

随机共振在信号处理中应用研究的回顾与展望

张 雷^{1,2}, 宋爱国¹

(东南大学仪器科学与工程学院, 江苏南京 210096; 2. 中国计量学院计算机科学系, 浙江杭州 310018)

摘 要: 非线性系统、弱的驱动信号和适量的噪声:在一定条件下,三者的相互协作使得噪声在一定程度上能够对信号起到增强的作用,这种反常的现象被定义为随机共振。本文以信号的估计与检测为主线,分析了推动随机共振应用发展的信息学与生物学背景,综述了随机共振在工程信号处理方面的最新进展,深入的介绍了一些模型以及存在的问题,并指出了进一步研究的方向。

关键词: 随机共振; 信号检测; 信号估计; 非线性信号处理; 内蕴随机共振

中图分类号: TN911 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2009) 04-0811-08

Development and Prospect of Stochastic Resonance in Signal Processing

ZHANG Lei^{1,2}, SONG Ai-guo¹

(1. School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 210096, China;

2. Department of Computer Science and Technology, China Jiliang University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China)

Abstract: Noise sometimes can improve the performance of a signal-processing system when nonlinearity, weak signal and noise coexist. The counter-intuitive phenomenon is termed as stochastic resonance. Based on signal detection and estimation, the information-theoretic and biological background of stochastic resonance is introduced in the paper, and its development history, current and future challenges are reviewed in detail.

Key words: stochastic resonance; signal detection; signal estimation; nonlinear signal processing; implicit stochastic resonance

1 引言

传统的观点通常认为噪声是干扰,过强的噪声将淹没信号,滤除噪声是增强信息传输的有效手段。然而,噪声并非在所有的情况下都对信号起干扰的作用。1981年, Benzi^[1]在对地球冰川期变化的研究中首次提出随机共振的概念:当非线性系统、弱的周期驱动信号和适量的噪声三者一定条件下协作时,噪声通过非线性系统对信号起到积极的增强作用。这打破了以往科学家和工程师们认为噪声总是有害的,是造成无序的根源的观点,使人们认识到噪声的有利的一面。从上世纪80年代起,随机共振现象分别在物理、生物、电子等^[1,3,7,22,23,34~37]领域得到印证,吸引了大量的研究人员,如一些生物被发现具有潜在的利用环境噪声提高其感知外界环境信息的能力。生物是如何捕捉到微弱的危险信号的?神经元是如何在强噪声背景下传输信号的?噪声在这些过程中所起的积极作用不断的被随机共振理论所解释。在信号处理领域,利用噪声改进信号检测与估计性能、增强信

道的信息传输能力的研究也被开展。客观上,随机共振在信号处理中的应用研究工作经历了一个扬弃的阶段。Dykman^[32]认为添加噪声并不能使非线性系统输出的信噪比大于1,尽管后来出现了证明信噪比可以大于1的实验,但仍局限于简单的阈值系统。S. Kay^[22]指出作为随机共振度量的信噪比并不总能预测检测性能的提高,作者给出了非线性次最优条件下噪声对检测性能的影响,但并未把这一效果归为随机共振。尽管早期存在一些争议,随机共振作为一种非线性信号处理方法,在次优化条件下所体现的低能耗、算法的简单性和高效率的特点,使其仍然具有很好的研究前景。

目前,在信息与信号处理领域,对随机共振的应用研究比较有代表性的工作是:M. D. McDonnell 和 N. G. Stocks 提出的超阈值随机共振、F. Chapeau-Blondeau 等基于阈值的并列阵列模型^[5,7,23]以及饱和并列阵列模型^[2,6];S. Zozor^[19,20]进行的非线性双稳态自回归模型在信号检测中的应用;S. Kay 和 H. Chen^[37]的 Neyman-Pearson 准则下随机共振检测性能的分析等。这些工作说明:

收稿日期:2008-02-30;修回日期:2008-11-08

基金项目:国家自然科学基金(No. 60775057)

非线性条件下,噪声的确可以对信息的传输起增强作用,而且非高斯噪声下对随机共振的研究更具价值:对于高斯噪声,在统计意义上线性系统已经能够比较好的解决问题.非高斯噪声条件下,线性模型有时并不能很好的解决问题,而最优化的非线性系统往往结构复杂,计算效率低,难以实现.从性能与成本的综合角度来考虑,次优化随机共振方法因为设计简单和高效率的原因,具有潜在的应用价值.

2 噪声对信息传输的增强

1995 年以前,随机共振现象在生物模型中的研究成果显著:Douglass 在小龙虾尾部的机械式刺激感受神经器官细胞实验、Cardo 和 Collins 的人体触觉细胞的实验、Levin 和 Millor 的蟋蟀尾神经等实验、Mbrese 等利用随机共振原理设计的耳蜗助听器也是非常成功的^[1,17,22,28,34~36],这些研究都表明生物体各种感官神经组织能够利用生物体内部噪声和外界环境噪声,检测和感知淹没在外界噪声中的某些外部刺激信号,构造一个相应的人工系统具有积极的研究意义.尽管有关随机共振的理论与实验研究都取得很大的进展,但传统随机共振的理论研究仍然主要以周期信号为对象的,而且受经典绝热近似理论的低频、弱信号等条件的限制,不适用于以信号检测与估计为主要目标的非线性信号处理任务. Collins 将信息论测度—互信息量引入随机共振的研究,非周期随机共振的研究标志随机共振理论开始走向实际应用^[28].如 N. G. Stocks 等提出了超阈值随机共振理论^[14~16,23].图 1 中并列阵列可以被看作半连续化信道,所有阈值节点的输出在终端被聚集求和.每个节点可以看作是 heaviside 函数:

$$y_i(t) = \begin{cases} 1, & \text{if } x(t) + \eta_i(t) > \theta_i \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

