激光位移计在线校准数据序列匹配方法

荆根强[1,2],袁 鑫[3],段发阶[1],洪汉玉[3],彭 璐[2]

(1. 天津大学 精密测试技术及仪器国家重点实验室,天津 300072; 2. 交通运输部公路科学研究所,北京 100088; 3. 武汉工程大学 电气信息学院,湖北 武汉 430205)

摘 要:激光位移计常用于桥梁结构形变的在线监测,对使用中的激光位移计进行在线校准,是确保桥梁监测系统量值准确的关键。由于传感器间采样频率和时滞特征的差异,被校准传感器的测值序列与参考值序列常常存在较大的位置偏差,对传感器的在线校准结果产生较大的影响。为此,提出了一种基于特征点分段的数据序列匹配方法。以简支梁模型桥实验数据为基础,进行了激光位移计的数据匹配实验验证,通过对两组数据序列进行特征点定位、分段及量值匹配,解决了传统匹配方法中出现的数据错位问题。实验结果表明,该算法对传感器采样频率偏移有较好的适应性,针对不同场景的匹配准确率能保持在 98%以上。

关键词:数据序列匹配; 激光位移计; 在线校准; 特征点

中图分类号:TP29 **文献标志码**:A **DOI**:10.3788/IRLA201948.0506006

Matching method for data sequences from on-line calibration of laser displacement meter

Jing Genqiang[1,2], Yuan Xin[3], Duan Fajie[1], Hong Hanyu[3], Peng Lu[2]

(1. State Key Laboratory of Precision Measurement Technology and Instruments, Tianjin University, Tianjin 300072, China; 2. Research Institute of Highway, Ministry of Transport, Beijing 100088, China; 3. School of Electrical and Information Engineering, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430205, China)

Abstract: On-line calibration of laser displacement meter (LDM) used for monitoring bridge structures is the key to ensure the accuracy of the bridge monitoring systems. Due to the differences of sampling frequency and time delay between different sensors, the measuring value sequence of the sensor to be calibrated (SBC) often has a big deviation with the reference value sequence, which seriously impacts on the on-line calibration results. To solve this problem, a matching algorithm for data sequences based on feature points sectioning was proposed. The data matching test was conducted with bridge beam model. The mismatching problem encountered by the traditional method was well solved. The results show that the proposed algorithm has good adaptability to sampling frequency offset with a matching accuracy of above 98%.

Key words: data sequences matching; laser displacement meter; on-line calibration; feature point

收稿日期:2018-12-10; **修订日期**:2019-01-10

基金项目:国家重点研发计划(2017YFF0206305);中央级公益性科研院基本科研业务费专项资金重点项目(2017-9057)

作者简介:荆根强(1978-),男,教授级高工,博士生,主要从事精密测试技术及仪器方面的研究。Email: gq.jing@rioh.cn

导师简介:段发阶(1968-),男,教授,博士生导师,主要从事精密测试技术及仪器方面的研究。Email: fjduan@tju.edu.cn

0 引 言

形变监测是桥梁安全性能评价的关键。具有非接触精密测量能力的激光测距方法在形变、位移的精密测量领域应用广泛[1-4]。其中,利用激光的高汇聚、直线传播特性和影像测量方法集成设计的激光位移计[5-8],发射模块与接收模块可分离安装于结构监测点和参考高程点,用于监测结构相对形变量,准确度高、实用性强。但野外长期使用过程中,激光位移计性能衰减不可避免,因此须定期进行校准。

传统的校准方式在实验室内利用更高精度的测量仪器(如激光干涉仪等)作为参考,在允许的误差范围内,若待校准激光位移计示值与参考测值具有一致性,则认为该激光位移计的计量性能符合使用要求[9-10]。然而限于桥梁形变监测系统全天时运行的特殊需求,使用中的激光位移计通常不允许拆卸至实验室内进行校准,因此上述方法往往不具有通用性。

在工程实际中,一般利用行驶车辆的组合加载效应作为激励源进行桥梁健康监测传感器在线校准[11],通过在相同的监测点同向并排安装参考传感器的方式,实现待校准传感器(SBC)与参考传感器(RS)在相同激励源条件下的量值比对和校准。由于SBC与RS在采样频率、响应特性等方面的差异性,两量值序列的匹配性较差,是影响在线校准的重要难题。

动态时间规整(DTW)是一种用于分析时间序列的重要方法,它为序列提供局部压缩和延伸不敏感的距离度量[12],是数据序列匹配分析的有效方法[13]。但DTW方法存在以下问题:(1) 计算复杂度较高,对于长度分别为 n 和 m 的时间序列,准确计算DTW距离需要 $O(nm)$的时间复杂度;(2) 不满足距离的三角不等式,在应用到时间序列相似查询时剪枝过滤的程度有限,在使用索引查询时可能会产生漏查[14]。针对这些问题,Martea提出了利用刚度参数调节加快检索过程的TWED算法[15],Chen等提出了基于DTW距离的k-medoids聚类方法[16],Wan等研究了感知关键点及分段聚合近似等对时间序列匹配的影响[17],Shokoohi等研究了将DTW推广到多维情况的自适应方法[18]。这些算法在一定程度上改进了在各自领域中传统DTW算法的不足,而算法参数的设定一般需参考所在领域的实际应用场景来确定。

