

基于图像处理的建筑物振动位移测量算法

陈昌川^{①③} 李奎^{①③} 乔飞^{*②} 姜宏伟^② 赵曼淇^②
公茂盛^④ 王海宁^{①③} 张天骥^{①③}

^①(重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065)

^②(清华大学电子工程系 北京 100084)

^③(重庆邮电大学信号与信息处理重庆市重点实验室 重庆 400065)

^④(中国地震局工程力学研究所中国地震局地震工程与工程振动重点实验室 哈尔滨 150080)

摘要: 针对地震后高层建筑物结构损伤监测问题, 该文提出一种基于方向码匹配(OCM)和边缘增强匹配(EEM)算法的微小位移测量算法。该算法先将原始图像梯度信息与像素强度融合, 增强图像信息; 采用相位相关法进行匹配运算, 匹配速度比归一化互相关法提升了96.1%; 最后使用亚像素插值法, 使测量结果达到亚像素精度。实验结果表明, 该文算法避免了OCM和EEM算法量化过程中图像梯度信息的损失, 大大提高了模板匹配精度, 匹配速度比OCM提升了43.3%, 比EEM提升了19.6%。

关键词: 图像处理; 位移测量; 模板匹配; 亚像素

中图分类号: TN911.73; TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)10-2516-08

DOI: [10.11999/JEIT190805](https://doi.org/10.11999/JEIT190805)

Measurement Algorithm of Building Vibration Displacement Based on Image Signal Processing

CHEN Changchuan^{①③} LI Kui^{①③} QIAO Fei^{*②} JIANG Hongwei^②
ZHAO Manqi^② GONG Maosheng^④ WANG Haining^{①③} ZHANG Tianqi^{①③}

^①(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts
and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

^②(Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

^③(Chongqing Key Laboratory of Signal and Information Processing, Chongqing University of Posts
and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

^④(Key Laboratory of Earthquake Engineering and Engineering Vibration, Institute of
Engineering Mechanics, China Earthquake Administration, Harbin 150080, China)

Abstract: A micro-displacement measurement algorithm is proposed based on the Orientation Code Matching (OCM) and Edge Enhanced Matching (EEM) algorithms for monitoring the structural damage of tall buildings after earthquake. The algorithm first fuses the gradient information of the original image with the pixel intensity to enhance the image information; Then the phase correlation method is used to perform the matching operation, the matching speed is 96.1% higher than the normalized cross-correlation method; Finally, the sub-pixel interpolation method is used to make the measurement achieve sub-pixel accuracy. Experimental results show that the proposed algorithm avoids the loss of image gradient information during the quantization of OCM and EEM algorithms, greatly improves the template matching accuracy, and the matching speed is 43.3% higher than OCM and 19.6% higher than EEM.

Key words: Image processing; Displacement measurement; Template matching; Subpixel

收稿日期: 2019-10-16; 改回日期: 2020-04-12; 网络出版: 2020-04-28

*通信作者: 乔飞 qiaofei@tsinghua.edu.cn

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFC1500601), 国家自然科学基金(61671095, 61771085, 61702065, 61701067); 重庆市研究生教育教学改革研究重点项目(yjg192019)

Foundation Items: The National Key R&D Program of China (2017YFC1500601), The National Natural Science Foundation of China (61671095, 61771085, 61702065, 61701067), The Key Research Projects in Teaching Reform of Postgraduate Education in Chongqing City (yjg192019)

1 引言

地震具有很强的破坏力,即便没有造成建筑物坍塌也会对建筑物的结构造成一定程度的损伤,因此,建筑物损伤状况的监测尤为重要。结构位移是衡量建筑物在地震作用下损伤的一个重要参数,结构位移还可以进一步换算成挠度、变形等相应的结构物理指标,是结构状态评估和性能评价的重要指标。

位移测量方法根据安装方式分为接触式和非接触式。接触式位移传感器如千分表、线性位移传感器等,这些位移传感器安装比较繁琐,费时费力,易磨损,而且还需在测量点附近有一个固定的平台作为参考^[1]。非接触式测量位移的方法有全球定位系统(Global Positioning System, GPS)^[2]、合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)系统^[3]和基于图像匹配算法,但是GPS和SAR系统适合较大位移的测量,其精度很难达到毫米级。常用的图像匹配方法主要有特征点匹配和模板匹配。特征点匹配法是在参考帧和序列帧中提取关键点,根据一定的匹配原则将这些关键点进行匹配。Rublee等人^[4]将FAST角点检测和改进的BRIEF(Binary Robust Independent Elementary Features)特征点描述符结合起来,提出ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF)算法^[5,6],匹配速度快。快速鲁棒不变特征(Fast Robust Invariant Feature, FRIF)算法^[7,8]使用快速近似的高斯拉普拉斯检测器来选择尺度不变的关键点,结合局部模式和模式间信息来构造独特的二进制描述符。Wang等人^[9]结合SURF(Speeded Up Robust Features)算法^[10]和ORB算法提出L-SURB(the abbreviation of Laplacian Operator-SURF-ORB algorithm)算法,解决了ORB算法对图像亮度敏感、缺乏尺度不变性的问题,提高了匹配精度,匹配速度也比SURF算法提升很多。牛燕雄等人^[11]将FAST算法和DOG算子相结合,利用匹配点对建立的几何误差作为约束条件对SIFT算法进行改进,在匹配精度和实时性方面均优于SIFT算法。黄建坤将AKAZE(Accelerated KAZE)^[12]特征点检测算法和改进的BRIEF特征点描述符相结

