

利用支持向量机的矢量跟踪通道故障检测算法*

蒋长辉¹, 陈 帅¹, 薄煜明¹, 邓贵军², 屈新芬³

(1. 南京理工大学自动化学院, 江苏南京 210094; 2. 南京炮兵学院研究生大队, 江苏南京 210000;
3. 中国工程物理研究院电子工程研究所, 四川绵阳 621900)

摘要:为了克服卫星导航矢量跟踪接收机中故障通道对其他正常通道的影响,提高矢量跟踪接收机的鲁棒性,提出一种利用支持向量机的通道故障检测算法,利用矢量跟踪接收机的导航滤波器的新息序列作为支持向量机的输入。支持向量机的输出为通道的状态,根据支持向量机的输出通道的状态来判断该通道是否纳入导航滤波器,用来跟踪滤波器状态值,这样能够有效地避免故障通道对导航结果的污染。仿真实验结果表明:该方法能准确地检测出有故障的通道,提高矢量跟踪环路的鲁棒性。

关键词:卫星导航;矢量跟踪;支持向量机;通道检测

中图分类号:TN95 文献标志码:A 文章编号:1001-2486(2017)05-021-05

Applying support vector machine to faulty channel detection in vector tracking loop

JIANG Changhui¹, CHEN Shuai¹, BO Yuming¹, DENG Guijun², QU Xinfen³

(1. School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China;

2. Graduate Student Brigade, Nanjing Artillery Academy, Nanjing 210000, China;

3. Institute of Electronic Engineering, China Academy of Engineering Physics, Mianyang 621900, China)

Abstract: In order to overcome the faulty channels' influence on the receiver and improve the robustness of the vector tracking loops, a faulty channel detection algorithm, which employs the innovative sequences of the navigation filter as the input vector of a support vector machine, was proposed. A trained support vector machine was used to classify the channel as faulty or not faulty. If the channel is classified as faulty, it will not be included in the navigation filter to update the navigation results. In this way, the algorithm can eliminate the bad influence of the faulty channels. The simulation results show that this method can accurately detect faulty channels, and improve the performance and robustness of the vector tracking loops.

Key words: satellite navigation; vector tracking; support vector machine; channel detection

在信息化、智能化不断提升的今天,卫星导航技术被广泛应用于军事和民用领域。在军事领域被广泛应用于武器制导、卫星定轨等,在民用领域被广泛应用于车辆导航、行人导航等^[1]。然而随着人们活动范围的增大和环境的日益复杂,卫星导航面临很大的挑战。比如茂密的森林、高楼林立的城市峡谷、军用高动态环境等,由于卫星信号短暂的中断、多路径效应和载体的高机动带来的多普勒频移的剧烈变化等将会导致接收机跟踪环路不能正常工作,最终导致接收机不能提供高精度导航定位信息^[2],这也严重制约了卫星导航的

进一步应用。

传统的标量跟踪接收机各个跟踪通道相互独立,跟踪环路的性能很大程度上取决于采用的环路鉴别器种类和环路滤波器参数。但是一旦信号质量下降或者多普勒频移变化太过剧烈,跟踪环路将会很容易失锁。矢量跟踪环路利用一个卡尔曼滤波器完成跟踪和导航,利用导航结果直接计算环路参数,充分利用通道的共享信息,提高系统鲁棒性和抗干扰性能^[3],是最有前景的接收机技术之一。

国内外学者对矢量跟踪接收机进行了大量的

* 收稿日期:2016-04-25

基金项目:国家自然科学基金委员会和中国工程物理研究院联合基金资助项目(U1330133);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(30916011336);中国博士后科学基金资助项目(2015M580434);中国博士后特别资助项目(2016T90461);江苏省博士后科研资助计划(1501050B)

作者简介:蒋长辉(1992—),男,江苏兴化人,博士研究生,E-mail:1475491106@qq.com;
陈帅(通信作者),男,副教授,博士,硕士生导师,E-mail:c1492@163.com

