

基于进化采样的粒子滤波算法

胡振涛, 潘 泉, 梁 彦, 杨 峰

(西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安 710072)

摘要: 在粒子滤波算法中, 重采样的引入有效地改善粒子退化现象, 但同时也导致了粒子多样性减弱问题的产生. 本文给出了一种基于进化采样的改进粒子滤波算法. 该算法在重采样过程后, 首先根据马尔可夫链蒙特卡罗(Markov-Chain-Monte-Carlo, MCMC)技术和遗传算法中的模拟二进制交叉原理生成候选粒子, 并利用适应度函数完成对于其权重的度量. 然后结合当前时刻的重采样粒子构建候选粒子集, 进而提升了重采样后粒子的多样性, 最终依据粒子自身的权重实现粒子的优选. 仿真结果表明: 该算法可有效地提高对于非线性系统状态的估计精度.

关键词: 粒子滤波; 重采样; 粒子退化; 进化计算

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

The particle filter algorithm based on evolution sampling

HU Zhen-tao, PAN Quan, LIANG Yan, YANG Feng

(College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an Shaanxi 710072, China)

Abstract: In particle filter algorithm, the re-sampling step effectively solves the problem of particles degeneracy, however, it reduces the particle variety. An improved particle filtering algorithm is given based on the evolution sampling. In the process of re-sampling, this algorithm generates candidate particles based on the Markov-Chain-Monte-Carlo(MCMC) technique and the analog binary crossover principle, and then, weighs the sampling particles against their importance according to the fitness function. The current re-sampling particles are then associated in constructing the candidate particle set to enhance the variety of re-sampling particles. Finally, the optimizing selection of particles is realized based on the particle weigh. Simulation results show the method can effectively improve the state estimation precision.

Key words: particle filter; re-sampling; particle degeneracy; evolution computation

1 引言(Introduction)

随着计算机计算能力的快速增长和计算成本的不断降低, 粒子滤波(PF(particle filter))已经成为研究非线性、非高斯动态系统最优估计问题的一个热点和有效方法^[1]. 该方法通过使用蒙特卡罗方法来实现递推贝叶斯滤波, 利用状态空间中一组带权值的随机样本(粒子)逼近状态变量的后验概率密度, 每个样本代表系统的一个可能状态, 理论上可以得到状态的最小方差估计. 并且算法不受模型线性、高斯假设约束, 适用于任意非线性非高斯动态系统.

在粒子滤波中一个普遍问题就是粒子退化现象, 重采样过程的引入在一定程度上抑制粒子退化现象的出现^[2,3]. 然而重采样过程中采取复制保留较高权值的粒子, 删减较低权值的粒子的结果, 将必然导致粒子多样性的减弱. 经过若干次迭代后, 所有粒子都

将集中到一个点上, 使得描述后验概率密度函数的样本点太少或不充分, 特别是在样本受限条件下, 这种粒子多样性减弱对于滤波精度的影响更为突出, 甚至导致滤波发散现象^[4,5]. 文献[6,7]提出了将遗传算法和粒子滤波相结合的方法, 该方法改善了重采样后粒子的多样性, 但却造成了计算量急剧增加. 文献[8~10]中分别给出了基于进化思想的采样方法, 但均是通过单纯增加粒子的变异步骤增强粒子多样性, 并且效果作用于重采样前, 无法从根本上改善粒子多样性降低的问题. 另外, 在粒子实行变异计算过程中由于缺乏对于先验信息的利用, 在未出现粒子多样性的减弱情况下, 将导致对于当前时刻采样粒子的污染, 造成大量无效粒子的产生, 进而降低了粒子的利用效率.

针对以上问题, 本文利用MCMC技术和遗传算

法中的模拟二进制交叉原理实现粒子多样性的增强,提出了一种基于进化采样的改进粒子滤波算法(简记为ESPF算法).由于新采样粒子在生成过程中结合了前一时刻及当前时刻粒子的采样信息,实现了对于先验信息的充分利用,因而提高了其对于真实状态逼近的可靠性.仿真实验表明该方法可有效改善重采样过程后粒子多样性减弱而造成的滤波精度下降问题.

