

基于图像二值化的柔性机构振动非接触测量方法

马天兵, 王芳芳, 杜菲

安徽理工大学机械工程学院, 淮南 232001

摘要 针对目前机器视觉方法对柔性机构振动进行非接触测量时其结果易受环境干扰等问题, 提出一种基于图像二值化的最大类间方差算法的非接触视觉测量方法。首先分析传统二维最大类间方差算法的错分与计算复杂等缺陷, 采用二维直方图分块法和可变步长迭代法对传统二维最大类间方差算法进行改进, 然后以 Lena 图像和柔性机械臂为例分别进行了仿真分析和振动位移测量实验验证。结果显示, 基于改进二维最大类间方差算法的非接触视觉测量方法显著提高了图像分割效果, 分割时间仅为传统二维最大类间方差算法的约 10%; 以仿真分析得到的柔性机械臂末端振动位移为评判标准进行测量准确性比较, 基于改进二维最大类间方差算法的测量结果明显优于传统二维最大类间方差法和压电法, 证明了基于图像二值化的最大类间方差算法的柔性机构振动非接触视觉测量方法的可行性和可靠性。

关键词 柔性机构振动; 非接触测量; 图像二值化; 最大类间方差; 二维直方图; 可变步长迭代

近年来, 随着柔性机械臂的广泛应用, 空间柔性机构的振动监测与主动控制逐渐成为研究热点^[1-2]。例如, 卫星在展开天线时要求保持准确的姿态和一定刚度, 当受到宇宙风或微粒子流等外扰作用产生振动时, 天线的姿态和形状都会发生改变, 若振动过于激烈, 会对天线造成损伤而引发通信故障, 因此这类柔性机构的振动监测与控制非常必要。目前接触式的振动控制方法广泛应用于这

些柔性机构中, 并取得了良好的控制效果。Rodriguez 等^[3]利用压电主动控制策略补偿压电制动器在振动运动中灵敏度变化带来的误差, 提高了振动控制精度。Li 等^[4]利用基于加速度补偿的 ADRC 算法实现了对加筋板结构振动的主动控制。

由于柔性机构质量轻、刚度小, 传统的接触式测量会改变机构振动特性^[5], 造成测量结果失真进而影响控制精度。基于机器视觉的振动位移测量

收稿日期: 2019-06-02; 修回日期: 2019-11-11

基金项目: 国家自然科学基金项目(51305003); 安徽省博士后基金项目(2017B172); 安徽理工大学国家自然科学基金预研项目(2016yz004)

作者简介: 马天兵, 教授, 研究方向为振动控制, 电子信箱: dfmb@163.com

引用格式: 马天兵, 王芳芳, 杜菲. 基于图像二值化的柔性机构振动非接触测量方法[J]. 科技导报, 2020, 38(2): 69-78; doi: 10.3981/j.

issn.1000-7857.2020.02.008

方法能够实现全场非接触式振动位移测量,同时还具有较高的测量精度与实时性^[6-8]。Tang等^[9]提出基于机器视觉的磁盘振动位移测量方法,实现了对磁盘上多个特征点的振动位移测量。Zhong等^[10]利用机器视觉技术,实现了旋转机器的径向和轴向振动位移实时测量。Hosseininia等^[11]将机器视觉技术应用到釉面瓷盘的生产中,机器视觉系统测量到瓷盘的准确位置,引导机械臂以正确且最有效的姿势执行其抛光操作,提高了磁盘表面的抛光质量。Qian等^[12]利用机器视觉法测量排针的振动,从光谱和频率方面揭示了振动和图像模糊的关系。Choi等^[13]验证了机器视觉用于测量刚性框架振动的可行性及准确性。Thomas等^[14]将机器视觉法与立体声系统结合精确测量到了薄膜的亚毫米级位移。董传智等^[15]采用机器视觉测量系统进行振动检测和动力学特性识别比较研究。尹爱军等^[16]通过推导图像复小波变换系数相位变化与结构离面振动位移之间的关系来测量悬臂梁和电机的振动。邱志成等^[17]通过计算图像ROI每行像素极大值点的方法提取柔性梁末端边缘,得出柔性梁振动时末端的振动位移并进行反馈控制。徐秀秀等^[18]利用视觉测量算法研究了柔性臂的振动测量。这些研究方法光路复杂,实验设备昂贵,测量结果在一定程度上会受到相机性能与测量环境的影响。

图像二值化的二维最大类间方差算法因考虑了每个像素点及其邻域的平均灰度,在进行图像分割时更加精确,减少了环境对测量结果的影响,已被广泛应用于机器视觉领域。Helen等提出基于粒子群优化算法(PSO)的二维最大类间方差算法对CT肺部图像进行分割,减少了自动CT肺部图像诊断所耗费的时间。Panda等将改进二维最大类间方差算法应用于大脑MR图像的最佳多级阈值处理,成功地减少了图像的特征信息损失。Diptoneel等利用二维最大类间方差算法实现了对数字视网膜眼底图像中渗出物地高精度检测。Huang等利用改进二维最大类间方差算法提取遥感图像的变化区域,实现了遥感变化区域检测。本文通过改进传统二维最大类间方差算法,研究一种能够准确测量柔性机构振动位移的基于图像二值化的非接触

视觉测量方法。

1 二维最大类间方差算法

一维最大类间方差算法是日本学者大津展之于1979年提出的经典算法,自20世纪90年代以来,该算法逐步应用于图像处理。但由于一维最大类间方差算法未考虑像素点间的关系,图像的一维灰度直方图仅是关于像素灰度的分布图,当有噪声干扰等因素的影响时,图像的一维灰度直方图不一定出现明显的波峰波谷,不能得到准确的分割阈值,从而导致图像分割不准确,限制了一维最大类间方差算法在工业中的应用。为改进图像处理效果,降低环境干扰等因素的影响,刘健庄等将一维最大类间方差算法拓展到二维。二维最大类间方差算法构造一个关于像素灰度及其邻域平均灰度的二维灰度直方图,通过二维灰度直方图的运算得到最佳阈值,利用二维阈值对图像进行分割时考虑了像素点之间的关系,从而大大提高了图像分割的精确度和抗噪能力。

