

引用格式:谭纪文,汪立新,朱战辉.基于信息熵的自适应窗长动态 Allan 方差研究[J].电光与控制,2017,24(9):47-49,68. TAN J W, WANG L X, ZHU Z H. Entropy of information based dynamic Allan variance algorithm with adaptive window length[J]. Electronics Optics & Control, 2017, 24(9): 47-49, 68.

基于信息熵的自适应窗长动态 Allan 方差研究

谭纪文, 汪立新, 朱战辉
(火箭军工程大学,西安 710025)

摘要:近年来有学者将动态 Allan 方差引入惯性器件的随机信号处理中,实现了对随机信号误差的特性分析。但是由于动态 Allan 方差采用固定窗长的函数截取随机信号,导致信号动态跟踪效果与方差估计置信度不能同时兼顾。针对此问题,提出一种基于信息熵的自适应窗长动态 Allan 方差,首先用截断窗内信号的信息熵表征陀螺动态信号非平稳性,根据信号信息熵的大小自适应地选取下一时刻合适窗长,并对窗内信号进行 Allan 方差计算,通过实验仿真,证明了该改进方法的有效性,提高了对陀螺信号动态特性的分析能力。

关键词:惯性器件;信息熵;自适应窗长;动态 Allan 方差

中图分类号: TP741 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2017.09.010

Entropy of Information Based Dynamic Allan Variance Algorithm with Adaptive Window Length

TAN Ji-wen, WANG Li-xin, ZHU Zhan-hui
(Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

Abstract: In recent years, some scholars introduced dynamic Allan variance into the random signal processing of inertial components to implement real-time tracking of random signal error. However, since the dynamic Allan variance uses the function with fixed window length for intercepting random signals, it can not guarantee both the signal dynamic tracking performance and variance confidence level. To solve the problem, this paper proposes a dynamic Allan variance arithmetic based on entropy of information. First, the entropy of information in the window is used for representing the non-stationarity of the dynamic gyro signal. Then, it can adaptively select the appropriate window length for the next moment according to the entropy of random signal, and calculate the Allan variance of the signal. Simulation result proves that the algorithm can effectively improve the real-time tracking capabilities of the gyro dynamic signal.

Key words: inertial component; entropy of information; adaptive window; dynamic Allan variance

0 引言

惯性导航系统是一种完全自主、不受外界环境制约的导航任务装置,在飞行器中应用较多^[1-2]。其主要通过对加速度计以及陀螺仪经过一系列的积分运算,便可获得飞行器的速度、位置信息^[3]。在静态环境测试中,惯性元件具有很高的导航精度,但在实际应用中,尤其在高强度的振动环境下,惯性元件的输出呈现非平稳性,信号中带有随机误差项^[4-5],严重影响了导航精度。对于需长时间执行飞行任务的飞行器来说,

对其惯性元件的精度要求很高,而伴随着元器件精度的提高,造价也越来越高。因此有必要研究一种先进的随机误差提取方法,对误差项展开针对性分析,为下一步去噪及滤波提供依据,提高导航精度。

1 DAVAR 方差

Allan 方差是 IEEE 推荐的对陀螺信号随机误差分析的经典方法,但该技术是对整个时域信号进行分析,不具有时间分辨率,因此只适用于对平稳信号的分析,而在分析陀螺动态输出信号随机误差时略显不足。

针对 Allan 方差在陀螺随机误差动态分析时的不足,GALLEANI L 提出了动态 Allan 方差(Dynamic Allan Variance, DAVAR)。DAVAR 是基于加窗的思想,用固定窗长的窗函数去截取原始信号,将信号进行分段处理,

收稿日期:2016-09-28 修回日期:2017-07-01

作者简介:谭纪文(1992—),男,山东聊城人,硕士生,研究方向为惯性导航系统信号处理。

得到信号局部信息,从而引入了时间分辨率。文献[6]指出,窗口的长度在随机信号动态特性分析中起着至关重要的作用,长窗函数可以使计算样本包含更多的数据,增加方差置信度,但也降低了时间分辨率;短窗函数可以增加动态跟踪能力,但是会降低方差置信度。而 DAVAR 方差窗函数一旦确定,窗长便不可改变,由此看来,DAVAR 方差在窗长选取上缺乏一定的灵活性。