2 粒子滤波(Particle filter)

离散时间非线性动态系统的状态方程和量测方程为

$$x_{k+1} = f_k(x_k) + w_k, \quad (1)$$

$$z_k = h_k(x_k) + v_k. \quad (2)$$

其中: k 表示采样时刻, $x_k \in \mathbb{R}^n$ 是 k 时刻的系统状态向量, $f_k: \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ 是系统状态演化映射, $z_k \in \mathbb{R}^m$ 是 k 时刻系统状态的量测向量, $h_k: \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ 是量测映射, w_k 是 n 维的过程噪声, v_k 是 m 维的量测噪声, w_k 和 v_k 相互独立且与系统状态无关.根据蒙特卡罗仿真原理,任何函数 $f_k(x_{0:k})$ 数学期望

$$E[f_k(x_{0:k})] = \int f_k(x_{0:k})p(x_{0:k}|z_{1:k})dx_{0:k}. \quad (3)$$

可以用 $\bar{E}[f_k(x_{0:k})] = \sum_{i=1}^N f_k(x_{0:k}^{(i)})/N$ 来近似,其中 $p(x_{0:k}|z_{1:k})$ 是状态变量 $x_{0:k}$ 的后验概率密度函数, $x_{0:k}^{(i)} (i = 1, 2, \dots, N)$ 是从后验概率分布中产生的 N 个独立同分布样本(粒子).根据大数定理,当 $N \rightarrow \infty$ 时, $\bar{E}[f_k(x_{0:k})]$ 将绝对收敛于 $E[f_k(x_{0:k})]$.然而,通常很难从 $p(x_{0:k}|z_{1:k})$ 中直接采样,一种解决办法就是先从一个已知的且容易采样且尽量接近后验概率分布的重要性概率密度函数 $q(x_{0:k}|z_{1:k})$ 中采样,并通过采样粒子点进行加权来近似 $p(x_{0:k}|z_{1:k})$:

$$p(x_{0:k}|z_{1:k}) = \sum_{i=1}^N \omega_k^{(i)} \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^{(i)}). \quad (4)$$

引入 $q(x_{0:k}|z_{1:k})$ 后,公式(3)进一步变形得

$$E[f_k(x_{0:k})] = \int f_k(x_{0:k}) \frac{p(x_{0:k}|z_{1:k})}{q(x_{0:k}|z_{1:k})} q(x_{0:k}|z_{1:k}) dx. \quad (5)$$

根据贝叶斯公式 $p(x_{0:k}|z_{1:k}) = p(z_{1:k}|x_{0:k})p(x_{0:k})/p(z_{1:k})$,并将其代入公式(5)得

$$E[f_k(x_{0:k})] = \int \frac{f_k(x_{0:k})\omega_k q(x_{0:k}|z_{1:k})}{p(z_{1:k})} dx_{0:k}. \quad (6)$$

其中:

$$\omega_k = p(z_{1:k}|x_{0:k})p(x_{0:k})/q(x_{0:k}|z_{1:k}),$$

$$p(z_{1:k}) = \int \omega_k q(x_{0:k}|z_{1:k}) dx_{0:k}.$$

结合蒙特卡罗仿真原理,则 $f_k(x_{0:k})$ 数学期望可近似表示为

$$\bar{E}[f_k(x_{0:k})] = \sum_{i=1}^N [\omega_k^{(i)} f_k(x_{0:k}^{(i)})] / \sum_{i=1}^N [\omega_k^{(i)}] = \sum_{i=1}^N [\bar{\omega}_k^{(i)} f_k(x_{0:k}^{(i)})]. \quad (7)$$

