

导引头的 EMD-KF 组合滤波方法

赵振昊, 沈毅, 王冬明

(哈尔滨工业大学航天学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 在拦截大机动来袭目标时, 拦截弹视线角速度呈无规律的非线性变化, 导引头对自身测量信息滤波存在一定困难。针对这一背景本文提出一种基于经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)和卡尔曼滤波(Kalman filtering, KF)相结合的导引头滤波降噪方法, 发挥经验模态分解处理非平稳信号的自适应特性, 并通过卡尔曼估计削弱经验模态分解方法中“边界效应”的影响。仿真表明, 该方法对于具有强非线性特性的视线角速度信号有较好的自适应滤波效果。

关键词: 自适应性; 导引头; 经验模态分解; 卡尔曼理论

中图分类号: TP 391

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2011.08.34

EMD-KF filtering method for seeker

ZHAO Zhen-hao, SHEN Yi, WANG Dong-ming

(School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: While intercepting a highly maneuvering target, the interceptor has trouble in filtering the signal measured by the seeker due to the reason that the angular rate of the interceptor's sight line changes irregularly and nonlinearly. Therefore a novel de-noising approach, the empirical mode decomposition-Kalman filtering (EMD-KF) method, is proposed to solve this problem. This method which synthesizes the merits of both EMD and Kalman filtering, can filter the nonlinear signals adaptively while attenuating the end effect of EMD by applying Kalman estimation. Simulation results indicate that the proposed method has an adaptive filtering performance for the strongly nonlinear angular rate signal of the interceptor's sight line.

Keywords: adaptability; seeker; empirical mode decomposition(EMD); Kalman theory

0 引言

当前来自空中或外层空间的飞行器的机动能力不断加强, 其体积也进一步缩小。因此, 拦截弹必须有较强的探测和辨识能力, 而在末制导阶段, 弹目相对运动关系复杂, 视线角的变化毫无规律可循, 因此需要一种针对非线性、非平稳信号的滤波方法来解决上述问题^[1-2]。

目前通常采用的滤波方法多为卡尔曼滤波(Kalman filtering, KF)理论^[3]及其扩展形式^[4-5], 但它们或依赖线性模型或对需非线性模型进行线性化处理, 势必会对非线性信号的滤波效果带来不利影响。而现在最受国内外学者关注的粒子滤波理论^[6-7], 其效果则受样本容量的影响, 只有当所选样本的数量足够大时才能够逼近任何形式的概率密度分布, 而这样做将极大地增加该方法的运算量。此外, 重采样阶段会造成样本有效性和多样性的损失, 导致样本贫化现象, 这些不足从一定程度上限制了粒子滤波的应用。

本文综合运用经验模态分解方法(empirical mode decomposition, EMD)和KF理论, 提出一种EMD-KF组合滤波方法, 利用卡尔曼方法对EMD滤波序列进行端点沿拓, 并将EMD的滤波值代入卡尔曼递推方程中, 削弱EMD方法中“边界效应”以及针对强机动目标卡尔曼滤波的发散问题, 以实现对于导引头视线角速度这种非线性信号的自适应滤波。

1 EMD-KF 滤波方法

1.1 EMD 方法简介

1998年, 美国国家工程院院士黄锷提出了固有模态函数(intrinsic mode function, IMF)的概念和经验模态分解方法, 用于分析非平稳、非线性数据^[8]。通过EMD方法可以将任意信号分解为从高频到低频的具有物理可实现性的固有模态函数信号, 是一种专门适用于非平稳信号处理的方法。这一方法已在实际中得到了有效的应用, 并受到

收稿日期: 2010-06-26; 修回日期: 2011-04-28。

基金项目: 国家自然科学基金(60975009)资助课题

作者简介: 赵振昊(1980-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为导航、制导与控制。E-mail: zhenhao@126.com

