

用于微弱信号检测的随机共振系统设计

叶青华, 黄海宁, 张春华
(中国科学院声学研究所, 北京 100190)

摘要: 随机共振(SR)作为一种能够利用噪声来提高系统输出信噪比的工具, 近来越来越多的关注和研究. 一个很大的问题是如何设计一个简单高效的SR系统. 针对常见的微弱信号检测问题, 我们分析了二值量化器和二值量化器阵列, 推导出最优二值量化检测器和渐近最优阵列SR检测器, 给出渐近最优阵列SR检测器的设计准则. 根据理论分析结果, 给出了鲁棒阵列SR检测器及基于噪声样本集合的参数选择算法, 能够在未知背景噪声情形中获得较好的检测性能.

关键词: 微弱信号检测; 随机共振; 非线性系统; 非高斯噪声

中图分类号: TN911. 23 文献标识码: A 文章编号: 0372-2112(2009)01-0216-05

Design of Stochastic Resonance Systems in Weak Signal Detection

YE Qing-hua, HUANG Hai-ning, ZHANG Chun-hua
(Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: Stochastic Resonance(SR) is getting more and more attention in recent few years, as it can be used as a tool of using noise to enhance output signal to noise ratio. One of the key problems is how to design a simple and efficient SR system. As for the weak signal detection, we analyzed two state quantizers and two state quantizer arrays, deduced the optimal two state quantization detector and asymptotic optimal array SR detector, and gave out the designing criterion of asymptotic optimal array SR detector. According to the theoretical analysis, we designed a robust array SR detector and parameter selection algorithm based on noise sample collection, which can achieve good detection performance even the ambient noise is unknown.

Key words: weak signal detection; stochastic resonance; nonlinear systems; non Gaussian noise

1 引言

在线性系统中噪声总是起消极作用,但在某些非线性系统中,噪声的存在却能够提高系统对输入信号的响应,这种现象被称为随机共振(Stochastic Resonance, SR). 对经典的SR讨论见文献[1]. 简单的量化系统,比如二值量化或三值量化系统中也能够出现随机共振现象^[2-4]. 因为二值量化器和二值量化器阵列的诸多优点,近来有很多学者对其进行了研究^[2-7],在信号检测领域取得很大进展,但对SR系统的设计讨论不多. 对于二值量化器,文献中有两类提高检测器性能的方法,一种是在输入的含噪信号中另外加上SR噪声^[2,3],另一种是改变系统参数,即改变量化门限^[4]. 加上SR噪声的方法需要考虑加上何种分布的噪声,以及加上多大强度的噪声等复杂情况,而调节系统参数的方法计算复杂,这两类方法在未知噪声概率分布时都不方便使用. 将多个二值量化器组成阵列(本文称之为阵列SR),对这种非线性系统最优设计的理论分析更为困难. 文献中

通常是采用较为简单的背景噪声形式和SR噪声形式(比如高斯、拉普拉斯噪声等),和较简单的门限选择,来分析SR噪声在信号检测中的作用.

本文针对常见的微弱信号检测问题,讨论了二值量化器和二值量化器阵列的系统设计问题. 通过引入输出信噪比指数的定义,证明在二值量化器中采用加入SR噪声的方法不会优于采用改变系统参数的方法. 即在采用二值量化的微弱信号检测中,不用考虑加上何种分布的噪声,以及加上多大强度的噪声等复杂情况,只需要改变量化门限就可以达到最优. 然后讨论了阵列SR系统的变换函数,给出了渐近最优阵列SR检测器的设计准则. 为了能够在未知背景噪声情形中获得较好的检测性能,又给出了鲁棒阵列SR检测器的设计方法及基于噪声样本集合的参数选择算法. 最后给出仿真实验结果.

2 输出信噪比与检测性能

二值量化是一种最简单的随机共振系统,输入 x_k 和输出 y_k 的关系是:
$$y_k = \begin{cases} 1, & x_k \geq \gamma \\ -1, & x_k < \gamma \end{cases}$$
 其中 γ 是门限.

