

文章编号: 1001-3806(2016)06-0866-05

## 基于贝叶斯模型和数字图像相关的视觉测量

谢军昱, 许杨剑, 王效贵\*

(浙江工业大学 机械工程学院, 杭州 310014)

**摘要:** 为了能够快速准确地实现3维测量,提出了一种基于贝叶斯模型和数字图像相关的视觉测量方法。该方法采用数字图像相关法对校正后的图像进行立体匹配,克服了传统立体匹配方法精度不高的问题;采用贝叶斯模型估计图像视差,并将其作为数字图像相关法非线性迭代优化的视差初值,克服粗搜索方法寻找视差初值计算量大、精度低的缺点;基于校正后图像与原图像之间的投影关系,由最小二乘法计算出匹配点的3维坐标。结果表明,基于贝叶斯模型和数字图像相关的视觉测量算法,能够快速准确地实现3维视觉测量。

**关键词:** 图像处理;视觉测量;数字图像相关法;贝叶斯模型;立体匹配

**中图分类号:** TP391; TN247 **文献标志码:** A **doi:** 10.7510/jgjs.issn.1001-3806.2016.06.019

## Vision measurement method based on Bayesian model and digital image correlation

XIE Junyu, XU Yangjian, WANG Xiaogui

(College of Mechanical Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014, China)

**Abstract:** In order to operate 3-D measurement efficiently and accurately, a vision measurement method correlation was proposed based on Bayesian model and digital image. Digital image correlation was used to match the rectified images, which had the ability to improve the accuracy of traditional stereo matching method. The iterative initial disparity of digital image correlation was determined by Bayesian model to overcome the disadvantages of coarse-fine search. Based on the projecting relationship between the rectified image and the raw image, 3-D coordinates of the matched point were then calculated by the least square method. The results show that the proposed vision measurement method based on Bayesian model and digital image correlation has high accuracy and efficiency of 3-D vision measurement.

**Key words:** image processing; vision measurement; digital image correlation; Bayesian model; stereo matching

### 引言

视觉测量在逆向工程和材料力学实验中具有重要的作用,立体匹配方法的优劣直接决定视觉测量的速度与精度。传统的立体匹配方法主要有区域匹配算法及全局算法:区域匹配算法假设子区内所有像素点的视差是一致的,这会导致图像立体匹配的精度不高,并且该方法对图像的辐射畸变敏感,鲁棒性较差<sup>[1]</sup>;全局算法如图割法<sup>[2]</sup>、置信度扩展传播法<sup>[3]</sup>等,需要定义一个能量函数,通过全局优化的方法使能量最小化,从而得到匹配结果,这些方法虽然结果相对准确,但是计算量大、实时性不高。与传统的匹配方法相比,SUTTON 等人<sup>[4]</sup>提出的数字图像相关法在匹配过程中

考虑子区窗口的变形并使用形函数表示变形后子区的形状和位置,同时采用亚像素位移定位算法如牛顿拉普森迭代法来提高计算精度,在理想情况下亚像素定位精度可以达到  $0.02\text{pixel} \sim 0.1\text{pixel}$ <sup>[5]</sup>。

用牛顿拉普森法求解非线性方程来确定视差时,迭代初值的选取决定了它的收敛性,不准确的初值会导致迭代次数的增加甚至不收敛。在数字图像相关法中,传统的迭代初值计算方法如粗搜索方法虽然也能得到初值,但是其计算量大、计算时间长,可能还会因为初值的不准确导致迭代不收敛<sup>[6]</sup>。为此,GEIGER<sup>[7]</sup>等人提出了一种基于贝叶斯模型的高效立体匹配方法,该方法以视差的分段平滑假设为基础,通过对鲁棒性较好的支撑点进行 Delaunay 三角剖分后,利用三角区域中的模糊视差建立先验概率,最后通过概率模型快速生成图像的稠密视差,虽然该视差并不满足高精度视觉测量的要求,但是却能为非线性牛顿拉普森迭代提供一个相对准确的视差初值,使得迭代能够快速收敛。

