

基于神经元阈上非周期随机共振机制的 灰度图像复原研究

向学勤¹⁾ 范影乐¹⁾ 庞全¹⁾ 薛凌云^{1),2)}

¹⁾ (杭州电子科技大学 生物医学工程与仪器研究所, 杭州 310018) ²⁾ (浙江大学 生物医学工程与仪器学院, 杭州 310027)

摘要 传统的图像复原方法在重建被噪声污染的图像时,都只是将噪声作为一种干扰加以消除。当噪声增强、图像信号减弱时,由于受方法本身消噪能力的限制,图像的恢复变得非常困难,因此,基于 Hodgkin-Huxley 神经元阈上非周期随机共振原理,提出了一种通过自适应调节和添加最优噪声的方法来实现图像随机共振,以取得最佳的复原效果。实验结果表明,该方法对于被噪声污染的灰度图像,特别是对于强噪声背景下的灰度图像,其复原的效果优于传统的方法。由于该方法具有较强的鲁棒性,因此为强噪声背景下的图像复原、目标识别等工程应用提供了一种新的思路。

关键词 图像复原 Hodgkin-Huxley 神经元 阈上非周期随机共振 峰值信噪比 自适应调节

中图法分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2009)01-0077-05

Research on Gray-scale Image Restoration Based on Neuron Suprathreshold Aperiodic Stochastic Resonance Mechanism

XIANG Xue-qin¹⁾, FAN Ying-le¹⁾, PANG Quan¹⁾, XUE Ling-yun^{1),2)}

¹⁾ (Institute of Biomedical Engineering and Instrument, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018)

²⁾ (College of Biomedical Engineering and Instrument, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

Abstract As to typical noisy image restoration methods, noise is regarded as a disturbed source. As long as noise becomes strong and image signals become weak, it is difficulty to restore noisy image because of the limitation of these methods. Based on theory of suprathreshold aperiodic stochastic resonance in Hodgkin-Huxley model, a new self-adaptive adjusting adding optimum noise image restoration method is proposed. Results indicate that, as to the restoration effect of gray-scale noisy image, especially strong noisy image, this new method is better than other typical methods used. Thus, this study suggests a new approach in engineering application where under strong noise background, such as image restoration and target identification, given that this new method is of good robustness.

Keywords image restoration, Hodgkin-Huxley model, suprathreshold aperiodic stochastic resonance, peak signal-to-noise ratio, self-adaptive adjusting

1 引言

图像复原是图像处理技术中的一个重要研究领域。图像复原的方法^[1-2]往往是通过分析噪声的特

征,并且根据噪声的一些特征来尽可能地消除噪声,但由于这些方法的一个共性是把噪声完全作为一种对信号有害的干扰源加以抑制,因而噪声的不断增强则会导致传统方法的去噪效果越来越差。

随机共振的概念是1981年由 Benzi 等人提出,

基金项目:国家自然科学基金项目(60872090)

收稿日期:2007-05-08;**改回日期:**2007-07-10

第一作者简介:向学勤(1981~),男。现为杭州电子科技大学模式识别与智能系统专业硕士研究生。主要研究方向为模式识别、神经信息学、生物信息非线性处理。E-mail: xxueq@yahoo.com.cn

用以解释古气象学中冰川期与暖气候期的周期性交替出现的现象。随机共振研究的主题是非线性随机问题,由于它可以通过调整噪声强度来使淹没于噪声中的弱信号得到共振加强,以达到从强干扰中检测弱信息的目的,因此在信息检测和信息处理方面得到了广泛的关注。近年来,利用随机共振技术处理 1 维信号的理论和实验研究在国内外已比较成熟^[3-4]。而对于诸如图形图像这种 2 维阵列信息的随机共振研究,目前大多仅局限于随机共振现象的观察方面^[5-6]。因此,为了进一步分析 2 维信息中的随机共振现象,基于 Hodgkin-Huxley (H-H) 神经元模型的阈上非周期随机共振原理,提出了一种通过自适应调节和添加最佳噪声的方法来实现图像系统阈上最优随机共振,以取得对被噪声污染的灰度图像进行复原的最佳效果。