合^[13],检测速度快,匹配精度高。模板匹配法先在参考帧和序列帧中分别选取特定的目标,再遍历序列帧中每一个可能的位置,比较序列帧中各处与参考帧模板的相似度,当相似度超过设定的阈值时,就认为两者相匹配。Fukuda等人^[14]提出方向码匹配(the Orientation Code Matching, OCM)算法,求取图像的梯度方向码信息,将参考帧中的模板方向码图像与序列帧中的模板方向码图像进行匹配,当两者匹配误差最小时即为最佳匹配。Luo等人^[15]在OCM的基础上,提出边缘增强匹配(the Edge Enhanced Matching, EEM)算法,结合图像的梯度大小和方向角信息,将其量化后与像素强度进行融合,增强图像信息,性能较OCM算法有一定程度的提升。但是这两种方法在梯度信息量化过程中,都对原始图像信息造成了一定程度的损失,图像的匹配精度大打折扣,且EEM法使用归一化互相关法进行匹配运算,计算量大,匹配速度慢。

针对以上问题,本文提出基于图像处理的微小位移测量算法。本文的主要贡献有:(1)将提出的基于图像梯度信息处理的微小位移测量算法模型应用于震后高层建筑物结构损伤情况的监测,具有很强的工程价值;(2)针对OCM和EEM算法匹配精度的不足,本文提出直接使用原始图像的梯度信息,仅将低于某一阈值的部分进行特殊处理后,将其与像素强度融合,增强图像信息,提高匹配精度;(3)针对OCM和EEM算法匹配速度慢的问题,提出使用频域相位相关法,提高匹配速度;(4)针对整像素级位移结果不能满足测量精度的问题,提出使用亚像素插值法,使测量结果达到亚像素级。

2 位移测量方法

本文提出的微小位移测量算法包括3个部分,第1部分是图像增强(New Image Enhancement Matching, NIEM)算法;第2部分是频域相位相关法,实现快速匹配运算;第3部分是亚像素插值法,使测量位移结果达到亚像素精度,再根据尺度转换,转换成实际物理位移。本文算法的系统框图如图1所示。

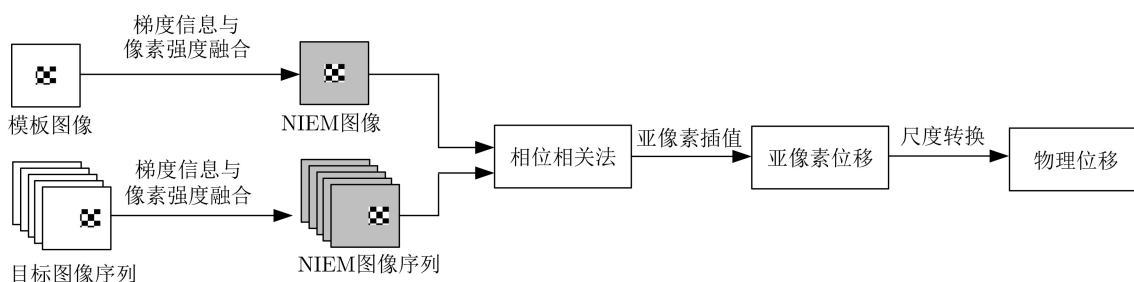


图1 算法系统框图

2.1 NIEM技术

NIEM算法首先将视频图像序列每一帧取出, 将其转换成灰度图像, 再计算灰度图像像素的梯度方向。假设 $I(x, y)$ 表示灰度图像, 其中 (x, y) 表示当前像素的位置, 它的水平方向和垂直方向导数分别为

$$f_x(x, y) = \frac{\partial I(x, y)}{\partial x} \quad (1)$$

$$f_y(x, y) = \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \quad (2)$$

将梯度低于某一阈值 Γ 的部分进行特殊处理, 处理方式如式(3)