本文中采用数字图像相关法对图像进行立体匹

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51175469; 51375448)

作者简介:谢军昱(1990-),男,硕士研究生,主要研究方向为双目视觉、数字图像相关法。

\* 通讯联系人。E-mail: hpcwxg@zjut.edu.cn

收稿日期:2015-11-05;收到修改稿日期:2016-01-04

配<sup>[8]</sup>,并利用贝叶斯模型计算牛顿拉普森迭代的初值,通过迭代计算得到精准的立体视差,最后根据双目视觉原理构建物体的 3 维形貌。实验结果表明,该方法测量精度高、计算速度快,与传统的方法相比具有明显的优势。

## 1 基于贝叶斯模型和数字图像相关的视觉测量算法

### 1.1 摄像机标定

摄像机的标定是指确定摄像机内外参量(内参量包括摄像机的主点坐标、焦距和畸变参量;外参量指左右摄像机之间的平移矩阵和旋转矩阵)的过程。本文中使用的棋盘格作为标定物,利用 MATLAB 的 StereoCameraCalibrator 模块对摄像机进行双目立体标定<sup>[9-10]</sup>。摄像机的投影矩阵  $\mathbf{M}$  可以利用标定得到的内外参量计算:

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \alpha & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & \beta & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中,  $\alpha$  和  $\beta$  分别为  $u$  轴和  $v$  轴上的归一化焦距,  $(u_0, v_0)$  为主点图像坐标,  $\mathbf{T}$  为平移矩阵,  $\mathbf{R}$  为旋转矩阵。

### 1.2 图像外极线校正

图像的立体匹配是在 2 维图像坐标平面上进行搜索匹配点的一个过程。通过对图像进行外极线校正,可使左右两幅图像的对应极线相互平行对齐,这样在搜寻匹配点时,只需要在对应的水平扫描线上进行搜索即可。显然,图像的外极线校正将匹配点搜寻空间从 2 维降到 1 维,可以极大地减少计算量。基于摄像机标定得到的内外参量,由 Bouguet 算法<sup>[11]</sup> 分别求得左图像  $I_l$  和右图像  $I_r$  的变换矩阵  $\mathbf{H}_l$  和  $\mathbf{H}_r$ ,然后对左右两幅图像进行投影变换,得到校正后的左图像  $I_l'$  和右图像  $I_r'$ 。通过极线校正,使得左右两幅图像的匹配点具有相同的铅垂像素坐标  $v$ ,但是水平像素坐标  $u$  存在视差。

### 1.3 数字图像相关法

为了计算校正后左、右图像上的匹配点,采用数字图像相关法对图像  $I_l'$  和  $I_r'$  进行立体匹配。如图 1 所示,左图像  $I_l'$  中以待匹配点  $(u_c, v_c)$  为中心的  $(2N+1)(2N+1)$  子区,在右图像  $I_r'$  上按照一定的搜索方法通过某一相关函数进行相关计算,寻找与选定子区相关系数最小的以匹配点为中心的子区。考虑到右图像子区形状的改变,对左图像子区上任一点  $(u, v)$  变形后所对应的右图像上点的图像坐标  $(u', v')$  做泰勒级数 1 阶近似展开<sup>[12]</sup>:

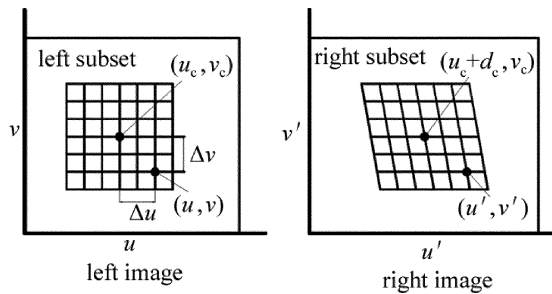


Fig. 1 Corresponding subsets of left image and right image

$$(u', v') \approx$$

$$\left[ u_c + d_c + \left( 1 + \frac{\partial d_c}{\partial u} \right) \Delta u + \frac{\partial d_c}{\partial v} \Delta v, v_c + \Delta v \right] \quad (2)$$

