

DOI: 10. 13382/j. jemi. B1902749

GPU 加速的路径依赖数字图像相关法*

钟俊杰 邵 珩 聂中原 刘战捷

(中国空间技术研究院 北京卫星制造厂有限公司 北京 100094)

摘 要:对于数字图像相关法(digital image correlation, DIC)计算效率的需求日益增长,提出了一种图形处理器(GPU)加速的路径依赖 DIC 方法。该算法利用基于快捷傅里叶变换的互相关算法(FFT-CC)计算初始种子点,利用反向组合高斯牛顿法(IC-GN)进行亚像素匹配,然后通过初值传递策略快速产生多个新种子点参与亚像素匹配的并行计算,从而使其快速扩散,直至完成整个感兴趣区域的计算。利用公开的实验图例进行测试,结果表明方法精度良好,能得到清晰的表面变形云图,并且能在子区大小 17×17 pixels 时获得 6.5×10^5 点/s 的计算速度,相对于典型的高速 DIC 算法速度提升超过 50%,为高速 DIC 算法的设计提供了参考。

关键词: 数字图像相关;路径依赖;图形处理单元

中图分类号: TP751. 1, TN29 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520. 6040

Path-dependent digital image correlation based on GPU acceleration

Zhong Junjie Shao Heng Nie Zhongyuan Liu Zhanjie

(China Academy of Space Technology, Beijing Spacecrafts Co., Ltd., Beijing 100094, China)

Abstract:The demands for computing efficiency of digital image correlation (DIC) is increasing, a GPU-accelerated path-dependent DIC method is proposed. This algorithm uses FFT-CC algorithm to calculate the initial seed points and IC-GN method to carry out sub-pixel registration. Then, through the initial value transfer scheme, multiple seed points are generated to participate in the parallel calculation of sub-pixel registration, so that the calculation points can be rapidly spread until the region of interest is completed. Experiment results show that, the proposed method has a good accuracy and can obtain a clear surface deformation nephogram. It achieves a computing speed of 6.5×10^5 points per second with a subset size of 17×17 pixels. Compared with typical high-speed DIC algorithm, the speed enhancement is over 50%. It provides reference for the design of high speed DIC algorithm.

Keywords: digital image correlation; path-dependent; GPU

0 引 言

数字图像相关(digital image correlation, DIC)是一种非接触、高精度、全场测量的光学测量方法,至今已经历了 30 年多年的发展,成为了实验力学^[1]、生物医学^[2]、土木工程^[3]、工程振动^[4]等领域中最为流行的全场测量技术^[5-6]。而随着高分辨率相机及高速相机的使用,DIC 需要处理的数据量增长迅速;与此同时,材料破坏机理等问题的研究对测量的实时性提出了要求。因此,迫切需要

一种高速 DIC 方法。

在过去的 30 年中,最具代表性的 DIC 方法为牛顿-拉普森法(Newton-Raphson, NR),相较于其他的非迭代性亚像素匹配算法,NR 方法的误差小于 0.01 pixels,在精度和稳定性方面均表现出了极佳的性能^[4]。然而 NR 法计算量庞大,每次迭代都需要更新 Hessian 矩阵,而 Hessian 矩阵本身计算复杂,因此导致了 NR 法效率的低下。为了在尽量保留原有精度的基础上提高 NR 法的效率,Baker 和 Matthews 于 2001 年提出了反向组合高斯牛顿法(inverse composition Gauss-Newton, IC-GN),并由

Sutton 等引入了数字图像相关领域。IC-GN 法采用高斯牛顿迭代,略去了 Hessian 矩阵中二阶以上的复杂高阶小量;此外,还采用了反向组合的匹配策略,变形参考子区以向目标子区匹配,避免了迭代过程中对 Hessian 矩阵的重复计算,最终以微小的精度损失为代价,极大提高了计算效率。

IC-GN 法的计算速度可以达到 4 000 点/s。然而,考虑到实时处理中每秒处理数十帧图像、每帧处理数千计算点的应用需求,算法一般需要数万至数十万点每秒的计算速度,而这是单线程运行的 DIC 算法所难以达到的。

近年来,得益于近年来图形处理器 (GPU) 的发展, DIC 方法的计算速度得到了飞跃性提升,其中最具有代表性的是并行度高的路径无关 DIC 算法。Jiang 等^[7]以 IC-GN 法为核心,结合基于快速傅里叶变换的互相关算法 (fast Fourier transform based cross correlation, FFT-CC) 提供整像素初值,提出了经典的 Pi-DIC 方法。受到成熟的 FFT 软件库 cuFFT 的支持,FFT-CC 算法的时间成本被大大压缩,该算法最终获得了 166 000 点/s 的计算速度^[8];黄健文^[9]对 CPU 与 GPU 的计算性能进行了量化对比,并根据评估结果提出了异构计算的模型。通过任务并行化以及数据并行化并举的方式,最大程度提升了 CPU 与 GPU 协同工作的效率。Wang 等^[10]则提出了流水线式的 CPU 与 GPU 并行计算框架,用以开发实时 DIC 系统,最终实现了 30 fps 的实时计算能力。至今,基于 GPU 并行加速的 Pi-DIC 算法已经成为了高速 DIC 算法的主流之一,然而该种算法各点的计算相对独立,并未充分利用计算结果,计算速度存在进一步提升的空间。

