

文章编号: 2095-4980(2015)03-0419-04

## 基于遗传粒子滤波的 GPS 定位数据处理算法

王尔申<sup>1,2</sup>, 庞涛<sup>2</sup>, 李兴凯<sup>2</sup>, 张芝贤<sup>2</sup>

(1.北京航空航天大学 电子信息工程学院, 北京 100191; 2.沈阳航空航天大学 电子信息工程学院, 辽宁 沈阳 110136)

**摘要:** 针对粒子滤波算法中的权值退化问题, 提出了一种遗传算法辅助下的粒子滤波算法。利用遗传算法在选择继承性上的优势, 将遗传算法中的选择、交叉和变异操作引入到粒子滤波算法中。在此基础上, 将改进的粒子滤波算法与建立的全球定位系统(GPS)非线性动态状态空间模型结合应用于 GPS 定位数据处理问题, 通过采集实测 GPS 数据将改进粒子滤波算法与基本粒子滤波算法做了比较。结果表明, 遗传算法辅助下的粒子滤波可以增加有效粒子数目, 有效解决粒子退化问题, 可提高 GPS 定位数据处理精确度。

**关键词:** 全球定位系统; 遗传算法; 粒子滤波; 定位精确度

**中图分类号:** TN967.1; V241.6

**文献标识码:** A

**doi:** 10.11805/TKYDA201503.0419

## GPS positioning data processing algorithm based on Genetic Particle Filter

WANG Ershen<sup>1,2</sup>, PANG Tao<sup>2</sup>, LI Xingkai<sup>2</sup>, ZHANG Zhixian<sup>2</sup>

(1.School of Electronic and Information Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China;

2.School of Electronic and Information Engineering, Shenyang Aerospace University, Shenyang Liaoning 110136, China)

**Abstract:** Aiming at the weight degeneracy phenomena in Particle Filter(PF) algorithm, a resampling method improving the diversity based on Genetic Algorithm(GA)-aided PF is presented. It takes the advantages of GA in selection, crossover and inheritance, to make up the shortcomings of resampling. The evolutionary idea of GA is combined with PF by using selection and mutation to improve the weight degeneracy and the diversity of PF. This GA-aided PF is applied to the Global Positioning System(GPS) nonlinear dynamic state space model for data processing. The experimental results based on the collected real GPS data indicate that the GA-aided PF can increase the number of particle, and effectively solve the particle degradation problem; the estimation accuracy of GA-aided PF is better than that of PF.

**Key words:** Global Positioning System(GPS); Genetic Algorithm(GA); Particle Filter(PF); positioning accuracy

目前, 全球定位系统(GPS)已被应用于军事、航海、测量、交通、勘测等几乎一切与位置、速度、时间有关的人类活动中, 在航空、航海及陆地车辆导航等领域获得越来越广泛的应用。为了更好地服务于各应用领域, 提高 GPS 定位精确度一直是研究的重点<sup>[1]</sup>。通常对 GPS 接收机定位数据进行滤波处理可以采用 Kalman 滤波技术<sup>[2]</sup>。然而, Kalman 滤波一般要求观测模型和动力学模型为线性模型, 且要求观测噪声和动力学模型噪声为高斯白噪声。由于 GPS 信号的视距传播特性, 在环境恶劣情况下, 比如城市高楼、茂密的大树等等都可能阻挡 GPS 信号, 加上 GPS 信号受地面反射的多径信号影响以及接收机和天线等引入的系统误差, 使得观测误差服从的分布不是严格的高斯分布<sup>[3]</sup>。此时, Kalman 滤波结果将不具备最优性, 其滤波和预测精确度很难保证。而近年发展起来的基于序贯重要性采样和蒙特卡罗思想的粒子滤波, 适合于非线性、非高斯噪声系统模型的滤波。粒子滤波是 N J Gordon 等提出的基于 Bayes 原理的序贯 Monte-Carlo 模拟方法<sup>[4]</sup>, 由于它对系统的过程噪声和量测噪声没有任何限制, 完全克服了 Kalman 滤波的不足, 因而得到了广泛关注, 并被应用于 GPS 滤波处理中<sup>[5-7]</sup>。退化现象是粒子滤波常见的问题, 解决办法一般有 3 种: 重采样、选择适当的重要性概率密度函数和增加粒子数<sup>[8]</sup>。