二维最大类间方差算法的基本原理:设图像的灰度级为 L ,相应的像素邻域平均灰度的灰度级也为 L , $f(x, y)$ 为图像在 (x, y) 点的灰度值, $g(x, y)$ 为以 (x, y) 为中心的 $k \times k$ 邻域内的灰度平均值。定义二维直方图 $\Omega(i, j)$ 的值表示当像素灰度值 $f(x, y)=i$,且同时像素邻域平均灰度值 $g(x, y)=j$ 时的像素点的个数($i, j=0, 1, \dots, L$)。以像素灰度值 i 和像素邻域灰度平均值 j 为自变量, $\Omega(i, j)$ 为因变量的二维直方图的立体描述如图1(a)所示。

一幅灰度图像,可以利用像素点的灰度值 $f(x, y)=i$ 和其邻域平均灰度值 $g(x, y)=j$ 组成的二元组 (i, j) 表示。若二元组 (i, j) 出现的频数为 f_{ij} ,则相应的联合概率密度 p_{ij} 为

$$p_{ij}=f_{ij}/N \quad i, j=1, 2, \dots, L-1 \quad (1)$$

式中, N 为图像总的像素点数, N 满足

$$N = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} f_{ij} \quad (2)$$

且 p_{ij} 满足

$$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{ij} = 1 \quad (3)$$

以 i, j 为自变量、 p_{ij} 为因变量, 绘制二维直方图的平面图, 如图 1(b) 所示。设二维直方图的分割阈值为 (t, s) , 在图 1(b) 中分别过 $(0, s)$ 、 $(t, 0)$ 绘制与横轴和纵轴的平行线, 则可将图像二维直方图分成 4 个区域 I、II、III、IV。

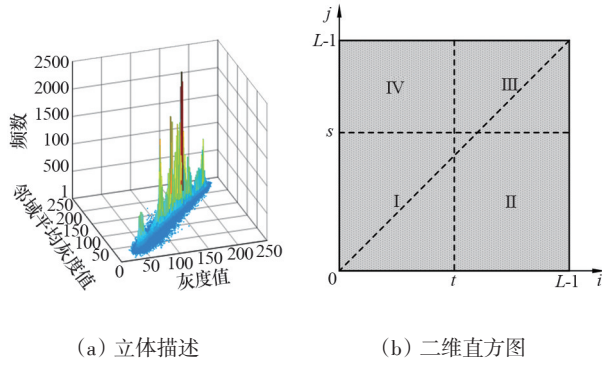


图1 二维直方图及其立体描述

由同态性可知, 因为在一幅灰度图像中, 目标处的像素点的灰度值与邻域的平均灰度值接近, 背景处的像素点的灰度值与邻域的平均灰度值接近, 而在目标和背景的分界邻域, 像素的灰度值与邻域的平均灰度值差距较大, 因此目标和背景中的像素点对应分布在二维直方图主对角线周围, 对角线上的区域 I 和区域 III 分别代表目标和背景, 远离对角线上的区域 II 和区域 IV 分别代表噪声和边界。区域 I 和区域 III 具有不同的概率密度函数, 当分割阈值为 (t, s) 时, 这 2 个区域的概率 $\omega_1(t, s)$ 、 $\omega_{III}(t, s)$ 分别为

$$\omega_1(t, s) = \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s p_{ij} \quad (4)$$

$$\omega_{III}(t, s) = \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} p_{ij} \quad (5)$$

两区域对应的均值矢量 μ_1 、 μ_{III} 分别为

$$\mu_1 = (\mu_{1i}, \mu_{1j})^T = \left(\sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s ip_{ij} / \omega_1, \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s jp_{ij} / \omega_1 \right)^T \quad (6)$$

$$\mu_{III} = (\mu_{IIIi}, \mu_{IIIj})^T = \left(\sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} ip_{ij} / \omega_{III}, \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} jp_{ij} / \omega_{III} \right)^T \quad (7)$$

二维直方图总的均值矢量 μ 为

$$\mu = (\mu_i, \mu_j)^T = \left(\sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^L ip_{ij} / \omega, \sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^L jp_{ij} / \omega \right)^T \quad (8)$$

假设远离直方分布图主对角线的概率 p_{ij} 为 0, 则区域 II 和区域 IV 部分概率忽略不计, 只计算区域 I 和区域 III 部分概率, 则可以得到一个类间离散测度, 即阈值选取准则

$$\begin{aligned} S(t, s) &= \omega_1(t, s)(\mu_1 - \mu)^T(\mu_1 - \mu) + \\ &\quad \omega_{III}(t, s)(\mu_{III} - \mu)^T(\mu_{III} - \mu) \\ &= \omega_1(t, s) \left[(\mu_{1i} - \mu_i)^2 + (\mu_{1j} - \mu_j)^2 \right] + \\ &\quad \omega_{III}(t, s) \left[(\mu_{IIIi} - \mu_i)^2 + (\mu_{IIIj} - \mu_j)^2 \right] \end{aligned} \quad (9)$$

那么, 最佳阈值 (t', s') 满足

$$S(t', s') = \max\{S[t, s]\} \quad (10)$$

传统二维最大类间方差算法及其大部分改进算法在选取阈值时, 均采用上述方法, 将二维直方图用分别与两轴垂直的十字线划分为 4 个子区域。式(4)~(7)中, 计算时仅考虑区域 I 和区域 III 内像素点的概率, 忽略了区域 II 和区域 IV 内靠近主对角线附近像素点的概率, 这导致错分程度十分明显, 图像分割效果不佳。

2 改进二维最大类间方差算法

传统二维最大类间方差算法忽略了二维直方图中的区域 II 和区域 IV 内靠近主对角线附近像素点的概率, 导致图像分割不准确。传统二维最大类间方差算法由一维最大类间方差扩展到二维, 增加了算法的计算复杂度。针对以上 2 个缺点, 利用直方图分块法和变步长迭代法对传统二维最大类间方差算法进行改进。

2.1 直方图分块

为避免传统二维最大类间方差算法因忽略二维直方图中的区域 II 与区域 IV 靠近主对角线附近的像素点概率而造成图像分割不准确的缺陷, 提出一种新的分割方法, 将二维直方图等分成 $M \times M$ 个子区域, 如图 2(a) 所示, 具体分法如下。