这里: $\omega_k^{(i)} = p(z_{1:k}|x_{0:k}^{(i)})p(x_{0:k}^{(i)})/q(x_{0:k}^{(i)}|z_{1:k})$ 表示每个粒子的权重, $\bar{\omega}_k^{(i)}$ 表示归一化后的权重.将上述原理以递推形式给出,即序贯重要性采样.假设重要性分布函数选取 $q(x_{0:k}^{(i)}|z_{1:k}) = q(x_k^{(i)}|x_{0:k-1}^{(i)}, z_{1:k})q(x_{0:k-1}^{(i)}|z_{1:k-1})$ 的形式,同时系统的状态服从Markov过程,且量测间相互独立,则权值的递推表达式为

$$\omega_k^{(i)} = \omega_{k-1}^{(i)} \frac{p(z_k|x_k^{(i)})p(x_k^{(i)}|x_{k-1}^{(i)})}{q(x_k^{(i)}|x_{0:k-1}^{(i)}, z_{1:k})}. \quad (8)$$

在实际工程应用中,通常 $q(x_k^{(i)}|x_{0:k-1}^{(i)}, z_{1:k})$ 选取为系统状态的转移分布,此时公式(8)进一步化简得

$$\omega_k^{(i)} \propto p(z_k|x_k^{(i)}). \quad (9)$$

当前时刻粒子的权重被评估后,通过引入重采样过程用于改善粒子退化现象.目前,重采样方法主要有以下几种^[3]:残差重采样、系统重采样、多项式重采样等.以上过程即标准的粒子滤波算法,也被称为bootstrap滤波器.

3 基于进化采样的粒子滤波算法(The particle filter algorithm based on evolution sampling)

重采样是在评估粒子权值后,维持粒子总数不变的条件下,删减权值低的粒子,复制权值高的粒子,使得由低似然区向高似然区移动,增强粒子的采样效率.但是重采样采用的简单复制和删除的思想必然导致重采样后用于逼近真实状态的样本是由大量重复的粒子组成,使得描述后验概率密度函数的样本点太少或不充分.基于对生物进化机制的模拟,共产生了3种典型的优化计算模型:遗传算法、进化策略、进化规划.从遗传算法过程中产生新个体的能力方面来说,交叉运算是产生新个体的主要方法,它决定了遗传算法的全局搜索能力,着眼于单个个体在其生存环境中的进化,强调的是个体的进化过程;而进化策略和进化规划主要是通过变异运算实现新个体的生成,其中进化规划是从整体的角度出发来

模拟生物的进化过程的, 着眼于整个群体的进化, 强调的是物种的进化过程. 考虑到粒子间交叉运算将能够更好地利用粒子自身的冗余和互补信息, 并且能够直接运用于实数空间上的个体优化, 这里将遗传算法中的模拟二进制交叉运算^[11,12]引入到进化策略中实现粒子多样性的增强. 该过程除了能够直接在实数空间上实现, 避免了繁琐的编码步骤, 并且在每次交叉运算的过程中可同时生成两个样本, 增强了采样效率.

3.1 进化采样(Evolution sampling)

在重采样过程后, 首先根据MCMC原理实现对于粒子的预采样, 即依据时刻重采样后粒子 $x_k^{(i) \leftarrow (h)}$ 对应地选取 $k-1$ 时刻的粒子 $x_{k-1}^{(i) \leftarrow (h)}$, 其中 $i = 1, 2, \dots, N$, $(i) \leftarrow (h)$ 表示重采样后第 i 粒子对应于抽样前的第 h 个粒子, 并记录重采样后粒子的权重. 对预采样粒子实行交叉运算, 实现在充分利用先验信息的同时增强粒子的多样性. 模拟二进制交叉运算过程如下:

1) 产生服从均匀分布随机数 $u_i \in [0, 1]$.

2) 计算扩展因子 β_i 的值, 当 $u_i \leq 0.5$ 时, $\beta_i = (2u_i)^{\frac{1}{\lambda+1}}$, 否则 $\beta_i = (\frac{1}{2(1-u_i)})^{\frac{1}{\lambda+1}}$, 其中 λ 为任意的非负实数^[13].

