

基于CKF的自适应网格交互式多模型

张雪影, 蔡宗平, 卫浩
(火箭军工程大学, 西安 710025)

摘要: 针对非线性系统中的目标跟踪问题,在机动转弯模型的基础上提出容积卡尔曼滤波(CKF)与自适应网格(AG)思想相结合的变结构多模型(VSMM)算法,即基于CKF的自适应网格交互式多模型算法(CKF-AGIMM)。该算法将CKF作为滤波器,利用网格中心和网格最小间距的调整对转弯模型集进行自适应变化以有效跟踪目标。与基于容积卡尔曼滤波的交互式多模型算法(IMMCKF)进行了仿真对比。实验结果表明,在未增加运行时间的情况下,该算法相比于IMMCKF算法有更高的跟踪精度与稳定性。

关键词: 目标跟踪; 容积卡尔曼滤波; 自适应网格; 交互式多模型; 变结构多模型

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2017)06-0019-04

CKF Based Adaptive Grid Interacting Multiple Model Algorithm

ZHANG Xue-ying, CAI Zong-ping, WEI Hao
(Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

Abstract: To the issue of target tracking in nonlinear system, a Variable Structure Multiple Model (VSMM) algorithm combining Cubature Kalman Filter (CKF) with Adaptive Grid (AG) is proposed based on the turning model, which is called CKF-AGIMM algorithm. The algorithm uses CKF as a filter, and adjusts the turning model set adaptively by using grid center and the minimum distance between grids, so as to effectively track the targets. Simulation is made for comparison with the IMM based on CKF (IMMCKF). The simulation results show that the proposed algorithm can improve the tracking accuracy and stability without increasing the running time.

Key words: target tracking; cubature Kalman filter; adaptive grid; interacting multiple model; variable structure multiple model

0 引言

在雷达跟踪目标时,当目标的运动形式呈现多样化,单一的运动模型已经不足以准确描述其运动状态,多模型算法^[1](Multiple Model, MM)应运而生。多模型算法的发展历经了3代^[2]。第1代多模型由MAGILL和LAINIOTIS提出,相比于单模型,当选择的模型集能覆盖所有运动形式时滤波效果可达到最优,但是显著的缺点是无法全面选择合适模型,且模型较多时跟踪效率低下,模型之间缺少交互作用^[3]。第2代多模型由BLOM和BAR-SHALOM^[4-6]提出,即基于马尔可夫转

移概率的交互式多模型算法(IMM),其最显著的特点是各滤波器在工作时存在交互作用。前两代多模型算法都是选择固定个数的模型集,属于固定结构多模型(FSMM)。在实际情况中,不可能提前预知目标的准确运动状态并选择合适的模型集,如果增加模型数量又会带来庞大的计算量,且还有可能影响跟踪性能。第3代多模型算法被称为变结构多模型(VSMM),具有可变结构的特点,能自适应地选择适合的运动模型以适应外部环境^[7]。VSMM常用的模型集合自适应(MSA)方法主要有有向图切换(DS)、激活有向图(AD)及自适应网格(AG)3种方法^[2]。文献[8]利用自适应网格方法,提出基于机动转弯目标的自适应交互式多模型算法,并与传统的固定结构多模型进行实验对比。

在处理非线性问题时,多模型算法中常用的滤波

收稿日期:2016-05-27

修回日期:2016-06-23

基金项目:国家自然科学基金(61174207,61501471)

作者简介:张雪影(1993—),女,安徽临泉人,硕士生,研究方向为雷达目标跟踪。

器为扩展卡尔曼滤波(EKF),其利用一阶泰勒展开来近似线性化处理,计算量大、精度差,且强非线性条件下滤波甚至会发散^[9]。无迹卡尔曼滤波(UKF)利用 $2n+1$ 个Sigma点来逼近分布函数,提高了滤波精度,但是对于参数的设计要求较高,且在高维状态时有可能出现滤波不稳定^[10]。近年,由 ARASARATNAM 和 HAYKIN 提出的容积卡尔曼滤波算法(CKF)依靠一组等权值的容积点来求解贝叶斯问题,没有复杂的运算,且精度高、稳定性好,相比于 UKF 运行时间也有所缩短。文献[3]中结合自适应网格思想,提出了一种基于 UKF 的自适应网格交互式多模型算法。

