

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210442

核双样检验的连杆摆动光流轨迹混叠去除及补偿*

郑思凡^{1,2}, 陈平平^{1,3}, 苏凯雄^{1,3}, 吴永春², 林志坚¹

(1. 福州大学物理与信息工程学院 福州 350116; 2. 黎明职业大学智能制造工程学院 泉州 362000;
3. 数字电视智能化技术国家地方联合工程研究中心 福州 350116)

摘要:在连杆摆动视觉测量中,针对高速曝光产生的背景噪声对前景光流轨迹混叠及阻断导致配准误差,本文提出了一种新的视频滤波与补偿算法。该算法以背景噪声与前景摆杆光流轨迹不同的运动统计特性作为先验模型,通过核双样假设检验检测光流轨迹速度突变,剪除背景噪声轨迹片段实现去噪。为实现轨迹补偿,首先引入机械连杆铰接点为参照物的相对光流采集方式,将各帧摆杆铰接点配准翘曲至第1帧铰接点位置,将连杆摆动轨迹从复合高阶摆线中分离形成低阶理想圆弧。其次采用Pratt拟合翘曲后的摆杆轨迹的圆心与半径,将轨迹聚类为不同半径的弧状轨迹群。最后,将弧状轨迹群的 $x-y$ 坐标 ν -SVR回归作为几何约束,结合 $x-t$ 动力学回归半监督学习出完整长度的轨迹。在刮刷总成摆角及共轭凸轮的针床推程位移比较的测量实验表明,该算法比传统VBM3D,MeshFlow等算法准确度可提高3.26%,运算复杂度降低2阶,在机械旋转运动视觉故障诊断及机械仪表数字化采集等方面具有广阔应用前景。

关键词: 连杆曲线图谱; BEBLID描述子; 最大均值差异; RKHS再生核; 密度功率散度; 核双样检验

中图分类号: TP751 TH691 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Removal and compensation of mechanical rod swing optical flow trajectory aliasing based on kernel double sample test

Zheng Sifan^{1,2}, Chen Pingping^{1,3}, Su Kaixiong^{1,3}, Wu Yongchun², Lin Zhijian¹

(1. College of Physics and Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China; 2. Intelligent Manufacturing Engineering Institute, Liming Vocational University, Quanzhou 362000, China; 3. Digital TV Intelligent Technology National and Local Joint Engineering Research Center, Fuzhou 350116, China)

Abstract: In the visual measurement of rod's angular velocity, the background noise caused by short exposure time leads to serious registration error by mixing and blocking optical flow trajectory. To address this issue, the article proposes a trajectory compensation and noise clipping algorithm. The algorithm takes the difference motion statistical characteristics between background noise and rod's optical flow trajectory as prior model, and cuts out the background noise trajectory segments to remove the trajectory aliasing by detecting the speed mutation points through the kernel double sample hypothesis test. By introducing a new optical flow acquisition method which takes the rod hinge fulcrum as the reference, the rod's hinge points of each frame are registered and warped to the position of the first frame to separate the rod's trajectory from the total composite high-order cycloid to form a low order ideal arc as compensation prior. Secondly, the trajectory is clustered into arc shaped trajectory groups with different radii which fitted by Pratt. Thirdly, the full length trajectory is semi-supervised learned from the ν -SVR regression of arc trajectory groups which acts as a geometric constraint and from $x-t$ dynamic regression to realize compensation. The comparative measurement experiment of the brush assembly angular velocity and displacement of the needle bed conjugate cam shows that this algorithm can improve the accuracy by 3.26% compared to traditional algorithms such as VBM3D and MeshFlow. The computational complexity is reduced by 2 orders. It has broad application prospects in visual fault diagnosis of mechanical rotation motion and digital acquisition of mechanical instruments.

收稿日期: 2022-09-15 Received Date: 2022-09-15

* 基金项目: 福建省软件业技术创新重点攻关及产业化项目(350116C025-2023-7)、福建省政府招标采购交通执法信息系统运维服务项目(3500FRGK2017008-1)资助

Keywords: coupler curve atlas; BEBLID descriptor; maximum mean difference; RKHS regeneration kernel; density power divergence; kernel double-sample test

0 引言

机械摆动测量在精密制造与智能制造的闭环控制中具有广泛的应用,如五轴加工机床回转轴角位移测量^[1-2],导轨式同轴度同心度测量^[3],压电陶瓷的摆动疲劳检测^[4]等。在3D打印、雕刻铣削等精密加工中,对刀具轨迹高精度的协同控制也需要采集夹具角位移与角速度以跟踪控制加工轨迹,如对连续非奇异末端滑模变结构的自适应控制等^[5]。

另一方面,高帧率,高分辨率自带光学防抖的互补金属氧化物半导体(complementary metal oxide semiconductor, CMOS)与电荷耦合元件(charge coupled device, CCD)摄像机的出现为高速机械运动非接触式视觉测量提供了硬件条件。如Phantomv2640高速摄像机,其Binned模式的全局快门曝光时间小于142 ns。在1024×976时的速度可达25030 fps。由此出现了许多基于图像视觉的运动参数测量研究成果,如基于衍射光栅的精密位移图像测量^[6],基于卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)及卡尔曼滤波的视觉里程计(visual odometry)^[7]等。但上述研究仅限于相机本身运动估计,且局限于平动或移动的运动类型。

在视频去噪补偿研究方面,根据噪声先验分布模型,当前视频去噪在时域、空间域、频域有多种局部滤波算法。该类滤波器仅仅考虑像素周围邻域的相似度非图像整体的纹理与细节的相似度,存在局部平滑的降质缺陷。因此Buades等^[8]提出非局部的图像去噪算法(non-local means, NLM),该方法利用图像全局空间冗余信息对局部相似块进行加权以减少局部加权对细节的破坏。由此也出现了基于相似图块的图拉普拉斯的正则化先验去噪算法如非局部自相似(nonlocal self-similarity, NSS)等^[9]。类似地,也出现了基于图像先验模型的视频去噪算法。如基于图像梯度平滑的Tikhonov正则化全变分模型的方法^[10]。或者基于图像相似块矩阵的低秩性先验的方法,如矩阵核范数最小化(nuclear norm minimization, NNM)及图像低秩矩阵分解(low-rank matrix factorization, LRMF)等算法。Gu等^[11]在二者基础上提出基于加权核范数最小化的图像去噪算法(weighted nuclear norm minimization, WNNM)。同样,也有基于图像在冗余字典表达的稀疏性先验模型的去噪的方法如K奇异值分解(k-singular value decomposition, K-SVD)^[12]。为了综合利用上述各先验模型及滤波算法优点,Dabov等^[13]在非局部均值滤波基础上综合上述空域与频域滤波提出一种

2D自相似块联合滤波去噪方法3维块匹配滤波(block-matching and 3D filtering, BM3D)。该方法将多个相似2D宏块按照对应位置排列形成3D数组并变换到三维变换域中进行3D协同滤波和聚合,消除同一位置像素点堆叠效应,最后得到去噪后的图像。为了处理视频去噪,Dabov等^[14]在BM3D基础上提出3维块匹配视频去噪(video block matching and 3-D Filtering, VBM3D)。该算法利用视频时空关联性的冗余特性,结合视频帧内和视频帧间的信息,将单帧的2D自相似扩展到多帧并堆叠成三维数组,利用视频压缩编解码的运动估计与运动补偿技术将它们匹配对齐,后通过分离三维时空变换进行协同滤波。虽然VBM3D相比其他算法在去噪性能上有提升,但计算量也随之提高。对此,Ren等^[15]提出网格单应流MeshFlow的视频去噪算法。该算法将图像划分为网格并计算相邻帧网格顶点的单应矩阵作为运动估计的初始矢量。同一个网格顶点的不同单应矩阵方向矢量经过中值滤波与空间平滑得到稀疏运动场。从而减少了运动估计与运动补偿的计算量。

