

基于改进粒子滤波的机动目标自适应跟踪算法

王树亮, 阮怀林, 翁晓君
(合肥电子工程学院, 安徽 合肥 230037)

摘要: 在粒子滤波的基础上融合扩展卡尔曼滤波算法, 融合后的算法在计算提议概率密度分布时, 充分考虑当前时刻的量测, 使粒子的分布更加接近状态的后验概率分布。将此改进粒子滤波算法在“当前”统计模型框架下进行机动目标自适应跟踪。仿真实验验证了该方法对机动目标的良好自适应跟踪性能。

关键词: 粒子滤波; 自适应跟踪; 机动目标

中图分类号: TP275

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2010)16-0083-04

Adaptive tracking algorithm for maneuvering target based on improved particle filter

WANG Shu Liang, RUAN Huai Lin, WENG Xiao Jun
(Electronic Engineering Institute of Hefei, Hefei 230037, China)

Abstract: Based on particle filter, a new algorithm is presented, which combines the particle filter algorithm with extend kalman filter algorithm. When the new algorithm calculates the proposed probability density distribution, the sampling particles can utilize the system current measures. Under the framework of current statistical model, the improved particle filter algorithm is used to track the maneuvering target. The simulation shows the well performance for adaptive tracking.

Key words: particle filter; adaptive tracking; maneuvering target

对运动目标(如船、飞行器)的跟踪, 主要使用雷达跟踪系统。在实际处理数据时, 需要使用状态空间表示法对过程建模。在雷达跟踪系统中, 目标位置的测量值是在与传感器位置相关的极坐标系下得到的。因此, 雷达目标跟踪是一个非线性问题^[1-3]。常用的非线性滤波方法有扩展卡尔曼滤波(EKF)和不敏卡尔曼滤波(UKF), 但这两种算法都基于模型线性化和高斯假设条件。在处理非线性非高斯问题时, Gordon^[4]等首次将粒子滤波(PF)应用到状态估计中, PF不需要对状态变量的概率密度作过多的约束, 它是非高斯非线性系统状态估计的“最优”滤波器。

跟踪机动目标时, 若所建的目标运动模型与实际运动情况不吻合, 滤波估计会出现发散现象。为了解决机动目标的跟踪问题, 许多学者对此进行了深入研究, 提出 Singer 模型^[5]、半马尔可夫模型^[6]等。这些模型都属于全局统计模型, 考虑了目标所有机动变化的可能, 适合于各种类型的目标机动。在此基础上, 我国学者周宏仁教授提出了“当前”统计模型^[7], 采用非零均值和修正瑞

利分布表征机动加速度特性, 因而更符合实际。常用的选取系统状态的先验分布作为粒子滤波提议分布的算法, 由于没有考虑每个采样时刻量测带来的新息, 因此在状态估计时误差较大。本文研究了在“当前”统计模型下融合 EKF 的粒子滤波(EPF)跟踪算法。

1 PF 与 EPF 算法

首先考虑如下非线性模型:

$$x_k = f_k(x_{k-1}, w_{k-1}) \quad (1)$$

$$z_k = h_k(x_k, v_k) \quad (2)$$

式中, $x_k \in R^n$ 为系统状态, f_k 为 n 维向量函数, w_k 为 n 维随机过程噪声, $z_k \in R^m$ 为量测值, h_k 为 m 维向量函数, v_k 为 m 维随机量测噪声。在进行滤波前先作如下假设: 过程噪声 w_k 具有协方差阵 Q_k , 量测噪声 v_k 具有协方差阵 R_k , 两噪声相互独立。初始状态 x_0 与所有噪声独立, 其先验均值和协方差阵: $E(x_0) = \hat{x}_0 = \hat{x}_{0|0}$, $\text{cov}(x_0) = P_0$ 。

1.1 PF 算法

粒子滤波利用一系列带权值的空间随机采样粒子逼近后验概率密度函数, 是一种基于 Monte Carlo 仿真的

技术与方法 Technique and Method

最优回归贝叶斯滤波算法。

粒子滤波算法的基本步骤如下：

(1) 从先验分布 $p(x_0)$ 中采集样本 $x_0^i, i=1, \dots, N$;

