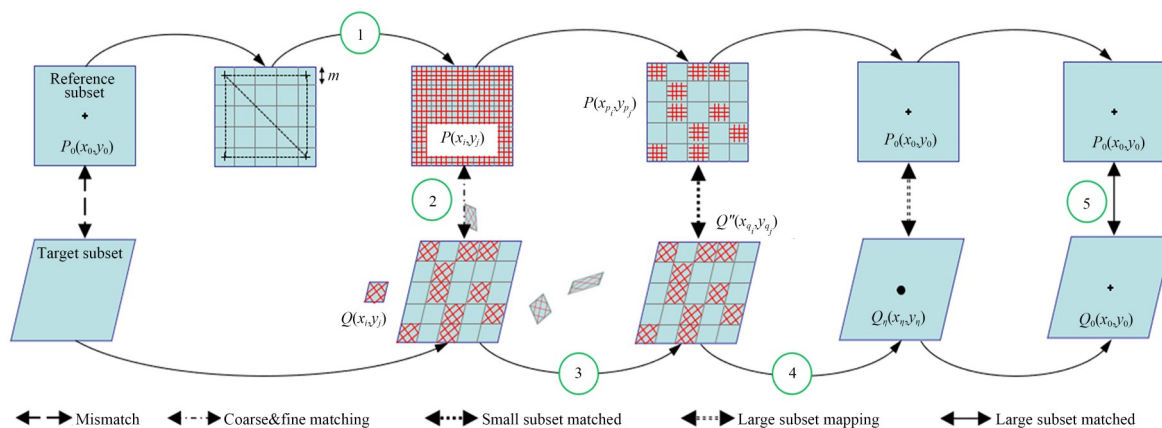


图 3 离散化匹配方法示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the discretization matching method

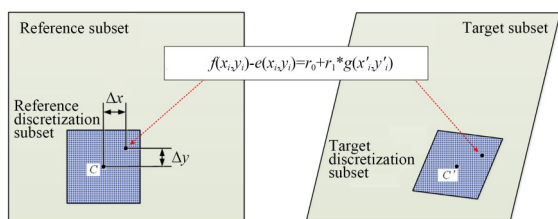


图 4 离散化子区匹配原理

Fig. 4 Discretization subset matching principle

如图 4 所示为数字图像相关离散化子区匹配原理图,与传统的 DIC 算法<sup>[5,8,19]</sup>的不同之处在于,离散化子区匹配的过程是对参考子区和目标二级子区,也即图上的“参考离散化子区”C 和“目标离散化子区”C' 进行相关匹配,该过程是多个种子子区进行粗、精匹配,匹配选用一阶映射函数:

$$\begin{cases} x'_i = x_0 + \Delta x + u + u_x \Delta x + u_y \Delta y \\ y'_i = y_0 + \Delta y + v + v_x \Delta x + u_y \Delta y \end{cases} \quad (5)$$

其中: $u, v$ 分别表示点 $(x_0, y_0)$ 在 $x$ 和 $y$ 方向上的位移, $\Delta x$ 和 $\Delta y$ 表示该点与子区中心的距离, $u_x, v_x$ 和 $u_y, v_y$ 是图像子区的位移梯度。为了抵抗环境光对图像匹配的干扰,本文采用一种改进的最小距离平方和系数<sup>[19]</sup>,其形式为:

$$C_{\text{PSSD}} = \sum_{i=-m}^m \sum_{j=-m}^m [f(x_i, y_j) - r_0 - r_1 \times g(x'_i, y'_j)], \quad (6)$$

其中: $f(x_i, y_j)$ 表示 $C$ 内一点 $(x_i, y_j)$ 的像素灰度值, $g(x'_i, y'_j)$ 表示的是 $C'$ 内一点 $(x'_i, y'_j)$ 的像素灰度值;PSSD意即光照补偿最小距离平方和, $r_0$ 和 $r_1$ 是引入的两个补偿光照强度的参数。利用式(5)和(6)式进行匹配,该过程是一个非线性迭代求解的过程,需要给出未知数的初值,通常先粗匹配得到 $u, v$ 的初值,并设定变形初值 $u_x, u_y, v_x, v_y$ 均为0,光补偿系数 $r_0=0, r_1=1$ 。

设匹配过程中非线性迭代时未知数的改正数向量为 $x$ ,偏导数矩阵为 $A$ ,观察值的向量(参考离散化子区与目标离散化子区像素值的差)为 $l$ ,假设子图像的像素数为 $n$ ,则每个离散化子区对应的误差方程为:

$$l_{n,1} + v_{n,1} = A_{n,8,8,1} x, \quad (7)$$

其中: $x^T = [du, du_x, du_y, dv, dv_x, dv_y, dr_0, dr_1]$ , $v$ 为误差项。利用最小二乘的方法求解方程可得:

$$x = (A^T P A)^{-1} (A^T P l), \quad (8)$$

其中, $P$ 为权值,一般情况下可以令 $P$ 为单位矩阵,也即所有的观测量的权值相等。求得 $x$ 之后,对未知数进行更新,并重复上述过程,直到改正数 $x$ 小于一定的阈值 $\epsilon$ ( $\epsilon$ 一般为0.001量级)。最后可得到每个像点的匹配残差为:

$$s_0 = \sqrt{\frac{\sum \sum v^2}{\tau - \rho}}, \quad (9)$$

也即未知数的非线性迭代优化的后验标准差。式中 $v$ 为优化残差向量; $\tau$ 为子图像像素点数目; $\rho$ 为未知数数目,此处 $\rho=6$ 。