本文提出一种基于 CKF 的自适应网格交互式多模型算法,即 AGIMMCKF 算法。在机动转弯模型基础上进行算法跟踪性能的验证,并与基于 CKF 的交互式多模型算法做对比,证明了该自适应算法的优越性。

1 系统模型

考虑非线性系统为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \Phi \mathbf{x}_{k-1} + \Gamma \mathbf{V}_{k-1} \\ \mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k) + \mathbf{W}_k \end{cases} \quad (1)$$

式中: \mathbf{x}_k 表示状态向量; \mathbf{z}_k 表示量测向量; Φ 表示状态转移矩阵; $h(\cdot)$ 表示系统的量测函数; \mathbf{V}_{k-1} 与 \mathbf{W}_k 表示均值是零的高斯白噪声,且相互独立。

2 AGIMMCKF 算法

2.1 算法流程

AGIMMCKF 算法共有 5 个主要步骤,是在传统的 IMM 算法基础上,融入了 CKF 滤波方法以及 AG 思想。

1) 输入交互。

初始状态估值的输入交互为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}^j = \sum_{i=1}^N \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}^i \mathbf{u}_{k-1,i|j} \quad (2)$$

计算混合概率

$$\mathbf{u}_{k-1,i|j} = \frac{1}{\bar{C}_j} \pi_{ij} \mu_{k-1}(i) \quad (3)$$

$$\bar{C}_j = \sum_{i=1}^N \Pi \mu_{k-1}(i) \quad (4)$$

计算协方差

$$\tilde{\mathbf{x}}_{k-1|k-1,ij} = \mathbf{x}_{k-1|k-1,i} - \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1,j} \quad (5)$$

$$\mathbf{P}_{k-1|k-1}^j = \sum_{i=1}^N \mathbf{u}_{k-1,i|j} [\mathbf{P}_{k-1|k-1}^i - \tilde{\mathbf{x}}_{k-1|k-1,ij} \tilde{\mathbf{x}}_{k-1|k-1,ij}^T] \quad (6)$$

2) CKF 滤波。

CKF 首先要算出容积点以及相应的权值。

$$\begin{cases} \xi_j = \sqrt{n} [\mathbf{I}]_j \\ \omega_j = 1/2n \end{cases} \quad j=1,2,\dots,2n \quad (7)$$

式中, $[\mathbf{I}] = (\mathbf{I}_{n \times n}, -\mathbf{I}_{n \times n})$, $\mathbf{I}_{n \times n}$ 是 n 维的单位阵, $[\mathbf{I}]_j$ 是第 j 列向量。算法具体步骤如下。

① 时间更新。

乔列斯基分解初始协方差阵为

$$\mathbf{S}_{k-1} = \text{chol}(\mathbf{P}_{k-1}) \quad (8)$$

计算 $k-1$ 时刻容积点

$$\mathbf{X}_{j,k-1} = \mathbf{S}_{k-1} \xi_j + \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \quad (9)$$

状态方程传播容积点为

$$\mathbf{X}_{j,k}^* = \Phi \mathbf{X}_{j,k-1} \quad (10)$$

一步预测方程为

$$\bar{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^m \omega_i \mathbf{X}_{i,k}^* \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \sum_{j=1}^m \omega_j \mathbf{X}_{j,k}^* \mathbf{X}_{j,k}^{*T} - \bar{\mathbf{x}}_k \bar{\mathbf{x}}_k^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (12)$$

② 量测更新。

$$\bar{\mathbf{S}}_k = \text{chol}(\mathbf{P}_{k|k-1}) \quad (13)$$

计算 k 时刻容积点

$$\mathbf{X}_{j,k} = \bar{\mathbf{S}}_k \xi_j + \bar{\mathbf{x}}_k \quad (14)$$

量测方程传播容积点为

$$\mathbf{Z}_{j,k} = h(\mathbf{X}_{j,k}) \quad (15)$$

$$\bar{\mathbf{z}}_k = \sum_{i=1}^m \omega_i \mathbf{Z}_{i,k} \quad (16)$$

协方差阵

$$\mathbf{P}_{zz} = \sum_{j=1}^m \omega_j \mathbf{Z}_{j,k} \mathbf{Z}_{j,k}^T - \bar{\mathbf{z}}_k \bar{\mathbf{z}}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (17)$$

$$\mathbf{P}_{xz} = \sum_{j=1}^m \omega_j \mathbf{X}_{j,k} \mathbf{Z}_{j,k}^T - \bar{\mathbf{x}}_k \bar{\mathbf{z}}_k^T \quad (18)$$