为了进一步提升算法的计算速度,本文提出了基于 GPU 加速的路径依赖数字图像相关法 (path dependent DIC, Pd-DIC),依靠初值传递 (initial value transferring, IVT) 策略,快速估计邻域待匹配点的初值,避免了大量复杂的整像素匹配计算量;此外,IVT 策略生成初值精度更高,可以减少迭代次数,从而进一步减少了总体计算量,实现计算速度的提升。最后在 CUDA 平台上实现了并行化的 Pd-DIC 算法,利用 GPU 的强大并行计算能力,精度和速度的实验结果表明,提出的算法可以在保持良好精度的情况下获得超越主流并行 Pi-DIC 算法的高计算速度。

1 GPU 加速的路径依赖数字图像相关

1.1 Pd-DIC 基本原理

数字图像相关法以图像灰度信息为根据,以相关系数 (correlation coefficient, CC) 作为相似度评价指标,进行参考图像和目标图像之间的匹配。参考图像中待计算的区域被称为感兴趣区域 (region of interest, ROI), 其中的

感兴趣点 (point of interest, POI), 将与其邻域点构成以待匹配点为中心、大小为 $(2M+1) \times (2M+1)$ pixels 的子区参与计算,该子区经变形,将对应目标图像中的变形后子区,如图 1 所示。

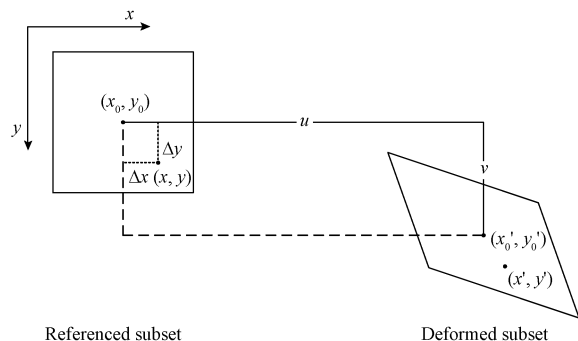


图 1 子区一阶变形模式

Fig. 1 First order deformation pattern of the subset

其中 x_0, y_0 是待匹配点的图像坐标, x, y 为参考子区内任意一点坐标, x', y' 是变形后该点坐标,图 1 直观反映出了各参数的具体含义。在 DIC 中,一般使用包含了 6 个变形参数的一阶形函数来描述这种变形模式^[11],如式(1)所示。

$$\begin{cases} x' = x + u + \frac{\partial u}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial u}{\partial y} \Delta y \\ y' = y + v + \frac{\partial v}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial v}{\partial y} \Delta y \end{cases} \quad (1)$$

其中描述变形的 6 个参数构成了向量 $\mathbf{p} = [u, u_x, u_y, v, v_x, v_y]^T$, 这也是 DIC 算法所要计算的目标。相关系数为鲁棒性较强的 ZNSSD^[11], 如式(2)所示。

$$C_{ZNSSD} = \sum_{\Delta x=-M}^M \sum_{\Delta y=-M}^M \left\{ \frac{f(x, y) - \bar{f}}{\Delta f} - \frac{g(x', y') - \bar{g}}{\Delta g} \right\}^2 \quad (2)$$

式中: f, g 分别为参考图像与目标图像的灰度分布; $\bar{f}, \bar{g}$ 则是在给定图像子区范围内的平均值; $\Delta f = \sqrt{\sum_{x=-M}^M \sum_{y=-M}^M (f(x, y) - \bar{f})^2}$; $\Delta g = \sqrt{\sum_{x=-M}^M \sum_{y=-M}^M (g(x', y') - \bar{g})^2}$ 。使用 IC-GN 法, 结合 ZNSSD 系数对 $\mathbf{p}$ 进行迭代优化。根据 IC-GN 法的原理^[12], 其迭代增量计算如式(3)所示。

$$\Delta \mathbf{p} = -\mathbf{H}^{-1} \left\{ \sum_{\Omega} \mathbf{J}^T \left[f(\xi) - \bar{f} - \frac{\Delta f}{\Delta g} (g(W(\xi, \mathbf{p})) - \bar{g}) \right] \right\} \quad (3)$$

式中: $W(\xi, \mathbf{p})$ 表示形函数; $\xi = [\Delta x, \Delta y, 1]^T$; Ω 表示参考子区; $\mathbf{H}$ 是 Hessian 矩阵; $\mathbf{J}$ 是 Jacobine 向量, 有 $\mathbf{H} = \sum_{\Omega} \mathbf{J} \mathbf{J}^T$ 。

$$\mathbf{J} = \frac{\partial f}{\partial \mathbf{W}} \cdot \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}} = [f_x, f_y, f_x \Delta x, f_x \Delta y, f_y \Delta x, f_y \Delta y]^T \quad (4)$$