近年来,随着深度学习的发展,Zhang等^[16]提出利用带噪声的外部图片经过卷积神经网络的来训练噪声先验模型,如深度卷积网络(deep convolutional network, Deep CNN)、前馈去噪卷积神经网络(feed-forward denoising convolutional neural networks, FFDNet)等。从而将高斯噪声泛化为更复杂的自然噪声。考虑到卷积神经网络是数据驱动型算法,因此该类算法存在泛化与像素特征池化后信息消失问题。

综合上述,当前各视频去噪算法均基于噪声或者图像先验模型基础上进行滤波分离。虽然算法存在一定的普适性,但是在机械连杆的摆动视频场景中,因前述VBM3D等算法图块相似性匹配标准为像素颜色亮度差异范数,无法匹配同一半径处不同时刻斜率变化的运动摆杆片段,导致机械摆杆不同半径处的背景互相混叠,从而引入新的系统噪声。MeshFlow等虽然利用网格单应矩阵流翘曲对齐运动前景相似部位图块,但仅适用于空间位置较为集中分布的簇状块状运动物体,对于空间形状较为分散分布的刮杆、摆件等细长形状的运动物体,存在较为明显的块状效应。有鉴于此,本文从前景与背景不同运动轨迹特性的统计差异提出新的先验条件,并从运动滤波的角度实现去噪。同时针对摆件光流轨迹二阶圆弧的先验条件利用周围邻域的光流数据半监督学习出被阻断区域的轨迹片段实现了针对性的补偿。从而克服了前述去噪算法普适性带来的混叠系统误差以及CNN的池化信息消失与泛化问题。

1 连杆曲线图谱及相对支点摆动光流采集

1.1 四连杆曲线图谱

图1为直角坐标系XY中的四杆机构,设4个连杆的长度为 $AB=L_1, BC=L_2, CD=L_3, AD=L_4$,曲柄的旋转中心点A为原点,即 $A(0,0)$,X轴与机架AD共线,则摇杆CD的回转中心D坐标为 $D(L_4,0)$,各杆以X轴正向为基准,按逆时针方向为正取各杆的角位移。则四杆机构ABCD构成一个封闭的向量多边形。

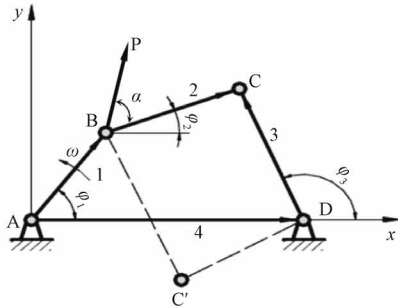


图1 铰链四杆机构的运动分析

Fig. 1 Kinematic analysis of hinge four bar linkages

图1中原动件曲柄端点B的轨迹为:

$$B_x = L_1 \cos(\phi_1), B_y = L_1 \sin(\phi_1) \quad (1)$$

设连杆平面空间坐标系上任意一点P到B的长度为L,与BC的夹角为 α ,则P点的直角坐标轨迹为:

$$\begin{aligned} P_x &= B_x + L \cos(\alpha + \phi_2) \\ P_y &= B_y + L \sin(\alpha + \phi_2) \end{aligned} \quad (2)$$

可见,当 $\alpha=0^\circ$ 时,且P到B的长度 $\leq L_2$,则P即代表连杆BC上的点。为观察各点的轨迹形状特征及位移变化,取 $AB=10\text{ mm}, BC=30\text{ mm}, CD=40\text{ mm}, AD=50\text{ mm}$,主动件的角速度为 $w=100\text{ r/min}$,则当连杆BP相对铰接点B的极角 α 与对应极半径BP同时取4组不同的值如表1所示。

表1 点P的极角与极径取值

Table 1 The polar angle and polar diameter values of point P

极角 $\alpha/(\circ)$	极半径 BP/mm
0、180	20、47.5、75、102.5
30、150、210、330	75、102.5
60、120、240、300	47.5、75、102.5
90、270	20、75、102.5

相应地可得连杆曲线图谱如图2所示^[17]。由图可见,P轨迹在不同区域呈现出不同形态,文献[17]对连杆

曲线的分布规律与尺度特征作了进一步的细分并指出连杆曲线为六阶代数曲线。在理想情况下,不考虑铰接点的弯矩,铰接点B仅有一个转动自由度,则连杆BC相对B铰接点构成变速摆动,摇杆CD相对回转中心D构成变速摆动,其视觉图像采集的光流轨迹理想情况下均为圆弧。这样便为后续的光流轨迹的补偿形成了一个先验条件。

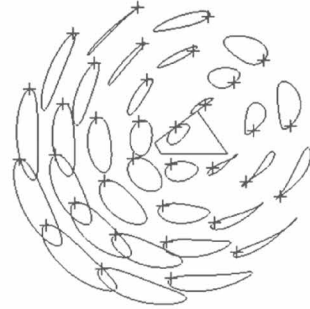


图2 连杆曲线图谱

Fig. 2 Coupler curve atlas of hinge four-bar linkage

为此,下面研究以连杆铰接点为参照物的相对光流采集方式并将连杆相对铰接点的摆动光流轨迹单独提取出来。

1.2 相对支点连杆摆动光流的采集

为方便验证参照物光流采集的有效性,不失一般性,这里将刮臂双摇杆作为测量对象,而刮臂摇杆的支点A与D随车体移动,依然形成活动铰接点。因此在车辆移动过程中的刮杠轨迹仍然是运动叠加后的复合轨迹,可以验证参照物光流采集的分离效果。

为提高鲁棒性,采用OpenCV4.5集成的增强效率二进制局部图像描述子(boosted efficient binary local image descriptor, BEBLID)^[18]对车体logo进行跟踪。感兴趣采集区域(region of interest, ROI)为以支架A为原点的刮杠满幅摆动矩形区域。现场各帧图片与车体logo模板对应点描述子的匹配方式以特征汉明距离为目标函数暴力匹配。单个点对匹配采用比率检验的方式。整体匹配则采用随机一致性算法(random sample consensus, RNASAC)去除离群匹配点对,拟合出logo整体配准仿射矩阵,再利用仿射矩阵将当前帧的ROI图像翘曲变换至第一帧位置。为克服车辆移动带来的尺度变化误差,采用OpenCV的warpAffine翘曲函数对像素坐标做线性插值。各帧相对支点A的刮刷总成摆臂光流ROI区域翘曲后如图3所示。

1.3 光流轨迹一致性检查及稠密度比较

为获取光流轨迹,这里采用华睿A3200CU000面阵高速工业相机并设定相机帧率为120 fps,分辨率为1280×720,空间采样率为4。将相邻两帧翘曲后ROI图

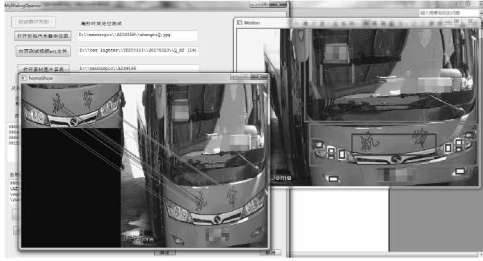


图 3 连杆相对支点运动的光流采集

Fig. 3 Optical flow acquisition of rod relative to fulcrum

块作为 OpenCv4.5 的 BroxOpticalFlow 类输入参数生成相应的大位移光流 (large displacement optical flow, LDOF) 光流^[19] flo 文件。再将相邻 flo 文件对应位置位移矢量连接为轨迹。为了轨迹的稳健性,定义像素结构张量 J_ρ 如下:

$$J_\rho = K_\rho * \sum_{k=1}^2 \nabla I_k \nabla I_k^T \quad (3)$$

其中, K_ρ 为宽度 $\rho = 1$ 的高斯卷积核, $*$ 为卷积运算, I 为亮度, k 为图像维度, 这里取 J_ρ 平均值的 0.4 倍为结构张量阈值。另外, 为避免背景噪声混叠及不同物体光流的混叠, 这里对所求光流采用前向与后向一致性检查作为前期局部去混叠手段, 具体如图 4 所示。