为了获得准确可靠的倾斜匹配,设定极线约束和范围限定参数要求较高,外极线约束为5 pixel,残差阈值为20,迭代阈值 $\epsilon$ 为0.001。按照上述匹配过程得到对应的目标图像上的匹配点

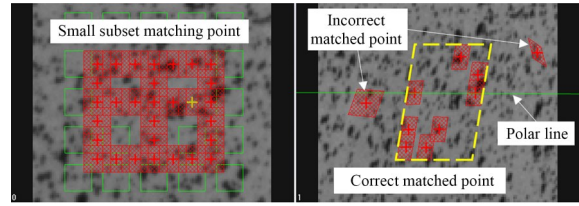


图5 倾斜图像上的离散化子区 DIC 匹配

Fig. 5 DIC matching of small subsets within the oblique images

群为 $Q$ ,此时的 $Q$ 中存在匹配失败点或错误点,如图5所示,左图中共选择30个种子点(每个“+”号),右图显示匹配了10个点,其中还有2个点匹配错误。

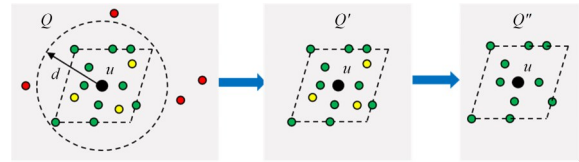


图6 错误匹配点剔除

Fig. 6 Elimination of mismatched points

Step3:剔除 $Q(x_i, y_j)$ 中存在的错误匹配点,获得正确的小子区集群点 $Q''(x_i, y_j)$ 。如图6所示,首先利用像素距离法去除子区外围的匹配错误点,再用残差阈值法排除内部错误的匹配点。设 $Q(x_i, y_j)$ 点群的重心为 $u$ ,像素距离为 $d_i$ ,设置为一个大子区尺寸 $3M/2$ 为距离阈值,则有

$$d_i = |Q_i - \mu| < \frac{3}{2} M, \quad (10)$$

其中, $\mu = \mu(\bar{x}, \bar{y}) = \frac{1}{N} \left( \sum_{i=1}^N x_i, \sum_{i=1}^N y_i \right)$ 。  $Q(x_i, y_j)$

经过像素距离排除后得到 $Q'(x_i, y_j)$ ,有效去除了范围之外的错误点(图6中的红色圆点)。用残差阈值法去除在范围内但匹配错误的点,即

$$s_0 \leq s_i, \quad (11)$$

其中: $s_0$ 由式(9)计算得出, $s_i$ 为排错残差阈值。用阈值法剔除的点的错误表现为匹配系数及映射形状与正确点不一致(黄色圆点),因此匹配残差往往在10.0以上,可通过 $s_i$ 有效去除,得到 $Q''(x_i, y_j)$ (绿色圆点)。

Step4:映射参考大子区中心,得到目标大子区中心初值。对于 $Q''(x_i, y_j)$ 中的 $n$ 个元素先进行共线判断,若 $n < 3$ 则视为匹配失败,大子区按

整像素步进进行重新计算;若  $n=3$ , 记该 3 点的坐标为  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3)$ , 对该 3 个点进行共线判定。

$$\begin{cases} (y_3 - y_1)(x_2 - x_1) - (y_2 - y_1)(x_3 - x_1) \neq 0 \\ l = \left| \frac{Dx_3 + Ey_3 + F}{\sqrt{D^2 + E^2}} \right| > m \end{cases}, \quad (12)$$

其中:  $D, E, F$  为直线系数, 由点坐标确定;  $l$  为任意匹配正确的小子区中心到该直线的距离。对于倾斜匹配, 同一列或同一行的点总会存在中心

$$A = \begin{bmatrix} x_{p1} & y_{p1} & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_{p1} & y_{p1} & 1 \\ x_{p2} & y_{p2} & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_{p2} & y_{p2} & 1 \\ x_{p3} & y_{p3} & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_{p3} & y_{p3} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{pn} & y_{pn} & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_{pn} & y_{pn} & 1 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} -x_{p1}x_{q1} & -y_{p1}x_{q1} \\ -x_{p1}y_{q1} & -y_{p1}y_{q1} \\ -x_{p2}x_{q2} & -y_{p2}x_{q2} \\ -x_{p2}y_{q2} & -y_{p2}y_{q2} \\ -x_{p3}x_{q3} & -y_{p3}x_{q3} \\ -x_{p3}y_{q3} & -y_{p3}y_{q3} \\ \vdots & \vdots \\ -x_{pn}x_{qn} & -y_{pn}x_{qn} \\ -x_{pn}y_{qn} & -y_{pn}y_{qn} \end{bmatrix}, \eta = \begin{bmatrix} x_{q1} \\ y_{q1} \\ x_{q2} \\ y_{q2} \\ x_{q3} \\ y_{q3} \\ \vdots \\ x_{qn} \\ y_{qn} \end{bmatrix}$$

对于已知的参考图像上大子区中心点坐标, 有映射式:

$$Q_\eta(x_\eta, y_\eta) = P_0(x_0, y_0) \cdot \eta. \quad (15)$$

从而获得  $P_0(x_0, y_0)$  的匹配初值  $Q_0(x_0, y_0)$ , 该匹配初值还需要进一步调整。

Step5: 精匹配目前大子区中心初值, 获得准确的匹配结果。对于精确标定的双目成像系统来说, 对应点与目标图像的极线非常接近, 因此利用式(5~9)对点  $Q_\eta(x_\eta, y_\eta)$  在极线附近进行精确匹配, 用以微调其映射位置, 从而得到精确的亚像素级(百分之几个像素)匹配结果  $Q_0(x_0, y_0)$ 。