初值是执行 IC-GN 法的必要条件,在 Pd-DIC 中,初值主要由 IVT 策略提供——即不依靠整像素匹配,而是通过完成计算的点提供的变形参数,对其邻域点的匹配进行快速初值估计,形成具备初值的、待优化计算的“种子点”。因此,除了初始的“种子点”外,ROI 中其余点的整像素匹配将能完全避免,大大降低了计算量。

对于初始种子点的计算使用 FFT-CC 算法。该方法可以快速定位两个待匹配区域的互相关峰,从而得到最大互相关系数坐标,其计算公式如下:

$$C_{cc}(x', y') = \sum_{x=-M}^M \sum_{y=-M}^M f(x, y) g(x + x', y + y') = \text{FFT}^{-1} \{ \text{FFT} \cdot [f(x, y)] \text{FFT} [g(x, y)] \} \quad (5)$$

式中: $\text{FFT}(\cdot)$ 表示快速傅里叶变换; $\text{FFT}^{-1}(\cdot)$ 表示快速傅里叶逆变换。依靠 GPU 上的并行 FFT 算法,初始种子点的 FFT-CC 计算将能快速完成。

对于 ROI 中除初始种子点外的其他点,初值将由 IVT 策略提供。如图 2 所示,完成计算的点的变形参数为 $[u, v, u_x, u_y, v_x, v_y]$, 根据式(1),可以对其邻域点的变形参数初值进行合理的估计,其计算最多仅需 8 次四则运算。

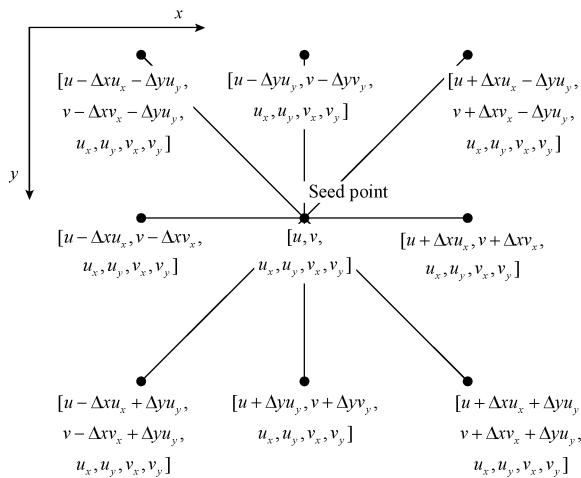


图 2 Pd-DIC 的初值传递策略

Fig. 2 Initial value transferring scheme of PD-DIC.

1.2 Pd-DIC 的 GPU 并行实现

GPU 的硬件架构中,计算单元由多个流多处理器 (stream multiprocessor, SM) 构成,而每个 SM 又包含了特定数量的流处理器 (stream processor, SP), SP 是最小的计算单元。在 CUDA 的编程模型中,执行单元被分为了 3 个层级:最小的执行单元 thread;包含一定数量 thread 的 block;包含一定数量 block 的 grid。在 GPU 计算时,核函数中的一系列计算指令将被分配给指定数量的 block 完成,而每个 block 中的 threads 则在 SP 上并行地执行具体指令,同时,同一 block 内的 threads 相互可见,从而可

以实现信息交换的目的。

并行 Pd-DIC 的计算流程如图 3 所示,主要分为了 3 个阶段。

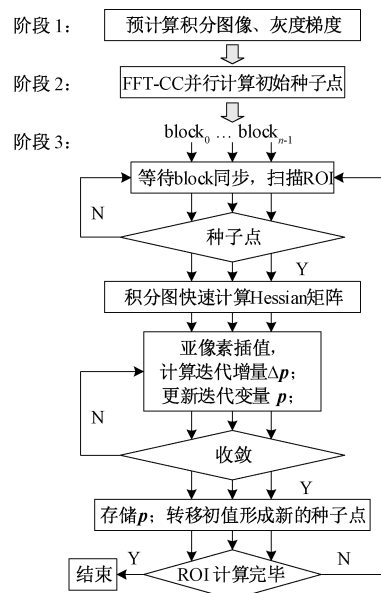


图 3 并行 Pd-DIC 算法流程

Fig. 3 Flowchart of the parallel Pd-DIC algorithm

第 1 阶段,预计算部分。首先需要预先计算出参考图像所对应的积分图像以供快速计算 Hessian 矩阵时使用,积分图像的定义及利用积分图技术计算 Hessian 矩阵的方法可以参考 Jiang 等^[13]的工作;为了避免冗余计算,利用梯度算子 $[1/12 \quad -8/12 \quad 0 \quad 8/12 \quad -1/12]$ 计算参考图像分别在 x 、 y 方向上的梯度分布并存储备用。