滤波增益为

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{xz} \mathbf{P}_{zz}^{-1} \quad (19)$$

计算状态估值及误差协方差阵估值

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \bar{\mathbf{x}}_k + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \bar{\mathbf{z}}_k) \quad (20)$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{zz} \mathbf{K}_k^T \quad (21)$$

3) 模型概率更新。

模型 j 的可能性

$$\mathbf{A}_k^j = \frac{1}{\sqrt{|2\pi \mathbf{S}_k^j|}} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{v}_k^j T \mathbf{S}_k^j \mathbf{v}_k^j\right) \quad (22)$$

模型 j 的概率更新为

$$\mathbf{C} = \sum_{i=1}^N \mathbf{A}_k^i \bar{C}_j \quad (23)$$

$$\mu_k(j) = \frac{1}{\mathbf{C}} \mathbf{A}_k^j \bar{C}_j \quad (24)$$

4) 输出交互。

k 时刻的状态估值及协方差值为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \sum_{i=1}^N \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^i u_k(i) \quad (25)$$

$$P_{k|k} = \sum_{i=1}^N u_k(i) [P_{k|k}^i + (\hat{x}_{k|k}^i - \hat{x}_{k|k})(\hat{x}_{k|k}^i - \hat{x}_{k|k})^T] \quad (26)$$

5) 利用自适应网格调整模型集。

具体算法见2.2节。

2.2 自适应网格算法

自适应网格 IMM 算法是一种 AG 方法和 IMM 算法相结合的算法。在机动目标转弯模型的框架内, AGIMM 算法采用网格中心和网格距离两个逻辑来调整转弯速率, 网格设为转弯速率的连续间隔, 网格值并非提前设定好, 而是在转弯速率连续范围 $[-\omega_{\max}, \omega_{\max}]$ 中的任意值。构建一个三模型的 IMM 算法, k 时刻模型集为 $M_k = \{\omega_k^L, \omega_k^C, \omega_k^R\}$, 假定该算法从 $\{\omega_k^L = -\omega_{\max}, \omega_k^C = 0, \omega_k^R = \omega_{\max}\}$ 初始化, k 时刻到 $k+1$ 时刻通过调整网格中心和网格距离来调整转弯速率。

1) 网格中心调整。

$$\omega_{k+1}^C = \mu_k^L \omega_k^L + \mu_k^C \omega_k^C + \mu_k^R \omega_k^R \quad (27)$$

式中, μ_k^L, μ_k^C 和 μ_k^R 为 k 时刻 IMM 算法模型后验概率。

2) 网格距离调整。

这个过程分为无跳变、向左跳变和向右跳变。

① 无跳变。

当 $\mu_k^C = \max\{\mu_k^L, \mu_k^C, \mu_k^R\}$ 时, 属于无跳变, $k+1$ 时刻的 ω_{k+1}^L 和 ω_{k+1}^R 分别为

$$\omega_{k+1}^L = \begin{cases} \omega_{k+1}^C - \lambda_k^L/2 & \mu_k^L < t_1 \\ \omega_{k+1}^C - \lambda_k^L & \text{其他} \end{cases} \quad (28)$$

$$\omega_{k+1}^R = \begin{cases} \omega_{k+1}^C - \lambda_k^R/2 & \mu_k^R < t_1 \\ \omega_{k+1}^C - \lambda_k^R & \text{其他} \end{cases} \quad (29)$$

式中: $\lambda_k^L = \max\{\omega_k^C - \omega_k^L, \delta_\omega\}$; $\lambda_k^R = \max\{\omega_k^R - \omega_k^C, \delta_\omega\}$; t_1 是不可能模型的概率门限值; δ_ω 是最小网格间距, 为可设定的参数。