假设输入 x_k 是直流信号与加性噪声的和: $x_k = A + w_k$, $A > 0$, w_k 是独立同分布(IID)、方差为 σ_w^2 的任意分布噪声, 概率密度和概率分布函数分别为 $f(n)$ 和 $F(n)$. 输出 y_k 的均值和方差分别为:

$$E(y_k) = P(y_k = 1) - P(y_k = -1) = 1 - 2F(\gamma - A)$$

$$\begin{aligned} \sigma_{y_k}^2 &= P(y_k = 1) + P(y_k = -1) - \{E(y_k)\}^2 \\ &= 1 - \{E(y_k)\}^2 \end{aligned}$$

实际中我们经常遇到微弱信号检测的情况, 这时 $A/\sigma_w \ll 1$. 根据 Taylor 展开公式,

$$\begin{aligned} E(y_k) &= 1 - 2F(\gamma - A) \\ &= 1 - 2F(\gamma) + 2Af(\gamma) + o(A^2) \end{aligned} \quad (1)$$

$$\sigma_{y_k}^2 = 1 - \{E(y_k)\}^2 = 4F(\gamma)[1 - F(\gamma)] + o(A) \quad (2)$$

为了后面讨论检测问题时的方便, 令 E_1, σ_1 代表有信号时输出 y_k 的均值和均方差, E_0, σ_0 代表无信号时输出 y_k 的均值和均方差, 定义输出信噪比为:

$$SNR_{out} = \frac{2\Delta E^2}{\sigma_1^2 + \sigma_0^2} = \frac{2(E_1 - E_0)^2}{\sigma_1^2 + \sigma_0^2}$$

对于微弱信号 $A/\sigma_w \ll 1$, $\sigma_1 \approx \sigma_0$ 有:

$$SNR_{out} \approx \frac{(Af(\gamma))^2}{F(\gamma)[1 - F(\gamma)]}$$

定义 $J(\gamma) = \frac{f^2(\gamma)}{F(\gamma)[1 - F(\gamma)]}$ 为二值量化器的输出信噪比指数, 则 $SNR_{out} = A^2 J(\gamma)$.

下面讨论二值量化器的检测性能. 检验统计量

$T(y) = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} y_k$ 在 K 较大时是高斯分布, 有信号时 $T(y)$ 的均值为 $1 - 2F(\gamma) + 2Af(\gamma)$, 方差为 $4F(\gamma)[1 - F(\gamma)]/K$; 无信号时 $T(y)$ 的均值为 $1 - 2F(\gamma)$, 方差为 $4F(\gamma)[1 - F(\gamma)]/K$. 可以计算得到 Neyman Pearson 准则下检测概率 P_D 和虚警概率 P_{FA} 间的关系^[8]:

$$\begin{aligned} P_D &= Q(Q^{-1}(P_{FA}) - \sqrt{K \cdot SNR_{out}}) \\ &= Q(Q^{-1}(P_{FA}) - A \sqrt{KJ(\gamma)}) \end{aligned}$$

其中 Q 是标准正态分布的右尾概率. 可见检测性能随 SNR_{out} 或 $J(\gamma)$ 单调递增, 因此在采用二值量化的微弱信号检测问题中只需要考察这两个参数之一.

本节中我们只讨论了直流信号的检测问题, 定义了 SNR_{out} 和 $J(\gamma)$. 从式(1)和式(2)看到, $E(y_k)$ 与信号幅度 A 是线性关系, 而 $\sigma_{y_k}^2$ 基本与 A 无关, 因此在很多其它复杂微弱信号的检测中, $J(\gamma)$ 也能用来度量二值量化检测器(二值量化后采用常规检测器)的性能. 在后面几节, 我们通过 SNR_{out} 和 $J(\gamma)$ 得到了最优的系统参数和 SR 噪声, 这些最优值是具有一般性的.