3) 交叉运算

$$\tilde{x}_{k-1}^i = 0.5[(1 + \beta_i)x_{k-1}^{(i) \leftarrow (h)} + (1 - \beta_i)x_{k-1}^{(j) \leftarrow (h)}], \quad (10)$$

$$\tilde{x}_{k-1}^j = 0.5[(1 - \beta_i)x_{k-1}^{(i) \leftarrow (h)} + (1 + \beta_i)x_{k-1}^{(j) \leftarrow (h)}]. \quad (11)$$

4) 候选粒子生成

$$\tilde{x}_k^i = f(\tilde{x}_{k-1}^i) + w_{k-1}, \quad (12)$$

获得候选采样粒子后, 则需要对其权重进行有效地度量. 考虑到以下将要构建的候选粒子集中粒子权重的统一性, 对于权重度量的适应度函数采用如下形式:

$$\tilde{w}_k^i = \text{likelihood}(z_k | \tilde{x}_k^i) / \sum_{i=1}^N \text{likelihood}(z_k | \tilde{x}_k^i). \quad (13)$$

根据以上给出适应度函数表达形式可知, 该函数实质是通过当前量测数据 z_k 计算在所有获取的采样粒子中的似然度, 并将其作为权重, 本质上是式(9)的一种等价形式. 接下来, 将候选粒子与本时刻得到重采样粒子合并构建候选粒子集. 此时系统候选粒子集中粒子数目为 $2N$, 即 $\{\tilde{x}_k^{(s)}\} \subset \{x_k^{(i) \leftarrow (h)} \cup \tilde{x}_k^{(i)}\}$, 粒子本身对应的权值为 $\{\tilde{w}_k^{(s)}\} \subset \{\tilde{w}_k^{(i) \leftarrow (h)} \cup \tilde{w}_k^{(i)}\}$,

其中 $s = 1, 2, \dots, 2N$. 最终, 对于当前时刻粒子的优化选取依据粒子自身所具有的权重大小实现.

3.2 算法步骤(Algorithm step)

基于进化采样的粒子滤波具体算法步骤如下:

1) 起始:

$$k = 0$$

FOR $i = 1, 2, \dots, N$

根据初始状态概率密度 $p(x_0)$ 抽取各样本的初始值 $x_0^{(i)}$;

END FOR

2) 递推循环:

FOR $k = 1, 2, \dots$

FOR $i = 1, 2, \dots, N$

由提议分布 $q(x_{0:k}^{(i)} | z_{1:k})$ 抽取当前时刻样本 $x_k^{(i)}$ 并根据当前时刻量测信息度量粒子的权值 $\omega_k^{(i)}$;

END FOR

对权值进行归一化处理后得到 $\tilde{\omega}_k^{(i)}$;

重采样后得到重采样粒子 $x_k^{(i) \leftarrow (h)}$;

根据公式(10)~(13)生成候选粒子 $\tilde{x}_k^i$;

由公式(13)实现候选粒子权重的度量;

构建候选粒子集;

依据粒子集中权重实现粒子的优选;

END FOR

4 仿真结果与分析(Simulation result and analysis)

为了验证ESPF算法的性能, 本文参照文献[3,1]给出的不同噪声环境下两种典型单维非线性系统模型及描述机动目标运动的二维匀速转弯运动模型, 对于算法的性能进行仿真效果比较.

模型1 系统的状态方程和量测方程如下:

$$x_{k+1} = 1 + \sin(\xi \pi k) + \varphi_1 x_k + w_{1,k},$$

$$z_k = (x_k)^2 / \kappa_1 + v_{1,k}.$$

模型2 系统的状态方程和量测方程如下:

$$x_{k+1} = \varphi_2 x_k + \varphi_3 \frac{x_k}{1 + x_k^2} + \gamma \cos(1.2k) + w_{2,k},$$

$$z_k = (x_k)^2 / \kappa_2 + v_{2,k}.$$

其中: $\xi = 4 \times 10^{-2}$, $\varphi_1 = 0.5$, $\kappa_1 = 5$, $\varphi_2 = 0.5$, $\varphi_3 = 25$, $\gamma = 8$, $\kappa_2 = 20$. 模型1的系统过程噪声 $w_{1,k}$ 取参数为Gamma(8,2)的伽玛噪声, 量测噪声取零均值且方差为0.0045的高斯白噪声. 模型2的系统过程噪声和量测噪声分别取零均值, 方差为10和1的高斯白噪声. 蒙特卡罗仿真循环取50次,