将图像的二维直方图 Ω 的横轴和纵轴均等分为 M 组, 每组均有 R ($R=L/M$) 个灰度级, 其中, M 的取值影响每个子区域包含灰度级的级数, 直接决定算法计算时间; L 为图像的灰度级。相应地, 二维直方图 Ω 被等分为 $M \times M$ 个子区域, 二维直方图 Ω

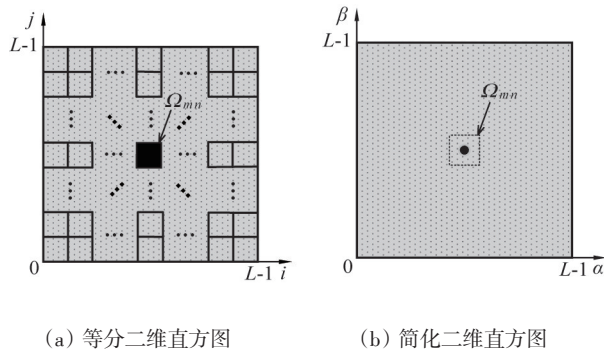


图2 二维直方图的等分及简化

可表示为

$$\Omega = \{\Omega_{mn} | m, n = 0, 1, 2, \dots, M-1\}$$

其中, m, n 分别为横轴和纵轴的组号; Ω_{mn} 表示横轴组号为 m 、纵轴组号为 n 的子区域。

每个子区域包含 $R \times R$ 个像素点, 则子区域 Ω_{mn} 内的各像素点在二维直方图 Ω 中的坐标为 $\Omega_{mn} = \{(mR, nR), (mR+1, nR), \dots, ((m+1)R-1, nR), (mR, nR+1), (mR+1, nR+1), \dots, ((m+1)R-1, nR+1), \dots, ((m+1)R-1, ((n+1)R-1)\}$ 。

子区域 Ω_{mn} 内的像素点概率之和为

$$g_{\Omega_{mn}} = \sum_{i=mR}^{(m+1)R-1} \sum_{j=nR}^{(n+1)R-1} p_{ij} \quad (11)$$

将子区域 Ω_{mn} 视为一个节点, 如图 2(b) 所示, 则 $M \times M$ 个子区域同样可分别视为离散的节点, 由此可建立一个新的二维直方图 $\Omega(\alpha, \beta)$, 节点 (α, β) 的坐标满足

$$\alpha = \left(\sum_{mR}^{(m+1)R-1} i \right) / R \quad \beta = \left(\sum_{nR}^{(n+1)R-1} j \right) / R \quad (12)$$

式中, i 为原二维直方图中像素点的灰度值; j 为其邻域内像素点灰度的平均值。

二维直方图分块是加速算法执行速度的第一步, 通过控制子区域 Ω_{mn} 所含灰度级, 达到控制算法执行时间的目的。理论上, 改进二维最大类间方差算法的计算速度, 是传统二维最大类间方差算法的 R^2 倍。子区域 Ω_{mn} 所含灰度级的级数 R 增大时, 执行算法耗费的时间就会减少, 但也会降低图像分割的精确性。

2.2 二维直方图变步长迭代算法

用斜线 $\beta = -\alpha + T$ (T 分割阈值) 将新建立的二维

直方图分成目标和背景两部分, 如图 3 所示。

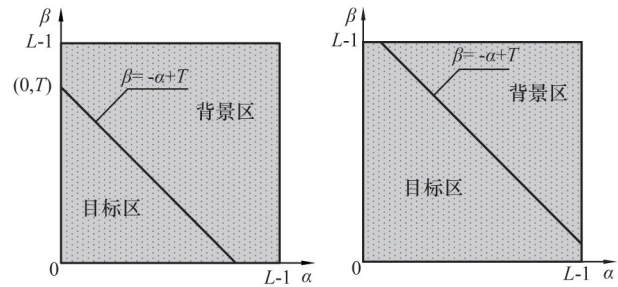
(a) $0 \leq T \leq L-1$ (b) $L \leq T \leq 2L-2$

图3 二维直方图区域斜分

当 $0 \leq T \leq L-1$ 时, 如图 3(a) 所示, 可以从原点计算目标区的概率 $\omega_\lambda(T)$ 和均值 $\mu_{\lambda\alpha}(T)$ 、 $\mu_{\lambda\beta}(T)$, 其中 λ, γ 分别表示目标区和背景区, 随着 T 的变化, 目标区和背景区的大小都会变化; $\mu_{\lambda\alpha}(T)$ 、 $\mu_{\lambda\beta}(T)$ 的计算方法分别与式(4)中的 $\mu_{\lambda i}$ 、 $\mu_{\lambda j}$ 相同。用总概率 1 及 $\mu_{\gamma\alpha}(T)$ 、 $\mu_{\gamma\beta}(T)$ 分别减去 $\omega_\lambda(T)$ 、 $\mu_{\lambda\alpha}(T)$ 、 $\mu_{\lambda\beta}(T)$, 得到 $\omega_\gamma(T)$ 、 $\mu_{\gamma\alpha}(T)$ 、 $\mu_{\gamma\beta}(T)$, 其表达式分别为

$$\begin{cases} \omega_\lambda(T) = \sum_{\alpha=0}^T \sum_{\beta=0}^{T-\alpha} p(\alpha, \beta) \\ \omega_\gamma(T) = 1 - \omega_\lambda(T) \\ \mu_{\lambda\alpha}(T) = \sum_{\alpha=0}^T \sum_{\beta=0}^{T-\alpha} \alpha p(\alpha, \beta) \\ \mu_{\gamma\alpha}(T) = \sum_{\alpha=0}^{L-1} \sum_{\beta=0}^{L-1} \alpha p(\alpha, \beta) - \mu_{\lambda\alpha}(T) = \mu_{\gamma\alpha}(T) - \mu_{\lambda\alpha}(T) \\ \mu_{\lambda\beta}(T) = \sum_{\alpha=0}^T \sum_{\beta=0}^{T-\alpha} \beta p(\alpha, \beta) \\ \mu_{\gamma\beta}(T) = \sum_{\alpha=0}^{L-1} \sum_{\beta=0}^{L-1} \beta p(\alpha, \beta) - \mu_{\lambda\beta}(T) = \mu_{\gamma\beta}(T) - \mu_{\lambda\beta}(T) \end{cases} \quad (13)$$