越来越多的关注。

EMD 方法是将原信号分解为从高频到低频的 IMF,且分解出的各个 IMF 的频率高低是由信号本身的频率特性决定的,具有自适应的特性,因此适用于噪声形式未知的非平稳信号滤波。

在应用 EMD 方法时,有一个无法回避的问题,即在用极点拟合上下包络的时候,在两个端点附近就会出现包络失真问题,造成计算上的不准确,这种现象被称为“边界效应”^[9]。而且随着求取 IMF 阶次的升高,迭代的次数不断增加,“边界效应”还会传播到信号内部,进一步影响 EMD 分解的质量,使分解出的 IMF 失去了实际的物理意义。而在对目标进行跟踪滤波时,人们所关心的是目标最新的状态,恰恰是信号序列的边界值,正是这个原因限制了 EMD 在机动目标跟踪滤波中的应用。

对于“边界效应”,国内外学者提出了许多解决办法^[10-12],但效果并不理想。本文针对导引头视线角速度信号这一特定的背景,应用卡尔曼理论对量测数据进行了端点沿拓,削弱“边界效应”的影响,使应用 EMD 方法对视线角速度信号进行滤波降噪成为可能。

1.2 EMD-KF 滤波器设计

卡尔曼滤波是一种高效率的递推线性最小方差估计,只要获知上一时刻状态的估计值以及当前状态的观测值就可以根据线性最小方差原则求出系统的最优估计。

设离散时间线性系统的状态方程和观测方程为

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{F}(k+1, k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{G}(k+1, k)\mathbf{w}(k) \\ \mathbf{y}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k) \end{cases} \quad (1)$$

式中, $\mathbf{x}(k)$ 为 n 维目标状态向量; $\mathbf{y}(k)$ 为 m 维系统量测向量; $\mathbf{w}(k)$ 为 r 维状态噪声; $\mathbf{v}(k)$ 为 m 维量测噪声; $\mathbf{F}(k+1, k)$ 为 $n \times n$ 维状态转移矩阵; $\mathbf{G}(k+1, k)$ 为 $n \times r$ 维输入矩阵; $\mathbf{H}(k)$ 为 $m \times n$ 维观测矩阵; 状态噪声 $\mathbf{w}(k)$ 和量测噪声 $\mathbf{v}(k)$ 为互不相关的高斯白噪声序列。

根据卡尔曼滤波理论可知对于方程(1)所示的离散时间系统,其基本滤波方程如下。

状态预测:

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1|k) = \mathbf{F}(k+1, k)\hat{\mathbf{x}}(k|k) \quad (2)$$

状态估计:

$$\mathbf{x}(k+1|k+1) = \hat{\mathbf{x}}(k+1|k) + \mathbf{K}(k+1) \cdot [\mathbf{z}(k+1) - \mathbf{H}(k+1)\hat{\mathbf{x}}(k+1|k)] \quad (3)$$

滤波增益:

$$\mathbf{K}(k+1) = \mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{H}^T(k+1)[\mathbf{H}(k+1) \cdot \mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{H}^T(k+1) + \mathbf{R}(k+1)]^{-1} \quad (4)$$

预测误差协方差矩阵:

$$\mathbf{P}(k+1|k) = \mathbf{F}(k+1, k)\mathbf{P}(k|k) \cdot \mathbf{F}^T(k+1, k) + \mathbf{G}(k+1, k)\mathbf{Q}(k)\mathbf{G}^T(k+1, k) \quad (5)$$

估计误差协方差矩阵:

$$\mathbf{P}(k+1|k+1) = \mathbf{P}(k+1|k) -$$

$$\mathbf{K}(k+1)\mathbf{H}(k+1)\mathbf{P}(k+1|k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k+1)\mathbf{H}(k+1)]\mathbf{P}(k+1|k) \quad (6)$$

