

基于并行卡尔曼滤波的递推最小二乘测频算法

孟 真, 于进勇, 阎跃鹏

(中国科学院 微电子研究所, 北京 100029)

摘 要: 提出了一种基于并行卡尔曼滤波的递推最小二乘算法. 利用最小二乘算法对卡尔曼滤波的并行多路收敛输出值进行二次优化估计. 将本算法应用于正弦波测频, 与只采用卡尔曼滤波的算法相比, 可使频率估计精度得到明显提高. 仿真证明在信噪比 0~100 dB 区间内采用本算法为卡尔曼滤波算法的测频误差的 1/10 左右.

关键词: 卡尔曼滤波; 最小二乘; 高斯分布; 测频

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)03-0001-05

A Least Squares Frequency Measurement Algorithm Based on the Parallel Kalman Filter

MENG Zhen, YU Jin-yong, YAN Yue-peng

(Institute of Microelectronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029, China)

Abstract: Presents a Least Squares frequency measurement algorithm based on the parallel Kalman filter. The convergence values of the Kalman filter is in accordance to the input model of the Least squares algorithm, so Least squares algorithm can be used to optimization the output of the Kalman filter. The frequency estimation accuracy can be increased significantly by using this algorithm to only using Kalman filter. It is proved that the frequency estimation error can be reduced to about 1/10 when using the Least Squares frequency measurement algorithm based on the parallel Kalman filter instead of only using the Kalman filter.

Key words: Kalman filter; Least squares; Gaussian distribution; frequency measurement

1 引言

本文对卡尔曼滤波的收敛特性进行了研究, 对典型的卡尔曼滤波器的多次收敛值进行了理论推导, 证明了卡尔曼滤波的多次收敛值是以准确值为均值, 近似满足高斯分布的. 因而卡尔曼滤波的多次收敛值满足最小二乘的输入模型^[1-3], 可以利用最小二乘对待求参数进行二次估计, 进一步提高估计的精度, 从而提出了基于并行卡尔曼滤波的递推最小二乘估计算法.

频率不定时变化的正弦波信号的频率估计问题是导航、通信、雷达以及电力传输系统等领域中的一个传统研究热点. 频率估计值是其它算法的基准参数, 对估计精度的要求很高^[4-6]. 本文基于 3 点式测

频算法, 首先引入卡尔曼滤波对频率测量值进行首次优化估计, 并对卡尔曼滤波的输出频率估计值进行分析, 发现其误差分布与本文的理论推导一致, 近似服从高斯分布. 进而提出了采用短数据多通道并行卡尔曼滤波、并对多通道卡尔曼滤波输出值进行递推最小二乘二次优化估计的正弦波测频算法. 研究证明增加最小二乘算法后, 频率估计的误差值有了大幅度减小.

2 基于卡尔曼滤波输出值的递推最小二乘算法

2.1 卡尔曼滤波输出估计值的高斯分布特性证明

卡尔曼滤波是一种实时估计的递推算法, 对于一个动态系统, 卡尔曼滤波采用状态转移方程和量

收稿日期: 2010-01-15; 修回日期: 2010-04-01

基金项目: 国家高技术研究发展计划(“八六三”计划)(2009AA12Z314)

测方程来共同描述. 状态转移方程和观测方程表达式如下:

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{F}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (1)$$

$$\mathbf{Y}_{k+1} = \mathbf{H}_{k+1} \mathbf{X}_{k+1} + \mathbf{U}_{k+1} \quad (2)$$

式中, $\mathbf{X}_k$ 和 $\mathbf{X}_{k+1}$ 为系统在离散时间 k 时刻和 $k+1$ 时刻的状态向量, $\mathbf{Y}_k$ 为系统在 k 时刻的观测向量. $\mathbf{V}_k$ 为过程噪声向量, 它描述状态转移过程中的加性噪声或者误差; $\mathbf{U}_k$ 为观测噪声向量, 它描述观测测量过程中的误差; $\mathbf{V}_k$ 和 $\mathbf{U}_k$ 均为零均值的高斯白噪声.

