

基于粒子滤波的跟踪算法研究

马增强, 郑雅聪, 邹星星

(石家庄铁道大学 电气与工程学院, 河北 石家庄 050043)

摘要: 在非线条件下, 扩展 Kalman 滤波(EKF)的应用最为广泛。但是, 由于它采用了 Taylor 展开的线性变换来近似非线性模型, 因而存在计算量大、实时性差、估计精度低等缺点。粒子滤波(PF)用一些带有权值的随机样本(粒子)来表示所需要的后验概率密度, 并通过这些粒子的加权来估计目标运动的状态, 从而得到基于物理模型的近似最优数值解, 具有精度高、收敛速度快等特点。通过仿真实验将 PF 与 EKF 的性能进行了对比, 并且研究了噪声协方差与粒子数对 PF 的影响。PF 与 EKF 的对比实验结果表明, 在强非线性条件下, PF 比 EKF 跟踪精度更高, 误差更低。

关键词: 粒子滤波器; 卡尔曼滤波器; 目标跟踪; 重采样

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-0373(2014)02-0091-05

非线性滤波问题是运动目标跟踪研究领域的关键问题, 近年来引起越来越多研究者的关注。在目标模型为非线性时, 通常采用扩展卡尔曼滤波器(EKF)^[1-2]对其进行跟踪。它的基本思路是对运动目标的非线性模型在状态向量的邻域内做 Taylor 展开, 取其一阶或二阶近似。然而, 该算法需要计算模型的 Jacobian 矩阵, 因而计算复杂, 实现起来较为困难。而且, 在模型的非线性较强以及系统噪声非高斯时, EKF 的估计精度严重降低, 并可能造成滤波器的发散^[3]。基于上述 EKF 在非线系统中的问题, 近年来提出了粒子滤波^[4-5]跟踪算法。粒子滤波也叫做贝叶斯滤波(Bayes filter)或蒙特卡罗滤波(Monte Carlo filter), 它是一种蒙特卡罗方法^[6]。该算法通过寻找一组在状态空间传播的随机样本对概率密度函数进行近似, 以样本均值代替积分运算, 从而获得状态最小方差分布。本文通过仿真实验研究了噪声协方差与粒子数对 PF 的影响, 并将 PF 与 EKF 进行了对比。实验结果表明, 当运动模型为强非线性时, PF 比 EKF 具有更小的均方根误差(RMSE)和更高的目标跟踪精度。

1 粒子滤波跟踪算法

粒子滤波跟踪算法可用于强非线性系统。其流程图如图 1 所示。

粒子滤波跟踪运动目标的具体算法如下^[7]:

第一步: 初始化。已知随机动态系统先验概率密度分布 $p(x_0)$, 进行采样得到时刻 $k = 0$ 的初始粒子 $\{x_0^i\}_{i=1}^N$, 每个粒子所对应的权值初始值为 $w_0^i = 1/N$ 。

第二步: 采样。通过系统状态转移方程

$$x_k = f(x_{k-1}, u_k) \tag{1}$$

进行 k 时刻粒子采样 $\{x_k^i\}_{i=1}^N \sim q(x_k | x_{0:k-1}, u_k)$ 。式(1)中, $x_k \in R^n$ 表示状态量; $f(\cdot)$ 为系统状态转移函数; u_k 为过程噪声; k 表示时间。采样得到概率密度分布

$$q(x_k | x_{0:k-1}, u_k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(x_k - x_k^i) + u_k \tag{2}$$

式中, $q(x_k | x_{0:k-1}, u_k)$ 为概率密度分布近似目标函数 $p(x_k)$ 。

第三步:更新粒子权重。通过观测方程

$$y_k = h(x_k, v_k) \tag{3}$$

计算出当前粒子集 $\{x_k^i\}_{i=1}^N$ 对应的预测观测值 $\{y_k^i\}_{i=1}^N$ 。其中, $y_k \in R^m$ 表示观测量; $h(\cdot)$ 为系统观测函数; v_k 为观测噪声。每个粒子的权值为

$$w_k^i = \frac{y_k - y_k^i}{\sum_{m=1}^N (y_k - y_k^m)} \tag{4}$$

式中, y_k 表示 k 时刻实际观测值。然后将粒子权值进行归一化处理

$$\tilde{w}_k^i = w_k^i / \sum_{i=1}^N w_k^i \tag{5}$$

此时可以通过式(2)近似计算出后验概率密度分布

$$p(x_k | y_{1:k}) = \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i \delta(x_k - x_k^i) \tag{6}$$