相互独立的噪声 $\eta_i(t)$ 被注入每个节点, $\theta_i(t)$ 是系统中人为添加的噪声,这样假定具有实际的意义:生物神经元阵列必定处于生物内部与外界环境的噪声中^[34].输入 $x(t)$ 是符合一定概率分布的信号.当 $\eta_i(t) = 0$ 时,信

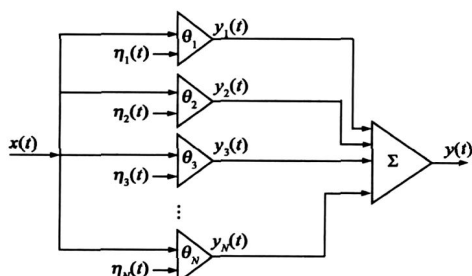


图1 N 个带有阈值的节点的并列阵列,每个节点输入相同的信号 $x(t)$,注入相互独立的噪声 $\eta_i(t)$, θ_i 表示阈值 $y(t)$ 是输出信号

道的输出只能是0和 N ;增加 $\eta_i(t)$ 时,信道的输出表示更加多样化,这代表增加噪声的确可以增强信道的信息传输能力(通过数值计算证明这种现象对于噪声分布是高斯、指数、拉普拉斯、均匀分布等情况均成立,具有一定鲁棒性).但是噪声的注入并没有增加信号的能量,当噪声 $\eta_i(t)$ 为0时,信号在两个极值0和 N 之间进行跃迁,能量值保持最大,噪声的注入必然会导致信号能量的衰减(这也导致了早期随机共振在信号检测的应用中,SNR 作为性能评价手段产生的一些疑问).计算这个半连续信道的互信息量^[14,15,25,26]:

$$I = H(y) - H(y|x) = - \sum_{n=0}^N P_y(n) \log_2 P_y(n) - \int_{-\infty}^{\infty} dx \sum_{n=0}^N P(n|x) P_x(x) \log_2 P(n|x) \quad (2)$$

其中 $H(y)$ 和 $H(y|x)$ 分别是信道的输出信息熵和条件信息熵,函数 P 是相应的概率分布函数.事实上,阈值 θ_i 取相同值时信道具有更好的信息传输能力.这点可以通过对互信息量进行最优化(如模拟退火方法)进行证明:假定当 $\eta_i(t) = 0$ 时,阈值 θ_i 在信号 $x(t)$ 的取值区间上均匀分布.随着 $\eta_i(t)$ 的增加,将会有分叉现象发生,不同的 θ_i 为了取得相应噪声条件下的最大互信息量,逐渐发生聚集效应.即噪声强度达到最优值时,均匀分布的 θ_i 聚集到一点即 $\theta_i = x$,阈值 θ_i 取接近于信号平均值的情况是最佳的(通过Mataim提出的自适应算法可以计算需要添加的最佳噪声量^[38],但添加何种噪声的问题,还没有被很好的解决).

在同一阵列阈值的情况下,如对于高斯分布,当噪声增大时,互信息量呈现一个先增后减的过程,这说明适量的噪声可以提高信道的信息传输能力.取 $\theta_i = 2.83$,单个节点的最大只有0.05个字节,相当于无噪声信道的5%,当 N 比较大的时候,阵列则可以使最大信息增益达到50%,效果是明显的.实验证明对于单个节点,信道传输信息量最大时,假定输出的信噪比通常为 $\text{SNR} \sim -3\text{dB}$,而整个阵列的输出信噪比通常能够达到 $\text{SNR} \sim 0\text{dB}$,这一点与真实的生物神经元的实验测量数

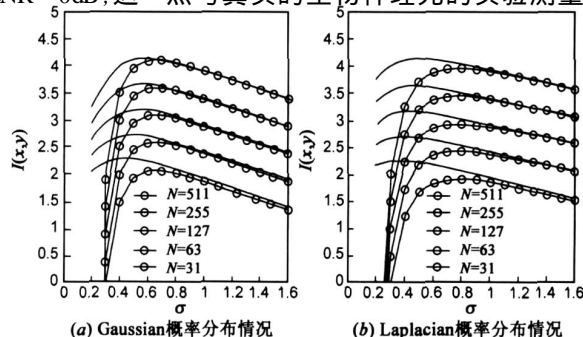


图2 输入信号为 $x(t)$ 时,非线性信道的互信息量
 N 代表并列阵列节点数目

据是一致的. 这种噪声提高信息传输能力的现象并不能简单的用拟线性化的“抖动”效果来解释, 具有更广泛的研究意义. 除了阈值系统, 噪声增强非线性系统的信息处理能力的现象也存在于 FitzHugh-Nagumo, Integrate-and-fire 等模型中, 并在神经元信息编码、听觉信号处理、DIMUS 声纳阵列等方面的应用取得比较大的成功^[16, 28, 34~36].