第 2 阶段,初始种子点的计算。对 ROI 中设置的初始种子点,执行 FFT-CC 核函数进行互相关计算,搜索相关峰得到其整像素初值,由于初始种子点的数量少(本文每隔 100 pixels 取一个初始种子点),利用并行的 FFT 算法能够快速完成初值计算。

第 3 阶段,ROI 的循环扫描计算。执行 IC-GN 法核函数,对图像中存在的种子点进行亚像素匹配。ROI 中待计算的 POI 为 n 点,该核函数也被分配了 n 个 block 执行计算 ($\text{block}_0 \sim \text{block}_{n-1}$),可以分别对 ROI 中所有 POI 并行访问,同时每个 block 中分配了定量的 threads (为了减少算法中若干单线程步骤的线程同步开销,block 维度设置为 32 threads),因此,每个 POI 内部的计算也能够实现并行。对于没有给出初值或计算完毕的点,block 将立刻退出计算并等待与其余 block 的同步,对于有初值而未计算精确值的种子点,block 将展开 IC-GN 法计算。

IC-GN 法的计算包括 Hessian 矩阵的计算、 p 的迭代。首先,利用积分图像技术,Hessian 矩阵中复杂累加项的计算可以转化为复杂度 $O(1)$ 的计算式,使用单个

线程便可完成,利用积分图像快速计算 Hessian 矩阵的详细步骤参考文献[12];使用双三次插值法,根据亚像素坐标信息,即时计算插值系数并取得亚像素灰度;利用插值得到的亚像素灰度信息,计算迭代变量及其增量 $\mathbf{p}$ 、 $\Delta\mathbf{p}$,先利用 block 中所有的 threads 计算式(3)中的累加项并进一步求出 $\Delta\mathbf{p}$,再由单个 thread 进行迭代得到更新后的 $\mathbf{p}$;接着计算迭代增量 $\Delta\mathbf{p}$ 的范数作为是否收敛的判断依据(本文停止迭代的条件是 $\|\Delta\mathbf{p}\| < 10^{-5}$), $\Delta\mathbf{p}$ 中包含 6 个元素,因此使用 6 线程并通过原子加法计算 $\|\Delta\mathbf{p}\|$ 。算法仅在超过迭代次数上限或收敛时结束迭代,其中,只有正确收敛的点的结果数据会被保存,否则该点将被标记为坏点,直接退出当前计算;最后,存储的结果将由 8 个 thread 使用 IVT 策略向周围 8 个方向传递,形成新的种子点。

反复执行第 3 阶段 IC-GN 法的核函数,不断计算已有种子点,并生成新的种子点,计算点就可以从初始的种子点出发,向周围扩散并最终完成对整个 ROI 的计算。

为了获得最佳的 GPU 性能,算法使用了单精度数据,并使用共享内存(shared memory)存储访问频繁的数据,并结合归约算法提高了累加项的计算效率,其具体细节不再详细展开。

2 实验验证

本文基于 GPU 加速的并行 Pd-DIC 算法(以下简称“并行 Pd-DIC”)由 C++语言实现。实验中使用的中央处理器为 CPU Intel(R) Xeon(R) E3-1230 v5(主频 3.40 GHz,内存 8 GB);图形处理器为 Quadro K620(CUDA 核心数 384),计算架构为 CUDA 9.0。

2.1 计算精度验证

为了验证改进算法的精度,对其进行模拟散斑测量实验,由于模拟散斑图的位移量及变形量能够精确控制,因此是验证 DIC 算法精度的理想手段。模拟高斯散斑描述如下:

$$I_k \exp\left[-\frac{(x-x_k)^2+(y-y_k)^2}{\delta_k^2}\right] \quad (6)$$

式中: I_k 是散斑中心灰度; x_k 和 y_k 是散斑在图像中的坐标; δ_k 决定了散斑颗粒的大小。式(6)描述了一个位于图像坐标 (x_k, y_k) 处的高斯散斑。取 (x_k, y_k) 为图像中的随机坐标,并将这样得到的 m 个随机高斯散斑相互叠加,即可生成完整的散斑参考图像如下:

$$f(x, y) = \sum_{k=0}^m I_k \exp\left[-\frac{(x-x_k)^2+(y-y_k)^2}{\delta_k^2}\right] \quad (7)$$

为了验证算法的精度,还需要生成变形精确已知的目标散斑图,通常纯平移变换被用来测量 DIC 的精度。

设置平移沿 u 轴正方向,平移量为从 0 逐渐增长至 1 pixel,其步长为 0.1 pixel,最终得到一系列目标散斑图像 $g(x, y) = f(x - u_d, y)$, $u_d = 0.1 d (d = 0, 1, \dots, 10)$ 。实验最终确定的散斑图参数为:散斑图尺寸 492×411 pixels,其中随机分布的散斑数量为 $m = 8\,000$,其坐标分布 x_k 、 y_k 分别为电脑生成的 0~492 及 0~411 范围内的随机数,高斯散斑标准差为 $\delta_k = 2$,散斑中心灰度为 $I_k = 50$,最终生成的参考散斑图如图 4 所示。