大种子点离散化匹配完成后, 利用种子点扩散匹配<sup>[20]</sup>进行图像上所以子区尺寸的并行计算匹配。种子点扩散匹配的思路是, 基于图像上子区连续的事实, 将种子点的匹配系数(式(5)所示)赋给 6 个邻域子区, 邻域的子区将该组系数作为匹配的初值进行迭代计算, 不断地向外扩散, 直至所有的点匹配完成。种子点扩散的方法既增加了匹配稳定性, 又极大的提升了匹配效率, 将匹配复杂度由  $o[N]$  降低到  $o[(N/k)^{1/2}]$ 。其中  $N$  为待匹配点数,  $k$  为单幅图像上所选择的种子

偏移, 因此认为至少存在直线外一点满足式(12)时不共线。对于大于 3 个点以上的集群点  $Q''(x_i, y_j)$ , 先任意固定两点, 按式(12)遍历所有点进行不共线判定, 完成后进行点映射。记  $P(x_i, y_j)$  中与  $Q''(x_i, y_j)$  中对应的点群分别为  $P(x_{pi}, y_{pj})$  和  $Q''(x_{qi}, y_{qj})$ 。则存在关系:

$$A\eta = B. \quad (13)$$

通过最小二乘求解可以获得映射矩阵:

$$\eta = (A^T A)^{-1} A^T B, \quad (14)$$

其中:

$$A = \begin{bmatrix} x_{p1} & y_{p1} & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_{p1} & y_{p1} & 1 \\ x_{p2} & y_{p2} & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_{p2} & y_{p2} & 1 \\ x_{p3} & y_{p3} & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_{p3} & y_{p3} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{pn} & y_{pn} & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_{pn} & y_{pn} & 1 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} -x_{p1}x_{q1} & -y_{p1}x_{q1} \\ -x_{p1}y_{q1} & -y_{p1}y_{q1} \\ -x_{p2}x_{q2} & -y_{p2}x_{q2} \\ -x_{p2}y_{q2} & -y_{p2}y_{q2} \\ -x_{p3}x_{q3} & -y_{p3}x_{q3} \\ -x_{p3}y_{q3} & -y_{p3}y_{q3} \\ \vdots & \vdots \\ -x_{pn}x_{qn} & -y_{pn}x_{qn} \\ -x_{pn}y_{qn} & -y_{pn}y_{qn} \end{bmatrix}, \eta = \begin{bmatrix} x_{q1} \\ y_{q1} \\ x_{q2} \\ y_{q2} \\ x_{q3} \\ y_{q3} \\ \vdots \\ x_{qn} \\ y_{qn} \end{bmatrix}$$

点个数。

## 4 数值模拟

### 4.1 倾斜散斑图像序列生成

基于视觉成像(如人眼、相机等)在倾斜之后“远小近大”的事实, 利用一个投影变换将正对散斑图像远端压缩近端拉伸, 从而模拟出效果较为真实的倾斜图像。如图 7 所示为倾斜散斑图像生成原理图, 生成过程为: 先按随机光强散斑分布得到平面正对图像  $abcd$ , 理论上此时的光轴  $I_2$  严格垂直于成像表面, 也即通过式(16)得到正对图像  $I_1$ ; 然后生成掩模图像  $I_2$  作为  $I_1$  投影变换之后的背景, 并保证图像序列的分辨率一致; 对  $I_1$  施

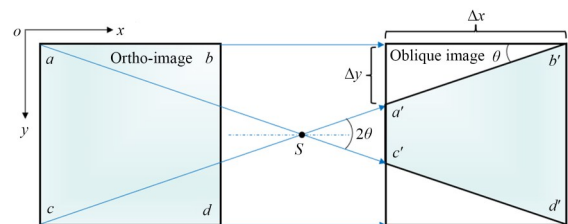


图 7 倾斜成像投影示意图

Fig. 7 Schematic diagram of oblique imaging projection

加一个已知的  $H$  投影变换,得到的变换效果为  $a'b'c'd'$ ,也即相对来说  $ac$  被压缩而  $bd$  被拉伸,将变换之后的  $I_1$  覆盖到  $I_2$  上,得到具有一定倾斜效果的图像  $I_3$ ,不同的倾斜效果由不同的投影矩阵  $H$  来决定。

$$\begin{cases} I_1(x, y) = \sum_{k=1}^s I_k^0 \exp \left[ \frac{-((x-x_k)^2 + (y-y_k)^2)}{R^2} \right], \\ I_2(x, y) = \text{zeros}(x, y) \\ I_3(x, y) = I_2 * (1 - H \cdot I_2) + (H \cdot I_1) * (H \cdot I_2) \end{cases} \quad (16)$$