3 随机共振在信号估计与检测中的应用

2000 年以前, 超阈值随机共振的提出、随机共振研究中信息论的引入等工作, 使得随机共振的应用范围从弱信号扩展到超阈值信号、从窄带信号扩展到宽带信号, 理论上的深入研究为随机共振在信号处理领域的应用作了铺垫. 随机共振在信号处理方面的应用主要集中于信号检测领域与估计^[17, 13, 19, 37]. 比较经典的模型如静态阈值系统、双稳态模型和自身内蕴随机共振现象的一些检测器. 随机共振方法大多以次优化检测器的情况出现. 高斯噪声下最优化检测器通常是线性结构, 设计简单而且性能稳定, 这种情况下随机共振方法的引入并没有太大的意义; 非高斯噪声条件下, 最优化的检测器则一般是非线性的, 与线性检测器相比, 检测器结构复杂难以实现, 而且成本高、实时性差; 根据随机共振方法设计的次优化检测器, 结构简单、实时处理, 在噪声的帮助下很容易逼近非线性结构的最佳检测性能. 如在海洋水声信号处理中, 噪声通常被作为混合高斯模型来处理, 在 Neyman-Pearson 准则下的最优检测器是非线性的, 复杂性和成本高等原因导致其在实际中的应用代价过高. 综合成本和性能多方面的考虑, 随机共振方法在海洋噪声环境中有着良好的应用前景.

事实上, 最初 Dykman 质疑添加噪声的方式能否输出信号相比输入信号的 SNR 增益大于 1, 这个疑问曾经使大多数人对随机共振能否应用于信号处理任务产生疑问. 线性相应理论证明弱信号在白高斯噪声下的 SNR 增益不可能大于 1^[32], 后来的发展证明在线性响应理论的适用范围之外——如超阈值信号、非高斯噪声或高斯色噪声条件下, SNR 都可能大于 1. 虽然 SNR 增益大于 1 并不一定能够说明信号检测性能的提高——SNR 的定义对于不同的应用场合是变化的, 而且对于非高斯噪声下的检测问题, SNR 并非总是与检测性能有关, 输出 SNR 的提高并不代表一定能提高检测性能. 但对于通常情况, SNR 的确是重要而有效的衡量手段, 对 SNR 增益是否大于 1 的讨论仍然具有一定的代表意义^[19, 20, 39, 40]:

$$G = \frac{SNR_{out}}{SNR_{in}} > 1 \quad (3)$$

这个问题很快在不同模型得到解决, 如对于双稳

态模型 ($A_0 \cos(Qt + \phi)$ 是正弦信号, (t) 是噪声):

$$\dot{x} = x - x^3 + A_0 \cos(Qt + \phi) + \sqrt{2D} \xi(t) \quad (4)$$

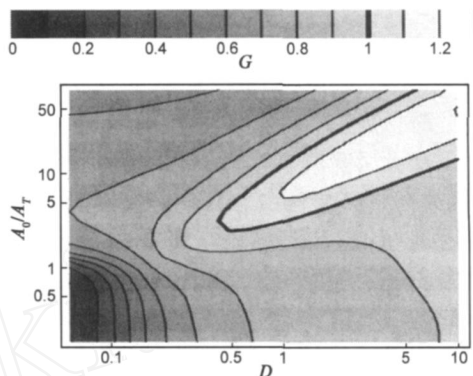


图3 双稳态系统SNR增益等高图, G 代表增益比例: 当亚阈值信号或弱噪声情况下, 增益比较低; 当超阈值信号且强噪声情况下, 增益比例可以超过1. 其中周期信号驱动频率 $Q=0.1$, D 是高斯噪声强度, A_0 是信号强度, A_r 是系统阈值

SNR 增益在弱信号的情况下利用传统的线性响应理论可以得到解析结果, SNR 增益对于超阈值情况(如图 3 中, $A_0 > A_{threshold} = 0.3849$ 情况), 解析方法并不适用, 通过数值计算手段可以得到在超阈值信号的情况下, SNR 增益的确可以大于 1, 甚至可以达到 1.2 倍的增益. J. Casado 通过双稳态阵列获得了最高 1.25 倍的增益. 同样对于在高斯白噪声下的正弦信号, 可以通过调节具有饱和性质的静态非线性系统使 SNR 增益大于 1. 2006 年 Chapeaur-Blondeau 提出的基于这种饱和性质的阵列模型所取得的 1.4 倍的增益仍然是最好的结果^[6]. 理论上, 根据线性响应理论, 无论任何非线性系统, 弱信号在高斯白噪声中都不能获得大于 1 的增益; 超阈值信号在高斯白噪声中, 则可以通过调节相应的非线性系统达到大于 1 的增益, 这在双稳态系统或阈值阵列系统中都得到了证实; 在非高斯噪声或色噪声中, 甚至弱信号也可以实现大于 1 的增益, 这是一个有趣的现象^[28, 39]. 在非线性系统的协作下, 通过添加噪声所能带来的 SNR 增益的极限是多少? 这个问题目前仍然无法给出圆满的回答. 但利用随机共振原理设计的非线性信号预处理器, 作为在性能与成本上的一种折衷, 不失为是一种好的选择. 这里需要明确的一点是: SNR 只是衡量随机共振的一种测度. 随机共振的标志, 取决于衡量“共振”的测度是否表现出非单调变化的性质. 测度的意义更依赖于所处理的任务. 如信号检测任务更倾向于使用检测概率、接收机性能作为测度; 信号估计任务使用 Fisher 信息量或估计的均方误差; 以及前文曾提到的作为信息理论工具的互信息量等.

