

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210654

# 基于时间序列匹配的过山车定位法\*

孙艺峰, 王华杰, 吕梦南

(中国特种设备检测研究院 北京 100029)

**摘要:**针对过山车难以精准定位的问题,本文提出了一种基于时间序列匹配的过山车定位方法。该方法首先使用动态时间规整(DTW)对惯性测量单元(IMU)的实测与仿真数据进行序列匹配,得到位置估计结果。之后将估计结果作为观测量,在误差状态卡尔曼滤波器(ESKF)中修正IMU预测结果,得到精准的定位结果。为了提高估计结果的准确度,本文提出了分段重组动态时间规整(SRDTW)算法,解决了DTW的匹配失真问题。使用本文方法对过山车进行了定位实验,结果表明,使用Z向加速度和俯仰角进行序列匹配可得到较为准确的估计结果;ESKF滤波后的平均定位误差可达0.24 m,较估计结果的定位误差减小45.6%。

**关键词:** 动态时间规整; 时间序列; 惯性测量单元; 误差状态卡尔曼滤波; 过山车定位

**中图分类号:** TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

## Roller coaster localization based on time series alignment

Sun Yifeng, Wang Huajie, Lyu Mengnan

(China Special Equipment Inspection and Research Institute, Beijing 100029, China)

**Abstract:** To address the problem that roller coasters are difficult to locate, this article proposes a roller coaster localization method based on time series alignment. The method firstly uses the dynamic time warping (DTW) to align the inertial measurement unit (IMU) measured data with the simulated data to obtain the estimated position of roller coaster. Subsequently, the error state Kalman filter (ESKF) is used to update the IMU-based prediction by using the DTW estimation as observation. To improve the accuracy of the estimation, the segment recombination dynamic time warping (SRDTW) algorithm is proposed to solve the distortion problem of DTW. The localization experiments of a roller coaster are conducted using the method in this article. The results show that time series alignment using Z-directional acceleration and pitch angle can provide more accurate position estimation, and the average error after ESKF filtering can reach 0.24 m, which is 45.6% lower than average error of estimation alone.

**Keywords:** dynamic time warping; time series; inertial measurement unit; error state Kalman filter; roller coaster localization

## 0 引言

过山车车体的各项特征数据,如速度、加速度、结构应力等,是分析过山车运行状态的重要依据。在分析数据时,需要根据异常数据的时刻确定过山车的故障位置。例如,过山车生产厂家可根据车载加速度和轮架应力的异常值,得知轨道某处存在缺陷,从而优化轨道。然而,目前游乐设施行业缺少一种高效、准确的特征数据定位方法。卡尔曼滤波算法及其变种是一类典型的融合定位

算法<sup>[1]</sup>,其常通过惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)生成预测状态,并借助其它观测方法,如全球定位系统(global positioning system, GPS)、超宽带(ultra wide band, UWB)、Wi-Fi等对预测状态进行修正,实现高精度定位<sup>[2]</sup>。Sun等<sup>[3]</sup>使用扩展卡尔曼滤波,将Wi-Fi信号与基于IMU的行人航位推算结果进行融合,实现了智能手机高精度定位;徐元等<sup>[4]</sup>利用迭代扩展卡尔曼滤波将UWB信号与惯性导航信号融合,将锚点位置信息引入到系统状态变量中,减小了锚点位置信息精度对导航系统的影响,提高了定位精度;崔展博等<sup>[5]</sup>采用联邦无迹卡

收稿日期:2022-11-02 Received Date: 2022-11-02

\* 基金项目:中国特种设备检测研究院内部科研项目(2021青年19)、国家市场监督管理总局科技计划项目(2022MK207)资助

尔曼滤波算法对惯性导航、GPS 和视觉传感器组成的导航系统进行了仿真验证,实现了高精度导航;肖尧等<sup>[6]</sup>使用半直接视觉里程计的估计值作为观测量,采用状态误差卡尔曼滤波(error state Kalman filter, ESKF)修正惯性导航结果,实现了微型无人机的位置、姿态定位。然而,过山车的运行轨迹复杂,且不同设备的运行速度、轨道高度、占地面积各不相同。在这种应用场景下,上述观测方法存在各自的缺点:GPS 等方法精度过低,Wi-Fi 等方法覆盖范围过小,UWB 等方法部署成本过高<sup>[7]</sup>。因此,需要找到一种高精度、低成本的观测方法,为卡尔曼滤波器提供较为准确的观测值,满足过山车的定位要求。

过山车在立环、螺旋、弯道等特征结构处会产生俯冲、失重、转弯等运动,使得车体  $Z$  向加速度、欧拉角等数据与轨道位置高度相关;并且,由于过山车的设计轨迹与实际轨迹基本一致,其加速度和欧拉角的实测与仿真数据高度相似。若使用动态时间规整(dynamic time warping, DTW)将实测数据点与仿真数据点一一匹配,就可根据匹配关系在仿真系统中查找该时刻仿真位置,将其作为实际位置的估计值。宋海峰等<sup>[8]</sup>和 Song 等<sup>[9]</sup>构建了列车全程平顺度参考序列,使用 DTW 算法匹配实测平顺度与参考序列,根据匹配结果得到列车位置观测值,并通过卡尔曼滤波修正惯导结果。

然而,传统 DTW 算法会使时间序列过度扭曲<sup>[10]</sup>,即“奇点”,影响过山车定位精度。为解决这一问题,许多学者改进了 DTW 算法。Itakura<sup>[11]</sup>和 Myers 等<sup>[12]</sup>改进了 DTW 的步进模式,限制匹配路径在前进时产生连续扭曲;Zhang 等<sup>[13]</sup>在 DTW 计算中限制两点对齐路径长度,从而有效限制了时间序列的过度扭曲;Jeong 等<sup>[14]</sup>将两点相位差作为权重,对扭曲的匹配进行惩罚,有效抑制了奇点的产生;肖辉等<sup>[15]</sup>提出了一种特征点分段时间弯曲距离方法,根据极值点将时间序列分割为子序列,在子序列中 DTW 的过度扭曲问题被大大缓解;Hong 等<sup>[16]</sup>使用最大重叠离散小波变换对时间序列进行分段,并对分段后的小波函数进行 DTW 匹配。本文将分段法和权重法相结合,提出了一种分段重组动态时间规整(segment recombination dynamic time warping, SRDTW)算法,对时间序列进行分段匹配,显著提高了匹配的顺滑度和准确度。