设定矩阵 $\mathbf{Q}_k$ 与 $\mathbf{R}_k$ 是噪声 $\mathbf{V}_k$ 和 $\mathbf{U}_k$ 的协方差矩阵:

$$\mathbf{Q}_k = \begin{bmatrix} \text{var}(\mathbf{V}_k(1)) & 0 \\ 0 & \text{var}(\mathbf{V}_k(2)) \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\mathbf{R}_k = [\text{var}(\mathbf{U}_k)] \quad (4)$$

根据式(1)~(4), 可建立卡尔曼滤波的递推过程如下所示.

状态一步预测:

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1} = \mathbf{F}_k \hat{\mathbf{X}}_k \quad (5)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{k+1|k} = \mathbf{F}_k \hat{\mathbf{P}}_k \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k \quad (6)$$

状态更新:

$$\mathbf{K} \mathbf{G}_{k+1} = \hat{\mathbf{P}}_{k+1|k} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \hat{\mathbf{P}}_{k+1|k} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (7)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1} = \hat{\mathbf{X}}_{k+1|k} + \mathbf{K} \mathbf{G}_{k+1} (\mathbf{Z}_{k+1} - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k+1|k}) \quad (8)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{k+1} = (\mathbf{I} - \mathbf{K} \mathbf{G}_{k+1} \mathbf{H}_k) \hat{\mathbf{P}}_{k+1|k} \quad (9)$$

卡尔曼滤波的原理是利用不断更新的测量值 $\mathbf{Y}_{k+1}$ 来估计待求状态向量 $\mathbf{X}_{k+1}$. 其主要原理是利用过程噪声协方差矩阵 $\mathbf{Q}_k$ 和观测噪声协方差矩阵 $\mathbf{R}_k$ 两个参数共同描述待求状态向量的观测值和准确值之间的误差, 从而一定程度上消除误差的影响, 估计出待求状态向量的最优近似值.

卡尔曼滤波过程中, 如果在每次循环中矩阵 $\mathbf{Q}_k$ 和 $\mathbf{R}_k$ 所设定的过程噪声和观测噪声能够与实际测量误差所等效的过程噪声和观测噪声完全保持一致, 则卡尔曼滤波的参数估计值能够实现等于准确值.

然而, 由于实际测量值具有未知的随机特性, 因此卡尔曼滤波每次循环中, 矩阵 $\mathbf{Q}_k$ 和 $\mathbf{R}_k$ 的设定值都会与实际测量值的等效噪声矩阵之间存在一定的随机误差, 进而造成卡尔曼滤波的参数估计值也产生随机误差. 并且实际测量信号的信噪比越低, 矩阵 $\mathbf{Q}_k$ 和 $\mathbf{R}_k$ 的设定值与实际测量信号的等效噪声矩阵之间存在的随机误差就越大, 参数估计值的随机误差也相应越大.

假设在每次循环中, 矩阵 $\mathbf{Q}_k$ 和 $\mathbf{R}_k$ 的设定值与实际测量信号的等效噪声矩阵之间的差值矩阵为

$\Delta \mathbf{Q}_k$ 和 $\Delta \mathbf{R}_k$. 矩阵 $\mathbf{Q}_k$ 和 $\mathbf{R}_k$ 的设定值是与信噪比相关的值, 在一次循环中矩阵 $\mathbf{Q}_k$ 和 $\mathbf{R}_k$ 的设定值可以看作一个固定值. 由于矩阵 $\mathbf{Q}_k$ 和 $\mathbf{R}_k$ 的设定值都与实际测量信号的等效噪声矩阵之间的误差是随机的, 因此 $\Delta \mathbf{Q}_k$ 和 $\Delta \mathbf{R}_k$ 同式(3)所示的矩阵 $\mathbf{Q}_k$ 和 $\mathbf{R}_k$ 一样也是高斯白噪声的协方差矩阵. 此时, $\Delta \mathbf{Q}_k$ 和 $\Delta \mathbf{R}_k$ 也可以写为

$$\Delta \mathbf{Q}_k = \begin{bmatrix} \Delta \text{var}(\mathbf{V}_k(1)) & 0 \\ 0 & \Delta \text{var}(\mathbf{V}_k(2)) \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\Delta \mathbf{R}_k = [\Delta \text{var}(\mathbf{U}_k)] \quad (11)$$

