

文章编号: 2095-5456(2019)05-0400-05

基于图像子区的数字图像相关方法的原理与实验

林 哲

(汕头职业技术学院 计算机系, 广东 汕头 515078)

摘 要: 分析了基于图像子区的数字图像相关方法的计算原理, 实现了数字图像相关程序, 最后用模拟生成的散斑图像作为测试对象给出了实验结果。

关 键 词: 数字图像; 图像子区; 图像匹配; 位移映射函数; 反向合成; 高斯-牛顿算法

中图分类号: TP 391 **文献标志码:** A

DOI: 10.16103/j.cnki.21-1583/n.2019.05.009

计算机视觉与智能优化、机器学习等算法紧密结合, 提供了一种强有力的智能视觉检测手段, 在各种领域发挥着重要作用^[1-2]。由数字摄像机和计算机组成的视觉检测系统具有非接触、操作简便、成本低廉等优势, 越来越多地被应用于材料力学的相关研究^[3]。

数字图像相关法(DIC)的基本原理是使用数字摄像机拍摄试件变形前后的表面图像, 然后利用数字图像算法从图像中计算出表面各点的相对位移, 从而得到位移场和应变场。DIC实验包括两个阶段。第一阶段是物理过程, 在光源配合下, 用固定位置的数字摄像机垂直拍摄试件表面, 首先拍下试件表面的初始状态作为参照图像, 然后, 随着外力缓慢加载到试件上, 试件开始发生准静态形变, 其表面各点会发生相对位移, 摄像机拍下其形变过程得到图像序列。第二阶段是计算过程, 采用计算机算法对每张图像进行处理, 根据图像中各像素点的灰度变化, 计算出试件表面各点的位移, 然后可以进一步得到应变场。

1 计算原理

1.1 图像匹配

DIC的核心问题是图像匹配, 为了计算出试件表面每个点的相对位移, 对测试图像中每个点, 必须从参照图像中找出其唯一对应点。然而, 不能仅依据图像像素点本身的灰度值进行计算, 因为参照图像中大量像素点具有相同的灰度值, 无法

唯一确定对应关系。因此, 必须将目标点周围的像素也考虑进来, 以图像子区(subset)^[4]为单位进行匹配, 利用试件表面的局部特征来确定像素之间的对应关系。为了准确而可靠地匹配, 图像子区包含的灰度变化信息是一个关键因素, 它必须在图像中是唯一的, 理想的情况是试件表面具有各向同性的纹理, 但是局部纹理不能重复、不能呈现周期性, 否则会导致错误匹配。由于大多数材料表面难以满足上述要求, 通常做法是在试件表面上人为地制造随机纹理。先用哑光漆均匀喷涂试件表面, 再随机加上密集的、不均匀分布的斑点(speckle), 形成散斑模式(speckle pattern)。随着试件受力变形, 散斑模式也会相应发生变形。

当前DIC的主流是采用基于图像子区的方法进行图像匹配^[5-6]。先从参照图像中选取一个包含足够灰度变化的图像子区, 然后根据预定义的相关性准则, 利用最优化算法在测试图像中寻找相关性最高的图像子区。若两个图像子区匹配成功, 两者中心点的相对位移就形成一个位移向量。

相关性准则^[7]用于计算两个图像子区之间的相似程度, 常用的有交叉关联准则(CC)、绝对误差和准则(SAD)、平方差准则(SSD)、参数化平方和准则(PSSD)、零均值交叉关联准则(ZNCC)、零均值标准化平方和准则(ZNSSD)。后两者对图像子区的形变比较敏感, 因此应用较多。选定相关性准则之后, 就可以用数值算法计算每个图像子

收稿日期: 2019-03-23

基金项目: 广东省高等学校结构与风洞重点实验室开放课题基金项目(201601, 201803)。

作者简介: 林 哲(1981-), 男, 广东汕头人, 汕头职业技术学院副教授, 博士。

区中心点的亚像素位移,这是 DIC 的核心技术. 牛顿-拉夫森(Newton-Raphson)算法的迭代空域交叉关联方法具有最高精确度,但是实现过程相当复杂. 因此,寻找更加高效而简单的方法一直是研究热点.