本文以状态误差卡尔曼滤波器为框架,采用 IMU 的测量数据计算预测状态,并使用 SRDTW 位置估计值作为观测量修正预测状态。在构建观测方程时,提出了一种适合序列匹配法的观测误差协方差矩阵。

在实验研究中,本文对一台国产 A 级过山车的 16 个轨道参考点进行了多次定位实验。实验结果表明,融合滤波的轨迹计算结果、速度计算结果和参考点定位结果较为准确,融合滤波后的平均定位误差可达 0.24 m。实验还对比了不同序列类型对 SRDTW 位置估计值精度的

影响,结果表明  $Z$  向加速度和俯仰角更适合进行 SRDTW 序列匹配。

## 1 分段重组动态时间规整

### 1.1 动态时间规整基本原理

DTW 算法将两时间序列的点在时间轴上“扭曲”从而找到一种最优方式将点一一对应。对于如图 1(a)所示的两个离散时间序列  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$  和  $B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$ ,两序列匹配关系可以表示为一条长度  $L(L \geq \max(m, n))$  的规整路径  $W = \{W_1, W_2, \dots, W_L\}$ ,其中  $W_k = (i, j), i \in [1, m], j \in [1, n]$ ,表示  $a_i$  和  $b_j$  点相对应。该路径从  $(1, 1)$  开始,至  $(m, n)$  结束。若  $W_k = (i, j)$ ,则  $W_{k+1}$  只能为  $(i+1, j)$ 、 $(i+1, j+1)$  或  $(i, j+1)$ 。点与点的对应关系如图 1(a)所示,规整路径如图 1(b)所示。

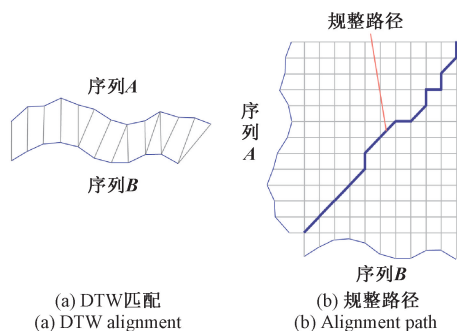


图1 DTW 匹配路径

Fig. 1 DTW alignment path

对于每一个匹配对,其两点距离函数为:  $h(a_i, b_j) = (a_i - b_j)^2$ 。满足总累计距离最小的匹配路径即为最优路径,该路径可通过累计距离矩阵进行求解。按如下前进模式构建累计距离矩阵  $H(A, B) \in R^{m \times n}$ :

$$H(a_1, b_1) = h(a_1, b_1) \quad (1)$$

$$H(a_i, b_j) = h(a_i, b_j) + \min \begin{pmatrix} H(a_{i-1}, b_j) \\ H(a_{i-1}, b_{j-1}) \\ H(a_i, b_{j-1}) \end{pmatrix} \quad (2)$$

累计距离矩阵的终点  $H(a_m, b_n)$  记为  $dist(A, B)$ ,其代表了序列  $A$  和  $B$  最优路径的总累计距离,可表示两序列的相似度。 $dist(A, B)$  越小,两序列相似度越高。

最后,确定规整路径  $W'$ 。以  $(m, n)$  为起点,  $(1, 1)$  为终点,按照以下迭代搜索方式反向查找最优路径:

$$W'(k) = (i_k, j_k) \quad (3)$$

$$W'(k-1) = \operatorname{argmin} \begin{pmatrix} H(a_{i-1}, b_j) \\ H(a_{i-1}, b_{j-1}) \\ H(a_i, b_{j-1}) \end{pmatrix} \quad (4)$$

图2为过山车Z向加速度仿真值和实测值的DTW匹配结果。可以看到,DTW会对时间序列造成过度扭曲,产生“一对多”的奇点现象,如图2中圆形标记。在位置映射的过程中,奇点意味着过山车位置停滞不前或突然跨越,不符合实际情况。为解决这些问题,本文提出SRDTW算法。

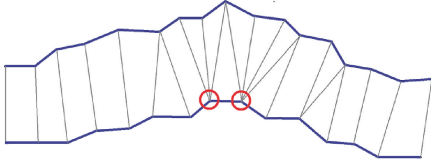


图2 DTW 奇点

Fig. 2 DTW distortion points

### 1.2 分段重组动态时间规整基本原理

将平滑滤波后的两时间序列按照极值点划分为若干分段,之后将各分段重组并对组合进行匹配。

#### 1) 对时间序列的分段进行匹配

首先,对极值点进行平滑滤波,并以局部极值点为断点,将时间序列划分为首尾相接的若干个分段。时间序列A、B的分段集记作  $SegA = \{A_1, A_2, \dots\}$  和  $SegB = \{B_1, B_2, \dots\}$ 。

