

神经网络校正的 EKF 在高超声速目标跟踪中的应用

周延延, 王 柯, 高育鹏, 李小兵

(空军工程大学防空反导学院, 陕西西安, 710051)

摘要 针对临近空间高超声速目标高度非线性、强耦合、高机动、时变参数、和独特气动特性等特点,综合运用军事运筹学理论与方法、系统建模技术、神经网络技术以及计算机仿真等,提出基于神经网络校正的扩展卡尔曼滤波(EKF)算法,并在高超声速目标跟踪中进行了应用研究。采取神经网络的学习能力来克服卡尔曼滤波发散问题,通过卡尔曼滤波后加一级误差处理环节使滤波收敛。仿真结果表明:该算法在目标发生较大机动时仍能保持较高的跟踪精度。

关键词 神经网络校正;卡尔曼滤波;高超声速目标;目标跟踪

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2014.06.007

中图分类号 TP183 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2014)06-0032-04

Application of Neural Network-aided Kalman Filtering Technique in Target Tracking of Hypersonic Vehicle

ZHOU Yan-yan, WANG Ke, GAO Yu-peng, LI Xiao-bing

(Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: Aiming at the characteristics of nonlinearity, strong coupling and maneuvering, parameter variety and unique aerodynamics and so on in hypersonic vehicle, the method of neural network aided Kalman filtering for the near space hypersonic vehicle is proposed, and be applied to study of hypersonic target tracking by synthetically applying military operational research theory and method, system modeling technique, neural network technique and computer simulation technique, etc. The basic thought is making use of study capability of BP neural network to overcome the divergence problem in extended Kalman filter. After the extended Kalman filter, adding an error processing section makes filter concentrated. The simulation study shows that the algorithm is better than ones by extended Kalman filter. The Algorithm will have certain reference in target interception of hypersonic vehicle in Near Space.

Key words: neural network aiding; Kalman filter; hypersonic vehicle; target tracking

高超声速目标具有全球实时侦察、快速部署、远程精确打击、攻击目标范围广等特点,具有极高的军事应用价值,是当今世界各国武器研制的热点和焦点。其中,高超声速目标跟踪和轨迹估计是反临近

空间作战任务规划和作战管理的一项重要内容。研究高超声速目标的目标跟踪,一方面有助于提高作战防御系统中拦截弹的作战效果,另一方面,有助于有针对性地选择预防手段^[1]。

收稿日期: 2013-12-20

作者简介: 周延延(1976—),女,陕西西安人,讲师,硕士,主要从事系统建模与仿真研究.E-mail:zhouyanyan1226@163.com

引用格式: 周延延,王柯,高育鹏,等.神经网络校正的 EKF 在高超声速目标跟踪中的应用[J].空军工程大学学报:自然科学版,2014,15(6):32-35. ZHOU Yanyan, WANG Ke, GAO Yupeng, et al. Application of neural network-aided kalman filtering technique in target tracking of hypersonic vehicle[J]. Journal of air force engineering university: natural science edition, 2014, 15(6): 32-35.

目前, IMM(Interacting Multiple Model, IMM) 算法是高超声速目标跟踪常用的一种算法^[2], 其关键是如何选择目标运动模型使其能较准确地反映目标的实际机动情况。文献[3]提出针对 IMM 的改进算法, 将转弯模型引入 IMM 中, 但只在转弯率与实际情况最相近的情况下才能较好的滤波。文献[4]提出了一种基于不敏卡尔曼滤波的目标跟踪算法, 有着较好的跟踪性能, 但比例常数 C 的确定以及与其他算法的交互问题还有待进一步研究。

本文从建立高超声速目标运动学模型入手, 提出了基于神经网络校正的扩展卡尔曼滤波算法进行目标跟踪研究。

1 模型的建立

高超声速目标模型的建立是对其进行运动学特性分析以及目标轨迹估计的基础^[5]。

1.1 目标状态方程

目标状态向量包括3个位置(x, y, z)和3个速度(v_x, v_y, v_z), 记为: $X = [x \ v_x \ y \ v_y \ z \ v_z]^T$, 其动态方程是非线性的, 可表示为:

$$\begin{cases} \dot{x} = v_x + \delta v_x \\ \dot{v}_x = \frac{F_x}{m} + \delta a_x \\ \dot{y} = v_y + \delta v_y \\ \dot{v}_y = \frac{F_y}{m} + \delta a_y \\ \dot{z} = v_z + \delta v_z \\ \dot{v}_z = \frac{F_z}{m} + \delta a_z \end{cases} \quad (1)$$