研究,Zhao 等基于 MATLAB 软件平台搭建了矢量跟踪软件接收机并且详细介绍了实现的细节和参数设定的细节^[4],并对其进行了测试。Zhang 等^[5]对矢量跟踪环路进行了进一步研究,验证了矢量跟踪性能优于标量跟踪。Lashley 等对矢量跟踪环路进行了全面的分析和研究,首先比较了矢量环路和标量环路的跟踪性能,在 11 颗星的情况下跟踪性能提高 6.2 dB,在 5 颗星情况下可以提高 2.4 dB^[6],并且在 Lashley 的博士论文^[7]中对矢量跟踪模型和性能进行了详细的分析和测试,矢量跟踪可以瞬时桥接被遮挡的信号,在弱信号环境下性能优于标量跟踪环路。Gao 等创新地利用 Python 搭建了多接收机矢量跟踪软件平台并且进行了测试^[8-9],验证了多接收机联合矢量跟踪算法在恶劣环境下具有更好的鲁棒性。目前对于矢量跟踪环路技术的研究多集中在矢量环路的实现和性能分析,对于搜星数不断变化下的接收机鲁棒性以及通道故障检测等缺乏进一步研究,也是矢量跟踪环路进入实际应用必须解决的问题之一。

1 矢量环路原理

图 1 为典型的标量跟踪接收机信息流向图,信号从左往右,没有信息反馈。每个通道各自独立跟踪各自通道对应的导航卫星信号,跟踪之后获得伪距和伪距率用于导航解算,导航解算最常用的算法是最小二乘法。利用伪距可以解算接收机的位置和钟差,利用伪距率可以解算接收机的速度和钟漂。

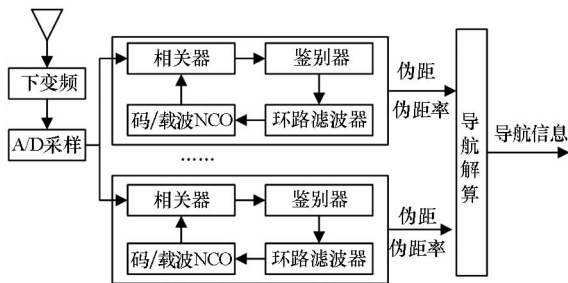


图 1 基于标量跟踪的卫星导航接收机

Fig. 1 Scalar-based tracking loop GNSS receiver

图 2 为矢量跟踪接收机原理图,用一个统一的导航滤波器代替原来的跟踪环路和导航解算,导航滤波器估计的导航信息反馈给跟踪环路用于计算环路参数。这样充分利用了各个通道的共享信息,即接收机的位置和速度等信息。传统的标量跟踪算法忽略了各个通道信号跟踪和导航解算之间的本质联系,相反矢量跟踪充分挖掘了通道

之间信号跟踪和导航解算之间的本质联系,用一个卡尔曼滤波将信号跟踪和导航信息统一起来,并且导航信息反馈给跟踪环路,充分挖掘和利用了信息跟踪和导航结果之间本质的联系。矢量跟踪的主要缺点是:各卫星通道之间会相互影响,一个跟踪通道的误差变大可能会影响到其他的跟踪通道。

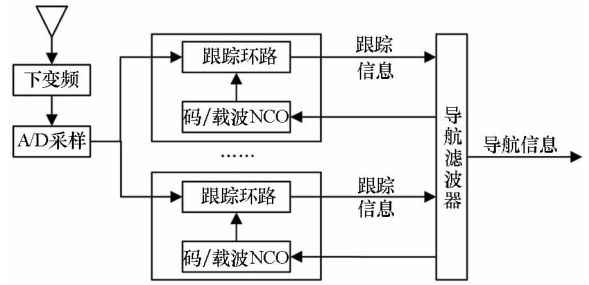


图 2 基于矢量跟踪环路的卫星导航接收机

Fig. 2 Vector tracking loop GNSS receiver

2 矢量跟踪环路和故障检测算法

矢量跟踪环路主要由参数预测、信号跟踪和导航滤波器三部分组成。矢量跟踪环路改变了标量跟踪环路中跟踪与导航解算相互独立的模式,将两者结合起来,使用一个导航滤波器估计环路参数(包括载波频率和码相位),使通道之间共享导航解算的结果,即接收机的位置、速度、钟差和钟漂信息。