传统DTW以数据点为计算对象,对点与点的距离进行累加,计算点与点的匹配关系。类似地,SRDTW以分段为计算对象,对分段间的距离进行累加,计算分段间的匹配关系。分段间的距离使用改进的DTW算法进行计算,见1.2节2)中,并以最小累计距离  $dist(A_i, B_j)$  衡量分段间的相似性。由于两序列形状差异导致分段数目不同,分段无法一一对应,因此必须对某些相邻分段进行重组匹配。本文定义了7种常见的重组模式:1-1(图3(a))、1-2或2-1(图3(b))、1-3或3-1(图3(c))、2-4或4-2(图3(d))。对于分段  $A_i$  和  $B_j$ ,其在7种重组模式下和相邻分段重组后,分段间距离分别为:

$$dist_1(A_i, B_j) = dist(A_i, B_j), i \geq 1, j \geq 1 \quad (5)$$

$$dist_2(A_i, B_j) = dist(A_i, [B_{j-1} \sim B_j]), i \geq 1, j \geq 2 \quad (6)$$

$$dist_3(A_i, B_j) = dist([A_{i-1} \sim A_i], B_j), i \geq 2, j \geq 1 \quad (7)$$

$$dist_4(A_i, B_j) = dist(A_i, [B_{j-2} \sim B_j]), i \geq 1, j \geq 3 \quad (8)$$

$$dist_5(A_i, B_j) = dist([A_{i-2} \sim A_i], B_j), i \geq 3, j \geq 1 \quad (9)$$

$$dist_6(A_i, B_j) = dist([A_{i-1} \sim A_i], [B_{j-3} \sim B_j]), i \geq 2, j \geq 4 \quad (10)$$

$$dist_7(A_i, B_j) = dist([A_{i-3} \sim A_i], [B_{j-1} \sim B_j]), i \geq 4, j \geq 2 \quad (11)$$

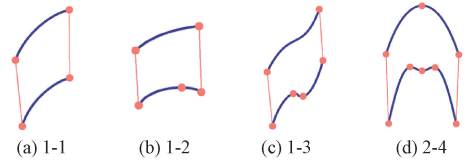


图3 分段重组模式

Fig. 3 Segment recombination pattern

之后,按照式(12)~(13)的步进模式计算分段重组后的累计距离。它计算了在断点  $i, j$  处,7种重组模式的分段间距离与相应的前序断点累计距离之和,如图4所示。其值越小说明当前分段在该种重组模式下最相似。因此,选择最小值作为当前断点的累计距离,并将其分段重组模式记录为一个段组。

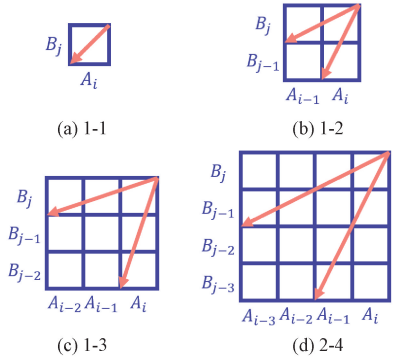


图4 分段重组的步进模式

Fig. 4 Step pattern of segment recombination

$$H_{SRDTW}(A_i, B_j) = 0 \quad (12)$$

$$H_{SRDTW}(A_i, B_j) = \min \begin{cases} dist_1(A_i, B_j) + H_{SRDTW}(A_{i-1}, B_{j-1}) \\ dist_2(A_i, B_j) + H_{SRDTW}(A_{i-1}, B_{j-2}) \\ dist_3(A_i, B_j) + H_{SRDTW}(A_{i-2}, B_{j-1}) \\ dist_4(A_i, B_j) + H_{SRDTW}(A_{i-1}, B_{j-3}) \\ dist_5(A_i, B_j) + H_{SRDTW}(A_{i-3}, B_{j-1}) \\ dist_6(A_i, B_j) + H_{SRDTW}(A_{i-2}, B_{j-4}) \\ dist_7(A_i, B_j) + H_{SRDTW}(A_{i-4}, B_{j-2}) \end{cases} \quad (13)$$

最后,以最终断点为起点,起始断点(0,0)为终点,逆向查找段组的前进路径,将各断点连结,得到完整的分段重组匹配结果。由于各个段组内数据点的匹配结果在计算分段间距离时已经得出,此时可以得到两序列的全局匹配路径。SRDTW的完整匹配过程如图5所示。

#### 2) 改进的DTW算法

在计算两点距离时,本文引入了基于导数距离的DTW方法<sup>[17]</sup>(DTW distance based on derivative, DDDTW),将原序列与一阶导数结合,识别序列的局部形状。为了

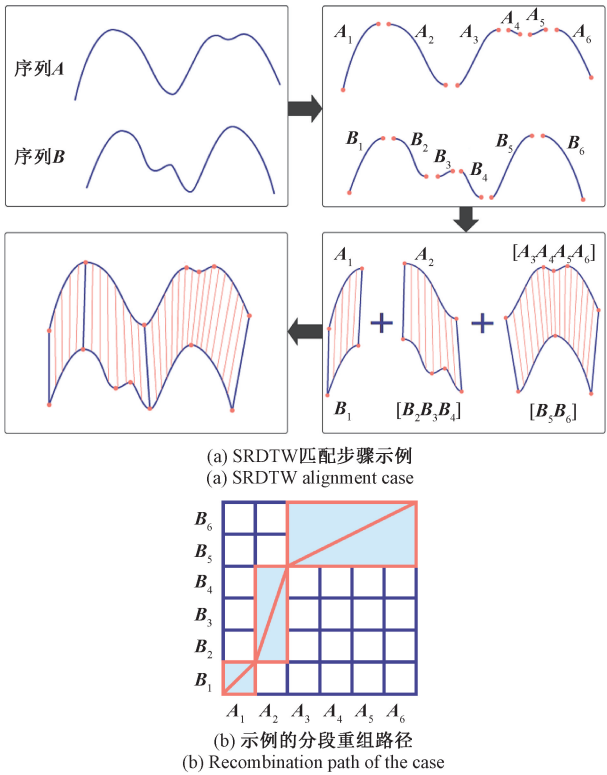


图 5 SRDTW 的匹配过程实例  
Fig. 5 Alignment case of SRDTW

引导匹配路径,本文提出了全局惩罚系数,以两点匹配关系偏离最短路径的距离作为权重,限制时间序列的过度扭曲。改进后的距离函数为:

$$h(A,B)_{i,j} = k_g \times ((A_i - B_j)^2 + k_d \times (\dot{A}_i - \dot{B}_j)^2) \quad (14)$$

