

基于最优滤波器的强混沌背景中谐波信号检测方法研究

胡进峰 张亚璇 李会勇 杨淼 夏威 李军

Harmonic signal detection method from strong chaotic background based on optimal filter

Hu Jin-Feng Zhang Ya-Xuan Li Hui-Yong Yang Miao Xia Wei Li Jun

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 64, 220504 (2015) DOI: 10.7498/aps.64.220504

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.220504>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2015/V64/I22>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

带有未知非对称控制增益的不确定分数阶混沌系统自适应模糊同步控制

[Adaptive fuzzy synchronization for uncertain fractional-order chaotic systems with unknown non-symmetrical control gain](#)

物理学报.2015, 64(7): 070503 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.070503>

混沌海杂波背景下的微弱信号检测混合算法

[Hybrid algorithm for weak signal detection in chaotic sea clutter](#)

物理学报.2015, 64(4): 040506 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.040506>

基于线性矩阵不等式的一类新羽翼倍增混沌分析与控制

[Analysis on a class of double-wing chaotic system and its control via linear matrix inequality](#)

物理学报.2014, 63(21): 210502 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.210502>

自然循环流动不稳定性的多目标优化极限学习机预测方法

[Prediction method of flow instability based on multi-objective optimized extreme learning machine](#)

物理学报.2014, 63(20): 200505 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.200505>

基于不确定性变时滞分数阶超混沌系统的滑模自适应鲁棒的同步控制

[Synchronizing a class of uncertain and variable time-delay fractional-order hyper-chaotic systems by adaptive sliding robust mode control](#)

物理学报.2014, 63(16): 160507 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.160507>

基于最优滤波器的强混沌背景中谐波信号检测方法研究*

胡进峰^{1)†} 张亚璇¹⁾ 李会勇¹⁾ 杨淼²⁾ 夏威¹⁾ 李军¹⁾

1)(电子科技大学电子工程学院, 成都 611731)

2)(电子科技大学资源与环境学院, 成都 611731)

(2015年1月6日收到; 2015年8月12日收到修改稿)

强混沌背景中的微弱谐波信号检测有重要的工程研究意义. 目前的检测方法主要是基于 Takens 理论的混沌相空间重构方法, 然而这些方法往往对信干噪比要求高, 且对高斯白噪声敏感等. 本文注意到混沌信号的二阶统计特性是不变的, 根据这个特点提出了一种基于最优滤波器的强混沌背景中的微弱谐波信号检测方法. 该方法首先构建一个数据矩阵, 在频域上对每个频率通道分别检测谐波信号, 从而将信号检测问题转化为最优化问题, 然后利用最优化理论设计滤波器, 使待检测频率通道的信号增益保持不变, 而尽量抑制其他频率通道的信号, 最后通过判断每一频率通道的输出信干噪比来检测谐波信号. 与传统方法相比, 本文方法有如下优点: 1) 可以检测更低信干噪比下的微弱谐波信号; 2) 可检测的信号幅度范围更大; 3) 抗白噪声性能更强. 仿真结果证明了本文方法的有效性.

关键词: 混沌, 最优滤波器, 信号检测, 输出信干噪比

PACS: 05.45.Pq

DOI: 10.7498/aps.64.220504

1 引言

混沌背景中的弱信号检测是当前研究的热点之一, 受到广泛关注^[1,2]. 迄今的研究表明, 很多工程问题都可以归结为强混沌背景中的微弱信号检测问题, 例如心电信号中的异常信号检测^[3]、电磁干扰信号中的静电放电信号检测^[4,5]、海洋杂波中的微弱目标信号检测等^[6-8]. 在这些工程问题中, 背景杂波可视作强的混沌信号, 目标信号往往非常微弱. 因此, 强混沌背景中的微弱目标信号检测问题的研究具有很强的工程实际意义^[1-8].

目前混沌背景中的微弱信号检测方法主要是利用混沌相空间的几何结构与目标信号不同的特点进行检测^[6-12]. 文献^[6-9]提出利用神经网络建立混沌背景的一步预测模型, 从预测误差中检测

微弱目标信号. 文献^[10]通过分析弱目标信号与分数阶混沌系统功率谱的随机共振机理的不同, 从而检测出弱目标信号的频率. 文献^[11]利用混沌吸引子固有的几何性质, 借助微分流形切空间的概念将淹没在强混沌背景信号中的微弱谐波信号提取出来. 文献^[12]通过改变混沌系统参数, 使系统进入不同的状态来实现对信号频率的检测. 然而, 上述方法存在如下不足: 由于混沌系统本身是一个耗散系统, 用上述方法对混沌背景进行预测重构时容易出现预测误差, 造成目标信号检测时出现较大的偏差; 上述方法大部分对输入信干噪比 (signal-to-interfere-plus-noise, SINR) 要求比较高; 此外, 上述方法通常对白噪声比较敏感等.