2 阈上非周期随机共振

最初对于随机共振的研究只限于弱信号(阈下信号),因为对于阈上信号,一般认为噪声的存在不利于系统对输入信号的响应。然而,Stocks 提出了阈上随机共振的概念^[7];先前关于 H-H 神经元模型非周期信号响应的研究表明,H-H 神经元模型不但存在阈下非周期随机共振现象,而且某些时候神经元对阈上非周期输入信号还不能做出很好的响应,但是噪声的引入却可以增强神经元对非周期输入信号的响应,而且在一个合适的噪声强度上,神经元输出互信息率达到了最大值,这时就产生了阈上非周期随机共振现象。H-H 神经元模型描述如下:

$$\begin{cases} C_m \frac{dV}{dt} = I_{\text{ext}} - g_{\text{Na}} m^3 h (V - V_{\text{Na}}) - \\ \quad g_{\text{K}} n^4 (V - V_{\text{K}}) - g_{\text{L}} (V - V_{\text{L}}) \\ \frac{dm}{dt} = \frac{(m_{\infty}(V) - m)}{\tau_m(V)} \\ \frac{dh}{dt} = \frac{(h_{\infty}(V) - h)}{\tau_h(V)} \\ \frac{dn}{dt} = \frac{(n_{\infty}(V) - n)}{\tau_n(V)} \end{cases} \quad (1)$$

式中, I_{ext} 为外部电流输入; V 为膜电压; C_m 为膜电容; g_{Na} 、 g_{K} 、 g_{L} 分别是钠离子、钾离子和漏电流通道的最大电导, V_{Na} 、 V_{K} 、 V_{L} 分别是相应通道的逆转电位; m 和 h 为钠离子通道的门控变量, n 为钾离子通道的门控变量; $m_{\infty}(V)$ 、 $h_{\infty}(V)$ 、 $n_{\infty}(V)$ 和 $\tau_m(V)$ 、

$\tau_h(V)$ 、 $\tau_n(V)$ 分别代表 m 、 h 、 n 的饱和值和时间常数。

通过分析式(1)所示的方程组可以看出,由于 m 、 h 、 n 等 3 个变量并不互相耦合,而是分别与变量 V 发生关系,因而 H-H 神经元模型本质上是 2 阶模型。对 H-H 神经元模型的 2 阶简化模型阈值特性进行的相平面分析^[8]表明,该 2 阶简化模型等价于阈值单元模型,其阈值跨越的结果可以简单地用 0 和 1 来表示。现实世界中,图像往往具有丰富的内容,这意味着图像信号更多的是以非周期信号的形式出现。因此,可以利用 H-H 神经元模型阈上非周期随机共振的原理来实现含噪灰度图像的复原。

3 自适应最优随机共振算法

3.1 评价方法与基本思想

用峰值信噪比 PSNR 来衡量图像的复原效果,峰值信噪比定义为

$$\text{PSNR} = 10 \times \lg \frac{255^2 \times M \times N}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [S(i,j) - W(i,j)]^2} \quad (2)$$

式中, (i,j) 代表像素点的坐标, $S(i,j)$ 和 $W(i,j)$ 分别代表原始灰度图像和复原图像的灰度值, M 、 N 表示图像的行列数。若峰值信噪比越大,则表明图像复原的效果越好。

对输入的原始灰度图像 $S(i,j)$ 先添加 Z 次独立分布且类型相同、强度相等的噪声 ξ , 然后通过设定某个阈值 T , 就可以产生阈上非周期随机共振。考虑到输入原始图像 $S(i,j)$ 的灰度变化范围是 $0 \sim 255$, 设第 t 次 ($1 \leq t \leq Z$) 添加噪声, 其阈值化处理后的输出图像为 $\tilde{S}_t(i,j)$, 其中,

$$\tilde{S}_t(i,j) = \begin{cases} 255 & \text{如果 } (S(i,j) + \xi(t) \geq T) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