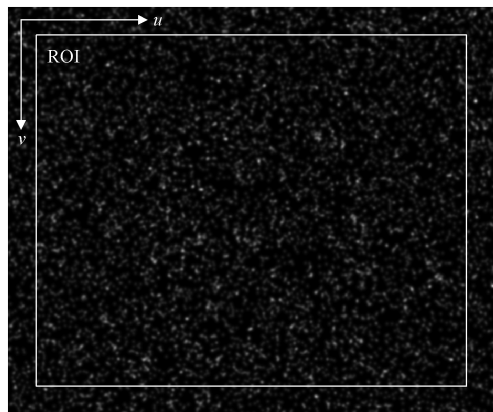


图 4 生成的模拟散斑图

Fig. 4 Generated simulated speckle pattern

为了定量评价算法的精度,引入均值误差和样本标准差来描述算法的误差,其中均值误差的定义如下:

$$e_u = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N u_i - u_d \quad (8)$$

其中 N 是 ROI 中包含的 POI 数目,因为 ROI 在本实验中是逐点计算的,因此 N 也代表了 ROI 包含的像素数量。标准差的定义为:

$$\sigma_u = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (u_i - u_m)^2} \quad (9)$$

其中 u_m 是测量的样本平均值。可以看出, σ_u 实质上是测量的样本标准差,反映了测量结果的精确度,而 e_u 反映了结果的准确度。

图 5 所示为 3 种不同尺寸子区计算结果的均值误差及标准差。由图 5 可知,随着预设位移的增加,均值误差呈现出一种周期为 1 pixel 的近似正弦函数的分布,这种周期分布是亚像素灰度重建过程中双三次插值的插值误差造成的^[14],而子区大小的改变对均值误差几乎没有影响(对于 3 种子区,其结果的均值误差分布几乎重合),可以认为,对于刚体平移,相对于插值误差,子区大小带来的系统误差可以忽略不计。此外,均值误差最大值约为 3×10^{-3} ,显示了良好的测量准确度。而测量的标准差分布较为稳定,上下浮动小,除了当预设位移为 0.1 pixel 时,此时标准差接近于 0。标准差受到子区尺寸的影响显著,子区越大,标准差越小(当子区大小分别为 21×21 、

31×31,41×41 pixels 时,标准差分别稳定于 0.002 059、0.001 236,0.000 867 pixels)。上述结果表明,并行 Pd-DIC 的算法精度良好,能够获得和 CPU 上运行的 NR 法以及 IC-GN 法^[11]相当的准确度与精确度,根据经验,能达到工程应用的要求。

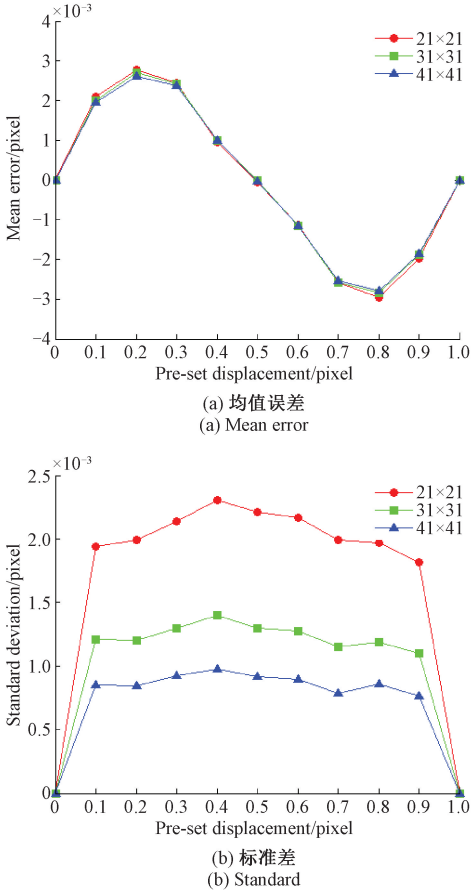


图 5 模拟散斑位移场计算结果

Fig. 5 Deviation of the computed displacements field of simulated speckle

2.2 计算速度评估

为了评估并行 Pd-DIC 的计算速度,展开同其他 GPU 并行加速的 DIC 算法的对比实验。实验对象为 SEM’s dic-challenge 中获取的带孔平板试件的拉伸实验中得到的图像(“Digital image correlation challenge, sample 12”, <http://www.sem.org/dic-challenge/>)。参与实验的一系列图像展示了带孔平板试样在沿 x 轴方向上连续拉伸的过程,原图试样为竖直放置,为了方便起见,图像被顺时针旋转了 90°,如图 6 所示。

实验图像的分辨率为 1 040×400 pixels,ROI 的选取如图 6 所示,其大小为 1 000×270 pixels,分别采用 3 种不同大小的子区(17×17,33×33,41×41 pixels)进行实验,参考图像将分别与另外四幅变形后的图像进行匹配计算,