$$C(x, y) = \begin{cases} \left(\frac{|f_x|}{\max |f_x|} + \frac{|f_y|}{\max |f_y|} \right) \times \frac{1}{2}, & |f_x| + |f_y| > \Gamma \\ L, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中, Γ 是一个预先设定的阈值, 用于忽略低对比度像素点, 因为低对比度邻域内的像素对噪声更加敏感。 Γ 值根据具体的实际问题、实际环境来设定。 L 是一个比较大的值, 作为无效代码分配给 $C(x, y)$ 。将得到的 $C(x, y)$ 与该处像素强度融合, 生成NIEM图像

$$\text{NIEM} = \alpha \times C \times I + (1 - \alpha) \times I \quad (4)$$

NIEM是基于条件 $0 < \alpha \leq 1$ 下的像素级融合函数, I 是灰度图像在 (x, y) 处的像素强度 $I(x, y)$ 。为了降低运算量, 选取每帧图片黑白格标靶所在的ROI区域。视频序列的第1帧默认为参考图像, 假设后续每一帧的位移目标都在ROI范围内, 然后在后续视频序列中检测目标坐标, 并依次用于更新ROI。

2.2 相位相关法

互相关法运算量大, 匹配速度慢, 而相位相关法在频域只取相位信息进行运算, 所需要的图像信息少, 因此计算量小, 对光照不敏感, 对噪声容忍度也较高, 故本文采用相位相关法计算帧间的相对位移。

相位相关法利用快速傅里叶变换FFT, 将时域信号变换到频域, 在频域里得到模板和目标图像的互功率谱, 再对互功率谱做IFFT变换得到一个狄拉克函数(脉冲函数), 然后寻找该狄拉克函数的峰值坐标, 即可得到偏移量^[16]。

假设 $f(x, y)$ 和 $g(x, y)$ 分别是两幅图像信号, 其中 $g(x, y)$ 是由 $f(x, y)$ 平移得到, 平移距离是 (d_x, d_y) , 即

$$g(x, y) = f(x - d_x, y - d_y) \quad (5)$$

对其做傅里叶变换, 即

$$G(u, v) = F(u, v) \cdot e^{-j2\pi(u \cdot d_x + v \cdot d_y)} \quad (6)$$

将(6)式左右两边同时除以 $F(u, v)$, 得到互功率谱 $H(u, v)$, 如式(7)所示

$$H(u, v) = \frac{F \cdot G^*}{|F| \cdot |G^*|} = e^{-j2\pi(u \cdot d_x + v \cdot d_y)} \quad (7)$$

其中, G^* 是 G 的复共轭函数。对互功率谱做IFFT变换得到狄拉克函数 δ , 该 δ 函数峰值处所对应的坐标即为图像的整像素级位移量, 但是整像素级位移对于动态分析以及实际工程所要达到的精度是远远不够的。

2.3 亚像素插值法

一般工程中用于拍摄运动画面的相机的分辨率不是很高, 如果使用高分辨率相机, 无疑会大大增加成本, 因此在工程中, 往往会优先考虑使用亚像素法来弥补相机分辨率的不足, 使得测量位移达到亚像素级。

本文采用的是亚像素三次样条数据插值法, 根据Luo等人^[17]在桥梁多点监测中使用该亚像素插值法知, 该样条插值法能够将1个整像素插值到1/20像素, 且已到达极限值。本文中选择插值到1/15像素, 因为插值到1/15像素并不影响对实验结果的要求, 而且速度要比插值到1/20像素时提升很多。

根据插值得到的亚像素坐标 $(x_{\text{sub}}, y_{\text{sub}})$ 与参考模板上目标的原始坐标 (x_0, y_0) 进行比较, 得到亚像素位移。由于实验只关心横向相对位移, 因此这里只列出横向相对位移 Δx 的计算方法。

$$\Delta x = x_{\text{sub}} - x_0 \quad (8)$$

根据转换因子(Conversion Factor, CF)换算成实际物理位移, 具体形式如式(9)、式(10)所示

$$\text{CF} = \frac{d_{\text{mm}}}{d_{\text{pixel}}} \quad (9)$$

$$\Delta x_{\text{mm}} = \Delta x \times \text{CF} \quad (10)$$

其中, CF是给定目标的横向物理尺寸 d_{mm} 与该目标在图像上相应像素尺寸 d_{pixel} 之比, 又称为转换因子。亚像素位移 Δx 乘以转换因子CF即可得到实际物理位移 Δx_{mm} 。

3 仿真实验及分析

实验系统主要由以下几部分构成: 一台GoPro HERO7 BLACK高速运动相机, 分辨率设置为1080 P, 帧率设置为120 fps; 一台笔记本电脑, CPU型号为Intel Core i5-10210, 内存为12 GB; 一个量程为30 mm、精度为0.03 mm激光位移传感器HG-C1030, 并配有USB数据采集卡, 采样频率设为462 Hz; 模拟振动台一架和黑白格人工标靶。实验平台如图2所示, 黑白格标靶如图3所示。