以巡航段为例, 合外力表达式为:

$$\begin{cases} F_x = P \frac{x}{\sqrt{x^2 + y^2}} - \frac{1}{2} \rho v^2 \left(\frac{v_x}{v} \alpha_D + \frac{v_y}{v_g} \alpha_S + \frac{v_x v_z}{v v_g} \alpha_L \right) \\ F_y = P \frac{y}{\sqrt{x^2 + y^2}} + \frac{1}{2} \rho v^2 \left(-\frac{v_y}{v} \alpha_D + \frac{v_x}{v_g} \alpha_S - \frac{v_y v_z}{v v_g} \alpha_L \right) \\ F_z = P \frac{z}{\sqrt{x^2 + y^2 + z^2}} + \frac{1}{2} \rho v^2 \left(-\frac{v_z}{v} \alpha_D + \frac{v_g}{v} \alpha_L \right) - mg \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\delta v_x, \delta v_y, \delta v_z$ 分别为3个方向速度的噪声信号; $\delta a_x, \delta a_y, \delta a_z$ 分别为3个方向加速度的噪声信号, 均为零均值白噪声; $v_g = \sqrt{v_x^2 + v_y^2}$; $v = \sqrt{v_x^2 + v_y^2 + v_z^2}$; $\alpha_D, \alpha_S, \alpha_L$ 分别为空气阻力、侧向力、升力的气动系数, 取值可通过拟合公式得到; P 为超燃冲压发动机推力。

1.2 雷达观测模型

雷达观测模型用观测距离 R 、方位角 A 和高低角 E 3个参数描述。 R 为雷达到目标的距离, A 为雷达与目标连线在雷达站当前水平面内投影与正北向夹角, E 为雷达到目标连线与雷达站当前水平面的夹角。建立雷达观测模型为:

$$\begin{cases} R = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} + n_R \\ A = \arctan(x/y) + n_A \\ E = \arctan(z/\sqrt{x^2 + y^2}) + n_E \end{cases} \quad (3)$$

式中, n_R, n_A, n_E 为观测噪声, 与雷达的性能有关, 假设观测噪声为高斯白噪声。

2 BP神经网络校正后的扩展卡尔曼滤波

2.1 扩展卡尔曼滤波

目前, 弹道滤波及预测算法中广泛采用扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)。其基本思路是应用最小方差估计原理, 根据状态方程和观测方程逐点递推计算弹道参数^[6]。其预测方程和观测方程分别为:

$$\dot{X}(k+1|k) = F(k, X(k/k)) + W(k) \quad (4)$$

$$Z(k+1) = H(k+1)X(k+1) + N(k) \quad (5)$$

式中, $W(k)$ 和 $V(k)$ 分别为过程噪声和观测噪声。

EKF 滤波公式如下:

状态预测为:

$$\begin{aligned} X(k+1|k) &= X(k/k) + f[X(k/k)]\Delta t + \\ &\quad \frac{1}{2} F[X(k/k)] \cdot f[X(k/k)]\Delta t^2 \end{aligned} \quad (6)$$

式中: $f[X(k/k)] = \frac{\partial X(k/k)}{\partial t} /_{t=t_k}$; $F[X(k/k)] = \frac{\partial f(X)}{\partial X} /_{X=X(k/k)}$ 。

预测协方差阵为:

$$P(k+1/k) = \Phi(k+1/k)P(k/k)\Phi^T(k+1/k) + Q(k) \quad (7)$$

式中: $\Phi(k+1/k) \approx I + F[X(k/k)]\Delta t$ 。

残差协方差阵为:

$$S(k+1) = H(k+1)P(k+1/k)H^T(k+1) + N(k+1) \quad (8)$$

式中 $H(k+1) = \frac{\partial H}{\partial X} /_{X=X(k+1/k)}$ 。

滤波卡尔曼增益矩阵为:

$$K(k+1) = P(k+1/k)H^T(k+1)S^{-1}(k+1) \quad (9)$$

状态更新为:

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{X}}(k+1/k+1) &= \hat{\mathbf{X}}(k+1/k) + \\ &\mathbf{K}(k+1)[\mathbf{Z}(k+1) - \hat{\mathbf{Z}}(k+1/k)] \\ \hat{\mathbf{Z}}(k+1/k) &= \mathbf{H}[\hat{\mathbf{X}}(k+1/k)]\end{aligned}\quad (10)$$

式中 $\mathbf{Z}(k+1)$ 为第 $k+1$ 次测量矢量。

滤波误差协方差阵更新为:

$$\mathbf{P}(k+1/k+1) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k+1)\mathbf{H}(k+1)]\mathbf{P}(k+1/k) \quad (11)$$

给定初值 $\hat{\mathbf{X}}(1|1)$, $\mathbf{P}(1|1)$, 根据以上公式就构成了 EKF 的整个滤波过程。经过每一次滤波更新后, $\hat{\mathbf{X}}(k+1/k+1)$ 即为高超声速目标在雷达坐标系下的状态估计值。

扩展卡尔曼滤波过程的算法流程图见图 1。

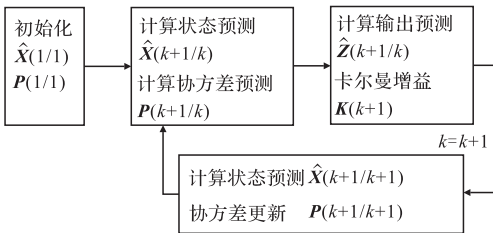


图1 滤波过程算法流程图

Fig.1 Algorithm flow chart of filtering process

扩展卡尔曼滤波结果的好坏与过程噪声和观测噪声的统计特性以及状态初始条件等因素有关,实际上这些量未知,在滤波时仅仅是进行一定的假设,如果假设的模型和真实模型比较相符,则滤波结果就会和真实值很相近,而且随着滤波时间的增长,二者之间的差值会越来越小。当目标不发生机动或者发生较小机动时,扩展卡尔曼滤波方法可以较好的解决诸如高超声速目标这类非线性系统的跟踪和估计问题。但机动是目标运动不可预测的变化,本质上是一种非线性现象,当目标作机动飞行时,这样就会出现滤波发散现象,跟踪性能大大降低^[7-9]。

2.2 神经网络校正的卡尔曼滤波

神经网络校正的卡尔曼滤波的基本思想是采取神经网络的学习能力以及鲁棒性来克服卡尔曼滤波发散问题,实质上是辨识目标的机动性,利用神经网络对卡尔曼滤波结果进行修正。由于神经网络能够实现从 n 维输入空间到 m 维输出空间的高度非线性映射,因此可以将神经网络的学习机理应用到卡尔曼滤波器中,构成一种混合滤波器。这种算法将神经网络的学习能力和卡尔曼滤波器的估计能力有效结合,可以大大地提高目标的跟踪精度。

当目标发生机动时,采用传统的扩展卡尔曼滤波算法对弹道进行预测,误差会很大,这样,可以把能直接影响 Kalman 滤波估计误差的参数作为神经网络的输入。网络经过样本训练后,把网络的输出 $\Delta\mathbf{X}(k+1)$ 与经过 Kalman 滤波得到的结果 $\hat{\mathbf{X}}(k+1/k+1)$

