

文章编号: 1001-4888(2011)05-0632-07

数字图像相关方法的准确度与速度增强^{*}

王朝阳

(美国天主教大学机械工程系, 华盛顿 20064)

摘要: 数字图像相关方法已经成为近几年来最为广泛使用的实验力学方法之一。本文从算法的角度提出了增强该方法准确度与速度的几个技术。由于插值算法在数字图像相关方法测量中扮演着重要的角色, 文中采用了几种基于 B 样条表示的递归插值算法来提高数字图像相关方法的分析准确度与计算速度。在实践中, 三维的测量在许多数字图像相关方法的应用中成为主导, 而三维测量的准确度强烈依赖于相机的标定。本文描述了一种利用同心圆图案以及正面图像匹配的方法来进行高可靠度和高准确度的相机标定。

关键词: 数字图像相关; 高准确度插值; 相机标定

中图分类号: O342

文献标识码: A

0 引言

数字图像相关(DIC)是一种非接触式测量位移、变形和运动的光学实验技术^[1]。该技术的基本工作原理是比较和匹配在不同时间、不同载荷、不同视觉方向等采集到的灰度图像。通过使用像素子集来跟踪每个待分析的像素在参考图像和目标图像的位置, 数字图像相关技术可以建立全场的二维或三维变形、运动向量场和梯度场。近几年来, 由于其容易实施、测量灵敏度和分辨率非常广的特点^[2], 该技术得到了前所未有的广泛应用。

通常, 数字图像相关算法使用 Newton-Raphson 迭代法或 Levenberg-Marquardt 迭代法并根据一定的相关准则进行子集匹配^[3,4]。由于数字图像的最小单元是一个像素, 为了使测量达到亚像素的准确度, 数字图像相关算法必须对目标图像进行插值来得到非整数位置像素处的灰度强度值。此外, 在相关分析中, 子集匹配过程往往需要多次的图像插值。因此, 图像插值算法的性能对于图像相关分析的准确度和速度都很重要。

数字图像相关最常用的插值方法是多项式插值, 其中双三次插值算法因为能够以较低的计算成本得到较高计算准确度而被普遍使用。然而, 数字图像相关在越来越多的科学和工程领域的广泛应用, 导致了准确度方面更高的需求。本文将介绍一组高准确度的 B 样条插值算法。B 样条插值理论在数字图像处理中的应用可以追溯到 Hou 等人在 1978 年的工作^[5]。尽管 B 样条插值算法通常优于双三次插值算法, 但是由于方法计算复杂而没有被广泛使用。直到 Unser 等^[6]提出了数字滤波的思路后, 这种方法才被引起注意, 并开始图像处理应用中得到更广泛地使用。

数字图像相关技术特别是三维测量依赖于相机的标定, 一种简单又能提供高准确度的相机标定方法对于数字图像相关在更广领域的应用非常重要。目前, 最为广泛使用的相机标定是开源的 OpenCV 库和 Matlab 工具箱以及其它类似的方法。虽然这些开源工具或方法简单易用, 但是对于数字图像相关来说, 相机的标定准确度还不够高。

^{*} 收稿日期: 2011-05-06; 修回日期: 2011-09-12

通讯作者: 王朝阳(1972—), 男, 博士, 副教授。主要从事力学、光学、计算机视觉、产品可靠性等方面的研究。

1 B 样条插值

一般来说,一维 B 样条插值算法可表示为:

$$f(x) = \sum_{i=k_0}^{k_n} c(i) \beta^n(x-i) \quad (1)$$

其中, $f(x)$ 表示插值函数; $c(x)$ 是从数据样本计算的系数; $\beta^n(x)$ 是基础函数, 可表示成封闭形式为^[7]:

$$\beta^n(x) = \frac{1}{n!} \sum_{k=0}^{n+1} \binom{n+1}{k} (-1)^k \left[x - k + \frac{n+1}{2} \right]_+^n$$

$$\text{where } (x)_+^n = \begin{cases} x^n, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (2)$$

公式(2)是级数为 n 的通用 B 样条插值函数。具体的函数如三次 B 样条插值可以很容易地通过设置 $n=3$ 来获得。因此,剩下的任务是从数据样本中计算系数 c 。根据文献[6]中提出的数字滤波法,我们可以从插值函数在 Z 域的代表得到递推公式。例如,对于三次 B 样条插值,基函数的 Z -变换的逆为:

$$B^{-1}(z) = \frac{6}{z+4+z^{-1}} = 6 \left[\frac{1}{1-z_1 z^{-1}} \right] \left[\frac{-z_1}{1-z_1 z} \right] \quad (3)$$