针对桥梁传感器在线校准传感器量值序列与参考值序列呈现不稳定相差的问题,传统Euclidean距离度量下的匹配效果较差,利用DTW进行动态时间规整耗时较长,若引入距离下界函数来加速基于DTW的比较过程,对该距离下界函数的确定又提出了新的要求。基于此,文中提出了一种基于特征点分段的量值序列匹配算法。该算法通过对采样数据进行预处理,提取序列特征点;其次,对两数据序列进行特征点配准,并分段形成特征区间;最后,在特征区间内对多组采样点进行匹配,获得共激励源条件下SBC与RS输出量值的匹配结果。

以简支梁桥模型为基础,采用程控线性模组仿真了实际车辆通过时梁体承受荷载的随机性变化,采用待校准激光位移计(SBC)和参考传感器(RS)同步采集荷载作用下梁体产生挠曲变形的数据序列。采用文中提出的算法对SBC和RS的量值序列进行匹配试验,验证了算法的准确性和实用性。

1 基于特征点分段的序列匹配算法

1.1 数据序列分析

基于Euclidean距离度量的匹配要求所匹配的两序列具有相同的长度,对时间序列的突变点较为敏感,在对序列按时间轴进行点对点依次计算时,对时间序列的错位也很敏感。而激光位移计在线校准过程中,受激励源随机性的影响,SBC与RS所采集到的数据不可避免地会出现突变。同时,由于采样频率差异的存在,SBC与RS数据序列也会存在错位,对照图1(a)可以发现,SBC与RS采集到的数据序列存在明显的错位,随着采样点的增加,错位愈加明显。这主要与SBC和RS间的采样频率差(SFD)有关,同时会因为两传感器动态响应特性的差异而存在一定的非线性。

在图1(a)中,SBC的实际采样频率略高于RS的采样频率。传统匹配方法一般是对SBC和RS量值序列进行采样点矫正和惯性补偿等预处理,再在此基础上进行数据匹配。

在同一激励源的作用下,对SBC和RS进行数据采集,假设单位时间内SBC的采样数据序列为:

$$P=\{p_1, p_2, \cdots, p_n\} \tag{1}$$

RS 采样序列为：

$$Q=\{q_1,\ q_2,\cdots,\ q_m\} \tag{2}$$

式中：n、m 分别为 SBC 和 RS 的采样点数，图 1(a)实例中，$n>m$。

利用对照取样的方式保留与 RS 同步的采样点，去除 SBC 中多余的采样点，由公式(1)、(2)知，待去除点序列为：

$$P'=\{p_{[ni/d]}\}(i=1,2,\cdots,d) \tag{3}$$

式中：$d=n-m$，在单位时间内，其数值为采样频率差 SFD，若取矫正前 SBC 的采样序列集为全集 U，即：

$$U=P \tag{4}$$

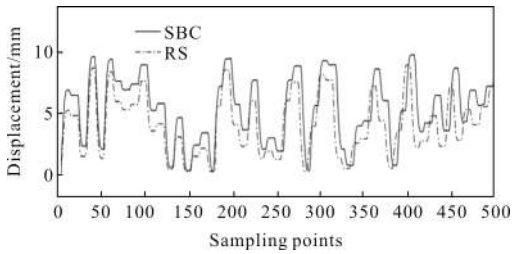
则矫正后 SBC 采样序列可表示为 P' 在 U 上的绝对补集，即：

$$\mathrm{CU}P'=\{p|p\in P\ 且\ p\notin P'\} \tag{5}$$

对于 SBC 惯性补偿值(ICV)一般由下式确定：

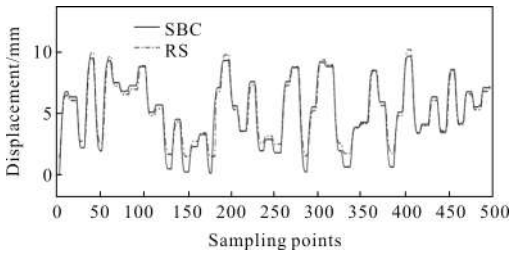
$$\mathrm{ICV}=\frac{\sum_{j=1}^{k}\sum_{i=1}^{n_j}(p_i-q_i)}{\sum_{j=1}^{k}n_j} \tag{6}$$

式中：k 为采样段数；n_j 为第 j 段采样点的个数。采样点矫正和惯性补偿后的 SBC 和 RS 数据序列如图 1(b)所示。



(a) SBC 和RS 原始数据

(a) SBC and RS raw data



(b) 矫正后的 SBC 和 RS 数据

(b) Corrected SBC and RS data

图 1 矫正前后的 SBC 和 RS 数据

Fig.1 SBC and RS data before and after correction

由图 1 可知，进行采样矫正和惯性补偿后的 SBC 和 RS 量值序列整体匹配效果有所改善，但在数据逐点进行匹配时，由于采样数据的离散性，只要存在一个未能消除的采样误差导致匹配序列错位，Euclidean 距离就会显著增大。因此利用 Euclidean 距离作为度量标准的匹配方法对于在线校准数据序列有较大的局限性。另外，由于存在非线性的数据错位现象，采用上述线性矫正方法也无法完全纠正数据序列的错位问题。