式中,  $\Delta u$  和  $\Delta v$  分别为点  $(u, v)$  与中心点  $(u_c, v_c)$  的水平和铅垂像素距离,  $d_c$  为待匹配点  $(u_c, v_c)$  的视差。

搜索过程中使用的相关函数是评价左图子区和右图子区相似程度的函数,为了使相关函数对光照变化有较强的鲁棒性,本文中选用零均值归一化最小平方距离相关函数:

$$C(\mathbf{P}) = \frac{\sum_{u=-N}^N \sum_{v=-N}^N \left\{ \frac{f_l(u, v) - \bar{f}_l}{\sqrt{\sum_{u=-N}^N \sum_{v=-N}^N [f_l(u, v) - \bar{f}_l]^2}} - \frac{f_r(u', v') - \bar{f}_r}{\sqrt{\sum_{u=-N}^N \sum_{v=-N}^N [f_r(u', v') - \bar{f}_r]^2}} \right\}^2}{\sqrt{\sum_{u=-N}^N \sum_{v=-N}^N [f_r(u', v') - \bar{f}_r]^2}} \quad (3)$$

式中,  $\mathbf{P} = \left[ d_c, \frac{\partial d_c}{\partial u}, \frac{\partial d_c}{\partial v} \right]$ ,  $f_l(u, v)$ ,  $f_r(u', v')$  分别代表左右图像中图像坐标为  $(u, v)$  和  $(u', v')$  处的灰度值,  $\bar{f}_l$ ,  $\bar{f}_r$  分别为左右图像对应子区的灰度均值。确定了相关函数之后,利用牛顿拉普森迭代法对视差  $d_c$  及其导数进行求解。牛顿拉普森迭代法在计算过程中将会使用到亚像素位置的灰度以及灰度梯度,本文中通过双三次插值计算亚像素位置的灰度及其导数。左右图像的子区最为相似的条件为:

$$\nabla C = \left( \frac{\partial C}{\partial p_i} \right)_{i=1,2,3} = -2 \sum_{u=-N}^N \sum_{v=-N}^N \left\{ \left[ \frac{f_l(u, v) - \bar{f}_l}{\sqrt{\sum_{u=-N}^N \sum_{v=-N}^N [f_l(u, v) - \bar{f}_l]^2}} - \frac{f_r(u', v') - \bar{f}_r}{\sqrt{\sum_{u=-N}^N \sum_{v=-N}^N [f_r(u', v') - \bar{f}_r]^2}} \right] \times \frac{1}{\sqrt{\sum_{u=-N}^N \sum_{v=-N}^N [f_r(u', v') - \bar{f}_r]^2}} \times \frac{\partial f_r(u', v')}{\partial p_i} \right\}_{i=1,2,3} = 0 \quad (4)$$

式中,  $p_i$  代表矢量  $\mathbf{P}$  第  $i$  个分量,利用牛顿拉普森迭代法对(4)式进行求解,可得:

$$\mathbf{P}^{(k+1)} = \mathbf{P}^{(k)} - \left( \frac{\partial C}{\partial p_i^{(k)}} \right)_{i=1,2,3} \left( \frac{\partial^2 C}{\partial p_i^{(k)} \partial p_j^{(k)}} \right)_{i,j=1,2,3}^{-1} \quad (5)$$

式中,  $\mathbf{P}^{(k)}$  为第  $k$  次的迭代值,  $\mathbf{P}^{(k+1)}$  为迭代后的逼近值,  $\left( \frac{\partial^2 C}{\partial p_i^{(k)} \partial p_j^{(k)}} \right)_{i,j=1,2,3}$  可以根据 VENDROUX<sup>[13]</sup> 等人的研究进行近似简化:

$$\left( \frac{\partial^2 C}{\partial p_i^{(k)} \partial p_j^{(k)}} \right)_{i,j=1,2,3} \approx \frac{2}{\sum_{u=-N}^N \sum_{v=-N}^N [f_r(u', v') - \bar{f}_r]^2} \times \sum_{u=-N}^N \sum_{v=-N}^N \left[ \frac{\partial f_r(u', v')}{\partial p_i} \times \frac{\partial f_r(u', v')}{\partial p_j} \right] \quad (6)$$