由此,相应的递推关系可以推导为:

$$c'(0) = \sum_{k=0}^n f(k) z_1^k, \text{ where } n = \frac{\log(\epsilon)}{\log |z_1|}$$

$$c'(k) = f(k) + z_1 c'(k-1), \quad (k=1, 2, \dots, N-1)$$

$$c(N-1) = \frac{z_1}{(z_1^2-1)} (c'(N-1) + z_1 c'(N-2))$$

$$c(k) = z_1 (c(k+1) - c'(k)), \quad (k=N-2, \dots, 1, 0)$$

在公式中, $z_1 = -2 + \sqrt{3}$; ϵ 是准确度水平(例如, 10^{-4}); $c'(k)$ 是从因果滤波器得到的临时系数; $c(k)$ 是从反因果滤波器得到的最终系数。根据这些系数的值,可以很容易地从公式(1)获得在非整数像素位置处的灰度强度值。图 1 用数字滤波器形式地简单描述了插值的过程。其中 $f(k)$ 是样本点, $f_c(k)$ 是插值点。为了从上述一维算法推广到二维图像处理,可以简单地把一维算法先后应用到每个行和列来获取图像的系数阵,然后利用公式(1)的张量积版本来进行插值:

$$f(x, y) = \sum_{k=k_0}^{k_n} \sum_{l=l_0}^{l_n} c_{kl} \beta^n(x-k) \beta^n(y-l) \quad (5)$$

如前所述,通过设置 n 为大于 3 的值,可以得到高阶 B 样条插值。此外,文献中还有一些变化的 B 样条插值,如改进的 B 样条^[8]和 O-MOMS 算法^[9]。这两种算法是基于高阶 B 样条和低阶 B 样条或其导数的加权线性组合。

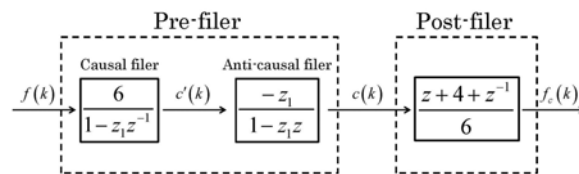


图 1 三次 B 样条插值的示意图

Fig. 1 Block diagram of cubic B-spline interpolation

为了验证 B 样条插值算法在数字图像相关分析中的性能与准确度,本文进行了模拟实验。本文使用计算机生成的图像而不是真正的实验图像的原因是,模拟图像可以准确控制位移来进行准确度验证,可以消除图像采集系统缺陷等不确定因素对分析结果的影响。生成模拟散斑图像的方案如下:首先,生成随机但强度值连续的与现实世界中的图案类似的试件表面灰度函数。接下来,将函数在网格点(像素点)处采样获取参考图像。然后,将变形场分布应用到灰度函数来得到模拟变形图像,并再次在网格点

采样以获取目标图像。用于生成图像来测试数字图像相关分析的方程是^[10]:

$$I_r(x, y) = \sum_{k=1}^n A_k \exp(-((x - x_k)^2 + (y - y_k)^2)/R^2)$$

$$I_t(x, y) = \sum_{k=1}^n A_k \exp(-((x - x_k - u_0 - u_x x - u_y y)^2 + (y - y_k - v_0 - v_x x - v_y y)^2)/R^2)$$
(6)

式中 n 是在图像中的散斑颗粒数; R 是散斑的特征尺寸; (x_k, y_k) 和 A_k 分别是散斑颗粒的随机位置和强度; u_0, v_0, u_x, u_y, v_x 以及 v_y 是变形参数; I_r 和 I_t 分别是在参考图像与目标图像中像素 (x, y) 处的灰度值。在模拟实验中, 设置 $n=2500$, $R=3$, 以及图像尺寸为 300×300 像素。模拟采用 16 位灰度图像, 分析采用 29×29 像素的子集。此外, 我们使用一个简单而可靠有效的 parametric sum of squared difference (PSSDab) 相关准则^[3]和经典的 Newton-Raphson 迭代优化算法来进行子集的匹配^[2]。