图2 实验平台

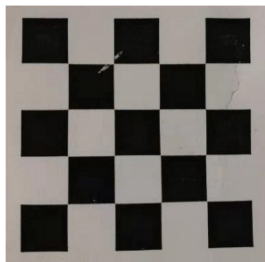


图3 黑白格标靶

实验在模拟振动台上进行,将激光位移传感器得到的位移数据作为真实位移与算法得到的位移进行比较。实验要求在低频振动下,微小振动位移(小于5 mm)的测量误差在0.1 mm以内。

实验结果以均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)和归一化均方根误差(Normalized Root Mean Square Error, NRMSE)来衡量,具体形式如式(11)、式(12)所示

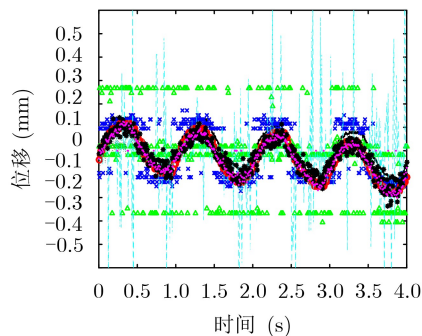
$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (11)$$

$$\text{NRMSE} = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}}{y_{\max} - y_{\min}} \times 100\% \quad (12)$$

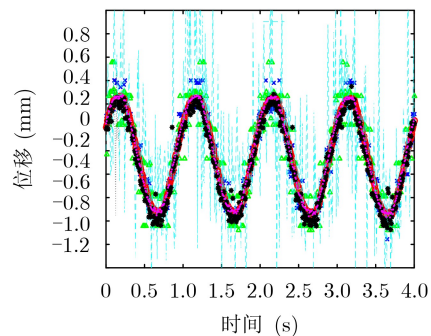
3.1 频率相同振幅不同

在本组实验内,模拟振动台产生振动频率为1.0 Hz,振动幅度分别为0.1 mm, 0.5 mm, 2.0 mm和5.0 mm的振动,激光位移传感器分别采集不同振幅下的位移数据,运动相机正对黑白格人工标靶,拍摄不同振幅的运动画面,利用3种模板匹配算法OCM, EEM和本文算法以及4种特征点匹配算法ORB, L-SURB, FRIF和AKAZE+BRIEF算法处理并与激光位移传感器数据进行比较。针对不同振动幅度,图4(a)—图4(d)展示了7种算法在不同振幅上的拟合结果,表1—表4展示了测量误差结果。

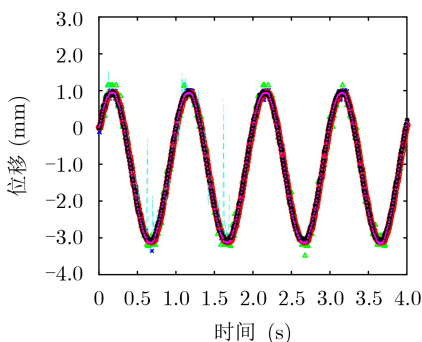
从图4(a)—图4(d)拟合图中可以直观地观察到本文算法比其他6种算法更贴和真实值,而ORB算



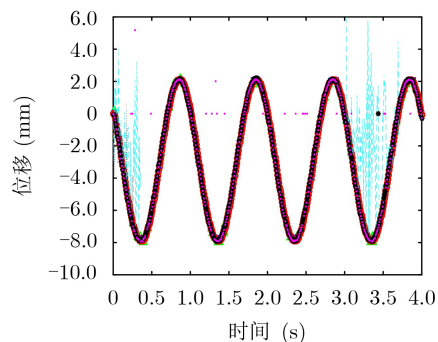
(a) 各算法在0.1 mm振幅上的比较



(b) 各算法在0.5 mm振幅上的比较



(c) 各算法在2.0 mm振幅上的比较



(d) 各算法在5.0 mm振幅上的比较

— sensor
▲ OCM
■ EEM
● 本文算法
— ORB
● L-SURB
— FRIF
● AKAZE+BRIEF

图4 各算法在不同振幅下的测试结果

表 1 位移测量误差对比(1.0 Hz-0.1 mm)

算法	RMSE (mm)	NRMSE (%)
OCM	0.1569	19.1537
EEM	0.0811	13.7379
本文算法	0.0419	12.9371
ORB	0.1861	10.2422
L_SURB	0.0455	11.5654
FRIF	0.0635	13.9175
AKAZE+BRIEF	0.0486	14.0518

表 2 位移测量误差对比(1.0 Hz-0.5 mm)

算法	RMSE (mm)	NRMSE (%)
OCM	0.1458	8.6670
EEM	0.0762	5.5342
本文算法	0.0208	2.0162
ORB	0.4813	12.9148
L_SURB	0.0645	5.2588
FRIF	0.2678	15.0890
AKAZE+BRIEF	0.0346	3.3131

表 3 位移测量误差对比(1.0 Hz-2.0 mm)