3 最优二值量化检测器

有两种提高二值量化检测器性能的方法, 一种是

在输入的含噪声信号中另外加上 SR 噪声^[2,3], 另一种是改变系统参数, 即改变量化门限^[4]. 本节我们证明在微弱信号检测中采用加入 SR 噪声的方法不会优于采用改变系统参数的方法.

设 J_m 是 $J(\gamma)$ 中的最大值, 即

$$J_m = \max(J(\gamma)) = \frac{f^2(\gamma_m)}{F(\gamma_m)[1 - F(\gamma_m)]}$$

假设原始二值量化检测器中量化门限为 γ_0 , 在没

有加入 SR 噪声时, $J_0 = J(\gamma_0) = \frac{f^2(\gamma_0)}{F(\gamma_0)[1 - F(\gamma_0)]}$. 往输入信号 x_k 中加噪, $x'_k = A + w_k + \xi_k$, ξ_k 的概率密度和概率分布函数分别为 $f_\xi(n)$ 和 $F_\xi(n)$, 与 w_k 相互独立, 混合噪声 $u_k = w_k + \xi_k$ 的概率密度和概率分布函数分别为 $f'(n)$ 和 $F'(n)$. 采用门限为 γ_0 的二值量化后 $J'_0 = \frac{f'^2(\gamma_0)}{F'(\gamma_0)[1 - F'(\gamma_0)]}$, 需要证明 $J'_0 \leq J_m$.

在混合噪声 u_k 中, $f'(\gamma_0)$ 和 $F'(\gamma_0)$ 分别为:

$$\begin{aligned} f'(\gamma_0) &= \int_{-\infty}^{+\infty} f_\xi(x_1) f(\gamma_0 - x_1) dx_1 \\ F'(\gamma_0) &= \int_{-\infty}^{+\infty} \left[\int_{-\infty}^{\gamma_0 - x_1} f_\xi(x_1) f(x_2) dx_2 \right] dx_1 \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} f_\xi(x_1) \left[\int_{-\infty}^{\gamma_0 - x_1} f(x_2) dx_2 \right] dx_1 \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} f_\xi(x_1) F(\gamma_0 - x_1) dx_1 \end{aligned}$$

x_1, x_2 是积分变量. 所以

$$\begin{aligned} F'(\gamma_0)[1 - F'(\gamma_0)] &= \int_{-\infty}^{+\infty} f_\xi(x_1) F(\gamma_0 - x_1) dx_1 \\ &\quad - \left[\int_{-\infty}^{+\infty} f_\xi(x_1) F(\gamma_0 - x_1) dx_1 \right]^2 \\ &\geq \int_{-\infty}^{+\infty} f_\xi(x_1) F(\gamma_0 - x_1) dx_1 \\ &\quad - \int_{-\infty}^{+\infty} f_\xi(x_1) (F(\gamma_0 - x_1))^2 dx_1 \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} f_\xi(x_1) F(\gamma_0 - x_1) [1 - F(\gamma_0 - x_1)] dx_1 \\ f'^2(\gamma_0) &= \left[\int_{-\infty}^{+\infty} f_\xi(x_1) f(\gamma_0 - x_1) dx_1 \right]^2 \\ &\leq \int_{-\infty}^{+\infty} f_\xi(x_1) (f(\gamma_0 - x_1))^2 dx_1 \end{aligned}$$

从而

$$\begin{aligned} J'_0 &\leq \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} f_\xi(x_1) (f(\gamma_0 - x_1))^2 dx_1}{\int_{-\infty}^{+\infty} f_\xi(x_1) F(\gamma_0 - x_1) [1 - F(\gamma_0 - x_1)] dx_1} \\ &\leq \frac{f^2(\gamma_m)}{F(\gamma_m)[1 - F(\gamma_m)]} = J_m \end{aligned}$$

从上式可见在采用二值量化的微弱信号检测中, 不用考虑加上何种分布的噪声, 以及加上多大强度的噪声等复杂情况, 只需改变量化门限就可达到最优.