针对上述问题, 本文考虑到混沌信号具有遍历性^[13,14], 其二阶统计特性是不变的^[15,16]. 利用混沌信号的这一物理性质, 本文提出一种基于最优化

* 中央高校基本科研业务费专项资金 (批准号: ZYGX2014J021) 和国家自然科学基金 (批准号: 61101172, 61371184, 61101173, 61201280) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: hujf@uestc.edu.cn

理论的强混沌背景中的谐波信号检测方法. 该方法首先构建数据矩阵, 矩阵的行分别放置包含微弱谐波信号与混沌背景信号的待检测信号以及只含混沌背景信号的参考信号; 然后将矩阵进行一维快速傅里叶变换 (FFT), 使矩阵的每一列形成一个频率通道, 在频域上对每个频率通道的信号分别检测, 于是问题就转化成了频域上的最优滤波器的设计问题; 在此基础上, 设计最优滤波器对所有频率通道依次滤波, 该滤波器使检测频率通道处信号增益不变, 而尽量抑制其他频率通道的信号; 最后通过判断每一频率通道的输出 SINR 来检测谐波信号的频率信息.

本文方法具有以下优点: 1) 可以检测更低输入 SINR 下的微弱谐波信号; 2) 可检测的信号幅度范围更大, 原因是本文方法不必考虑混沌相空间的几何结构, 因而当谐波信号幅度过大而破坏混沌吸引子的几何结构时, 该方法仍然具有很好的检测效果; 3) 由于白噪声的二阶统计特性也是不变的, 因此本文方法具有很强的抗噪声性能. 仿真结果表明: 在谐波信号幅度低至 0.001 (SINR 为 -81.03 dB) 时本文方法仍然具有很好的检测效果. 而文献 [9] 中需要 SINR 在 -67.03 dB 才能准确地检测目标信号, 并且谐波信号越强, 检测效果越好; 文献 [11] 中信号幅度在 0.15 以上时已经不能准确检测谐波信号. 在目标信号与白噪声的比值低至 -20 dB 时, 本文方法仍然能准确地检测目标信号, 此时文献 [9] 的检测方法已经无法准确检测谐波信号.

2 问题分析

考虑到目标谐波信号的能量在频域上集中在一个频点, 因此本文在频域检测微弱谐波信号. 强混沌背景中微弱谐波信号检测问题在频域上的描述如下:

$$\begin{aligned} H_1 : y_x(n) &= y_c(n) + y_s(n), \quad 1 < n \leq M, \\ H_0 : y_x(n) &= y_c(n), \quad 1 < n \leq M, \end{aligned} \quad (1)$$

其中, H_1 是待检测信号中包含微弱谐波信号与混沌背景信号, H_0 是待检测信号中只含混沌背景信号; $y_x(n)$, $y_c(n)$, $y_s(n)$ 分别是待检测的信号、强混沌干扰信号以及目标谐波信号经过 FFT 后的信号.

根据实际情况, 混沌背景中通常会混入一定的高斯白噪声, 此时信号检测问题在频域上的描述

如下:

$$\begin{aligned} H_1 : y_x(n) &= y_c(n) + y_w(n) + y_s(n), \quad 1 < n \leq M, \\ H_0 : y_x(n) &= y_c(n) + y_w(n), \quad 1 < n \leq M, \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $y_x(n)$, $y_c(n)$, $y_s(n)$ 与 (1) 式相同, $y_w(n)$ 是高斯白噪声经过 FFT 后的信号.

3 基于最优滤波器的弱信号检测方法

在频域上, 由于待检测谐波信号的能量主要集中在某一个频率通道里, 可以对每个频率通道分别检测谐波信号. 而在检测某一个频率信号时, 应该尽量抑制其他的信号成分. 上述物理过程描述成最优化问题: 保证当前检测的频率点上的能量不变, 同时使得总的信号能量最小. 根据这个考虑, 本文提出一种基于最优滤波器的弱信号检测方法, 该方法在频域上设计一个最优滤波器, 使待检测的谐波信号能不失真地通过滤波器, 同时尽量抑制强混沌背景信号.

该方法首先构建数据矩阵, 矩阵的行分别放置待检测信号和只含混沌背景信号的参考信号; 然后将矩阵进行一维 FFT, 使矩阵的每一列形成一个频率通道, 在频域上设计最优滤波器对所有频率通道依次检测信号, 该滤波器使检测频率通道处信号增益不变, 而尽量抑制其他频率通道的信号; 最后通过每一频率通道的输出 SINR 来检测谐波信号的频率信息.

3.1 数据矩阵的构建

在设计最优滤波器之前, 需要构建数据矩阵, 其目的是方便提取混沌背景的二阶统计特性, 从而将强混沌背景下的微弱谐波信号检测问题转化为最优化问题. 这里, 令 M 表示信号的采样点数, 即频率通道数, 将 (1) 式中的 $y_x(n)$ 放置在检测单元, 随机选取 N (N 为偶数) 段只含强混沌背景噪声的信号, 即 $y_c(n)$ 作为参考单元, 用来估计混沌干扰协方差矩阵. 检测单元和参考单元共同作为数据矩阵的行向量, 则该矩阵一共有 $N + 1$ 行单元数据. 为了便于设计 3.2 节的最优滤波器, 现将检测单元和参考单元的频域数据写成列向量的形式. 其中, 检测单元的频域数据用 \mathbf{y} 表示, 且 $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_M]^T$, 参考单元数据用向量 \mathbf{y}_i ($i = 1, 2, \dots, N$) 表示,

$\mathbf{y}_i = [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iM}]^T$. 数据矩阵的格式如图1所示.