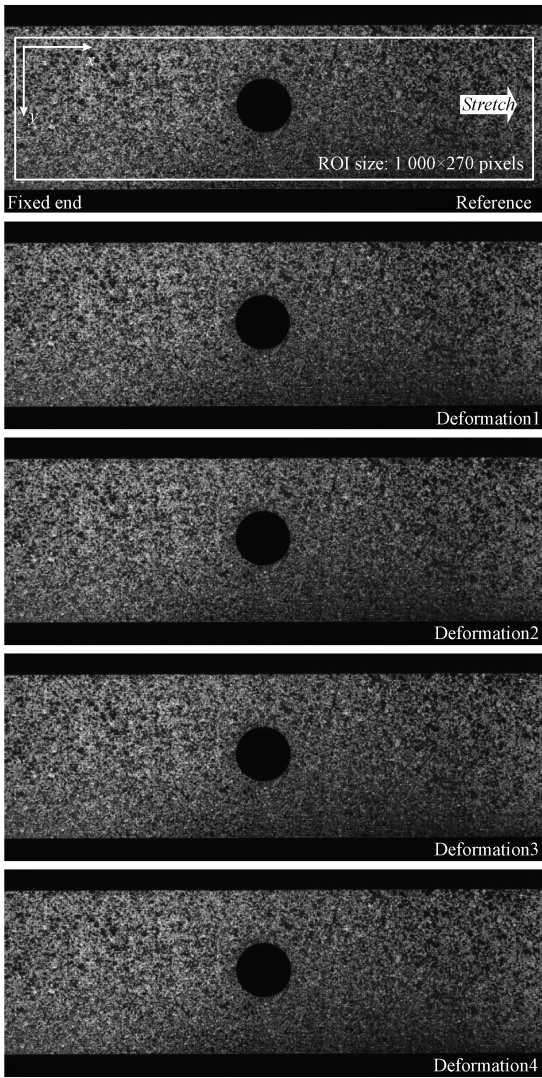


图 6 带孔平板试件在 x 轴单向拉力的作用下发生连续变形的实际实验图像(由开源社区 SEM 获取),实线框为 DIC 运算的 ROI 区域

Fig. 6 Real experiment images of continuous deformation of a plate specimen with a hole subjected to unidirectional tension along x -axis (obtained from open source community SEM), ROI for DIC computing is outlined with solid lines.

为了更好的显示效果,算法做了略微调整,避免了中心孔洞的计算。图 7 所示为在子区大小为 33×33 pixels 的情况下计算得到的,ROI 中的沿 x 轴正方向位移的分布情况。从图 7 可以清楚地看出,随着拉伸过程的进行,ROI 中各点变形量由低到高的演化过程,其结果与文献[8]计算的结果基本吻合,同时孔洞周围并未出现变形量突变的异常计算点。

并行 Pd-DIC 的计算速度,将与使用同样实验图像及计算参数的文献[8,15]相对比。其中,文献[8]使用了 GPU 并行的 Pi-DIC 算法;文献[15]使用了 GPU/CPU 异