4 渐近最优阵列 SR 检测器

设 x 是包含噪声 w 的输入信号, ξ_i 是第 i 个二值量化器上所加的噪声, γ 是量化门限, M 是阵列中二值量化器个数, 那么阵列 SR 的表达式是^[5,6]:

$$y = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} \text{sgn}(x + \xi_i - \gamma)$$

如果各个二值量化器上加入的 SR 噪声独立同分布, 那么输出 y 的均值和方差分别为:

$$E(y) = 1 - 2F_{\xi}(\gamma - x)$$

$$D(y) = 4F_{\xi}(\gamma - x)[1 - F_{\xi}(\gamma - x)]/M$$

当 $M \rightarrow +\infty$ 时, $D(y) \rightarrow 0, y \rightarrow E(y)$. 定义 $g_{ASR}(x) = 1 - 2F_{\xi}(\gamma - x)$ 为阵列 SR 系统对输入信号的变换函数.

更一般地, 当各个二值量化器上的量化门限或 SR 噪声分布各不相同, $y = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} \text{sgn}(x + \xi_i - \gamma_i)$, 同样地, 也定义 $g_{ASR}(x) = 1 - \frac{2}{M} \sum_{i=0}^{M-1} F_{\xi_i}(\gamma_i - x)$ 为阵列 SR 系统对输入信号的变换函数. 从 $g_{ASR}(x)$ 的表达式可知 $g_{ASR}(x)$ 单调递增有界.

根据非高斯噪声中的 Rao 检验方法, 为了获得最佳的检测性能, x 上的最优非线性变换函数为^[8]

$$g_{opt}(x) = - \frac{d \ln f_w(x)}{dx}$$

若 $g_{opt}(x)$ 单调递增有界, 令 R 为 $|g_{opt}(x)|$ 的最大值, 那么存在一定的阵列 SR 系统

$$F_{\xi}(\gamma - x) = \frac{1}{2} \left[1 - \frac{g_{opt}(x)}{R} \right]$$

或 $\lim_{M \rightarrow \infty} \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} F_{\xi_i}(\gamma_i - x) = \frac{1}{2} \left[1 - \frac{g_{opt}(x)}{R} \right]$ 使得 $g_{ASR}(x) = g_{opt}(x)/R$, 这时阵列 SR 检测器的检测性能趋近于最优非线性检测器的性能($M \rightarrow +\infty$).

若 $g_{opt}(x)$ 单调递增无界, 令 R 是一个足够大的正数, 那么也存在一定的阵列 SR 系统, 使得 $g_{ASR}(x) = g_{opt}(x)/R$, 其中

$$g_{opt}(x) = \begin{cases} g_{opt}(x), & x \mid |g_{opt}(x)| \leq R \\ R, & x \mid g_{opt}(x) > R \\ -R, & x \mid g_{opt}(x) < -R \end{cases}$$

这时阵列 SR 检测器的检测性能能够趋近于最优非线性检测器的性能($R \rightarrow +\infty, M \rightarrow +\infty$).

例: IID 广义高斯噪声中的微弱信号检测. 均值为 0, 方差为 σ^2 的广义高斯噪声为^[4,8]

$$f(n) = \frac{c_1(p)}{\sigma} \exp \left[-c_2(p) \left| \frac{n}{\sigma} \right|^p \right], p > 0 \quad (3)$$

其中 $c_1(p) = \frac{p}{2} \left[\Gamma \left(\frac{3}{2} \right) \left| \frac{3}{p} \right| \right]^{-1/2}$,

$$c_2(p) = \left[\Gamma \left(\frac{3}{p} \right) \left| \frac{1}{p} \right| \right]^{p/2}, \Gamma(\cdot) \text{ 为伽马函数.}$$