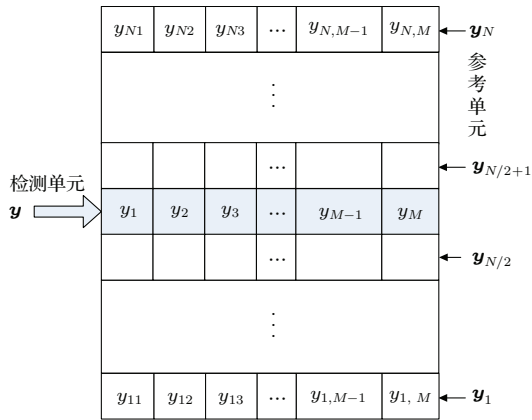


图1 数据矩阵格式

Fig. 1. Format of data matrix.

3.2 最优滤波器设计

在构建数据矩阵后, 本文进一步在频域上设计一个最优滤波器, 使目标谐波信号无失真地通过滤波器, 同时使混沌背景信号尽量被抑制, 于是该问题转化成下面的最优化问题:

$$\min_{\{\mathbf{w}\}} \mathbf{w}^H \mathbf{R} \mathbf{w}, \quad \text{st. } \mathbf{w}^H \mathbf{s} = 1, \quad (3)$$

其中, \mathbf{w} 表示加到每个频率脉冲的权值; $\mathbf{R} = E[\mathbf{y}\mathbf{y}^H]$ 表示混沌干扰协方差矩阵; \mathbf{s} 表示变换域中期望谐波信号的导向矢量, $\mathbf{s} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$, 当检测第 i 个频率通道时, \mathbf{s} 中第 i 个元素的值为1, 其他元素的值为0, 即 $\mathbf{s} = [0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0]^T$.

(3) 式中的 \mathbf{R} 可用不包括检测单元的其他参考单元的数据进行估计, 以得到数学期望的近似值, 如选用 N 个参考单元来估计, 则有

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{y}_i \mathbf{y}_i^H. \quad (4)$$

以上优化问题中, $\mathbf{w}^H \mathbf{s} = 1$ 表示在某个特定的检测频率通道上的信号增益保持不变, $\min_{\{\mathbf{w}\}} \mathbf{w}^H \mathbf{R} \mathbf{w}$ 表示同时使得输出的总能量最小. 对于该最优化问题, 可以用拉格朗日乘子法构造代价函数:

$$J(\mathbf{w}) = \mathbf{w}^H \mathbf{R} \mathbf{w} + \mu(1 - \mathbf{w}^H \mathbf{s}). \quad (5)$$

对代价函数关于 \mathbf{w} 求梯度, 并令其等于0, 则

$$\nabla J(\mathbf{w}) = 2\mathbf{R}\mathbf{w} - 2\mu\mathbf{s} = \mathbf{0}, \quad (6)$$

即

$$\mathbf{R}\mathbf{w} = \mu\mathbf{s}. \quad (7)$$

一般而言, 需要对估计得到的干扰协方差矩阵 \mathbf{R} 进行对角加载, 提高对 \mathbf{R} 求逆时的稳定性及算法的鲁棒性. 对 \mathbf{R} 进行对角加载可以表示为

$$\mathbf{R}' = \mathbf{R} + \delta \mathbf{I}, \quad (8)$$

式中, \mathbf{R}' 是对角加载后的干扰协方差矩阵, \mathbf{I} 是单位矩阵, δ 是对角加载值, 一般 δ 的取值很小.

可得该优化问题的解为

$$\mathbf{w} = \mu \mathbf{R}'^{-1} \mathbf{s}, \quad (9)$$

其中系数 $\mu = 1/(\mathbf{s}^H \mathbf{R}'^{-1} \mathbf{s})$.

最终滤波输出为

$$z = \mathbf{w}^H \mathbf{y}, \quad (10)$$

输出 SINR 为

$$SINR = \frac{|\mathbf{w}^H \mathbf{s}|^2}{|\mathbf{w}^H \mathbf{R}' \mathbf{w}|}, \quad (11)$$

式中, $\mathbf{w}^H \mathbf{R}' \mathbf{w}$ 表示输出的总能量, 对于一段确定的待检测信号及参考信号, 其总能量是一定的; $\mathbf{w}^H \mathbf{s}$ 表示当前检测频率通道的信号的能量. 当检测的频率通道中有谐波信号时, 该处信号能量最强, 输出 SINR 最大, 反之则输出 SINR 较小, 于是我们可以通过计算 (10) 式的 SINR 来检测混沌背景中的微弱谐波信号.