其中, $k_d$  是导数距离的权重系数,应根据实际序列选择合适的取值。 $k_g$  是全局惩罚系数,其取值与两点的位置  $i,j$  有关。

### 1.3 SRDTW 测试

对过山车的实测  $Z$  向加速度与仿真  $Z$  向加速度分别进行传统 DTW 计算与 SRDTW 计算,匹配结果如图 6 所示。其中  $k_d = 0.2, k_g = 1.05$ 。图中显示的配对数量为总配对数量的  $1/50$ ,圆形标记的连线为分段重组的断点。可以看出,传统 DTW 算法的匹配结果存在较大奇点,严重影响匹配准确度;而 SRDTW 算法大大削弱了奇点现象,提高了匹配路径的准确性、平顺性。

## 2 基于 ESKF 的 SRDTW/IMU 定位方法

### 2.1 根据 SRDTW 匹配路径计算位置估计值

根据 SRDTW 匹配路径,得到过山车全程的位置估计值,如图 7 所示。当一个实测时间点与相邻的  $k$  个仿

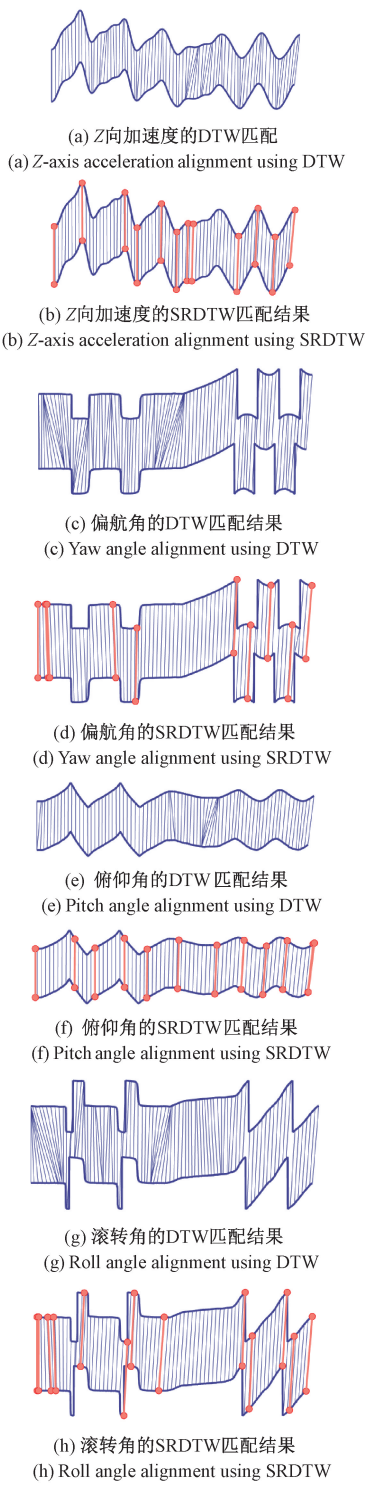


图 6 DTW 和 SRDTW 匹配结果  
Fig. 6 Alignment results by DTW and SRDTW

真点存在匹配关系时,求第 1 个和第  $k$  个仿真点坐标的算术平均值,作为该实测时刻的位置估计值。

SRDTW 序列匹配得到的位置估计值可以当作位置的观测量。对于不同运行速度、轨迹、高度和占地面积的

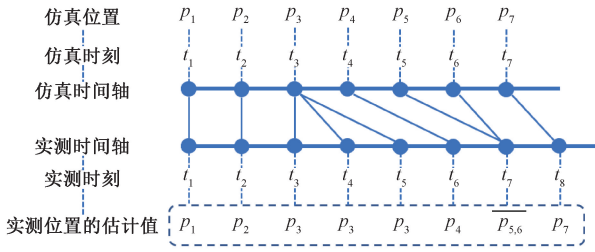


图7 根据SRDTW匹配路径计算位置估计值

Fig. 7 Estimated value based on SRDTW alignment path

过山车均具有良好的适用性。当过山车高速通过曲折轨道时, GPS等观测方法采样率过低, 难以准确描述轨迹。而SRDTW方法可通过提高采样率缩短测点间距, 在高速运行时保持较好的定位精度。此外, 对于Wi-Fi等高频无线定位方法, 其信号强度有限, 覆盖范围小, 且传播易受轨道、立柱等钢结构干扰。而SRDTW方法使用车载IMU测量运行数据, 不受运行环境和空间跨度的影响, 可适应不同规模的过山车。

位置估计值的精准度主要受轨道的制造和安装偏差影响。当实际轨道的形状、曲率与设计偏差越大, 车体的

加速度、欧拉角等时间序列形状偏差越大, 序列匹配结果越不精准。

## 2.2 使用ESKF融合滤波

基于ESKF的SRDTW/IMU过山车定位方法流程如图8所示。由于SRDTW位置估计结果在时间轴上存在畸变, 因此其位置估计值存在一定的误差; IMU解算结果符合真实运动状态, 但累计误差过大。本文采用ESKF对两者融合滤波。相比于传统的卡尔曼滤波器, ESKF的误差状态为小量, 其线性化近似性较高, 且其二阶变量可以忽略, 计算量较小。ESKF将系统的真实状态视为预测状态 and 误差状态的叠加<sup>[18-19]</sup>, 三者的关系为:

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{x} \oplus \delta \mathbf{x} \quad (15)$$

$$\mathbf{x}_t = \begin{bmatrix} \mathbf{p}_t \\ \mathbf{v}_t \\ \mathbf{q}_t \\ \mathbf{a}_{bt} \\ \boldsymbol{\omega}_{bt} \\ \mathbf{g}_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{p} \oplus \delta \mathbf{p} \\ \mathbf{v} \oplus \delta \mathbf{v} \\ \mathbf{q} \oplus \delta \mathbf{q} \\ \mathbf{a}_b \oplus \delta \mathbf{a}_b \\ \boldsymbol{\omega}_b \oplus \delta \boldsymbol{\omega}_b \\ \mathbf{g} \oplus \delta \mathbf{g} \end{bmatrix} \quad (16)$$