在第一个数值实验中, 分 20 步模拟连续刚体移动 0 到 1 个像素, 也就是刚体移动的增量为每步 0.05 像素, 而其他参数设置为零。图 2 显示了不同的 B 样条算法对每个位移情况进行分析的平均误差, 图 3 显示了相应的标准偏差。为了清楚表明结果, 所获的数据被分在两个图中, 其中三次 B 样条的结果同时显示在两个图中以方便比较。表 1 总结了各种插值算法相应得到的最大平均误差。很明显, B 样条插值算法比双三次插值算法得到了更好的结果。特别是, 在 4 阶 B 样条基础上用逼近理论优化得到的 O-MOMS 算法^[9]以及五次 B 样条算法比双三次插值算法的计算准确度提高了几百倍。

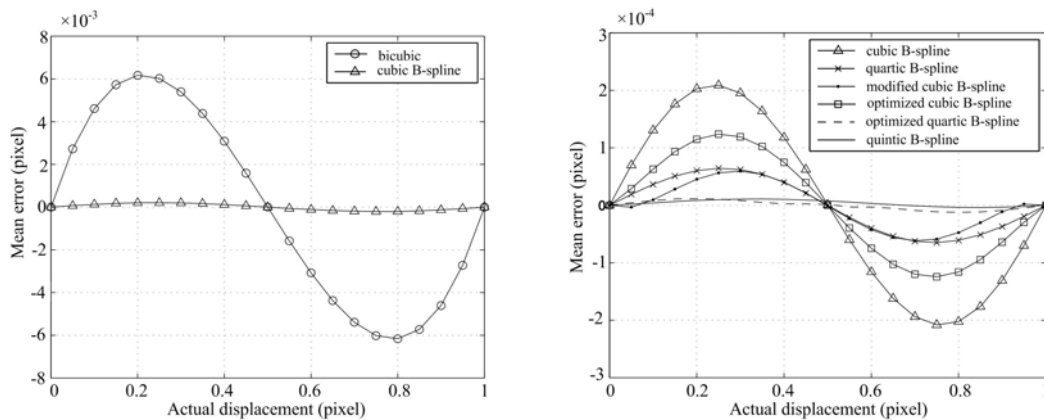


图 2 使用不同的插值算法得到的位移平均误差

Fig. 2 Mean errors of displacements obtained by using various interpolation algorithms

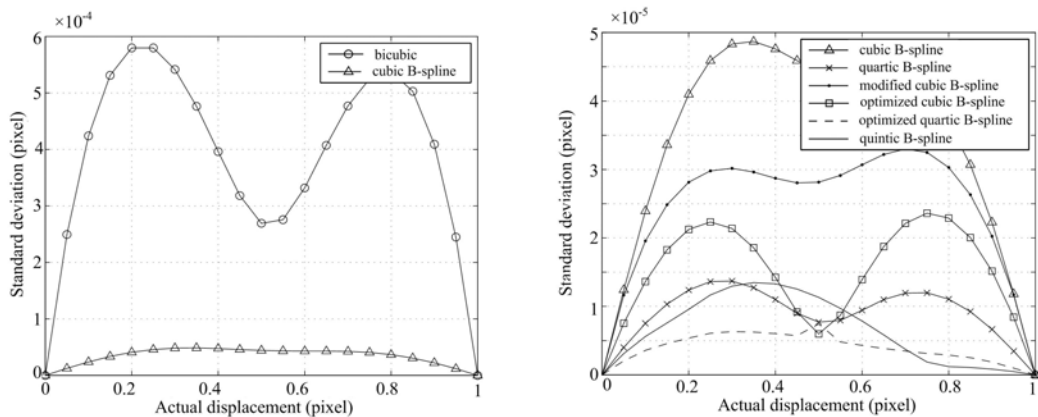


图 3 各种插值算法相应得到的位移标准差

Fig. 3 Standard deviations of displacements obtained by using various interpolation algorithms

表 1 不同插值算法对不同刚体移动所对应的最大平均误差
Tab. 1 Maximum mean errors yielded by various interpolation algorithms for rigid-body translation displacements of 0 to 1 pixel

Interpolation Algorithm	Maximum error (pixels)
Bicubic	6.167×10^{-3}
Cubic B-spline	2.090×10^{-4}
Quartic B-spline	6.448×10^{-5}
Modified cubic B-spline	5.963×10^{-5}
Cubic O-MOMS	1.238×10^{-4}
Quartic O-MOMS	1.174×10^{-5}
Quintic B-spline	1.100×10^{-5}