式中, $\Delta \text{var}(\mathbf{V}_k(1))$ 、 $\Delta \text{var}(\mathbf{V}_k(2))$ 、 $\Delta \text{var}(\mathbf{U}_k)$ 为每个循环中设定值与实际值间的误差, 均满足零均值的高斯分布.

以下以状态向量 $\mathbf{X}_k$ 为 2×1 维向量, 观测向量为 1×1 维向量时为例进行研究. 在此例情况下 $\mathbf{F}_k$ 为 2×2 维矩阵, $\mathbf{H}_{k+1}$ 为 1×2 维矩阵, 如下:

$$\mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} F_{11} & F_{12} \\ F_{21} & F_{22} \end{bmatrix}; \mathbf{H}_{k+1} = [H_{11} \quad H_{12}] \quad (12)$$

由于卡尔曼滤波为线性滤波, 因此 $\mathbf{F}_k$ 和 $\mathbf{H}_{k+1}$ 矩阵内的元素均为常量.

假设卡尔曼滤波完成一次收敛需要 N 次循环, 完成一次收敛矩阵 $\mathbf{Q}_k$ 和 $\mathbf{R}_k$ 的平均误差矩阵记为 $\Delta \mathbf{Q}$ 和 $\Delta \mathbf{R}$, 则 $\Delta \mathbf{Q}$ 和 $\Delta \mathbf{R}$ 为

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{Q} &= \begin{bmatrix} \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \Delta \text{var}(\mathbf{V}_k(1)) & 0 \\ 0 & \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \Delta \text{var}(\mathbf{V}_k(2)) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \Delta Q_{11} & 0 \\ 0 & \Delta Q_{22} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (13)$$

$$\Delta \mathbf{R} = \left[\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \Delta \text{var}(\mathbf{U}_k) \right] = [\Delta R] \quad (14)$$

由于 $\Delta \text{var}(\mathbf{V}_k(1))$ 、 $\Delta \text{var}(\mathbf{V}_k(2))$ 、 $\Delta \text{var}(\mathbf{U}_k)$ 在 $k = 1 : N$ 区间内均符合零均值高斯分布, 因此它们的和值 ΔQ_{11} 、 ΔQ_{22} 和 ΔR 也都满足零均值的高斯分布. 将式(13)、(14)代入式(6)~(8)可得完成一次收敛过程中状态参量估计值与准确值之间的平均误差与 ΔQ_{11} 、 ΔQ_{22} 和 ΔR 的关系为

$$\Delta X(1) = \frac{F_{11} \Delta Q_{11} \Delta R}{F_{11} \Delta Q_{11} F_{11} + \Delta R} + C_1 \quad (15)$$

$$\Delta X(2) = \frac{F_{22} \Delta Q_{22} \Delta R}{F_{22} \Delta Q_{22} F_{22} + \Delta R} + C_2 \quad (16)$$

式中, C_1 、 C_2 表示与 ΔQ_{11} 、 ΔQ_{22} 和 ΔR 无关的常量. 以式(15)为例进行分析, 式(15)可以另写为

$$\Delta X(1) = F_{11} \frac{1}{\frac{1}{\Delta Q_{11}} + \frac{F_{11}^2}{\Delta R}} + C_1 \quad (17)$$

由于 ΔQ_{11} 和 ΔR 均满足零均值的高斯分布,因此 $\Delta X(1)$ 的均值也必然为零. 下面分析的 $\Delta X(1)$ 方差,分为 2 种情况:

(1) ΔQ_{11} 和 ΔR 的方差 $\sigma_{\Delta Q_{11}}$ 、 $\sigma_{\Delta R}$ 满足 $\sigma_{\Delta Q_{11}} > \frac{1}{F_{11}}\sigma_{\Delta R}$ 或者 $\sigma_{\Delta Q_{11}} < \frac{1}{F_{11}}\sigma_{\Delta R}$, 则可近似为

$$\Delta X(1) \approx \begin{cases} \frac{1}{F_{11}}\Delta R; \sigma_{\Delta Q_{11}} > \frac{1}{F_{11}}\sigma_{\Delta R} \\ F_{11}\Delta Q_{11}; \sigma_{\Delta Q_{11}} < \frac{1}{F_{11}}\sigma_{\Delta R} \end{cases} \quad (18)$$

(2) ΔQ_{11} 和 ΔR 二者的方差近似相等时,则可近似为

$$\Delta X(1) \approx \frac{1}{2F_{11}}\Delta R \approx \frac{F_{11}\Delta Q_{11}}{2} \quad (19)$$

由于 $\sigma_{\Delta Q_{11}}$ 和 $\frac{1}{F_{11}}\sigma_{\Delta R}$ 均为零均值的高斯分布,因此 $\Delta X(1)$ 可以近似认为满足高斯分布,进而 $\Delta X(1)$ 可以近似为均值的高斯分布. 其具体分布状态由 $\sigma_{\Delta Q_{11}}$ 和 $\frac{1}{F_{11}}\sigma_{\Delta R}$ 之间的大小关系决定. 同理 $\Delta X(2)$ 也服从同样的分布状态. 因而可以说明卡尔曼滤波的参量估计误差是一个近似满足零均值高斯分布的参量.

2.2 最小二乘法对并行卡尔曼滤波输出进行二次优化估计

最小二乘法通过最小化误差的平方和寻找参量的最佳估计,使得待定量与实际值之间误差的平方和为最小. 最小二乘法估计的对象模型如下:

$$Y = H\theta + N \quad (20)$$

式中, θ 为待定量参量的矢量表示, Y 为多次测量值的矩阵表示, N 为 0 均值高斯白噪声矩阵表示.

根据 2.1 节中的结论,可以发现卡尔曼滤波的参数估计的输出值是一个符合最小二乘模型的输入参量. 由于卡尔曼滤波的估计误差均值为零,并且最小二乘是一种无偏估计,因此采用最小二乘法对卡尔曼滤波的多次收敛的估计值进行优化,可以得到更加准确的估计值.

本文提出的基于并行卡尔曼滤波的最小二乘算法就是基于以上原理,根据卡尔曼滤波的输出特性,综合利用卡尔曼滤波和最小二乘得出的.

最小二乘估计可采用递推算法实现如下:

$$P_{k+1} = P_k - P_k H_{k+1}^T [H_{k+1} P_k H_{k+1}^T]^{-1} H_{k+1} P_k \quad (21)$$

$$\hat{\theta}_{LS}(k+1) = \hat{\theta}_{LS}(k) + P_{k+1} H_{k+1}^T [Y_{k+1} - H_{k+1} \hat{\theta}_{LS}(k)] \quad (22)$$

将卡尔曼滤波的多次收敛值代入式(21)、(22)即可实现基于卡尔曼滤波的递推最小二乘算法.

3 基于卡尔曼滤波输出的最小二乘算法应用于正弦波测频

本节基于卡尔曼滤波的递推最小二乘算法应用于正弦波测频,提出了一种基于卡尔曼滤波输出的最小二乘正弦波测频算法.

3.1 正弦波测频算法实现

正弦波测频算法主要分为两部分:5 通道并行卡尔曼滤波器部分和对各通道卡尔曼滤波器输出值进行二次优化的最小二乘部分. 算法实现的结构图如图 1 所示.