第四步:更新目标状态。用最新的粒子集及权重通过 $\tilde{x}_k = \sum_{i=1}^N x_k^i \tilde{w}_k^i$ 计算 k 时刻目标的最新状态。

第五步:重采样。根据粒子集 $\{x_k^i\}_{i=1}^N$ 更新后的权值 $\{\tilde{w}_k^i\}_{i=1}^N$ 复制或舍弃该样本,并令得到的新样本中每个粒子的权重 $w_k^{(i)} = \tilde{w}_k^{(i)} = 1/N, i = 1, \dots, N$ 。这时,后验概率密度可近似为

$$\tilde{p}(x_k | y_{1:k}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(x_k - x_k^i) \tag{7}$$

第六步:下一状态重复第二步并循环迭代。

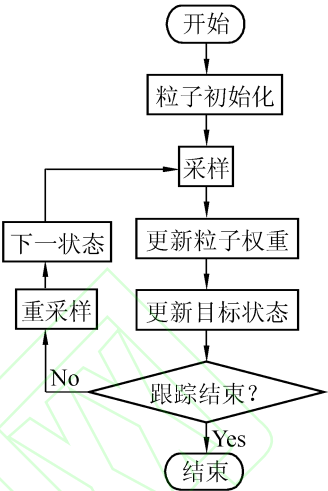
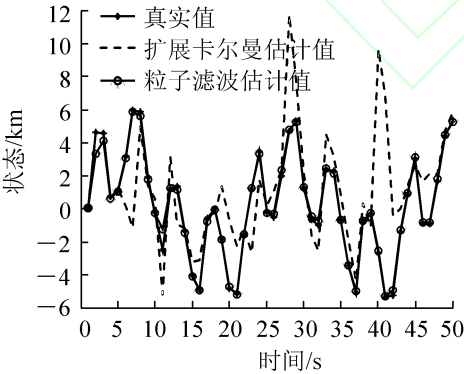


图 1 粒子滤波跟踪算法流程图

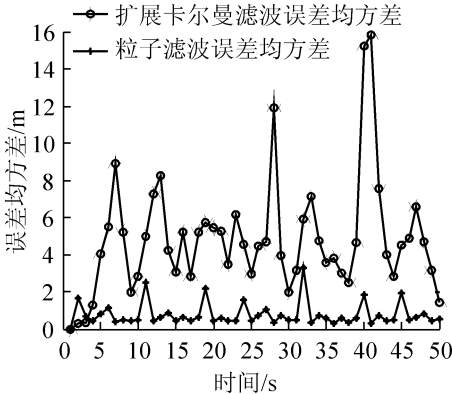
2 目标跟踪仿真实验及分析

2.1 扩展卡尔曼滤波器和粒子滤波器性能对比

采用广泛使用的非线性模型,分别使用扩展卡尔曼滤波器和粒子滤波器完成了运动目标跟踪实验,



(a) EKF 和 PF 状态估计



(b) EKF 和 PF 的状态估计均方根误差

图 2 EKF 与 PF 状态估计仿真实验

实验结果和误差分析如图 2 所示。非线性模型

$$x_k = 0.5x_{k-1} + 25x_{k-1}/(1 + x_{k-1}^2) + 8\cos(1.2(k - 1)) + w_{k-1} \tag{8}$$

$$y_k = x_k^2/20 + v_k \tag{9}$$

式中, w_k, v_k 均为零均值的高斯白噪声,其方差分别为 $Q = 1$ 和 $R = 1$ 。初始粒子分布为均值为 0,方差为 2 的正态分布,时间步长数为 50。粒子滤波的粒子数为 100,蒙特卡洛仿真次数为 200 次。

由图 2(a)可以看出,当运动模型是强非线性时,扩展卡尔曼滤波器对目标跟踪的偏差非常大,在时间长度为 50 s 的蒙特卡罗迭代中,几乎有 1/5 的目标估计状态与真实状态有明显偏差,有的甚至与真实状