3.1 基于随机共振的次优化估计与检测设计

图 1 展示了基于阈值节点组成的阵列结构, 噪声能够增强这个半连续信道的信息传输能力. 根据贝叶斯

检验策略:考虑一个在噪声 $\eta(t)$ 中,已知确定信号 $s(t)$ 的检测问题:

$$\begin{cases} H_1 & x(t) = s(t) + \eta(t) \\ H_0 & x(t) = \eta(t) \end{cases} \quad (5)$$

$x(t)$ 的样本集合 $\{x[0], x[1], \dots, x[n]\}$ 通过非线性阵列预处理,转化为 $\{y[0], y[1], \dots, y[n]\}$, 利用贝叶斯理论,根据最大后验概率计算,对根据非线性阵列处理过的样本数据进行检测. F. Chapeau Blondeau 利用这个阵列构造的次优检测器体现了随机共振方法的优点(图4和图5):结构简单,构造的并列阵列成本较低,在硬件上容易实现,效率高,实时性好;非高斯噪声环境中,检测性能优于线性系统,在噪声的帮助下,能够逼近最优检测器性能^[6,7,13]. 在高斯噪声下,当阵列节点足够大时,次优检测器的性能的确逼近了匹配滤波器;在非高斯噪声下,次优检测器性能远远好于匹配滤波器.当节点足够多时,噪声也的确能够帮助提高次优检测器的性能^[6,29,30],甚至逼近相同条件下的非线性的最优检测器的性能. A. Saha 在海洋水声环境下对双阈值阵列检测器进行了扰动分析. 双阈值的阵列系统在性能上优于单阈值阵列,并且在噪声的概率分布在时变的情况下,证明了阵列检测器的工作性能是鲁棒的^[29,30]. 这为现有的声纳硬件系统给出了一个廉价有效的升级方式. 在信号检测方面,由具有饱和性质节点组成的阵列的也有很好的应用前景. 饱和阵列的节点表示如下:

$$g(u) = \begin{cases} -1, & \text{for } u > 1 \\ u, & \text{for } -1 < u < 1 \\ 1, & \text{for } u < -1 \end{cases} \quad (6)$$

带有阈值的饱和阵列也正在被研究^[3,6,8]. 事实上,复杂性目前仍然制约着生物神经元在信号处理任务中的应用. 从生物神经元的角度来说,对阈值和饱和的把握都抓住了神经元的本质特征,简化了神经元模型,对这类非线性阵列的深入研究有助于人们进一步理解生

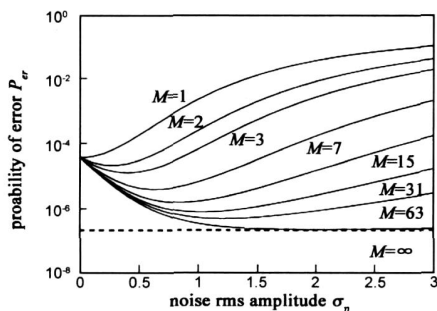


图4 图中使用最小平均错误概率 P_e 作为检测性能的测度, $s(t) = A_0 \cos(\omega t)$ 是高斯噪声, $\eta(t)$ 是注入阵列的独立均匀分布噪声, 虚线是匹配滤波器性能 ($A_0/\sigma_\eta=1$, 信号采样数目 $N=100$, 先验概率 $P_0=P_1=0.5$, M 是阵列节点数目)

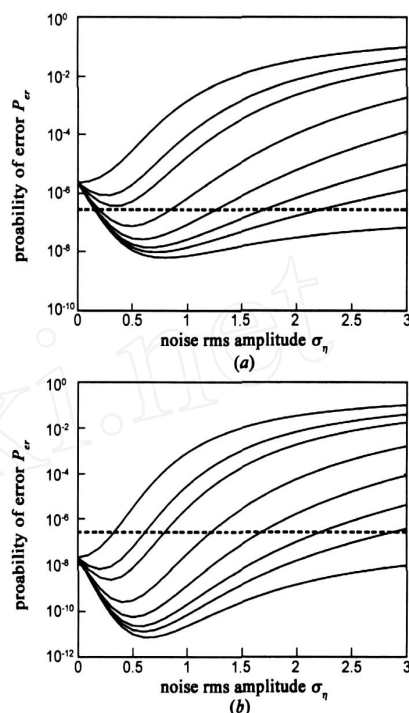


图5 图中使用最小平均错误概率 P_e 作为检测性能的测度, $s(t) = A_0 \cos(\omega t)$ 是注入阵列的独立均匀分布噪声, $\eta(t)$ 分别是 (a) 拉普拉斯噪声 ($A_0/\sigma_\eta=1$) (b) 混合高斯噪声 (混合参数分别是 $\alpha=0.8, \beta=4$), 虚线是匹配滤波器性能 (信号采样数目 $N=100$, 先验概率 $P_0=P_1=0.5$, M 是并列阵列节点数目, 分别为 1, 2, 3, 7, 15, 31, 63)