在第二个数值实验中,采取了以下有代表性的变形参数: $u_0=10.25$, $u_x=0.01$, $u_y=0.02$, $v_0=5.75$, $v_x=0.03$ 和 $v_y=0.04$ 。模拟得到的参考和变形图像见图 4,相应的平均绝对误差见表 2。结果再次表明了 B 样条插值优于双三次算法。

由于本文所述的插值算法运用了递归计算,整个的数字图像相关分析可以达到超过每秒 2000 点的计算速度。为了进一步提高分析速度,可以首先用小的子集进行分析,然后采用大的子集。采用这种方法,模拟分析的速度可以超过每秒 5000 点。

但是值得注意的是,由于高准确度 B 样条插值的固有性质,在实际应用中噪音的存在会大大影响相应的数字图像相关分析的准确度。例如,在第二个模拟实验中,如果添加上一个幅度高达最灰度强度 0.5% 的随机噪声到参考和变形图像中的每个像素,双三次插值算法所得到的平均绝对误差变为 1.6464×10^{-3} 和 6.7433×10^{-4} ,而所有的 B 样条算法的误差则很相似:对 u 场增加到 $3.2415 \times 10^{-4} \sim 3.2914 \times 10^{-4}$,对 v 场位移增加到 $3.4346 \times 10^{-4} \sim 3.6370 \times 10^{-4}$ 。因此,在实际的应用中,一方面应该使用灰度深度大且成像质量好的相机,另一方面须采用各种措施来降低采集到的图像中的噪声。

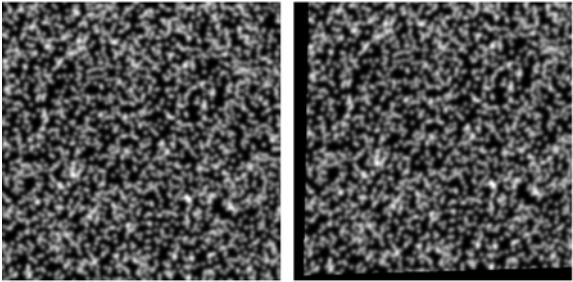


图 4 参考和变形的图像
Fig. 4 Reference and deformed images

表 2 各种插值算法应用于大剪切位移分析的平均绝对误差
Tab. 2 Mean absolute errors yielded by various interpolation algorithms for displacements with large shear strains

Interpolation algorithm	Mean absolute error(pixel)	
	u	v
Bicubic	1.624×10^{-3}	5.705×10^{-4}
Cubic B-spline	6.377×10^{-5}	3.962×10^{-5}
Quartic B-spline	1.755×10^{-5}	8.492×10^{-6}
Modified cubic B-spline	2.974×10^{-5}	2.668×10^{-5}
Cubic O-MOMS	3.195×10^{-5}	1.542×10^{-5}
Quartic O-MOMS	3.830×10^{-6}	2.743×10^{-6}
Quintic B-spline	6.105×10^{-6}	4.730×10^{-6}

2 相机标定

由于三维方法能比二维方法提供更为丰富的测量数据,三维数字图像相关技术正得到越来越广泛的应用。同二维方法的最大不同也是最大的挑战是,三维方法强烈依赖于相机标定。相机标定包括确定镜头的参数和相机的方位。在最近十几年中,关于相机标定的文献非常多^[11-15],本文结合前人的工作,发展推广了相机标定方法以得到更高的准确度。本文在此仅做简单描述。

基于针孔的相机标定模型可表示为:

$$\begin{bmatrix} \tilde{u} \\ \tilde{v} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha & \gamma & u_0 \\ 0 & \beta & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{x}_m \\ \tilde{y}_m \\ 1 \end{bmatrix} \quad (7a)$$

$$\begin{aligned} \tilde{x}_m &= (p_0 + r^2 p_2)(r^2 + 2x_m^2) + 2(p_1 + r^2 p_3)x_m y_m \\ &\quad + (1 + a_0 r^2 + a_1 r^4 + a_2 r^6 + a_3 r^8 + a_4 r^{10})x_m + s_0 r^2 + s_2 r^4 \end{aligned} \quad (7b)$$

$$\begin{aligned} \tilde{y}_m &= (p_1 + r^2 p_3)(r^2 + 2y_m^2) + 2(p_0 + r^2 p_2)x_m y_m \\ &\quad + (1 + a_0 r^2 + a_1 r^4 + a_2 r^6 + a_3 r^8 + a_4 r^{10})y_m + s_1 r^2 + s_3 r^4 \end{aligned}$$

$$\begin{bmatrix} x_m \\ y_m \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & R_{13} & T_1 \\ R_{21} & R_{22} & R_{23} & T_2 \\ R_{31} & R_{32} & R_{33} & T_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (7c)$$

