

基于粒子群优化算法的多因子自适应滤波

聂建亮¹ 程传录¹ 郭春喜¹ 蒋光伟¹

(1 国家测绘地理信息局大地测量数据处理中心,西安市友谊东路 334 号,710054)

摘 要:在抗差多因子自适应滤波的基础上,提出基于粒子群优化智能算法进一步搜索自适应因子的优化值,提高自适应因子的可靠性。在基于状态不符值构造的自适应因子的基础上,构造适应性函数,采用粒子群优化算法搜索更有效的自适应多因子。利用动态导航数据进行验证,结果表明,基于粒子群优化的多因子自适应滤波能更有效地控制异常影响,提高动态导航精度。

关键词:粒子群优化算法;多因子;自适应滤波;抗差估计

中图法分类号:P228.4

载体运动过程中,若出现状态异常或观测异常,其定位精度将大大降低。为了控制异常影响,有学者提出了抗差自适应滤波^[1-2]和自适应选权滤波^[3]。抗差自适应滤波采用单因子或多因子^[4-5]调整预测值协方差矩阵与观测噪声协方差矩阵之间的比例,以控制动力学模型异常影响。但是,无论是单因子滤波或多因子滤波,其自适应因子都是基于当前观测与动力学模型预报值的不符值构造的。由于实时性要求,我们一般只采用单一历元的观测信息作为参考基准确定自适应因子,系统误差和偶然误差的存在导致自适应因子有一定误差。采用粒子群优化算法有望优化自适应因子,提高自适应因子的可靠性,从而提高动态导航的可靠性。

粒子群优化算法^[6](PSO)是一种基于群智能的优化算法,已广泛应用于数据挖掘、系统辨识、无人驾驶汽车导航等^[7-10]领域。本文侧重于采用粒子群优化算法进一步优化自适应因子,进而有效地平衡状态方程信息与观测信息。

1 自适应因子的粒子群优化算法

目前常采用状态不符值、方差分量估计和预测残差构造统计量,再采用两段函数法或三段函数法以及指数函数计算自适应因子^[11-13]。在本文中,采用状态不符值方法构造统计量,选取两段函

数法计算位置与速度的自适应因子^[4-5],但得到的自适应因子往往受到某些系统误差或偶然误差的影响。为了提高自适应因子的可靠性,采用粒子群优化算法^[7]对自适应因子进行进一步优化。

若自适应滤波的搜索空间维数 $D=6$,另外设总粒子数为 n ,迭代总次数为 m 。在第 j 次迭代中,第 i 个粒子所对应的各参数分量自适应因子组成的向量为 $\alpha_i^j = (\alpha_{i,1}, \alpha_{i,2}, \dots, \alpha_{i,D})$,第 i 个粒子到目前为止搜索到的自适应因子向量最优估计值为 $p_{best_i} = (p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,D})$,整个粒子群到目前为止搜索到的自适应因子向量最优估计值为 $g_{best}^j = (g_{i,1}, g_{i,2}, \dots, g_{i,D})$,第 i 个粒子的变化率为向量 $v_i = (v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,D})$ 。第 i 个粒子的第 d 个元素的速度为^[7-8]:

$$v_{id}(t+1) = \omega \times v_{id}(t) + c_1 \times r_1 \times (p_{id}(t) - \alpha_{id}(t)) + c_2 \times r_2 \times (g_{id}(t) - \alpha_{id}(t)) \quad (1)$$

其中,等式右边第 2 项为前一时刻的该粒子最优估值对自身的贡献部分;第 3 项为前一时刻整个粒子群最优估值对当前元素的贡献; c_1 为调节粒子向自身最优估值方向搜索的步长; c_2 为调节粒子向整个粒子群最优估值方向搜索的步长; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; ω 为惯性权重。

第 i 个粒子的第 d 个元素更新为^[7-8]:

$$\alpha_{id}(t+1) = \alpha_{id}(t) + v_{id}(t+1), \quad 1 \leq i \leq n, 1 \leq d \leq D \quad (2)$$