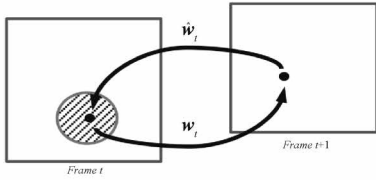


图 4 光流前后一致性检查

Fig. 4 Forward and backward consistency check

其中 w 为前向光流位移, \hat{w} 为后向光流位移, 则定义光流前后向一致性条件如下^[19]:

$$|w + \hat{w}|^2 < \alpha (|w|^2 + |\hat{w}|^2) + \beta \quad (4)$$

其中, α 为乘性阈值, β 为加性阈值, 该条件根据光流绝对值大小自适应调整了阈值。这里取 $\alpha = 0.01$, $\beta = 0.5$ 。另外定义光流阻挡条件^[19]:

$$|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2 > \gamma |w|^2 + \lambda \quad (5)$$

其中, $|\nabla u|$ 、 $|\nabla v|$ 分别为垂直水平光流梯度幅值, γ 为乘性阈值, λ 为加性阈值。为了比较阈值与稠密度关系, 这里先取 $\gamma = 0.01$, $\lambda = 0.002$ 。得强阈值光流轨迹如图 5(a) 所示。

由图 5 可见, 在翘曲后 ROI 图像区域里得到了刮水器摇杆的理想弧形的摆动光流轨迹。另外从图 5(a) 可以看到, 当设定一致性容许阈值过低, 虽然可得到较为鲁棒的无混叠的光流轨迹, 但轨迹过于稀疏, 不利于运动分割的进一步的提取。为此另外取 $\alpha = 0.04$, $\gamma = 0.04$, 加性

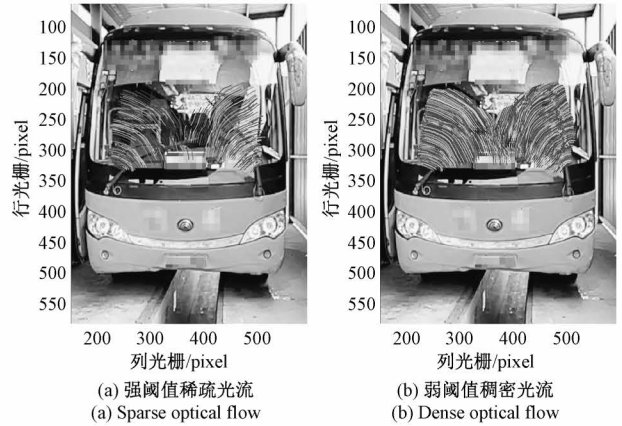


图 5 相对支点的连杆摆动光流轨迹

Fig. 5 Rod swinging optical flow track relative to fulcrum

阈值不变, 则可得较为稠密光流轨迹如图 4(b) 所示。由图可见, 提高一致性容许阈值可以提高轨迹的稠密度, 但也出现了大量的轨迹混叠。下面研究混叠的原因及不降低稠密度的去混叠方法。

2 轨迹混叠分析及剪除

2.1 轨迹混叠原因及特点

为研究高速曝光产生亮度不稳噪点导致光流混叠, 不失一般性, 这里取全部光流轨迹的 199~530 条观察如图 6(a) 所示, 相应地每条轨迹标号如图 6(b) 所示。

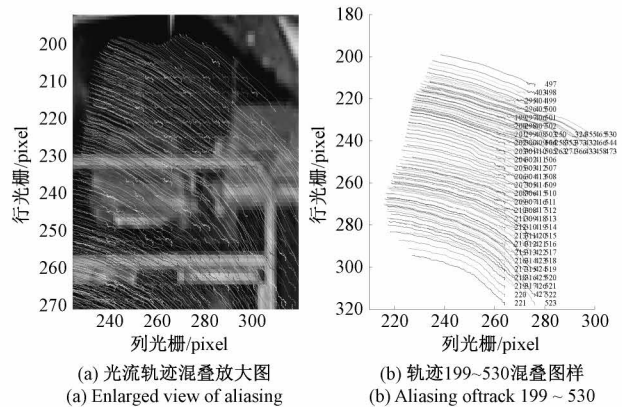


图 6 光流轨迹混叠现象

Fig. 6 Aliasing phenomenon of optical flow track

可以看出大部分背景波动的轨迹在刮杠过来后被混叠合并到刮杠的轨迹中。刮杠来之前, 背景像素因亮度不稳形成噪声轨迹, 而刮杠来后则背景轨迹被刮杠像素遮挡取代, 从而出现了混叠。

为进一步观察背景阻断与前景阻断这两种轨迹混叠现象, 取 15~65 帧光流轨迹全体分布如图 7(a) 所示。

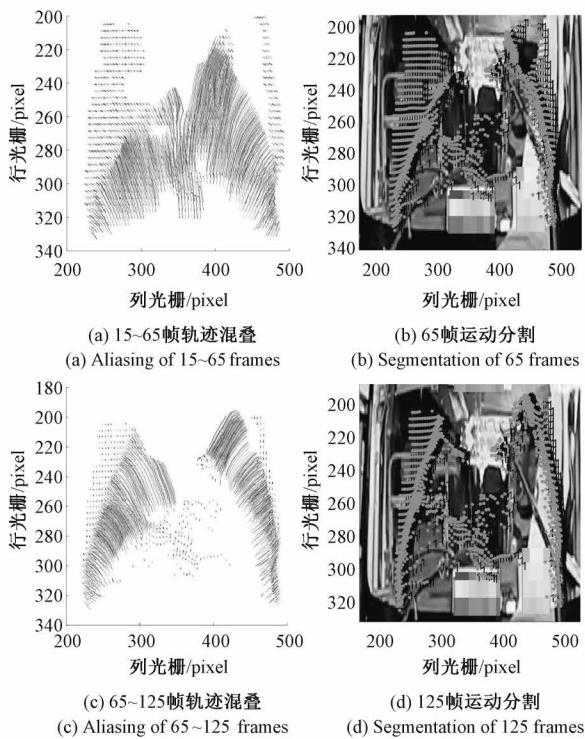


图7 轨迹混叠过程及噪声点云分布

Fig. 7 Track aliasing process and noise point cloud distribution

图7中刮杠轨迹上方为背景随机运动的光流轨迹。相应地,7(b)为直接分割出第65帧运动摆杆点云。图7(c)为65~125帧光流轨迹全体分布图,7(d)为直接分割出第125帧运动摆杆点云。由图7(b)、(d)可见分割出来的点云除了刮杠本身,在其两侧混有大量的背景噪声点云。

其中上方点云为未被刮杠刮过背景点云。在下方刮过的区域则出现15~65帧期间刮杠轨迹被背景阻断产生的背景噪声点云。背景阻断前景轨迹后因速度突降导致该类混叠轨迹末端的噪声点云提取时位于刮杠左侧。因前景运动显著性大于背景,背景被前景阻断概率大于前景被背景阻断,因此刮过区域的噪声点云密度小于未刮区域噪声密度。