在线性高斯条件下,卡尔曼滤波器是在理论上最优的,可以精确的计算而不用近似逼近。

比较 EMD 和 KF 两种方法可以发现:EMD 方法具有良好的自适应性和鲁棒性,而 KF 则具有一定的预测和估计能力。因此,本文基于上述两种方法的优点,针对机动形式未知的强机动目标,提出了一种 EMD-KF 组合滤波方法,取得了良好的滤波效果。

EMD-KF 组合滤波方法需要一定的历史数据支持。首先在 t 时刻积累一定长度的量测数据序列 $\{y(i)\} (i=1, \dots, n)$, 其中 i 为采样时刻,越陈旧的数据序号越大, $y(1)$ 表示当前时刻的测量值。根据卡尔曼理论的预测方程(2)可以推断出下一时刻系统的状态 $y(0)$, $y(0)$ 与之前的量测数据构成新的数据序列,此时数据序列长度为 $n+1$,当前时刻的测量值 $y(1)$ 已不是边界点了。

由于 EMD 方法的“边界效应”会不断向数据序列内部侵蚀,仅外延一个数据是不够的,因此可以在新数据序列的每一个数据之间均匀分布 j 个插值点, j 的数值和插值方法可以根据系统采样周期、计算机的计算能力来确定,这样就构成了可用于滤波的序列 $\{x(i)\} (i=0, \dots, n \times (j+1))$ 。

之后,应用 EMD 方法对序列 $\{x(i)\}$ 进行分解,可得到多个 IMF,再用信号减去含有噪声信号的 IMF 之后就得到了最终滤波之后的信号序列,该信号序列中第 $j+2$ 个点的滤波值即为当前时刻的滤波值。

在 $t+1$ 时刻,将系统 t 时刻的滤波值作为系统状态的后验估计,结合 $t+1$ 时刻的测量值,重新代入卡尔曼方程组(式(2)~式(6))中进行运算,得到系统状态在当前时刻的卡尔曼滤波估计值 $\hat{\mathbf{x}}(t+1|t+1)$,并根据该值由方程(2)求出下一时刻系统状态的预测值 $\hat{\mathbf{x}}(t+2|t+1)$ 。更新量测数据序列 $\{y(i)\} (i=1, \dots, n)$,加入 $t+1$ 时刻的测量值,将原数据序列中最陈旧的测量值剔除,量测数据序列 $\{y(i)\}$ 的数据长度仍然为 n ,此时的 $y(1)$ 为 $t+1$ 时刻的测量值, $y(2)$ 为 t 时刻的测量值,以此类推。令 $y(0) = \hat{\mathbf{x}}(t+2|t+1)$,对新数据序列 $\{y(i)\} (i=0, 1, \dots, n)$ 重复刚才的处理就能得到 $t+1$ 时刻的滤波值,这样在接下来的每一个时刻都进行上述的操作就实现了导引头的实时滤波。

需要指出的是,由于噪声分布和目标机动形式的不同,包含有噪声信号的 IMF 的阶次也是不同的。甚至对于噪声分布和机动形式相同的目标,由于采样数据长度的限制,包含有噪声信号的 IMF 的阶次也是在不断变化的,因此在滤波过程中需要引入决策机制加以判断。

在研究中发现以下两种决策方法都可以取得较好的效果:一种是根据频率来判断:即检验在原信号减去不同阶次 IMF 后,所剩信号的极点个数,当其小于所设定的阈值时,则认为此时的信号为合理的滤波后信号;另一种是根据幅值来判断:一般来说和目标的机动能力相比,噪声的能量较

低。比较不同阶次 IMF 内的能量,小于设定阈值的都视为噪声信号。

1.3 算法步骤

EMD-KF 组合滤波方法具体步骤描述如下:

步骤 1 在 t 时刻,获取量测数据序列 $\{y(i)\} (i=1, \dots, n)$;

步骤 2 根据卡尔曼预测方程推断出下一时刻系统的状态 $y(0)$;

步骤 3 在新的数据序列 $\{y(i)\} (i=0, \dots, n)$ 中每一个数据之间均匀分布 j 个插值点,生成滤波序列 $\{x(i)\}, i=0, \dots, n \times (j+1)$;