为了限制粒子离开探索空间,将自适应因子元素限定在 $[\alpha_{\min}, \alpha_{\max}]$,速度限定在 $[v_{\min}, v_{\max}]$ 。其中,自适应因子的最大、最小值分别为 $\alpha_{\max} = 1$ 、 $\alpha_{\min} = 0$;而速度的变化范围取以 0 为中心的一个对称区间,其中, $v_{\max} = -v_{\min} = 0.1$ 。

在优化搜索的第 j 次迭代中,将由式(1)、式(2)得到的当前粒子 α_i^j 代入适应性函数 $f(\alpha_i^j)$,判断该粒子是否为整个粒子群的最优估值或者该粒子的最优估值,若为整个粒子群的最优估值或者该粒子的最优估值,则更新 g_{best}^j 或 p_{best}^j ,否则,不更新 g_{best}^j 或 p_{best}^j ,并转换到粒子 α_{i+1}^j 的循环判断,直至 $i = n$;然后进行 $j+1$ 次迭代,同样对 n 个粒子循环判断,更新 g_{best}^{j+1} 和 p_{best}^{j+1} 。在前后两次迭代中,若 $|f(g_{best}^{j+1}) - f(g_{best}^j)| < \delta$ (δ 为给定的小数),则停止循环。

2 基于粒子群优化算法的多因子抗差自适应滤波计算流程

基于粒子群算法的多因子抗差自适应滤波计算具体步骤如下。

1) 对状态参数 $\begin{bmatrix} \hat{X}_0 \\ \hat{X}_0 \end{bmatrix}$ 及 $\Sigma \begin{bmatrix} \hat{X}_0 \\ \hat{X}_0 \end{bmatrix}$ 、观测噪声协方差矩阵 Σ_k 、模型误差的协方差矩阵 Σ_{W_k} 按照文献[4]的方法构造,动力学模型选常速度模型;粒子群算法的迭代次数 m 、粒子个数 n 、 c_1 、 c_2 、 ω 赋初始值。

2) 首先按照动力学模型计算状态参数的预报值 $\begin{bmatrix} \bar{X}_k \\ \bar{X}_k \end{bmatrix}$ 及对应协方差矩阵 $\Sigma \begin{bmatrix} \bar{X}_k \\ \bar{X}_k \end{bmatrix}$

$$\begin{bmatrix} \bar{X}_k \\ \bar{X}_k \end{bmatrix} = \Phi_{k,k-1} \begin{bmatrix} \hat{X}_{k-1} \\ \hat{X}_{k-1} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\Sigma \begin{bmatrix} \bar{X}_k \\ \bar{X}_k \end{bmatrix} = \Phi_{k,k-1} \Sigma \begin{bmatrix} \hat{X}_{k-1} \\ \hat{X}_{k-1} \end{bmatrix} \Phi_{k,k-1}^T + \Sigma_{W_k} \quad (4)$$

其中, $\Phi_{k,k-1}$ 为状态转移矩阵; Σ_{W_k} 为模型误差的协方差矩阵。

然后采用 IGGIII 方案计算等价权矩阵 \bar{P}_k [14],并得到位置参数的抗差解,接着采用状态参数不符值构造统计量,再利用两段函数法计算位置与速度的自适应因子,其中位置的自适应因子的计算公式为 [5]:

$$\alpha_{ki} = \begin{cases} 1, & |\Delta \bar{X}_{ki}| \leq c\sigma_{\bar{X}_{ki}} \\ c^2 \sigma_{\bar{X}_{ki}}^2 / \Delta \bar{X}_{ki}^2, & |\Delta \bar{X}_{ki}| > c\sigma_{\bar{X}_{ki}} \end{cases} \quad (5)$$

式中,

$$\Delta \bar{X}_{ki} = \tilde{X}_{ki} - \bar{X}_{ki} \quad (6)$$

其中, $c = 1.0$; \tilde{X}_{ki} 为位置参数的几何解(可以为抗差估计解)的第 i 个元素; $\sigma_{\bar{X}_{ki}}$ 为位置预测值的均方差元素; \bar{X}_k 为位置的预测值; k 为历元; i 为元素个数。