下面分析背景轨迹与前景轨迹在刮动过程中混叠发生前后轨迹片段的运动统计特性差异,并通过突变点检测算法搜索差异最大值发生的时刻作为剪除依据。

2.2 轨迹混叠前后运动统计特征差异分析

为观察背景轨迹与前景轨迹在混叠发生前后所体现的不同运动特性,以便通过统计特性差异进行轨迹剪除,现在仅拿其中的10条轨迹观察如图8(a)所示。

由图8(a)可见,在相同的时间段内,刮杠的轨迹长度远大于其上方的背景噪声轨迹长度,因此背景噪声轨迹片段速度绝对值远小于真正的刮杠轨迹速度绝对值,

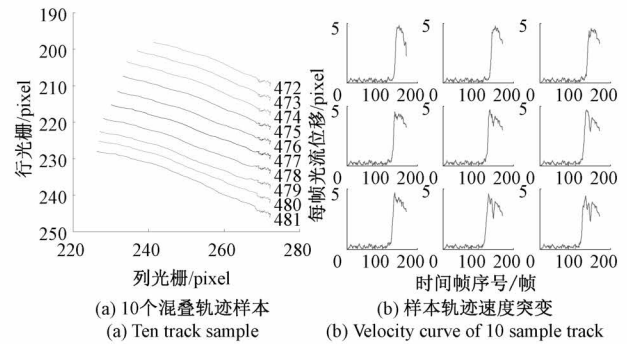


图8 混叠轨迹样本及速度突变特性

Fig. 8 Aliased trajectory samples and its velocity characteristics

这种差异将体现在速度平均值突变情况上,图8(b)显示了其中9条轨迹的速度绝对值随时间帧的突变情况。由图8(b)可见,轨迹出现了平均值突变情况,可以依据这个现象剪除背景光流片段,保留前景光流轨迹片段。于是问题转化为如何选择理想的突变点检测算法检测出速度绝对值突变时刻,剪除绝对值小的那段。

2.3 轨迹混叠突变点检测原理及效果

突变点检测是近几年的研究热点,广泛应用在数据挖掘,行为识别和故障诊断等方面。根据实时性突变点检测主要有两大类,即在线与离线,在线实时算法有贝叶斯在线变点检测(Bayesian online change point detection, BOCPD)及其变种验证性贝叶斯在线变化点检测(confirmatory Bayesian online change point detection, CBOCPD)等^[20],考虑到本文需要用到轨迹全程的运动统计特性,故这里采用离线突变点检测。当前离线突变点检测算法根据代价目标函数的建立方式可以分为参数估计与非参数估计两大类,为了证明突变点检测可以适用于轨迹混叠的去噪,各取该两大类的代表性算法进行比较。

在参数估计突变点检测算法中,假定背景噪声点轨迹速度与前景速度符合在不同均值上形成正态分布先验模型,并采用一阶线性复杂度的最优检测算法(optimal detection by Linear cost, OPDL)^[21]。设信号为 x ,该突变点检测代价函数 C_{OPDL} 定义如下:

$$C_{OPDL} = \sum_{i=1}^{k-1} (x_i - \text{mean}([x_1 \cdots x_{k-1}]))^2 + \sum_{i=k}^N (x_i - \text{mean}([x_k \cdots x_N]))^2 = (k-1)\text{var}([x_1 \cdots x_{k-1}]) + (N-k+1)\text{var}([x_k \cdots x_N]) \quad (6)$$

其中, C_{OPDL} 为残差, N 为信号长度, k 为突变时刻序号,这里假定噪声光流速度均方差与前景光流均方差相等,上述残差最小值等价于最大数据似然估计。将前述10条轨迹速度绝对值序列以结构数组为参数传递给MATLAB2017的findchangepts函数,并将其返回值ipt作

为突变点时刻索引,则可提取背景噪声的轨迹段如图9(a)所示。

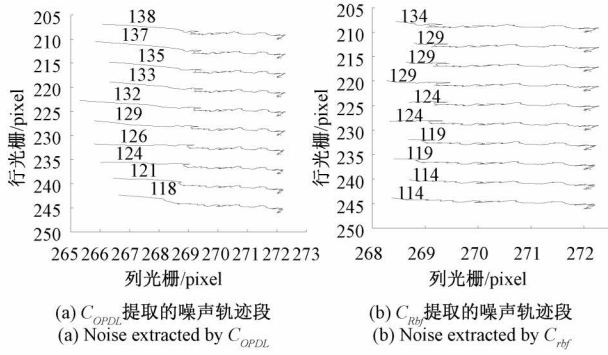


图9 两种算法提取的噪声轨迹段比较

Fig. 9 Comparison of noise track segments extracted by two algorithms

图9中数字标出轨迹突变发生所在的帧。由图可见,提取的轨迹仍然包含一小段光滑刮杠轨迹,把本来属于刮杠的轨迹段也划到了这个背景噪声轨迹段来,造成明显误差。这是因为这里假定了两段轨迹速度正态分布及速度均方差一致,从而多了两个约束。从图8(b)可以看出,实际上,刮杠的速度方差与背景噪声速度方差存在较大的差异,不符合模型假定前提,造成了一定误差。为了去掉这两个假定,下面利用分布差异距离的非参数模型来进行比较。

对于给定的子信号同质性代价函数 c ,以 t 为突变点的两段子信号 x 的分布差异度可表达为:

$$d(x_{a..t}, x_{t..b}) = c(x_{a..t}) - c(x_{a..t}) - c(x_{t..b}) \quad (7)$$

设信号 x 的分布为 p ,信号 y 的分布为 q ,则由 Riesz 表示定理,存在特征映射 f 将式(22)中分布平均值映射至无穷维再生希尔伯特空间 \mathcal{H} 的唯一像点,即核均值嵌入(kernel mean embedding)如下:

$$\mu_p = \int_{\mathcal{X}} p(dx) k(x; \cdot) \quad (8)$$

其中, k 为再生希尔伯特空间 \mathcal{H} 核函数, μ_p 为 Borel 概率测度。相应地,引入分布距离测度(maximum mean discrepancy, MMD)来定义两段子信号分布差异。由再生希尔伯特空间(reproducing kernel Hilbert space, RKHS)再生性,其内积形式如下:

$$MMD(p, q, \mathcal{H}) := \sup_{f \in \mathcal{H}, \|f\|_{\mathcal{H}} \leq 1} (\mathbb{E}[f(x)] - \mathbb{E}[f(y)]) = \sup_{f \in \mathcal{H}, \|f\|_{\mathcal{H}} \leq 1} (\langle \mu_p - \mu_q, f \rangle_{\mathcal{H}}) \quad (9)$$

若选取的特征映射 f 位于再生希尔伯特空间 RKHS 的单位球时,则利用内积性质可得式(9)上确界为:

$$MMD(p, q, \mathcal{H}) = \|\mu_p - \mu_q\|_{\mathcal{H}} \quad (10)$$

考虑到高斯核映射可将原欧氏空间映射至 RKHS 的单位球,满足上述条件,故为简化计算,这里采用高斯核映射作为特征映射 f 。假设信号 X 和 Y 分别是分布 p

和 q 通过独立同分布(iid)采样得到的两个数据集,数据集的大小分别为 m 和 n 。则由式(10)可得 MMD 的经验估计(empirical estimate)为:

$$MMD^2[F, X, Y] = \left\| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f(x_i) - \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m f(x_j) \right\|_{\mathcal{H}}^2 = \left\| \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{i'=1}^n k(x_i, x_{i'}) - \frac{2}{nm} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m k(x_i, x_j) + \frac{1}{m^2} \sum_{j=1}^m \sum_{j'=1}^m k(x_j, x_{j'}) \right\| = \text{tr} \left(\begin{bmatrix} \mathbf{K}_{n,n} & \mathbf{K}_{n,m} \\ \mathbf{K}_{m,n} & \mathbf{K}_{m,m} \end{bmatrix} \mathbf{M} \right) \quad (11)$$

其中, \mathbf{K} 为核函数 $k(x_i, x_j)$ 的 Gram 矩阵。 \mathbf{M} 元素定义为:

$$(\mathbf{M})_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{n^2}, & x_i, x_j \in X \\ \frac{1}{m^2}, & x_i, x_j \in Y \\ -\frac{1}{nm}, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

正如 Kullback-Leibler 散度和 Kolmogorov-Smirnov 等距离测度, MMD 可作为双样本一致性假设检验问题中的检验统计量,当其不为 0 时则接受两个分布相同的原子假设,当不为 0 时则将其最大值对应的时刻作为突变点,这样突变点检测可以转化为下述问题:

$$\hat{t} = \text{argmax}_t MMD(\hat{P}_{\cdot \leq t}, \hat{P}_{\cdot > t}) \quad (13)$$