1.2 位移映射函数

根据预先设置,把参考图像划分为若干同样大小的图像子区,假设每个图像子区内的形变都是均匀的,如图 1 所示.

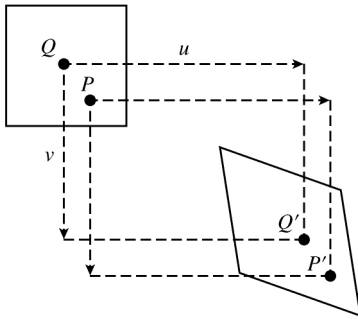


图 1 图像子区形变示意图

Fig. 1 Deformation of image subset

图像子区中各点的位移是线性变化的,用一阶泰勒展开式描述位移映射函数,

$$\begin{cases} x' = x + \frac{\partial u}{\partial x}x + \frac{\partial u}{\partial y}y, \\ y' = y + \frac{\partial v}{\partial x}x + \frac{\partial v}{\partial y}y. \end{cases}$$

其中, $f(x)$, $g(x)$ 分别表示参照图像和测试图像中位于 $x = (x, y, 1)^T$ 处的像素灰度, $\bar{f} = \frac{1}{N} \sum_{\xi} f(x + W(\xi; \Delta p))$, $\bar{g} = \frac{1}{N} \sum_{\xi} g(x + W(\xi; \Delta p))$ 分别是参照图像和测试图像中图像子区的平均灰度值, N 是图像子区的像素个数.

$$\begin{cases} \Delta f = \sqrt{\left[\sum_{\xi} f(x + W(\xi; \Delta p)) - \bar{f} \right]^2}, \\ \Delta g = \sqrt{\left[\sum_{\xi} g(x + W(\xi; \Delta p)) - \bar{g} \right]^2}. \end{cases}$$

$\xi = (\Delta x, \Delta y, 1)^T$ 表示像素点在图像子区内的局部坐标.

$W(\xi; p)$ 表示仿射变形函数(位移映射函数),

$$W(\xi; p) = \begin{bmatrix} 1 + u_x & u_y & u \\ v_x & 1 + v_y & v \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u + (1 + u_x)x + u_y y \\ v + v_x x + (1 + v_y)y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ 1 \end{bmatrix}.$$

其中, x 和 y 分别表示测量点 P 距离图像子区中心点 Q 的 x 方向距离和 y 方向距离; $\frac{\partial u}{\partial x}$ 和 $\frac{\partial u}{\partial y}$ 表示 x 方向位移随 P 点坐标(相对于 Q 点)变化的一阶导数; $\frac{\partial v}{\partial x}$ 和 $\frac{\partial v}{\partial y}$ 表示 y 方向位移随 P 点坐标(相对于 Q 点)变化的一阶导数. 定义向量 p ,

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

它描述了参照图像中的 Q 点如何对应测试图像中的点, DIC 的目标就是求出每个点对应的 p 向量.

1.3 反向合成的高斯-牛顿(IC-GN)算法

由于正向增量的牛顿-拉夫森(FA-NR, forward additive Newton-Raphson)算法在每次迭代中都要重新对海赛矩阵重新估计和求逆,这是很大的计算负担. Baker 和 Matthews^[8] 在计算机视觉领域提出一种反向合成的高斯-牛顿(IC-GN, inverse compositional Gauss-Newton)算法并证明等效于传统的 FA-NR 算法,但是更加高效,因为海赛矩阵在计算过程中保持不变,可以预先计算. Pan^[9-10] 将 IC-GN 算法引入 DIC,并将平方差总和(SSD)准则改进为零均值规范化平方差总和(ZNSSD)准则,以应对目标图像像素灰度的线性变化.