同理,可以得到速度的自适应因子,最后将两类自适应因子组成向量 α_k 。

3) 取粒子群算法中的 α_i^0 及对应 p_{best}^j 的初始值与步骤 2) 中的 α_k 相等,选择预测残差平方和 $\bar{V}_k^T \Sigma^{-1} \bar{V}_k$ 作为粒子群优化算法的适应性函数,其中 \bar{V}_k 为预测残差的等价协方差矩阵 [15]。

4) $d = 1, \dots, D$,按照式(1)、式(2)计算每一个粒子的每一元素的估值及速度。

5) 将 α_i^j 代入适应性函数 $f(\cdot)$,判断 $f(\alpha_i^j) < f(\alpha_i^{j-1})$ 是否成立,若成立,则 $p_{best}^j = \alpha_i^j$,否则 p_{best}^j 不更新;判断 $f(\alpha_i^j) < f(g_{best}^{j-1})$ 是否成立,若成立, $g_{best}^j = \alpha_i^j$,否则 $g_{best}^j = g_{best}^{j-1}$,返回步骤 4)。

6) 若 $i = n$,则返回步骤 4)。

7) 若 $|f(g_{best}^j) - f(g_{best}^{j-1})| < \delta$,终止循环;则最后一次循环得到参数最优估值 g_{best}^j 。

8) 构造自适应因子矩阵 $\bar{\alpha}_k$,其中 $\bar{\alpha}_k$ 为对角阵,其对角线元素为 g_{best}^j ,将 $\bar{\alpha}_k$ 代入多因子抗差

自适应滤波公式 [5] 计算滤波解 $\begin{bmatrix} \hat{X}_k \\ \hat{X}_k \end{bmatrix}$ 及对应协方

$$\begin{aligned} & \text{差矩阵 } \Sigma \begin{bmatrix} \hat{X}_k \\ \hat{X}_k \end{bmatrix} \\ & \begin{bmatrix} \hat{X}_k \\ \hat{X}_k \end{bmatrix} = (A_k^T \bar{P}_k A_k + \bar{P} \begin{bmatrix} \bar{X}_k \\ \bar{X}_k \end{bmatrix})^{-1} \\ & \left(A_k^T \bar{P}_k L_k + \bar{P} \begin{bmatrix} \bar{X}_k \\ \bar{X}_k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{X}_k \\ \bar{X}_k \end{bmatrix} \right) \end{aligned} \quad (7)$$

式中

$$\bar{P} \begin{bmatrix} \bar{X}_k \\ \bar{X}_k \end{bmatrix} = \alpha_k^{1/2} \Sigma \begin{bmatrix} \bar{X}_k \\ \bar{X}_k \end{bmatrix}^{-1} \alpha_k^{1/2} \quad (8)$$

其中, \bar{P}_k 为等价权 [14]; α_k 为分别包含位置和速度自适应因子的矩阵; A_k 为系数矩阵; L_k 为观测量。

3 算例分析

本文算例所用数据为一组机载动态 GPS 实测数据。数据采集于 1996 年 9 月 21 日,有两台 Trimble 4000SSE 型接收机,一台固定在参考站,一台安置在飞机上。经过大概 10 min 的初始化后,飞机飞行约 90 min。在算例中,采用 C/A 码观测量作为滤波的观测量。位置、速度、C/A 码的初始方差分别为 0.2 m^2 、 $9 \times 10^{-5} \text{ m}^2/\text{s}^2$ 、 1 m^2 。此处动力学模型采用常速度模型,其中速度的谱