每次循环中仿真步长60 s, 每步采样间隔为1 s, 粒子数取200. 分别对扩展Kalman滤波(EKF)、Kalman滤波(UKF)、PF、文献[9]给出了基于进化策略的粒子滤波(EVPF)和ESPF算法的滤波结果进行比较.

表1 5种算法RMSE的均值比较

Table 1 The mean comparison of RMSE for five algorithms

	EKF	UKF	PF	EVPF	ESPF
模型1	0.9956	0.9824	0.1135	0.1023	0.0788
模型2	17.875	10.062	3.6609	3.6231	3.6180

表1中定量给出了5种算法滤波精度结果的比较, 由表中的数据可知: ESPF算法无论在高斯噪声环境还是伽玛噪声环境下, 其滤波精度均优于EKF, UKF, PF和EVPF算法.

模型3 系统的状态方程和量测方程如下:

$$X_k = FX_{k-1} + \Gamma w_{k-1},$$

$$Z_k = [\sqrt{x_k^2 + y_k^2}, \text{tg}^{-1}(y_k/x_k)]^T + v_k.$$

其中:

$$F = \begin{bmatrix} 1 & \sin(\varpi t) & 0 & (\cos(\varpi t) - 1)/\varpi \\ 0 & \cos(\varpi t) & 0 & -\sin(\varpi t) \\ 0 & (1 - \cos(\varpi t))/\varpi & 1 & \sin(\varpi t)/\varpi \\ 0 & \sin(\varpi t) & 0 & \cos(\varpi t) \end{bmatrix},$$

采样周期 $t = 1$ s, 仿真时间 $T = 60$ s, 转弯角速度 $\varpi = 0.0025$ rad/s, $X_k = [x_k \dot{x}_k y_k \dot{y}_k]^T$, 目标的初时位置位于(7, 6) km, 初时速度(0.08, 0.05) km/s, 系统过程噪声和量测噪声分别取均值为0, 方差为 $Q = \text{diag}\{[0.3, 0.3]\}$ 和 $R = \text{diag}\{[0.02, 0.05]\}$ 的加性高斯白噪声, 分别对PF, EVPF和ESPF状态估计精度进行算法性能的仿真效果比较.