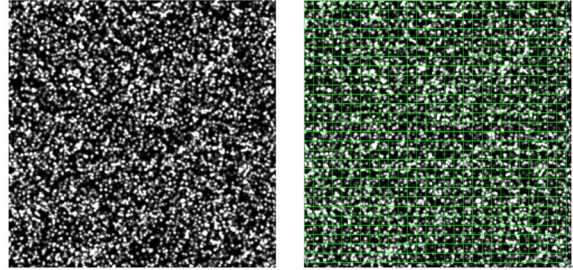
其中:  $I_1(x, y)$  为变形前的参考图像;  $I_2(x, y)$  为模板图像,选择纯黑色背景图;  $I_3(x, y)$  为按投影变换得到的倾斜图像;  $s$  为散斑颗粒的总个数;  $R$  为散斑颗粒的尺寸;  $I_k^0$  为每个散斑颗粒的随机光强;  $(x_k, y_k)$  为每个散斑颗粒的随机分布位置。  $H$  为待变换的单应矩阵或基础矩阵。对于平面变换,单应矩阵  $H$  由两幅图像上对应的4对点计算获得,假设图像上对应的点对分别为  $p_1(x_1, y_1)$ ,  $p_2(x_2, y_2)$ ,  $p_3(x_3, y_3)$ ,  $p_4(x_4, y_4)$  和  $p_1'(x_1', y_1')$ ,  $p_2'(x_2', y_2')$ ,  $p_3'(x_3', y_3')$ ,  $p_4'(x_4', y_4')$ , 以上每幅图中的任意3点均不共线。则单应矩阵  $H_{3 \times 3}$  可由高斯消去法求解,将以上4对点带入式(14)中  $A$  矩阵的前8行中求解得到。

如图7,记变换后  $a'b'$  与  $c'd'$  的交点为  $S$ ,该点也可认为是倾斜成像的投影光心。记  $a'b'$  与  $ab$  的夹角为  $\theta$ ,根据平面投影关系可得倾斜角度  $\alpha$  为

$$\alpha = 2\theta = 2 * \arctan \frac{\Delta y}{\Delta x}. \quad (17)$$

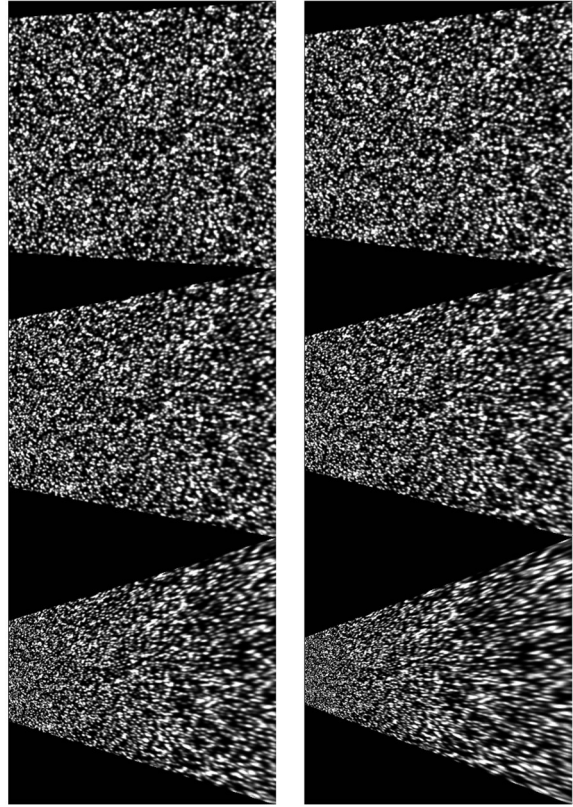
也即  $\theta$  为由倾斜导致的边  $ac$  的压缩量与边  $ab$  原长比值的反正切,  $\alpha$  为两倍的  $\theta$ 。本文中以双目一正一斜为研究模式,生成相应的散斑图像并进行匹配测试,得到的结论具有普适性。图8是按照  $s=10\ 000$ ,  $R=2$  计算得到的  $400 \times 400$  大小的模拟散斑图像序列,其中图8(a)左图为生成的正对图像,图8(b)中从左到右依次为倾斜角  $7.13^\circ, 14.26^\circ, 21.39^\circ, 28.52^\circ, 35.65^\circ, 42.78^\circ$  的倾斜散斑图像。以图8(b)中的第4幅图生成过程为例, (a)左图为正对图像,其四个顶点分别为  $(1, 1), (1, 400), (400, 1), (400, 400)$ , 为使倾斜角度为  $21^\circ$ , 其四个顶点应为  $(1, 125), (1, 400), (275, 1), (400, 400)$ , 按式(14)计算得到的投影

$$\text{矩阵 } H_5 = \begin{bmatrix} 0.3738 & -0.3119 & -0.0016 \\ 0 & 0.3753 & 0 \\ 0.6246 & 124.7413 & 1 \end{bmatrix}.$$



(a) 原图和子区划分(倾斜  $0^\circ$ )

(a) Original drawing and sub area division (tilt  $0^\circ$ )



(b) 不同倾斜角度图像(左起分别为倾斜  $7.13^\circ, 14.26^\circ, 21.39^\circ, 28.52^\circ, 35.65^\circ, 42.78^\circ$ )

(b) Images with different tilt angles (tilt  $7.13^\circ, 14.26^\circ, 21.39^\circ, 28.52^\circ, 35.65^\circ, 42.78^\circ$  from the left)