算法	RMSE (mm)	NRMSE (%)
OCM	0.1299	2.8043
EEM	0.0694	1.5857
本文算法	0.0254	0.6234
ORB	0.5069	8.4445
L_SURB	0.0913	2.2266
FRIF	0.1148	2.7637
AKAZE+BRIEF	0.0816	1.9882

表 4 位移测量误差对比(1.0 Hz-5.0 mm)

算法	RMSE (mm)	NRMSE (%)
OCM	0.1765	1.7105
EEM	0.1360	1.3456
本文算法	0.0810	0.8077
ORB	3.6496	24.3930
L_SURB	0.3319	3.2540
FRIF	1.3921	12.2768
AKAZE+BRIEF	2.9034	17.7774

法偏离真实值最大,性能最差。从表1—表4可以看出,本文算法测得的位移RMSE和NRMSE均比其余算法要小,说明本文算法性能更优,模型拟合效果更好。特别说明一点,从图4(a)和表1可以看出,当振动幅度为0.1 mm时,这7种算法测得的NRMSE都很大,拟合出的散点图接近失真。这是因为

GoPro相机分辨率有限,后续如果要测量更微小的位移(建议0.5 mm以下),考虑使用分辨率更高的运动相机。

3.2 振幅相同频率不同

在本组实验内,模拟振动台产生振动幅度为2.0 mm,振动频率分别为0.5 Hz, 1.0 Hz, 2.0 Hz和5.0 Hz的振动,采用7种算法处理并与激光位移传感器数据进行比较。针对不同振动频率,图5(a)—图5(d)展示了7种算法在不同振动频率下的拟合情况,表5—表8展示了具体的测量误差结果。

从图5(a)—图5(d)和表5—表8可以看出在每个频率组内,振幅一定的情况下,特征点匹配算法得到的位移误差明显比模板匹配法要大,说明模板匹配的效果整体上优于特征点匹配。从测得的误差结果来看,本文算法得到的误差均比其余算法得到的低,表明本文算法具有更高的精度,所测得的位移变化更接近真实位移。

3.3 真实地震波EI Centro测试

为了使实验更有说服力,本组实验采取在振动台上进行真实地震波EI Centro测试,测试结果如图6(a)所示,为了更清晰观察各算法在EI Centro地震波上的拟合效果,这里截取2.0~2.5 s时间段内的图形如图6(b)所示,表9展示了7种算法对于真实地震波EI Centro的测量误差结果。

从图6和表9可以看出,OCM, EEM算法和4种特征点匹配法得出的图形拟合效果比本文算法差,产生的位移误差比本文算法产生的位移误差大,说明本文算法在真实地震波EI Centro的位移测试中的性能表现要优于其余算法,测量误差在0.1 mm范围内,测量精度高,满足工程需求。

3.4 算法时间复杂度比较

表10为帧间运算平均时间对比。在保证算法精度的前提下,为了评价本文算法的相位相关法在时间复杂度方面是否优于归一化互相关算法,本组实验选取一组EI Centro地震波的NIEM图像(模板图像和50帧目标图像),然后分别使用归一化互相关法和相位相关法进行匹配运算,表11展示了这两种匹配算法的帧间平均匹配时间。

从表11可以很明显地看出,相位相关法大幅度提高了匹配速度,运算时间由归一化互相关法的127.3326 ms降至4.9565 ms,比归一化互相关法提升了96.1%。

为了评价这7种算法的时间复杂度,在本组实验内选取一组EI Centro地震波图像(模板图像和70帧目标图像),然后对其分别使用7种算法对其进行帧间匹配,表10展示了7种算法帧间运算的平均时间。