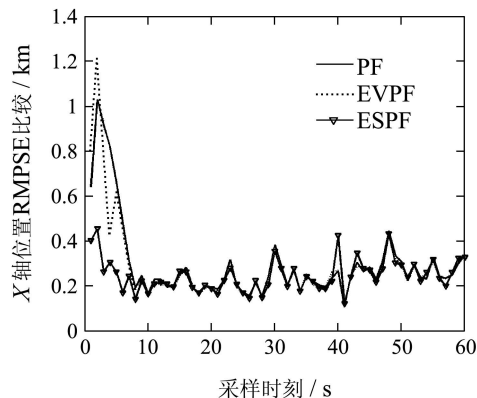


图1 X轴方向位置RMSE比较

Fig. 1 RMSE comparison of position on X axis

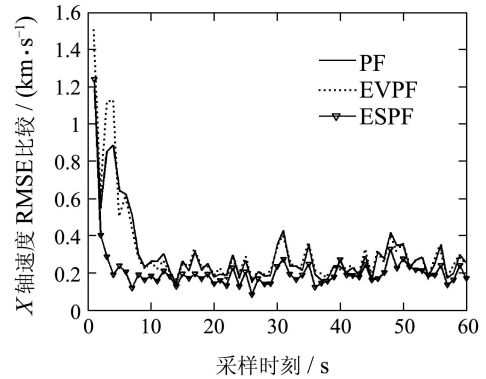


图2 X轴方向速度RMSE比较

Fig. 2 RMSE comparison of velocity on X axis

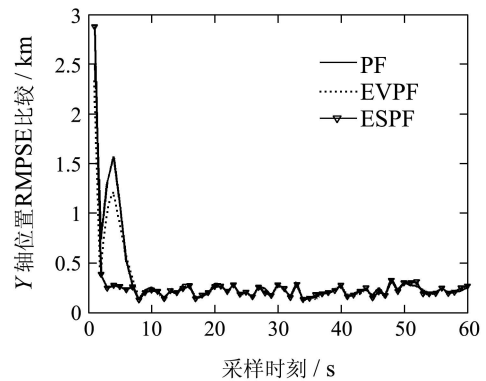


图3 Y轴方向位置RMSE比较

Fig. 3 RMSE comparison of position on Y axis

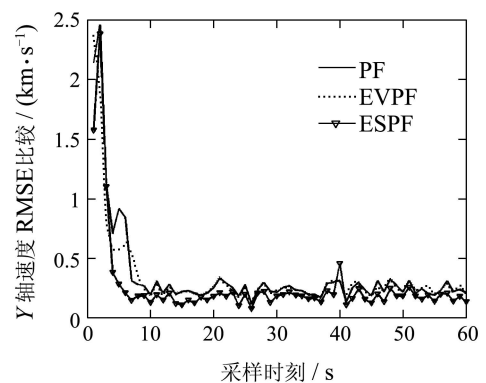


图4 Y轴方向速度RMSE比较

Fig. 4 RMSE comparison of velocity on Y axis

图1至图4表示粒子数为 N 取800时, 蒙特卡罗仿真循环取50次, 分别基于X轴方向和Y轴方向目标的位置和速度的RMSE比较.

由图1至图4中给出的PF, EVPF和ESPF 3种算法的分别在位置向量和速度向量RMSE比较可知: 在算法收敛性的上ESPF算法明显优于PF, EVPF算法. 为了更直观地对比3种算法的滤波精度, 表2中给出了3种算法针对机动目标跟踪中位置估计RMSE的均值比较.

表2 位置估计RMSE的均值比较
Table 2 The mean comparison of RMSE for position estimation

	N = 200		N = 500		N = 800	
	X轴	Y轴	X轴	Y轴	X轴	Y轴
PF	0.3370	0.4170	0.3161	0.3417	0.2951	0.3277
EVPF	0.2960	0.3396	0.2577	0.2970	0.2889	0.3060
ESPF	0.2748	0.3268	0.2526	0.2852	0.2456	0.2661

由以上对于机动目标跟踪精度的仿真结果比较可知: 在高维非线性系统且粒子数目受限的条件下, ESPF相对于PF和EVPF有着更好的跟踪效果. 其主要原因就在于ESPF粒子的多样性增强策略是通过综合两部分粒子的共同信息实现的. 一部分即重采样粒子, 这部分粒子蕴含了对于真实状态的有效逼近信息. 另外一部分则是通过交叉运算得到的候选粒子, 这部分粒子蕴含了对于提升粒子多样性的信息. 在候选粒子生成过程中, 由于充分利用了前一刻的先验采样信息, 增强了其对于真实状态逼近地有效性. 因此相对于单纯利用遗传或进化策略以牺牲粒子的可靠性来扩展粒子多样性的方法, ESPF算法能够更好获得更高的滤波精度.

5 总结(Conclusion)

与传统滤波方法相比, 粒子滤波具有容易实现, 可以并行化, 使用性强等优点, 且加之其摆脱了解决非线性滤波问题时随机量必须满足高斯分布的制约条件, 因而被广泛的应用于自动控制、图形图像处理、统计信号处理、目标跟踪等研究领域. 本文针对粒子滤波算法中重采样过程中粒子多样性减弱造成的滤波精度下降问题, 给出了一种基于进化采样的改进粒子滤波算法, 该算法能够在增强重采样后粒子多样性的同时实现对于粒子的优选, 从而提高对于非线性状态估计的精度. 理论分析和基于不同噪声条件下单维非线性模型和高维机动目标跟踪模型仿真结果验证了算法的有效性.