式中, $\mu_{\gamma\alpha}(T)$ 、 $\mu_{\gamma\beta}(T)$ 为二维直方图的总均值。

对于同一幅图像, $\mu_{\gamma\alpha}(T)$ 、 $\mu_{\gamma\beta}(T)$ 是固定的, 可分别表示为

$$\mu_{\gamma\alpha}(T) = \sum_{\alpha=0}^{L-1} \sum_{\beta=0}^{L-1} \alpha p(\alpha, \beta) \quad (14)$$

$$\mu_{\gamma\beta}(T) = \sum_{\alpha=0}^{L-1} \sum_{\beta=0}^{L-1} \beta p(\alpha, \beta) \quad (15)$$

当 $L \leq T \leq 2L-2$ 时, 如图 3(b) 所示, 先求出背景区域的概率 $\omega_\gamma(T)$ 及均值 $\mu_{\gamma\alpha}(T)$ 、 $\mu_{\gamma\beta}(T)$, 其中 $\mu_{\gamma\alpha}(T)$ 、 $\mu_{\gamma\beta}(T)$ 的计算方法分别与式(6)中的 $\mu_{\gamma i}$ 、 $\mu_{\gamma j}$ 相同。用总概率 1 及 $\mu_{\gamma\alpha}(T)$ 、 $\mu_{\gamma\beta}(T)$ 分别减去 $\omega_\gamma(T)$ 、 $\mu_{\gamma\alpha}(T)$ 、 $\mu_{\gamma\beta}(T)$, 可

得 $\omega_\lambda(T)$ 、 $\mu_{\lambda\alpha}(T)$ 、 $\mu_{\lambda\beta}(T)$ ，其表达式分别为

$$\begin{cases} \omega_\gamma(T) = \sum_{\alpha=T-L+1}^{L-1} \sum_{\beta=T-\alpha}^{L-1} p(\alpha, \beta) \\ \omega_\lambda(T) = 1 - \omega_\gamma(T) \\ \mu_{\gamma\alpha}(T) = \sum_{\alpha=T-L+1}^{L-1} \sum_{\beta=T-\alpha}^{L-1} \alpha p(\alpha, \beta) \\ \mu_{\lambda\alpha}(T) = \sum_{\alpha=0}^{L-1} \sum_{\beta=0}^{L-1} \alpha p(\alpha, \beta) - \mu_{\gamma\alpha}(T) = \mu_{\lambda\alpha}(T) - \mu_{\gamma\alpha}(T) \\ \mu_{\gamma\beta}(T) = \sum_{\alpha=T-L+1}^{L-1} \sum_{\beta=T-\alpha}^{L-1} \beta p(\alpha, \beta) \\ \mu_{\lambda\beta}(T) = \sum_{\alpha=0}^{L-1} \sum_{\beta=0}^{L-1} \beta p(\alpha, \beta) - \mu_{\gamma\beta}(T) = \mu_{\lambda\beta}(T) - \mu_{\gamma\beta}(T) \end{cases} \quad (16)$$

将 $\omega_\lambda(T)$ 、 $\mu_{\lambda\alpha}(T)$ 、 $\mu_{\lambda\beta}(T)$ 和 $\omega_\gamma(T)$ 、 $\mu_{\gamma\alpha}(T)$ 、 $\mu_{\gamma\beta}(T)$ 带入式(9)，可得到类间离散测度的表达式

$$S(t, s) = \left[(\mu_{\lambda\alpha}(T)\omega_\lambda(T) - \mu_{\lambda\alpha}(T))^2 + (\mu_{\lambda\beta}(T)\omega_\lambda(T) - \mu_{\lambda\beta}(T))^2 \right] / \omega_\lambda(T)(1 - \omega_\lambda(T)) \quad (17)$$

从式(13)~(17)可以看出，计算 $S(t, s)$ 时需要计算 $\omega_\lambda(T)$ 、 $\mu_{\lambda\alpha}(T)$ 、 $\mu_{\lambda\beta}(T)$ 、 $\omega_\gamma(T)$ 、 $\mu_{\gamma\alpha}(T)$ 、 $\mu_{\gamma\beta}(T)$ ，对于每一个分割阈值 T ，如果每次计算类间离散测度，都要重新从 0 开始累加计算 $\omega_\lambda(T)$ 、 $\mu_{\lambda\alpha}(T)$ 、 $\mu_{\lambda\beta}(T)$ 、 $\omega_\gamma(T)$ 、 $\mu_{\gamma\alpha}(T)$ 、 $\mu_{\gamma\beta}(T)$ ，会造成大量的重复计算。为提高计算速度，采用变步长迭代法，即可提高算法计算速度的第二步。分别推导 $0 \leq T \leq L-1$ 和 $L \leq T \leq 2L-2$ 的类间离散测度公式。

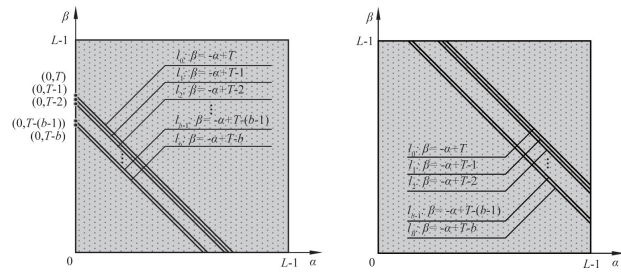
当 $0 \leq T \leq L-1$ 时，递推公式计算如下

$$\begin{aligned} \omega_\lambda(T) &= \sum_{\alpha=0}^T \sum_{\beta=0}^{T-\alpha} p(\alpha, \beta) \\ &= \sum_{\alpha=0}^{T-b} \sum_{\beta=0}^{T-\alpha-b} p(\alpha, \beta) + b \sum_{\alpha=0}^T p(\alpha, T-\alpha) \\ &= \omega_\lambda(T-b) + b \sum_{\alpha=0}^T p(\alpha, T-\alpha) \end{aligned} \quad (18)$$

式中， b 为迭代步长。

式(18)含义为：如图 4(a)所示，斜线 l_0 与坐标轴围成的三角形区域的概率 $\omega_\lambda(T)$ 等于斜线 l_b 与坐标轴围成的三角形区域的概率 $\omega_\lambda(T-b)$ 再加上位于斜线 l_0 与 l_b 之间的各离散的节点概率之和——上文已说明新的二维直方图是由离散的节点所组成，里斜线 l_b 与坐标轴围成的三角形区域里包含 $T-b$ 条斜