$$C_{ZNSSD} |\Delta p| = \sum_{\xi} \left\{ \frac{[f(x + W(\xi; \Delta p)) - \bar{f}]}{\Delta f} - \frac{[g(x + W(\xi; \Delta p)) - \bar{g}]}{\Delta g} \right\}^2. \quad (1)$$

其中, $p = (u, v, u_x, u_y, v_x, v_y)^T$ 是已知的变形参数的整像素部分. 图像子区内的点 $x + \xi = (x, y, 1)^T$ 对应变形后的点 $W(\xi; p) = (w_1, w_2, 1)^T$.

为了求其亚像素部分,定义增量变形函数

$$W(\xi; \Delta p) = \begin{bmatrix} 1 + \Delta u_x & \Delta u_y & \Delta u \\ \Delta v_x & 1 + \Delta v_y & \Delta v \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} dx \\ dy \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta u + (1 + \Delta u_x)dx + \Delta u_y dy \\ \Delta v + \Delta v_x dx + (1 + \Delta v_y)dy \\ 1 \end{bmatrix}.$$

其中, $\Delta p = (\Delta u, \Delta v, \Delta u_x, \Delta u_y, \Delta v_x, \Delta v_y)^T$ 就是要求的变形参数向量.

接下来,求解 Δp 使相关性系数公式(1)取得最小值.

令 $c(\Delta p)$ 的一阶导数

$$\frac{d[c(\Delta p)]}{d(\Delta p)} = \nabla C(\Delta p) = \mathbf{0}.$$

将 $C(\Delta p)$ 在 $\Delta p = \mathbf{0}$ 处做一阶泰勒展开,得

$$C(\Delta p) = C(0) + \nabla C(0) \Delta p, \quad \text{得到}$$

则

$$\nabla C(\Delta p) = \nabla C(0) + \nabla \nabla C(0) \Delta p = 0, \quad \text{由于}$$

$$\nabla \nabla C(0) \Delta p = -\nabla C(0).$$

$$\nabla C(\Delta p) = \frac{d[C_{\text{ZNSSD}}(\Delta p)]}{d(\Delta p)} = \sum_{\xi} \left\{ \frac{[f(x + W(\xi; \Delta p)) - f]}{\Delta f} - \frac{[g(x + W(\xi; p)) - g]}{\Delta g} \right\}^2 =$$

$$\frac{2}{\Delta f} \sum_{\xi} \left\{ \left[\frac{[f(x + W(\xi; \Delta p)) - f]}{\Delta f} - \frac{[g(x + W(\xi; p)) - g]}{\Delta g} \right] \frac{d[f(x + W(\xi; \Delta p))]}{d(\Delta p)} \right\},$$

则

$$\nabla C(0) = \frac{2}{\Delta f} \sum_{\xi} \left\{ \left[\frac{[f(x + W(\xi; 0)) - f]}{\Delta f} - \frac{[g(x + W(\xi; p)) - g]}{\Delta g} \right] \frac{d[f(x + W(\xi; 0))]}{d(\Delta p)} \right\} =$$

$$\frac{2}{\Delta f} \sum_{\xi} \left[\frac{[f(x + \xi) - f]}{\Delta f} - \frac{[g(x + W(\xi; p)) - g]}{\Delta g} \right] \frac{d[f(x + W(\xi; 0))]}{d(\Delta p)}.$$

得到 Δp 之后,就可以用 $W(\xi; \Delta p)$ 反过来更新 $W(\xi; p)$

$$W(\xi; p) = W(\xi; p) \times W(\xi; \Delta p) = \begin{pmatrix} 1 + u_x & u_y & u \\ v_x & 1 + v_y & v \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 + \Delta u_x & \Delta u_y & \Delta u \\ \Delta v_x & 1 + \Delta v_y & \Delta v \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}^{-1}.$$