(2) k 时刻, 从提议概率密度分布 $q(x_k|x_{k-1}, z_k)$ 中采集样本 x_k^i , 并计算归一化后的权值 $\bar{\omega}_k^i$:

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i \frac{p(z_k|x_k^i)p(x_k^i|x_{k-1}^i)}{q(x_k^i|x_{k-1}^i, z_k)} \quad (3)$$

$$\bar{\omega}_k^i = \omega_k^i / \sum_{j=1}^N \omega_k^j \quad (4)$$

(3) 进行重采样: 用新的采样值 $\{x_k^{i^*}\}_{i=1}^N$ 代替 $\{x_k^i\}_{i=1}^N$,

满足概率 $p\{x_k^{i^*} = x_k^i\} = \bar{\omega}_k^i$, 同时更新权值 $\omega_k^i = 1/N$;

(4) 输出 x_k 的近似后验概率密度:

$$p(x_k|z_{1:k}) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \delta(x_k - x_k^j) \quad (5)$$

粒子滤波的两个关键问题是提议概率密度分布的选择和重采样策略的设置, 本文算法的改进主要在提议概率密度分布的选择上, 重采样策略选为多项式重采样^[4]。

1.2 EPF 算法

粒子滤波中针对最优提议概率密度分布 $q(x_k|x_{k-1}, z_k)$ 抽样比较困难的问题, 在实际工程应用中通常选取系统状态的转移先验分布 $p(x_k^i|x_{k-1}^i)$ 代替^[8]。但是由于该分布没有考虑当前时刻的观测值, 因此状态估计质量不高。如果提议概率密度分布服从高斯分布, 则可通过融合最新观测进行次优滤波器。基于 EKF 产生粒子提议分布函数的 EPF 算法可表述为:

(1) 初始化, 令 $k=0$ 。根据先验分布抽取 N 个粒子 $x_0^i \sim p(x_0), i=1, 2, \dots, N$;

(2) 在每一时刻用 EKF 更新每一个粒子, 即:

$$x_{k|k-1}^i = f(x_{k-1}^i) \quad (6)$$

$$P_{k|k-1}^i = F_k^i P_{k-1}^i F_k^{iT} + Q_{k-1} \quad (7)$$

$$S_k^i = h_k^i P_{k|k-1}^i h_k^{iT} + R_k \quad (8)$$

$$K_k^i = P_{k|k-1}^i h_k^{iT} (S_k^i)^{-1} \quad (9)$$

$$\bar{x}_k^i = x_{k|k-1}^i + K_k^i (z_k - h(x_{k|k-1}^i, w_k)) \quad (10)$$

$$\bar{P}_k^i = P_{k|k-1}^i - K_k^i h_k^i P_{k|k-1}^i \quad (11)$$

其中 h_k^i 为 $h(\bullet)$ 在 k 时刻的雅可比矩阵。此时抽样粒子

$x_k^i \sim q(x_k^i|x_{k-1}^i, z_k) = N(x_k^i, \bar{x}_k^i, \bar{P}_k^i)$;

(3) 按照 $\omega_k^i = \omega_{k-1}^i \frac{p(z_k|x_k^i)p(x_k^i|x_{k-1}^i)}{N(x_k^i, \bar{x}_k^i, \bar{P}_k^i)}$ 计算各粒子的权

重并归一化;

(4) 重采样;

(5) 状态估计:

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N \bar{\omega}_k^i x_k^i \quad (12)$$