最终输出的图像为

$$S^*(i,j) = \frac{\sum_{t=1}^Z \tilde{S}_t(i,j)}{Z} \quad (4)$$

3.2 算法步骤

(1) 输入原始含噪灰度图像 $S(i,j)$, $i=1, 2, \dots, M$; $j=1, 2, \dots, N$ 。 M 、 N 表示图像的行列数。设置最佳噪声的迭代步数 H 以及每一步所对应的添加噪声的次数 Z 。

(2) 分别添加相互独立、噪声强度 $\sigma_{k,t}$ ($1 \leq k \leq H, 1 \leq t \leq Z$) 相等的高斯白噪声 Z 次到原始含噪灰度图像 $S(i, j)$ 。

(3) 设添加高斯白噪声强度 $\sigma_{k,t}$ 后的输出图像为 $\hat{S}_{k,t}(i, j)$, 先由式(5)计算出第 t 次添加噪声阈值化处理的阈值 T_t , 然后即可由式(3)得到阈值化后的输出图像 $\tilde{S}_{k,t}(i, j)$ 。

$$T_t = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \hat{S}_{k,t}(i, j)}{M \times N} \quad (5)$$

(4) 由式(4)可得到添加某一强度高斯白噪声后的输出图像 $S_k^*(i, j)$ 。若当前迭代步数 $k = H$, 则输出的图像 $S_k^*(i, j)$ 即为最优的复原图像; 反之则改变当前噪声强度 σ_k , 转向步骤(2)。下一次添加的噪声强度为

$$\sigma_{k+1} = \sigma_k + \mu \operatorname{sgn}\left(\frac{dPSNR}{d\sigma}\right) \quad (6)$$

式中, μ 为噪声强度改变的步长, sgn 为符号函数, $PSNR$ 为原始灰度图像和输出图像的峰值信噪比, σ 为噪声强度。

自适应最优随机共振算法的原理图如图1所示。其中最佳噪声迭代步数 H 决定了迭代的收敛特性, 即 H 取值越大, 算法迭代的结果就越趋近于某一收敛值。但同时由于随着 H 的取值增大, 算法执行所需要的时间也就越长, 因而在实际应用中要考虑兼顾两者, 本文取 $H = 300$ 。每一步所对应的添加噪声的次数 Z 与算法随机共振效果紧密联系, 即若 Z 取值越大, 算法随机共振效果越明显, 则图像复原的效果也更好。但 Z 值的增大同样也会导致算法执行效率的降低, 为兼顾两者, 本文取 $Z = 100$ 。

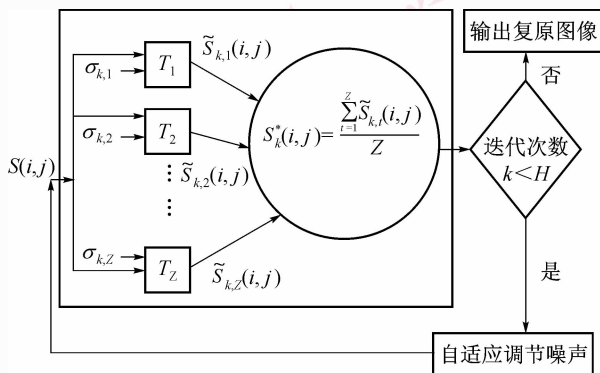


图1 自适应最优随机共振算法原理图

Fig. 1 Adaptive optimum stochastic resonance system

在实验中, 取 $\mu = 2$ 为一定值, 并使用差分来估计梯度算子 $\frac{dPSNR}{d\sigma}$, 于是式(6)可以近似表达为

$$\frac{dPSNR}{d\sigma} \approx \left(\frac{PSNR_k - PSNR_{k-1}}{\sigma_k - \sigma_{k-1}} \right) \quad (7)$$