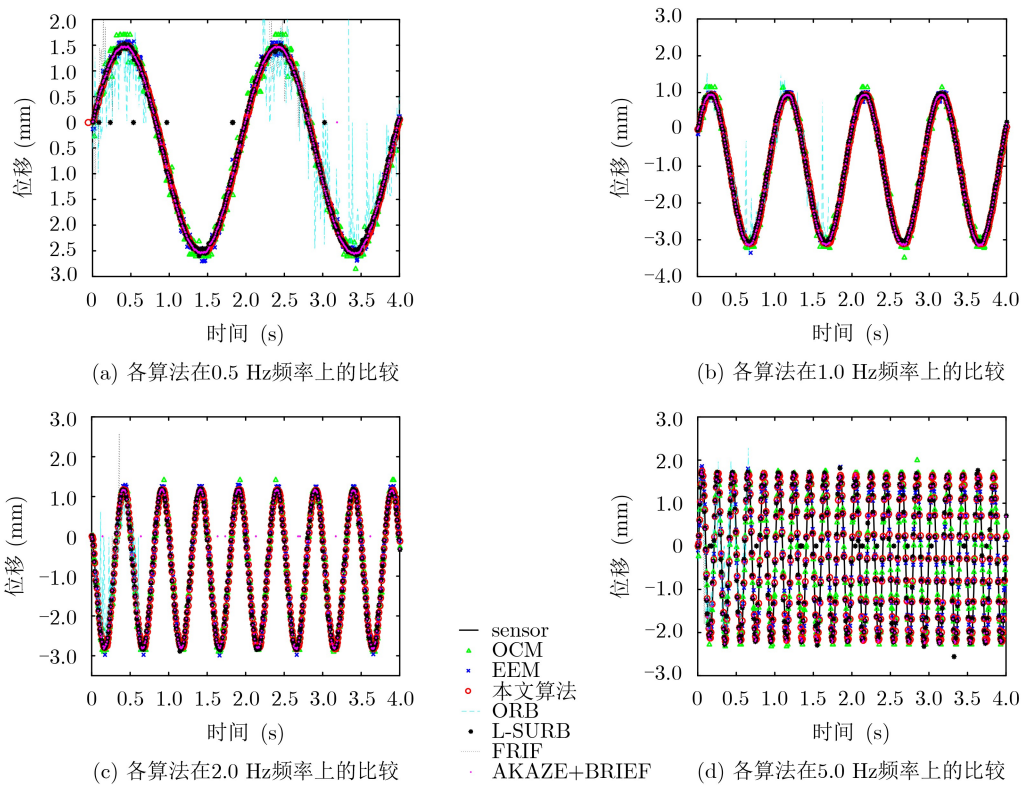


图5 各算法在不同频率下的测试结果

表5 位移测量误差对比(2.0 mm-0.5 Hz)

算法	RMSE (mm)	NRMSE (%)
OCM	0.1404	3.0762
EEM	0.0951	2.2242
本文算法	0.0407	1.0115
ORB	0.6016	11.2924
L_SURB	0.1460	3.5440
FRIF	0.4837	9.8989
AKAZE+BRIEF	0.0984	2.4386

表6 位移测量误差对比(2.0 mm-1.0 Hz)

算法	RMSE (mm)	NRMSE (%)
OCM	0.1299	2.8043
EEM	0.0694	1.5857
本文算法	0.0254	0.6234
ORB	0.5069	8.4445
L_SURB	0.0913	2.2266
FRIF	0.1148	2.7637
AKAZE+BRIEF	0.0816	1.9882

表7 位移测量误差对比(2.0 mm-2.0 Hz)

算法	RMSE (mm)	NRMSE (%)
OCM	0.1492	3.4415
EEM	0.0974	2.2766
本文算法	0.0571	1.4305
ORB	0.7533	12.7011
L_SURB	0.1102	2.7085
FRIF	0.2911	5.2361
AKAZE+BRIEF	0.3727	9.2922

表8 位移测量误差对比(2.0 mm-5.0 Hz)

算法	RMSE (mm)	NRMSE (%)
OCM	0.1898	4.3983
EEM	0.1253	2.9423
本文算法	0.0983	2.4761
ORB	0.7458	14.4986
L_SURB	0.5127	11.6999
FRIF	0.5313	11.4219
AKAZE+BRIEF	0.4067	10.1836

从表10可以得出，特征点匹配法的帧间匹配速度明显快于模板匹配，AKAZE+BRIEF的匹配速度最快，OCM的匹配速度最慢。在模板匹配的3种算法OCM, EEM和本文算法中，本文算法的帧间

运算时间消耗最少，时间复杂度比OCM算法降低了43.3%，比EEM算法降低了19.6%。

通过4组实验的对比分析，特征点匹配算法匹配速度比模板匹配快，其中AKAZE+BRIEF算法

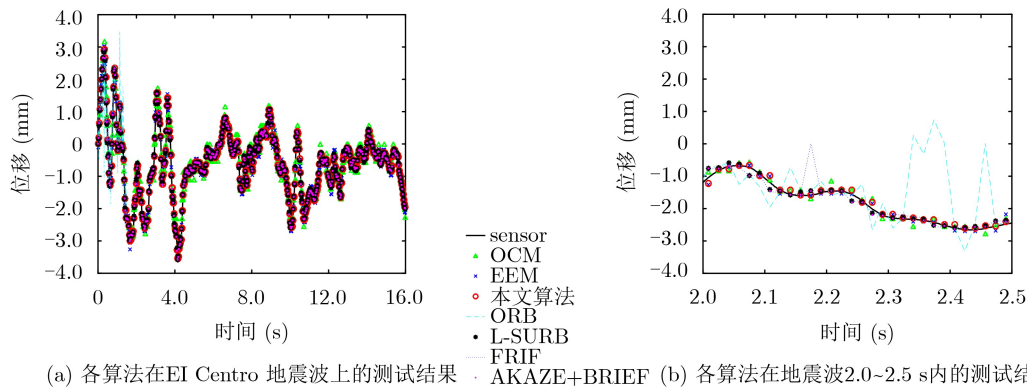


图6 各算法在EI Centro地震波上的测试结果

表9 位移测量误差对比(EI Centro)