式中:  $\mathbf{p}$  为位置,  $\mathbf{v}$  为速度,  $\mathbf{q}$  为姿态四元数,  $\mathbf{a}_b$  为加速度偏差,  $\boldsymbol{\omega}_b$  为角速度偏差,  $\mathbf{g}$  为重力加速度。

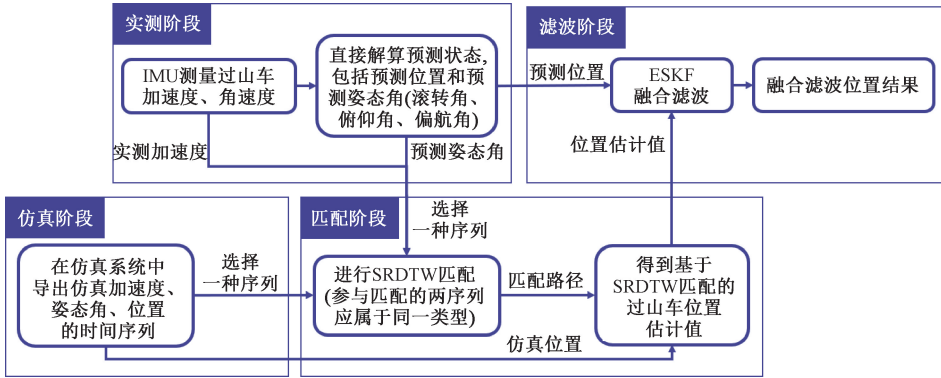


图8 基于ESKF的SRDTW/IMU过山车定位方法

Fig. 8 SRDTW/IMU roller coaster localization based on ESKF

将名义状态的运动学方程离散化, 并根据IMU数据直接计算名义状态的预测量:

$$\mathbf{x}_{k,pre} = \begin{bmatrix} \mathbf{p}_{k-1} + \mathbf{v}_{k-1}\Delta t + \frac{1}{2}(\mathbf{R}(\mathbf{a}_{m,k-1} - \mathbf{a}_{b,k-1}) + \mathbf{g}_{k-1})\Delta t^2 \\ \mathbf{v}_{k-1} + (\mathbf{R}(\mathbf{a}_{m,k-1} - \mathbf{a}_{b,k-1}) + \mathbf{g}_{k-1})\Delta t \\ \mathbf{q}_{k-1} \otimes \mathbf{q}_{k-1} \{ (\boldsymbol{\omega}_{m,k-1} - \boldsymbol{\omega}_{b,k-1})\Delta t \} \\ \mathbf{a}_{b,k-1} \\ \boldsymbol{\omega}_{b,k-1} \\ \mathbf{g}_{k-1} \end{bmatrix} \quad (17)$$

误差状态的运动学方程为:

$$\dot{\delta \mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \delta \mathbf{v} \\ -\mathbf{R}[\mathbf{a}_m - \mathbf{a}_b]_{\times} \delta \boldsymbol{\theta} - \mathbf{R} \delta \mathbf{a}_b + \delta \mathbf{g} - \mathbf{R} \mathbf{a}_n \\ -[\boldsymbol{\omega}_m - \boldsymbol{\omega}_b]_{\times} \delta \boldsymbol{\theta} - \delta \boldsymbol{\omega}_b - \boldsymbol{\omega}_n \\ \mathbf{a}_w \\ \boldsymbol{\omega}_w \\ 0 \end{bmatrix} \quad (18)$$

对其离散化, 忽略所有二阶小量, 得到  $\delta \mathbf{x}_k = \mathbf{F}_x \delta \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{F}_i \mathbf{i}$ , 其中  $\mathbf{i} = [\mathbf{a}_n \ \boldsymbol{\omega}_n \ \mathbf{a}_w \ \boldsymbol{\omega}_w]^T$  为随机零偏,  $\mathbf{a}_w$ 、 $\boldsymbol{\omega}_w$ 、 $\mathbf{a}_n$ 、 $\boldsymbol{\omega}_n$  分别为加速度偏差、角速度偏差、加速度计、陀螺仪的噪声。  $\mathbf{a}_m$ 、 $\boldsymbol{\omega}_m$  分别为IMU的加速度、角速度读数。

因此,误差状态的预测协方差矩阵为:

$$\mathbf{P}_{k,pre} = \mathbf{F}_x \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{F}_x^T + \mathbf{F}_i \mathbf{Q}_i \mathbf{F}_i^T \quad (19)$$

$$\mathbf{Q}_i = \begin{bmatrix} \sigma_{an}^2 \Delta t^2 \mathbf{I} & & & \\ & \sigma_{\omega n}^2 \Delta t^2 \mathbf{I} & & \\ & & \sigma_{aw}^2 \Delta t^2 \mathbf{I} & \\ & & & \sigma_{\omega w}^2 \Delta t^2 \mathbf{I} \end{bmatrix} \quad (20)$$

其中,  $\mathbf{Q}_i$  为  $i$  的协方差矩阵,  $\sigma_{an}$ 、 $\sigma_{\omega n}$ 、 $\sigma_{aw}$ 、 $\sigma_{\omega w}$  的取值由 IMU 的特性决定。

观测误差来源于 SRDTW 位置估计误差。根据 SRDTW 的特点,位置估计值不论准确与否,总是位于设计轨迹上,且位于真实位置的前方或后方,如图 9 所示。因此,对于观测误差的协方差矩阵,可假设其第一特征向量是车体  $x$  轴,即前后方向,为数据方差最大的方向;第二、三特征向量分别为车体左右、上下方向。根据这一假设,构建观测误差的协方差矩阵  $\mathbf{V}$ :

$$\mathbf{V} = [\mathbf{I}_x \quad \mathbf{I}_y \quad \mathbf{I}_z] \begin{bmatrix} \lambda_x & & \\ & \lambda_y & \\ & & \lambda_z \end{bmatrix} [\mathbf{I}_x \quad \mathbf{I}_y \quad \mathbf{I}_z]^{-1} \quad (21)$$