物利用噪声的方式. 动态非线性系统中的随机共振在信号处理中也有一定的应用. 利用式(3)所表示的双稳态系统^[19,20], 一阶自回归模型 AR(1) 在高斯和非高斯噪声中都可以产生随机共振现象. AR(1) 描述如下:

$$\begin{cases} x_n = \phi(x_{n-1}) + e_n \\ y_n = c \operatorname{sign}(x_n) \end{cases} \quad (7)$$

其中 $e_n = b_n + n$, n 是概率分布为 f 的噪声, b_n 是输入信号. ϕ 是满足双稳态的奇函数, f 是有界的、正的可微偶函数, 并且导数有界. 这个双稳态的离散化系统被用于匹配滤波器的信号预处理, 提高检测性能. 乘性噪声也可以产生随机共振现象^[3,8], 如

$$X(u, v) = S(u, v) \times N(u, v) \quad (8)$$

S 和 N 分别是二值图像和 Speckle 噪声, 利用阈值检测器 g :

$$g[X(u, v)] = \begin{cases} 0, & \text{for } X(u, v) < \tau \\ 1, & \text{for } X(u, v) > \tau \end{cases} \quad (9)$$

作为乘性噪声的二维 Speckle 噪声能够提高相干图像的检测效果(图6). M. O. Hongler 等也曾经利用随机共振方法设计移动小车的上视觉检测系统^[31].

动态或静态非线性系统都有产生随机共振现象的潜在可能性^[17,18,28,35,36]. 生物神经元阵列所具有的利用噪声传输信息的能力, 一直吸引着信号领域的工程师.

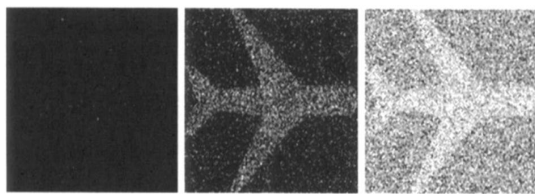


图6 二值化图像阈值检测. 从左到右Speckle噪声强度分别是 0.6、1.8、6.0, $\theta=1.6$, 灰度值分别是0.5和1

静态非线性系统及相应的阵列曾经占着主导地位,如阈值、饱和系统.这主要是基于简单性的考虑,阈值、饱和都是神经元固有的特性,也是一些基本电路固件中的基本属性,相应的阵列结构容易构造,成本低;非线性动态系统本身对信号的频率存在着一定的限制,如果打破“白噪声”的假设,噪声的相关性的影响不得不被考虑,包括部分运放器本身的截止频率(通过设计电路来观察随机共振现象是一个重要的实验手段,如文献[33]在浮点精度受限制的FPGA上运行 integrate-and-fire 神经元阵列),这些问题仍有待进一步的研究;相比之下,动态系统的设计要复杂一些,而且动态非线性系统中的随机共振现象应用于数字信号处理,涉及到随机微分方程离散化的问题,离散化对于随机共振效果的影响是不能忽视的问题^[19,33].尽管如此,相对于静态系统,具有随机共振特点的动态非线性系统的具有种类丰富的优势.从信息增益和实现简单性这两点来考虑,是否还存在更好的非线性系统,这仍是进一步的研究目标.

3.2 内蕴随机共振现象的估计与检测过程

在一些传统的信号检测和估计器中内蕴随机共振现象(内蕴性指一些检测器或估计器,自身的性能随噪声的增大并不单调衰减,这意味着不需要额外的设计,直接利用噪声就可以改进一些传统的信号处理方法).这里的噪声并非指人为加入的噪声,而是指信号的背景噪声^[11,22,37].如对于信号 $x(t) = s(t) + n(t)$ 检测问题:

$$\begin{cases} H_1 & x(t) = s_0 + n(t) \\ H_0 & x(t) = s_1 + n(t) \end{cases} \quad (10)$$

s_0 和 s_1 是常量信号,并且 $s_0 < s_1$, $n(t)$ 是噪声.按照贝叶斯准则设计最优化检测器,最小平均错误概率 P_{er} 用来确定检测器性能.当 $n(t)$ 是高斯噪声时,增加 $n(t)$ 的强度,相应的最优检测器性能将会单调衰减;当 $n(t)$ 是混合高斯噪声时:增加 $n(t)$, P_{er} 会出现衰减、增加、衰减的非单调变化趋势.这种情况常发生于混合高斯模型,即双峰形状的概率分布函数.在这类检测问题中,只要适当控制好噪声的强度,就可以一定程度上改进最优检测器的效果. S. Zozor 发现在局部优势检测器中,混合高斯噪声的存在同样可以改进检测器的性

能^[18,21,22].在一些传统的信号估计问题中,也同样内蕴这随机共振现象^[11,13]:

$$x(t) = w[n(t) + n(t)] \quad (11)$$

是相位噪声, w 是周期函数.噪声 n 可以改进贝叶斯意义下频率 ν 最优估计器的性能.如 w 是方波函数时:

$$w = \begin{cases} 0, & t \in (0, 1/2) \\ 1, & t \in (1/2, 1) \end{cases} \quad (12)$$

对于混合高斯噪声下和均匀分布噪声情况下,在适量噪声范围内,估计方差都表现出先减后增的非单调变化趋势.