2 实验结果

本节给出数字图像相关方法的实验效果,用 MATLAB 模拟生成 256×256 数字散斑图像作为测试对象,如图 2a 所示,假设试件受 y 方向的平行压力,则 y 方向发生轴向压缩, x 方向发生轴向拉伸,如图 2b 所示,其中的红线框区域表示变形后的散斑图像形状。

然后在 MATLAB 中实现了数字图像相关方法的程序,计算散斑图像的位移场,实验结果如下所述,通过迭代得到的种子点的位移向量 p 如表 1 所示。

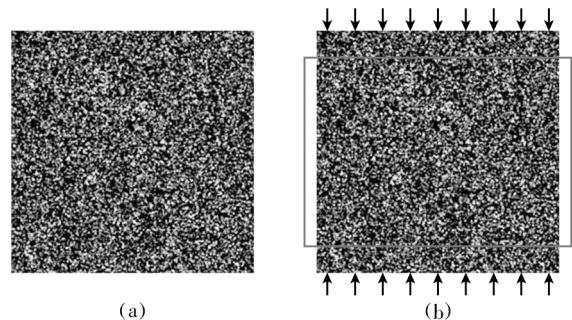


图 2 模拟生成的数字散斑图像及其形变
Fig. 2 Simulated digital speckle image and its deformation

(a)—模拟生成的数字散斑图像;
(b)—数字散斑图像沿 y 轴方向压缩。

表 1 模拟实验中 p 的迭代计算过程
Table 1 Iterative calculation of p in the simulated experiment

迭代次数	p					
1	-0.026 098 72	-0.082 521 79	0.016 691 98	0.011 711 38	0.001 563 89	-0.079 729 60
2	-0.025 846 18	-0.094 804 07	0.019 870 71	0.014 444 67	0.001 054 87	-0.099 592 85
3	-0.035 262 39	-0.090 124 39	0.020 241 38	0.018 185 55	0.000 240 53	-0.102 920 30
4	-0.037 448 72	-0.088 430 64	0.020 415 81	0.018 905 33	-0.000 041 24	-0.103 504 50
5	-0.038 008 94	-0.087 907 64	0.020 472 49	0.019 057 69	-0.000 125 35	-0.103 638 00
6	-0.038 154 08	-0.087 753 63	0.020 488 90	0.019 093 44	-0.000 149 77	-0.103 672 40
7	-0.038 192 14	-0.087 708 98	0.020 493 43	0.019 102 41	-0.000 156 80	-0.103 681 90
8	-0.038 202 25	-0.087 696 08	0.020 494 66	0.019 104 75	-0.000 158 82	-0.103 684 50
9	-0.038 204 97	-0.087 692 35	0.020 495 00	0.019 105 38	-0.000 159 40	-0.103 685 30
10	-0.038 205 71	-0.087 691 27	0.020 495 09	0.019 105 56	-0.000 159 57	-0.103 685 50
11	-0.038 205 92	-0.087 690 96	0.020 495 12	0.019 105 60	-0.000 159 62	-0.103 685 60

最后可以得到 x 方向的位移场 u 和 y 方向的位移场 v , 分别如图 3a 和图 3b 所示, 进一步计算得到 x 方向的正应变场 E_{xx} 和 y 方向的正应变场