其中,特征向量  $\mathbf{I}_x$ 、 $\mathbf{I}_y$ 、 $\mathbf{I}_z$  分别为车体前后、左右、上下方向在地面坐标系中的向量。 $\lambda_x$ 、 $\lambda_y$ 、 $\lambda_z$  分别为 3 个特征向量的特征值。由于观测误差主要沿车体前后方向分布,特征值应满足  $\lambda_x \gg \lambda_y$  &  $\lambda_x \gg \lambda_z$ 。

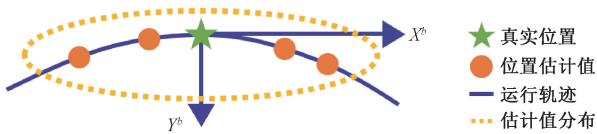


图 9 误差分布和运行方向的关系

Fig. 9 Relationship between error distribution and operation direction

以 SRDTW 位置估计值为观测量时,观测方程为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{h}(\mathbf{x}_t) + \mathbf{v} = \mathbf{p}_{SRDTW} + \mathbf{v}_p \quad (22)$$

之后,求解观测方程相对于误差状态的雅可比矩阵,计算系统的卡尔曼增益,更新误差状态和其过程协方差矩阵并更新融合滤波结果:

$$\mathbf{H} = \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{x}} = \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{x}_t} \frac{\partial \mathbf{x}_t}{\partial \mathbf{x}} \quad (23)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k,pre} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k,pre} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{V}_k)^{-1} \quad (24)$$

$$\delta \mathbf{x}_k = \delta \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \mathbf{h}(\mathbf{x}_k)) \quad (25)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k,pre} \quad (26)$$

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_{k,pre} \oplus \delta \mathbf{x}_k \quad (27)$$

### 3 实验研究

#### 3.1 实验设计

为了验证基于 ESKF 的 SRDTW/IMU 过山车定位法的定位精准度,本文设计了轨道定位实验。实验选用某 A 级过山车进行轨道定位实验,如图 10 所示。



图 10 用于实验的过山车轨道

Fig. 10 The roller coaster trail in the experiment

首先,在仿真系统中模拟过山车运行,得到第 1 排座椅  $Z$  向加速度、仿真位置和仿真姿态角。在真实过山车第 1 排固定 iPhone12 手机,使用“Sensor Logger”软件读取手机 IMU 数据,解算预测状态。在  $Z$  向加速度、偏航角、俯仰角和滚转角中选择一种物理量,通过 SRDTW 匹配得到观测量。之后使用 ESKF 对预测状态和观测量进行融合滤波,得到过山车位置。

本文在过山车轨迹特征明显的 4 个轨道位置共选取了 16 个标记点,如图 11 所示。在仿真系统中查找标记点坐标  $\mathbf{P}$ 。由于仿真轨道和真实轨道的尺寸、形状误差极小,因此认为坐标  $\mathbf{P}$  就是标记点的真实坐标。

在标记点处部署同步采集的应变测量节点,根据应变波峰计算过山车第 1 排经过的实际时刻  $T$ 。本文以 4 个点为一组,每组进行 2 次实验。在融合滤波结果中,查找  $T$  时刻过山车坐标  $\mathbf{P}'$ ,则融合滤波定位误差  $\delta \mathbf{P}' = |\mathbf{P} - \mathbf{P}'|$ ;同样地,在匹配结果中查找的  $T$  时刻过山车坐标  $\mathbf{P}''$ ,则匹配结果定位误差  $\delta \mathbf{P}'' = |\mathbf{P} - \mathbf{P}''|$ 。

#### 3.2 实验结果

实验结果包括仿真结果、预测结果、匹配结果 (SRDTW 位置估计值) 和融合滤波结果。实验分别对比了各结果的轨迹、速率和参考点平均定位误差。图 12 是仿真结果、预测结果和融合结果 (基于  $Z$  向加速度匹配) 的三维轨迹。可以看出,预测轨迹存在严重的漂移,这是由于解算 IMU 数据时积分造成了累积误差。融合轨迹与仿真轨迹基本重合,说明序列匹配提供的位置估计值较为准确,可以很好地修正预测轨迹。

对定位结果进行速率求解可以检验定位的平顺度和准确度。使用公式  $\mathbf{v}_k = |\mathbf{p}_{k+1} - \mathbf{p}_k| / \Delta t$  求解上述轨迹的

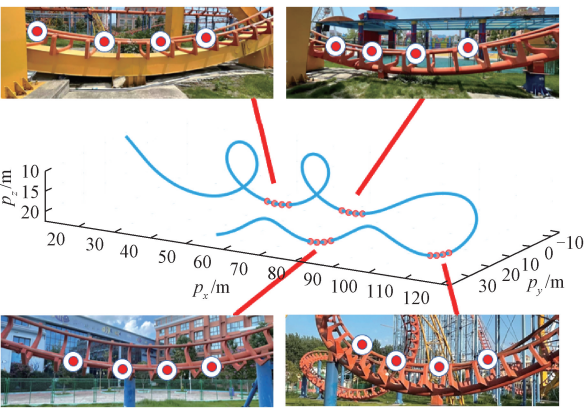


图 11 参考点位置  
Fig. 11 Position of reference points

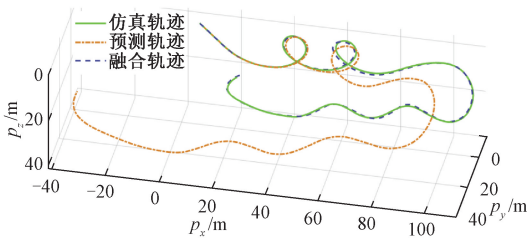
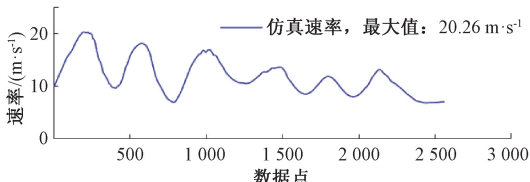