2.1 参数预测

参数预测主要包括位置、速度的预测和视线矢量的计算以及码相位、码频率和载波频率的预测,各参数预测的具体计算公式如下。

根据前一时刻的位置和速度以及两时刻之间的时间差可以预测当前时刻的位置和速度。

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{V}_{k-1}T \quad (1)$$

$$\hat{\mathbf{V}}_k = \mathbf{V}_{k-1} \quad (2)$$

式中: \mathbf{X}_{k-1} 和 \mathbf{V}_{k-1} 分别为 $k-1$ 时刻解算得到的接收机位置和速度; $\hat{\mathbf{X}}_k$ 和 $\hat{\mathbf{V}}_k$ 分别为 k 时刻预测的接收机位置和速度; T 为解算周期。

根据预测的接收机位置以及通过星历解算出来的卫星 n 的位置可以计算当前时刻的视线矢量,即 k 时刻卫星 n 在接收机方位上的单位观测矢量为:

$$\mathbf{h}_k^{(n)} = [h_x^{(n)} \quad h_y^{(n)} \quad h_z^{(n)}]^T \quad (3)$$

计算出视线矢量之后,结合卫星的位置、速度信息以及预测的接收机位置、速度信息,可以对当前时刻的码相位、码频率和载波频率进行

预测。

$$\begin{cases} \hat{\tau}_k^{(n)} = \tau_{k-1}^{(n)} + (\mathbf{X}_k^{(n)} - \mathbf{X}_{k-1}^{(n)} - \mathbf{V}_{k-1} \mathbf{T})^T \mathbf{h}_k^{(n)} + cT \\ \hat{f}_{\text{code},k}^{(n)} = [1 + c \cdot t_{d,k-1} + (\mathbf{V}_{k-1}^{(n)} - \mathbf{V}_{k-1})^T \mathbf{h}_k^{(n)}] f_{\text{code}} / c \\ \hat{f}_{\text{carrier},k}^{(n)} = [1 + c \cdot t_{d,k-1} + (\mathbf{V}_{k-1}^{(n)} - \mathbf{V}_{k-1})^T \mathbf{h}_k^{(n)}] f_{\text{carrier}} / c \end{cases} \quad (4)$$

其中: $\mathbf{X}_{k-1}^{(n)}$ 和 $\mathbf{V}_{k-1}^{(n)}$ 分别为 $k-1$ 时刻通过星历解算出来的卫星 n 的位置和速度; $\mathbf{X}_k^{(n)}$ 为 k 时刻的卫星位置; $\hat{\tau}_k^{(n)}$, $\hat{f}_{\text{code},k}^{(n)}$, $\hat{f}_{\text{carrier},k}^{(n)}$ 分别为 k 时刻的码相位、码频率和载波频率预测值; $\tau_{k-1}^{(n)}$ 为 $k-1$ 时刻的码相位解算值; c 为真空中的光速; $t_{d,k-1}$ 为 $k-1$ 时刻的钟漂; f_{code} 为 C/A 码的基准频率, 为 1.023 MHz; f_{carrier} 为载波 L1 的频率, 为 1575.42 MHz。

2.2 信号跟踪

计算出当前时刻的码相位、码频率和载波频率的预测值之后, 利用这些预测值可以生成本地信号, 然后与输入的中频信号进行相关运算, 得到 6 路 I/Q 信息, 将 6 路 I/Q 信息经过鉴别器处理之后得到导航滤波器所需的码相位测量值和载波频率误差测量值。

码鉴别器选取归一化的非相干超前减滞后模型, 得到码相位测量值。

$$z_{\text{code}} = \frac{1}{2} \cdot \frac{\sqrt{I_E^2 + Q_E^2} - \sqrt{I_L^2 + Q_L^2}}{\sqrt{I_E^2 + Q_E^2} + \sqrt{I_L^2 + Q_L^2}} \quad (5)$$