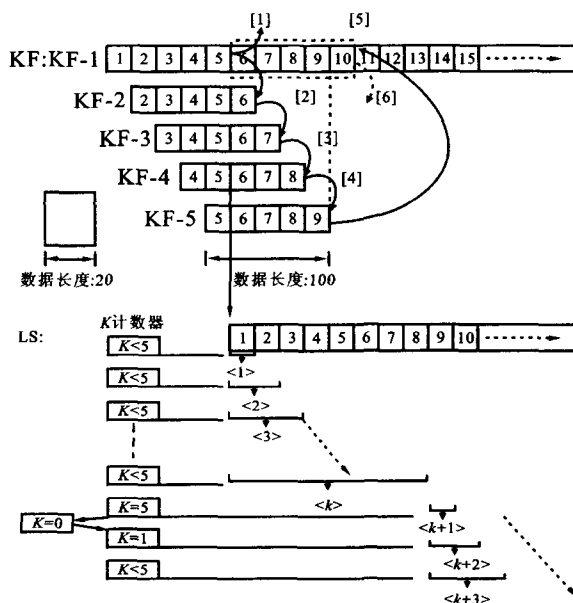


图1 基于并行卡尔曼滤波的最小二乘测频算法结构图

图1上半部分给出的是并行卡尔曼滤波器结构. 并行卡尔曼滤波算法采用5个并行的滤波通道. 每个相邻滤波通道之间的工作时间间隔为20个采样数据长度,每个通道的单周期工作时长为100个采样数据长度. 并行卡尔曼滤波器起始阶段第1通道首先开始工作,之后每间隔20个采样时长下一通道开始工作,至第5通道后间隔20个采样时常转换回第1通道,从而实现5通道并行循环工作.

图1下半部分给出的是最小二乘部分结构. 并行卡尔曼滤波器的输出值作为最小二乘算法的输入

值,最小二乘算法的递推运行过程在式(21)和式(22)已经给出.为了在正弦波频率发生变化时算法能够快速跟踪信号频率值的变化,最小二乘算法中设置有计数器 K .计数器 K 初始值为 0;当某一时刻的并行卡尔曼滤波输出值大于最小二乘上一时刻的输出值时,计数器 K 加 1;小于最小二乘上一时刻的输出值时,计数器 K 减 1;等于最小二乘上一时刻的输出值时,计数器 K 保持不变.当计数器 $K < 5$ 时,最小二乘按照式(21)和式(22)给出的递推算法正常工作;当计数器 $K \geq 5$ 时,最小二乘法重新启动,同时计数器 K 归 0.

其中卡尔曼滤波部分的正弦波频率测量采用 3 点式测频算法,3 点式测频的运算量极少,但是其测频精度较低.3 点式测频算法其原理如下:

正弦波等时间间隔的 3 个相邻时刻采样值呈现周期关系,在 $(t - T_0)$ 、 t 、 $(t + T_0)$ 3 个时刻信号采样值满足:

$$\begin{aligned} \cos[2\pi f(t + T_0)] &= 2\cos[2\pi fT_0]\cos(2\pi fT_0) - \\ \cos[2\pi f(t - T_0)] \end{aligned} \quad (23)$$

令

$$S_k = \cos(2\pi ft) \quad (24)$$

利用式(23)给出的关系,利用正弦波任意相邻 3 个采样值,均可以求得一个频率值:

$$f = \frac{1}{2\pi T_0} \arccos \frac{S_{k+1} + S_{k-1}}{S_k} \quad (25)$$

因此卡尔曼滤波的状态向量设定为 1 维向量,如下:

$$X_k = \frac{S_k + S_{k-2}}{S_{k-1}} \quad (26)$$

将式(26)代入式(5)~(9)所给出的递推公式即可实现卡尔曼滤波估计.将估计值代入式(25)即可求得频率估计值.

X_k 的估计只是一个 1 维向量的估计,单路卡尔曼滤波运算量极低,因此 5 路并行滤波器的运算量相较于矩阵运算仍然很低,利于实现频率的实时测量.

3.2 性能仿真

(1) 只采用卡尔曼滤波算法的频率估计值的误差.