线，此区域的概率 $\omega_\lambda(T-b)$ 指的是位于该区域内 $T-b$ 条斜线上离散的节点概率之和。计算位于斜线 l_0 、 l_1 、 \dots 、 l_{b-1} 上各离散的节点概率之和的简化方法为：绘制与 α 轴平行的虚线，分别与斜线 l_0 、 l_1 、 \dots 、 l_{b-1} 相交，有 b 个交点。因为步长 b 取值很小，则 b 条斜线距离很近，所以可以视虚线与各斜线交点的概率值近似相同，则虚线与斜线 l_0 、 l_1 、 \dots 、 l_{b-1} 相交的 b 个交点的概率值之和可以用虚线与斜线 l_{b-1} 交点概率值的 b 倍近似代替，故计算位于斜线 l_0 、 l_1 、 \dots 、 l_{b-1} 上的其余各离散节点的的概率之和，只需计算位于斜线 l_{b-1} 上所有离散的节点的的概率之和的 b 倍即可。



(a) $0 \leq T \leq L-1$ (b) $L \leq T \leq 2L-2$

图 4 递推计算斜分区域的离散测度公式示意

同理可得

$$\begin{aligned} \mu_{\lambda\alpha}(T) &= \sum_{\alpha=0}^T \sum_{\beta=0}^{T-\alpha} \alpha p(\alpha, \beta) \\ &= \sum_{\alpha=0}^{T-b} \sum_{\beta=0}^{T-\alpha-b} \alpha p(\alpha, \beta) + b \sum_{\alpha=0}^T \alpha p(\alpha, T-\alpha) \\ &= \mu_{\lambda\alpha}(T-b) + b \sum_{\alpha=0}^T \alpha p(\alpha, T-\alpha) \end{aligned} \quad (19)$$

$$\begin{aligned} \mu_{\lambda\beta}(T) &= \sum_{\alpha=0}^T \sum_{\beta=0}^{T-\alpha} \beta p(\alpha, \beta) \\ &= \sum_{\alpha=0}^{T-b} \sum_{\beta=0}^{T-\alpha-b} \beta p(\alpha, \beta) + b \sum_{\alpha=0}^T \beta p(\alpha, T-\alpha) \\ &= \mu_{\lambda\beta}(T-b) + b \sum_{\alpha=0}^T (T-\alpha) p(\alpha, T-\alpha) \end{aligned} \quad (20)$$

同理可以得到 $L \leq T \leq 2L-2$ 时的递推公式。这 2 种情况可总结如下：

$$\omega_\lambda(T) = \begin{cases} \omega_\lambda(T-b) + b \sum_{\alpha=0}^T p(\alpha, T-\alpha) & (0 \leq T \leq L-1) \\ 1 - \omega_\gamma(T) & (L-1 \leq T \leq 2L-2) \end{cases} \quad (21)$$

式(21)中,

$$\omega_{\lambda}(T) = \omega_{\gamma}(T+b) + b \sum_{\alpha=T-L+1}^{T-b} p(\alpha, T-\alpha) \quad (22)$$

$$(L \leq T \leq 2L-2)$$

$$\mu_{\lambda\alpha}(T) = \begin{cases} \mu_{\lambda\alpha}(T-b) + b \sum_{\alpha=0}^T \alpha p(\alpha, T-\alpha) & (0 \leq T \leq L-1) \\ \mu_{\lambda\alpha} - \mu_{\gamma\alpha} & (L-1 \leq T \leq 2L-2) \end{cases} \quad (23)$$

式(23)中,

$$\mu_{\gamma\alpha}(T) = \mu_{\gamma\alpha}(T+b) + b \sum_{\alpha=0}^T p(\alpha, T-\alpha) \quad (24)$$

$$(L \leq T \leq 2L-2)$$

由式(18)~(24)推导结果可知,每次进行类间离散测度 $S(t, s)$ 的计算时,都不需要重新计算 $\omega_{\lambda}(T)$ 、 $\mu_{\lambda\alpha}(T)$ 、 $\mu_{\lambda\beta}(T)$ 和 $\omega_{\gamma}(T)$ 、 $\mu_{\gamma\alpha}(T)$ 、 $\mu_{\gamma\beta}(T)$,只要分别利用前面得到的 $\omega_{\lambda}(T-b)$ 、 $\mu_{\lambda\alpha}(T-b)$ 、 $\mu_{\lambda\beta}(T-b)$ 和 $\omega_{\gamma}(T+b)$ 、 $\mu_{\gamma\alpha}(T+b)$ 、 $\mu_{\gamma\beta}(T+b)$ 再加上斜线 l_0 与 l_b 之间上的各离散的节点概率之和即可。这样就只要分别在 $T=0,1,2,\dots,L-1$ 和 $T=2L-2,2L-3,\dots,L$ 范围内搜索即可,计算复杂度从之前的 $O(L^3)$ 变为 $O(L)$ 。控制步长 b ,计算时间相应的缩短约为原始算法的 $1/b$ 。

计算速度经过上述2次加速处理后,改进算法的计算速度理论上为原来的 R^2b 倍。相对传统二维最大类间方差算法,改进二维最大类间方差算法将二维最大类间方差直方图上所有像素点的概率值都考虑进去,不仅提高了图像分割的准确度,而且还极大缩短了算法的计算时间。

3 仿真与实验验证

3.1 图像分割仿真

为了验证改进算法的分割效果,使用Lena原图和加高斯噪声Lena图进行处理,比较传统二维最大类间方差算法和改进二维最大类间方差算法的分割阈值以及计算时间。应用改进二维最大类间方差算法对二维灰度直方图进行处理时,由于图像的灰度为8 bit,即 $L=256$,如果二维灰度直方图被等分的子区域数目过少,会导致图像分割效果不佳,而被等分的子区域数目过多,则会降低图像分

割速度,因此,综合考虑图像分割质量与速度,将分块参数 M 取为128,即将二维直方图横、纵轴128等分,直方图被分为 128×128 个子区域,图像每个子区域包含2个灰度级($R=2$),即每个子区域包含4个像素点,同理取迭代步长 $b=4$ 。实验平台为Intel core i5-8500 3.0GHz CPU,实现软件为MATLAB 2015b,编写两者的算法程序,对Lena原图和加高斯噪声Lena图进行分割,从图像分割时间及准确性上进行对比,结果如图5、图6和表1、表2所示。