针对上述问题，考虑利用不同传感器在同一激励下的采样特征点进行分段，再在分段后的特征区间内进行匹配，具体流程如图 2 所示。

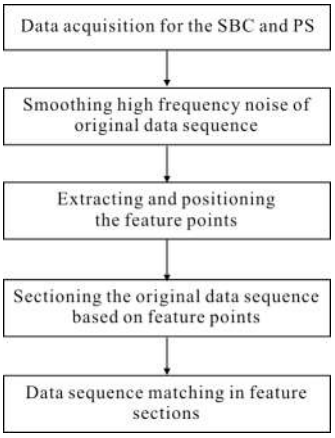


图 2 数据序列匹配流程

Fig.2 Flowchart of data sequence matching

1.2 特征点提取与定位

考察 SBC 和 RS 序列发现，在两组数据峰值处差异较大，这是不同传感器对同一激励产生不同强度的响应所致。在该响应瞬间，两传感器的采样数据相匹配，若取其为特征点将此处数据优先匹配，再处理两组峰值点之间数据就较为方便，同时也不存在类似 DTW 一对多匹配等问题。

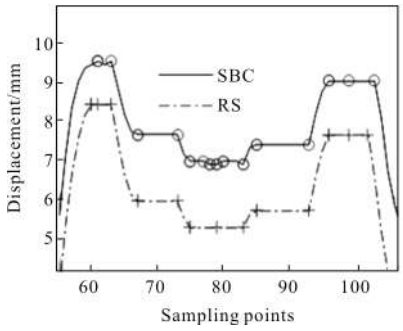
由于激励源的惯性，传统的极值点提取算法往往会得到两个或多个数值相等的目标点，同时，传感器受噪声干扰可能出现如图 3(a)所示的高频波动，需要对采样序列进行相应处理才能找到较为稳定的目标点。

以 SBC 采样序列为例，对公式(1)进行平滑处理得：

$$p_i^{'}=\sum_{s=-j}^{j}p_{i+s}/span \tag{7}$$

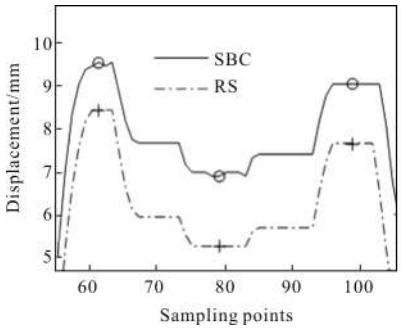
式中：$span$ 为平滑尺度；$j=(span-1)/2$；$p_i^{'}$为平滑后量值点；在无重复的条件下，将序列 p' 中的极值点依次保存，并找出该点对应的原序列采样数据 p_i，以 p_i 作为真实特征点，如图 3(b)所示。

依次对 SBC 和 RS 序列进行上述操作，得到特征点提取结果如图 3(c)、(d)所示。为适应传感器采样频率的变化，在提取时将算法中的平滑尺度与实际频率相关联，使其更具通用性。



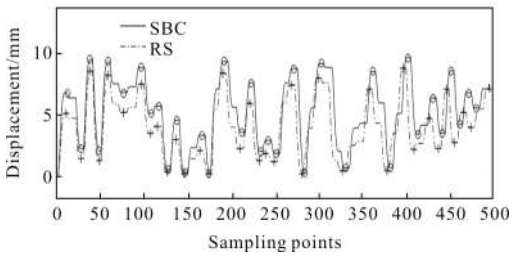
(a) 预处理前的特征点

(a) Feature points before pre-processing



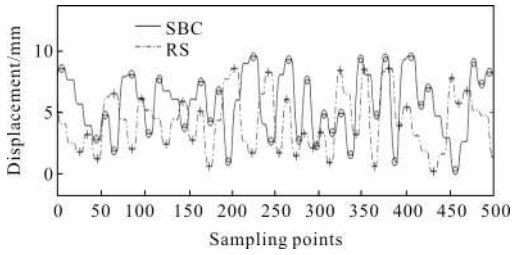
(b) 预处理后的特征点

(b) Pre-processed feature points



(c) SBC 和 RS 序列的特征点

(c) Feature points of SBC and RS sequences



(d) 出现较大偏移后提取到的 SBC 和 RS 序列特征点

(d) Feature points extracted for SBC and RS with large offset

图 3 特征点提取

Fig.3 Feature point extraction

1.3 分段匹配

以特征点为节点对序列进行分段，两连续特征点之间的序列段作为分段区间。对于 SBC，设采集到的特征点总数为 k，特征值序列为：

$$\{t_0,\ t_1,\ t_2,\cdots,t_k,\ t_{k+1}\} \tag{8}$$

其中，为不失数据完整性，笔者将序列起始点 p_1 设为序列初始特征点 t_0，将序列终止点 p_n 设为序列最后一个特征点 t_{k+1}。初始序列 P 被分为 k+1 段：$\{t_0,\cdots,t_1\}$，$\{t_1,\cdots,t_2\}$，…，$\{t_k,\cdots,t_{k+1}\}$。对 RS 序列，选取与 SBC 相对应的前 k 个特征点组成特征序列：

$$\{t_0^{'},\ t_1^{'},\ t_2^{'},\cdots,t_k^{'},\ t_{k+1}^{'}\} \tag{9}$$

并将 RS 序列分为 k+1 段：$\{t_0^{'},\cdots,t_1^{'}\}$，$\{t_1^{'},\cdots,t_2^{'}\}$，…，$\{t_k^{'},\cdots,t_{k+1}^{'}\}$。设输入为 SBC 采样序列上任意一点 p_i，目标输出为 RS 上与 p_i 相匹配的点 q_j，j 表示其为 RS 采样序列的第 j 个采样点。