内蕴性的好处在于:当检测器或估计器本身的结构固定,不能被改变,或者相应的最优化参数难于取得时,调整相应的输入样本数据,将成为一种可行的方法.这时候内蕴性意味着向样本数据中加入噪声将能给系统的性能带来提高.这种方法具有相当的经济性.意味着只要调节好噪声的强度而无需额外的代价,即可改进现有算法的性能(在实际中,对于高斯噪声,加入更多的噪声不会改变其的概率分布;部分非高斯噪声,更多噪声的加入会涉及到概率分布改变的情况,这些都需要进一步的考虑).

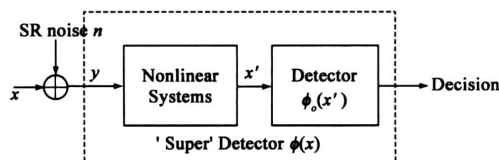


图7 在噪声配合下,非线性系统作为信号检测任务的预处理器

支持内蕴现象的内在机理值得我们考虑,什么样的检测器或估计器具有内蕴随机共振的特点?按照内蕴性的有无,从数学上对传统的检测器或估计器进行分类,对具有内蕴特点的检测器的性质进行某种程度上的刻画,这个问题有着良好的研究前景.

4 存在的问题和进一步研究方向

随机共振在信号处理方面的应用是比较前沿的问题,仍然处于起步阶段.本文认为,随机共振真正实际应用信号处理领域仍然存在着以下不足或亟待解决的问题:

(1) 随机共振现象是否还存在于“更好”的非线性系统中?把随机共振作为一种非线性信号预处理方法,噪声、非线性系统、信号三者相互作用导致 SNR 增益的提高.从最初的“通过添加噪声不能提高信噪比增益”的观点,到 SNR 增益达到 1.2,甚至最好的 1.4 倍, SNR 增益的提高是由什么条件决定的?这些问题值得我们深思.事实证明各种检测准则:如 NP 准则、贝叶斯检测准则等,通过应用随机共振理论作为预处理方法,都有相应的提高检测效果的报道,这具有重要的实际

意义:可以利用随机共振现象设计出信号预处理系统来改进传统方法或降低成本.例如非高斯信号下,最优检测器通常是非线性检测器,但非线性检测器的设计成本昂贵,而且难以实现;利用随机共振现象,能够设计出比较便宜的硬件,并且性能接近最优检测器.这种预处理器目前广泛使用的模型仍然是双稳态模型和静态阈值模型,以及相应的阵列结构.产生随机共振现象的非线性系统的设计目前主要趋于“简单化”和“阵列化”的特点,双稳态、阈值、饱和等模型的“阵列化”结构相对于单节点都带来了处理效果上的提高,“简单化”则大大降低了设计上的成本.如对于一些有实时性需求的分布式传感设备、阵列结构的非线性系统等,利用随机共振原理设计一些算法提高现有设备的性能是可行的.

是否存在效果“更好”的随机共振预处理器?这个问题值得我们探索,这里的“更好”有两方面的意义:结构更简单、成本更低、实时性更好;信息增益更高,检测性能更好等;或者二者兼备.如阈值阵列的简单特性给研究和设计上带来了极大的便捷性.超阈值随机共振的研究长久以来一直是以前静态阈值阵列为中心的.阈值阵列的研究对于研究非线性信号编码具有一定的意义(对于生物神经元的研究,通过对于输入信息进行一定的信息编码来讨论系统的信息增益,这仍然是主要的研究手段).饱和是一些电子元件、神经元的固有属性,直到2006年,F. Chapeau Blondeau提出了性能更好的由饱和节点组成的阵列,由此可见“更好”的预处理器的发现仍然需要大量耐心细致的研究工作.

(2) 随机共振是否仅仅适用于次优的信号处理问题?直到2005年,人们仍然认为随机共振并不能改进最优检测器或估计器的性能.目前,信号处理领域中随机共振现象的新的研究使人们开始有这样一种认识:已有的一些检测器甚至最优化检测器,本身的确内蕴随机共振现象——这意味着,一定条件下只需添加适量的噪声即可对这些经典检测器性能进行提高. S. Zozor、S. Kay 等在这方面的先驱性工作,证明了这一点.利用内蕴随机共振,固定检测器结构,仅仅调整独立噪声对样本数据加以影响;或者调节检测器参数,与样本数据中的噪声达到最优匹配状态.可以通过这些低成本方法,使具有内蕴性质的检测器性能得到提高.尽管 F. Chapeau Blondeau 和 S. Zozor 等都先后提出了本身具有内蕴性的检测器模型,但并没有从统计角度给出解释.对于2元假设检测问题,H. Chen 和 S. Kay 给出了一个 Neyman-Pearson 准则下判定检测器内蕴随机共振的充分条件,但目前随机共振现象的存在的报道仍然局限在有限的信号检测器中,是否存在更多的内蕴随机共振的检测器?检测器内蕴随机共振的统计意义下的充分

条件是什么?从单纯的信号检测角度来说,我们仍需要对噪声增强检测性能这个问题给出一个数学上的解释,这有助于更多的内蕴随机共振现象的检测器的发现.同样,在使用 Fisher 信息量作为静态阈值阵列或静态饱和阵列的研究中,随着噪声的增大,Fisher 信息量展示出非单调变化过程.对一类贝叶斯最优估计问题的研究中,Chapeau Blondeau 也发现了类似的随机共振现象.这暗示着在信号估计问题中也有随机共振的存在,但目前随机共振在信号估计领域的研究仍然很少,这些问题需要更多的实际工作来支持.