图8 模拟生成的不同倾斜角度散斑图像

Fig. 8 Simulated speckle images in different oblique angles

## 4.2 弱相关性测试与离散化匹配

如图9所示显示了不同倾斜角度下,不同子区尺寸的在整幅图上的匹配概率,也即匹配成功

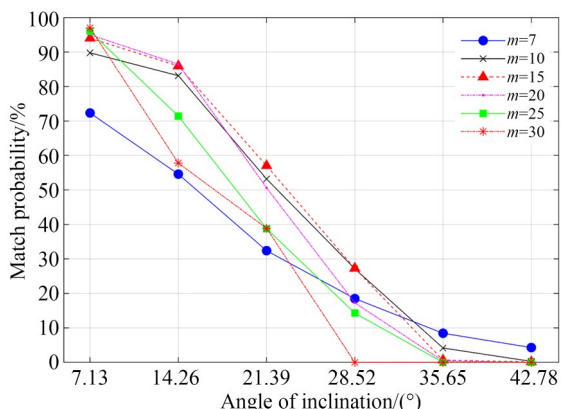


图9 倾斜图像在不同子区尺寸下的匹配概率统计

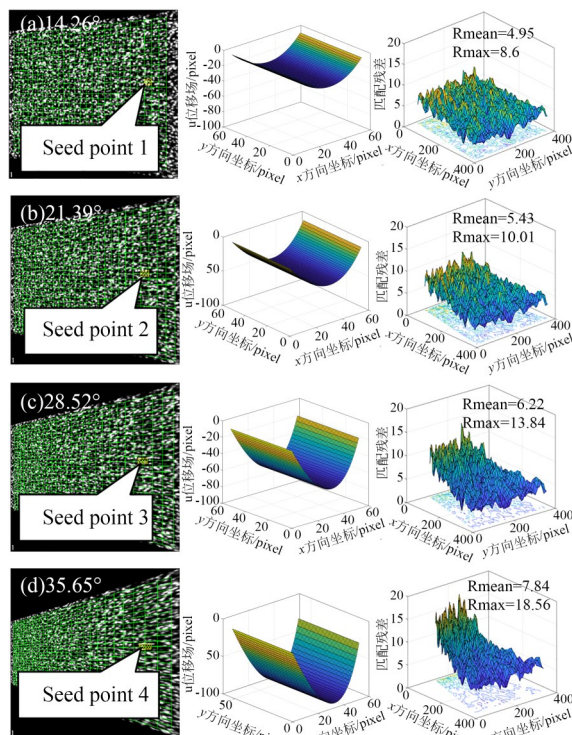
Fig.9 Matching probability statistics of oblique images under different subset sizes

的点数与总匹配点数之间的比值。可以看到在倾斜角越小的图像,大子区尺寸的匹配成功率越高;随着倾斜角度增大,大子区尺寸的成功率下降很快,如 $m=30$  pixel在倾斜角为 $28.52^\circ$ 时即不能匹配了;而小子区尺寸在倾斜角较小时匹配概率稍低,但随着倾斜角增大,相比大子区尺寸其匹配概率反而较高,这是因为小子区在匹配维度上受倾斜的影响相对较小。正是基于上述规律,才保证了本文中离散化匹配算法的有效性。另外,图中也显示了在 $m=10$  pixel时对于倾斜角小于 $28.52^\circ$ 的匹配概率都是最高的,而大于 $28.52^\circ$ 则 $m=7$  pixel的匹配概率较高,这也为式(4)中在 $\alpha > 35$ 时选取 $m$ 为7提供了依据。

之所以通过小子区的辅助来匹配大子区,而不是直接以小子区进行扩散匹配,主要考虑到两个原因:(1)受限于孔径问题(Aperture Problem)<sup>[21]</sup>,子区划分时不能过小,否则易因模板匹配的特征不足导致匹配错误或失败;(2)同一倾斜角度下小子区的匹配成功率高于大子区,但也伴随一定的匹配失败几率。基于以上两方面的原因,离散化匹配策略的创新之处在于,通过最优子区尺寸给出了合适的离散化子区尺寸选择,即避免了孔径问题,又有效排除了小子区尺寸的错误匹配点,保证了大子区匹配的成功率和鲁棒性。需要注意的是,本方法仅在散斑质量良好的情况下有效,对于MIG较小、颗粒直径过大的散斑图像收敛性能不稳定,这是因为离散化之后并不能保证每一个小子区都有足够的灰度变化特征来保证匹配,当散斑过于稀疏,大子区种子点内本身的

斑点特征就不够,因此离散化的小子区匹配更得不到保证,这也是本方法存在的局限。

同时,倾斜对图像上散斑的压缩、拉伸等变形也可以用图10来直观的说明。图10(a)~10(d)中分别列出了倾斜角为 $14.26^\circ$ ,  $21.39^\circ$ ,  $28.52^\circ$ ,  $35.65^\circ$ 的图像离散化匹配结果、相应的 $u$ 位移场、匹配迭代残差场,其中 $R_{\text{mean}}$ 表示平均残差, $R_{\text{max}}$ 表示最大残差。从图中 $u$ 场可看出倾斜造成了散斑整体朝 $x$ 负方向进行了移动,而且散斑图上左端受压缩区域的迭代残差较右端受拉伸的区域来说要大很多,这也说明倾斜对散斑的影响程度上压缩变形大于拉伸变形。因此,大面片种子点的选取应在拉伸区域内,尽可能减少匹配离散化子区的匹配失败率,增加离散化匹配的成功率和鲁棒性。

图10 不同倾斜角度下的 $u$ 位移场及匹配残差Fig.10 Displacement  $u$  field and correlation residual of different oblique angles

### 4.3 离散化匹配的精度衡量

在大子区和小子区同时能匹配的情况下测试离散化匹配的精度。用倾斜 $0^\circ$ 的图像分别和倾斜 $7.13^\circ$ (测试I)、 $14.26^\circ$ (测试II)的图像进行

匹配,大子区用  $m=30$  pixel,小子区用  $m=10$  pixel,匹配结果与 XJTUDIC<sup>[19]</sup>中的计算结果进行对比(认为 XJTUDIC 的结果是准确的)。结果如图 11 所示,采样点在  $x$  和  $y$  方向的最大偏差都在  $\pm 0.03$  pixel 内,且偏差基本都围绕着 0 上下波动,说明了本文所提离散化匹配算法的精度和稳定性。