通过仿真研究待测正弦信号信噪比取值区间为 0~100 dB、间隔为 1 dB 时只采用卡尔曼滤波算法的频率估计值的误差.仿真采用以下条件为例:待测正弦信号频率为 10 MHz,AD 采样频率 250 MHz.在每个信噪比取值点,采用 500 次 Monte Carlo 仿

真来求取平均值.

图 2 中给出了信噪比 0~100 dB 区间内只采用卡尔曼滤波时正弦波的频率估计误差,可以发现误差较大.在 20 dB 时的测频误差为 170 kHz;40 dB 时的测频误差为 78 kHz;60 dB 时的测频误差为 16 kHz.

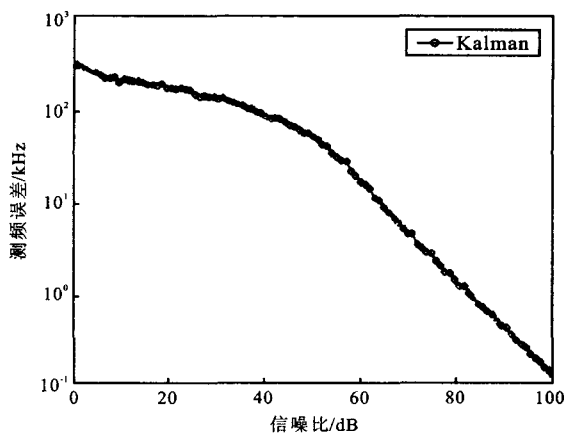


图 2 只采用卡尔曼滤波算法的频率估计值的误差

(2) 卡尔曼滤波输出频率估计值的误差的分布情况

研究正弦信号信噪比取一定值时,卡尔曼滤波估计值的多次收敛值与准确值之间的误差的分布情况.采用 10 000 次 Mentor Carlo 法仿真频率值的估计误差的分布情况,信噪比取值选择较小时的 10 dB 和较大时的 60 dB,仿真结果分别如图 3(a)和(b)所示.

图 3 中柱状高度表示的是频率值的估计误差的区间分布情况,菱形连线表示的是零均值相同方差的理想高斯分布.其中图 3(a)中为信噪比取 10 dB 时的对比情况,图 3(b)为信噪比取 60 dB 时的对比情况.可以发现在信噪比较低和信噪比较高时,频率值的估计误差均与零均值高斯分布近似.证明了本文第 2.1 节中理论推导的正确性.

(3) 基于 5 通道并行卡尔曼滤波的递推最小二乘算法后的频率估计值误差

为了与 I 中只采用卡尔曼滤波算法的频率估计值的误差进行对比,本仿真中采用与 I 中完全一致的条件.

图 4 给出了基于 5 通道并行卡尔曼滤波的递推最小二乘算法后的频率估计值误差,对比图 2 可以发现测频误差在各个信噪比取时,都有了较大幅度的降低.同样在在 20 dB 时的测频误差降低为 18 kHz;40 dB 时的测频误差降低为 7.1 kHz;20 dB 时的测频误差降低为 1.9 kHz.

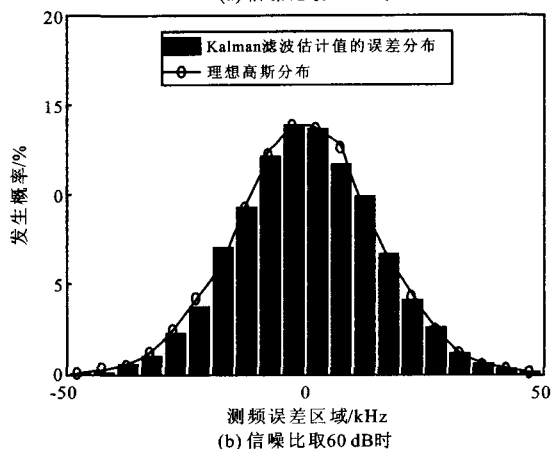
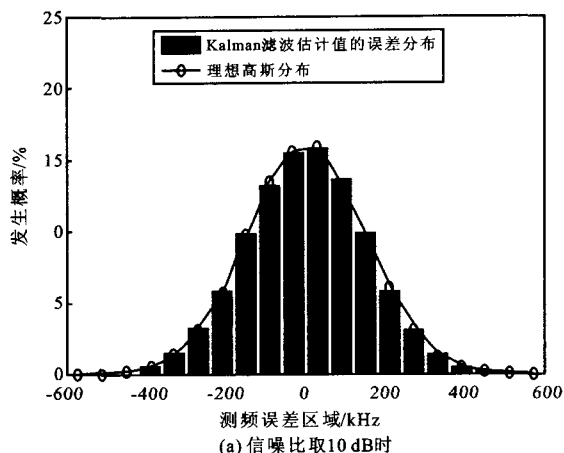