式中, I_E 和 I_L 为 I 通道超前和滞后支路的采样值, Q_E 和 Q_L 为 Q 通道超前和滞后支路的采样值。

载波鉴频器选取规范化模型, 得到载波频率误差测量值。

$$z_{\text{carrier}} = \frac{\text{cross} \cdot \text{sign}(\text{dot})}{2\pi(t_2 - t_1)(I_{P_2}^2 + Q_{P_2}^2)} \quad (6)$$

$$\text{cross} = I_{P_1} Q_{P_2} - I_{P_2} Q_{P_1} \quad (7)$$

$$\text{dot} = I_{P_1} I_{P_2} + Q_{P_1} Q_{P_2} \quad (8)$$

其中: I_{P_1} 和 Q_{P_1} 分别为 I 通道和 Q 通道即时支路 t_1 时刻的采样值; I_{P_2} 和 Q_{P_2} 分别为 I 通道和 Q 通道即时支路紧接着 t_1 时刻之后的 t_2 时刻的采样值; t_1 为 $k-1$ 时刻的时间, t_2 为 k 时刻的时间; $\text{sign}(x)$ 为符号函数, 取值如下:

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} +1 & x \geq 0 \\ -1 & x < 0 \end{cases} \quad (9)$$

2.3 导航滤波器

将鉴别器输出直接送入导航滤波器, 进行参数误差估计, 状态方程为:

$$\begin{bmatrix} \delta x_k \\ \delta v_{x,k} \\ \delta y_k \\ \delta v_{y,k} \\ \delta z_k \\ \delta v_{z,k} \\ c \cdot t_{b,k} \\ c \cdot t_{d,k} \end{bmatrix} = \mathbf{F}_{k,k+1} \begin{bmatrix} \delta x_{k-1} \\ \delta v_{x,k-1} \\ \delta y_{k-1} \\ \delta v_{y,k-1} \\ \delta z_{k-1} \\ \delta v_{z,k-1} \\ c \cdot t_{b,k-1} \\ c \cdot t_{d,k-1} \end{bmatrix} + \mathbf{w}_k \quad (10)$$

式中: $\mathbf{F}_{k,k+1}$ 为状态转移矩阵; $t_{b,k}$ 和 $t_{b,k-1}$ 分别为 k 时刻和 $k-1$ 时刻的接收机钟差; $t_{d,k}$ 和 $t_{d,k-1}$ 分别为 k 时刻和 $k-1$ 时刻的接收机钟漂; δx_k , δy_k , δz_k 为地心地固坐标系下 k 时刻三轴位置误差; $\delta v_{x,k}$, $\delta v_{y,k}$, $\delta v_{z,k}$ 为 k 时刻地心地固坐标系下 k 时刻三轴速度误差; \mathbf{w}_k 是系统噪声; δx_{k-1} , δy_{k-1} , δz_{k-1} 为地心地固坐标系下 $k-1$ 时刻三轴位置误差; $\delta v_{x,k-1}$, $\delta v_{y,k-1}$, $\delta v_{z,k-1}$ 为地心地固坐标系下 $k-1$ 时刻三轴速度误差。

系统观测量选取各通道码相位测量值和载波频率误差测量值, 观测量与状态量之间的关系为:

$$\mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} z_{\text{code},k} \\ z_{\text{carrier},k} \end{bmatrix} + \mathbf{w}_{z,k} \quad (11)$$

$$\begin{cases} z_{\text{code},k} = h_x \delta x_k + h_y \delta y_k + h_z \delta z_k + c \cdot t_{b,k} + w_{\text{code},k} \\ z_{\text{carrier},k} = h_x \delta v_{x,k} + h_y \delta v_{y,k} + h_z \delta v_{z,k} + c \cdot t_{d,k} + w_{\text{carrier},k} \end{cases} \quad (12)$$