这种类型的噪声概率密度函数能用来表示多种熟悉的噪声, 当 $p = 1$ 时, 广义高斯 PDF 为拉普拉斯型; 当 $p = 2$ 时, 为高斯型; 当 $p \rightarrow \infty$ 时, 趋向于均匀分布. 在这种噪声类型中, 最优的非线性变换 $g_{opt}(x)$ 可以从 Neyman-Pearson 准则得到^[8]. 令 $h_{opt}(x)$ 是 $g_{opt}(x)$ 的归一化形式, 则 $h_{opt}(x) = |x|^{p-1} \text{sgn}(x)$. 图 1 表示了 p 取值不同时的 $h_{opt}(x)$. 可以看到, 在弱拖尾噪声类型中 ($p \geq 1$), 可以设计阵列 SR 系统使得检测性能趋近于最优非线性检测器的性能; 而在强拖尾噪声类型中 ($0 < p < 1$), $g_{opt}(x)$ 不满足单调递增条件, 采用极性量化器就能较好地接近最优性能.

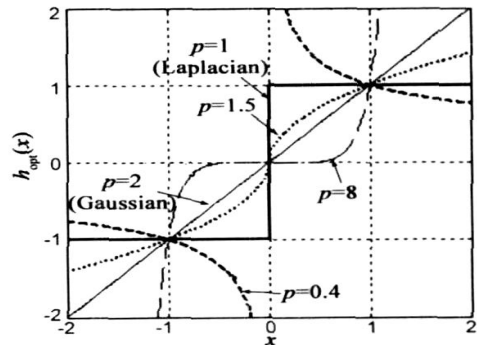


图 1 非高斯噪声中的最优非线性变换函数

本节讨论的渐近最优阵列 SR 检测器, 能够指导阵列 SR 系统的设计. 在已知噪声 w 的概率密度函数时, 通过计算 $g_{opt}(x)$, 能够得到最优的 SR 噪声分布; 或者采用一种较简单的 SR 噪声分布, 通过设计各个二值量化器上的门限来趋于最优; 或者通过加入多种分布 SR 噪声来趋于最优. 需要注意的是, 这里设计出来的最优阵列 SR 系统可能不是唯一的.

5 鲁棒阵列 SR 检测器及基于噪声样本集合的参数选择算法

上节我们讨论了渐近最优阵列 SR 检测器, 以及系统的设计思想. 但除了一些特殊的噪声类型, 最优 SR 噪声和系统参数的设计和实现很复杂. 根据前面的分析, 采用下面的两步阵列 SR 系统作为次优检测器.

- (1) 在单个的二值量化器中寻找最优门限 γ_i ;
- (2) 采用较简单的噪声类型作为 SR 噪声, 比如均匀分布噪声、高斯分布噪声等, 改变噪声强度 α_i 达到较好的阵列 SR 检测结果.

例: IID 广义高斯噪声中的微弱信号检测. 假设噪声方差为 1, 采用单个二值量化器, 不同 p 下的最优门限 γ_m 如图 2 所示. 当 $p \leq 2$ 时, $\gamma_m = 0$; 当 $p > 2$, 即噪声是弱拖尾时, 存在两个对称分布的最优门限值. 假设某个 p 对应的最优门限是 γ_0 和 $-\gamma_0$, 阵列中二值量化器

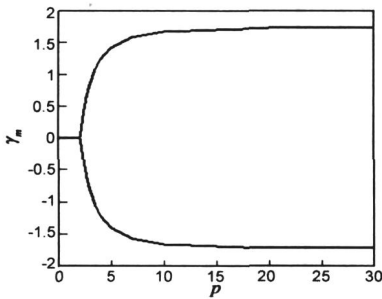


图2 广义高斯噪声中不同 \$p\$ 下的二值量化器最优门限个数 \$M\$ 是偶数, 我们可以采用这样的阵列结构:

$$y = \frac{1}{M} \left[\sum_{i=0}^{M/2-1} \text{sgn}(x + \xi_i - \gamma_0) + \sum_{i=M/2}^{M-1} \text{sgn}(x + \xi_i + \gamma_0) \right]$$