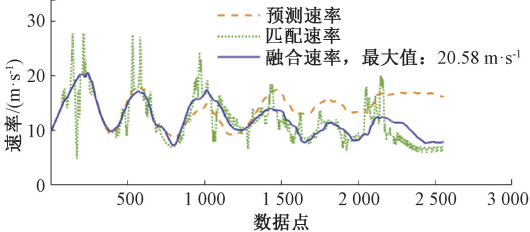
图 12 仿真、预测和融合滤波的 3D 轨迹  
Fig. 12 3-D trajectory of simulation, prediction and fusing filter

运行速率,结果如图 13 所示。图 13(a)是仿真速率;图 13(b)是预测速率、匹配速率和融合速率。可以看到,预测速率漂移严重,与仿真速率差异较大;匹配速率存在多处剧烈突变,这是由于匹配路径中仍存在小型奇异点,导致位置估计值时而停滞不前、时而突然跨越;融合速率的时间历程十分平滑,且其变化规律和最大值与仿真速率十分接近。这说明融合滤波定位克服了匹配结果的奇点不连续问题,同时修正了预测结果的漂移问题,得到了准确、平滑的定位结果。

图 14 对比了匹配结果和融合结果的参考点平均定位误差。对于观测协方差矩阵,令  $\lambda_x = n \cdot \lambda_y = n \cdot \lambda_z$ ,选择不同的  $\lambda_y$  和  $n$  取值计算融合定位误差。从图 14 可以看出,当  $\lambda_x \geq 10, n \geq 100$  时,融合结果的平均定位误差显著小于匹配结果的平均定位误差,最小平均误差可达 0.24 m,较匹配结果的平均定位误差 0.445 m 减小了 45.6%;而当  $n \leq 10$  时,融合结果误差接近甚至大于匹配结果。这说明观测协方差矩阵 3 个特征值的最优取值满足  $\lambda_x \gg \lambda_y$  且  $\lambda_x \gg \lambda_z$ ,即序列匹配估计值的误差主要沿车体 X 轴分布。当  $\lambda_x \gg \lambda_y$  且  $\lambda_x \gg \lambda_z$  时,本文的过山车车定位法的定位较为准确。



(a) 仿真速率  
(a) Simulation velocity



(b) 预测速率、匹配速率和融合速率  
(b) Velocity of simulation, SRDTW alignment and fusing filter

图 13 仿真速率、预测速率、匹配速率和融合速率  
Fig. 13 Velocity of simulation, alignment and fusing filter

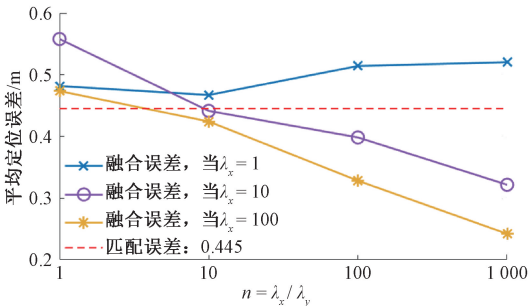


图 14 不同的  $\lambda$  和  $n$  取值下的融合滤波平均定位误差  
Fig. 14 The fusion filter average error under different  $\lambda$  and  $n$

表 1 为位置估计值的误差,分别使用 Z 向加速度、偏航角、俯仰角和滚转角计算。可以看出,Z 向加速度和俯仰角的误差显著低于偏航角和滚转角。这是由于 Z 向加速度和俯仰角与过山车的俯冲、失重等运动较为相关,而偏航角和滚转角在运行时变化不明显。图 15 是在  $n = 1\,000$  时,使用 4 种观测量进行融合定位的平均误差随  $\lambda_x$  的变化。可以看出,使用 Z 向加速度和俯仰角的观测量进行融合滤波可得到较小误差;使用偏航角和滚转角会得到较大误差。因此,使用 SRDTW 序列匹配观测过山车位置时,应尽量选择加速度序列和俯仰角序列。

表 1 4 种匹配方式的匹配结果平均定位误差  
Table 1 Average localization error of estimate position under four kinds of series

| 序列类型       | Z 加速度 | 偏航角   | 俯仰角   | 滚转角     |
|------------|-------|-------|-------|---------|
| 匹配结果平均定位误差 | 0.445 | 2.191 | 0.634 | 1.997 8 |

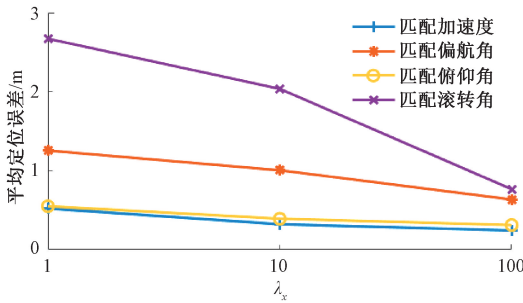


图 15 4 种匹配序列的融合结果平均定位误差

Fig. 15 Average error under four kinds of aligned series

4 结 论

本文提出了 SRDTW 算法,将分段思想和权重思想巧妙结合,显著提高了时间序列匹配的准确、平顺度。在此基础上,提出了基于时间序列匹配的过山车定位法,根据 SRDTW 的匹配路径和仿真数据估计过山车运行位置,并使用 ESKF 对位置估计值和基于 IMU 的预测位置进行融合滤波。通过实验验证了本文提出的过山车定位法,结果表明该方法计算的轨迹、速率较准确,融合滤波后的平均定位误差可达 0.24 m,较单独匹配结果误差减小 45.6%。实验还探究了不同物理量估计位置的定位误差,结果表明使用 Z 向加速度和俯仰角进行序列匹配可得到较小的误差。本文提出的过山车定位法准确、高效,可满足生产制造、检验检测等工作的定位需求,在游乐设施行业中应用前景广阔。

参考文献

[ 1 ] PANIGRAHI P K, BISOY S K. Localization strategies for autonomous mobile robots: A review[J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2022,34(8):6019-6039.