其中, $w_{\text{code},k}$ 和 $w_{\text{carrier},k}$ 分别为码相位跟踪误差噪声和载波频率跟踪误差噪声。

导航滤波器采用卡尔曼滤波, 计算公式为:

$$\Delta \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} = \mathbf{F}_{k,k+1} \Delta \hat{\mathbf{X}}_{k-1} + \mathbf{Q} \quad (13)$$

$$\Delta \hat{\mathbf{X}}_k = \Delta \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \Delta \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}) \quad (14)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k,k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k,k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (15)$$

$$\mathbf{P}_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \mathbf{Q} \quad (16)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k,k-1} \quad (17)$$

定义新息序列计算为:

$$\delta_k = (\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \Delta \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}) \quad (18)$$

其中: $\Delta \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}$ 为状态预测, \mathbf{K}_k 为滤波增益矩阵, \mathbf{P}_k 为协方差矩阵, $\Phi_{k,k-1}$ 为状态转移矩阵, \mathbf{Q} 为系统噪声方差阵, \mathbf{R} 为量测噪声方差阵。

2.4 支持向量机(分类)

支持向量机^[10]是一种基于统计学习理论的机器学习方法, 是由 Cortes 等于 1995 年首次提出的。支持向量机的基本思想是通过寻找结构化风险最小来进行学习和提高泛化能力的, 本质上是用一个分类超平面进行分类^[11], 本文采用一种典

型的二分类支持向量机。

假设已知训练样本集为：

$$\Gamma = \{ (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n) \}$$

分类超平面表示函数为：

$$f(x) = w \times \varphi(x) + b \quad (19)$$

其中： n 为样本数量； x_i 为输入， y_i 为输出； w 为权值矢量； b 为偏差； $\varphi(x)$ 为非线性映射函数。

优化目标函数：

$$\min \left(\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i + \xi_i^* \right) \quad (20)$$

约束条件为：

$$y_i - w^T \varphi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i$$

$$w^T \varphi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^*$$

$$\xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0$$

其中： $i = 1, 2, \dots, n$ ； $\|w\|^2$ 为结构风险， C 为惩罚系数。综合优化目标函数和约束条件可以求得分类超平面。

支持向量机的输入采用过去 m 个新息序列的值，输出为 ± 1 （+1 为正常，-1 为故障），新息序列计算公式如式 (18) 所示。

3 仿真结果与分析

3.1 仿真平台

首先通过轨迹发生器产生轨迹，然后注入卫星信号模拟器产生相应的卫星信号。图 3 为中频信号采集流程图，信号从左往右。

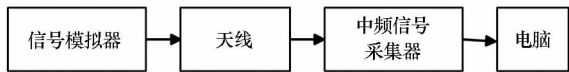


图 3 信号采集流程图

Fig. 3 Flow chart of the data collection

其中中频信号频率为 3.996 MHz，中频信号采集器采样频率为 16.369 MHz，量化位数为 2，中频数据文件格式为 .bin 文件。

3.2 仿真轨迹

轨迹设置为起点：北纬 33.134 1°、东经 118.974 0°、高程 57 447.0 m；终点：北纬 35.490 5°、东经 118.974 0°、高程 54 582.0 m。速度恒定为 1000 m/s，仿真时间 40 s。三维轨迹如图 4 所示。