算法	RMSE (mm)	NRMSE (%)
OCM	0.1488	2.2487
EEM	0.1072	1.6262
本文算法	0.0700	1.0812
ORB	0.8118	10.5354
L_SURB	0.1379	2.1263
FRIF	0.2420	3.7104
AKAZE+BRIEF	0.1320	2.0248

表10 帧间运算平均时间对比(EI Centro)

算法	平均运算时间(ms)
OCM	693.5835
EEM	476.2980
本文算法	378.3580
ORB	80.6894
L-SURB	62.1746
FRIF	199.6995
AKAZE+BRIEF	45.2793

表11 归一化互相关法与相位相关法帧间平均匹配时间对比

算法	平均匹配时间(ms)
归一化互相关法	127.3326
相位相关法	4.9565

的匹配速度最快, OCM匹配速度最慢, 本文算法的匹配速度比较适中。但是在测量精度方面, 模板匹配的效果要明显优于特征点匹配算法, 其中本文算法的测量精度最高, 微小振动位移(0.5~5.0 mm)测量误差RMSE均能保持在0.1 mm以内, 模型拟合效果也明显优于其它算法, 满足工程要求, 而4种特征点匹配算法的测量误差均只能达到1.0 mm, 对于微小位移的测量精度要求明显不够。综上, 在实时性要求比较高且精度要求比较低的情况下, 可

以考虑使用特征点匹配法, 但是在精度要求比较高且有一定的实时性的建筑物微小振动位移测量的场景下, 本文算法的整体性能更优, 更能满足工程要求。

4 结论

本文针对地震后建筑物的损伤情况监测问题, 在OCM和EEM算法的基础上, 提出了一种新的基于图像梯度信息的微小位移测量算法。通过提取灰度图像ROI区域内的梯度信息, 为了更好地保留梯度信息, 不对梯度信息进行量化, 将其与图像像素强度进行融合, 增强图像信息。相位相关法只取频域里图像的相位信息, 时间复杂度降低, 匹配速度比归一化互相关法提升了96.1%, 算法的整体时间复杂度比OCM降低了43.3%, 比EEM降低了19.6%。利用亚像素插值法, 使得测量结果达到1/15像素的亚像素精度。通过4组对比性实验, 证实了本文算法在微小位移测量方面的性能比OCM和EEM算法以及当前最先进的特征点匹配算法更优, 测量误差能达到0.1 mm, 满足实验的精度要求, 适用于指导震后建筑物健康状况监测的工程实践。

参考文献

- [1] FUKUDA Y, FENG M Q, and SHINOZUKA M. Cost-effective vision-based system for monitoring dynamic response of civil engineering structures[J]. *Structural Control and Health Monitoring*, 2010, 17(8): 918–936. doi: [10.1002/stc.360](https://doi.org/10.1002/stc.360).
 - [2] BREUER P, CHMIELEWSKI T, GÓRSKI P, et al. Application of GPS technology to measurements of displacements of high-rise structures due to weak winds[J]. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 2002, 90(3): 223–230. doi: [10.1016/S0167-6105\(01\)00221-5](https://doi.org/10.1016/S0167-6105(01)00221-5).
 - [3] 吴元. 一种基于参数更新的机载SAR图像目标定位方法[J]. *电子与信息学报*, 2019, 41(5): 1063–1068. doi: [10.11999/JEIT180564](https://doi.org/10.11999/JEIT180564).
- WU Yuan. An airborne SAR image target location