(3) 在噪声环境下,生物神经元本身仍然保持高效的信息处理能力,这一点已被大量的生物学实验所证实.但生物神经元本身的复杂性限制了我们在这一方面的研究.在随机共振的研究中,静态非线性系统的发展主线是:单阈值节点 阈值阵列 饱和阵列 带有阈值的饱和阵列.值得注意的是,阈值、饱和阵列(抓住了生物神经元模型的本质特征)组成了一个简单的生物神经元研究模型!如 McDonnell 就建议将阈值阵列用于基于运动检测机制的人工昆虫视觉系统中^[24].对于随机共振,能否提供进一步的有效的研究手段?在非线性系统组成的阵列中,噪声在增强信息传输中的起到怎样的作用?反过来,对于生物神经元所具备噪声利用能力的研究,能否为工程信号处理开辟新的思路?对这些问题的回答无疑极具意义.

5 结束语

本文以信号检测与估计为主线,对随机共振在信号处理领域的应用做了粗线条的勾画,意在诠释噪声在非线性信号处理中有利的一面,以期引起更多的研究者对这一领域的关注.由于篇幅所限,加之随机共振在信号处理领域的应用仍属于起步阶段,许多问题并未涉及.文中许多观点是作者研究中的一己之见难免有失偏颇,欢迎批评指正.

参考文献:

- [1] R Benzi, et al. The mechanism of stochastic resonance [J]. *Journal of Physics A: Mathematical General*, 1981, 14(11): 453 - 457.
- [2] S Blanchard, D Rousseau, F Chapeau-Blondeau. Noise enhancement of signal transduction by parallel arrays of nonlinear neurons with threshold and saturation [J]. *Neurocomputing*, 2007, 71(1 - 3): 333 - 341.
- [3] S Blanchard, D Rousseau, D Gindre, F Chapeau-Blondeau. Constructive action of the speckle noise in a coherent imaging system [J]. *Optics Letters*, 2007, 32(14): 1983 - 1985.
- [4] D Rousseau, G V Anand, F Chapeau-Blondeau. Noise-enhanced

- nonlinear detector to improve signal detection in non-Gaussian noise[J]. *Signal Processing*, 2006, 86(11): 3456 - 3465.
- [5] F Duan, F Chapeau-Blondeau, D Abbott. Theory of array stochastic resonance in a parallel array of nonlinear dynamical elements[J]. *Physics Letters A*, 2008, 372(13): 2159 - 2166.
- [6] F Chapeau-Blondeau, D Rousseau. Noise-aided SNR amplification by parallel arrays of sensors with saturation[J]. *Physics Letters A*, 2006, 351(4 - 5): 231 - 237.
- [7] D Rousseau, F Chapeau-Blondeau. Constructive role of noise in signal detection from parallel arrays of quantizers[J]. *Signal Processing*, 2005, 85(3): 571 - 580.
- [8] S Blanchard, D Rousseau, D Gindre, F Chapeau-Blondeau. Benefits from a speckle noise family on a coherent imaging transmission[J]. *Optics Communications*, 2008, 281(17): 4173 - 4179.
- [9] F Chapeau-Blondeau, D Rousseau. Enhancement by noise in parallel arrays of sensors with power-law characteristics[J]. *Physical Review E*, 2004, 70(6): 060101. 1 - 4.
- [10] B Xu, F Duan, F Chapeau-Blondeau. Comparison of aperiodic stochastic resonance in a bistable system realized by adding noise and by tuning system parameters[J]. *Physical Review E*, 2004, 69(6): 1 - 8.
- [11] F Chapeau-Blondeau, D Rousseau. Noise-enhanced performance for an optimal Bayesian estimator[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2004, 52(5): 1327 - 1334.
- [12] D Rousseau, F Duan, F Chapeau-Blondeau. Suprathreshold stochastic resonance and noise-enhanced Fisher information in arrays of threshold devices[J]. *Physical Review E*, 2003, 68(1): 031107. 1 - 031107. 10.
- [13] F Chapeau-Blondeau. Stochastic resonance for an optimal detector with phase noise[J]. *Signal Processing*, 2003, 83(3): 665 - 670.
- [14] N G Stocks. Generic noise enhanced coding in neuronal arrays[J]. *Physical Review E*, 2001, 64(3): 1 - 4.
- [15] N G Stocks. Suprathreshold stochastic resonance: an exact result for uniformly distributed signal and noise[J]. *Physics Letters A*, 2001, 279(1): 308 - 312.
- [16] N G Stocks. Suprathreshold stochastic resonance in multilevel threshold systems[J]. *Physical Review Letters*, 2000, 84(11): 2310 - 2314.
- [17] D G Luchinsky, R Mannella, P V E McClintock, N G Stocks. Stochastic resonance in electrical circuits II. Nonconventional stochastic resonance[J]. *IEEE Transactions on Circuits & Systems*, 1999, 46(9): 1215 - 1224.
- [18] S Zozor, P O Amblard. Stochastic resonance in locally optimal detectors[J]. *IEEE transactions on Signal Processing*, 2003, 51(12): 3177 - 3181.
- [19] S Zozor, P O Amblard. On the use of Stochastic Resonance in sine detection[J]. *Signal Processing*, 2002, 82(3): 353 - 367.
- [20] S Zozor, P O Amblard. Erratum: stochastic resonance in discrete-time nonlinear AR(1) models[J]. *IEEE transactions on Signal Processing*, 2001, 49(5): 1107 - 1109.
- [21] S Kay, J Michels, H Chen, P Varshney. Reducing probability of decision error using stochastic resonance[J]. *IEEE Signal Processing letter*, 2006, 13(11): 695 - 698.
- [22] S Kay. Can detectability be improved by adding noise? [J]. *IEEE Signal Process Letters*, 2000, 7(1): 8 - 10.
- [23] M D McDonnell, N G Stocks, D Abbott. Optimal stimulus and noise distributions for information transmission via suprathreshold stochastic resonance[J]. *Physical Review E*, 2007, 75(6): 1 - 35.
- [24] M D McDonnell, N G Stocks, C E M Pearce, D Abbott. Optimal information transmission in nonlinear arrays through suprathreshold stochastic resonance[J]. *Physics Letters A*, 2006, 352(3): 183 - 189.
- [25] M D McDonnell, N G Stocks, C E M Pearce, D Abbott. Stochastic resonance and the data processing inequality[J]. *Electronics Letters*, 2003, 39(17): 1287 - 1288.
- [26] M D McDonnell, D Abbott, C E M Pearce. A characterization of suprathreshold stochastic resonance in an array of comparators by correlation coefficient[J]. *Fluctuation and Noise Letters*, 2002, 2(3): 213 - 228.
- [27] Zhang L, He J, Song A G. Stochastic resonance in saturation nonlinearities based on signal detection[J]. *Fluctuation and Noise Letters*, 2008, 8(2): L229 - L235.
- [28] L Gammaitoni, P Hanggi, P Jung, F Marchesoni. Stochastic resonance[J]. *Reviews of Modern Physics*, 1998, 70(1): 223 - 287.
- [29] A A Saha, G V Anand. Design of detectors based on stochastic resonance[J]. *Signal Processing*, 2003, 83(6): 1193 - 1212.
- [30] A A Saha, G V Anand. Perturbative corrections to stochastic resonant quantizers[J]. *Signal processing*, 2007, 86(11): 3466 - 3471.
- [31] M O Hongler, Yuri L de Meneses, et al. The resonant retina: exploiting vibration noise to optimally detect edges in an image[J]. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2003, 25(9): 1051 - 1062.
- [32] M I Dykman, H Haken, Gang Hud, D G Luchinskaya, R Mannella, P V E McClintock, C Z Ning, N D Steina, N G Stocks. Linear response theory in stochastic resonance[J]. *Physics Letters A*, 1993, 180(4 - 5): 332 - 336.
- [33] N Mtetwa, L S Smith. Precision constrained stochastic resonance in a feed forward neural network[J]. *IEEE transactions on Neural Networks*, 2005, 16(1): 250 - 263.
- [34] M barbi, S Chillemi, A D Garbo. The leaky integrate-and-fire neuron: A useful tool to investigate SR[J]. *Chaos, Solitons and Fractals*, 2000, 11(12): 1849 - 1853.