② 向左跳变。

当 $\mu_k^L = \max\{\mu_k^L, \mu_k^C, \mu_k^R\}$ 时, 属于向左跳变, $k+1$ 时刻的 ω_{k+1}^L 和 ω_{k+1}^R 分别为

$$\omega_{k+1}^L = \begin{cases} \omega_{k+1}^C - 2\lambda_k^L & \mu_k^L > t_2 \\ \omega_{k+1}^C - \lambda_k^L & \text{其他} \end{cases} \quad (30)$$

$$\omega_{k+1}^R = \omega_{k+1}^C + \lambda_k^R \quad (31)$$

式中, t_2 是重要模型的概率门限值。

③ 向右跳变。

当 $\mu_k^R = \max\{\mu_k^L, \mu_k^C, \mu_k^R\}$ 时, 属于向右跳变, $k+1$ 时刻的 ω_{k+1}^L 和 ω_{k+1}^R 分别为

$$\omega_{k+1}^R = \begin{cases} \omega_{k+1}^C + 2\lambda_k^R & \mu_k^R > t_2 \\ \omega_{k+1}^C + \lambda_k^R & \text{其他} \end{cases} \quad (32)$$

$$\omega_{k+1}^L = \omega_{k+1}^C - \lambda_k^L \quad (33)$$

3 实验仿真与分析

为了验证 AGIMMCKF 算法的跟踪性能, 在匀速转弯模型的基础上, 将其与 IMMCKF 算法做对比。

目标的初始状态设定为 $x = [1000 \text{ m}, 70 \text{ m/s}, 500 \text{ m}, 50 \text{ m/s}]^T$, 初始状态协方差阵 $P_0 = \text{diag}[10, 0.001, 10, 0.001]$, 仿真时间 $N = 100 \text{ s}$, 目标有 3 种运动形式, 分别是转弯速率为 $\omega_1 = \omega_3 = -5$ ($^\circ$)/s, $\omega_2 = 5$ ($^\circ$)/s 的匀速率转弯运动。匀速转弯模型的状态转移矩阵为

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} & 0 & \frac{\cos \omega T - 1}{\omega} \\ 0 & \cos \omega T & 0 & -\sin \omega T \\ 0 & \frac{1 - \cos \omega T}{\omega} & 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} \\ 0 & \sin \omega T & 0 & \cos \omega T \end{bmatrix} \quad (34)$$

AGIMMCKF 算法中每一时刻有 3 种模型构成, 初始

模型概率转移矩阵为 $p_{ij} = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.05 & 0.05 \\ 0.05 & 0.9 & 0.05 \\ 0.05 & 0.05 & 0.9 \end{bmatrix}$, 不可能

模型概率门限值 $t_1 = 0.05$, 重要模型概率门限值 $t_2 = 0.92$, 最小网格间距设定为 $\delta_\omega = 0.5^\circ$, 采样周期 $T = 1 \text{ s}$, 进行 100 次蒙特卡罗仿真, 仿真结果如图 1 ~ 图 4 所示。