根据 p_i 的位置信息对照特征点序列定位出待匹配点 p_i 所属的特征区间，设其位于$\{t_{r-1},\cdots,t_r\}$中，即位于原始采样序列的第 r 段，则 j 由下式确定：

$$j=\frac{(i-t_{r-1}|_x)\times(t_r^{'}|_x-t_{r-1}^{'}|_x)}{(t_r|_x-t_{r-1}|_x)}+t_{r-1}^{'}|_x \tag{10}$$

式中：$t_{r-1}|_x$，$t_r|_x$，$t_{r-1}^{'}|_x$，$t_r^{'}|_x$分别为 SBC 序列特征点 t_{r-1}，t_r与 RS 序列特征点 $t_{r-1}^{'}$，$t_r^{'}$的横坐标。算法流程如图 4 所示。

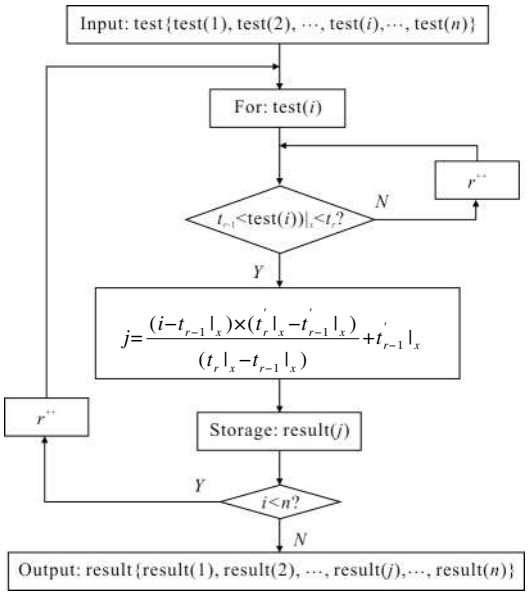


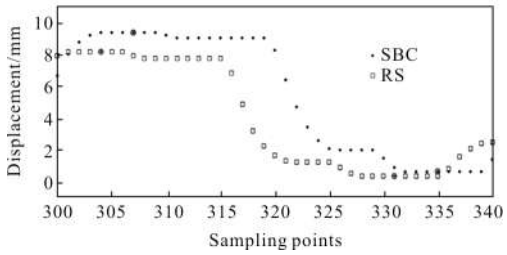
图 4 匹配算法实现流程

Fig.4 Flowchart of matching algorithm

如图 5(a)所示，为某段特征区间内 SBC 与 RC 采样点的分布图，其中特征点信息已在图中标出，对照公式(10)，对 SBC 特征区间内各点进行计算得到相应的 j 值，利用 j 值索引找到与待匹配点相对应的目标点，如图 5(b)所示。

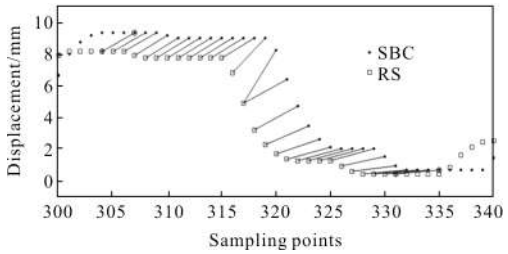
对照图 5(a)，RS 因采样频率低于 SBC 而出现采样数据超前于 SBC，但由于匹配前对两序列分别进行了特征点提取，量值序列间的超前滞后关系就不再影响序列的匹配，只需从一端特征点开始对待匹配点进行逐点匹配即可。

考查图 5(b)可以发现在对 SBC 序列量值进行匹配时，不同采样点可能对应 RS 序列中同一个采样点，在特征区间内，SBC 序列从左侧特征点开始的第 14 个待匹配点与 RS 序列的第 14 个参考点相匹配，SBC 序列的第 15 个待匹配点也与 RS 序列的第 14 个参考点相匹配。这是由于在任意 SBC 与 RS 的对应特征区间内，采样点的个数有所差异，其根本原因还是 SBC 与 RS 间采样频率不一致。考虑该方法是否存在一对多匹配从而导致索引缺失等问题，笔者对原始 SBC 和 RS 采样序列进行反向匹配，以 RS 采样序列作为待匹配序列，以 SBC 序列作为参考序列，利用公式(10)重新进行匹配，如图 5(c)所示，从结果来看，在该段特征区间内，RS 序列从左侧特征点开始的第 13 个待匹配点与 SBC 序列的第 13 个参考点相匹配，RS 序列的第 14 个待匹配点与 SBC 序列的第 15 个参考点相匹配，SBC 序列的第 14 个参考点无对应待匹配点。对 RS 待匹配序列而言，其特征区间内各点均能在参考序列中找到与之相对应的匹配点，因此，多对一匹配对待匹配序列不会造成漏查和重复匹配等问题。