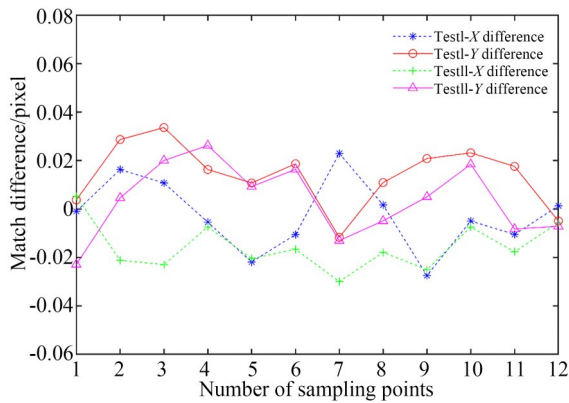


图 11 离散化匹配方法精度测试结果

Fig. 11 Accuracy test results of discretization matching method

### 4.4 综合性能对比

为了进一步说明离散化匹配方法的效果,特此同其他匹配方法如传统匹配方法<sup>[5]</sup>、SURF 结合 RANSAC<sup>[11]</sup>及 FAST AIIM<sup>[13]</sup>进行性能上的综合对比。测试计算机配置为 DELL Intel(R) Core(TM) i7-8750H CPU@2.20 GHz。如图 12 所示为不同匹配方法与倾角为  $0^\circ$  图像的匹配示例,其中(a)为传统匹配方法在倾斜角为  $21.39^\circ$  时的匹配效果,子区尺寸为 10 pixel,步长为 5,共 6 400 个点,为便于察看,子区进行了抽样显示;(b)为 SURF+RANSAC 方法在  $21.39^\circ$  的匹配效果,在 MATLAB R2018a 环境中运行,采用环境内部的 SURF 特征检测函数及参数;(c)为 FAST-AIIM 方法在  $42.78^\circ$  的匹配效果,其特征描述子选用 Root-SIFT,应用滤波核选用 ORSA Fundamental,其余参数均为默认值。

同时,图 13 和表 1 直观的给出了方法间的性能对比。从失效角度(也即开始出现匹配错误或

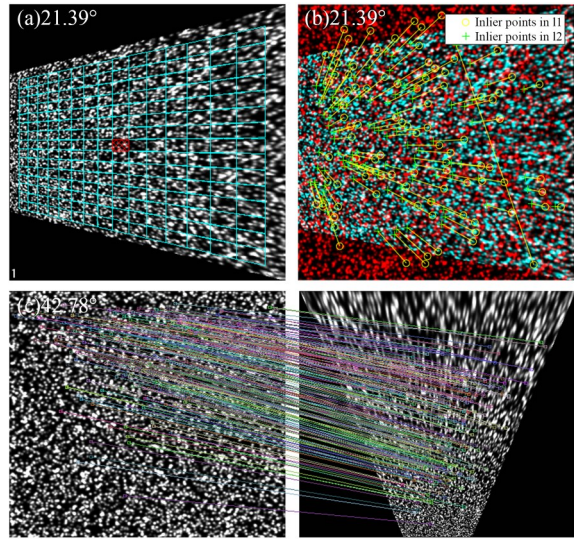


图 12 不同匹配方法的匹配示例

Fig. 12 Matching examples of different matching methods

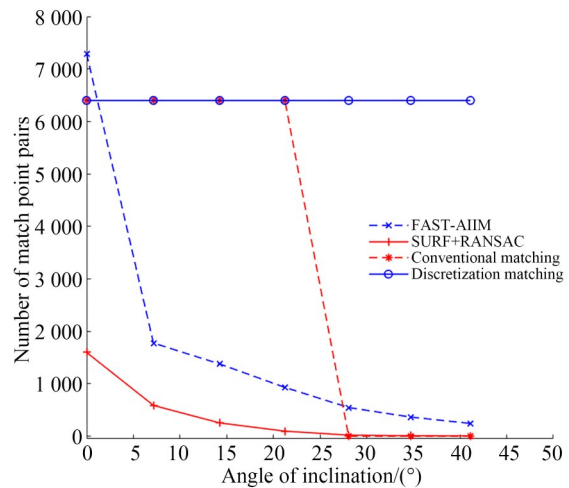


图 13 不同匹配方法的性能对比

Fig. 13 Performance comparison of different matching methods

失败的角度)来看,SURF+RANSAC 性能最差;从匹配对数来看,随倾斜角度增大,两种特征检测方法有明显的下降趋势,性能低于传统方法和本文方法;从误匹配概率来看,传统方法的误匹配概率最大,其原因在 4.2 节已给出;从精度损失来看,本文方法存在最大的精度损失,但  $\pm 0.03$  pixel 级别的损失可以接受;从匹配时间来看,FAST AIIM 方法用时最长,因此在实际应用中并不适用。综上所述,本文方法具有最佳的综合性能。

表 1 不同匹配方法的性能对比

Tab. 1 Performance comparison of different matching methods

匹配方法	失效角度/ $^{\circ}$	匹配对数	误匹配概率	精度损失/pixel	匹配时间/s
传统匹配[5]	28.52	6400	4.2%	0	1.023
SURF+RANSAC[11]	21.39	98	1.02%	$\pm 0.0075$	0.618
FAST AHM[13]	$> 42.78$	244	0%	$\pm 0.005$	13.36
本文方法	$> 42.78$	6400	0%	$\pm 0.03$	1.576