收稿日期: 2014-04-22; 修回日期: 2014-06-11

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61101161); 辽宁省自然科学基金(联合基金)资助项目(2013024003)

## 1 遗传算法辅助下的粒子滤波

遗传算法是基于自然选择和遗传机制,在计算机上模拟生物进化过程的搜索寻优算法<sup>[9]</sup>。它将问题的求解表示成染色体的适者生存过程,通过染色体的不断进化,包括选择、交叉、变异等操作,直到满足一定的性能指标为止,从而得到问题的最优解或满意解。

遗传算法辅助下的粒子滤波(Genetic Particle Filter, GPF)的详细步骤为:

Step1: 初始化。由先验概率  $p(x_0)$  产生粒子样本集  $\{x_0^i\}_{i=1}^{N_s}$ , 并令每个粒子权值为  $1/N_s$ 。

Step2: 权值更新。在  $k$  时刻, 根据权值计算公式更新粒子权值, 并对权值进行归一化:

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{0:k-1}^i, z_{0:k})}, \quad i=1, 2, \dots, N_s; \quad q \text{ 是重要性概率密度函数。}$$

$$\bar{\omega}_k^i = \omega_k^i / \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i$$

Step3: 计算有效采样粒子数, 判断是否进入遗传操作。 $k$  时刻有效粒子数目的估计值为:

$$N_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^{N_s} (\bar{\omega}_k^i)^2, \quad i=1, 2, \dots, N_s \quad (1)$$

如果  $k$  时刻有效粒子数目小于有效样本数目阈值, 即  $N_{\text{eff}} < N_{\text{thr}}$ , 则进入下一步的遗传操作, 利用遗传算法对粒子样本集进行重采样, 得到新的样本; 否则转到 Step5。

Step4: 遗传操作, 进行粒子的交叉和变异。具体步骤如下:

1) 交叉操作。从粒子集中随机选取 2 个粒子  $(x_k^m, x_k^n)_{m,n=1}^{N_s}$ , 按照式(2)和式(3)进行交叉操作。

$$\tilde{x}_k^m = \alpha x_k^m + (1-\alpha)x_k^n + \eta \quad (2)$$

$$\tilde{x}_k^n = \alpha x_k^n + (1-\alpha)x_k^m + \eta \quad (3)$$

式中:  $\alpha \sim U(0,1)$ ;  $\eta \sim N(0, \Sigma)$ 。交叉准则为: 如果  $p(z_k | \tilde{x}_k^m) > \max\{p(z_k | x_k^m), p(z_k | x_k^n)\}$ , 则接受粒子  $\tilde{x}_k^m$ ; 否则, 接受概率为  $p(z_k | \tilde{x}_k^m) / \max\{p(z_k | x_k^m), p(z_k | x_k^n)\}$  的粒子。采用与  $\tilde{x}_k^m$  相同的方法接受和放弃粒子  $\tilde{x}_k^n$ 。

2) 变异操作。从粒子集中随机选择 1 个粒子  $(x_k^j)_{j=1}^{N_s}$ , 按照下式进行变异操作:

$$\tilde{x}_k^j = x_k^j + \eta, \quad \eta \sim N(0, \Sigma)$$

变异准则为: 如果  $p(z_k | \tilde{x}_k^j) > p(z_k | x_k^j)$ , 则接受粒子  $\tilde{x}_k^j$ ; 否则接受概率为  $p(z_k | \tilde{x}_k^j) / p(z_k | x_k^j)$  的粒子。进而, 得到新的粒子集  $\{\tilde{x}_k^i, \bar{\omega}_k^i\}_{i=1}^{N_s}$ 。

Step5: 状态估计。  $\hat{x}_k = \sum_{i=1}^{N_s} \bar{\omega}_k^i \tilde{x}_k^i$ 。

Step6: 状态预测。利用状态方程  $f$  预测未知状态参数  $x_{k+1}^i$ , 即  $x_{k+1}^i = f(\tilde{x}_k^i, u_k)$ ,  $i=1, 2, \dots, N_s$ 。