3.3 支持向量机检测准确率分析

图 5 展示了不同长度新息序列作为支持向量机训练输入的预测准确度，总体上是序列越长精度越高，考虑到检测的实时性这里采用的长度为 30。

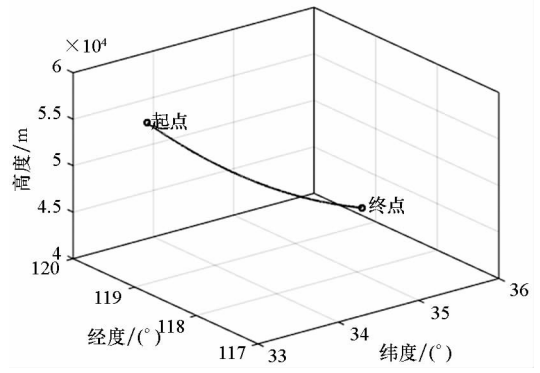


图 4 仿真轨迹的 3D 视图

Fig. 4 3D view of the tested trajectory

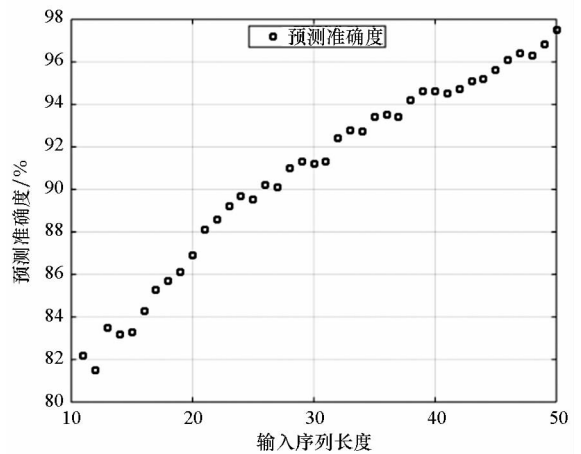


图 5 预测准确度

Fig. 5 Accuracy rate of prediction

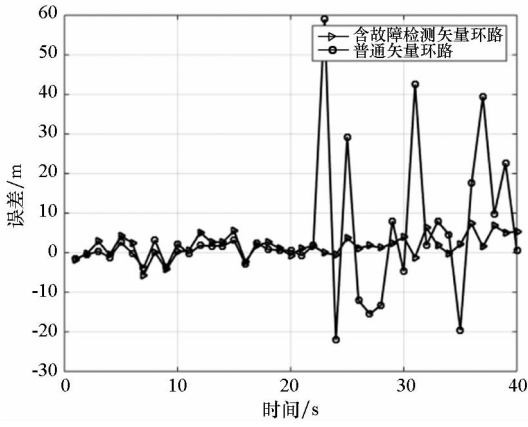
3.4 通道故障检测结果分析

为了验证算法的有效性和算法的性能，这里设置了两个场景来测试该通道故障检测算法性能，最终通过导航定位误差体现出来。

场景一：载体按上述轨迹运行，0 ~ 22 s 导航卫星为第 7、第 8、第 24、第 17、第 19、第 11、第 20 号卫星，22 s 以后通过卫星信号模拟器操作屏蔽 17 号卫星信号直至最后。

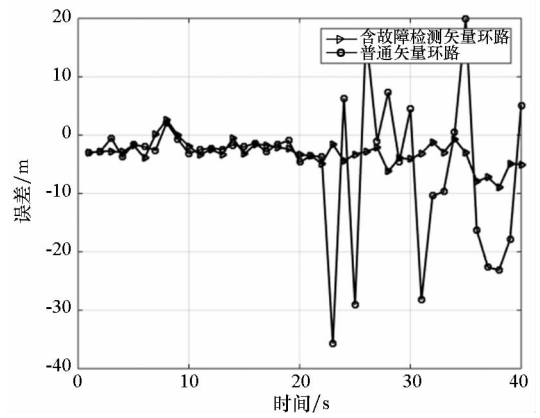
场景二：载体按上述轨迹运行，0 ~ 20 s 导航卫星为第 7、第 8、第 24、第 17、第 19、第 11、第 20 号卫星，20 s 以后通过卫星信号模拟器操作屏蔽 11 号卫星信号消失。

图 6 对应于场景一下的位置误差，图 7 对应于场景二下的位置误差，从两次测试结果可以看出，含故障检测矢量环路位置误差分别在 10 m 和 5 m 以内，而普通矢量环路的位置误差越来越大。这证明了本方法能够及时检测出通道误差，及时避免误差通道对导航精度的影响，并且没有出现明显的检测延迟。