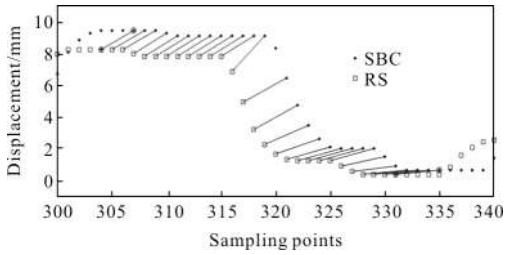
(a) 分段后局部区间采样点

(a) Partial interval actual sampling points after segmentation



(b) 基于特征点的分段匹配

(b) Segment matching based on feature points



(c) SBC 与 RS 反向匹配

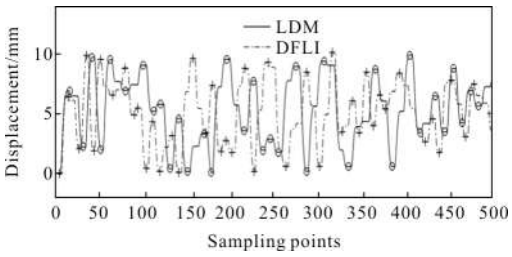
(c) Reverse matching of SBC and RS

图 5 特征区间内 SBC 与 RS 序列匹配

Fig.5 Matching SBC and RS values in the feature interval

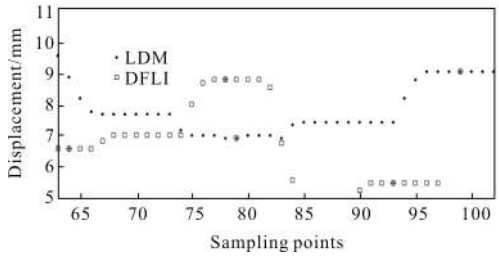
事实上，因对两组采样序列进行特征点定位及提取，上述方法可以适应不同频率的采样序列匹配。笔者利用双频激光干涉仪(DFLI)采集到的量值序列与上述激光位移计(LDM)作比对实验，由于采样频率完全不同，从采样序列图 6(a)中可以直观地发现，DFLI 的采样数据超前 LDM 近半个激励周期，随着采样数据不断累积，DFLI 的特征点将与 LDM 的前一个特征点的 Euclidean 距离达到最小，利用传统方

法必然造成匹配错位。分别提取两组序列的特征点,再依据特征点对两组序列进行分段匹配,可有效解决此问题。图 6(b)为某分段区间内的算法匹配结果,可以看出基于特征点的分段匹配方法对不同频率传感器量值序列的匹配有良好的适应性。实验结果见图 6(c),其中,标号所连接的 DFLI 与 LDM 采样点即为相匹配的采样点, 以 DFLI 采样序列作为待匹配采样序列,LDM 采样序列作为参考序列,DFLI 特征区间内 15 个采样点均能在 LDM 特征区间中找到与之相匹配的采样点,同样,通过反向匹配(图 6(d)),以 LDM 采样序列作为待匹配采样序列,DFLI 采样序列作为参考序列,LDM 特征区间内 21 个采样点也均能在 DFLI 特征区间中找到与之相匹配的采样点。



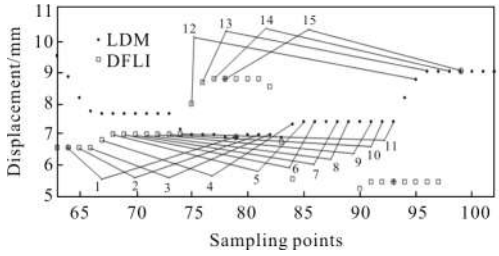
(a) DFLI 和 LDM 采样序列及特征点定位

(a) DFLI and LDM sampling sequences and feature point location



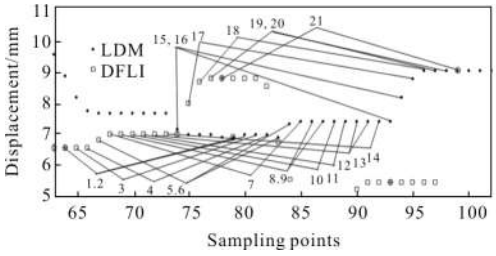
(b) DFLI 和 LDM 采样序列分段后局部区间采样点

(b) Partial interval sampling points after sectioning DFLI and LDM sampling sequences



(c) DFLI 和 LDM 采样序列分段匹配

(c) DFLI and LDM sample sequence matching within section



(d) DFLI 和 LDM 采样序列反向匹配

(d) Reverse matching of DFLI and LDM sample sequences

图 6 特征区间内 DFLI 与 LDM 序列匹配

Fig.6 Matching DFLI and LDM values in the feature interval

2 实验结果与分析

为检验基于特征点的分段匹配算法对实际激光位移计在线校准量值序列的匹配效果及可靠性,所在课题组以简支梁模型桥为基础搭建实验平台。实验中 SBC 和 RS 均采用了 STP-DM-ST 型激光位移计,Y 轴测量范围:-24~24 mm,X 轴测量范围:-15~15 mm。数据采集单元为 FAROPT FAR-J-1/01 型在线监测数据采集仪。实验过程的低频随机载荷激励源由 LySeiKi ZP140-300H 型线性模组产生,控制软件可将输入的随机数序列转化为运动控制参数,发送致 USB9030 运动控制卡,控制线性模组产生相应的运动。实验中采用的主要传感器、仪器及布置方案如图 7 所示。

(a) 激光位移计(接收端)

(a) Laser displacement meter (receiving end)

(b) 激光位移计(发射端)