其中, $\hat{P}_{\cdot \leq t}, \hat{P}_{\cdot > t}$ 分别为信号在 t 时刻前后的经验分布估计。

本文采用 rupture^[22] 库提供的滑动窗口法 Win 搜索 MMD 的峰值所在的位置作为突变点 t ,其算法复杂度为 $\mathcal{O}(T)$ 。 T 为样本长度,取滑动窗口宽度 20,取代价函数 C_{rf} 的高斯核函数宽度为 0.01。则将前述 MATLAB 里 10 条轨迹导入 Python 并利用 rupture 库的 kernelCPD 检测突变点。检测结果与 MATLAB 内置的 findchangepts 函数相比较如图 10 所示。

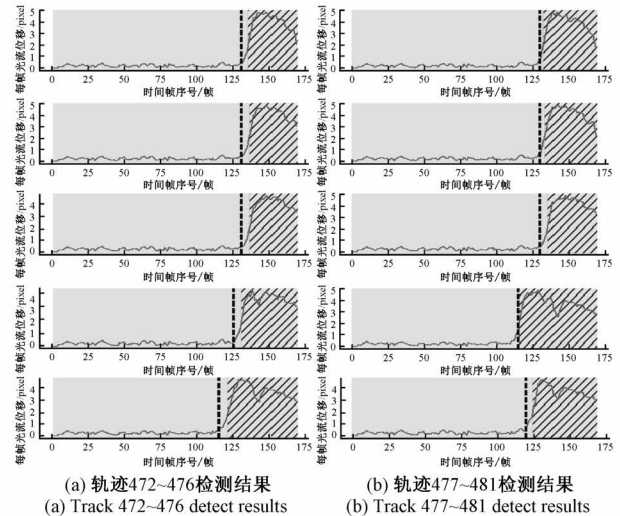


图10 changepts 与 kernelCPD 突变点检测结果

Fig. 10 Detect result of changepts and kernelCPD

图 10 中斜线阴影部分为 findchangepts 检测的背景光流轨迹,黑色虚线为 kernelCPD 算法检测到的突变点,可见后者 100% 准确得到了真正突变点位置,前者平均误差 5 帧。相应地,选取该 10 条样本轨迹速度绝对值较小的轨迹段作为背景轨迹提取如前述图 9(b) 所示。由图 10 可见在分割后信号序列内部仍然存在前景轨迹的突变点,若窗口大小,核宽度过小则将导致过分割,反之导致欠分割,无法去混叠。除了上述参数需要根据实际场景样本学习选取合理的值以外,在实际使用中为了兼顾 2.1 节提到刮杆刮刷前后两侧的背景阻断与前景阻断的两种混叠,利用 Win 搜索得到两个峰值后再利用分布差异度 MMD 阈值进行验证,以保证刮杆两侧的噪声点云均得以去除。为此取核双样检验分布差异度阈值为 2.57 可得所有大于阈值的背景噪声点混叠轨迹如图 11(a) 所示,及去混叠后的前景摆杆光流如图 11(b) 所示。

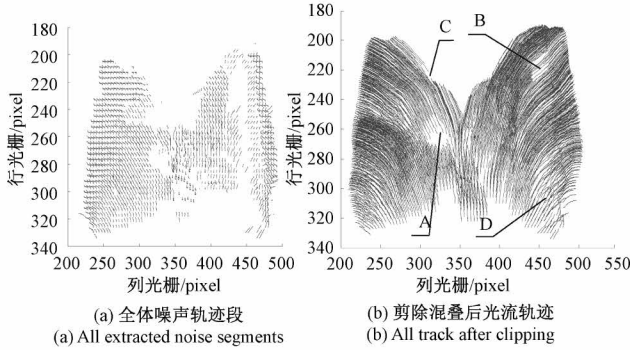


图 11 噪声轨迹段提取及剪除

Fig. 11 Noise track segment extraction and clipping

由图 11 可见,在复杂背景下经过去噪及轨迹剪除,使得图 11 中 ABCD 4 个区域存在较为明显的空白,相应地在该时空域处运动分割出来的点云将出现密度损失,导致配准误差增大。为补偿轨迹阻断与剪除带来的密度损失,下面利用相对支点 ROI 分离出来光流轨迹为理想圆弧先验条件,进行拟合并直接补偿被截断与遮挡部分。

3 轨迹群的回归及补偿

3.1 弧状轨迹群的定义及构建

为证明利用先验理想圆弧模型拟合所提取的摆杆光流有效性,这里随机取 162 条轨迹利用 Pratt 算法^[23]拟合其理想圆的先验模型,并以此得到旋转支点与曲率半径两个特征参数如图 12 所示。

为进一步利用现有光流数据进行半监督机器学习对因轨迹阻断密度稀疏区域进行补偿,可将拟合的圆心与半径作为特征量构建轨迹相似度矩阵,对轨迹群进行谱聚类,分割出不同半径的弧状轨迹群,再回归学习出平均

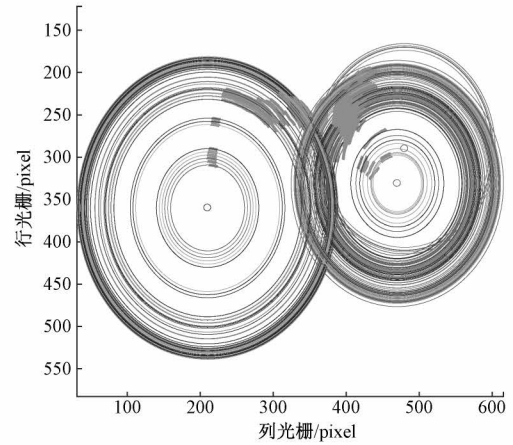


图 12 192 轨迹样本 pratt 拟合结果

Fig. 12 Pratt circle fitting for 192 sample track

轨迹来进行插补。为此定义轨迹相似度拉氏谱图矩阵 $A(tr_i, tr_j)$ 如下:

$$A(tr_i, tr_j) = w_v(tr_i, tr_j) \cdot w_l(tr_i, tr_j) \quad (14)$$

其中, $w_v(tr_i, tr_j)$ 为轨迹 tr_i 与轨迹 tr_j 平均曲率相似度,定义如下:

$$w_v(tr_i, tr_j) = \exp(-\eta \cdot (|\sigma_{tr_i} - \sigma_{tr_j}|^2)) \quad (15)$$

其中, $\sigma_{tr_i} = 1/R_{tr_i}$ 为轨迹 i 拟合圆后的半径特征参数的倒数, η 为相似度尺度系数,这里参考文献[14]取值 0.1。 $w_l(tr_i, tr_j)$ 为轨迹 tr_i 与轨迹 tr_j 旋转支点的距离相似度,定义如下:

$$w_l(tr_i, tr_j) = \exp\left(-\frac{D_{ij}}{g}\right), D_{ij} = |\mathbf{p}^i - \mathbf{p}^j| \quad (16)$$

其中, D_{ij} 为轨迹 tr_i 与轨迹 tr_j 旋转支点的平均欧氏距离, $\mathbf{p}^i = (x^i, y^i)$ 为轨迹 i 旋转支点纵横坐标, g 为空间相似度归一化参数,这里参考文献[20]里取 330。由谱图理论,设聚类个数为 K ,则拉氏谱图矩阵 SVD 分解后特征值为 0 的特征向量可用 K 个分段连通的指示向量线性表示,这样便可以聚类出 K 个簇状流形。为此,这里以轨迹总数的 5% 为补偿密度则可取 $K = 50$,并对这 50 个特征值相应的特征向量 K-mean 聚类,可得 50 个弧状轨迹群如图 13(a) 所示。