(5) 式的收敛条件为  $\| \mathbf{P}^{(k+1)} - \mathbf{P}^{(k)} \|_2 \leq 0.001$ 。对(5)式进行迭代求解时, 相对准确的视差初值可以确保有较好的收敛性。

### 1.4 贝叶斯概率模型

通过在图像上建立贝叶斯概率模型计算视差初值。该方法在建立贝叶斯模型之前, 首先采用 Sobel 算子检测左图像  $I_l'$  上纹理丰富的支撑点  $S_m$ , 然后对获取的支撑点进行 Delaunay 三角剖分。将支撑点  $S_m$  的图像坐标  $(u_m, v_m)$  与视差  $d_m$  组合, 建立联合体, 即  $S_m = (u_m, v_m, d_m | (u_m, v_m) \in N^2, d_m \in N)$ , 其中  $N$  是自然数。对于左右两幅图像的待测点, 都有相同形式的联合体  $\mathbf{o}_n = (u_n, v_n, \mathbf{F}_n)$ , 其中  $\mathbf{F}_n$  为对应的特征向量。贝叶斯理论模型根据图像的先验概率和似然概率来表示联合概率分布  $p(d_n, \mathbf{o}_{1,n}, \mathbf{o}_{r,n}, \mathbf{S})$ , 把带参量的概率分布记成条件分布的形式, 即:

$$p(d_n, \mathbf{o}_{1,n}, \mathbf{o}_{r,n}, \mathbf{S}) \propto p(d_n | \mathbf{S}, \mathbf{o}_{1,n}) p(\mathbf{o}_{r,n} | \mathbf{o}_{1,n}, d_n) \quad (7)$$

式中,  $\mathbf{o}_{1,n}$  和  $\mathbf{o}_{r,n}$  分别为左右图像中对应待测点的联合体,  $\mathbf{S} = \{S_1, \dots, S_m\}$  表示一系列支撑点的集合,  $p(d_n | \mathbf{S}, \mathbf{o}_{1,n})$  为先验概率,  $p(\mathbf{o}_{r,n} | \mathbf{o}_{1,n}, d_n)$  为似然概率。先验概率可表示为:

$$p(d_n | \mathbf{S}, \mathbf{o}_{1,n}) \propto \begin{cases} r + \exp\left\{-\frac{[d_n - \mu(\mathbf{S}, \mathbf{o}_{1,n})]^2}{2\sigma^2}\right\}, \\ (|d_n - \mu| < 3\sigma \vee d_n \in N_s) \\ 0, (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (8)$$

式中, 常数  $r = 15$ ,  $\sigma$  为方差,  $\mu(\mathbf{S}, \mathbf{o}_{1,n})$  为可以通过 Delaunay 三角形插值得到的均匀函数,  $N_s$  为以待测点  $(u_{1,n}, v_{1,n})$  为中心的  $20\text{pixel} \times 20\text{pixel}$  区域内支撑点视差  $d_m$  的集合。服从拉普拉斯分布的似然概率为:

$$p(\mathbf{o}_{r,n} | \mathbf{o}_{1,n}, d_n) \propto \begin{cases} \exp(-\beta \| \mathbf{F}_{1,n} - \mathbf{F}_{r,n} \|_1), \\ \left( \begin{bmatrix} u_{1,n} \\ v_{1,n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{r,n} + d_n \\ v_{r,n} \end{bmatrix} \right) \\ 0, (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (9)$$

式中, 常数  $\beta = 0.03$ , 特征向量  $\mathbf{F}_{1,n}$  和  $\mathbf{F}_{r,n}$  分别为以左图像待测点  $(u_{1,n}, v_{1,n})$  和右图像待测点  $(u_{r,n}, v_{r,n})$  为中心的  $5\text{pixel} \times 5\text{pixel}$  区域的 Sobel 响应。约束条件  $u_{1,n} = u_{r,n} + d_n$  保证了左右图像上的待测点在同一极线上。