相机的标定涉及到从标定控制点的世界坐标 (x_w, y_w, z_w) 和采集到的图像中相应的各标识点的图像坐标 $(\tilde{u}, \tilde{v})$ 来得到相机的参数 $\alpha, \beta, \gamma, u_0, v_0, a_0, a_1, a_2, a_3, a_4, p_0, p_1, p_2, p_3, s_0, s_1, s_2, s_3, n_1, n_2, n_3, T_1, T_2, T_3$ 。其中 n_1, n_2, n_3 决定了转动参数 $R_{11} \sim R_{33}$ 。可以看出,当采用 M 幅标定图像时,未知数的总数目是 $18+6M$ 。为了可靠、准确地得到这些未知数,一般采用 Levenberg-Marquardt 非线性最小二乘算法来优化如下残差:

$$S = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [(\tilde{u} - \tilde{U})^2 + (\tilde{v} - \tilde{V})^2] \quad (8)$$

这里, $(\tilde{u}, \tilde{v})$ 和 $(\tilde{U}, \tilde{V})$ 分别是函数求得的数据和实验检测的数据。

在实际使用中,标定板上的标识控制点的位置 (x_w, y_w, z_w) 通常是不能够全部准确测得的,这是目前许多已有的相机标定方法不能得到足够高准确度的主要原因。为了解决这个问题,可以把标定标识点的三维坐标位置也设为未知。从而,如果标识点的数目为 N 。那么未知数的总共数目是 $18+6M+3N$ 。这种处理方法允许标识控制点的位置随机放置,而与此有关的一个明显优势是可以用来标定相机以进行大视域的测量。值得指出的是,为了保证优化过程的进行,需要选取三个不在同一条直线上的控制点来确定一个几何约束平面。

基于以上分析,相机标定的关键成为如何准确地得到采集的标定板图像中标识控制点的位置。目前,最常用的标定板图像有两种:棋盘格图案和圆点(环)图案,如图 5 所示。通常情况下,使用圆环图案能得到比使用圆点和棋盘格图案更高的准确度。此外,同心圆环的个数可以超过 2 个。为了尽可能提高准确度,圆心的位置可以分两步来检测:首先使用灰度梯度信息检测圆环的边界,然后用椭圆模拟结合最小二乘的方法来确定圆心,并根据初步检测的圆心进行相机标定。接下来,根据标定结果把各图像转换为正面图像,再利用模板匹配的方法得到相应的圆心并转换回原始位置。

采用上面所述的方法,相机标定的标识控制点的二次投影误差可控制在 0.005 像素以下。相比之下,最常用的 OpenCV 相机标定库^[16]和 Matlab 相机标定工具箱只能得到 0.1 像素左右的误差。

