

一种优化高斯粒子滤波的载波频偏估计算法

焦 玲, 蒋 磊, 许 华, 童 骞, 何启亮
(空军工程大学 信息与导航学院, 陕西 西安 710077)

摘 要: 针对单载波频域均衡系统中载波频偏估计问题, 建立非线性状态空间模型, 提出 Unscented 高斯粒子滤波 (UGPF) 频偏估计算法。在时间更新中, 利用高斯粒子滤波 (GPF) 对待估状态变量的状态后验及预测概率分布进行高斯近似, 压缩重采样处理环节, 能有效缓解粒子退化对滤波性能影响; 量测更新中, 引入 Unscented 卡尔曼构造重要密度函数, 融合最新观测值对粒子样本进行修正, 优化滤波算法性能。仿真结果表明, 该算法较最大似然 (ML)、标准粒子滤波 (SPF) 及高斯粒子滤波算法具有更高的估计精度与更快的收敛速度, 在非高斯噪声条件下仍具有较好的频偏跟踪性能。

关键词: 高斯粒子滤波; 免重采样; 重要密度函数; Unscented 卡尔曼滤波; 频偏估计

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2016)05-0067-05

Carrierfrequency Offset Estimation Algorithm Based on Improved Gaussian Particle Filtering

JIAO Ling, JIANG Lei, XU Hua, TONG Qian, HE Qi-liang

(Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: To improve the performance of carrier frequency offset estimation in SC-FDE system, a nonlinear state space model is built and a new algorithm based on Unscented Gaussian particle filtering (UGPF) is proposed. In the time update step, the algorithm approximates the filtering and predictive densities of the state variables by Gaussian distributions in a PF framework, which make the substituted distribution approximating the true posterior distribution more accurately. The UKF is introduced into the algorithm to use the latest observation for particle samples modification in the measurement update step, which avoids the particle impoverishment problem because the resampling process is not need. Simulation results are presented to corroborate that compared with the existing approaches based on ML, SPF and GPF, the new algorithm not only improves the estimation accuracy and convergence speed, but also has a good performance in non-Gaussian noise environment.

Key words: gaussian particle filter; un-resampling process; importance density function; unscented kalman filter; frequency offset estimation

1 引言

近年来, 通过建立非线性状态空间模型, 利用滤波类算法进行状态估计成为研究发展方向^[1-2]。其中, 卡尔曼滤波是最优线性递归估计, 但运用于非线性状态空间模型会产生较大误差, 估计精度下降甚至引起滤波计算发散^[3]; 扩展卡尔曼滤波 (EKF)、

Sigma 点卡尔曼滤波 (SPKF) 分别采用非线性函数近似、确定性采样方法近似非线性分布来完成非线性高斯系统的次优滤波, 但在系统非线性程度较高、非高斯条件下估计性能较差, 且对于 SPKF 的收敛性目前缺少可操作性的理论证明^[4]; 基于贝叶斯滤波理论的标准粒子滤波 (SPF) 算法, 通过计算重要性权值对粒子进行加权求和, 可以逼近任何形式概

率密度分布,适用于任意非线性、非高斯系统的滤波问题,但存在粒子退化缺陷,影响最终估计结果^[5];重采样方法的引入缓解了退化问题,但同时带来粒子贫化,难以保证估计精度^[6];高斯粒子滤波(GPF)通过用高斯分布近似估计未知状态的后验分布,不需要重采样,避免了粒子枯竭,但没有考虑最新观测值,导致算法性能下降^[7]. 针对上述问题,本文建立载波频偏非线性状态空间模型,提出一种基于 Unscented 卡尔曼滤波的高斯粒子滤波算法(UGPF)进行载波频偏估计,用高斯密度函数逼近状态变量的后验和预测分布,生成的重要密度函数更符合真实后验密度函数,避免了粒子退化;引入 Unscented 卡尔曼,融合最新观测值提高采样粒子质量,更好改善滤波算法的性能. 仿真结果表明所提算法优于 ML、SPF、GPF 算法,在非高斯噪声条件下也具有较好的频偏跟踪性能.