Step7: 时刻  $k=k+1$ , 转到 Step2。

## 2 GPF 算法用于 GPS 定位数据处理

针对上述问题, 为改善 GPS 定位精确度, 引入粒子滤波算法。同时为了克服粒子滤波中重采样操作带来的粒子多样性退化问题, 引入遗传算法对粒子进行选择、交叉、变异等遗传操作, 以抑制粒子退化现象, 并提高 GPS 状态预测的精确度。

### 2.1 运动状态的描述

GPS 接收机输出的参数包括经度、纬度、速度和方向角等信息。根据距离、速度以及加速度之间的关系, 列出系统状态方程和系统输出方程。

### 2.2 状态方程的建立

选取状态变量为  $\mathbf{X} = [x_e, v_e, a_e, x_n, v_n, a_n]^T$ ,  $x_e$  和  $x_n$  分别为运动载体东向和北向的位置分量,  $v_e$  和  $v_n$  分别为运动载体东向和北向的速度分量,  $a_e$  和  $a_n$  分别为运动载体东向和北向的加速度分量, 则系统的状态方程为  $\dot{X}(t) = AX(t) + U + W(t)$ 。

### 2.3 观测方程的建立

将 GPS 接收机输出的东向位置信息  $z_e$ 、北向位置信息  $z_n$ 、速度  $v$  以及方向角  $\theta$  作为观测量, 即  $\mathbf{Z} = [z_e \ z_n \ v \ \theta]^T$ , 则系统的观测方程为:

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} z_e \\ z_n \\ v \\ \theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_e \\ x_n \\ \sqrt{v_e^2 + v_n^2} \\ \arctan \frac{v_e}{v_n} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_e \\ \varepsilon_n \\ \varepsilon_v \\ \varepsilon_\theta \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中:  $\varepsilon_e$  和  $\varepsilon_n$  分别是 GPS 接收机输出的东向位置和北向位置的观测噪声;  $\varepsilon_v$  和  $\varepsilon_\theta$  为接收机输出的速度和方向角的观测噪声。

## 3 实测实验与结果分析

### 3.1 实验条件

为了验证算法, 利用 RCB-4H GPS 接收机作为实验数据采集设备, 采集数据包括经度、纬度、速度和方向角等, 采样频率设置为 4 Hz。同时利用高精度接收机 N220 作为参考接收机, 其单点定位精确度 1.2 m。GPS 接收机初始位置为东经 123°24.154 36', 北纬 41°55.535 23', 初始速度为 0, 方向角为 164.22°, 采集数据时间为 5 min。

### 3.2 实验数据处理与结果分析

为了使实验的结果更加直观, 方便程序计算, 对采集到位置的经度和纬度数据进行如下处理, 具体为: 去除经纬度数据中小数点前面的数据位, 将小数点后面的数据扩大 1 000 倍。速度转换为 m/s 单位。将采集到的数据作为实验数据, 对这些数据分别利用基本粒子滤波和 GPF 算法进行处理, 得到结果

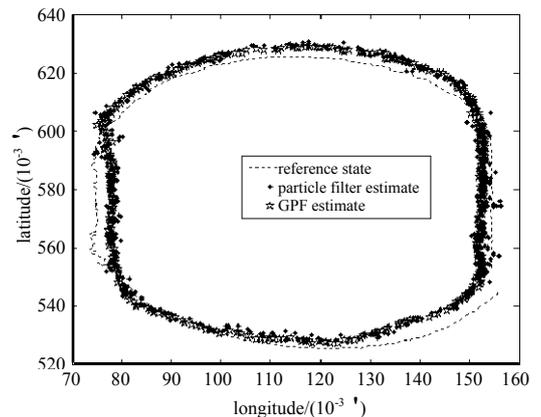


Fig.1 Comparison of GPF and PF algorithms  
图 1 GPF 算法和 PF 算法对比情况

见图 1, 横轴为经度, 纵轴为纬度, 单位  $10^{-3}$ 。对比图 1 中的 3 条曲线可以明显看出, 遗传算法辅助下的粒子滤波的估计值较基本粒子滤波的估计值更接近于量测状态。也就是说, 遗传算法的引入改善了粒子滤波对于状态估计的估计精确度。2 种算法处理后的不同参数见表 1。表 1 中 GPF 的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)均小于 PF 的 RMSE, 说明 GPF 比 PF 滤波估计精确度高, 滤波效果要好于基本粒子滤波, 遗传算法的引入有助于提高状态估计的精确度。当粒子数目  $N=100$  时, PF 的有效样本数目为 31.581 5, 若将粒子数目增加至  $N=300$ , PF 的有效样本数目为 39.142 3; 相应的 GPF 在粒子数目  $N=100$  时, 有效样本数目为 47.453 1, 粒子数目  $N=300$  时, 有效样本数目为 61.375 9。从表 1 中的结果比较来看, 在相同条件下, GPF 算法相比 PF 算法, 在粒子数目相同时, 提高了有效样本数目, 进而改善了状态估计的精确度。