式中, $PSNR_k$ 、 $PSNR_{k-1}$ 分别表示第 k 次、第 $k-1$ 次迭代处理后图像的峰值信噪比。

4 实验结果与讨论

为验证本文方法的复原结果, 选取被高斯白噪声污染的 Lena(噪声强度 $\sigma = 30$)、cameraman(噪声强度 $\sigma = 50$) 含噪灰度图像, 分别用均值滤波、维纳滤波以及本文提出的自适应最优随机共振方法进行图像复原处理, 处理结果如图2、图3所示。

从图2、图3中可以看出, 均值滤波器尽管有效地去除了图像中的高斯白噪声, 但是边缘细节也变得粗糙、模糊起来, 而维纳滤波复原后的图像虽能很好地保留图像的细节部分, 但是仍然有噪声残留, 图像显得有点模糊。本文方法复原后的图像, 不仅噪声被有效地抑制住了, 而且相对于均值滤波后的图像, 其边缘细节损失比较小, 图像相对清晰。



(a) 原始含噪Lena图像



(b) 均值滤波复原图像



(c) 维纳滤波复原图像



(d) 本文方法复原图像

图2 原始含噪 Lena 图像及各种方法复原结果比较

Fig. 2 Original Lena noisy image and comparison of restoration results



图3 原始含噪 cameraman 灰度图像及各种方法滤波复原结果的比较

Fig. 3 Original cameraman noisy image and comparison of restoration results

为了定量地衡量添加的噪声强度 D 对图像复原效果的影响,可在不同的添加噪声强度上,分别计算原始含噪 Lena、cameraman 灰度图像去噪处理后输出的复原图像的峰值信噪比(如图4所示)。从图4中可以看出,峰值信噪比随添加的噪声强度增大呈现出先上升后下降的变化趋势,在一个非零噪声强度上达到了最大值,这表明灰度图像阈上非周期随机共振现象的存在。

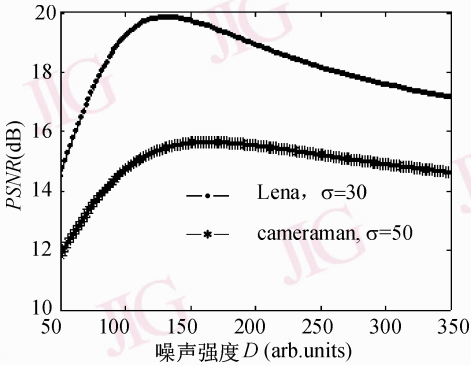


图4 含噪 Lena、cameraman 灰度图像滤波后输出的复原图像峰值信噪比与添加噪声的关系图

Fig. 4 Plot of PSNR of Lena and cameraman noisy image vs additive noise for different intensity

为了定量地判断本文提出的自适应最优随机共振算法性能的优劣,需进一步用量化结果进行比较。比较时先选取7张不同内容的灰度图像作为实验对象,然后用均值滤波、维纳滤波、本文自适应最优随机共振这3种图像复原方法分别对这7张不同的灰度图像进行复原;最后在不同强度噪声下对这些含噪灰度图像的复原结果进行检测,并通过统计复原图像的峰值信噪比来衡量各种方法的复原效果(如表1所示)。

由表1可见,在噪声较弱的情况下,相对于传统的滤波复原方法,本文方法没有显示出优越性,其复原的效果甚至比传统方法差,但是随着噪声逐渐增强,相对于强背景噪声,这时2维灰度图像信号成为弱信号,如果对这些图像进行恢复时,在绝大多数情况下,本文方法滤波复原图像的峰值信噪比优于其