1) 相加,便可得到精度更高的校正后的结果。BP 神经网络校正的 Kalman 滤波原理框图^[10]见图 2。

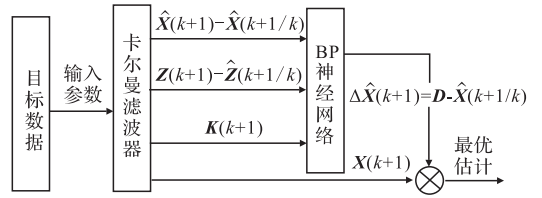


图2 BP神经网络校正Kalman滤波的原理框图

Fig.2 Functional block diagram of neural network-aided Kalman filtering

3 高超声速目标轨迹估计仿真分析

3.1 仿真环境与参数设定

假定雷达采样周期 $T = 5$ s, 高超声速飞行器质量 $m = 816.5$ kg, 高度 $h = 30$ km, 状态初值以下列形式给出: $\mathbf{X}_0 = [1.0 \text{ km} \quad 1.5 \text{ km/s} \quad 30.0 \text{ km} \quad 1.0 \text{ km/s} \quad 1.0 \text{ km} \quad 0.0 \text{ m/s}]^T$ 。利用前 2 个时刻的观测值, 即观测值 $z(0)$, $z(1)$ 来确定 $\hat{\mathbf{X}}(1)$, 假设各噪声采样之间相互独立, 初始误差的协方差矩阵为 $\mathbf{P}(1) = E[(\mathbf{X}(1) - \hat{\mathbf{X}}(1))(\mathbf{X}(1) - \hat{\mathbf{X}}(1))^T]$; 假定观测距离方差 $\sigma_R = 500$ m, 方位角方差、高低角方差 $\sigma_A = \sigma_E = 0.1 \times 10^{-3}$ rad。

神经网络采用 3 层 BP 神经网络, 该仿真实验中, 卡尔曼估计状态为 6 维, 残差为 3 维, 增益为 6×3 维, 网络的输入是 27 维矩阵, 这里取隐层神经元数量为 80, 学习函数使用默认的梯度下降动量学习函数, 训练函数使用动量及自适应 lrBP 的梯度递减训练函数, 训练次数为 500 次, 精度要求为 0.001。

3.2 仿真分析

仿真步骤如下: 由状态(预测)方程得到目标轨迹; 由观测点拟合得到观测轨迹; 通过卡尔曼滤波算法得到预测轨迹; 通过神经网络校正卡尔曼滤波算法得到预测轨迹。仿真曲线见图 3~图 4。

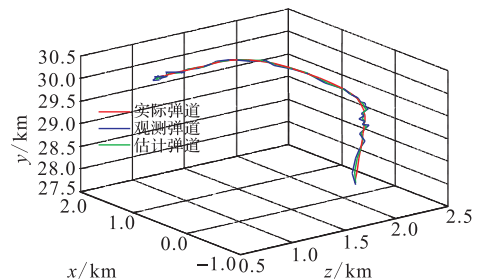


图3 目标实际轨迹、观测轨迹、估计轨迹

Fig.3 Trajectory of target observation trajectory and estimation trajectory

仿真计算结果表明, 2 者估计精度均满足要求。由图 3 和图 4 可以看出, 通过神经网络校正卡尔曼

滤波算法得到的预测轨迹更加光滑,相对误差明显减小。当目标转弯时,相当于目标发生机动,卡尔曼滤波对目标的跟踪发生较大的偏差,如果目标作跳跃式飞行,采用单纯的卡尔曼滤波将会出现更大的误差;而采用神经网络校正的卡尔曼滤波算法在目标转弯时仍能保持较高的跟踪精度。

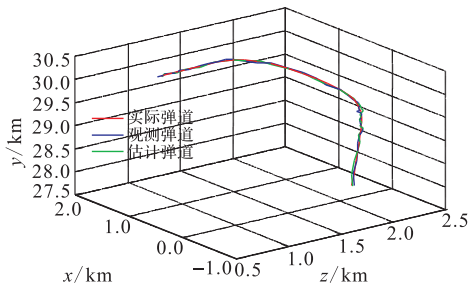


图4 目标实际轨迹、观测轨迹、估计轨迹(EKF+BP)

Fig.4 Trajectory of target observation trajectory and estimation trajectory based on neural network-aided