高准确度的相机标定可以极为有效地拓宽数字图像相关方法在更多领域的应用。一个典型的例子是可以运用三维数字图像相关进行高准确度超大范围三维地图的制作。

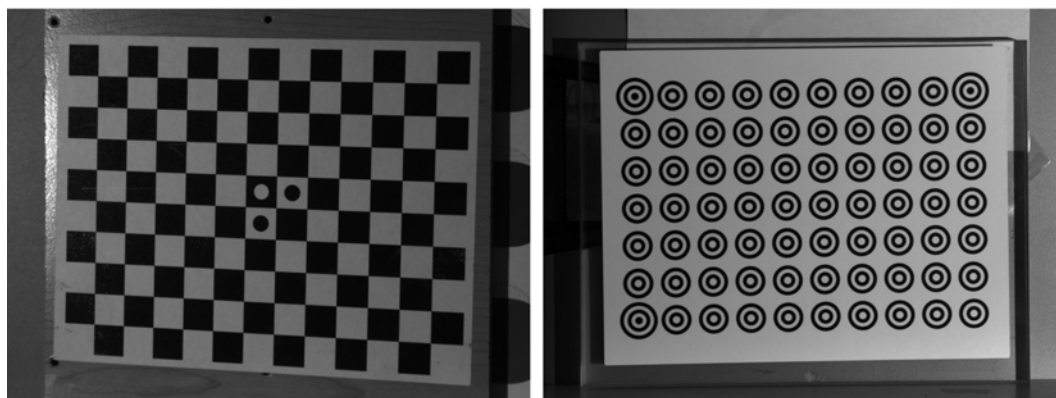


图5 棋盘格和圆环图案

Fig. 5 Checker and ring patterns

3 结论

本文介绍了提高数字图像相关方法的准确度和速度的若干措施。从历史上来看,没有任何其它一种实验力学方法在使用方便程度、测量灵敏度和分辨率的灵活性、应用广泛性等方面能与数字图像相关方法媲美。高准确度、快速的数字图像相关方法无疑将帮助加大该方法在更多领域的更广泛应用。

致谢

本文得到了美国陆军研究办公室(USARO)的资助(项目号 W911NF-10-1-0502)和美国国家科学基金会(NSF)的资助(项目号 0825806)。

参考文献:

- [1] Handbook of Experimental Solid Mechanics[M], Edited by W. Sharpe, Springer, 2008.
- [2] Sutton M, Ortu J, Schreier H. Image correlation for shape, motion and deformation measurements[M]. Springer, 2009.
- [3] Pan B, Xie H, Wang Z. Equivalence of digital image correlation criteria for pattern matching[J]. Applied Optics, 2010, 49(28):5501—5509.
- [4] Wei Tong. Subpixel image registration with reduced bias[J]. Opt. Lett., 2011, 36(5):763—765.
- [5] Hou H S, Andrews H C. Cubic splines for image interpolation and digital filtering[J]. IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, 1978, Vol. ASSP-26:508—517.
- [6] Unser M, Aldroubi A, Eden M. Fast B-Spline Transforms for Continuous Image Representation and Interpolation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(3):277—285.
- [7] Unser M. Splines: A Perfect Fit for Signal and Image Processing[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1999, 16(6): 22—38.
- [8] Gotchev A, Egiazarian K, Vesma J, et al. Edge-preserving image resizing using modified B-splines[C]//in Proc. IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech, Signal Processing, 2001,3:1865—1868.
- [9] Blu T, Thevenaz P, Unser M. MOMS: Maximal-order interpolation of minimal support[J]. IEEE Trans. Image Process., 2001, 10(7):1069—1080.
- [10] Pan B, et al. Performance of sub-pixel registration algorithms in digital image correlation[J]. Meas. Sci. Technol., 2006, 17:1615—1621.
- [11] Tsai R. A versatile camera calibration technique for high accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses[J]. IEEE J. Robotics and Automation, 1987, 3:323—344.
- [12] Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine

- Intelligence, 2000, 22:1330—1334.
- [13] Xue T, Wu B, Zhu J, et al. Complete calibration of a structure-uniform stereovision sensor with free-position planar pattern[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2007, 135:185—191.
- [14] Heikkila J. Geometric camera calibration using circular control points[J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(10):1066—1077.
- [15] Douchamps D, Chihara K. High-accuracy and robust localization of large control markers for geometric camera calibration[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 2009, 31:376.
- [16] <http://opencv.willowgarage.com/wiki/>

On the Accuracy and Speed Enhancement of Digital Image Correlation Technique

Zhaoyang Wang

(Department of Mechanical Engineering, The Catholic University of America, Washington, DC, 20064, U. S. A.)

Abstract: Digital image correlation (DIC) technique has become one of the most widely used methods for experimental mechanics in recent years. This paper presents a series of novel schemes to enhance the analysis accuracy and speed of DIC. Based on B-spline representation, several recursive interpolation schemes were employed to enhance analysis accuracy as well as computation speed of DIC due to the interpolation algorithm plays an essential role in the DIC measurements. In practice, three-dimensional (3D) measurement is dominant in numerous DIC applications, and the measurement accuracy of 3D-DIC highly relies on camera calibration. This paper presents an advanced method to calibrate camera to ensure high reliability and high accuracy by using concentric circle patterns and fronto-image matching.

Keywords: digital image correlation; high-accuracy interpolation; camera calibration