2 基于信息熵的 E-DAVAR 设计

SHANNON C E 提出的信息熵是信息论中用来度量信息不确定性的一个函数。设离散事件 $X\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 的概率分布为 $P\{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, 且 $\sum_{i=1}^n p_i = 1$, 则事件的信息熵为^[7]

$$E = -\sum_{i=1}^n p_i \ln p_i \quad (1)$$

在信号处理中,信息熵可以表示数据的紊乱程度,它的值在 0~1 之间变动。值越大,表示数据随机性越大,值越小,表示信号越稳定^[7-9]。在陀螺动态特性分析中,可以根据截断窗内信号的信息熵判定信号的紊乱程度,当信号处于稳定区间,应增加滑动窗的窗长,从而增加信号的数据量,提高方差置信度;当信号处于突变区间时,应减小滑动窗的窗长,提高对突变信号的跟踪能力。因此,信息熵可以作为动态 Allan 方差窗长设计的依据,根据窗内信息熵的大小自适应选取下一时刻合适窗长。

2.1 窗内信息熵求取

文献[10]中指出,由于时频分布与概率的相似性,使得香农熵(信息熵)适用于评价时频分布的聚集性和信号复杂度。因此,通过观察信号截断窗内频率的复杂程度可以得出窗内信号的信息熵。将陀螺动态信号的时频分布描述为一个概率分布,即

$$p_i(f_i) = \frac{|S_{\text{STFT}}(t, f_i)|^2}{\int_{-\infty}^{\infty} |S_{\text{STFT}}(t, f_i)|^2 df_i} \quad (2)$$

式中: t 表示时刻; f_i 表示 t 时刻截断窗内某种频率成分。式(2)中,用每一种频率成分的能量 S_{STFT} 除以窗内所有频率成分的总能量,便得出该频率成分占整个截断窗信号总能量的比例或者概率,且

$$\sum_i p_i(f_i) = 1 \quad (3)$$

通过式(2)与式(3)把窗内各频率成分实现了概率化,根据式(1)信息熵计算的公式,得出此截断窗内信号的信息熵。

2.2 窗长函数设计

Allan 方差估计是基于有限长度的数据,对于给定

的随机序列。窗长越短,窗内数据量越少,方差估计的置信度越低;窗长越长,窗内数据量越多,方差估计置信度越高^[10]。然而,对于非平稳信号,窗长越长,在计算方差时又不可避免地把突变信号包含进去平均掉,因此,在计算 Allan 方差时要选择合适窗长。本文提出了基于信息熵的窗长计算函数,即

$$L(t+1) = \begin{cases} L(t) - \text{sgn}(E(t) - E_0) \Delta L & |E(t) - E_0| < \lambda_1 < L(t+1) < \lambda_2 \\ \lambda_1 & L(t+1) < \lambda_1 \\ \lambda_2 & L(t+1) > \lambda_2 \end{cases} \quad (4)$$

式中: λ_1, λ_2 分别为截断窗长的最小值和最大值; ΔL 为窗长调整的步幅(步长); E_0 为信息熵的阈值,当 $E(t)$ 小于 E_0 时,认为信号是平稳的,可以适当增加窗长,增加窗内数据量,增大方差的置信度,当 $E(t)$ 大于 E_0 时,认为是非平稳的,此时适当减小窗长,避免突变信号被窗内数据平滑掉,增强跟踪效果。由式(4)可以看出,当信号的幅值或者标准差发生变化时,信号的信息熵将会偏离 E_0 , 信息熵偏离 E_0 越大,窗长调整得越快,达到了试验设计的要求。

2.3 E-DAVAR 实现

E-DAVAR 以被截取信号的信息熵为依据,自适应调节下一时刻合适窗长,并对截断窗内信号进行 Allan 方差计算,将该方差命名为 E-DAVAR (Entropy of Information-Dynamic Allan Variance)。E-DAVAR 具体计算步骤如下:

- 1) 确定随机信号 $x(t)$ 的起始时间点 t_1 , 用初始长度为 $L(t_1)$, 步长为 ΔL , 中心点为 $t_1 + L(t_1)/2$ 的窗函数去截断信号 $x(t)$, 获得截断信号 $y_T(t_1)$;
- 2) 计算 $y_T(t_1)$ 时刻截断窗内信号的全an 标准差 $\sigma(t_1, \tau_1)$ 以及信息熵 $E(t_1)$;
- 3) 通过计算 $E(t_1)$ 的信息熵, 代入式(2) 求取下一时刻的窗长 $L(t_2)$;
- 4) 根据步骤3) 计算出的窗长, 将滑动窗移动至 t_2 时刻, 计算 t_2 时刻截断窗的全an 标准方差, 信息熵以及 t_3 时刻窗长。以此类推重复步骤2)~4);
- 5) 最后, 将各个时刻得到的 $\sigma(t_n, \tau_n)$ 集合, 用时间 t - 相关时间 τ - 标准差 σ 的三维图表示出来。