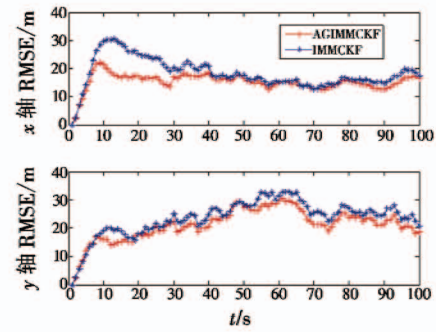


图1 位置均方根误差

Fig.1 RMSE of position

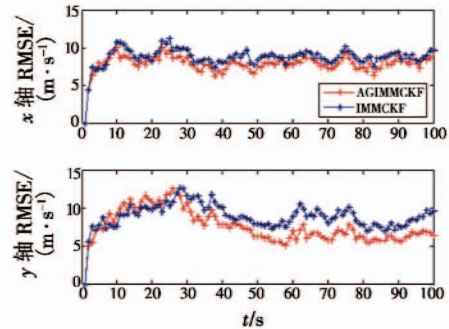


图2 速度均方根误差

Fig.2 RMSE of velocity

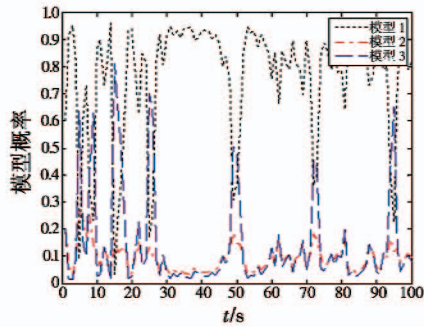


图3 AGIMMCKF 算法的模型概率曲线

Fig.3 Model probability curve of AGIMMCKF

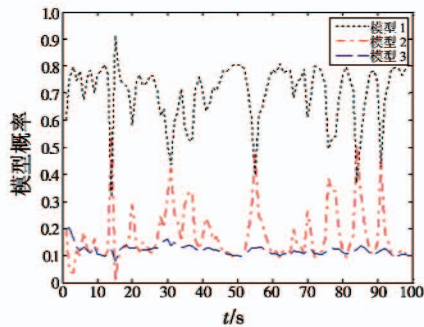


图4 IMMCKF 算法的模型概率曲线

Fig.4 Model probability curve of IMMCKF

具体运行结果如表 1 所示。

表 1 算法性能比较

Table 1 Performance comparison

统计特性		IMMCKF 算法	AGIMMCKF 算法
位置 RMSE/m	均值	19.958 0	17.956 0
	方差	47.187 3	26.891 8
速度 RMSE/(m·s ⁻¹)	均值	8.825 9	7.732 3
	方差	2.863 1	2.143 3
运行时间/ms		283.2	283.5

结果分析如下。

1) 由图 1、图 2 及表 1 中的位置和速度均方根误差对比数据可以直观地看出,AGIMMCKF 算法的跟踪性能优于 IMMCKF 算法,有效提高了算法的跟踪精度及数值稳定性。

2) 由图 3 和图 4 的对比可以看出,IMMCKF 算法中模型 3 的概率几乎没有大的变化,这是因为当目标运动状态不确定时,传统的 IMMCKF 算法不能及时调整模型的概率以适应目标的运动状态变化,从而产生较大的误差。而 AGIMMCKF 算法由于采用了自适应网格的思想,能更好地适应目标的运动情况,使跟踪效果更好。

3) 由表 1 中的运行时间对比可以看出,两种算法的运行时间相差无几,AGIMMCKF 算法在没有增加运行时间的同时达到了更好的跟踪效果。

4 结束语

本文针对非线性系统中跟踪机动目标的问题,在机动转弯模型基础上,结合 AG 思想和 IMM 算法,利用 CKF 作为非线性滤波器对目标进行跟踪,提出自适应的 AGIMMCKF 算法,并与 IMMCKF 算法做仿真实验对比,仿真结果表明,AGIMMCKF 算法的跟踪精度及稳定性优于 IMMCKF 算法,且在实现自适应跟踪的同时并未增加算法的运行时间,具有更实际的应用价值。

参考文献

- [1] MAGRILL D T. Optimal adaptive estimation of sampled stochastic processes[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1965, 10(4):434-439.
- [2] LI X R, JILKOV V P. Survey of maneuvering target tracking. Part V: multiple-model methods[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(4):1255-1321.
- [3] 张园,董受权,刘淑波. 基于 UKF 的自适应网络交互式多模型算法[J]. 指挥控制与仿真,2014,36(4):47-50.
- [4] BLACKMAN S, POPOLI R. Design and analysis of modern tracking systems[M]. Boston: Artech House, 1999.
- [5] LIANG Y, WANG Z F, CHENG Y M, et al. Estimation of Markov jump systems with mode observation one-step lagged to state measurement[C]//The 10th International Conference on Information Fusion, 2007:1-6.
- [6] BLOM H A P, BLOEM E A. Exact Bayesian and particle filtering of stochastic hybrid systems[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(1):55-70.
- [7] 张园. 空中单机目标跟踪算法的研究[D]. 大连:大连海事大学,2014.
- [8] 王硕,刘丽. 基于机动转弯目标的自适应交互式多模型算法[J]. 计算机仿真,2013,30(4):169-172.
- [9] 陈海,单甘霖. 基于 IMMCKF 的机动目标跟踪算法[J]. 电光与控制,2011,18(10):1-5.
- [10] 戴定成,蔡宗平,牛创. 基于简化平方根容积卡尔曼滤波的跟踪算法[J]. 电光与控制,2015,22(3):11-14.