(a) 原图 (b) 二维Otsu (c) 改进算法

图5 二维最大类间方差及其改进算法的Lena图像分割



(a) 原图 (b) 二维Otsu (c) 改进算法

图6 二维最大类间方差及其改进算法的加噪Lena图像分割

表1 图像分割阈值

算法	Lena	加噪Lena
二维Otsu	112	135
改进算法	209	194

表2 图像分割时间

算法	Lena/s	加噪Lena/s
二维Otsu	0.3896	0.447
改进算法	0.0352	0.046

从图5、图6分割结果可以看出,二维最大类间方差算法由于错分明显,分割效果差;对加高斯噪声Lena图像的处理,改进二维最大类间方差算法的分割优势明显,边界形状变形最小,而且分割后

的图像区域噪声点更少,表明改进二维最大类间方差算法同时还具有较好的噪声滤除功能。分析表2中的时间数据可以看出,改进二维最大类间方差算法的分割效率优势明显,分割时间仅为传统二维最大类间方差算法的10%左右,在分割速度上更具优势。因此,本文提出的改进二维最大类间方差算法在图像的分割质量和分割速度上都有非常明显的优势。

3.2 振动位移测量实验

为了验证基于改进二维最大类间方差算法的振动位移测量方法的可行性和精确性,进行了接触式与非接触式振动测量对比实验,即将压电法与视觉法的振动测量结果进行比较。搭建的实验平台如图7所示,将步进电机作为驱动器,带动柔性机械臂进行水平运动;设计制作可随机械臂同步转动的支架,并固定在电机轴上,相机固定在支架上;在机械臂固定端处粘贴压电片,在自由端进行标记。相机采集标记点运动图像的同时,采集卡采集压电片电信号。

图7所示的实验装置中,测量对象为长300 mm、截面尺寸15 mm×1 mm的不锈钢柔性片条状杆,其弹性模量 1.95×10^{11} N/m²,密度 7.9×10^3 kg/m³。压电片材料为22 mm×19.5 mm的压电陶瓷单晶,其压电常数为 $d_{31}=220 \times 10^{-12}$ C/N,压电片的两表面极板间距 $d=0.2$ mm,极板面积为18 mm×18 mm,粘贴时压电片极板左侧距离固定端15 mm。电机为型号J-4218HB2403的步进电机,步距角为1.8°。电控箱中有电源、步进电机的控制器和驱动器。采集卡为NI公司的NI USB-6003采集卡,相机为ImagingSource公司的DMK33G618-CCD相机。

实验前,设置步进电机驱动器为32细分,控制器设置为300 Hz脉冲频率,运行步数为3500;相机采用640×480分辨率,帧速率为60帧/s,采集卡采样频率设为50 Hz。采集、处理程序采用LabVIEW编写,计算机作为运行平台。实验中,压电片和相机同时记录数据,直至实验结束。

根据机械臂一侧约束、另一侧自由的结构特征,将其等效为悬臂梁进行分析,由约束条件可知

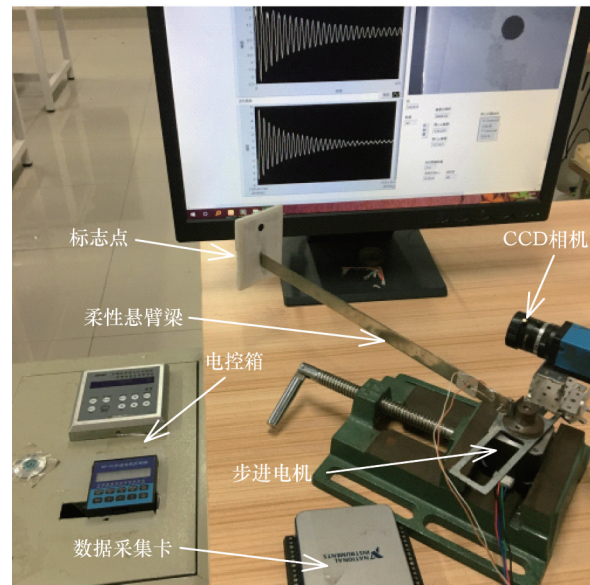


图7 实验系统设备与装置

其频率方程为

$$\cos kl \cosh kl = -1 \quad (25)$$

式中, l 为机械臂长度,则 i 阶的固有频率为

$$\omega_i = k_i^2 \sqrt{\frac{EI}{\rho A}} \quad (26)$$

式中, k_i 为频率方程第 i 个解; E 为弹性模量; I 为材料横截面对弯曲中性轴的惯性矩; ρ 为材料密度; A 为截面面积。

对应 i 阶频率的振型函数为

$$Z_i(x) = \cosh(k_i x) - \cos(k_i x) - \frac{[\cosh(k_i l) + \cos(k_i l)][\sinh(k_i x) - \sin(k_i x)]}{\sinh(k_i l) + \sin(k_i l)} \quad (27)$$

根据柔性机械臂弯曲方向和几何尺寸可知机械臂的中心轴惯性矩 $I=1.25 \times 10^{-12}$ m⁴,将其代入式(25)和式(26),可以得到前两阶固有频率为4.6468、20.3470 Hz。将相关参数和 i 代入式(27),可以得到主振型 $Z_i(x)$ 。获得固有频率和振型之后,将压电片粘贴于机械臂靠近固定端的根部,激励、采集压电片信号,对压电片信号进行频谱分析。将压电片信号频谱分析结果与固有频率进行比较,确定激励的相应阶数 i 和主振型 $Z_i(x)$ 。振型上压电片处的应变公式为

$$\varepsilon_i = \int_a^b \sqrt{1 + Z_i'(x)^2} dx - (b - a) \quad (28)$$

式中, $a=x_{y1}/l$ 、 $b=x_{y2}/l$ 分别为压电片在振型中的比例位置; $x_{y1}=15$ mm、 $x_{y2}=33$ mm 分别为压电片两侧距固定端的距离。