3 实验仿真与分析

通过设计实验,来分别验证 E-DAVAR 及 DAVAR 对随机信号的动态跟踪能力。通过构造高斯白噪声对陀螺动态输出信号进行仿真。陀螺动态仿真输出信号见图1,其中,0~1500 s, 4500~6000 s 方差均为1, 1500~4500 s 方差为3, 突变点分别设在1500 s 和4500 s。

对该随机信号用 E-DAVAR 进行分析, 截断窗上下

限分别为 400 和 800,信息熵稳定区间阈值设为 0.2。当截断窗内信息熵小于 0.2 时,认为信号是稳定的;当信息熵大于 0.2 时,认为该截断窗信号是非稳定的。窗长与信息熵之间的关系如图 2 所示。

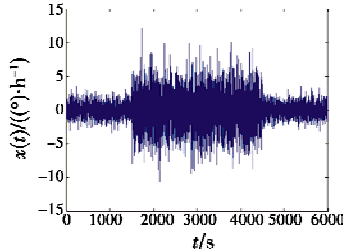


图1 陀螺仿真输出信号
Fig.1 Gyro outpt of simulation

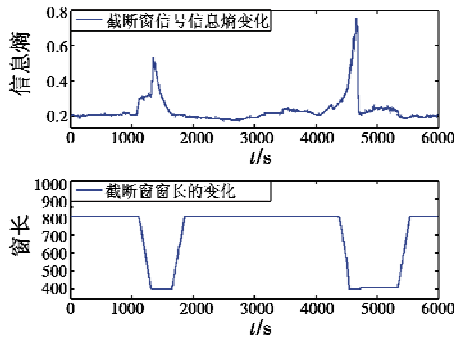


图2 窗长和信息熵变化图
Fig.2 Change process of entropy and window length

从图 2 中可以看出,当信号在 1200 s 左右时,截断窗内信号信息熵逐渐增加,截断窗窗长逐渐减小,1500 s 以后,信息熵逐渐减小,窗长逐渐增加,当到达平衡位置时,窗长达到其上限 800。信号在 4500 s 左右,信息熵突然增大,截断窗也相应逐渐减小,需要特别指出,虽然信号在 1500 ~ 4500 s 时方差较大,但依然是平稳随机过程,信号只有在突变位置属于非平稳随机序列。从图 2 可看出,E-DAVAR 实现窗长随信号信息熵自适应变化。

下面对基于信息熵的 E-DAVAR 以及固定窗长的 DAVAR 进行分析,DAVAR 以固定窗长 800 和 400 为例,与 E-DAVAR 形成对比分析。图 3、图 4 分别为 E-DAVAR 和 DAVAR 效果图,表 1 为 E-DAVAR 和 DAVAR 对突变点的动态跟踪能力对比表。

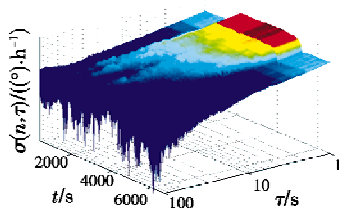


图3 E-DAVAR 分析效果图
Fig.3 E-DAVAR nalysis effects

从图 2 以及表 1 可以清晰地看出,E-DAVAR 相对于固定窗长的 DAVAR 对随机信号方差的动态跟踪效果更加准确。在突变点 1500 s 以及 4500 s,E-DAVAR 几乎是垂直变化,而固定窗长为 800 的 DAVAR,在突变点的方差比较平缓,跟踪效果不够精确,原因是截断窗的窗长过长,突变信号被窗内信号中和掉,因此,长窗不能准确地跟踪突变信号。