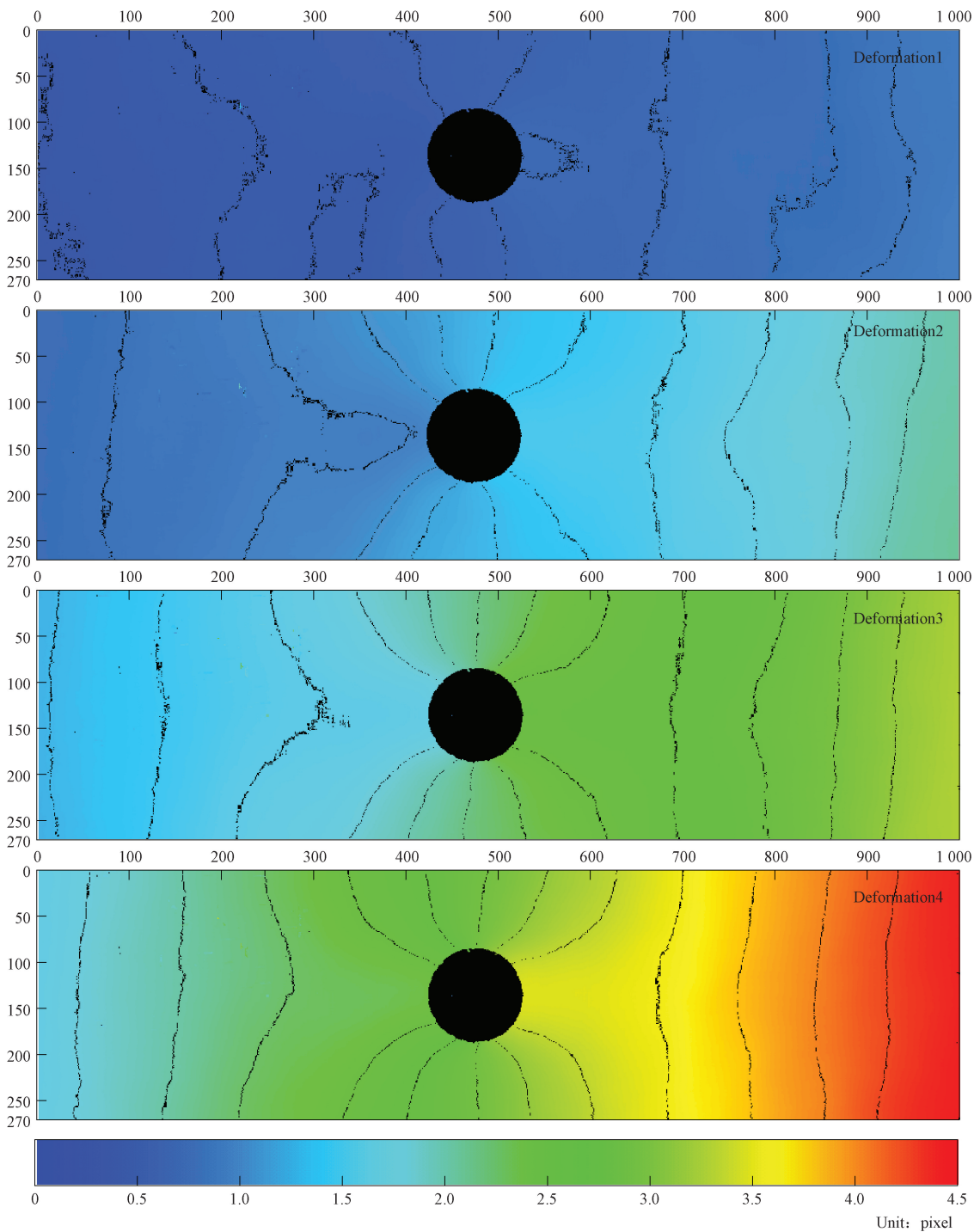


图 7 受拉带孔试件变形场的并行 Pd-DIC 计算结果

Fig. 7 Deformation field of the stretched specimen with a hole computed by parallel Pd-DIC.

构并行的 Pi-DIC 算法,作为高速 DIC 领域中主流的并行 Pi-DIC 算法,两者均表现出了顶尖的计算性能,是文献中最具代表性的算法之一。

从表 1 可以看出,本文的并行 Pd-DIC 算法最高能达到 653 983 点/s 的计算速度,若以 30 帧的实时处理要求来算,算法可以实现 21 800 点的实时计算。需要注意的

是,由于包括积分图像、梯度分布的预计算部分仅与参考图像有关,在不更换参考图,而与不同目标图像匹配的情况下,不必重复计算,因此 DIC 速度的计算未考虑预计算部分,而这也和文献[8,15]保持了一致。在子区大小为 33×33 pixels 时,并行 Pd-DIC 算法相对文献[8]的并行 Pi-DIC 算法速度提升了 1.24 倍,优势十分明显。而相对

于文献[15]的 Pi-DIC 的 CPU/GPU 异构并行算法,并行 Pd-DIC 的计算速度在不同子区大小下分别提升了 52.37%(17×17 pixels)、23.22%(33×33 pixels)、27.58%(41×41 pixels)。此外,并行 Pd-DIC 使用的 GPU 中 CUDA 核心数(CUDA 核心也叫流处理器,是 GPU 的基本计算单元,它的数量是决定 GPU 的并行计算能力的关键因素)为 384,而文献[15]对应的 CUDA 核心数为 2 880,为本文的 7.5 倍,硬件条件处于绝对优势,然而其速度仍明显低于并行 Pd-DIC,这更能反映并行 Pd-DIC 算法的计算速度优势,若换用计算性能更好的 GPU,并行 Pd-DIC 还能获得进一步的提升。

表 1 不同并行算法的计算速度对比

Table 1 Comparison of computing speed among different parallel algorithms			
算法	CUDA 核心数	子区大小/pixel	计算速度/(点/s)
GPU 并行 Pi-DIC 算法 ^[8]	1 152	33×33	113 000
		17×17	429 184
		33×33	214 132
CPU/GPU 异构的并行 Pi-DIC 算法 ^[15]	2 880	41×41	128 865
		17×17	653 983
GPU 并行 Pd-DIC 算法(本文方法)	384	33×33	253 193
		41×41	164 412

分析并行 Pd-DIC 计算速度的优势,其主要原因是计算量的降低。对于初值的估计部分,Pd-DIC 算法主要依靠 IVT 策略快速提供初值,根据 1.1 节的分析,IVT 提供初值仅需 24 B 显存的读取(6 个单精度变形参数),以及 4 次加法和乘法运算,其时间开销几乎可以忽略不计。此外,尽管整像素匹配过程复杂耗时,但根据本文算法配置,必须进行 FFT-CC 整像素匹配的初始种子点仅占 ROI 的 0.01%,其计算量相对于仅依靠 FFT-CC 算法计算初值的 Pi-DIC 而言微乎其微,因此,并行 Pd-DIC 的初值估计计算量小;对于初值的优化迭代部分,Pd-DIC 的 IVT 策略提供的初值相对于 FFT-CC 算法更加精确,从而能够减少亚像素匹配的迭代次数,进而减少计算量。实验中并行 Pd-DIC 算法的平均 POI 迭代次数为 1.81,而在同等条件下,文献[8]的平均迭代次数为 3.53,几乎两倍于本文算法,证明了并行 Pd-DIC 迭代次数少,收敛速度快。