图3 频率估计值的误差分布与理想高斯分布对比图

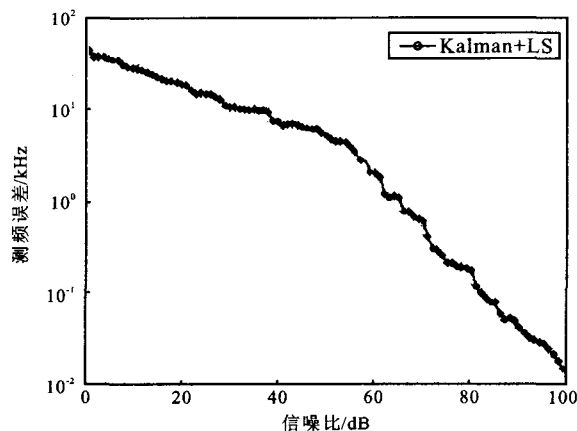


图4 基于5通道并行卡尔曼滤波的递推最小二乘算法的频率估计值误差

图5中给出了只采用卡尔曼滤波算法与采用基于5通道并行卡尔曼滤波的递推最小二乘算法的测频误差的对比。其中:

$M = \frac{\text{只采用卡尔曼滤波算法的频率估计误差}}{\text{采用基于5通道并行卡尔曼滤波的递推最小二乘算法的频率估计误差}}$ (27)

可以发现,在整个信噪比区间,基于5通道并行卡尔曼滤波的递推最小二乘算法的频率估计值误差

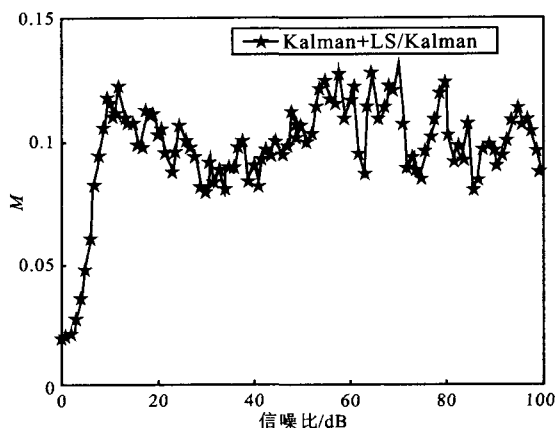


图5 两种算法频率估计误差之比

均可以降低为只采用卡尔曼滤波算法的1/10左右,证明了基于并行卡尔曼滤波的递推最小二乘算法优良的参数估计性能。

4 结束语

本文对卡尔曼滤波的多次收敛值的分布特性进行了理论推导和计算机仿真分析,发现多次收敛值的分布近似服从零均值的高斯分布,并根据这一分布特性提出了一种基于并行卡尔曼滤波的递推最小二乘算法,可以在卡尔曼滤波参数估计的基础上,进一步提高参数估计的精度。将本算法应用于正弦波测频,采用短数据长度的多通道卡尔曼滤波对参量进行并行估计,进而对卡尔曼滤波输出值进行递推最小二乘优化估计。仿真证明了本文理论推导的正确性。采用基于5通道并行卡尔曼滤波的递推最小二乘算法的测频误差与只采用卡尔曼滤波算法相比,在0~100 dB信噪比取值区间,测频误差均可以减小到1/10左右,误差降低幅度很大。