2 信号模型

SC-FDE 系统的传输数据由导频和若干个数据帧构成,每个数据帧由帧前缀的循环探针(probe)数据以及特定长度的未知数据组成,信号调制方式为 PSK. 假设系统时钟同步理想,去除接收信号循环探针前缀,进行同步采样后得到离散时间基带信号 r_k ,表达式为:

$$r_k = \sum_{d=0}^{D-1} x_d h(kT_s - dT) e^{j\Phi_k} + v_k \quad (1)$$

式中, x_d 为发送数据序列, D 为已接收数据块的数据帧长度, $h(\cdot)$ 为发送与接收端之间的系统传输波形响应, T 为码元周期, T_s 为采样周期, T/T_s 为每符号采样点数, v_k 为非高斯噪声, Φ_k 为下变频后的输入信号相位,包括残留的载波相位和频率偏移. 接收端进行滤波估计得出接收信号相位为 $\hat{\Phi}_k$, 与输入信号进行硬判决,得到信号简化表示为:

$$r_k = x_k e^{j(\Phi_k - \hat{\Phi}_k)} + v_k = x_k e^{j\varphi_k} + v_k \quad (2)$$

式中, $x_k = a_k + jb_k$ 为复信号, φ_k 为载波频率偏差,系统通过估计和补偿 φ_k 以达到载波同步的目的,以便接收信号的正确解调. 由于待估计的式(2)非线性,建立在线性方程基础上的最优递推估计不再适用,因此下节将建立非线性离散动态系统模型进行粒子滤波估计.

3 标准粒子滤波载波频偏估计算法

3.1 状态空间模型

动态状态空间模型(DSSM) 分为状态转移模型

$p(x_k | x_{k-1})$ 和量测模型 $p(z_k | x_k)$, 首先建立载波频偏的非线性状态空间模型, 状态方程和观测方程如下:

$$\varphi_k = f_k(\varphi_{k-1}) = \varphi_{k-1} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} r_k &= h_k(\varphi_k) + v_k \\ &= [\text{Re}(r_k) \text{Im}(r_k)]^T \\ &= \begin{bmatrix} a_k \cos \varphi_k - b_k \sin \varphi_k \\ a_k \cos \varphi_k + b_k \sin \varphi_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \text{Re}(v_k) \\ \text{Im}(v_k) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4)$$

式中, 状态变量是频偏 φ_k , 考虑信道非时变环境, 频偏可认为不变; 采用式(2) 接收信号的实部和虚部作为观测向量, v_k 为系统观测噪声, 文中选取应用广泛的 ϵ 混合噪声作为加入观测信号的非高斯噪声干扰^[4].

3.2 粒子滤波频偏估计原理

由随机过程理论可知, 最小方差意义下的最优估计可由后验分布决定的条件均值给出. 基于贝叶斯统计理论和蒙特卡罗方法的粒子滤波估计先引入未知量 x 的先验分布 $p(x)$, 在状态空间产生一组随机样本集合(粒子), 然后根据量测数据 z 不断调整粒子的权重和位置, 对粒子信息修正得到后验分布 $p(x | z)$, 而后对该分布不断进行预测和更新, 粒子容量越大, 与状态变量的真实后验密度就越近似.