3.2 弧状轨迹群的 ν -SVR 回归及补偿

为学习出弧状轨迹群的回归轨迹,这里采用 ν 系数支持向量回归 (ν -support vector regression, ν -SVR) 设 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^l$ 为弧状轨迹群点集, l 为样本个数,回归轨迹为 $y = f(x) = \boldsymbol{\theta}^T x + b$, 其中 $\boldsymbol{\theta}, x \in R^n; b \in R$, 则 ν -SVR 目标函数为:

$$\tau(w, \boldsymbol{\xi}^{(*)}, \varepsilon) = \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\theta}\|^2 + C \left[\nu \varepsilon + \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \right] \quad (17)$$

其中, C 为正则系数, ξ 为松弛因子, 取高斯核尺度参数 $\sigma = 8, C = 1.35, \nu = 0.54, \epsilon = 0.72$ 可得时间帧 15~165 的弧状轨迹群回归轨迹如图 13(b) 所示。

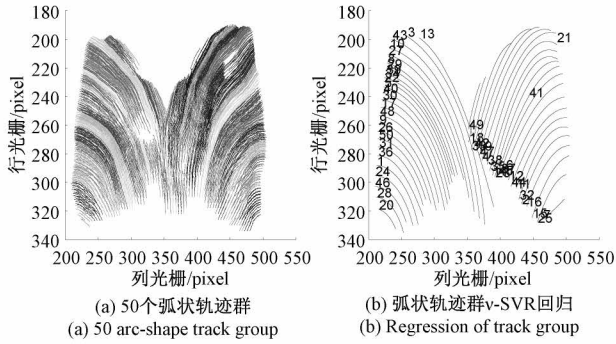


图 13 弧状轨迹群及其 ν -SVR 回归

Fig. 13 Arc-shape track group and it's ν -SVR regression

最后, 将学习出的回归轨迹叠加入原轨迹群以此补偿剪除及阻断后的空白区域的光流轨迹如图 14(a) 所示。

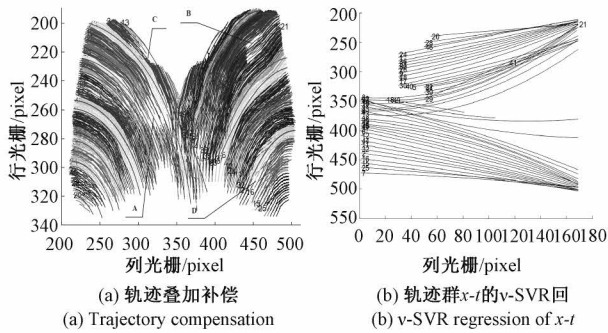


图 14 光流轨迹回归与补偿

Fig. 14 Regression and compensation of optical flow trajectory

由图 14 可见, 叠加后的轨迹群完整地填补了图中 ABCD 处的轨迹空白, 不过该补偿仅仅反映了轨迹坐标几何约束, 并未反映摆动的速度。为此下面利用同样方法学习出各轨迹群的 x 坐标随时间帧变化的动力学模型曲线如图 14(b) 所示。这样经过动力学模型学习与纵横坐标几何约束模型学习, 便获得了各个时间帧补偿后的点云, 下面进一步考虑点云的分割提取及相关的角位移测量。

4 点云的分割提取及角位移测量

4.1 点云提取

为了提取运动摆杆点云, 将上述补偿后的轨迹群谱聚类的超参数 K 直接取为 2 (考虑左右摆杆), 这样便获取全部轨迹每帧对应两个摆杆的标签值。以 125 帧为例, 提取点云如图 15 所示。

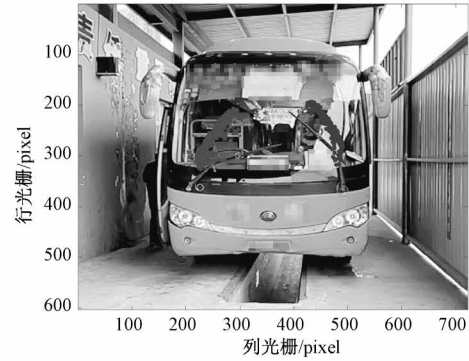


图 15 去噪补偿后运动分割结果

Fig. 15 Motion segmentation after Denoising and compensating

图 15 中不同颜色代表点云类别, 由图可见, 相比图 7(b)、(d), 去除背景轨迹混叠后, 在摆杆两侧杂点点云已完全去除。为了定量衡量每帧去除离群的杂点效果, 下面考虑通过对每帧点云的配准, 求其转动矩阵中的 Z 轴欧拉角与人为取点得到的点云配准测量值之间误差作为本文算法去噪补偿的效果比较。

4.2 点云配准及角位移测量

在点云配准算法研究方面, 考虑到因 ICP 以最近点作为点一一对应依据, 不能克服遮挡及离群点问题, 同时为了避免在更新求取配准变换矩阵参数时显式处理点对应问题, 采用 Bing 等^[24] 提出的基于密度功率散度作为点云分布相似度距离的配准算法。此算法利用高斯混合模型 (Gaussian mixture models, GMM) 构建点云分布估计, 并利用高斯混合模型的 L_2 距离计算点云密度空间分布的差异度。因此该模型简单, 可以采用牛顿迭代法直接求解最优配准参数, 且目标函数梯度存在闭式解, 具体步骤及超参数设置可参考文献 [24]。

4.3 测量结果比较与分析

为衡量去噪补偿效果, 结合客运车辆机器视觉安全例检项目, 在现场采集了 6 种不同环境亮度 5 组客车刮水器总成摆动视频, 对 30 组视频光流按照不同去噪补偿方法进行角位移测量。比较的基准值为人为逐帧取点的点云所得到的配准矩阵欧拉角。取点具体方法为在 MATLAB2017 里 figure 对象的鼠标点击回调函数里实现对刮刷总成摆杆的坐标采集。为简单起见, 取点云所在平面为 XOY 平面, 其 Z 坐标为 0, 采用右手系确定 Z 轴方向后, 以旋转矩阵 R 的 Z 轴欧拉角为测量值, 最后可得 3 种算法各帧摆角测量结果相对手工点云配准值的百分比误差如表 2 所示。

其中 VBM3D 的 2D 变换类型 T_{2D}^{ht} , 参考块大小 N_1^{ht} , 块数量 N_2^{ht} , 相邻块大小 N_1^{ht} , 搜索步长 N_{step}^{ht} , 全搜索窗口 N_S^{ht} , 全搜索步长 N_{FS}^{ht} , 预测搜索步长 N_{PR}^{ht} , Kaiser 窗参数 β^{ht} ,

表2 各算法在不同照度下的摆角检测误差

Table 2 Angular displacement error under different illumination

%

算法名称	环境亮度						误差率 平均值
	167.5±185/lux	352.5±185/lux	537.5±185/lux	722.5±185/lux	907.5±185/lux	1 092.5±185/lux	
SC+SVR+C _{OPDL}	21.38	18.73	15.92	9.57	8.14	7.56	13.55
SC+C _{OPDL}	27.15	23.64	21.57	13.68	10.64	8.36	17.51
SC(arc, K=2)	30.26	27.29	23.42	17.31	15.97	12.59	21.14
SC+SVR+C _{rbf}	21.62	17.7	16.42	9.47	8.31	7.48	13.50
SC+C _{rbf}	26.52	22.73	19.64	12.35	9.76	8.86	16.64
MeshFlow+SC	25.86	23.55	21.82	14.61	11.73	10.22	17.97
VBM3D+SC	23.94	21.74	20.03	13.75	10.58	9.57	16.60