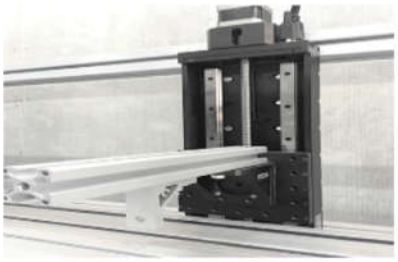
(b) Laser displacement meter (transmitting end)

(c) 微控制单元

(c) Micro control unit

(d) 数据采集仪

(d) Data acquisition instrument

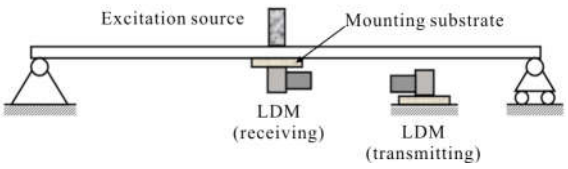


(e) 线性模组

(e) Linear module

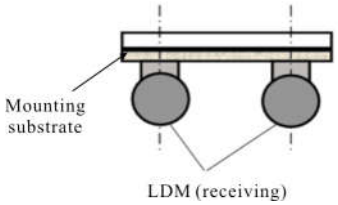
(f) 控制器(含运动控制卡)

(f) Controller (including motion control card)



(g) 正视图

(g) Front view



(h) 侧视图

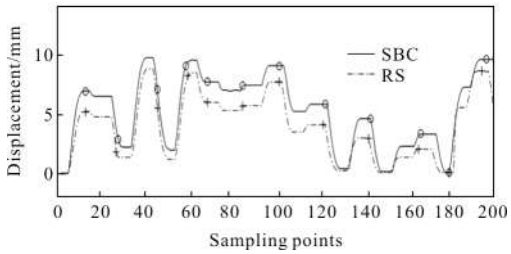
(h) Side view

图 7 传感器及激励源布置

Fig.7 Placement of the sensors and the excitation source

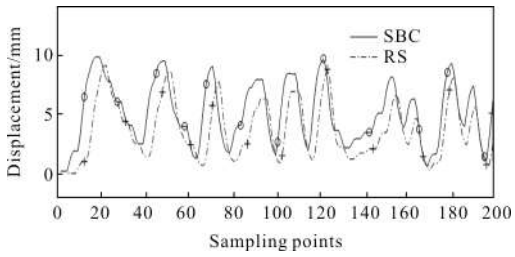
对于广泛使用的钢筋混凝土梁桥,以跨度 50 m 估计，常规工况下跨中形变量有几毫米到十几毫米不等。以通行车辆作为激励源时,按 10~60 km/h 通过速度计算,激励周期为 3~18 s。本实验通过程控线性模组施加激励,使梁体中部模拟产生 0~10 mm 的形变量,加载周期可在 1~30 s 间任意设置,对在线校准的实际应用条件具有代表性。

按图 7 试验方案，获取三种不同激励频率条件下,两组激光位移计的数据序列,采用前述方法对三组序列分别进行量值匹配。为直观显示匹配效果,笔者在 SBC 待匹配序列中随机选取 12 个(12,27,45,58,68,84,101,122,143,166,179,196)采样点进行匹配，观测能否在 RS 参考序列中准确找到对应的匹配点,结果如图 8 所示。



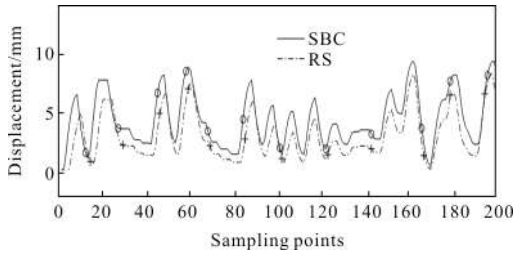
(a) 低频激励下的匹配结果

(a) Matching results under low frequency excitation



(b) 中频激励下的匹配结果

(b) Matching results under intermediate frequency excitation



(c) 高频激励下的匹配结

(c) Matching results under high frequency excitation

图 8 不同频率激励状态下的匹配结果

Fig.8 Matching results under different frequency excitations

分别对三组序列做定量分析，传统分析方法一般利用 DTW 距离来评判匹配效果，DTW 距离越小，匹配效果越好。但该方法比较适合于短波匹配的情况（例如语音识别方面单个字母发音的音频序列），针对笔者的实验对象，一方面两组采样序列量值总量较大，通过计算得出的 DTW 距离都偏高，另一方面 DTW 算法虽对时间尺度有良好适用性，但对量值尺度敏感，故其受固有惯性的影响会使计算出的 DTW 距离参考价值下降。考虑到传统 DTW 度量标准应用于笔者的传感器量值匹配存在上述局限性，笔者引入量值均差(MVD)的概念，通过计算量值均差对算法匹配效果作出评判。

对待匹配序列中任意一点 p_i，设其在参考序列中对应点为 q_j，由 Euclidean 距离公式知待匹配点 p_i 与 q_j 参考点间距离为：

$$\sqrt{(p_i-q_j)^2+(i-j)^2} \tag{11}$$

由于匹配在不同频率量值序列间进行，横轴之差为采样频率差，其值不应加入计算，故取 $\sqrt{(p_i-q_j)^2}$。为去除传感器固有惯性对评估准确度的影响，在计算中对两序列量值之差进行惯性补偿，由公式(6)、(11)有：

$$\mathrm{MVD}=\frac{\sum_{i=1}^{n}\left|\sqrt{(p_i-q_j)^2}-\mathrm{ICV}\right|}{n} \tag{12}$$