振型中压电片布设如图 8 所示。

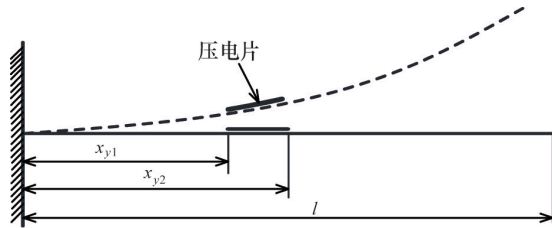
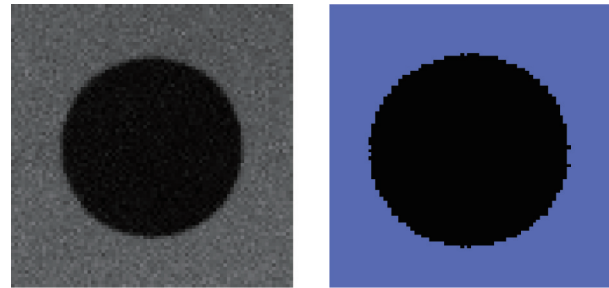


图 8 振型及压电片布设

将 $Z_i(x)$ 代入式 (28) 计算得到一阶主振型处的应变 $\varepsilon_1=1.2 \times 10^{-4}$ 。最终得到机械臂末端的位移 $y_{yd}=d_{31}le\varepsilon_1d=ce$, 其中 $c=2.75$ 。

相机采集的是机械臂标识点的图像, 首先应用改进二维最大类间方差算法对采集的第一帧图像进行分割, 分割阈值 $T=52$, 原图像以及分割后的二值化图像如图 9 所示。图 9 中黑色区域为标记点目标。为了进一步精确标记点位置, 需求得改进算法分割后的二值化图像的质心。按照上述处理过程,

对采集的每帧图像进行处理, 得到第 i 帧图像的质心坐标 (m_i, n_i) 。根据事先测量结果, 相机视野大小为 62 mm \times 46 mm, 结合 640×480 分辨率, 可得到机械臂水平方向的最终相对振动位移。

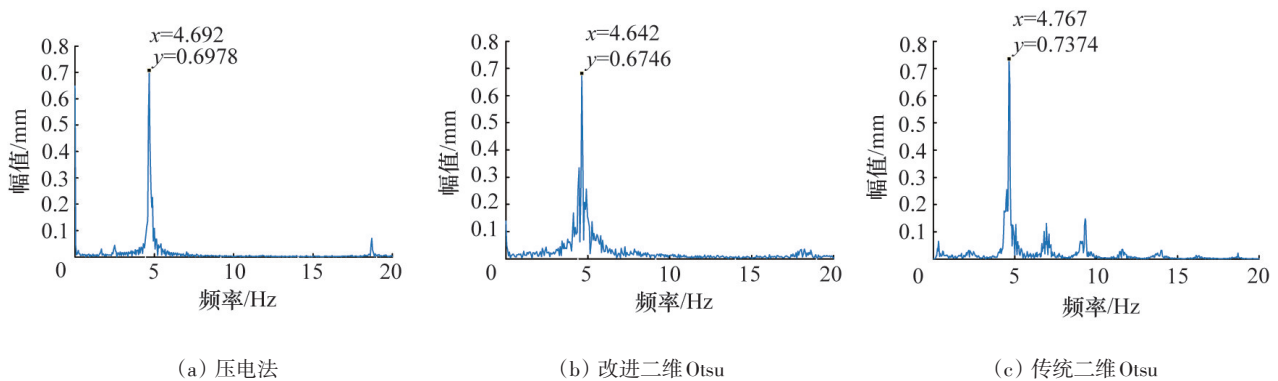


(a) 原图像

(b) 分割图像

图 9 机械臂标识点图像及改进算法分割图像

将压电法采集的机械臂振动信号进行频谱分析。将视觉法采集的机械臂振动信号, 分别用改进二维最大类间方差算法和传统二维最大类间方差算法进行处理, 再分别进行频谱分析。然后将压电法、二维最大类间方差算法及其改进算法三者的频谱分析进行对比, 如图 10 所示。



(a) 压电法

(b) 改进二维 Otsu

(c) 传统二维 Otsu

图 10 二维最大类间方差算法及其改进算法与压电法的频谱分析对比

通过图 10 的频谱分析结果可以看出, 压电法、改进二维最大类间方差算法、传统二维最大类间方差算法测得的机械臂一阶模态频率分别为 4.692、4.642、4.767 Hz, 改进二维最大类间方差算法测得结果与压电法更加接近, 而传统二维最大类间方差算法测得结果的差距较大, 体现了改进二维最大类间方差算法的图像处理优势。

为了更直观地对比, 将压电法、二维最大类间方差算法及其改进算法三种方法对机械臂末端振动位移的测量结果绘制于同一坐标系, 如图 11 所示。

为了进一步比较压电法、二维最大类间方差算法及其改进算法三种方法测量的准确性, 在 Simulink 中建立振动模型进行振动仿真。经过仿真分析, 将仿真得到的机械臂末端振动位移作为评价三

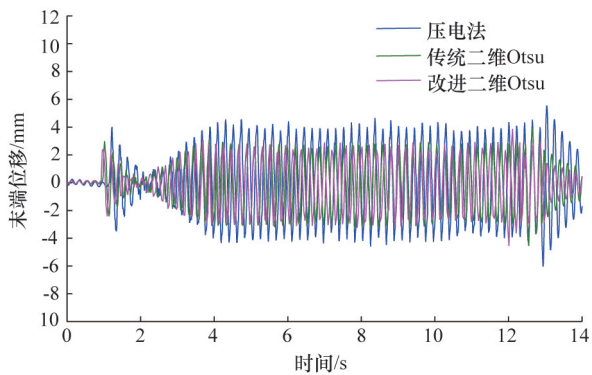


图11 二维最大类间方差算法及其改进算法与压电法的测量结果比较

种测量方法测量准确性的评判标准。为了清晰对比三种方法的测量精度,截取机械臂稳定转动时的振动曲线片段,如图12所示。可以看出,改进二维最大类间方差算法的测量结果更加准确,压电法的测量结果与仿真结果差距明显,传统二维最大类间方差算法的测量结果次之。