E_{yy} , 分别如图 3c 和图 3d 所示。此外, 表 2 给出应变场 E_{xx} 和 E_{yy} 的最大值、平均值和最小值。

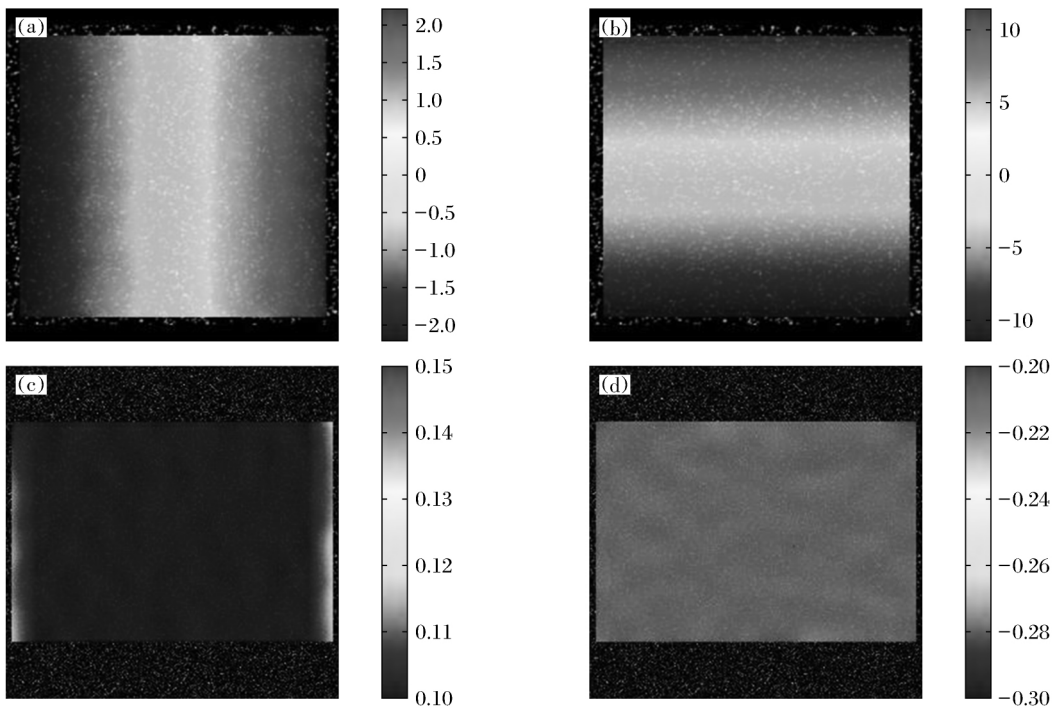


图 3 计算结果
Fig.3 Caculation results
(a)— x 方向的位移场 u ；(b)— y 方向的位移场 v ；(c)— x 方向的正应变场 E_{xx} ；(d)— y 方向的正应变场 E_{yy} 。

表 2 计算得到的应变场 E_{xx} 和 E_{yy} 的统计值
Table 2 Statistical values of E_{xx} and E_{yy}

应变场	最大值	平均值	最小值
E_{xx}	0.123 3	0.102 1	0.100 2
E_{yy}	−0.273 2	−0.276 6	−0.281 1

可以看出,基于图像子区的数字图像相关方法计算得到了均匀的应变场,与预期结果基本一致,只有图 3c 左右两侧边缘出现明显误差,这是因为计算边缘附近点时,图像子区覆盖了计算区域之外的背景像素,从而影响了计算结果的准确性.对边缘附近点的处理是实现全场应变测量的关键之一。

3 结 论

数字图像相关方法的核心是图像匹配,在定义位移映射函数和相关性准则基础上,为了在测试图像中寻找参考图像中的点相对应的点并达到亚像素精度,需要解决计算精度与计算速度这一对矛盾,当前主要方法是正向增量的牛顿-拉夫森(FA-NR)算法和反向合成的高斯-牛顿(IC-GN)算法,通过迭代过程求解出每个点的位移向量,从而得到位移场并进一步计算出应变场。

本文实现了数字图像相关方法的 IC-GN 算法,对某个点,首先根据已有的位移向量,计算得出参考图像的点和变形图像的点之间的初步对应关系,其中变形图像中亚像素位置的灰度值用插