[ 2 ] 余志鹏,熊剑,衷卫声,等. 基于秩卡尔曼滤波的室内行人航位推算算法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(5):214-220.

YU ZH P, XIONG J, ZHONG W SH, et al. Indoor pedestrian dead reckoning algorithm based on rank Kalman filter [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(5):214-220.

[ 3 ] SUN M, WANG Y, XU S, et al. Indoor positioning tightly coupled Wi-Fi FTM ranging and PDR based on the extended Kalman filter for smartphone [ J ]. IEEE Access, 2020, 8:49671-49684.

[ 4 ] 徐元,陈熙源. 面向室内行人的 Range-only UWB/INS 紧组合导航方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(9):

2115-2121.

XU Y, CHEN X Y. Range-only UWB/INS tightly-coupled integrated navigation method for indoor pedestrian[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(9):2115-2121.

[ 5 ] 崔展博,景博,焦晓璇,等. 基于联邦卡尔曼滤波器的容错组合导航系统设计[J]. 电子测量与仪器学报, 2021,35(11):143-153.

CUI ZH B, JING B, JIAO X X, et al. Design of fault-tolerant integrated navigation system based on federated Kalman filter[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021,35(11):143-153.

[ 6 ] 肖尧,阮晓钢,朱晓庆,等. 一种微型无人机单目视觉 SVO/INS 组合导航方法[J]. 中国惯性技术学报, 2019, 27(2):211-219.

XIAO X, RUAN X G, ZHU X Q, et al. Integrated navigation method of monocular SVO/INS for micro aerial vehicles [ J ]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2019, 27(2):211-219.

[ 7 ] DIN M M, JAMIL N, MANIAM J, et al. Indoor positioning: Technology comparison analysis [ J ]. International Journal of Engineering & Technology, 2018, 7(2.14):133-137.

[ 8 ] 宋海峰,张敏杰,曾小清,等. 基于线路数据信息的列车定位方法研究[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2022, 50(1):13-21.

SONG H F, ZHANG M J, ZENG X Q, et al. Train location method based on line data information [ J ]. Journal of Tongji University ( Natural Science ), 2022, 50(1):13-21.

[ 9 ] SONG H, ZHANG M, FENG K, et al. Kalman filter based vehicle running data estimation [ A ]. 2021 3<sup>rd</sup> International Conference on Industrial Artificial Intelligence (IAI), Shenyang: IEEE, 2021.

[ 10 ] 夏寒松. 基于动态时间规整的时间序列相似性度量方法研究[D]. 重庆:重庆邮电大学, 2021.

XIA H S. The method of similarity measurement based on dynamic time waring in time series data[D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2021.

[ 11 ] ITAKURA F. Minimum prediction residual principle applied to speech recognition[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1975, 23(1):67-72.

[ 12 ] MYERS C, RABINER L, ROSENBERG A. Performance tradeoffs in dynamic time warping algorithms for isolated

- word recognition [J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1980, 28(6):623-635.
- [13] ZHANG Z, TAVENARD R, BAILLY A, et al. Dynamic time warping under limited warping path length [J]. Information Sciences, 2017, 393:91-107.
- [14] JEONG Y S, JEONG M K, OMITOMU O A. Weighted dynamic time warping for time series classification [J]. Pattern Recognition, 2011, 44(9):2231-2240.
- [15] 肖辉, 胡运发. 基于分段时间弯曲距离的时间序列挖掘[J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(1):72-78.
- XIAO H, HU Y F. Data mining based on segmented time warping distance in time series database [J]. Journal of Computer Research and Development, 2005, 42(1):72-78.
- [16] HONG J Y, PARK S H, BEAK J. SSDTW: Shape segment dynamic time warping [J]. Expert System with Applications, 2020, 150: 113291.
- [17] GORECKI T, LUCZAK M. Using derivatives in time series classification [J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 2013, 26(2):310-331.
- [18] SOLÀ J. Quaternion kinematics for the error-state Kalman filter [J]. ArXiv Preprint, 2017, ArXiv: 1711.02508.
- [19] VITALI R V, MCGINNIS R S, PERKINS N C. Robust error-state Kalman filter for estimating imu orientation [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 21(3):3561-3569.

## 作者简介



**孙艺峰**, 2018 年于北京航空航天大学获得学士学位, 2020 年于美国南加州大学获得硕士学位, 现为中国特种设备检测研究院助理工程师, 主要研究方向为大型游乐设施智能检验。

E-mail: sunyifeng@csei.org.cn

**Sun Yifeng** received his B.Sc. degree from Beihang

University in 2018, and received his M.Sc. degree from the University of Southern California in 2020. He is currently an assistant engineer at China Special Equipment Inspection and Research Institute. His main research interest is smart inspection of amusement rides.



**王华杰** (通信作者), 2009 年于北京化工大学获得学士学位, 2013 年于德国锡根大学获得硕士学位, 现为中国特种设备检测研究院工程师, 主要研究方向为大型游乐设施特征信号采集、处理等。

E-mail: wanghuajie930@163.com

**Wang Huajie** (Corresponding author) received his B.Sc. degree from Beijing University of Chemical Technology in 2009, and received his M.Sc. degree from Siegen University in Germany in 2013. He is currently an engineer at China Special Equipment Inspection and Research Institute. His main research interests include characteristic signal acquisition and processing of large amusement facilities, etc.



**吕梦南**, 2010 年于西安建筑科技大学获得学士学位, 2013 年于西安建筑科技大学获得硕士学位, 现为中国特种设备检测研究院工程师, 主要研究方向为大型游乐设施检验、检测安全技术。

E-mail: lvmengnan@csei.org.cn

**Lyu Mengnan** received his B.Sc. degree from Xi'an University of Architecture and Technology in 2010, and received his M.Sc. degree from Xi'an University of Architecture and Technology in 2013. He is currently an engineer at China Special Equipment Inspection & Research Institute. His main research interests include large-scale amusement device inspection and supervision safety technology.