(a) X方向位置误差

(a) Position error of X direction

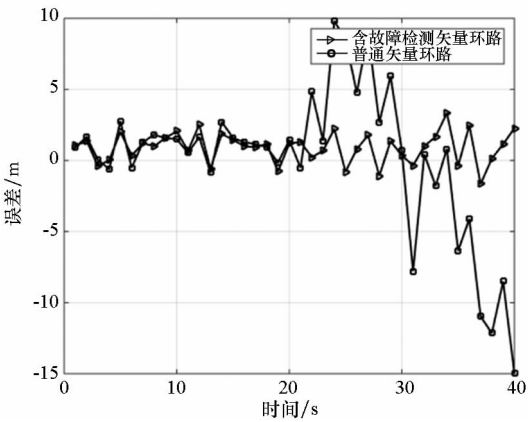


(b) Y方向位置误差

(b) Position error of Y direction

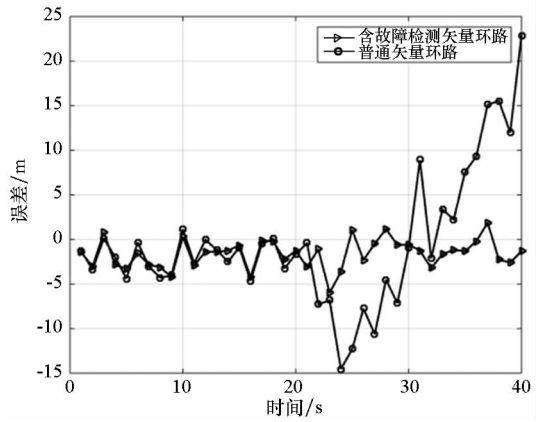
图6 场景一位置误差

Fig. 6 Position error of scenario one



(a) X方向位置误差

(a) Position error of X direction



(b) Y方向位置误差

(b) Position error of Y direction

图7 场景二位置误差

Fig. 7 Position error of scenario two

4 结论

本文阐述了矢量跟踪和标量跟踪的区别,详细叙述了矢量跟踪原理以及矢量跟踪的优势,提出了一种利用支持向量机进行矢量跟踪通道故障检测的算法,采用导航滤波器对应通道的新息序列作为支持向量机的输入向量,对支持向量机进行训练。仿真显示:所提方法能有效检测出故障通道,有效地消除故障通道对导航结果的影响,提高系统的鲁棒性和稳定性。

参考文献 (References)

[1] 谢钢. GPS原理与接收机设计[M]. 北京:电子工业出版社,2009.
XIE Gang. GPS principles and receiver design[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2009. (in Chinese)

[2] Kaplan E D. Understanding GPS: principles and applications[M]. 2nd ed. USA: Artech House, 2006.

[3] Liu J, Cui X W, Feng M Q, et al. Vector tracking loops in GNSS receivers for dynamic weak signals[J]. Journal of Systems

Engineering and Electronics, 2013, 24(3): 349-364.

[4] Zhao S, Akos D. An open source GPS/GNSS vector tracking loop-implementation, filter tuning, and results [C]//Proceedings of the International Technical Meeting of the Institute of Navigation, 2011.

[5] Zhang X, Zhan X Q, Shen J. An open-source real-time software vector tracking GNSS receiver-design, tests and results [C]//Proceedings of the International Technical Meeting of the Institute of Navigation, 2013.

[6] Lashley M, Bevely D M, Hung J Y. A valid comparison of vector and scalar tracking loops [C]//Proceedings of Position Location & Navigation Symposium, 2010: 464-474.

[7] Lashley M. Modeling and performance analysis of GPS vector tracking algorithms [D]. USA: Auburn University, 2009.

[8] Ng Y, Gao G X. Multi-receiver vector tracking based on a Python platform [C]//Proceedings of the International Technical Meeting of the Institute of Navigation, 2015.

[9] Wycoff E, Gao G X. A Python software platform for cooperatively tracking multiple GPS receivers [C]//Proceedings of the 27th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation, 2014.

[10] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks [J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.

[11] Keerthi S S, Shevade S K, Bhattacharyya C, et al. Improvements to Platt's SMO algorithm for SVM classifier design [J]. Neural Computing, 2006, 13(3): 637-649.