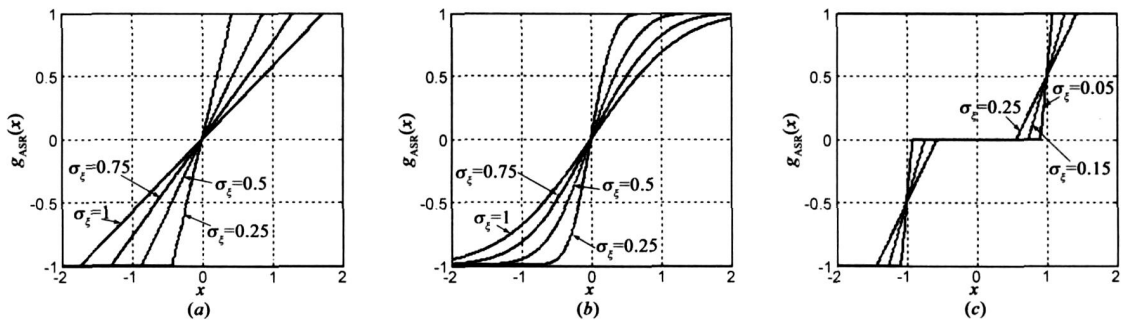


图3 (a) 二值量化器门限设置为0, 采用均匀分布SR噪声, 不同SR噪声强度 \$\sigma_\xi\$ 下的阵列SR变换函数; (b) 二值量化器门限设置为0, 采用高斯分布SR噪声, 不同SR噪声强度 \$\sigma_\xi\$ 下的阵列SR变换函数; (c) 二值量化器门限设置为1, 采用均匀分布SR噪声, 不同SR噪声强度 \$\sigma_\xi\$ 下的阵列SR变换函数

实际中我们经常不知道精确的背景噪声分布, 根据第二节中输出信噪比的定义和分析, 在固定系统规模 \$M\$ 的情况下, 可以通过下面的基于噪声样本集合的参数选择算法分两步处理获得最优的门限 \$\gamma\$ 和 SR 噪声强度 \$\sigma_\xi\$.

(1) 得到背景噪声样本集合 \$\{w_k, k = 0, \dots, K' - 1\}\$, 可以通过另外观测得到, 也可以从接收数据中不包含信号的区域中选取. 在微弱信号检测中, 也可以使用包含了信号的噪声样本;

(2) 假设有一个较小的直流信号 \$A > 0\$, 并加入 \$\{w_k\}\$, 得到 \$\{e_k\} = \{A + w_k\}\$. 将 \$\{e_k\}\$ 输入某种随机共振器(第一步中是二值量化器, 第二步中是固定了门限 \$\gamma\$ 的阵列 SR 系统), 对不同系统参数输出 \$\{y_k\}\$ (\$\ominus\$), 其中 \$\ominus\$ 是对应的系统参数, 可以是单个二值量化系统中的 \$\gamma\$, 也可以是阵列 SR 系统中的 \$\xi\$. 计算 \$\{y_k\}\$ (\$\ominus\$) 均值和均方差, 得到 \$\bar{E}_1(\ominus)\$ 和 \$\bar{\sigma}_1(\ominus)\$;

(3) 用相同的方法可以得到 \$\bar{E}_0(\ominus)\$ 和 \$\bar{\sigma}_0(\ominus)\$, 即(2)中 \$A = 0\$ 时的情况;

(4) 计算输出信噪比

$$SNR_{out} = \frac{2 \left(\bar{E}_1(\ominus) - \bar{E}_0(\ominus) \right)^2}{\bar{\sigma}_1^2(\ominus) + \bar{\sigma}_0^2(\ominus)}$$

即在阵列中设置两种门限, 分别是 \$\gamma_0\$ 和 \$-\gamma_0\$, 变换函数是 \$g_{ASR}(x) = 1 - F_\xi(\gamma_0 - x) - F_\xi(-\gamma_0 - x)\$. 图 3 是阵列 SR 在不同 SR 噪声强度下的变换函数示意图, (a) 和 (b) 是所有二值量化器门限设置为 0 的结果, 采用的 SR 噪声分别是均匀分布噪声和高斯分布噪声, (c) 是得到最优门限后(这里假定为 1), 在阵列中设定对称的两种门限, 采用均匀分布 SR 噪声的结果. 将图 3 与图 1 比较, 如果能得到最优的门限 \$\gamma\$ 和 SR 噪声强度 \$\sigma_\xi\$, 那么阵列 SR 检测器能够较好地代替最优非线性检测器.