根据状态空间模型, 利用 $\{r_{1:k}, \varphi_{0:k}^i, \omega_k^i\}_{i=1}^N$ 描述 k 时刻待估状态变量 φ_k 的后验概率分布 $p(\varphi_{0:k} | r_{1:k})$, $\{\varphi_{0:k}^i, i = 0, \dots, N_s\}$ 是对应权值为 $\{\omega_k^i, i = 0, \dots, N_s\}$ 的粒子集合, N_s 为粒子数, $\varphi_{0:k} = \{\varphi_j, j = 0, \dots, k\}$ 和 $r_{1:k} = \{r_j, j = 1, \dots, k\}$ 分别是起始时刻到 k 时刻的状态集合和量测集合. 粒子滤波估计算法的基本框架是由先验分布 $p(\varphi_0)$ 产生初始粒子群, 对所有粒子权值归一化为 $\sum_i \omega_k^i = 1$, 引入序贯重要性采样(SIS), 选择先验分布 $p(\varphi_k^i | \varphi_{k-1}^i)$ 为重要密度函数 $\pi(\varphi_k^i | \varphi_{k-1}^i, r_k)$, 从重要密度函数中抽取 N_s 个样本 $\{\varphi_k^i, i = 1, \dots, N_s\}$, 计算各粒子权值并归一化:

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i p(r_k | \varphi_k^i) = \omega_{k-1}^i p_{e_k}(r_k - h_k(\varphi_k^i))$$

$$\omega_k^i = \omega_k^i / \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i, i = 1, \dots, N_s$$

而后验概率密度 $p(\varphi_k | r_{1:k})$ 可近似表示为

$$p(\varphi_k | r_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i \delta(\varphi_k - \varphi_k^i)$$

式中, $\delta(\cdot)$ 表示 Dirac 函数, 则 k 时刻状态变量的最小均方估计值 $\hat{\varphi}_k$ 和方差估计值 mse_k 可用下式逼近:

$$\hat{\varphi}_k = \int \varphi_k p(\varphi_k | r_{1:k}) d\varphi_k \approx \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i \varphi_k^i \quad (5)$$

$$\text{mse}_k \approx \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i (\varphi_k^i - \hat{\varphi}_k)(\varphi_k^i - \hat{\varphi}_k) \quad (6)$$

选择先验分布作为重要密度函数最易于实现,且在对象量测精度要求低的场合能获得较好的结果,但这样从中取样得来的样本没有考虑当前量测值,与真实后验分布的样本有很大偏差,导致重要性权值随时间随机递增,粒子权值集中到少数粒子上,其他粒子权值可忽略不计即粒子退化,使粒子集合无法表达实际的后验概率分布而造成算法失效.重采样算法在一定程度上可以解决粒子退化问题,但又带来样本贫化^[5].克服退化现象的另一种方法是选取好的重要密度函数,利用已有的样本和量测数据来产生下一个预测样本,如通过高斯密度函数来逼近状态后验概率分布和预测概率分布,用高斯分布产生下一个粒子,不需要重采样过程,可用于任意非线性系统.下节将基于 UKF 构造高斯粒子滤波的重要密度函数,通过量测及时间更新步骤进行迭代运算,提出一种基于 Unscented 高斯粒子滤波估计算法.

4 一种优化高斯粒子滤波频偏估计算法

根据免重采样思想的高斯粒子滤波,利用高斯分布 $N(\varphi_k; \bar{\mu}_k, \bar{\Sigma}_k)$ 近似待估状态变量 φ_k 的预测概率分布 $p(\varphi_k | \mathbf{r}_{1:k-1})$,其中 $\bar{\mu}_k, \bar{\Sigma}_k$ 初始值由先验信息得到,每接收到一个新量测值,通过量测和时间更新进行滤波对预测概率分布修正,达到对状态的最小均方差准则下的最优估计,一次完整的递推过程表述如下:

量测更新中,当接收到第 k 个观测值 $\mathbf{r}_k$ 后,状态后验概率密度可表示为

$$\begin{aligned} p(\varphi_k | \mathbf{r}_{1:k}) &= \frac{p(\mathbf{r}_k | \varphi_k) p(\varphi_k | \mathbf{r}_{1:k-1})}{\int p(\varphi_k | \mathbf{r}_{1:k-1}) p(\mathbf{r}_k | \varphi_k) d\varphi_k} \\ &\approx \frac{p(\mathbf{r}_k | \varphi_k) N(\varphi_k; \bar{\mu}_k, \bar{\Sigma}_k)}{\int p(\varphi_k | \mathbf{r}_{1:k-1}) p(\mathbf{r}_k | \varphi_k) d\varphi_k} \end{aligned} \quad (7)$$