密度为 $0.01 \text{ m}^2/\text{s}^2$, 采样间隔为 1.0 s , 状态模型协方差矩阵与文献[4]相同。对于粒子群优化算法, 惯性权重 w 为 0.95 , c_1 、 c_2 加速因子都取 2.0 , 粒子个数为 300 , 循环迭代 5 次。为了比较分析, 采用载波相位双差结果作为“真实值”, 各种方案的解算结果与“真实值”作差进行比较。算例采用 4 种方案进行解算: ① 标准 Kalman 滤波(KF); ② 单因子抗差自适应滤波(RAKF); ③ 多因子抗差自适应滤波(MRAKF); ④ 基于粒子群优化的

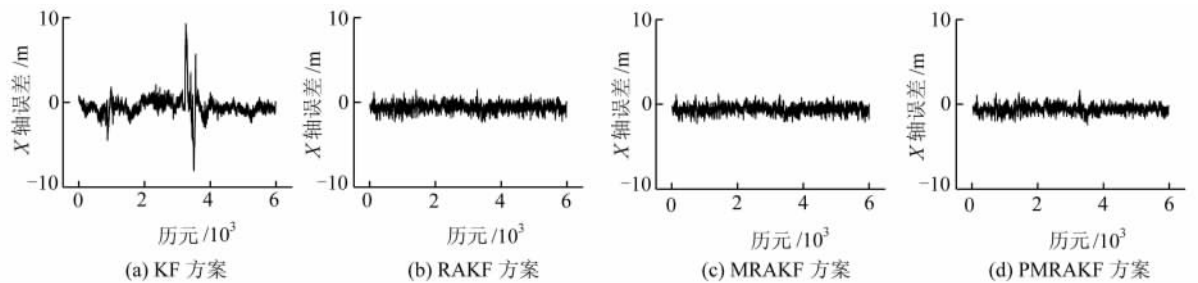


图 1 各方案中 X 方向误差曲线图

Fig. 1 Error of X Axis of Different Method

表 1 各方案误差统计/m

Tab. 1 Error Statistics of Schemes/m

方案	X	Y	Z
KF	1.318 8	1.280 6	1.926 0
RKF	0.746 0	0.500 9	1.461 6
MRKF	0.734 6	0.483 0	1.456 2
PMRKF	0.728 3	0.474 2	1.429 0

2) 无论抗差自适应滤波还是多因子抗差自适应滤波都能够抑制观测异常与状态异常影响, 提高动态导航精度, 如图 1(b)、图 1(c)所示。与单因子抗差自适应滤波相比, 多因子抗差自适应滤波精度有所提高。因为异常对参数不同元素影响不相同, 采用多因子逐个控制预测残差协方差矩阵, 能够更有效地控制异常影响。

3) 由表 1 及图 1 知, 基于粒子群优化算法的多因子抗差自适应具有更高的导航精度, 因为该方案在多因子抗差自适应滤波基础上再次优化自适应因子, 其中, 待搜索的自适应因子的初始值取多因子自适应滤波中的自适应因子计算值, 经过多次优化搜索, 粒子群优化算法将得到更有效的自适应因子。即使粒子群优化算法由于随机数选取不当等原因可能会造成搜索中断, 但其得到的自适应因子与由多因子自适应滤波得到的自适应因子相同, 因此由粒子群优化得到的自适应因子精度不会低于多因子抗差自适应滤波的自适应因子精度。

多因子抗差自适应滤波(PMRAKF)。

误差统计结果绘于表 1; X、Y、Z 轴向误差曲线变化趋势基本相同, 由于篇幅限制, 仅给出 X 轴误差曲线图, 如图 1 所示。由以上结果可得到如下结论。

1) 在 1000 历元左右与 $3000 \sim 4000$ 历元之间, 飞机发生两处机动(如图 1 所示), 标准 Kalman 滤波在机动处存在较大误差, 即标准 Kalman 滤波不具有控制异常影响的能力。

4 结 语

采用粒子群优化算法进一步搜索自适应因子, 可以提高自适应因子的可靠性, 搜索精度的下限不低于现有自适应因子估计值的精度。由于粒子群算法理论还不够成熟, 参数选取等问题还有待进一步探索。改进粒子群优化算法及其应用于精密单点定位等领域是下一步研究的工作。