从上面例子可以看到, 只要大概知道环境噪声类型(强拖尾或弱拖尾), 调整 SR 噪声强度就可以接近很大环境噪声范围内的最优非线性变换函数, 因此这种次优检测器有很强的宽容性.

(5) 对所有试验过的 \$\ominus\$, 找出输出信噪比最大时的 \$\ominus\$, 就得到系统参数的最优值 \$\ominus_{opt}\$.

得到最优系统参数后, 就可使用阵列 SR 检测器来检测信号了. 基于噪声样本集合的参数选择算法计算简单(只需计算样本集的均值和方差, 并且样本集不需很大), 可是任意类型的噪声, 因此有广泛的适用性.

6 仿真实验

这里, 我们考虑如下正弦信号的检测问题:

$$H_0: x_k = w_k, \quad k = 0, 1, \dots, K - 1$$

$$H_1: x_k = A \cos(2\pi k/K) + w_k, \quad k = 0, 1, \dots, K - 1$$

其中, \$A = 0.1\$, \$K\$ 是用于检测的样本采样数(这里 \$K = 100\$), \$w_k\$ 是 IID 噪声样本, 它的概率密度函数为式(3)给出的广义高斯 PDF, \$p = 10\$, \$\sigma_w = 1\$. 采用阵列 SR 检测器, 固定系统规模 \$M = 100\$. 假设在检测过程中我们并不知道 \$w_k\$ 的概率密度函数, 但事先得到了 10000 个点的噪声样本值. 首先通过上节基于噪声样本集合的参数选择算法得到各通道的门限 \$\gamma\$ 和 SR 噪声强度 \$\sigma_\xi\$. 在参数选择算法中设定一个很小的直流信号 0.05. 图 4 是单个二值量化器中, 采用不同门限 \$\gamma\$ 后的信噪比增益(输出信噪比与输入信噪比的比值)变化图, 可见存在两个

对称分布的最优门限 $\gamma_{m1} \approx 1.65$, $\gamma_{m2} \approx -1.65$. 我们可以采用这样的阵列结构:

$$y_k = \frac{1}{M} \left[\sum_{i=0}^{M/2-1} \text{sgn}(x_k + \xi_{ik} - \gamma_{m1}) + \sum_{i=M/2}^{M-1} \text{sgn}(x_k + \xi_{ik} - \gamma_{m2}) \right]$$

其中 $M=100$, SR 噪声 ξ_{ik} 选用 0 均值均匀分布噪声. 图 5 是采用阵列 SR 方法处理后的信噪比增益与均匀分布 SR 噪声强度关系图, 得到最优 SR 噪声强度 $\alpha_{\xi_m} \approx 0.15$.

阵列 SR 系统参数通过以上两个步骤确定后, 就可以将信号先输入到阵列 SR 系统, 然后在输出端采用线性

(匹配滤波) 检测器来检测信号是否存在. 图 6 是几种不同检测器的接收机工作特性(ROC) 曲线, 点线对应极性量化检测器(极性量化器+匹配滤波), 点划线对应常规的匹配滤波检测器, 实线对应阵列 SR 检测器(阵列 SR 系统+匹配滤波), 虚线对应已知背景噪声 w_k 精确 PDF 情况下的最优非线性检测器(最优非线性变换+匹配滤波)^[8]. 从图 6 我们看到, 阵列 SR 检测器的检测性能大大优于常规的匹配滤波检测器, 接近于最优非线性检测器.