3 结 论

针对数字图像相关法中实时测量等需求下的高速计算问题,本文提出一种基于 GPU 并行加速的路径依赖数字图像相关法,根据模拟散斑实验和实际测试图像的实

验结果,算法的精度与计算速度均得到了验证,通过实验分析可得出以下结论。

- 1) 基于 GPU 并行加速的 Pd-DIC 算法可以保持较好的精度水平,相对于文献中的算法,没有出现明显的精度损失。
- 2) Pd-DIC 可以避免大部分 POI 的整像素匹配,并且其产生的初值精度高,导致了较少的亚像素迭代次数,因此总体计算量较小。
- 3) 并行 Pd-DIC 算法可以获得很高的计算效率,在合理的 GPU 编程优化的情况下,凭借 Pd-DIC 本身的优势,能够获得比主流的并行 Pi-DIC 算法更高的计算速度。

本文的并行 Pd-DIC 算法能在保持良好精度的情况下,获得满足实时计算需求的高计算速度,这不仅为高精度下的实时 DIC 测量提供了方案,也为高速 DIC 算法的设计提供了新的思路。

参考文献

[1] SMITH A D, WARREN J, HARRISON G, et al. Applying a combination of laboratory X-Ray diffraction and digital image correlation for recording uniaxial stress-strain curves in thin surface layers [J]. International Journal of Mechanical Sciences, 2020, 183: 105731.

[2] 邱璐璐,宋阳,李可,等. 数字图像相关技术在生物力学方面的研究进展 [J]. 生物医学工程与临床, 2017, 21(6): 676-681.

QIU L L, SONG Y, LI K, et al. Research progress of digital image related technology in biomechanics [J]. Biomedical Engineering and Clinical, 2017, 21(6): 676-681.

[3] 蔡友发,傅星,李飞. 数字图像相关方法的桥梁挠度仪的温度补偿 [J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(7): 88-92.

CAI Y F, FU X, LI F. Temperature compensation of bridge deflection meter with digital image correlation method [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(7): 88-92.

[4] HUÑADY R, HAGARA M. A new procedure of modal parameter estimation for high-speed digital image correlation [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 93: 66-79.

[5] SUTTON M A, HILD F. Recent advances and perspectives in digital image correlation [J]. Experimental Mechanics, 2015, 55(1): 1-8.

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

[7] JIANG Z, KEMAO Q, MIAO H, et al. Path-independent digital image correlation with high accuracy,



- speed and robustness [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2015, 65: 93-102.
- [8] ZHANG L, WANG T, JIANG Z, et al. High accuracy digital image correlation powered by GPU-based parallel computing[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2015, 69: 7-12.
- [9] 黄健文. 高精度数字图像相关法的并行计算算法设计及异构计算实现[D]. 广州: 华南理工大学, 2018.
HUANG J W. Parallel computing algorithm design and heterogeneous computing realization of high accuracy digital image correlation[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2018.
- [10] WANG T Y, KEMAO Q, SEAH H S, et al. A flexible heterogeneous real-time digital image correlation system[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2018, 110: 7-17.
- [11] 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.
- [12] 高越. 三维数字图像相关法的关键技术及应用研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2014.
GAO Y. Research on key technology and application of 3D digital image correlation method [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2014.
- [13] JIANG L, XIE H, PAN B. Speeding up digital image correlation computation using the integral image technique[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2015, 65: 117-22.
- [14] 苏勇. 数字图像相关技术中散斑质量评价标准的研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2016.
SU Y. Research on speckle quality evaluation criteria in digital image correlation [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2016.
- [15] HUANG J W, ZHANG L Q, JIANG Z Y, et al. Heterogeneous parallel computing accelerated iterative subpixel digital image correlation [J]. Science China (Technological Sciences), 2018, 61(1): 74-85.

作者简介



钟俊杰, 2017 年于北京理工大学获得学士学位, 现为北京卫星制造厂有限公司硕士研究生, 主要研究方向为数字图像相关和图像处理。

E-mail: zhjjcast@163.com

Zhong Junjie received his B. Sc. degree from Beijing Institute of Technology in 2017. Now he is a M. Sc. candidate in Beijing Spacecrafts Co., Ltd. His main research interest includes digital image correlation and image processing.



邵珩(通信作者), 2017 年于清华大学获得博士学位, 现为北京卫星制造厂有限公司工程师, 主要研究方向为激光干涉测量及图像处理等。

E-mail: shao_heng@126.com

Shao Heng (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Tsinghua University in 2017. Now he is an engineer in Beijing Spacecrafts Co., Ltd. His main research interest includes laser interferometry and image processing.