如果应用图1中所有的频率通道估计混沌背景的协方差矩阵 \mathbf{R} , 则 \mathbf{R} 的维数是 $M \times M$, 将导致计算量很大. 在实际工程应用中, 可以选取部分频率通道构成一个局域来处理, 从而降低运算量. 设当前用来检测是否有目标谐波信号的频率通道为 i , 通常可以在 i 通道的左右各取两个通道作为辅助频率通道构成一个局域, 如图2所示, 此时混沌干扰协方差矩阵 \mathbf{R} 的维数降为 5×5 , 大幅降低了计算量. 关于辅助频率通道的选取, 理论上是通道数越多检测效果越好, 但实际应用中在当前通道左右各取两个辅助通道已经能达到非常好的目标信号检测效果. 由于起始和结束位置的频率通道的左边或右边已无频率通道, 可以选取数据的尾部或首部作为其辅助频率通道.

此时 i 通道的局部混沌干扰协方差矩阵可以估计为

$$\hat{\mathbf{R}}_L = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N \mathbf{y}_{l,r} \mathbf{y}_{l,r}^H, \quad (12)$$

其中 $\mathbf{y}_{l,r} = [y_{l,i-2}, y_{l,i-1}, y_{l,i}, y_{l,i+1}, y_{l,i+2}]^T$. 然后按照上述最优滤波器设计方法依次选取 i 从1到 M , 求出每个频率通道的输出 SINR.

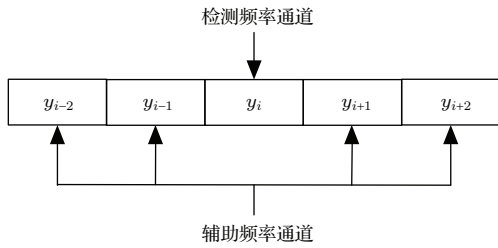


图2 检测频率通道及辅助频率通道构成的局部区域
Fig. 2. Local region of detection and auxiliary frequency channels.

4 仿真实验分析

在数值仿真实验中, 为了与文献 [9] 的结果对比, 本文也采用与文献 [9] 相同的 Lorenz 系统产生强的混沌背景信号, 该系统的非线性状态方程为

$$\begin{cases} \dot{x} = \sigma(y - x), \\ \dot{y} = -xz + rx - y, \\ \dot{z} = xy - bz, \end{cases} \quad (13)$$

其中, 参数 $\sigma = 10, r = 28, b = 8/3$. 采用四阶龙格-库塔算法求解 (13) 式, 步长 τ 设置为 0.01, 初始值 $x_0 = y_0 = z_0 = 0.1$, 产生 30000 个观测点作为混沌时间序列, 将 x 分量作为混沌背景信号数据, 表示为 $c(n) = x(n\tau), n = 1, 2, \dots, 30000$. 为确保系统完全进入混沌状态, 将最先 3000 个点舍弃, 然后在其余 27000 个点中选取 5 段长度为 5000 的混沌背景信号数据作为本实验的强混沌背景 (根据文献 [9], 当信号长度为 3000 以上时, 对谐波信号的检测能获得较好的效果), 往第 1 段数据中加入弱谐波信号作为检测单元的信号, 其余 4 段数据作为只含混沌背景信号的参考单元信号.

实验 1 不同幅值的谐波信号的检测

本实验是为了证明与文献 [6—9] 相比, 本文方法可以检测更低输入 SINR 下的微弱谐波信号. 本文方法在输入 SINR 低至 -81.01 dB 时仍然可以检测出目标谐波信号, 而文献 [9] 的神经网络方法需要输入 SINR 在 -67.03 dB 以上才能准确检测目标谐波信号; 且相比于文献 [11], 本文方法可检测的信号幅度范围更大.

实验选取谐波信号 $s(n) = a \sin(2\pi fn)$ 作为目标信号, 固定谐波信号的归一化频率 $f = 0.04$, 谐波信号的幅值 $a = 0.005$, 则待检测信号可以表示为

$$x(n) = c(n) + s(n) \quad (n = 1, 2, \dots, 5000), \quad (14)$$

其 SINR 为 -67.03 dB, 按照上节所提设计的方法对谐波信号进行检测.

图 3 是待检测信号 $x(n)$ 的时域波形图及频谱图. 从图 3 可以看出, 谐波信号无论在时域上还是在频谱上都完全被强大的 Lorenz 混沌背景信号掩盖, 无法直接检测出谐波信号.