参考文献(References):

- [1] GORDON N J, SALMOND D J, SMITH A F M. Novel approach to non-linear/non-Gaussian bayesian state estimation[J]. *IEEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation*, 1993, 140(2): 107 – 113.
- [2] CRISAN D, DOUCET A. A survey of convergence results on particle filtering methods for practitioners [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(2): 736 – 746.
- [3] DOUCET A, GORDON N J. *Sequential Monte Carol Methods in Practice*[M]. New York: Springer-Verlag, 2001: 247 – 272.

- [4] MERWE R V, DOUCET A, FREITAS N DE, et al. The unscented particle filter[R] // *Technical Report of the Cambridge University Engineering Department CUED/F INFENG/TR, 380*. England: Cambridge University Press, 2001: 1 – 45.
- [5] 杨小军, 潘泉, 王睿, 等. 粒子滤波进展与展望[J]. *控制理论与应用*, 2006, 23(2): 261 – 267.
(YANG Xiaojun, PAN Quan, WANG Rui, et al. Development and prospect of particle filtering[J]. *Control Theory & Applications*, 2006, 23(2): 261 – 267.)
- [6] RONGHUA L, BINGRONG H. Coevolution based adaptive Monte Carlo localization[J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2004, 1(3): 183 – 190.
- [7] 叶龙王, 王京玲, 张勤. 遗传重采样粒子滤波器[J]. *自动化学报*, 2007, 33(8): 885 – 887.
(YE Longwang, WANG Jingling, ZHANG Qin. Genetic resampling particle filter[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2007, 33(8): 885 – 887.)
- [8] PARK S, HWANG J, ROU K, et al. A new particle filter inspired by biological evolution: genetic filter[C] // *Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology*. Bangkok, Thailand: IEEE, 2007, 21: 459 – 463.
- [9] UASAKI K, HATANAKA T. Evolution strategies based particle filters for fault detection[C] // *Proceedings of the IEEE Symposium on Computational Intelligence in Image and Signal Processing*. Hawaiian, USA: IEEE, 2007: 58 – 65.
- [10] 莫以为, 萧德云. 基于进化粒子滤波器的混合系统故障诊断[J]. *控制与决策*, 2004, 19(6): 611 – 615.
(MO Yiwei, XIAO Deyun. Fault diagnosis of hybrid systems based on the evolutionary particle filter[J]. *Control and Decision*, 2004, 19(6): 611 – 615)
- [11] DEB K, AGAWAM R B. Simulated binary crossover for continuous search space[J]. *Complex Systems*, 1995, 9(2): 115 – 148.
- [12] KALRA P, MAHAPATRA P B, AGGANVAL D K. On the comparison of niching strategies for finding the solution of multimodal robot inverse kinematics functions[C] // *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*. Hague, Netherlands: IEEE Press, 2004: 5361 – 5365.
- [13] DEB K, AGAWAM R B. Real-coded genetic algorithms with simulated binary crossover: Studies on multi-modal and multi-objective problems[J]. *Complex Systems*, 1995, 9(6): 431 – 454.

作者简介:

胡振涛 (1979—), 男, 博士研究生, 研究领域为多源信息融合、非线性滤波、机动目标跟踪, E-mail: guchenshou@yahoo.com.cn;

潘泉 (1961—), 男, 教授, 博士生导师, 研究领域为动态系统建模、多目标跟踪与识别、信息融合、智能度系统理论等, E-mail: quanpan@nwpu.edu.cn;

梁彦 (1971—), 男, 副教授, 硕士生导师, 研究领域为动态系统建模、估计与控制、信息融合、图像处理、多目标跟踪, E-mail: liangyan@nwpu.edu.cn;

杨峰 (1977—), 男, 博士, 讲师, 研究领域为信息融合、目标检测、跟踪与识别、C4ISR建模与仿真, E-mail: yangfeng@nwpu.edu.cn.