对上述不同激励状态下的三组量值序列匹配结果进行分析，所得结果如表 1 所示。

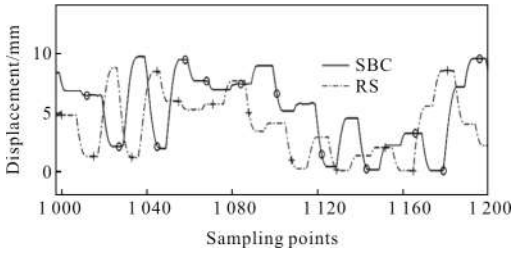
由表 1 可知，经过特征点分段后进行的 SBC 和 RS 序列匹配，其相对误差能控制在 2%以内。

表 1 不同频率激励状态下的匹配结果分析

Tab.1 Matching results under different frequencies of excitation source

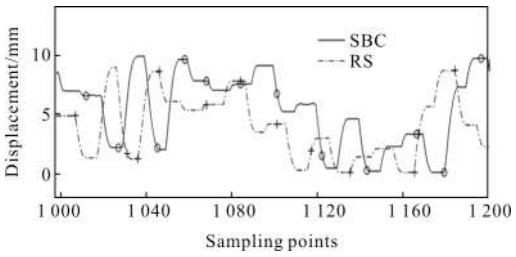
	Low frequency	Intermediate frequency	High frequency
Frequency ratio	0.987 2	0.994 7	0.989 3
MVD	0.337 5	0.419 5	0.383 3
Relative error	1.406%	1.748%	1.597%

为验证基于特征点的分段匹配算法(FPS)的效果，课题组开展了与 Euclidean 度量(EM)方法的对比实验，结果如图 9 所示。



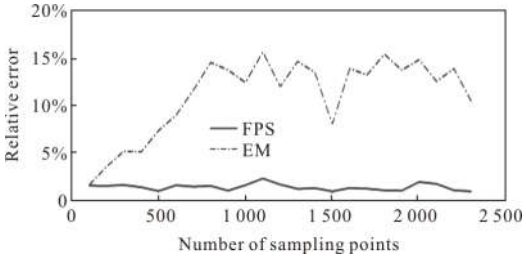
(a) 基于特征点的分段匹配结果

(a) Matching results based on feature points sectioning



(b) 基于 Euclidean 度量的匹配结果

(b) Matching results based on Euclidean metrics



(c) 不同匹配方式下的相对误差

(c) Relative error under different matching methods

图 9 匹配结果与误差趋势

Fig.9 Matching results and error trends

对比图 9(a)、(b)可以看到，基于特征点的分段匹配对传感器采样频率漂移具有良好的适应性，待

匹配点与参考点间对应关系基本正确，而基于Euclidean 度量的匹配受采样频率和固有惯性的影响，匹配准确度较低，相对误差较大，并且随着采样点逐步增加，该误差还会逐步增大。图 9(c)显示，特征点分段匹配的相对误差稳定在较低水平。通过对不同激励条件下的三组量值序列进行对比匹配，定量分析结果见表 2。

表 2 不同匹配方法的准确率

Tab.2 Accuracy of different matching methods

	Low frequency	Intermediate frequency	High frequency
Euclidean	85.278%	89.629%	89.719%
Feature points sectioning	98.059%	99.038%	98.549%

对比表中数据可以发现，基于特征点的分段匹配算法相比于传统匹配算法的匹配准确率有所提高，受频率及传感器惯性等因素的影响更小。

实验测试了 1 200 对原始采样数据的算法匹配，在 Core i5 4460 CPU 笔记本电脑上运行耗时为 0.3518 s。实验中采用的两组激光位移计采样频率设定为 1 Hz，1 200 对数据的采集耗时约 20 min，实际在线校准过程中算法耗时远小于数据采集耗时，故其不会成为制约校准效率的关键因素。

3 结 论

针对桥梁监测传感器校准过程中的传感器采样量值序列匹配问题，提出了一种基于特征点的分段匹配算法。在共源激励下，利用两个同类型激光位移计进行匹配实验，分别采集待校准激光位移计 SBC 和参考传感器 RS 的序列值进行对比，对原始序列值进行预处理后，对特征点进行定位并去除伪特征点，依据特征点序列值对原始量值序列进行分段，再在各特征区间内对 SBC 和 RS 量值序列进行匹配。实验结果表明：

(1) 基于特征点的分段匹配算法对输入序列的频率差异不敏感，对 SBC 和 RS 量值序列常出现的相互超前或滞后现象有良好的适应性。

(2) 基于特征点分段后进行的 SBC 与 RS 序列匹配，其相对误差较传统算法有明显下降，不同场景下匹配准确率能保持在 98%以上。

参考文献：

[1] Sun Xingwei, Yu Xinyu, Dong Zhixu, et al. High accuracy measurement model of laser triangulation method [J]. ***Infrared and Laser Engineering***, 2018, 47 (9): 0906008. (in Chinese)
孙兴伟, 于欣玉, 董祉序, 等. 激光三角法高精度测量模型[J]. 红外与激光工程, 2018, 47(9): 0906008.