利用重要密度函数 $\pi(\cdot)$ 得到的样本 φ_k^i 及其权值来计算均值和协方差(本文称为后验均值和后验协方差),可得

$$\begin{aligned} \bar{\mu}_k &= \sum_{i=1}^{N_s} \bar{\omega}_k^i \varphi_k^i \\ \bar{\Sigma}_k &= \sum_{i=1}^{N_s} \bar{\omega}_k^i (\varphi_k^i - \bar{\mu}_k)(\varphi_k^i - \bar{\mu}_k) \end{aligned} \quad (8)$$

式中, $\bar{\omega}_k^i$ 为归一化权值,表示为

$$\bar{\omega}_k^i = \omega_k^i / \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i \quad (9)$$

$$\omega_k^i \propto \frac{p(\varphi_k^i | \mathbf{r}_{1:k})}{\pi(\varphi_k^i | \mathbf{r}_{1:k})} = \frac{p(\mathbf{r}_k | \varphi_k^i) N(\varphi_k^i; \bar{\mu}_k, \bar{\Sigma}_k)}{\pi(\varphi_k^i | \mathbf{r}_{1:k})}$$

此时高斯粒子滤波将状态后验概率密度式(7)逼近为

$$p(\varphi_k | \mathbf{r}_{1:k}) = N(\varphi_k; \bar{\mu}_k, \bar{\Sigma}_k) \quad (10)$$

在初始时刻,即 $k=1$ 时,式(9)中的 $\bar{\mu}_k, \bar{\Sigma}_k$ 由先验信息得到,此后由从时间更新阶段产生.在时间更新中,由于量测更新已将 $p(\varphi_k | \mathbf{r}_{1:k})$ 近似为高斯函数,则状态预测概率密度函数可近似为

$$\begin{aligned} p(\varphi_{k+1} | \mathbf{r}_{1:k}) &\approx \int p(\varphi_{k+1} | \varphi_k) N(\varphi_k; \bar{\mu}_k, \bar{\Sigma}_k) d\varphi_k \\ &= N(\varphi_{k+1}; \bar{\mu}_{k+1}, \bar{\Sigma}_{k+1}) \end{aligned}$$

从 $N(\varphi_k; \bar{\mu}_k, \bar{\Sigma}_k)$ 采样得到 φ_k^i ,再由状态转移模型 $p(\varphi_{k+1} | \varphi_k = \varphi_k^i)$ 得到更新粒子集 φ_{k+1}^i .于是状态预测概率密度函数的均值和协方差(本文称为预测均值和预测协方差)可表示为

$$\begin{aligned} \bar{\mu}_{k+1} &= \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} \bar{\omega}_k^i \varphi_{k+1}^i \\ \bar{\Sigma}_{k+1} &= \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} \bar{\omega}_k^i (\varphi_{k+1}^i - \bar{\mu}_{k+1})(\varphi_{k+1}^i - \bar{\mu}_{k+1}) \end{aligned} \quad (11)$$