## 5 实验验证

如图 14 为实验场景图。图中 1 为被测物体, 1045MR 型无人机螺旋桨叶片, 材质为玻纤增强尼龙, 长 25.4 cm, 螺距为 4.5; 2 为 SM312DQD 型光电传感器; 3、4、5 组成双目低速成像系统, 其中 3 为双目系统的左相机, 4 为右相机, 5 为补光灯。相机的型号为 Basler Usb 3.0, 分辨率为  $2448 \times 2048$  像素, 镜头型号为 RICOH, 焦距 25 mm。实验的目的是测量无人机叶片高速旋转过程中的动态变形, 由于是高速旋转, 低速相机帧率不够, 因此需要控制相机在叶片的固定位置处采集图像。我们的办法是在一个叶片上喷涂散斑, 另一个叶片上粘贴反光标记条, 通过光电传感器感应反光标记条的反射强光并将信号传输至计算机, 利用频谱法计算旋转频率和相位, 从而生成控制相机间隔触发的脉冲信号。

为使得光电传感器稳定工作, 需将其布置在叶片正上方 1.0 m 处, 这种情况下双目成像系统需为光电传感器让出位置, 导致双目相机光轴与

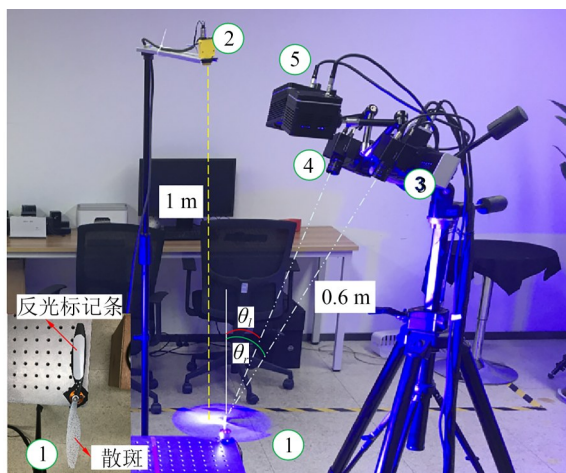


图 14 斜视场下采集无人机叶片图像

Fig. 14 Acquire UAV blade images under oblique field of view

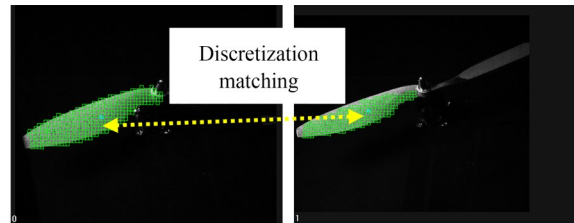


图 15 无人机叶片倾斜散斑图像的离散化匹配

Fig. 15 Discretization matching of oblique speckle images of the UAV blade

叶片中心存在倾斜角  $\theta_i$  和  $\theta_r$ , 二者均在  $30^{\circ}$  左右, 图像上散斑倾斜导致常规的匹配算法稳定性不足。完成双目系统的标定后, 采集到固定相位上的序列图像如图 16(a) 所示, 为了便于匹配, 散斑的斑点喷制的较为细密, 平均颗粒直径为 3 pixel。

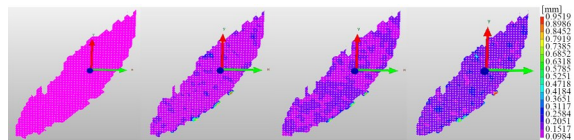
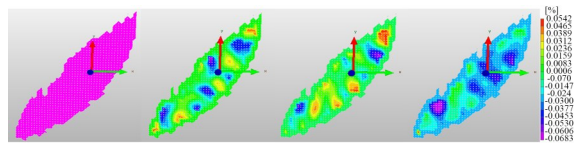
(a) 4 个旋转周上的叶片左图像(第一幅图像作为参考图像)  
(a) Left image of blade on 4 rotating cycles (the first image is used as the reference image)(b) 位移场  
(b) Displacement field(c) 应变场  
(c) Strain field

图 16 无人机叶片动态变形场

Fig. 16 Dynamic deformation fields of the UAV blade

根据式(4)选定离散化匹配尺寸为10 pixel,计算步长为10,匹配的结果如图15所示,可见整幅图像的匹配效果良好。匹配完成后结合标定结果进行三维重建,通过进一步坐标比对可获得不同状态下的位移场(图16(b))和应变场(图16(c)),可见叶片在旋转中变形的分布情况。

## 6 结 论

本文为了解决工程中由于倾斜散斑图像弱相关匹配引起的变形测量难题,提出一种数字散斑图像的离散化匹配方法,将大种子点离散化为

多个小种子点进行大种子点的变形初值估计和精确匹配。通过数值模拟生成了不同倾斜角度的散斑图像,给出了子区离散化尺寸对不同倾斜图像的匹配影响规律,并验证了离散化匹配方法的有效性和精度。数值仿真和实验结果证明:离散化匹配的精度在亚像素级别,与传统的匹配法差别在 $\pm 0.03$  pixel,在精度几乎无损失的前提下,约提高了大倾角散斑图像的匹配成功率10%~30%,基本能够实现 $40^\circ$ 以下的倾斜散斑图像的匹配,扩大了数字图像相关法在复杂工况下的应用范围。