态完全相反。而粒子滤波器基本上可以准确估计目标的状态,没有出现估计状态与目标真实状态相反的情况,仅仅与真实值有很小的偏差。为了从定量的角度来对比 EKF 和 PF 在强非线性下的运动目标跟踪误差,本文进一步计算了两种方法的状态估计均方根误差 RMSE 及其均值。图 2(b) 为仿真过程中两种方法的状态估计均方根误差曲线,并求得 EKF 的 RMSE 均值为 4.828 3,PF 的 RMSE 均值为 0.775 32。从以上分析结果可以看出,PF 中的 RMSE 相对于 EKF 得到了显著地降低,PF 中的 RMSE 均值降低为 EKF 的 16%,PF 的估计性能明显优于 EKF。

2.2 粒子数和噪声协方差对粒子滤波跟踪算法的影响

在粒子滤波跟踪算法中,过程噪声与观测噪声协方差分别影响着目标预测和观测值,进而影响算法中每个粒子的权值,最终使滤波结果受到影响;粒子数代表着算法中样本的大小,样本越多,越能够反映运动目标的真实状态。本实验通过调整噪声协方差的值与粒子数的大小,来观察这些因素对粒子滤波跟踪算法的影响。非线性系统模型如式(1),式(2)所示,用粒子滤波跟踪算法对上述非线性系统的状态进行估计。图 3 是过程噪声与观测噪声协方差均为 1,粒子数分别取值 $N = 20、50、100、200$ 时,用 PF 进行目标状态估计的实验结果。

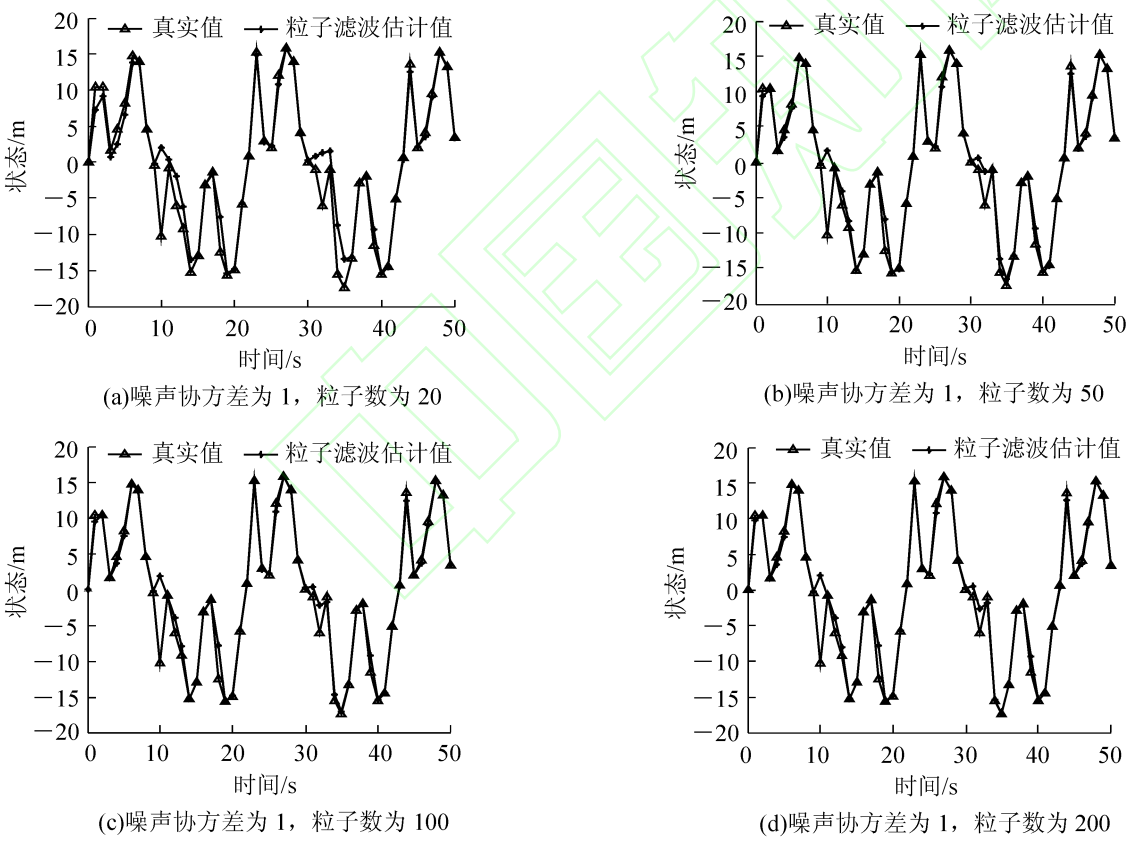


图 3 噪声协方差为 1,粒子数分别取 20,50,100,200 的仿真实验结果

图 4 是过程噪声与观测噪声协方差均为 0.1,粒子数分别取值 $N = 20、50、100、200$ 时,用 PF 进行目标状态估计的实验结果。表 2 为不同噪声协方差情况下,粒子数分别取值 $N = 20、50、100、200$ 时的 RMSE 均值。