在贝叶斯模型估计中, 后验概率往往更接近真实概率, 因此所要求解的视差  $d_n$  会使后验概率取到最大值:  $d_n = \text{argmax} p(d_n | \mathbf{o}_{1,n}, \mathbf{o}_{r,1}, \dots, \mathbf{o}_{r,k}, \mathbf{S})$  (10)

式中,  $\mathbf{o}_{r,1}, \dots, \mathbf{o}_{r,k}$  为右图像中与左图像待测点  $\mathbf{o}_{1,n}$  位于同一水平极线上的所有待测点, 后验概率可以因式分解为:  $p(d_n | \mathbf{o}_{1,n}, \mathbf{o}_{r,1}, \dots, \mathbf{o}_{r,k}, \mathbf{S}) \propto p(d_n | \mathbf{S}, \mathbf{o}_{1,n}) p(\mathbf{o}_{r,1}, \dots, \mathbf{o}_{r,k} | \mathbf{o}_{1,n}, d_n)$  (11)

式中,  $p(\mathbf{o}_{r,1}, \dots, \mathbf{o}_{r,k} | \mathbf{o}_{1,n}, d_n) \propto \prod_i p(\mathbf{o}_{r,i} | \mathbf{o}_{1,n}, d_n)$ 。将(8)式和(9)式代入(11)式, 并取负对数可得:

$$E(d_n) = \beta \| \mathbf{F}_{1,n} - \mathbf{F}_{r,n}(d_n) \|_1 - \lg \left\{ r + \exp \left[ -\frac{[d_n - \mu(\mathbf{S}, \mathbf{o}_{1,n})]^2}{2\sigma^2} \right] \right\} \quad (12)$$

待测点的视差  $d_n$  可以通过求解能量函数(12)式的最小值得到。将  $\mathbf{P}^{(0)} = [d_n, 0, 0]$  作为初值应用于(5)式的迭代计算, 即可得到亚像素精度的视差  $d_l$ 。

## 2 最小二乘法计算 3 维坐标

已知准确的视差  $d_l$  和摄像机的内外参量之后, 就可以根据双目视觉原理计算物体的 3 维坐标。但是在对图像进行外极线校正的过程中引入了噪声, 如果直接使用三角测量法计算 3 维坐标会使精度降低<sup>[14]</sup>。因此, 本文中利用原左右图像的对应图像坐标, 通过最小二乘法来计算 3 维坐标。如图 2 所示, 左图像  $I_l$  和右图像  $I_r$  经过立体校正后得到图像  $I_l'$  和  $I_r'$ , 图像  $I_l$  上的点  $q_1$  在  $I_l'$  上的对应点为  $\bar{q}_1$ , 图像  $I_r$  上的点  $q_r$  在  $I_r'$  上的对应点为  $\bar{q}_r$ 。若  $\bar{q}_r$  为立体匹配中寻找到的  $\bar{q}_1$  的匹配点, 那么原左图像  $I_l$  上的点  $q_1$  的匹配点就为点  $q_r$ 。

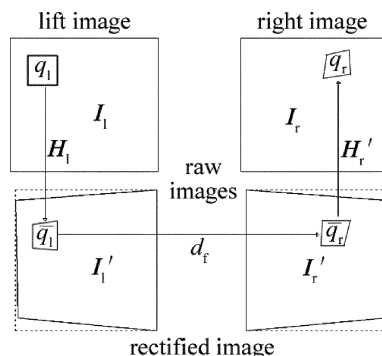


Fig. 2 Projecting relation between the raw images and the rectified images

已知  $q_1$  和  $q_r$  的图像坐标和摄像机的投影矩阵后, 就可以得到如下公式:



$$\begin{cases} m_{1,11}x_w + m_{1,12}y_w + m_{1,13}z_w + m_{1,14} - \\ u_1x_w m_{1,31} - u_1y_w m_{1,32} - u_1z_w m_{1,33} = u_1 m_{1,34} \\ m_{1,21}x_w + m_{1,22}y_w + m_{1,23}z_w + m_{1,24} - \\ v_1x_w m_{1,31} - v_1y_w m_{1,32} - v_1z_w m_{1,33} = v_1 m_{1,34} \\ m_{r,11}x_w + m_{r,12}y_w + m_{r,13}z_w + m_{r,14} - \\ u_r x_w m_{r,31} - u_r y_w m_{r,32} - u_r z_w m_{r,33} = u_r m_{r,34} \\ m_{r,21}x_w + m_{r,22}y_w + m_{r,23}z_w + m_{r,24} - \\ v_r x_w m_{r,31} - v_r y_w m_{r,32} - v_r z_w m_{r,33} = v_r m_{r,34} \end{cases} \quad (13)$$

式中,  $(u_1, v_1)$  为  $q_1$  的图像坐标,  $(u_r, v_r)$  为  $q_r$  的图像坐标,  $m_{1,ij}$  和  $m_{r,ij}$  分别表示左右摄像机投影矩阵  $M_1, M_r$  第  $i$  行和第  $j$  列的元素,  $(x_w, y_w, z_w)$  为  $q_1$  的空间 3 维坐标。利用最小二乘法求解 (13) 式, 就可以确定出  $q_1$  的空间 3 维坐标。对参考图像中的多个像点重复上述过程就可得到相应点的空间 3 维坐标, 由这些空间点可以方便地构建物体的 3 维形貌。基于 MATLAB 与 Opencv 平台, 可利用本文中提出的视觉测量算法 (如图 3 所示) 开发视觉测量程序。

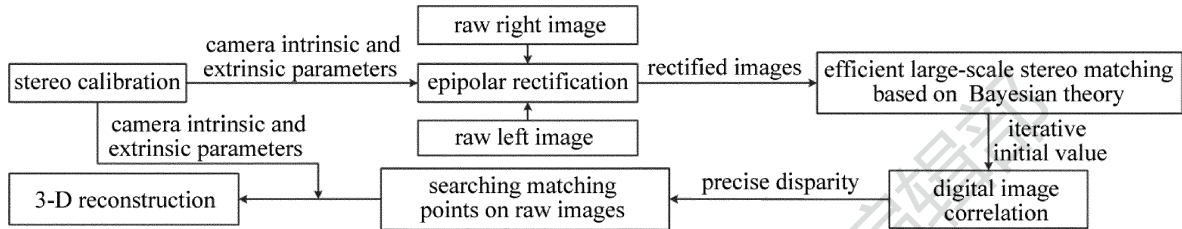


Fig. 3 Flow chart of vision measurement method

### 3 实验验证

#### 3.1 平板离面位移测量实验

3 维视觉测量系统的硬件部分为两台分辨率为  $1624\text{pixel} \times 1224\text{pixel}$ 、传输速率为  $30\text{Hz}$  的 PointGrey GRAS-14S5C/MC CCD 数字摄像机和处理器为 Intel-i5-4570、内存大小为  $4\text{GB}$ 、系统为 Windows7 (64 位) 的台式计算机; 软件部分包含两个自主开发的程序模块, 分别为基于 LabVIEW 的图像同步采集模块和基于 MATLAB 和 Opencv 的图像后处理模块。将表面喷有散斑的平板放置在手动可调滑台上 (如图 4 所示), 通过旋转纵向千分尺实现平板的平移, 分别测量平板在千分尺读数为  $5\text{mm}$ ,  $6\text{mm}$  和  $7\text{mm}$  时的表面形貌。在