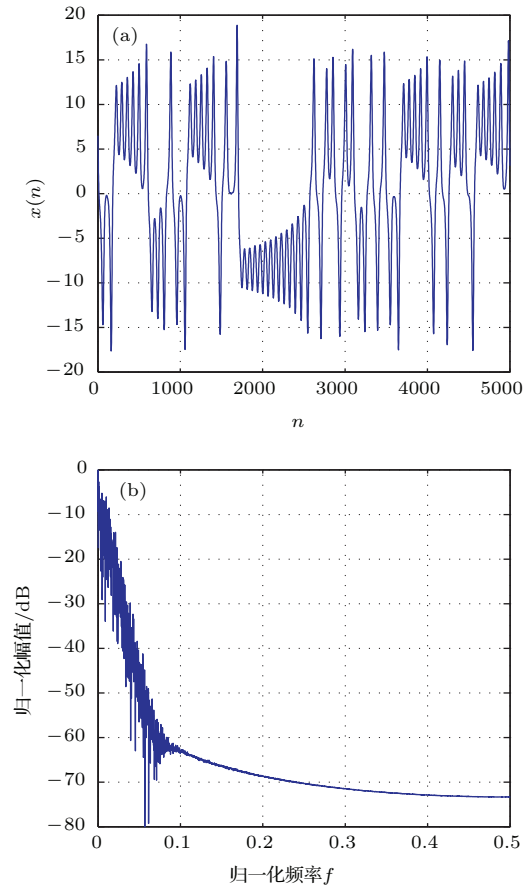


图3 $x(n)$ 的时域图和频谱图 (a) 时域图; (b) 频谱图
Fig. 3. Time domain and spectrum curves of $x(n)$: (a) Time domain curves; (b) spectrum curves.

下面分别使用本文所提方法以及文献 [9] 中的神经网络方法检测上述待检测信号 $x(n)$ 中的微弱谐波信号, 并进行对比. 作为对比实验, 神经网络方法中先选取连续的 4000 个点作为训练样本, 然后再取连续的 5000 个点作为强混沌背景信号, 其他参数与本文方法一致. 两种方法的检测结果如图 4 所示.

图 4 是 $\text{SINR} = -67.03$ dB 的情况下本文方法与文献 [9] 的神经网络方法所得结果的比较. 从图 4 可以看出, 采用本文方法处理后输出 SINR 在 $f = 0.04$ 处的尖峰比较明显, 且与周围旁瓣相比高 20 dB 以上, 很容易将谐波信号的频率提取出来. 而采用神经网络方法虽然可以从其单步预测

误差的频谱中显出谐波信号的频率,但由于只比 $f = 0.046$ 以及 $f = 0.005$ 处的旁瓣分别高 0.27 dB 和 0.5 dB,使得目标谐波信号检测困难.图 4 结果表明,本文所提方法检测幅值较弱的谐波信号比文献 [9] 的神经网络方法效果更好.

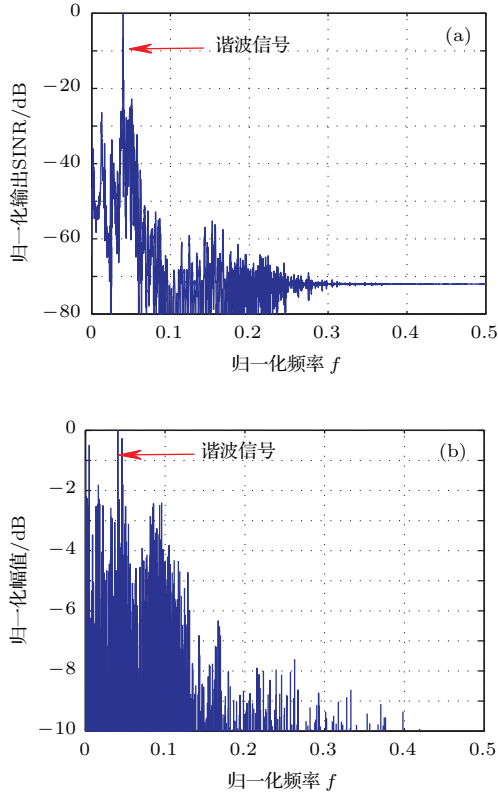


图 4 输入 $SINR = -67.03$ dB 情况下,利用 (a) 本文方法和 (b) 文献 [9] 方法获得的结果
Fig. 4. When $SINR = -67.03$ dB, the detection results obtained by (a) the proposed method in this paper and (b) the method of neural network in Ref. [9].

为了进一步验证本文方法在低输入 SINR 情况下对谐波信号的检测效果,将谐波信号的幅值 a 下降到 0.001,此时输入 SINR 低至 -81.01 dB,其他参数保持不变,继续将本文方法与文献 [9] 中的神经网络方法对比,结果如图 5 所示.

从图 5 可以看出,在谐波信号的幅值 a 下降到 0.001 ($SINR = -81.01$ dB) 时,采用本文方法仍然可以将目标谐波信号检测出来,且主瓣峰值比旁瓣峰值高 4.36 dB 以上,而此时使用文献 [9] 中的神经网络方法已经无法从其输出的单步预测频谱中准确地检测目标信息.这就证明了相比文献 [9],本文方法可以检测更低输入 SINR 下的微弱谐波信号.