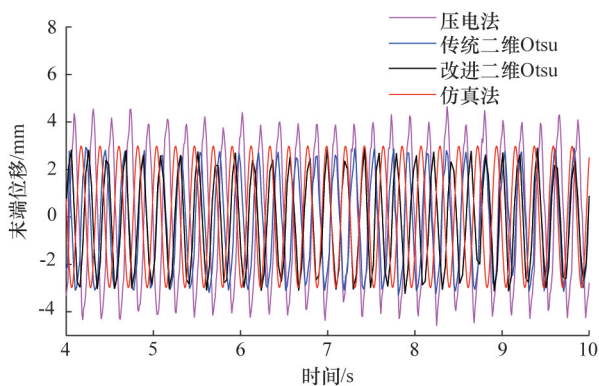


图12 压电法、二维最大类间方差算法及其改进算法测量结果与仿真结果对比

4 结论

1) 本文提出的基于改进二维最大类间方差算法的非接触测量方法,克服了传统算法存在的错分与计算复杂缺陷,能够快速、准确地测量柔性机构的振动位移。

2) 改进二维最大类间方差算法对加高斯噪声的Lena图像的处理效果明显提高,分割后图像的边界形状变形最小,且区域噪声点很少,具有较强

的噪声滤除功能;图像分割时间是传统二维最大类间方差算法的10%,在分割速度上更具优势。

3) 通过频谱分析,压电法、改进二维最大类间方差算法、传统二维最大类间方差算法3种方法测得的柔性机械臂一阶模态频率分别为4.692、4.642、4.767 Hz,改进二维最大类间方差算法测得结果与压电法所测结果更加接近,而传统二维最大类间方差算法测得结果差距较大,表明将改进二维最大类间方差算法应用于柔性机构振动位移的视觉非接触测量的可靠性。

4) 本文分析了柔性机械臂的一阶振动情况,后续将进一步分析该方法对柔性机构高阶振动的测量效果。

参考文献(References)

- [1] 魏燕定, 娄军强, 吕永桂, 等. 振动主动控制中线性二次型最优控制问题研究[J]. 浙江大学学报(工学版), 2009, 43(3): 420-424.
- [2] 娄军强, 魏燕定, 杨依领, 等. 智能柔性机械臂的建模和振动主动控制研究[J]. 机器人, 2014, 36(5): 552-559, 575.
- [3] Rodriguez-Fortun J M, Orus J, Alfonso J, et al. Flatness-based active vibration control for piezoelectric actuators [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2013, 18(1): 221-229.
- [4] Li S Q, Li J, Mo Y P. Piezoelectric multimode vibration control for stiffened plate using ADRC-based acceleration compensation[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(12): 6892-6902.
- [5] Ho C C, Wu D S, Chen J C. Flow-jet-assisted electrochemical discharge machining for quartz glass based on machine vision[J]. Measurement, 2018, 128: 71-83.
- [6] Pézérat C, Guyader J L. Force analysis technique: Reconstruction of force distribution on plates[J]. Acta Acustica United with Acustica, 2000, 86(2): 322.
- [7] Poittevin J, Picart P, Faure C, et al. Multi-point vibrometer based on high-speed digital in-line holography[J]. Applied Optics, 2015, 54(11): 3185-3196.
- [8] Baqersad J, Poozesh P, Niezrecki C, et al. Photogrammetry and optical methods in structural dynamics-A review [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2017, 86: 17-34.

- [9] Tang W S, Tian L H, Zhao X L. Research on displacement measurement of disk vibration based on machine vision technique[J]. *Optik- International Journal for Light and Electron Optics*, 2016, 127(8): 4173-4177.
- [10] Zhong J F, Zhong S C, Zhang Q K, et al. Vision-based measurement system for instantaneous rotational speed monitoring using linearly varying-density fringe pattern [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement*, 2018, 67(6): 1434-1445.
- [11] Hosseininia S J, Khalili K, Emam S M. Flexible automation in porcelain edge polishing using machine vision[J]. *Procedia Technology*, 2016, 22: 562-569.
- [12] Li Q, Wang S G, Guan B Q, et al. A machine vision method for the measurement of vibration amplitude[J]. *Measurement Science & Technology*, 2007, 18(5): 1477-1486.
- [13] Choi H S, Cheung J H, Kim S H, et al. Structural dynamic displacement vision system using digital image processing[J]. *Ndt & E International*, 2011, 44(7): 597-608.
- [14] Durand-Texte T, Simonetto E, Melon M. Vibration measurement using a pseudo-stereo system, target tracking and vision methods[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 118(4): 30-40.
- [15] 董传智, 叶肖伟, 刘坦. 非接触式结构动力特性识别方法及试验验证[J]. *振动与冲击*, 2017, 36(1): 188-193.
- [16] 尹爱军, 李江, 张泉. 复小波离面振动检测的研究[J]. *振动与冲击*, 2017, 36(8): 60-64.
- [17] 邱志成, 张祥通. 基于视觉的柔性结构振动测量及其控制[J]. *振动、测试与诊断*, 2012, 32(1): 11-16, 157-158.
- [18] 徐秀秀, 郭毓, 余臻, 等. 基于机器视觉的柔性臂振动测量研究[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2013, 41(1): 129-132.

Measurement of vibration displacement based on improved two-dimensional Otsu method

MA Tianbing, WANG Fangfang, DU Fei

School of Mechanical Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China

Abstract It is known that the non-contact measurements of the flexible mechanism vibration by the machine vision method are susceptible to the environmental interference, therefore, this paper proposes a non-contact measurement method, the maximal between-cluster variance algorithm based on the image binarization. Firstly, due to the drawbacks of the traditional two-dimensional maximal between-cluster variance algorithm, such as the misclassification and the complicated computation, the two-dimensional histogram partitioning method and the variable step size iteration method are used to improve the traditional two-dimensional maximal between-cluster variance algorithm, then the Lena image and the flexible cantilever beam are taken as examples to carry out the simulation analysis and the vibration displacement measurement experiments, respectively. The results show that the non-contact measurement method based on the improved maximal between-cluster variance algorithm significantly improves the image segmentation effect, and the segmentation time is 10% of the traditional maximal between-cluster variance algorithm. With the vibration displacement of the end of the flexible cantilever beam obtained by the simulation as the criterion for the measuring accuracy, the measurement result of the improved two-dimensional maximal between-cluster variance algorithm is found superior to the traditional two-dimensional maximal between-cluster variance method and the piezoelectric method, with feasibility and reliability.

Keywords vibration of flexible structure; non-contact measurement; image binarization; maximal between-cluster variance; two-dimensional histogram; variable step size iteration ●



(责任编辑 韩星明)