值方法得到,然后求解最优化问题,得到使相关系数取得极值的位移向量增量,再叠加到原有的位移向量上,通过不断迭代直到相关系数收敛到极值,从而得到该点的位移向量的最优值.为了验证方法的有效性,本文在 MATLAB 中实现了数字图像相关程序并模拟生成散斑图像作为测试对象,得到对位移场和应变场的测量结果。

参考文献:

[1] 赵春晖,李佳伟,闫奕名,等. 基于虚拟背景光谱 Hausdorff 距离的高光谱异常检测及 GPU 实现[J]. 沈阳大学学报(自然科学版), 2018,30(4):284 - 293.
ZHAO C H,LI J W,YAN Y M,et al. Hausdorff distance with virtual background spectrum for hyperspectral anomaly detection and GPU implementation[J]. Journal of Shenyang University (natural science), 2018, 30(4):284 - 293.

[2] 赵春晖,周瑶. 基于改进 Faster R-CNN 算法的舰船目标检测与识别[J]. 沈阳大学学报(自然科学版), 2018,30(5): 366 - 371.
ZHAO C H, ZHOU Y. Ship target detection and recognition based on improved Faster R-CNN algorithm [J]. Journal of Shenyang University (natural science), 2018,30(5):366 - 371.

[3] PAN B. Recent progress in digital image correlation[J]. Experimental mechanics, 2011,51(7):1223 - 1235.

[4] 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, 2008,6(10):7037 - 7048.

(下转第 409 页)

- [16] 宇纓,李清华. 统计学习理论和支持向量机[J]. 沈阳大学学报, 2005,17(4):42-47.
YU Y, LI Q H. Statistical learning theory and support

vector machine [J]. Journal of Shenyang University, 2005,17(4):42-47.

Tourism Competitiveness Evaluation Based on Analytic Hierarchy Process and SVR

HU Shiwei

(Engineering and Technical College, Chengdu University of Technology, Leshan 614007, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of tourism competitiveness evaluation, on the basis of comprehensive consideration of domestic tourism competitiveness evaluation index, tourism competitiveness is evaluated from five aspects: tourism competitiveness performance, resource competitiveness, service competitiveness, facility competitiveness and economic support. Taking the evaluation index weight that affects tourism competitiveness as the input of SVR, and the comprehensive score of tourism competitiveness as the output of SVR, a tourism competitiveness evaluation model based on AHP and SVR is proposed. Compared with RBF and BP, the results show that the accuracy of SVR tourism competitiveness evaluation has been greatly improved, which provides a new method and way for the evaluation of tourism competitiveness.

Key words: analytic hierarchy process; support vector regression; BP neural network; RBF neural network; judgment matrix

【责任编辑：肖景魁】

(上接第 403 页)

- [5] LIANG Z, YIN B, MO J, et al. A new method to deal with the effect of subset size for digital image correlation[J]. Optik, 2015,126(24):4940-4945.
[6] HASSAN G M, MACNISH C, DYSKIN A, et al. Digital image correlation with dynamic subset selection [J]. Optics and lasers in engineering, 2016,84:1-9.
[7] PAN B. Recent progress in digital image correlation[J]. Experimental mechanics, 2011,51(7):1223-1235.
[8] BAKER S, MATTEWS I. Equivalence and efficiency of image alignment algorithms[C]//Proceedings of the 2001

IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2001:1090-1097.

- [9] PAN B. Reliability-guided digital image correlation for image deformation measurement [J]. Applied optics, 2009,48(8):1535-1542.
[10] 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.

Theoretical and Experimental Study on Subset-Based Digital Image Correlation

LIN Zhe

(Department of Computer, Shantou Polytechnic, Shantou 515078, China)

Abstract: The calculation principle of the digital image-related method based on the image subset was analyzed, the digital image-related program was realized. The experimental results were given using the simulated speckle images.

Key words: digital image; image subset; image matching; displacement mapping function; inverse synthesis; Gauss-Newton algorithm

【责任编辑：肖景魁】