扩展卡尔曼滤波和神经网络校正的卡尔曼滤波这2种算法在 x 方向上的预测误差见图5。

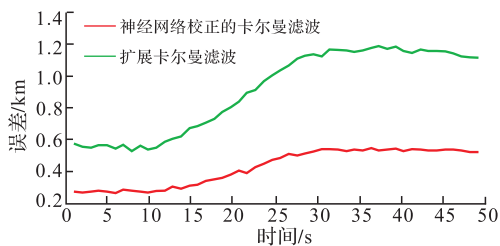


图5 高超声速飞行器轨迹 x 方向的预测误差

Fig.5 Prediction error curve of hypersonic vehicle in x direction

可以看出:前者算法在目标发生机动转弯之前的跟踪误差大约在0.6 km左右,在发生转弯后跟踪精度明显下降,最大误差达到1.2 km左右;而后者算法的跟踪误差始终保持在0.2 km至0.6 km之间。因此,用神经网络校正卡尔曼滤波的方法较扩展卡尔曼滤波方法精度高,鲁棒性好。

3 结语

本文仅仅对高超声速巡航式飞行器的弹道预测作了一定的研究,后续可以对高超声速跳跃式飞行器进行周跳弹道特性分析以及弹道预测研究。对于高超声速飞行器的跟踪、轨迹预测问题还可以采用卡尔曼粒子滤波算法等解决。

参考文献(References):

[1] 杨皓云,贺正洪,汪云.TBM弹道预测及其误差分析[J].空军工程大学学报:自然科学版,2013,14(2):44-47.
YANG Haoyun, HE Zhenghong, WANG Yun. Research on

trajectory prediction and error analysis of TBM[J].Journal of air force engineering university:natural science edition,2013,14(2):44-47.(in Chinese)

- [2] 关欣,赵静,张政超,等.一种可行的高超声速飞行器跟踪算法[J].电讯技术,2011,51(8):80-84.
GUAN Xin,ZHAO Jing,ZHANG Zhengchao, et al.A feasible tracking algorithm for hypersonic aircrafts[J].Telecommunication engineering,2011,51(8):80-84.(in Chinese)
- [3] 陆晶莹.高速高机动目标 IMM 跟踪算法研究[D].南京:南京理工大学,2010.
LU Jingying. Research of IMM tracking algorithm on high speed and high maneuvering targets[D].Nanjing:Nanjing university of science and technology,2010.(in Chinese)
- [4] 李昌玺,毕红葵,王红.一种临近空间高超声速目标跟踪算法[J].航天电子对抗,2012,28(4):10-13.
LI Changxi,BI Hongkui,WANG Hong.A target tracking algorithm for hypersonic aircraft in near space[J].Aerospace electronic warfare,2012,28(4):10-13.(in Chinese)
- [5] Doolan C J.Hypersonic missile performance and sensitivity analysis[J].Journal of spacecraft and rockets,2007,44(1):81-87.
- [6] 任桂和,彭冬亮,薛安克.基于雷达与红外传感器量测融合的改进 EKF 算法[J].火力与指挥控制,2010,35(3):14-17.
REN Guihe,PENG Dongliang,XUE Anke.An improved EKF algorithm based on measurement fusion for radar and infrared sensor[J].Fire control & command control,2010,35(3):14-17.(in Chinese)
- [7] Fiorentini L,Serrani A,Bolender M A.Nonlinear robust adaptive control of flexible air-breathing hypersonic vehicles[J].Journal of guidance control and dynamics,2009,32(2):401-416.
- [8] Bolender M A,Doman D B.Nonlinear longitudinal dynamical model of an air-breathing hypersonic vehicle[J].Journal of spacecraft and rockets,2007,44(2):374-387.
- [9] Hao Zhou.Optimization of glide trajectory for a hypersonic vehicle[J].Journal of Beijing university of aeronautics and astronautics,2006,32(5):513-517.
- [10] 黎新,虞亮.神经网络辅助卡尔曼滤波技术在雷达目标跟踪中的应用研究[J].中国民航飞行学院学报,2009,20(6):3-6.
LI Xin,YU Liang.Application of neural network-aided Kalman filtering technique in radar target tracking[J].Journal of civil aviation flight university of China,2009,20(6):3-6.(in Chinese)

(编辑:田新华)