### 参考文献:

- [1] CHU T C, RANSON W F, SUTTON M A. Applications of digital-image-correlation techniques to experimental mechanics[J]. *Experimental Mechanics*, 1985, 25(3): 232-244.
- [2] 王立忠,汪耀,梁晋,等. 高速三维数字图像法测量手机跌落全场应变[J]. *光学精密工程*, 2018, 26(9): 2174-2180.  
WANG L ZH, WANG Y, LIANG J, et al. Measurement of full-field strain in cell phone dropping test by high-speed 3D digital image correlation method[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(9): 2174-2180. (in Chinese)
- [3] 俞海,郭荣鑫,夏海廷,等. 数字图像相关法在WC/Cu复合材料线膨胀系数测量中的应用[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(10): 2696-2703.  
YU H, GUO R X, XIA H T, et al. Application of digital image correlation method in measuring linear expansion coefficients of WC/Cu composites[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2013, 21(10): 2696-2703. (in Chinese)
- [4] 孙伟,何小元. 数字图像相关方法在土木测试领域中的实验研究[J]. *南京航空航天大学学报*, 2009, 41(2): 271-275.  
SUN W, HE X Y. Experimental studies on application of digital image correlation in measuring field of civil engineering[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2009, 41(2): 271-275. (in Chinese)
- [5] 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.
- [6] 李磊刚. 飞行中物体三维运动及全场变形的动态视觉测量技术研究[D]. 中国,西安:西安交通大学,2016.  
LI L G. *Research on Dynamic Optical 3-d Motion And Full Field Deformation Measurement Technology of In-flight Object* [D]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University, 2009. (in Chinese)
- [7] PAN B, ASUNDI A, XIE H M, et al. Digital image correlation using iterative least squares and point-wise least squares for displacement field and strain field measurements[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2009, 47(7/8): 865-874.
- [8] 魏斌,梁晋,李洁,等. 大型上单翼飞机机翼三维全场变形测量方案[J]. *航空学报*, 2017, 38(7): 120859.  
WEI B, LIANG J, LI J, et al. 3D full-field wing deformation measurement method for large high-wing airplanes[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2017, 38(7): 120859. (in Chinese)
- [9] 梁晋,千勃兴,王立忠,等. 一种用于大视场大倾角测量的椭圆散斑生成方法: CN104359417B[P]. 2017-02-22.  
LIANG J, QIAN B X, WANG L Z, et al. Elliptical speckle generation method for large-viewing-field large-dip-angle measurement: CN104359417B[P]. 2017-02-22. (in Chinese)
- [10] 苏勇,高越,郜泽仁,等. 光绘:自由开源的数字散斑图像生成和评价软件[J]. *实验力学*, 2021, 36(1): 17-28.  
SU Y, GAO Y, GAO Z R, et al. Glare: a free

- and open source software for generation and assessment of digital speckle pattern[J]. *Journal of Experimental Mechanics*, 2021, 36(1): 17-28. (in Chinese)
- [11] 叶美图, 梁晋, 千勃兴, 等. 基于数字图像相关的旋转叶片全场测量[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2020, 51(7): 1757-1766.  
YE M T, LIANG J, QIAN B X, *et al.* Full-field measurement of rotating blades based on digital image correlation[J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2020, 51(7): 1757-1766. (in Chinese)
- [12] BAY H, TUYTELAARS T, GOOL LVAN. SURF: speeded up robust features[M]. Computer Vision-ECCV 2006. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2006: 404-417.
- [13] RODRÍGUEZ M, DELON J, MOREL J M. Fast affine invariant image matching [J]. *Image Processing on Line*, 2018, 8: 251-281.
- [14] HE H Q, DU J, CHEN X Y, *et al.* Oblique low-altitude image matching using robust perspective invariant features[C]. *Proc SPIE 10322, Seventh International Conference on Electronics and Information Engineering*, 2017, 1032: 103221S.
- [15] 张红颖, 于之靖. 基于标志点匹配的散斑图像变形初值估计法[J]. 光学学报, 2017, 37(3): 0303001.  
ZHANG H Y, YU ZH J. Initial displacement estimation method for speckle image based on marker matching[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(3): 0303001. (in Chinese)
- [16] DATTA A, KIM J S, KANADE T. Accurate camera calibration using iterative refinement of control points[C]. 2009 *IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops, ICCV Workshops. September 27-October 4, 2009, Kyoto, Japan. IEEE*, 2009: 1201-1208.
- [17] PAN B, LU Z X, XIE H M. Mean intensity gradient: an effective global parameter for quality assessment of the speckle patterns used in digital image correlation[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2010, 48(4): 469-477.
- [18] 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.
- [19] TANG Z Z. Three-dimensional digital image correlation system for deformation measurement in experimental mechanics [J]. *Optical Engineering*, 2010, 49(10): 103601.
- [20] TANG Z Z, LIANG J, XIAO Z Z, *et al.* Large deformation measurement scheme for 3D digital image correlation method [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2012, 50(2): 122-130.
- [21] SUTTON M A, ORTEU J J, SCHREIER H. *Image Correlation for Shape, Motion and Deformation Measurements* [M]. Boston, MA: Springer US, 2009.

## 作者简介:



叶美图(1995—),男,甘肃定西人,在读博士研究生,2015年、2018年于太原理工大学分别获得学士、硕士学位,主要从事三维光学测量方面的研究。  
E-mail: yemeitu@126.com

## 导师简介:



梁晋(1968—),男,河南郑州人,博士,教授,博士生导师,1990年、1993年、2001年于西安交通大学分别获得学士、硕士、博士学位,主要从事机电控制、机器视觉等方面的研究。  
E-mail: liangjin@mail.xjtu.edu.cn