下面对本文方法可检测的微弱谐波信号幅度范围进行分析,固定谐波信号的频率 $f = 0.04$,依次取幅值 a 为 0.0005, 0.001, 0.005, 0.01, 0.05, 0.1,

0.5,对应的 SINR 分别为 $-87.03, -81.01, -67.03, -61.01, -47.03, -41.01, -27.03$ dB,按照本文所提方法对谐波信号进行检测.谐波频率的检测结果如图 6 所示.

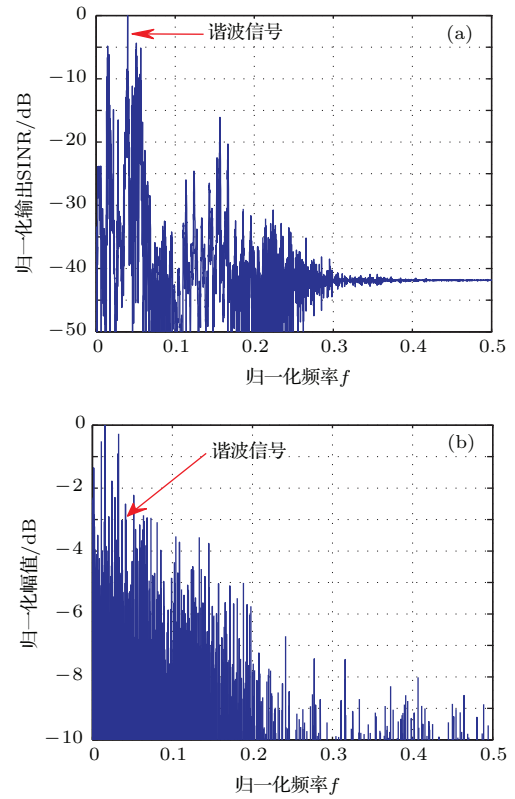


图 5 输入 $SINR = -81.01$ dB 情况下,利用 (a) 本文方法和 (b) 文献 [9] 方法获得的结果
Fig. 5. When $SINR = -81.01$ dB, the detection results obtained by (a) the proposed method in this paper and (b) the method of neural network in Ref. [9].

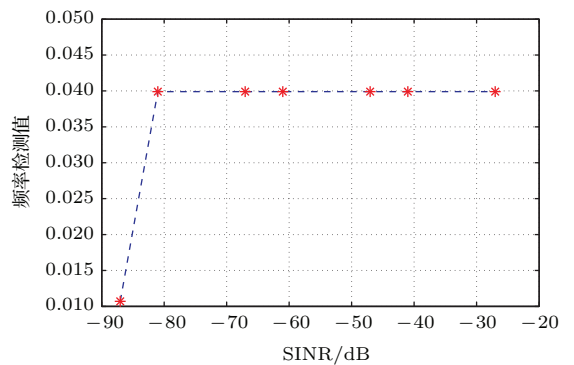


图 6 不同 SINR 情况下频率检测值
Fig. 6. Frequency detection values in different SINRs.

图 6 是当谐波频率固定为 0.04 时,不同信干比(即不同幅值)下频率检测值.从图 6 可以看出,输入 SINR 在 -81.01 dB 以上(谐波幅值 $a = 0.001$) 时,该谐波信号能被正确检测,且谐波幅值越大,检

测效果越好. 原因是谐波信号的能量越大, 信号所在的频率通道处输出 SINR 越大, 因而检测效果越好. 而文献 [11] 要求信号幅值在 0.0001—0.15 之间才能取得较好的检测效果, 而当信号幅值过大时, 谐波信号的引入会破坏混沌吸引子的几何结构, 检测效果反而不佳.

实验 2 混有高斯白噪声的谐波信号的检测

前面的实验中, 待检测信号中只有谐波信号和混沌背景, 本实验将进一步在待检测信号中加入高斯白噪声, 研究本文所提方法的抗噪声性能. 实验结果证明, 本文方法在信号与白噪声的比值低至 -20 dB 时仍然具有很好的谐波信号检测效果, 而此时文献 [9] 的神经网络方法已经不能准确检测目标谐波信号.

实验中, 谐波信号的归一化频率 $f = 0.05$, 幅值 $a = 0.05$. 先向谐波信号中添加均值为 0, 方差为 0.125 的高斯白噪声, 此时信噪比为 -20 dB, 然

后向该混有白噪声的谐波信号中加入 Lorenz 混沌背景信号, 继续按照实验 1 中的步骤进行 50 次蒙特卡罗仿真, 然后取平均值. 此时待检测信号可以表示为

$$x(n) = c(n) + w(n) + s(n) \quad (n = 1, 2, \dots, 5000), \quad (15)$$

其中, $w(n)$ 是添加的高斯白噪声. 同样与文献 [9] 中的神经网络方法进行对比.

图 7 给出了添加高斯白噪声后待检测信号的时域波形图及频谱图, 可以看出, 谐波信号无论在时域上还是在频谱上都完全被强混沌信号掩盖, 且受高斯白噪声的影响, 待检测信号的时域波形出现很多毛刺, 频域波形的基底较高. 下面分析本文方法与文献 [9] 所提神经网络方法对目标谐波信号检测结果, 如图 8 所示.