至此完成了该时刻预测概率分布的修正更新,并将更新参数传递给下一时刻的量测更新步骤.基于免重采样思想的高斯粒子滤波,实质是用高斯分布构造重要性密度函数,能够容易从 $N(\varphi_{k+1}; \bar{\mu}_{k+1}, \bar{\Sigma}_{k+1})$ 直接采样产生下一个预测样本,在时间更新步骤中即可完成.这种方式简单易行,但没有最大程度利用最新的量测值,未使得采样粒子能体现最新的量测信息.因此提出选择 $N(\varphi_k; \bar{\mu}_{k|k-1}, \bar{\Sigma}_{k|k-1})$ 作为重要密度函数对高斯粒子滤波进行优化,其中 $\bar{\mu}_{k|k-1}, \bar{\Sigma}_{k|k-1}$ 在量测更新步骤中运用 Unscented 卡尔曼滤波思想得到,应用最新的观测值,对于状态预测概率密度函数高斯近似的均值和协方差计算更精确,从而提高采样质量,更好改善滤波算法的性能.基于 UKF 框架改进量测更新过程表述如下:

根据 UT 变换,选取 $2n_{\varphi_k} + 1$ 个样点表示为

$$\chi_{k-1}(i) = [\bar{\mu}_{k-1}(i) \pm \sqrt{(n_{\varphi_k} + \kappa) \sum_{k=1}^{\bar{\mu}_{k-1}(i)}}]$$

式中, n_{φ_k} 为 φ_k 的维度, κ 用于确定样点与均值 $\bar{\mu}_{k-1}(i)$ 之间的距离. 根据样点取样规则有

$$\omega_0^{(m)} = \omega_0^{(c)} = \kappa / (n_{\varphi_k} + \kappa)$$

$$\omega_i^{(m)} = \omega_i^{(c)} = 1 / (2n_{\varphi_k} + 2\kappa) (i = 1, \dots, 2n_{\varphi_k})$$

接下来利用 UKF 框架的时间更新步骤求得

$$\begin{aligned} \bar{\mu}_{k|k-1}, \sum_{k|k-1} : \\ \chi_{k|k-1}(i) &= f_k(\chi_{k-1}(i)) \\ \bar{\mu}_{k|k-1} &= \sum_{i=0}^{2n_{\varphi_k}} \omega_i^{(m)} \chi_{k|k-1}(i) \\ \sum_{k|k-1} &= \sum_{i=0}^{2n_{\varphi_k}} \omega_i^{(c)} (\chi_{k|k-1}(i) - \bar{\mu}_{k|k-1})(\chi_{k|k-1}(i) - \bar{\mu}_{k|k-1})^T \end{aligned} \quad (12)$$

这样, 利用 $N(\varphi_k; \bar{\mu}_{k|k-1}, \sum_{k|k-1})$ 得到的样本 φ_k^i , 并将式(12)代入式(9)计算相应权值, 得到更逼近于真实后验密度的概率密度式完成后续递推. 改进后的重要密度函数的参量, 是在本时刻量测更新内的状态分布中按某一规则(UT 变换)取一些点, 使这些点的均值和协方差等于前一时时刻时间更新中状态预测概率密度函数的均值和协方差, 取点策略越好, 对变量的统计近似精度就越高; 将这些携带最新观测信息的点代入非线性函数中, 得到相应非线性函数点集, 以此求取变换后的均值和协方差参数. 由此得到的样本 φ_k^i 能体现最新的量测信息, 算法估计更精确. 综上所述, 基于 Unscented 高斯粒子滤波的载波频偏估计算法具体步骤如下,

初始化:

(1) 令 $k = 0$, 由先验概率 $p(\varphi_0)$ 产生粒子集 $\{\varphi_0^i\}_{i=1}^{N_s}$, 所有采样粒子权值为 $1/N_s$, 得到先验信息 $\bar{\mu}_0, \sum_0$ (初始预测均值和预测协方差):

$$\bar{\mu}_0 = E(\varphi_0^i)$$

$$\sum_0 = E(\varphi_0^i - \bar{\mu}_1)(\varphi_0^i - \bar{\mu}_1)^T$$

递推更新 ($k = 1, \dots, N$):

(2) 根据 UT 变换, 对预测均值和协方差 $\bar{\mu}_{k-1},$

$\sum_{k-1}$ 进行对称采样策略选取样点, 运用 UKF 求得 $\bar{\mu}_{k|k-1}, \sum_{k|k-1}$, 代入重要密度函数;