2D 硬阈值系数 λ_{2D}^{ht} , 3D 硬阈值系数 λ_{3D}^{ht} 等参照参考文献[14]的 fast profile 情况设置。Mesh Flow 的算法中角点的品质因子, 亚像素搜索窗口, 角点领域半径, 死区半径, 迭代精度, 步数等参数取值及相关代码由参考文献[15]提供。由表2可知, 本文的两种去噪方法比直接谱聚类 SC 的配准误差平均减少了 4.06%, 经过补偿后误差平均进一步减少了 7.61%。另外, VBM3D 与 MeshFlow 的平均值分别为 16.64%、17.97%, 均大于本文提出的 SC+SVR+C_{OPDL} 与 SC+SVR+C_{rbf} 的 13.55% 与 13.50%。由上述可见, 摆杆摆动过程中, 边缘斜率的连续变化导致不同时刻同一半径处图像区域无法形成相似图块。因此 VBM3D 等算法实际上仅仅完成了背景的去噪滤波, 对于前景摆杆视频去噪并不明显。MeshFlow 虽然通过光流补偿了摆杆斜率变化, 但在相似图块融合时因采用单应矩阵流网格结构平滑改变了不同半径处的摆杆背景亮度导致误差增加。

其次从运算复杂度看, VBM3D, MeshFlow 等算法的先验假设是噪声功率谱在时空域与变换域的均匀分布特性, 虽然具有普适性。其运动估计及补偿同时适用于运动前景与静止背景, 计算量大。其中 VBM3D 单像素的复杂度为: $3 C_{T_{2D}} + \frac{2(N_1^2 + N_2)N_s^2}{N_{step}^2} + \frac{3(N_2 C_{T_{2D}} + N_1^2 C_{T_{1D}})N_s^2}{N_{step}^2}$, 其中 $C_{T_{2D}}$ 为采用 2D 信号变换的复杂度, 其余类推。若以角点的 FAST 特征作为 KLT 光流跟踪对象^[16], 则 MeshFlow 总的复杂度为: $\mathcal{O}((F * N_T * n^2 + F * n^3)N)$, 其中 F 为 FAST 特征维数, n 为光流仿射矩阵参数个数, 可取 4~6, N_T, N 分别为模板及视频像素总数。考虑到 LDOF 光流邻域光滑正则约束项求解时可利用能量项解耦去除迭代, 从而得 LDOF 次优解时间复杂度为 $\mathcal{O}(N^{1.63})$ ^[25], 结合 SVR, Pratt 算法可得本文算法复杂度为 $\mathcal{O}(N^{1.63} + N_{ij}^3 + N_{ij}^3)$, 其中 N_{ij} 仅为线状一维摆杆轨迹像素总数, 其数量远小于三维视

频像素总数 N , 即 $N_{ij} \ll N$ 。因本算法无须进行图块匹配, 考虑到图块像素为 N_r , 故运算量可约降低 2 阶。可见本文假定轨迹为二阶理想圆弧的情况下有针对性地“靶向”补偿前景部分摆杆光流轨迹, 省略了背景部分处理。即减少了运算量也提高了前景稠密度与配准精度。

另外, 随着环境亮度提升, 摆杆运动显著性提高, 光流前后一致性阈值不变情况下, 前景轨迹被背景噪声阻断减少, 摆杆点云稠密度随之提升, 配准精度每 185 lux 平均提升了 3.28%。当环境亮度大于 700 lux 时, 两种去噪补偿的摆角测量误差均不超过 15%, 因此工程上可以用以判定刮杆机构及电机是否存在故障依据。

为证明本文的去噪及补偿算法在精密制造应用可行性, 以经编机针床凸轮传动系统为例, 通过偏摆仪表针光流点云提取及配准测量针床的推程位移。其中经编机针床传动系统由针床共轭凸轮, U 型摆臂, 沉降片等成圈运动的 solidworks 机构仿真模型如图 16 所示。

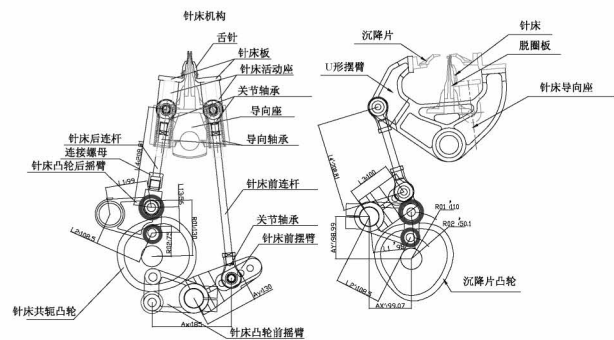


图16 经编机针床传动系统

Fig. 16 Drive mechanism of warp knitting machine needle bar

图16中针床摇臂连杆机构参数为: $L_1 = 99$ mm, $L_2 = 108.5$ mm, $L_3 = 100$ mm, $L_4 = 208.8$ mm, $L_{13} = 56$ mm, $A_x = 100$ mm, $A_y = 99$ mm。两滚子半径分别为 $R_{01} = 130$ mm,

$R_{02} = 75 \text{ mm}$ 。为测量该传动机构对针床滑动位移,偏摆仪测量位置固定如图 17(a)所示。相应的以帧率 180 fps 采集仪表表针光流如图 17(b)所示。

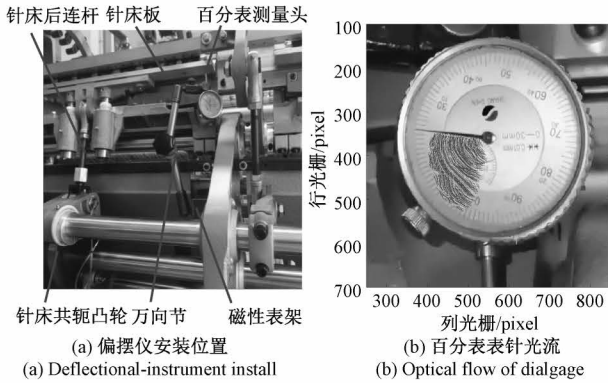


图 17 针床推程位移的测量方式

Fig. 17 Measurement method of needle bed push displacement

在环境亮度 1 000 lux 情况下,将经编机主轴电机速度调至 0.5 r/s,取一周期 2 s 共 360 帧的光流轨迹用前述方法运动分割及配准,并将配准获取欧拉角按照偏摆仪百分表比率折算为 mm,可得 $C_{\text{rbf}}+\text{SVR}$ 、SC 测量结果如图 18(a)所示,VBM3D、MeshFlow 测量结果如图 18(b)所示。

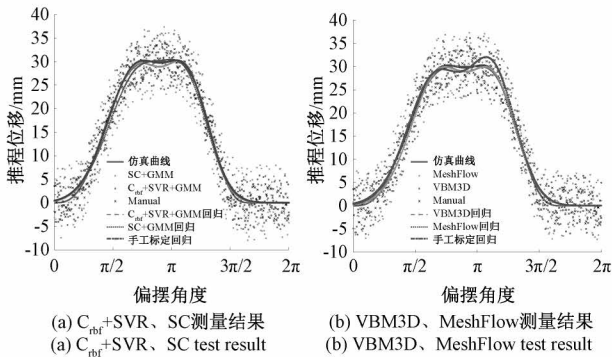


图 18 经编机针床推程测量结果

Fig. 18 Measurement results for needle bar pulling track

图 18 中“* , × , ·”不同形状的点表示各算法测量位移。该位移由每帧 30 点的表针点云配准后的欧拉角换算得到。换算比率为每弧度 15.92 mm。各算法相应的双高斯混合回归曲线以不同颜色及线型标出。其中手工标定、 $C_{\text{rbf}}+\text{SVR}$ 、SC、VBM3D、MeshFlow 五种测量方法相对理论仿真模型推程曲线的幅度变化平均值分别为 4.03, 5.97, 7.78, 6.52, 7.53 mm。可见本文的 C_{rbf} 去噪补偿相比直接逐帧 SC 分割误差减少了 23%,比 VBM3D 与 MeshFlow 分别减少 8.4% 及 20%。

5 结 论

本文针对传统噪声先验的非局部的图像去噪滤波算法在摆动视频去噪的局限性,根据背景轨迹与前景摆杆轨迹在一定时间段里不同运动统计特性,提出了一种新的轨迹特性差异的先验滤波模型。在该先验假定下,通过寻找轨迹速度序列的统计突变点来剪除噪点轨迹片段,从而不仅完成了滤波降噪,同时也可完成前景与背景的运动分割,取得了性能提升。