2 基于“当前”统计模型的 EPF 算法

“当前”统计模型是基于卡尔曼滤波的一种非零均值时间相关机动自适应滤波模型, 它能够有效地“追踪”机动。它假设目标加速度^[7]满足:

$$a(t) = \bar{a}(t) + \bar{a}(t) \quad (13)$$

式中, $\bar{a}(t)$ 是零均值的一阶马尔科夫过程, $\bar{a}(t)$ 是加速度的均值。在 k 时刻可表示为:

$$\bar{a}(k) = \bar{a}(k/k-1) \quad (14)$$

假设采样周期为 T , 机动加速度自相关时间常数为 α , 此时机动加速度的方差 $\sigma_a^2(k)$ 可表示为:

$$\sigma_a^2(k) = \begin{cases} \frac{4-\pi}{\pi} [a_{\max} - \bar{a}(k)]^2 (\bar{a}(k) \geq 0) \\ \frac{4-\pi}{\pi} [a_{\min} - \bar{a}(k)]^2 (\bar{a}(k) < 0) \end{cases} \quad (15)$$

其中, a_{\max} 和 a_{\min} 分别是加速度的极限值。系统方差 $Q(k) = 2\alpha\sigma_a^2(k)Q_0$, Q_0 为与 α 和 T 有关的矩阵。“当前”统计模型就是通过对加速度方差和系统方差进行实时调整的, 以“追踪”机动的变化。

本文针对目标机动跟踪问题, 采用“当前”统计模型进行系统方差调整, 进而影响 EKF 的滤波方差。具体算法就是将式(7)中的 Q_{k-1} 用“当前”统计模型进行实时更新, 其他按照 EPF 进行。

3 仿真分析

为了验证该种算法的有效性, 模拟仿真做匀速圆周运动的非线性运动, 假设其机动常数为 α , 采样周期为 T 。其“当前”统计运动模型表示为:

$$X(k+1) = \Phi(k+1|k)X(k) + U(k)\bar{a} + W(k) \quad (16)$$

其中, $X(k) = [x_k \quad \dot{x}_k \quad \ddot{x}_k \quad y_k \quad \dot{y}_k \quad \ddot{y}_k]^T$, $\Phi(k+1|k) = \begin{bmatrix} \Phi_x & 0 \\ 0 & \Phi_y \end{bmatrix}$,

$U(k) = \alpha[B_1 \quad B_2]^T$, \bar{a} 用 x, y 的预测加速度表示。 $W(k)$ 为离散白噪声序列, 其协方差 $Q(k) = 2\alpha\sigma_a^2 Q_0$, Q_0 为与 α, T 有关的常矩阵。并且:

$$\Phi_x = \Phi_y = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{1}{a^2}(-1+aT+e^{-aT}) \\ 0 & 1 & \frac{1}{a^2}(1-e^{-aT}) \\ 0 & 0 & e^{-aT} \end{bmatrix},$$

$$B_1 = B_2 = \begin{bmatrix} \frac{1}{a^2}(-T + \frac{aT^2}{2} + \frac{1-e^{-aT}}{a}) \\ \frac{-1+aT+e^{-aT}}{a^2} \\ \frac{1-e^{-aT}}{a} \end{bmatrix}.$$

欢迎网上投稿 www.pcachina.com 89

技术与方法 Technique and Method

极坐标下的观测方程为：

$$\begin{cases} r = \sqrt{x_k^2 + y_k^2} + v_{k,r} \\ \theta = \arctan(y_k/x_k) + v_{k,\theta} \end{cases} \quad (17)$$

假定观测噪声方差： $v_{k,r} \sim N(0, 5)$ ， $v_{k,\theta} \sim N(0, 0.001)$ 。

在圆周运动中，初始位置为 $x_0=y_0=1500\text{ m}$ ，加速度为 $\alpha = 5\sin(2\pi t/100)\text{ m/s}^2$ ， $T=1$ ， $\alpha=0.01$ 。对基于“当前”统计模型的 AEPF(Adaptive EPF)算法和无自适应的 EPF(NAEPF)算法进行跟踪对比。

无自适应的 EPF 算法就是在 AEPF 算法中令其加速度极限值为 $A_{z\max} = \pm 40\text{ m/s}^2$ ， $\bar{a}=0$ ， σ_a^2 为常数(即 Singer 模型)，仿真取 $\sigma_a^2 = \frac{A_{\max}^2}{3}(1+4P_{\max}-P_0)$ 。AEPF 算法中的初始系统噪声方差与 NAEPF 算法中的系统方差设为一致，不同之处就在于其系统方差在滤波过程中可自适应调整。