(3) 从重要密度函数 $N(\varphi_k; \bar{\mu}_{k|k-1}, \sum_{k|k-1})$ 采样得到粒子 $\{\varphi_k^i\}_{i=1}^{N_s};$

(4) 利用式(9)计算各粒子权值并归一化, 至此充分利用新量测值改进了采样精度;

(5) 将所得粒子和归一化权值代入式(8)计算状态后验概率密度函数 $p(\varphi_k | \mathbf{r}_{1:k})$ 高斯逼近的后验均值和协方差 $\bar{\mu}_k, \sum_k$;

(6) 从状态后验概率密度 $N(\varphi_k; \bar{\mu}_k, \sum_k)$ 得到带权样本集 $\{\varphi_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^{N_s}$, 再由状态转移方程 $p(\varphi_{k+1} | \varphi_k^i)$ 得到更新粒子集 $\{\varphi_{k+1}^i\}_{i=1}^{N_s};$

(7) 将更新粒子代入式(11)计算状态预测概率密度函数 $p(\varphi_{k+1} | \mathbf{r}_{1:k})$ 的预测均值和协方差. 进入下一时刻重复开始步骤 2.

5 仿真与分析

本文用 Matlab 软件仿真验证算法性能. 对最大似然估计法(ML)、标准粒子滤波算法(SPF)、高斯粒子滤波算法(GPF)以及优化的本文算法(UGPF)的估计均方误差进行对比分析, 并从算法收敛速度、不同粒子数及频偏设置下算法的估计方差和误码率以及在非高斯噪声环境下估计性能几方面考察本算法性能. 仿真设置参数: 采用序列长度为 100 的 QPSK 调制信号, 取加性高斯白噪声信道, 归一化频偏分别取 $fT = 0.05$ 和 $fT = 0.3$, 粒子数分别设置 $N = 100, 200, 300$ 进行仿真对比, 非高斯噪声选用广泛应用的 ϵ 混合噪声, 噪声模型为

$$\begin{aligned} n(x) &= n_g(x) + n_l(x) \\ &= (1 - \epsilon)N(\mu_1, \sigma_1^2) + \epsilon(\mu_2, \sigma_2^2) \end{aligned}$$

式中, $n_g(x), n_l(x)$ 代表高斯噪声和拉普拉斯噪声分布, 选 $\epsilon = 0.1$.

由实验结果, 可看出, 滤波算法采用多次迭代处理对估值进行修正, 估计精度高于 ML 算法; GPF 通过用高斯分布逼近重要性密度函数进行免重采样滤波, 有效缓解粒子退化现象, 滤波精度高于 SPF; UGPF 将 UKF 引入 GPF 对其进行优化, 估计精度进一步得以提升. 此外, 本文算法的频偏估计性能优于其他几种算法. 图 1 所示为粒子数分别为 $N = 100, 200, 300$ 时本文算法稳定收敛状态的估计曲线, 可知粒子数越多, 修正的后验分布与状态变量的真实后验密度越近似, 收敛速度更快.