表 1 采用不同算法处理后的参数比较

Table 1 Parameter comparison between GPF and PF algorithms

algorithm	particle number	average effective particle number	RMSE
PF	100	31.581 5	5.534 68
	300	39.142 3	4.970 34
GPF	100	47.453 1	2.906 1
	300	61.375 9	1.572 2

## 4 结论

遗传算法良好的继承性摒弃了基本粒子滤波重采样时简单取舍的缺点,使得粒子滤波具有更高的精确度。将遗传算法辅助下的粒子滤波算法应用于GPS定位精确度改善问题中,分别对基本粒子滤波算法和GPF算法的滤波效果进行了验证,结果表明GPF算法可以有效地抑制样本退化,其滤波效果优于基本粒子滤波,提高了对GPS接收机定位状态的估计精确度。本研究的实验表明GPF算法在改善GPS定位精确度和定位状况方面是可用的和有效的,对研究北斗定位数据滤波有一定的参考价值。

### 参考文献:

- [1] 蒋昊,常青,修春娣. GPS/BD-2 兼容接收机信息处理系统的设计与实现[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2009,7(6): 506-510. (JIANG Hao, CHANG Qing, XIU Chundi. Design and implementation of information processing system of GPS/BD-2 compatible receiver[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2009,7(6):506-510.)
- [2] Mojtaba Bahrami, Marek Ziebart. A Kalman filter based Doppler-smoothing of code pseudoranges in GNSS challenged environments[C]// Proceedings of the ION GNSS 2011. Portland, Oregon:[s.n.], 2011:1-11.
- [3] Sayim I, Pervan B, Pullen S, et al. Experimental and theoretical results on the LAAS sigma overbound[C]// Proceedings of the ION GPS. Portland, Oregon:[s.n.], 2002:29-38.
- [4] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002,50(2):174-188.
- [5] ZHOU Junchuan, YANG Yuhong, ZHANG Jieying, et al. Applying quaternion-based unscented particle filter on INS/GPS with field experiments[C]// Proceedings of the ION GNSS 2011. Portland, Oregon:[s.n.], 2011:1-14.
- [6] Duong Thanh-Trung, Chiang Kai-Wei. Non-linear, non-Gaussian estimation for INS/GPS integration[C]// Proceedings of the ION GNSS 2011. Portland, Oregon:[s.n.], 2011:1-8.
- [7] Christian Gentner, Jean-Marc Rawadi, Estefania Munoz, et al. Hybrid positioning with 3GPP-LTE and GPS employing particle filters[C]// Proceedings of the ION GNSS 2012. Nashville:[s.n.], 2012:1-9.
- [8] Gustafsson F, Gunnarsson F, Bergman N, et al. Particle filters for positioning, navigation, and tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002,50(2):425-437.
- [9] 杨洋,薛晓中. 遗传算法辅助下的粒子滤波及其在GPS/SINS深组合中的应用[J]. 解放军理工大学学报:自然科学版, 2011,12(4):322-327. (YANG Yang, XUE Xiaozhong. Application of GA-aided particle filter in tight coupling GPS/INS system[J]. Journal of PLA University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2011,12(4):322-327.)

### 作者简介:



王尔申(1980-), 男, 辽宁省辽阳市人, 博士, 副教授, 主要从事全球卫星导航接收机信号处理、航空电子系统等方面的研究, email:wes2016@sau.edu.cn.

庞涛(1976-), 女, 沈阳市人, 在读博士研究生, 讲师, 主要从事机器人学、人工智能方面的研究.

李兴凯(1988-), 男, 山东省聊城市人, 在读硕士研究生, 主要从事卫星导航信息处理方面的研究.

张芝贤(1959-), 男, 沈阳市人, 教授, 主要从事航空电子系统的研究.