表1 复原图像峰值信噪比统计表
Tab. 1 Statistics of PSNR of restoration image

单位: dB

图名	均值滤波			维纳滤波			本文方法		
	$D = 100$	$D = 200$	$D = 300$	$D = 100$	$D = 200$	$D = 300$	$D = 100$	$D = 200$	$D = 300$
Lena	17.22	11.56	8.16	18.75	13.50	9.98	15.41	14.45	14.07
cameraman	17.14	11.58	8.12	18.32	13.27	9.95	13.63	12.71	12.27
chip	17.19	11.49	8.15	18.29	13.22	9.95	15.56	14.62	14.21
crowd	17.49	11.63	8.10	18.85	13.39	10.09	13.18	12.35	12.03
brain	17.44	11.64	8.11	19.02	13.40	9.96	9.70	8.55	8.25
nut	17.49	11.60	8.09	18.74	13.39	10.01	12.39	11.33	10.99
moon	17.66	11.62	8.15	19.61	13.58	10.14	7.96	7.69	7.55

他滤波复原方法的结果。并且由实验结果可见,在噪声由弱变强的过程中,传统的滤波复原方法输出的复原图像的峰值信噪比变化比较大,而本文方法处理后输出的复原图像的峰值信噪比变化相对较小,与传统的滤波方法相比,本文方法对噪声的变化有更好的鲁棒性。因为传统的滤波复原方法是通过削弱噪声来间接地增强有用信号,而处于最优随机共振状态的图像阈值系统则是将噪声能量转化为有用信号的能量,并以此来增强输出信号,由此可见,噪声的强弱对于本文方法抑噪能力的影响相对比较小。

5 结 论

本文基于 H-H 神经元模型阈上非周期随机共振原理,提出了一种通过自适应调节添加最佳噪声的方法来达到图像系统阈上的最优随机共振,以使被噪声污染的灰度图像取得最佳的复原效果。实验和分析结果表明:(1) 通过调节添加的噪声,可以产生图像阈上的非周期随机共振现象。这一结论揭示出了人类在视觉感知的过程中,视神经完全可以利用噪声来达到识别目标的目的;(2) 本文提出的自适应最优随机共振方法对强背景噪声下的灰度图像的复原结果要优于传统的复原方法。由于该方法对噪声的变化具有更好的鲁棒性,从而为强噪声背景下的图像处理、目标识别等工程应用提供了一种新

的思路。

参考文献 (References)

- 1 Lazzaro D, Montefusco L B. Edge-preserving wavelet thresholding for image denoising [J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2007, **210** (1-2): 222-231.
- 2 Wu Ya-dong, Zhu Qing-xin, Sun Shi-xi, *et al.* Image restoration using variational PDE-based neural network [J]. Neurocomputing, 2006, **69** (16-18): 2364-2368.
- 3 Yu Yu-guo, Wang Wei, Liu Feng, *et al.* Resonance-enhanced signal detection and transduction in the Hodgkin-Huxley neuronal systems [J]. Physics Review E, 2001, **63** (2): 1907-1919.
- 4 Leng Yong-gang, Wang Tai-yong, Guo Yan. Information detection based on bistable SR-like technique [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2005, **27** (5): 734-739. [冷永刚, 王太勇, 郭焱. 基于双稳类随机共振的信息检测 [J]. 电子与信息学报, 2005, **27** (5): 734-739.]
- 5 Jha Rajib Kumar, Biswas P K, Chatterji B N. Image denoising using stochastic resonance [A]. In: Proceedings of the International Conference on Cognition and Recognition (ICCR'05) [C], Mysore, India, 2005: 343-348.
- 6 Piana M, Canfora M, Riani M. Role of noise in image processing by human perceptive system [J]. Physics Review E, 2000, **62** (1): 1104-1109.
- 7 Stocks N. Suprathreshold stochastic resonance in multilevel threshold systems [J]. Physics Review Letter, 2000, **84** (11): 2310-2313.
- 8 Liu Jun. Study on stochastic resonance and sensory information processing using model and experiment [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2004. [刘军. 随机共振与感觉信息处理的理论和实验研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2004.]