为对比 AEPF 算法和 NAEPF 算法，采用 Monte Carlo 仿真对比实验来评估算法的有效性。实验结果的评价指标采用状态估计质量。状态估计质量取均方根误差 RMSE，定义为：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x^i(k|k) - \hat{x}^i(k|k))^2} \quad (18)$$

式中， N 为 Monte Carlo 仿真次数， i 表示第 i 次仿真， $x^i(k|k)$ 和 $\hat{x}^i(k|k)$ 表示第 i 次运行时 k 时刻目标状态的真正值及总体估计，目标状态在本实验中为被测目标的速度和加速度。

以 X 方向为例，取 Monte Carlo 仿真次数为 50，粒子数为 300，图 1 为两种算法对目标位置的估计曲线，图 2 为两种算法对目标估计的均方根误差(估计值与理论值之间的均方根误差)。

仿真结果表明，“当前”统计模型算法结合粒子滤波算法能够很好地对非线性系统机动目标进行有效跟踪，

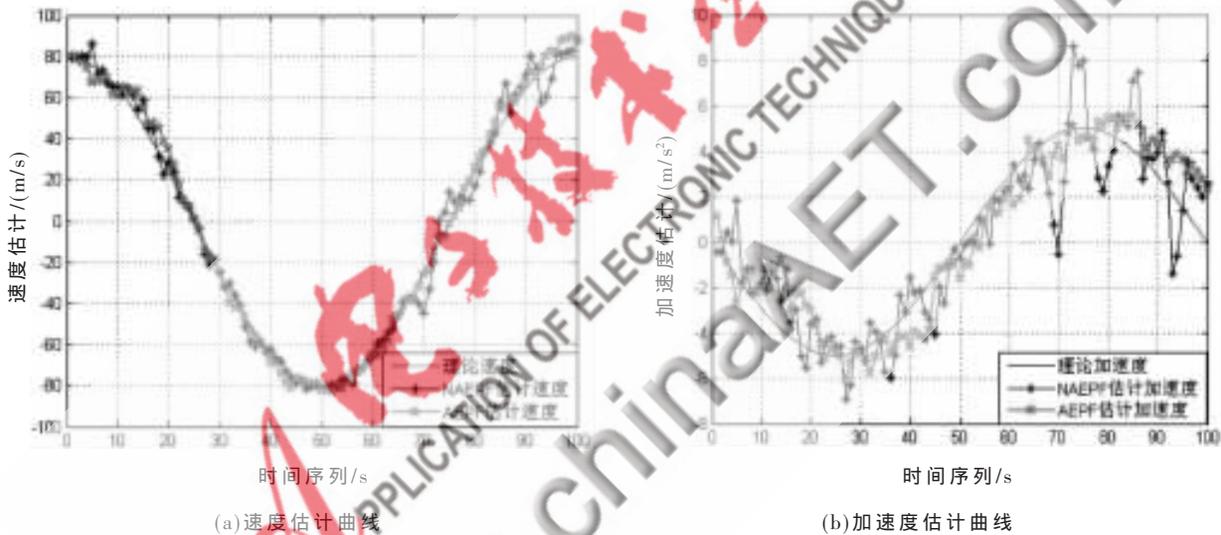


图 1 两种算法的估计状态曲线

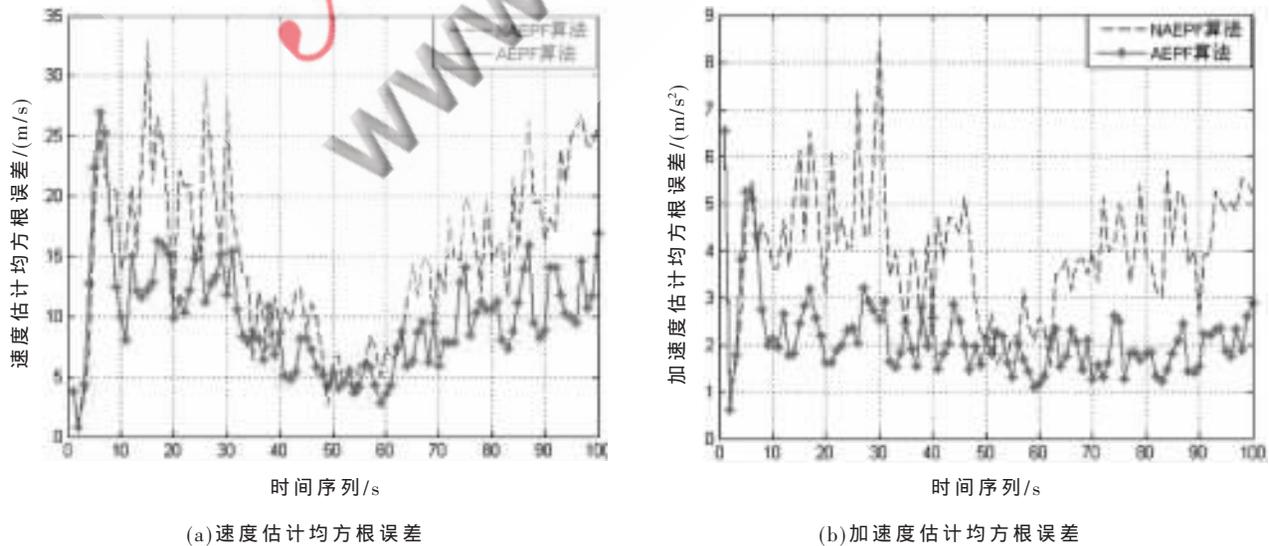


图 2 两种算法的估计均方根误差

技术与方法 Technique and Method

其跟踪精度要高于无自适应机动模型算法。

在“当前”统计模型下,利用融合 EKF 的改进粒子滤波算法对机动目标进行跟踪。算法在对粒子提议分布密度函数进行计算时,利用 EKF 加入当前量测信息更加符合实际。而针对机动目标的追踪特性,则依靠“当前”统计模型实时对系统方差进行调整。仿真实验对该种算法进行了有效的验证。

参考文献

- [1] 何友,修建娟,张晶炜,等.雷达数据处理及应用[M].北京:电子工业出版社,2006.
- [2] 万莉,刘焰春,皮亦鸣.EKF、UKF、PF 目标跟踪性能的比较[J].雷达科学与技术,2007,5(1):13-16.