参 考 文 献

- [1] 杨元喜, 何海波, 徐天河. 论动态自适应滤波[J]. 测绘学报, 2001, 30(4): 293-298
- [2] Yang Yuanxi, He Haibo, Xu Guochang. Adaptively Robust Filtering for Kinematic Geodetic Positioning [J]. Journal of Geodesy, 2001, 75(2/3): 109-116
- [3] 欧吉坤, 柴艳菊, 袁运斌. 自适应选权滤波[M]. 大地测量与地球动力学进展(朱耀仲, 孙和平主编). 武汉: 湖北科学技术出版社, 2004, 816-823
- [4] 崔先强, 杨元喜. 分类因子自适应抗差滤波[J]. 自然科学进展, 2006, 16(4): 490-494
- [5] Yang Yuanxi, Cui Xianqiang. Adaptive Robust Filter with Multi Adaptive Factors[J]. Survey Review, 2009, 40(309): 260-270
- [6] Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization[C]. IEEE Int Conf Neural Networks Perth, Australia, 1995
- [7] Shi Y, Eberhart R C. A Modified Particle Swarm Optimizer [C]. The Conference of Evolutionary

- Computation, IEEE, Anchorage, 1998
- [8] Shi Y, Eberhart R C. Fuzzy Adaptive Particle Swarm Optimization[C]. The Conference of Evolutionary Computation, IEEE, Soul, 2001
- [9] 李宁. 粒子群优化算法的理论分析与应用研究[D]. 武汉:华中科技大学, 2006
- [10] Docator S, Venayagamoorthy G. Unmanned Vehicle Navigation Using Swarm Intelligence[C]. The 2004 International Conference on Intelligent Sensing and Information Processing, India, 2004
- [11] 杨元喜, 高为广. 基于方差分量估计的自适应融合导航[J]. 测绘学报, 2004, 33(1): 22-26
- [12] Yang Yuanxi, Gao Weiguang. Influence Comparison of Adaptive Factors on Navigation Results[J]. The Journal of Navigation, 2005, 58(3): 471-478
- [13] 杨元喜, 徐天河. 基于移动开窗法协方差估计和方差分量估计的自适应滤波[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2003, 28(6): 714-718
- [14] 杨元喜, 宋力杰, 徐天河. 大地测量相关观测抗差估计理论[J]. 测绘学报, 2002, 31(2): 95-99
- [15] 杨元喜. Kalman 滤波异常检验[J]. 测绘科学与工程, 2005, 25(4): 1-4

第一作者简介: 聂建亮, 博士, 研究方向为测量数据处理。
E-mail: niejianliang@163.com

Multi Adaptive Kalman Filtering with Particle Swarm Optimization

NIE Jianliang¹ CHENG Chuanlu¹ GUO Chunxi¹ JIANG Guangwei¹

(1 Centre of Geodetic Data Processing National Administration of Surveying, Mapping and Geoinformation, 334 East Youyi Road, Xi'an 710054, China)

Abstract: The key problem of adaptive navigation is to determine the adaptive factors, in order to control the outlying effects of dynamic model errors. The optimal adaptive factors, however, are difficult to be obtained. On the base of multi adaptive robust Kalman filtering, a new kind of multi adaptive robust filtering, which uses particle swarm optimization to determine the factors, is proposed. The adaptive factors optimized by particle swarm optimization have higher reliability than those from current methods. First, multi adaptive factors are computed according to difference of the predicted state and calculated one; then particle swarm optimization is employed to look for more accurate factors if the reasonable fitting function is chosen. An actual dynamic GPS data set is employed to test the new adaptive filtering procedure. It is shown that multi adaptive robust filtering with particle swarm optimization can control the influence of outliers more efficiently, and improve the accuracy of navigation.

Key words: particle swarm optimization; multi factors; adaptive filtering; robust estimation

About the first author: NIE Jianliang, Ph.D., majors in surveying data processing.
E-mail: niejianliang@163.com