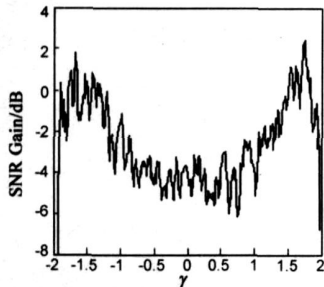


图4 单个二值量化器中, 信噪比增益与门限 γ 的关系图

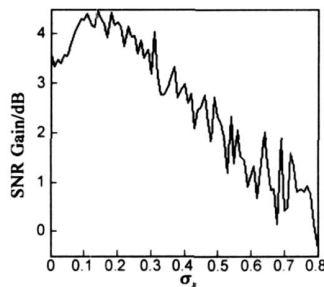


图5 采用阵列SR方法处理后的信噪比增益与均匀分布SR噪声强度的关系图

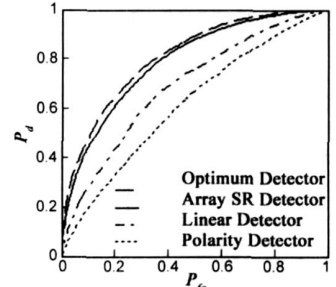


图6 极性量化检测器(点线)、常规匹配滤波检测器(点划线)、阵列SR检测器(实线)、最优非线性检测器(虚线)的ROC曲线图

7 结论

本文讨论了使用随机共振的微弱信号检测问题, 重点研究了随机共振系统的设计方法. 从渐近最优阵列 SR 检测器的讨论可以看到, 可以使用一个非线性变换函数来代替阵列 SR 系统, 相当于阵列中二值量化器个数极多的情形. 但实际上阵列 SR 这种结构有很多突出的优点, 类似于神经网络的高度并行处理结构、强大的鲁棒性能、对无处不在噪声的利用, 等等. 有关随机共振检测器以及噪声在信号处理中的应用还有待于进一步深入研究.

参考文献:

- [1] L Gammaitoni, P Hänggi, P Jung, et al. Stochastic resonance [J]. *Reviews of Modern Physics*, 1998, 70(1): 223–287.
- [2] S Kay. Can detectability be improved by adding noise? [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2000, 7(1): 8–10.
- [3] H Chen, P K Varshney, et al. Approaching near optimal detection performance via stochastic resonance[A]. In *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP)* [C]. Toulouse, France: IEEE Press, 2006. 281–284.
- [4] A A Saha, G V Anand. Design of detectors based on stochastic resonance[J]. *Signal Processing*, 2003, 83(6): 1193–1212.
- [5] M D McDonnell, D Abbott. Signal reconstruction via noise through a system of parallel threshold nonlinearities [A]. In

Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP) [C]. Montreal, Canada: IEEE Press, 2004. 809–812.

- [6] D Rousseau, F Chapeaur Blondeau. Constructive role of noise in signal detection from parallel arrays of quantizers[J]. *Signal Processing*, 2005, 85(3): 571–580.
- [7] F Duan, F Chapeaur Blondeau, D Abbott. Noise enhanced SNR gain in parallel array of bistable oscillators[J]. *Electronics Letters*, 2006, 42(17): 1008–1009.
- [8] S M Kay. *Fundamentals of Statistical Signal Processing, vol. II: Detection Theory*[M]. Prentice Hall PTR, 1998.

作者简介:



叶青华 男, 1978 年 11 月出生于江西遂川. 2000 年北京大学电子学系毕业 获理学学士学位, 2005 年中国科学院声学研究所信号处理专业毕业获工学博士学位, 同时留所工作, 任助理研究员. 主要从事阵列信号处理、非线性信号处理等研究工作.

E-mail: yqh@mail.ioa.ac.cn



黄海宁 男, 研究员、博士生导师. 1969 年 2 月出生于河北. 1991 年、1996 年和 1999 年在西北工业大学分别获工学学士、硕士和博士学位. 现为中国科学院声学研究所综合声纳技术实验室主任, 主要从事声纳总体设计、阵列信号处理、非线性信号处理、水声通信及水下网络、合成孔径声纳等方面的研究工作.

E-mail: hhn@mail.ioa.ac.cn