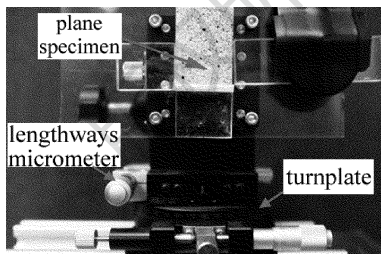


Fig. 4 Device of line move guidance

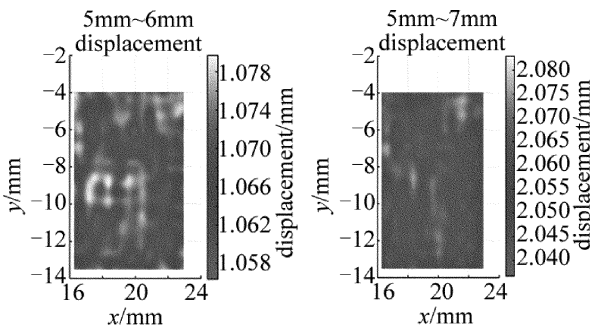


Fig. 5 Distribution of out of plane displacement

对图像进行数值图像相关计算时, 图像子区的大小设为  $21\text{pixel} \times 21\text{pixel}$ 。不同位置处平板的表面形貌相减即可得到这两个位置平板的离面位移, 从图 5 可见, 测量数据与实际平移量相当吻合。

#### 3.2 标准圆柱试样外形测量实验

采用本文中方法测量标准圆柱试件的半径并与其设计值进行对比。实验前, 在圆柱表面喷涂散斑 (如图 6 所示) 以丰富其纹理特性。共进行 3 次测量, 每一次实验的图像子区大小分别取  $21\text{pixel} \times 21\text{pixel}$ 、 $25\text{pixel} \times 25\text{pixel}$  和  $29\text{pixel} \times 29\text{pixel}$ , 计算步长均为  $1\text{pixel}$ 。

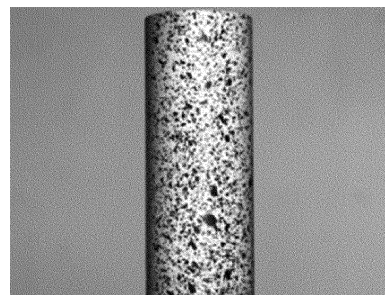


Fig. 6 Speckle image

图 7 为圆柱曲面点云效果图。将 3 维点云导入 Geomagic Studio 进行圆柱拟合, 3 维形貌如图 8 所示。圆柱试样的半径拟合值列于表 1 中。可见, 与圆柱试样半径的设计值  $12.12\text{mm}$  相比, 单次拟合最大误差为  $0.018\text{mm}$ , 平均误差为  $0.011\text{mm}$ , 相对误差为  $0.091\%$ 。在拟合的过程中, 圆柱曲面点云与拟合的理想曲面之间不是完全贴合, 两者之间有一个偏差距离, 图 8 中的云图表示子区大小为  $25\text{pixel} \times 25\text{pixel}$  点云的偏差分布。表 2 为拟合曲面的偏差分析, 3 次实验的最大平均偏离距离为  $0.0015\text{mm}$ 。

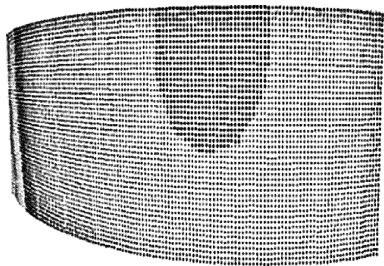


Fig. 7 Point cloud

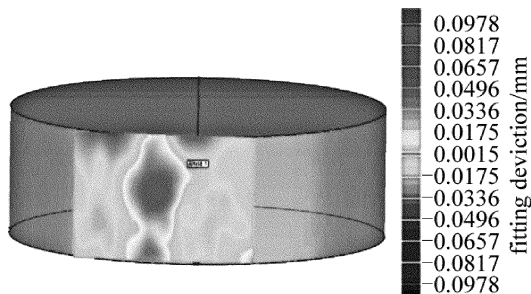


Fig. 8 Result of cylinder fitting

Table 1 Radius measurements of one cylinder

subset size/ pixel	fitted values/ mm	error/ mm	standard value/ mm	average error/ mm	relative error/%
21 × 21	12.102	0.018			
25 × 25	12.125	0.005	12.12	0.011	0.091
29 × 29	12.130	0.010			