- [35] N Hohn, A N Burkitt. Model the neutral response to speech: stochastic resonance and coding of vowel-like stimuli [A]. In Proceedings of IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS) Conference [C]. IEEE Press, 2001. 21 - 24.
- [36] J E Levine, J P Miller. Broadband neural in the cricket cereal sensory system enhanced by stochastic resonance [J]. Nature, 1996, 380: 165 - 168.
- [37] H Chen, P K Varshney, S M Kay, J H Michels. Theory of stochastic resonance effect in signal detection: part I - fixed detectors [J]. IEEE transactions on Signal Processing, 2007, 55 (7): 3172 - 3185.
- [38] B Kosko, S Mitaim. Robust stochastic resonance for simple threshold neuron [J]. Physical Review E, 2004, 70 (1): 031911. 1 - 031911. 10.
- [39] P Hanggi, M Inchiosa, D Fogliatti, A Bulsara. Nonlinear stochastic resonance: the saga of anomalous output-input gain [J]. Physical Review E, 2000, 62 (5): 6155 - 6163.
- [40] J Casado Pascual, J Gomez Ordonez, M Morillo, P Hanggi. Subthreshold stochastic resonance: rectangular signals can cause anomalous large gains [J]. Physical Review E, 2003, 68 (1): 061104. 1 - 061104. 7.

作者简介:



张雷男, 1979 年 6 月生于河南沈丘, 分别于 2001、2004 年在郑州大学计算机系、中国科学院沈阳自动化研究所取得工学学士、硕士学位, 现为东南大学博士研究生。主要从事非线性系统信号处理、随机共振、高维数据的几何分析和计算调和等方面的研究工作。

E-mail: topo_zhang@gmail.com



宋爱国男, 教授、博士生导师。1968 年 11 月年生于安徽黄山。1996 年 3 月于东南大学获博士学位。现为东南大学仪器科学与工程学院院长, 江苏省远程测控技术实验室主任。长期从事测试信号处理、机器人传感与控制技术研究, 先后发表期刊论文 110 多篇, 其中被 SCI 收录 17 篇、EI 收录 46 篇。研究成果曾获省部级科技进步二等奖 5 项、三等奖 1 项, 以及中国青年科技奖等奖励。E-mail: a.g.song@seu.edu.cn