其次,本文提出了带参照物相对运动光流的采集方式,将复杂连杆的六阶代数变速摆线运动轨迹以铰接点为参照物分离出理想圆低阶曲线模型进行分析补偿,提供了一种视觉分析复杂连杆运动轨迹思路。

最后,本文根据摆动轨迹的先验圆弧模型二阶曲线,提出了弧状轨迹群的概念并给出了 v -SVR 回归的半监督学习方法,补偿了因噪声轨迹剪除及阻断带来的点云密度损失,最后通过点云配准证明了去噪补偿与人为标定基准值的误差小于 10%,证明了本文视觉测量方法的有效性。该视觉测量诊断方法相比传统的采集轴承高频振动信号的故障分析诊断方法更为直观,信号采样率更低,且具有非接触式机械运动数字化采集应用意义。

参考文献

- [1] HU L, CHEN Z G, CHEN Y L. Precision measurement method of “cradle-type” five-axis machining center[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021,113(4):1-15.
- [2] JIANG X G, WANG L, LIU C. Geometric accuracy evaluation during coordinated motion of rotary axes of a five-axis machine tool[J]. Measurement, 2019,146(4):403-410.
- [3] 张国锋,杨树明,胡鹏宇,等. 大跨距孔同轴度误差快速视觉测量方法[J]. 仪器仪表学报,2022,43(9):219-226.
ZHANG G F, YANG SH M, HU P Y, et al. Fast vision-based measurement method for coaxiality error of long-span holes[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022,43(9):219-226.
- [4] ZENG X L, WU Y, YANG Z G, et al. Research on high-frequency small-load fatigue testing device driven by

- piezoelectric actuator [J]. *The Review of Scientific Instruments*, 2019, 90(7):076102.
- [5] YW A, KZ B, BAI C A, et al. Model-free continuous nonsingular fast terminal sliding mode control for cable-driven manipulators [J]. *ISA Transactions*, 2020, 98: 483-495.
- [6] LU Z G, WEI P P, WANG C Q, et al. Two-degree-of-freedom displacement measurement system based on double diffraction gratings[J]. *Measurement Science and Technology*, 2016, 27(7):074012.
- [7] 林立雄, 郑佳春, 黄国辉, 等. 基于卷积神经网络与扩展卡尔曼滤波的单目视觉惯性里程计[J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(10):188-198.
- LIN L X, ZHENG J CH, HUANG G H, et al. Utilizing extended Kalman filter to improve convolutional neuralnetworks based monocular visual-inertial odometry[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(10):188-198.
- [8] BUADES A, COLL B, MOREL J. Non-local means denoising[J]. *Image Processing On Line*, 2011, 1(5): 208-212.
- [9] ZHA Z, YUAN X, ZHOU J, et al. Image restoration via simultaneous nonlocal self-similarity priors [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, 29: 8561-8576.
- [10] 鲁思琪, 周先春, 汪志飞. 改进型自适应全变分图像降噪模型[J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(6): 236-243.
- LU S Q, ZHOU X CH, WANG ZH F. Improved adaptive total variational image denoising model [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(6):236-243.
- [11] GU S H, ZHANG L, ZUO W M, et al. Weighted nuclear norm minimization with application to image denoising[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2014: 2862-2869.
- [12] CHEN R, PU D, TONG Y, et al. Image-denoising algorithm based on improved K-singular value decomposition and atom optimization [J]. *CAAI Transactions on Intelligence Technology*, 2022, 7(1): 117-127.
- [13] DABOV K, FOI A, KATKOVNIK V, et al. Image denoising by sparse 3D transform-domain collaborative filtering[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(8):2080-2095.
- [14] DABOV K, FOI A, EGIAZARIAN K. Video denoising by sparse 3D transform-domain collaborative filtering[C]. *15th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, IEEE, 2007:145-149.
- [15] REN Z H, LI J J, LIU S C, et al. Meshflow video denoising[J]. *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, IEEE, 2017: 2966-2970.
- [16] ZHANG K, ZUO W M, ZHANG L. FFDNet: Toward a fast and flexible solution for CNN based image denoising[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(9): 4608-4622.
- [17] CHU J K, SUN J W. Numerical atlas method for path generation of spherical four-bar mechanism [J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2010, 45(6):867-879.
- [18] SUÁREZ L, SFEIR G, BUENAPOSADA J M, et al. BEBLID: Boosted efficient binary local image descriptor[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2020, 133: 366-372.
- [19] BROX T, MALIK J, FELLOW, et al. Large displacement optical flow: Descriptor matching in variational motion estimation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2011, 33(3): 500-513.
- [20] HAN J, LEE K, TONG A, et al. Confirmatory Bayesian online change point detection in the covariance structure of gaussian processes [C]. *Twenty-Eighth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 2019, 7: 2449-2455.
- [21] KILLICK R, FEARNHEAD P, ECKLEY I. Optimal detection of changepoints with a linear computational cost[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 2012, 107(12):1590-1598.
- [22] TRUONG C, OUDRE L, VAYATIS N. Selective review

of offline change point detection methods [J]. Signal Processing, 2019, 167:107299.

- [23] CALVO R, GÓMEZ E, DOMINGO R. Circle fitting from the polarity transformation regression [J]. Precision Engineering, 2013, 37(4):908-917.
- [24] BING J, VEMURI B C. Robust point set registration using gaussian mixture models [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2011, 33(8):1633-1645.
- [25] TAO M, BAI J, KOHLI P, et al. SimpleFlow: A non-iterative, sublinear optical flow algorithm [C]. Computer Graphics Forum, 2012, 31(5):345-353.

作者简介



郑思凡,2008年于华侨大学获得硕士学位,2023年于福州大学获得博士学位,现为黎明职业大学智能制造工程学院实验师,主要研究方向为机器视觉、贾卡嵌入式控制系统及写花工艺图形软件开发。

E-mail: zhengsf@lmu.edu.cn

Zheng Sifan received his M. Sc. degree from Huaqiao University in 2008, and received his Ph. D. degree from Fuzhou University in 2023. He is currently an experimentalist at Liming Vocational University. His main research interests include machine vision, Jacquard embedded control system and pattern writing graphic software development.



陈平平,2012年于厦门大学获得电子工程博士学位,2013~2015香港中文大学博士后,2016~2017新加坡科技技术大学博士后,现为福州大学物理与信息工程学院教授及博导,主要研究方向为人工智能、计算机

通信以及WiFi通信。

E-mail: ppchen.xm@gmail.com

Chen Pingping received his Ph. D. degree in Electronic Engineering from Xiamen University in 2012. He obtained a postdoctoral fellow from the Chinese University of Hong Kong from 2013 to 2015, and a postdoctoral fellow from the University of Science and Technology of Singapore from 2016 to 2017. He is currently a professor and a Ph. D. advisor in the School of Physics and Information Engineering at Fuzhou University. His main research interests include artificial intelligence, computer communication and WiFi communication.



苏凯雄,1988年于中国科技大学获通信工程硕士学位,为福州大学物理与信息工程学院电子信息工程系教授,博士生导师,主要研究方向为无线通信与信号处理。

E-mail: skx@fzu.edu.cn

Su Kaixiong, received his Master degree in Communication Engineering from China University of Science and Technology in 1988. He is currently professor and Ph. D advisor in the School of Physics and Information Engineering at Fuzhou University. His main research interests are wireless communications and signal analysis.



林志坚(通信作者),2016年于厦门大学获通信工程博士学位,现为福州大学物理与信息工程学院电子信息工程系副教授,硕士生导师,主要研究方向为视觉处理,边缘缓存与信号分析。

E-mail: zlin@fzu.edu.cn

Lin Zhijian (Corresponding author), received his Ph. D. degree in Information and communication Engineering from Xiamen University in 2016. He is currently a associate professor and Master advisor in the School of Physics and Information Engineering at Fuzhou University. His main research interests are vision processing, edge caching and signal analysis.