为进一步考察本文算法估计性能, 分别在归一化频偏取 0.05、0.3, 粒子数 $N = 100, 200, 300$ 设置

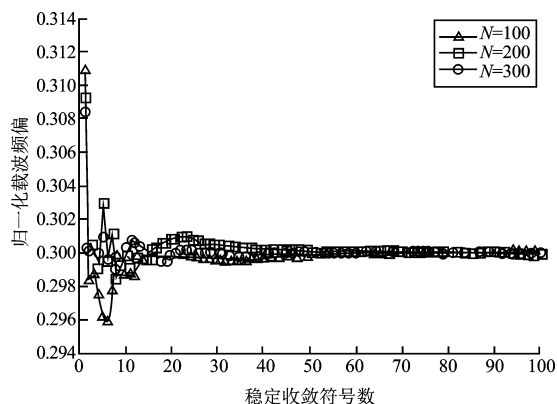


图1 不同粒子数频偏估值收敛状态

下对算法的估计方差和误码率进行仿真. 可知算法对不同频偏的估计性能具有较好的鲁棒性,同时也验证了样本容量越多,通过粒子权值调整的后验分布与状态变量的真实后验密度越近似,算法估计性能更好. 本文算法在高斯和非高斯噪声(ϵ 混合噪声)环境下频偏估值为 $fT=0.3$ 时的估计情况,可以看到在非高斯噪声下该算法仍具有较好的频偏跟踪性能.

6 结束语

通过建立载波频偏非线性状态空间模型,提出一种基于 Unscented 高斯粒子滤波算法进行载波频偏估计算法. 该算法引入 UKF 思想对高斯免重采样粒子滤波进行优化,使用最新观测值提高采样粒子质量,从而更好改善算法性能. 仿真表明,该算法提高了估计精度和估计收敛速度,在不同频偏以及非高斯噪声条件下均具有较好的估计性能. 针对更

多信号调制方式及恶劣信道环境考察算法性能是未来需要继续研究的内容.

参考文献:

- [1] Lopez Salcedo J A, Del Peral Rosado J A, Seco Granda G. Survey on robust carrier tracking techniques [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2014, 16(2):670-688.
- [2] 李妍妍, 张伟. 基于 UPF 的 GPS/SINS 组合导航系统设计[J]. 微电子学与计算机, 2014, 31(9):80-83.
- [3] 吴天琳, 彭华, 黄艳艳, 等. 高阶 QAM 信号多状态自适应卡尔曼滤波载波同步算法[J]. 信号处理, 2014, 30(6):718-727.
- [4] 赵琳. 非线性系统滤波理论[M]. 北京:国防工业出版社, 2012:3-5.
- [5] 王法胜, 鲁明羽, 赵清杰, 等. 粒子滤波算法[J]. 计算机学报, 2014, 37(8):104-107.
- [6] Hussein Hijazi. Joint CFO and time-varying channel estimation by particle filtering in OFDM systems[C]//The 3rd International Conference on Communications and Information Technology. Beirut, 2013:241-245.
- [7] 郑作虎, 王首勇. 一种基于 GHF 的高斯粒子滤波算法[J]. 控制与决策, 2014, 29(9):1698-1702.

作者简介:

焦玲女, (1991-), 硕士研究生. 研究方向为载波同步技术. E-mail: thelevelplain@sina.cn

蒋磊男, (1974-), 博士, 副教授. 研究方向为超宽带通信关键技术.

许华男, (1976-), 博士, 副教授. 研究方向为信号盲处理、通信信号分析技术.

(上接第66页)

- [3] 马儒宁, 王秀丽, 丁军娣. 多层核心集凝聚算法[J]. 软件学报, 2013, 24(3):490-506.
- [4] 杨善林, 李永森, 胡笑旋. k-means 算法中的 k 值优化问题研究[J]. 系统工程理论与实践, 2006, 26(2):97-101.
- [5] 周世兵, 徐振源, 唐旭清. k-means 算法最佳聚类数确定方法[J]. 计算机应用, 2010, 30(8):1995-1998.
- [6] 何宏, 谭永红. 一种基于动态遗传算法的聚类新方法[J]. 电子学报, 2012, 40(2):254-259.

- [7] 王勇, 唐靖. 高效率的 K-means 最佳聚类数确定算法[J]. 计算机应用, 2014, 34(5):1331-1335.

作者简介:

贾瑞玉女, (1965-), 副教授, 硕士生导师. 研究方向为智能算法与数据挖掘.

宋建林(通讯作者)男, (1990-), 硕士研究生. 研究方向为数据挖掘. E-mail: 435247994@qq.com.