表 1 E-DAVAR,DAVAR 突变点跟踪对比

Table 1 Tracking contrast of E-DAVAR and DAVAR of abrupt change point

基准值	窗长 400 DAVAR	窗长 800 DAVAR	E-DAVAR
1500	1420	1780	1450
4500	4620	5050	4680

窗长为 400 的 DAVAR 在突变点和 E-DAVAR 一样,几乎是垂直变化,能够很好地跟踪到突变信号,但是从图 4 中可以看出,在非突变区域,方差的波动较大,原因是窗长太窄,用来计算长相关的随机信号,窗内数据量太少,导致短窗长下信号方差置信度过低,波动大。因此,E-DAVAR 在处理陀螺动态信号时,效果将优于传统的固定窗长的动态 Allan 方差。

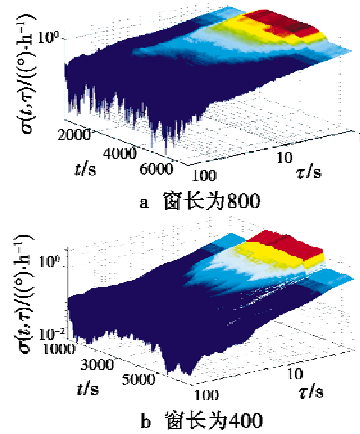
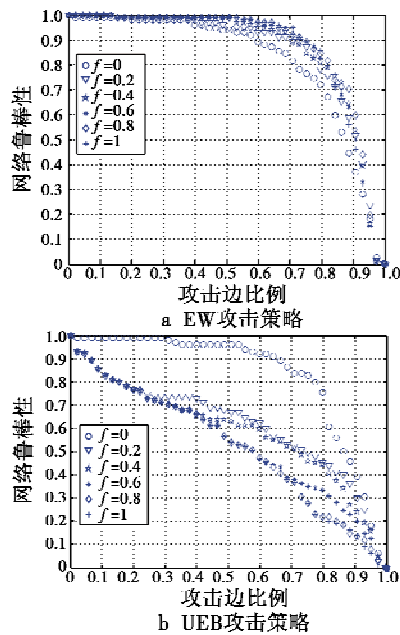


图4 DAVAR 分析效果图
Fig.4 DAVAR anlysis aeffects

4 结束语

经过实验分析,E-DAVAR 实现了动态 Allan 方差窗长随非平稳信号特性自适应可变的效果,解决了 DAVAR 方差在处理陀螺动态信号时,动态跟踪能力和方差置信度无法同时兼顾的问题。E-DAVAR 的提出,对陀螺动态信号分析有了进一步的技术支撑,但有一点不足,即对稳定区间 E 的选取,是基于以往的大量数据进行反复计算,综合判定得出,或存在略微误差。下一步研究方向应着手去寻找一种更加科学的求取 E 的方法,使本方法在处理陀螺动态信号时更加科学。

(下转第 68 页)

图5 $\delta \rightarrow \infty$ 时网络可达性Fig. 5 Network accessibility when $\delta \rightarrow \infty$

4 结论

由仿真的结果可知,运输可靠性指标能较好地反映网络流量的变化情况,在不同攻击模式下能准确衡量网络整个吞吐量的变化趋势;可达率指标则能更精准地反映整个网络的联通状况,既能较好地表现出网络的性能变化,也能通过可达率指标来寻找网络中关键的连边,从而为保护网络性能提供参考。因此,本文提出的两个指标对于衡量网络的抗毁性具有较好的效果,证明模型的可靠、科学。

本文提出的模型也适用于基于节点的攻击,可作为另一个研究课题。由目前抗毁性研究现状可知,抗毁性测度指标比较多,那么如何寻找其中最关键指标,或者怎样将其综合考虑,这将是下一步工作的重点。