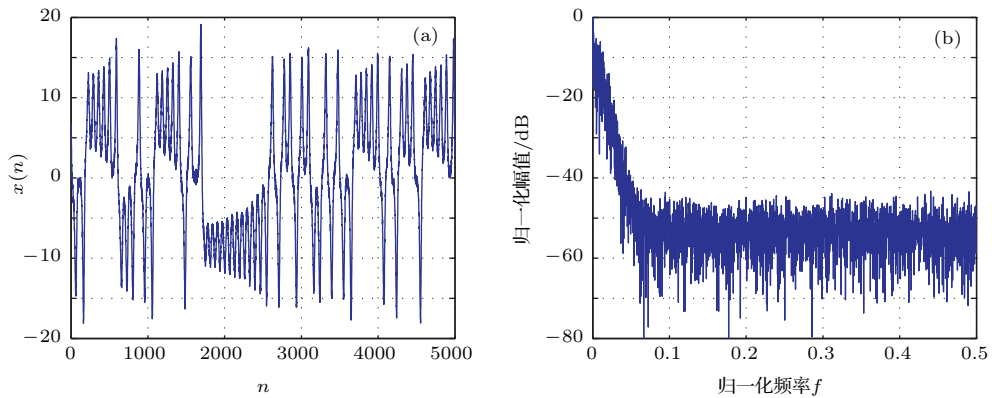


图 7 添加高斯白噪声后, $x(n)$ 的时域图和频谱图 (a) 时域图; (b) 频谱图

Fig. 7. Time domain and spectrum curves of $x(n)$ after adding white Gaussian noise: (a) Time domain curves; (b) spectrum curves.

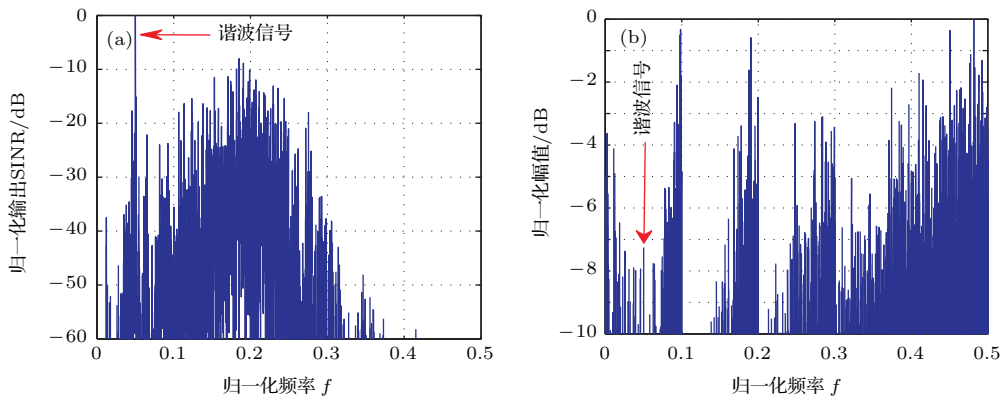


图 8 信噪比为 -20 dB 时, 利用 (a) 本文方法和 (b) 文献 [9] 方法获得的结果

Fig. 8. When $SNR = -20$ dB, the detection results obtained by (a) the proposed method in this paper and (b) the method of neural network in Ref. [9].

图8是谐波信号与白噪声的比值低至 -20 dB时本文方法与神经网络方法的处理结果. 从图8可以看出, 本文方法在高斯白噪声与目标谐波信号的信噪比低至 -20 dB时仍然具有很好的谐波信号检测效果, 输出SINR在 $f = 0.05$ 处出现一个明显的尖峰, 且比 $f = 0.185$ 处的旁瓣峰值高将近8 dB. 而采用文献[9]中神经网络方法已经无法从其输出的单步预测频谱中检测目标信息, 原因是该方法存在对白噪声较为敏感的缺点, 输入信噪比低至 -20 dB时白噪声破坏了强混沌干扰的混沌特性, 从而使神经网络单步预测误差偏大. 该仿真实验证明了本文方法具有较强的抗噪声能力.

5 结 论

考虑到混沌信号的二阶统计特性是不变的, 本文提出一种基于最优滤波器的强混沌背景中的微弱谐波信号检测方法. 该方法首先构建一个数据矩阵, 在频域上对每个频率通道分别进行检测, 从而将强混沌背景下的微弱谐波信号检测问题转化为最优化问题; 然后利用最优化理论设计滤波器, 使待检测频率通道处信号增益不变, 而尽量抑制其他频率通道的信号; 最后通过判断每一频率通道的输出SINR来检测谐波信号. 与传统方法相比, 本文方法可以检测更低输入SINR下的微弱谐波信号, 可检测的信号幅度范围更大, 且抗白噪声性能

更强.