步骤 4 应用 EMD 方法对序列 $\{x(i)\}$ 进行分解,选取包含噪声的 IMF 并予以剔除,得到当前时刻的滤波值;

步骤 5 在 $t+1$ 时刻,将 t 时刻所得滤波值作为系统状态的后验估计,结合 $t+1$ 时刻的测量值,通过卡尔曼方程得到系统状态在当前时刻的估计值以及下一时刻的预测值;

步骤 6 更新数据序列 $\{y(i)\} (i=0, 1, \dots, n)$,重复步骤 3~步骤 6 操作,达到实时滤波的目的。

2 仿真验证

根据末制导阶段弹目相对运动关系以及导引头的工作原理,在仿真程序中截取时长为 2 s 的导引头视线角速度测量信号,该信号中含有方差为 $1(^{\circ})/s$ 的高斯白噪声,导引头测量周期为 10 ms,测量信号和实际的视线角速度如图 1 所示。

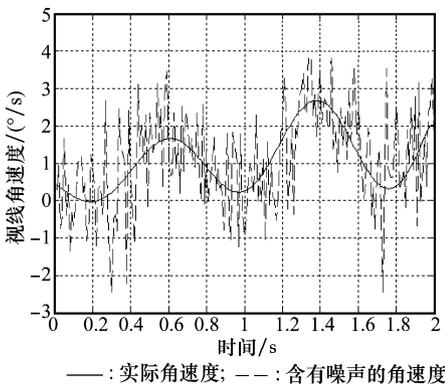


图 1 导引头的视线角速度测量信号

应用本文所提方法对该信号进行滤波处理,选取滤波序列中元素个数为 100,插值点个数为 8。由于 EMD-KF 滤波方法需要一定历史数据参与运算,因此导引头需要提前开启,最初的测量数据序列由导引头在中制导末段采集得到。将滤波结果与卡尔曼滤波的结果进行比较,二者对比如图 2 和图 3 所示。

可以看出,EMD-KF 方法比卡尔曼方法的滤波输出更加接近真值,以本节仿真中所述情况为例,采用 EMD-KF 方法滤波的标准差为 0.331 9,而采用卡尔曼方法滤波的标准差为 0.512 9。