表 1 粒子滤波状态估计均方误差均值		
粒子数	噪声协方差 = 1	噪声协方差 = 0.1
20	3.909 6	2.866 2
50	2.522 2	0.921 6
100	2.341 6	0.543 9
200	2.226	0.425 16

由图 3、图 4 均可以看出,噪声协方差值一定时,随着粒子数的增加,粒子滤波状态估计值与实际值的差值

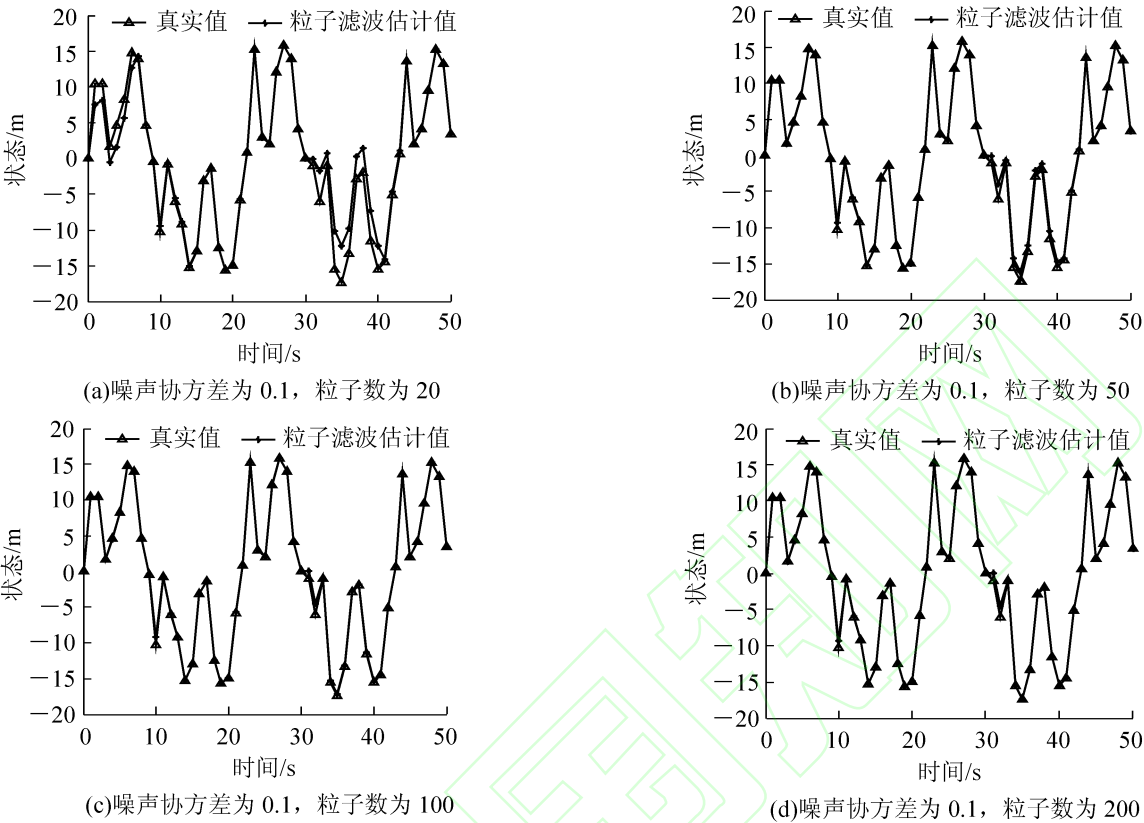


图 4 噪声协方差为 0.1,粒子数分别取 20,50,100,200 的仿真实验结果

减小,粒子滤波状态估计值越能真实地反映系统真实状态。对比图 3 和图 4 以及由表 1 可知,降低噪声协方差的值,能够降低粒子滤波估计的误差,提高 PF 在目标跟踪中的跟踪精确度。