Table 2 Deviation analysis of fitting curved surface

subset size/ pixel	positive maximum deviation/ mm	negative maximum deviation/ mm	average deviation/ mm	standard deviation/ mm
21 × 21	0.0998	-0.0501	0.0015	0.0246
25 × 25	0.0978	-0.0481	0.0014	0.0235
29 × 29	0.0958	-0.0431	0.0010	0.0219

图9为本文中方法与粗搜索方法在圆柱曲面形貌外形测量所消耗时间的对比。图中横坐标表示每次需要计算区域的像素大小,纵坐标代表所消耗的时间,每一次计算的子区大小都为 25pixel × 25pixel,从图中可以看出本文中的方法具有较快的计算速度。

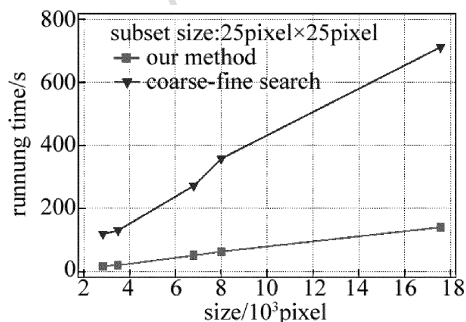


Fig. 9 Running time

## 4 结论

贝叶斯概率模型在立体匹配时有效利用了视差搜

索空间,无需全局优化,能够快速对高分辨率图像进行立体匹配,为数字图像相关提供了一个可靠的视差初值,解决了其初值难求的问题;与传统的匹配方法相比,数字图像相关在立体匹配时考虑了子区窗口的形状变化,并采用亚像素定位算法来确定亚像素精度视差,能得到更高精的结果。基于贝叶斯模型和数字图像相关的视觉测量算法结合了两者的快速、准确的优点,实验结果表明,该算法能够快速准确地实现3维视觉测量。

## 参考文献

- [1] HAN Y H. Research on 3-D model reconstruction method based on binocular stereo vision [D]. Taiyuan: North University of China, 2014: 8-20 (in Chinese).
- [2] ROY S, COX I J. A maximum-flow formulation of the n-camera stereo correspondence problem [C]//Sixth International Conference on Computer Vision, 1998. New York, USA: IEEE, 1998:492.
- [3] SUN, H Y S J, ZHENG N N. Stereo matching using belief propagation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2003, 25(7): 787-800.
- [4] SUTTON M A, MCNEIL S R, HELM J D, et al. Advances in two-dimensional and three-dimensional computer vision [J]. Photomechanics, 2000, 77(1): 323-372.
- [5] YU Q F, LU H W, LIU X L. Precisely measurement and motion based on image[M]. Beijing: Beijing Science Press, 2002: 153-154 (in Chinese).
- [6] GAO Y. Research on key technologies and applications of three-dimensional digital image correlation [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2014; 27-37 (in Chinese).
- [7] GEIGER A, ROSER M, URTASUN R. Efficient large-scale stereo matching [C]//Tenth Asian Conference on Computer Vision-volume Part I, 2010. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2010:25-38.
- [8] LI M J, SU X Y. Stereo matching by means of digital speckle [J]. Laser Technology, 2004, 28(5): 550-553 (in Chinese).
- [9] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.
- [10] HEIKKILA J, SILVEN O. A four-step camera calibration procedure with implicit image correction [C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1997. New York, USA: IEEE, 1997: 1106-1112.
- [11] BRADSKI G R, KAEHLER A. Learning opencv-computer vision with the opencv library[M]. Sebastopol, CA, USA: O'Reilly Media, Inc, 2008:467-476.
- [12] DEVERNAY F, FAUGERAS O. Computing differential properties of 3-D shapes from stereoscopic images without 3-D models [C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1994. New York, USA: IEEE, 1994:208-213.
- [13] VENDROUX G, KNAUSS W G. Submicron deformation field measurements: part 2. Improved digital image correlation [J]. Experimental Mechanics, 1998, 38(2):86-92.
- [14] GARCIA D, ORTEU J J, PRNAZZI L. A combined temporal tracking and stereo-correlation technique for accurate measurement of 3-D displacements: application to sheet metal forming [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2002, 125(2): 736-742.