参考文献

- [1] ELLISON R J, FISHER D A, LINGER R C, et al. Survivable network systems: an emerging discipline, CMU/SEI-97-TR-013[R]. Pittsburgh: Carnegie Mellon University, 1997.
- [2] 种鹏云, 帅斌. 基于复杂网络的危险品运输网络抗毁性测度分析[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2014, 45(5): 1715-1721.
- [3] 李黎, 管晓宏, 赵千川, 等. 网络生存适应性的多目标评估[J]. 西安交通大学学报, 2010, 44(10): 1-7.
- [4] ZHENG J F, GAO Z Y. A weighted network evolution with traffic flow[J]. Physica: Statistical Mechanics and its Applications, 2008, 387(24): 6177-6182.
- [5] 党亚茹, 丁飞雅, 高峰. 我国航班流网络抗毁性实证分析[J]. 交通运输系统工程与信息, 2012, 12(6): 177-185.
- [6] XU Z W, HARRISS R. Exploring the structure of the U. S. intercity passenger air transportation network: a weighted complex network approach[J]. Geo Journal, 2008, 73: 87-102.
- [7] 徐伟举. 基于复杂网络理论的美国抗毁线路网络的抗毁性研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2013.
- [8] 吴俊, 谭跃进, 邓宏钟, 等. 基于不等概率抽样的不完全信息条件下复杂网络抗毁性模型[J]. 系统工程理论与实践, 2010, 30(7): 1207-1217.
- [9] GUTIERREZ J, GONZALEZ R, GOMEZ G. The European high-speed train network-predicted effects on accessibility patterns[J]. Journal of Transport Geography, 1996, 4(4): 227-238.
- [10] BOWEN J. Airline hubs in southeast Asia: national economic development and nodal accessibility[J]. Journal of Transport Geography, 2000, 8(1): 25-41.
- [11] GUAN H Z, YIN Y F, YAN H, et al. Urban railway accessibility[J]. Tsinghua Science and Technology, 2007, 12(2): 192-197.
- [12] 汪立新, 朱战辉, 黄松涛. 基于峭度和自适应滑动窗的陀螺动态特性分析方法[J]. 中国惯性技术学报, 2015, 23(4): 533-539.
- [13] 江钦龙, 董恩生, 罗沛清, 等. 基于 Shannon 熵的飞机交流发电机振动分析[J]. 计算机测量与控制, 2012, 20(2): 500-502.
- [14] 李彦苍, 彭扬. 基于信息熵的改进人工蜂群算法[J]. 控制与决策, 2015(6): 1121-1125.
- [15] CHENG X T, LIANG X G. Entropy and entropy analyses of heat pump systems[J]. Chinese Science Bulletin, 2013, 58(36): 4696-4702.
- [16] 苏欣, 孟晓风. 基于信息熵的自适应窗长 STFT 算法在 AFVISAR 中的应用[J]. 现代电子技术, 2011, 34(5): 90-93.
- [17] 程阳. MEMS 惯性器件误差分析与补偿方法研究[D]. 沈阳: 沈阳理工大学, 2015.
- [18] 邓科. 惯性稳定平台的建模分析与高精度控制[D]. 合肥: 中国科技大学, 2016.
- [19] 李振. 惯性导航定位系统数据处理技术的研究[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2007.
- [20] 汪立新, 朱战辉, 李瑞. 动态 Allan 方差改进算法及其在 FOG 启动信号分析中的应用[J]. 红外与激光工程, 2016, 45(7): 261-268.
- [21] 沈强, 刘洁瑜, 王杰飞, 等. MEMS 陀螺仪随机误差的动态辨识[J]. 压电与声光, 2014, 36(6): 945-948.

(上接第 49 页)

参考文献

- [1] 程阳. MEMS 惯性器件误差分析与补偿方法研究[D]. 沈阳: 沈阳理工大学, 2015.
- [2] 邓科. 惯性稳定平台的建模分析与高精度控制[D]. 合肥: 中国科技大学, 2016.
- [3] 李振. 惯性导航定位系统数据处理技术的研究[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2007.
- [4] 汪立新, 朱战辉, 李瑞. 动态 Allan 方差改进算法及其在 FOG 启动信号分析中的应用[J]. 红外与激光工程, 2016, 45(7): 261-268.
- [5] 沈强, 刘洁瑜, 王杰飞, 等. MEMS 陀螺仪随机误差的动态辨识[J]. 压电与声光, 2014, 36(6): 945-948.
- [6] 汪立新, 朱战辉, 黄松涛. 基于峭度和自适应滑动窗的陀螺动态特性分析方法[J]. 中国惯性技术学报, 2015, 23(4): 533-539.
- [7] 江钦龙, 董恩生, 罗沛清, 等. 基于 Shannon 熵的飞机交流发电机振动分析[J]. 计算机测量与控制, 2012, 20(2): 500-502.
- [8] 李彦苍, 彭扬. 基于信息熵的改进人工蜂群算法[J]. 控制与决策, 2015(6): 1121-1125.
- [9] CHENG X T, LIANG X G. Entropy and entropy analyses of heat pump systems[J]. Chinese Science Bulletin, 2013, 58(36): 4696-4702.
- [10] 苏欣, 孟晓风. 基于信息熵的自适应窗长 STFT 算法在 AFVISAR 中的应用[J]. 现代电子技术, 2011, 34(5): 90-93.