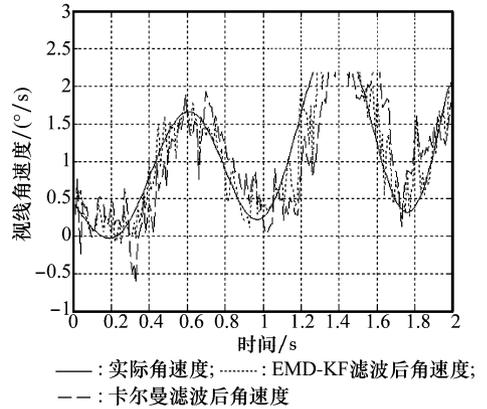


图 2 EMD-KF 方法与 KF 方法效果对比

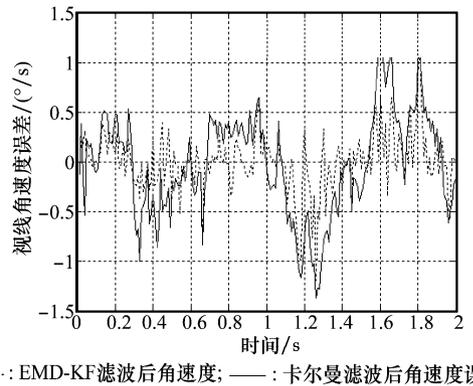


图 3 EMD-KF 方法与 KF 方法误差对比

需要指出的是在末制导阶段,视线角速度受目标机动方式、导弹导引规律、弹目相对速度和各自过载能力等因素影响,其变化趋势也是多种多样的,本节的仿真只是为了验证本章所提 EMD-KF 方法的有效性,选取了一条比较有代表性的视线角速度曲线加以比较。通过大量的仿真实验发现当目标不机动或机动能力较弱时,视线角变化相对平稳,此时卡尔曼滤波方法也有很好的效果,与 EMD-KF 方法相差不多,有时甚至可以略好于 EMD-KF 方法;但随着目标机动能力的加强,视线角速度变化加剧,EMD-KF 方法的优势逐渐明显,这主要是由于 KF 方法的滤波效果依赖于滤波模型的准确程度,当弹目相对运动剧烈时,人们很难通过事先建立精确模型的方法来描述视线角的变化规律,所以造成 KF 方法滤波效果的下降,而 EMD 方法在分解非平稳信号时具有自适应性,其效果对信号的变化程度并不敏感,因此使得 EMD-KF 组合滤波方法具有更好的稳定性。

3 结论

本文针对具有非线性、非平稳特性的导引头视线角速度信号,提出一种基于经验模态分解和卡尔曼理论的 EMD-KF 组合滤波降噪方法。该方法发挥经验模态分解处理非平稳信号的自适应性,并通过卡尔曼预测估计削弱了数据处理过程中“边界效应”的影响,对于具有强非线性

特性的视线角速度信号有着较好的滤波效果。同时仿真显示在应对非线性程度不同的视线角速度信号时滤波器输出精度保持了较好的稳定性。

不过,相比 KF 方法,EMD-KF 滤波方法计算量较大,加之需要提前采集一定量的数据,所以对导引头的综合性能有较高的要求,这一点在该方法的应用中需要予以注意。

参考文献:

- [1] Prashant V, Tiwari P K, Bhattacharjee R N, et al. Radio frequency seeker modeling and seeker filter design[J]. *Defence Science Journal*, 2005,55(3):337-348.
- [2] Sadhu S, Ghoshal T K. Proportional integral observer based input estimation approach for seeker filtering[J]. *Journal of the Institution of Engineers (India), Electrical Engineering Division*, 2005,86(9):136-141.
- [3] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. *Journal of Basic Engineering*, 1960,82(D):35-45.
- [4] 蒋宏,宋龙,任章.非全测状态下的机动目标跟踪[J].系统工程与电子技术,2007,29(2):197-200. (Jiang H, Song L, Ren Z. Maneuvering target tracking under non-all measurement information[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2007,29(2):197-200.)
- [5] Julier S J, Uhlmann J K, Durrant W, et al. A new approach for filtering nonlinear systems[C]//*Proc. of the American Control Conference*, 1995:1628-1632.
- [6] Gordon N J, Shalmond D J, Smith A F M. Novel approach to non-linear/non-Gaussian Bayesian state estimation[J]. *IEE Proceeding F: Radar and Signal Processing*, 1993,140(2):107-113.
- [7] Crisan D, Doucet A. A survey of convergence results on particle filtering methods for practitioners[J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2002,50(3):736-746.
- [8] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[C]//*Proc. of the Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1998:903-995.
- [9] Huang D J, Zhao J P, Su J L. Practical implementation of Hilbert-Huang transform algorithm [J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2003,22(1):1-14.
- [10] Cheng J S, Yu D J, Yang Y. Research on the problem of the end effect of empirical mode decomposition [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2005,24(6):40-42.
- [11] 许宝杰,张建民,徐小力,等.抑制 EMD 端点效应方法的研究[J].北京理工大学学报,2006,26(3):196-200. (Xu B J, Zhang J M, Xu X L, et al. A study on the method of restraining the ending effect of empirical mode decomposition[J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2006,26(3):196-200.)
- [12] 黄先祥,李胜朝,谢建.新型经验模式分解端点效应消除方法[J].机械工程学报,2008,44(9):1-5. (Huang X X, Li S C, Xie J. New approach to dealing with the end effect of empirical mode decomposition[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2008,44(9):1-5.)