- [3] MUTHUMANIKANDAN P, VASUHI S, VAIDEHI V. Multiple maneuvering target tracking using MHT and nonlinear non-gaussian kalman Filter[J].IEEE-International Conference on Signal processing, 2008, 4-6(1): 52-56.
- [4] GORDON N, SALMOND D. Novel approach to non-linear and non-gaussian state estimation[J].Proc of Institute Electric Engineering, 1993, 140(2): 107-113.

- [5] SINGER R A. Estimation optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets[J].IEEE Trans.on AES, 1970, AES-6(4): 473-483.
- [6] MCOSE R L, VANLANDINGHAM H F, MCCABE D H. Modeling and estimation for tracking maneuvering targets[J]. IEEE Trans.on AES, 1979, AES-15(3): 448-456.
- [7] 周宏仁,敬忠良,王培德.机动目标跟踪[M].北京:国防工业出版社,1991.
- [8] DOUCET A, DEFREITAS N, GORDON N J. Sequential monte carlo methods in practice[M].Springer, New York, 2001.

(收稿日期:2010-03-28)

作者简介:

王树亮,男,1984年生,硕士研究生,主要研究方向:信号与信息处理技术、机动目标跟踪理论研究。

阮怀林,男,1964年生,副教授,硕士研究生导师,主要研究方向:信号与信息处理技术。

翁晓君,男,1983年生,硕士研究生,主要研究方向:智能侧向技术。