- algorithm based on parameter refining[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(5): 1063–1068. doi: [10.11999/JEIT180564](https://doi.org/10.11999/JEIT180564).
- [4] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, *et al.* ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF[C]. 2011 International Conference on Computer Vision, Barcelona, Spain, 2011: 2564–2571. doi: [10.1109/ICCV.2011.6126544](https://doi.org/10.1109/ICCV.2011.6126544).
- [5] SHU Caiwei and XIAO Xuezhong. ORB-oriented mismatching feature points elimination[C]. 2018 IEEE International Conference on Progress in Informatics and Computing (PIC), Suzhou, China, 2018: 246–249. doi: [10.1109/PIC.2018.8706272](https://doi.org/10.1109/PIC.2018.8706272).
- [6] WANG Yangping, YONG Jiu, ZHU Zhengping, *et al.* Augmented reality tracking registration based on improved KCF tracking and ORB feature detection[C]. The 7th International Conference on Information, Communication and Networks (ICICN), Macao, China, 2019: 230–233. doi: [10.1109/ICICN.2019.8834947](https://doi.org/10.1109/ICICN.2019.8834947).
- [7] WANG Zhenhua, FAN Bin, and WU Fuchao. FRIF: Fast robust invariant feature[C]. British Machine Vision Conference 2013, Bristol, UK, 2013. doi: [10.5244/C.27.16](https://doi.org/10.5244/C.27.16).
- [8] WANG Xiangyang, WANG Chao, WANG Li, *et al.* A fast and high accurate image copy-move forgery detection approach[J]. *Multidimensional Systems and Signal Processing*, 2020, 31(3): 857–883. doi: [10.1007/s11045-019-00688-x](https://doi.org/10.1007/s11045-019-00688-x).
- [9] WANG Xu, ZOU Jiabao, and SHI Daosheng. An improved ORB image feature matching algorithm based on SURF[C]. The 3rd International Conference on Robotics and Automation Engineering (ICRAE), Guangzhou, China, 2018: 218–222. doi: [10.1109/ICRAE.2018.8586755](https://doi.org/10.1109/ICRAE.2018.8586755).
- [10] WANG Xinzhu, LV Xuliang, LI Ling, *et al.* A new method of speeded up robust features image registration based on image preprocessing[C]. 2018 International Conference on Information Systems and Computer Aided Education (ICISCAE), Changchun, China, 2018: 317–321. doi: [10.1109/ICISCAE.2018.8666894](https://doi.org/10.1109/ICISCAE.2018.8666894).
- [11] 牛燕雄, 陈梦琪, 张贺. 基于尺度不变特征变换的快速景象匹配方法[J]. *电子与信息学报*, 2019, 41(3): 626–631. doi: [10.11999/JEIT180440](https://doi.org/10.11999/JEIT180440).
- NIU Yanxiong, CHEN Mengqi, and ZHANG He. Fast scene matching method based on scale invariant feature transform[J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2019, 41(3): 626–631. doi: [10.11999/JEIT180440](https://doi.org/10.11999/JEIT180440).
- [12] TAREEN S A K and SALEEM Z. A comparative analysis of SIFT, SURF, KAZE, AKAZE, ORB, and BRISK[C]. 2018 International Conference on Computing, Mathematics and Engineering Technologies (iCoMET), Sukkur, Pakistan, 2018: 1–10. doi: [10.1109/ICOMET.2018.8346440](https://doi.org/10.1109/ICOMET.2018.8346440).
- [13] 黄建坤. 基于图像序列的桥梁形变位移测量方法[D]. [硕士论文], 西南交通大学, 2018.
- HUANG Jiankun. Displacement measurement method for bridge deformation based on image sequence[D]. [Master dissertation], Southwest Jiaotong University, 2018.
- [14] FUKUDA Y, FENG M Q, NARITA Y, *et al.* Vision-based displacement sensor for monitoring dynamic response using robust object search algorithm[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2013, 13(12): 4725–4732. doi: [10.1109/JSEN.2013.2273309](https://doi.org/10.1109/JSEN.2013.2273309).
- [15] LUO Longxi and FENG M Q. Edge - enhanced matching for gradient-based computer vision displacement measurement[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2018, 33(12): 1019–1040. doi: [10.1111/mice.12415](https://doi.org/10.1111/mice.12415).
- [16] 刘有桥. 基于图像处理的轨道位移监测系统研究[J]. *计算机应用与软件*, 2019, 36(1): 246–250, 315. doi: [10.3969/j.issn.1000-386x.2019.01.044](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-386x.2019.01.044).
- LIU Youqiao. Track displacement monitoring system based on image processing[J]. *Computer Applications and Software*, 2019, 36(1): 246–250, 315. doi: [10.3969/j.issn.1000-386x.2019.01.044](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-386x.2019.01.044).
- [17] LUO Longxi, FENG M Q, and WU Z Y. Robust vision sensor for multi-point displacement monitoring of bridges in the field[J]. *Engineering Structures*, 2018, 163: 255–266. doi: [10.1016/j.engstruct.2018.02.014](https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2018.02.014).
- 陈昌川: 男, 1978年生, 副教授, 研究方向为智能信息处理、图像处理、移动通信.
- 李 奎: 男, 1990年生, 硕士生, 研究方向为图像与信号处理、目标检测与识别.
- 乔 飞: 男, 1977年生, 副研究员, 博士, 研究方向为集成智能、信号处理.
- 姜宏伟: 男, 1996年生, 硕士生, 研究方向为图像处理.
- 赵曼淇: 男, 1997年生, 博士生, 研究方向为无人机目标检测追踪.
- 公茂盛: 男, 1976年生, 研究员, 博士, 研究方向为地震工程研究.
- 王海宁: 男, 1994年生, 硕士生, 研究方向为模式识别、图像处理.
- 张天骐: 男, 1971年生, 教授, 博士, 研究方向为语言信号处理、图像处理、通信信号的调制解调、盲处理、神经网络实现以及FPGA、VLSI实现.

责任编辑: 马秀强