参考文献

- [1] Hu J F, Guo J B 2008 *Chaos* **18** 013121
- [2] Aghababa M P 2012 *Chin. Phys. B* **21** 100505
- [3] Li H T, Zhu S L, Qi C H, Gao M X, Wang G Z 2013 *Adv. Mater. Res.* **734** 3145
- [4] Khunkitti P, Kaewrawang A, Siritaratiwat A, Mewes T, Mewes C K, Kruesubthaworn A 2015 *Appl. Phys.* **117** 17A908
- [5] Zhang Y, Liu S H, Hu X F, Wang L, Zhu L 2014 *High Voltage Technol.* **9** 29 (in Chinese) [张悦, 刘尚合, 胡小锋, 王雷, 朱利 2014 高电压技术 **9** 29]
- [6] Leung H, Dubash N, Xie N 2002 *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Sys.* **38** 98
- [7] Guan J, Liu N B, Huang Y, He Y 2012 *IET Radar Sonar Nav.* **6** 293
- [8] Li H C, Zhang J S 2005 *Chin. Phys. Lett.* **22** 2776
- [9] Xing H Y, Xu W 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 3771 (in Chinese) [行鸿彦, 徐伟 2007 物理学报 **56** 3771]
- [10] He G T, Luo M K 2012 *Chin. Phys. Lett.* **29** 060204
- [11] Wang F P, Guo J B, Wang Z J, Xiao D C 2001 *Acta Phys. Sin.* **50** 1019 (in Chinese) [汪英平, 郭静波, 王赞基, 肖达川 2001 物理学报 **50** 1019]
- [12] Xu Y C, Qu X D, Li Z X 2015 *Chin. Phys. B* **24** 034301
- [13] Chen C C, Yao K, Umeno K, Biglieri E 2001 *IEEE Trans. Cir. Sys. I: Fundam. Theory Appl.* **48** 1110
- [14] Zhang H G, Ma T D, Fu J 2008 *Chin. Phys. B* **17** 3616
- [15] Vali R, Berber S M, Nguang S K 2012 *IEEE Trans. Cir. Sys. I: Reg. Papers* **59** 796
- [16] Vidal P, Kanzielper E 2012 *Phys. Rev. Lett.* **108** 206806

Harmonic signal detection method from strong chaotic background based on optimal filter*

Hu Jin-Feng^{1)†} Zhang Ya-Xuan¹⁾ Li Hui-Yong¹⁾ Yang Miao²⁾ Xia Wei¹⁾ Li Jun¹⁾

1) (School of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

2) (School of Resources and Environment, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

(Received 6 January 2015; revised manuscript received 12 August 2015)

Abstract

It is of great significance to study the weak harmonic signal detection from strong chaotic background. Current detection methods mainly use the chaotic phase space reconstruction method based on Takens theory, among which the neural network method has attracted the most attention. However, these methods require high signal-to-interference-plus-noise ratio (SINR) and are sensitive to Gaussian white noise, etc.

Noticing the fact that the second-order statistical properties of chaotic signals are stationary, we propose a harmonic signal detection method from strong chaotic background based on optimal filter. We first construct a data matrix, whose rows are the detection signal and reference signals. The reference signals only contain chaotic interference. Then we calculate the one-dimensional fast Fourier transformation of the data matrix to make each column of the matrix form a frequency channel. The harmonic signal can be detected by searching each frequency channel in the frequency domain, thus the signal detection problem is converted into an optimization problem. Further, we use the optimization theory to design a filter such that it can maintain the gain of the signal from the current frequency channel and suppress signals from other frequency channels as far as possible. Finally, the harmonic signal can be obtained by calculating the output SINR of each frequency channel.

In order to reduce the calculation, we can further design a local region optimal filter. We choose part of frequency channels to constitute a local area, thus the dimension of the chaotic interference covariance matrix is greatly reduced. Theoretically speaking, the more the number of auxiliary frequency channels, the better the detection results are. However, in the practical application, choosing two channels on the left and right side of current channel each can obtain a very good detection effect. After obtaining the chaotic interference covariance matrix, we can further achieve the output SINR of each frequency channel.

Compared with the traditional methods, the proposed method has the following advantages: 1) it can detect a weak harmonic signal under lower SINR; 2) it can detect a greater range of signal amplitude; 3) it is robust against white Gaussian noise. The simulation results with taking Lorenz system as the strong chaotic background show that the proposed method still has a very good detection effect when $SINR = -81.03$ dB, and the stronger the harmonic signal, the better the detection effect is, while the neural network method can work under the condition of SINR higher than -67.03 dB; the proposed method still can correctly detect the target signal in the case that the SNR is as low as -20 dB, but the neural network method has a poor detection effect under the same condition.

Keywords: chaos, optimal filter, signal detection, output signal-to-interference-plus-noise ratio

PACS: 05.45.Pq

DOI: 10.7498/aps.64.220504

* Project supported by the Fundamental Research Funds for the Central Universities, China (Grant No. ZYGX2014J021) and the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 61101172, 61371184, 61101173, 61201280).

† Corresponding author. E-mail: hujf@uestc.edu.cn