参考文献:

- [1] Jiang Wei, Zhao Xia, Chen Qijun. Kalman filtering design based on real-time updating of noise matrix[C]// International Joint Conference on Bioinformatics Washington: IEEE, 2009: 569-572.
- [2] JosC A. Ramos, Erik I. Verriest. Total least squares fitting of two point sets in m-D[C]// Conference on Decision & Control. San Diego: IEEE, 1997: 5048-5053.
- [3] 陈旸,刘泽民. 基于卡尔曼滤波的盲空时检测器[J]. 微电子学与计算机, 2007, 24(1): 130-132.
- [4] 张家超,孔媛媛,刘飞. 基于最小二乘隐空间支持向量机的IDS检测算法的设计[J]. 微电子学与计算机, 2008, 25(11): 171-177.

(下转第12页)

- Notice, 2004,39(6):71—81.
- [5] Chen Zheng, Zhao Yinliang, Pan Xiaoyu, et al. An overview of prophet[C]// Porceedings of the International Conference on Algorithms and Architectures for Parallel Processing. Berlin: Computer Science, 2009: 396—407.
- [6] Dong Zhaoyu, ZhaoYinliang, Wei Yuanke, et al. Prophet: A speculative multi—threading execution model with architectural support based on CMP[C]// InternationalConference on Scalable Computing and Communications—The 8th International Conference on Embedded Computing. Dalian: ScalCom-EmbeddedCom, 2009, 2009:103—108.
- [7] Taku O, Masamichi T, Shoji K, et al. Pinot: Speculative multi—threading processor architecture exploiting parallelism over a wide range of granularities[C]// Proceedings of the 38th Annual IEEE/ACM International Symposium on Microarchitecture. Washington, DC, OSA: IEEE Computer Society, 2005:81—92.
- [8] Tullsen Dean M, Senq John S. Storageless value prediction using prior register values[C]// Conference Proceedings—Annual International Symposium on Computer Architecture Atlanta, GA, USA: ISCA, 1999: 270—279.
- [9] Lo Jack L, Parekh Sujay S, Eqgers Susan J, et al. Software — directed register deallocation for simultaneous multithreaded processors[J]. IEEE Transations on parallel and Distributed systems, 2002(8):922—933.
- [10] Lin Kelvin, Shann Jean Jyh— Jiun, ChungPing. Code compression by register operand dependency. Journal of Systems and Software[J]. 2004,72(3):295—304.
- [11] Aleen Farhana, Clark Nathan. Commutativity analysis for software parallelization: Letting program transformations see the big picture. ACM Sigplan Notices[C]// Proceeding of the 14th international conference on Architectural support for programming languages and operating systems. New Yrok: ACM, 2009, 44(3): 241—252.
- [12] Gallagher K, Binkley D. Program slicing[C]// Frontiers of Software Maintenance. Beijing: Inst of Elec and Elec Eng Computer Society, 2008: 58—67.

作者简介:

李美蓉 女,(1984—),博士研究生.研究方向为编译技术、推测多线程技术的线程划分算法和数据流分析.

(上接第 5 页)

- [5] Munoz Hernandez G A, Diaz Sanchez A, Jones D I, et al. Estimating the frequency variation of the mexican grid by Kalman filtering [C]// IEEE International Conference on Electrical, Communications, and Computers. Washington: IEEE, 2009: 245—249.
- [6] Zhang Z G, Chan S C, Tsui K M. A recursive frequency estimator using linear prediction and a kalman—filter—based iterative algorithm [J]. IEEE Transaction on Circuits and Systems, 2008, 55(6): 576—580.

作者简介:

孟 真 男,(1983—),博士生.研究方向为射频电路设计、系统设计与信号处理.

阎跃鹏 男,(1964—),研究员.研究方向为卫星导航通讯、射频微波技术与电子系统总体设计.