[2] Zhang Benniu, Li Xingxing, Song Jun, et al. Application study on laser projection sensor for bridge deflection detection [J]. ***Journal of Transduction Technology***, 2009, 22(5): 755-759. (in Chinese)
张奔牛, 李星星, 宋军, 等. 激光投射式位移传感技术在桥梁挠度检测中的应用研究[J]. 传感技术学报, 2009, 22(5): 755-759.

[3] Chen Ji, Wang Xin, Cao Jiuda, et al. Development of high-speed CCD laser displacement sensor [J]. ***Optics and Precision Engineering***, 2008, 16(4): 611-616. (in Chinese)
陈骥, 王鑫, 曹久大, 等. 高速 CCD 激光位移传感器[J]. 光学 精密工程, 2008, 16(4): 611-616.

[4] Li Bing, Sun Bin, Chen Lei, et al. Application of laser displacement sensor to free-form surface measurement [J]. ***Optics and Precision Engineering***, 2015, 23 (7): 1939-1947. (in Chinese)
李兵, 孙彬, 陈磊, 等. 激光位移传感器在自由曲面测量中的应用[J]. 光学 精密工程, 2015, 23(7): 1939-1947.

[5] Wang Shuai, Xia Jiabin, Yao Qifeng, et al. Fore optical system design for remote laser Raman spectrum detection system [J]. ***Infrared and Laser Engineering***, 2018, 47(4): 0418004. (in Chinese)
王帅, 夏嘉斌, 姚齐峰, 等. 远程激光拉曼光谱探测系统前置光学系统设计 [J]. 红外与激光工程, 2018, 47(4): 0418004.

[6] Zhang Shuang, Zhu Wanbin, Li Jian, et al. Design of micro-optical system for laser displacement sensor sensing probe[J]. ***Chinese Optics***, 2018, 11(6): 1001-1010. (in Chinese)
张爽, 朱万彬, 李健, 等. 激光位移传感器传感探头微小型光学系统设计[J]. 中国光学, 2018, 11(6): 1001-1010.

[7] Yin Yongkai, Liu Xiaoli, Li Ameng, et al. Sub-pixel location of circle target and its application [J]. ***Infrared and Laser Engineering***, 2008, 37(S1): 51-54. (in Chinese)
殷永凯, 刘晓利, 李阿蒙, 等. 圆形标志点的亚像素定位及

其应用[J]. 红外与激光工程, 2008, 37(s1): 51-54.

[8] Lan Zhangli, Zhang Hong, Zhou Jianting. Novel system for measuring bridge deflections based on laser and video [J]. ***Chinese Journal of Scientific Instrument***, 2009, 30(11): 2405-2410. (in Chinese)
蓝章礼, 张洪, 周建庭. 基于激光和视频的桥梁挠度测量新系统[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(11): 2405-2410.

[9] Yuan Xingqi, Chen Kai, Cui Jianjun, et al. Calibration method of strain sensor metrological characteristics [J]. ***Acta Metrologica Sinica***, 2018, 39(6): 836-841. (in Chinese)
袁兴起, 陈恺, 崔建军, 等. 应变传感器计量特性的校准方法[J]. 计量学报, 2018, 39(6): 836-841.

[10] Lv Qiang, Li Wenhao, Bayanheshig, et al. Interferometric precision displacement measurement system based on diffraction grating[J]. ***Chinese Optics***, 2017, 10(1): 39-50. (in Chinese)
吕强, 李文昊, 巴音贺希格, 等. 基于衍射光栅的干涉式精密位移测量系统[J]. 中国光学, 2017, 10(1): 39-50.

[11] Huffman J, Xiao F, Chen G, et al. Detection of soil-abutment interaction by monitoring bridge response using vehicle excitation [J]. ***Journal of Civil Structural Health Monitoring***, 2015, 5(4): 389-395.

[12] Giorgino T. Computing and visualizing dynamic time warping alignments in R: the dtw package [J]. ***Journal of Statistical Software***, 2009, 31(7): 1-24.

[13] Li Zhengxin, Zhang Fengming, Li Kewu. DTW based pattern matching method for multivariate time series [J]. ***Pattern Recognition and Artificial Intelligence***, 2011, 24(3): 425-430. (in Chinese)
李正欣, 张凤鸣, 李克武. 基于 DTW 的多元时间序列模式匹配方法 [J]. 模式识别与人工智能, 2011, 24 (3): 425-430.

[14] Li Junkui. Research on time series similarity problem [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2008. (in Chinese)
李俊奎. 时间序列相似性问题研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2008.

[15] Marteau P. Time warp edit distance with stiffness adjustment for time series matching [J]. ***IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence***, 2009, 31(2): 306-318.

[16] Chen Y, Liu X, Li X, et al. Delineating urban functional areas with building-level social media data: A dynamic time warping (DTW) distance based k-medoids method [J]. ***Landscape and Urban Planning***, 2017, 160: 48-60.

[17] Wan Yuqing, Gong Xueyuan, Si Yain-Whar. Effect of segmentation on financial time series pattern matching [J]. ***Applied Soft Computing***, 2016, 38: 346-359.

[18] Shokoohi-Yekta M, Hu B, Jin H, et al. Generalizing DTW to the multi-dimensional case requires an adaptive approach [J]. ***Data Mining and Knowledge Discovery***, 2017, 31(1): 1-31.