3 结论

通过仿真实验,对比了 PF 与 EKF 两种算法在强非线性条件下的运行目标跟踪的性能,并研究了噪声协方差与粒子数对 PF 跟踪算法的影响。实验结果表明:

- (1)在强非线性条件下,PF 能够准确的对目标的状态进行估计,相比于 EKF 有更高的精确度。
- (2)随着噪声协方差的降低,粒子滤波的跟踪精度明显提高。
- (3)在噪声协方差一定的条件下,粒子数的增加能够使粒子滤波的跟踪误差降低。

但是,粒子滤波跟踪算法也存在一些问题,比如:增大粒子数在降低运动目标跟踪误差的同时,会导致计算量迅速增加;在重采样环节会出现样本枯竭的问题等等,这些都会影响跟踪性能。对于前一问题,可以在保证跟踪误差较低的前提下,尽量减少粒子的数目;对于样本枯竭的问题,可以采用重采样-移动算法(Resampling-Move Algorithm)^[8]等改进算法来解决,但改进算法有时会出现计算量大和收敛判断难等问题,所以这些问题都还需进一步研究。

参 考 文 献

[1] Haykin S Ed. Kalman Filtering and Neural Networks [M]. New York: John Wiley & Sons, 2001: 16-20.

[2] Barshalom Y, Li X R, Kirubarajan T. Estimation with Applications to Tracking and Navigation: Theory, Algorithms, and Software [M]. New York: John Wiley & Sons, 2001: 381-395.

[3] 程水英,张剑云. 粒子滤波评述[J]. 宇航学报, 2008, 29(4):1099-1111.

[4] Arulampalam M, Maskell S, Gordon N, Clapp T. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.

[5] Doucet A, Gordon N, Krishnamurthy V. Particle filters for state estimation of jump Markov linear systems[J]. IEEE Trans. on

Signal Processing, 2001, 49(3): 613-624.

[6] 胡士强, 敬忠良. 粒子滤波原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2010: 22-24.
[7] 韩磊, 郭晓金, 齐威, 等. 改进的粒子滤波算法[J]. 电视技术, 2012, 36(7): 16-23.
[8] Chen Zhe. Bayesian Filtering: From Kalman Filters to Particle Filters, and Beyond[R]. Hamilton: McMaster University, 2003.

Target Tracking Method Based on Particle Filter

Ma Zengqiang, Zheng Yacong, Zou Xingxing

(School of Electrical and Electronics Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

Abstract: The Extended Kalman Filter (EKF) is the most popular approach to recursive nonlinear estimation. Because it is a linearization technique based on a first order Taylor series expansion of the nonlinear system and measurement functions about the current estimate of the state, it often provides an insufficiently accurate representation in many cases. The particle filtering method (PF) has become an important alternative to the EKF. It represents the desired distributions by discrete random measures, which are composed of weighted particles. It has a high accuracy and a rapid convergence. In this paper, the comparison experiment between the PF and EKF has been carried out, and a study about the influence of the particle filter by the noise covariance and the particle number are presented. The comparison experiment shows that the target tracking accuracy of PF is higher than that of EKF under the condition of strong non-linear system.

Key words: particle filter; kalman filter; target tracking; resampling

(责任编辑 刘宪福)

(上接第 90 页)

Modeling and Simulation of Crank-Connecting Rod Mechanism in Internal Combustion Engine

Gao Shuang¹, Feng Guosheng¹, Zhang Zhaosong², Liu Huaiyin¹

(1. Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China; 2. China Heavy Truck Company, Ji'nan 250003, China)

Abstract: It's crucial to have a simulation study on the working characteristic of crank-connecting rod mechanism in the design of internal combustion engine. In this paper, an engine model including crankshaft, fly-wheel, connecting rod and piston is built by using the mechanical system simulation software ADAMS. Then, the crankshaft is regarded as flexible body. By using PRO/E software, three-dimensional solid model of the crankshaft is established and the neutral document is obtained by importing it into ANSYS for modal analysis. At last, the above-mentioned neutral document is ducted into ADAMS software and the system of rigid-flexible mixed dynamics model is constituted. By multi-body dynamics simulation, this paper obtains dynamic characteristic curve and parameters of engine crankshaft and connecting rod and piston, providing a reference for the optimization of the design of an internal combustion engine and fatigue analysis.

Key words: crank-connecting rod mechanism; ADAMS; dynamics simulation

(责任编辑 刘宪福)