

文章编号:1007-130X(2009)05-0046-03

自适应随机共振的图像复原研究^{*}

The Image Restoration Research by Auto-Adapted Stochastic Resonating

龚振宇, 庞 全, 范影乐

GONG Zhen-yu, PANG Quan, FAN Ying-le

(杭州电子科技大学生物医学工程与仪器研究所, 浙江 杭州 310018)

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

摘 要:传统的图像滤波复原技术都是把噪声当成一种有害的干扰加以消除,但随着噪声的强度增加,传统的图像复原办法对强噪声背景下的图像复原效果很差。本文主要基于 Hodgkin-Huxley(H-H)神经元阈上非周期随机共振原理,通过一种自适应调节的方法不断添加噪声实现图像的随机共振,从而达到最佳的图像复原效果。实验结果证明,相对于传统的图像复原方法,本文所提出的方法在强噪声的背景下对图像的恢复有更好的效果,随着噪声强度的变化具有比传统方法更好的鲁棒性,为图像复原提供了一种新思路。

Abstract: The traditional image filtering restoration technology regards the noise as a harmful disturbance and eliminates it, but if the noise intensity increases, the traditional image restoration means is very bad to restore the image under the strong noise background. According to the principle of stochastically resonating the Hodgkin-Huxley (H-H) neuron threshold, the paper increases the noise realization image unceasingly through an auto-adapted adjustment method of stochastic resonating, thus achieves the best image restoration effect. The experimental results prove that, compared with the traditional image restoration method, this method has a better effect in image restoration under the strong noise background, and it provides a new mentality in the image restoration, and along with the noise intensity changes this method has better robustness than the traditional one.

关键词: 图像复原; H-H 神经元模型; 阈上非周期随机共振; 自适应控制; Otsu 图像分割; 峰值信噪比

Key words: image restoration; Hodgkin-Huxley model; self-adaptive control; suprathreshold aperiodic stochastic resonance; Otsu image segmentation; power signal-to-noise ratio

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

1 引言

由于传输通道中存在着噪声,图像在传输过程中就会不可避免地噪声污染。针对被噪声污染的图像,大多图像复原方法^[1,2]都是基于线性滤波的方法、基于小波变换的方法、图像几何变换方法等。这些方法都有一个共同的特点,就是把噪声当成一种有害的干扰加以消除。但是,随着噪声的不断增强,图像的信号不断减弱,这些方法的消噪能力越来越差,图像恢复起来变得很困难。

随机共振是近年发展起来的一种非线性信号检测方法。当输入信号、噪声与非线性系统之间存在某种匹配时,

一部分噪声能量就会向信号能量转化,使信噪比(SNR)提高。随机共振利用噪声增强信号的特性改变了以往只能通过消除噪声来增强信号的传统观念。在强噪声的背景下,弱信号基本上被噪声所掩盖,利用随机共振的这个特性,使弱信号得到增强,为图像复原提供了一种新思路。

近年来,利用随机共振技术处理一维信号的理论 and 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二维阵列信息的随机共振研究,目前大多局限在对随机共振现象的观察方面^[5,6]。为了进一步分析二维信息的随机共振现象,本文基于 Hodgkin-Huxley(H-H)神经元模型阈上非周期随机共振原理,提出一种自适应调节、添加最佳噪声的方法,使被噪声污染的图像达到随机共振,增强图像

^{*} 收稿日期:2008-03-11;修订日期:2008-06-16

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60374047)

作者简介:龚振宇(1982-),男,浙江义乌人,硕士生,研究方向为图像处理和机器视觉;庞全,教授,博士生导师;范影乐,博士,教授。

通讯地址:310018 浙江省杭州市杭州电子科技大学自动化学院 322 教研室;Tel:13575497847;E-mail:gzy19820629@163.com

Address:Section 322,School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, Zhejiang 310018, P. R. China

复原的效果。

2 神经元模型阈上非周期随机共振

早期对于随机共振的研究只限于阈下信号(弱信号),对于阈上信号我们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]。先前对 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,某些时候神经元对阈上非周期输入信号不能做出很好的响应,但噪声的引入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。

对 H-H 神经元模型的二阶简化模型阈值特性的相平面分析^[8]表明,该二阶简化模型等价于阈值单元模型,其阈值跨越的结果可简单地用 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是以非周期信号的形式出现。因此,可利用 H-H 神经元模型阈上非周期随机共振的原理来实现对含噪声灰度图像的复原。

3 自适应最优随机共振算法

3.1 图像复原的评价方法和算法思想

峰值信噪比(PSNR)是用来衡量图像复原效果的主要标准。峰值信噪比定义为:

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

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

对原始含噪声的图像 $S(i,j)$ 添加 Y 次独立分布且类型相同、强度相等的噪声 ζ , 在大津算法获得的灰度图基础上设定某个阈值 $\Delta\beta$, 可以产生阈上非周期随机共振。由于输入图像的灰度变化范围是 $0 \sim 255$, 设第 t 次 ($1 \leq t \leq Y$) 添加噪声且阈值化后的输出图像为 $S_t(i,j)$, 其中:

$$s_t(i,j) = \begin{cases} 255, & s_t(i,j) + \zeta(t) \geq \Delta\beta \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

最终的输出图像为:

$$S_R(i,j) = \sum_{t=1}^Y S_t(i,j) / Y \quad (3)$$

3.2 自适应随机共振算法步骤

算法步骤如下:

(1) 输入原始含噪声灰度图像 $S(i,j)$, M 、 N 分别表示图像的行列数。设置噪声迭代步数 H 以及每一步所对应的噪声次数 Y 。

(2) 分别添加 Y 次相互独立、噪声强度相等的高斯白噪声到原始含噪声灰度图像 $S(i,j)$ 。噪声强度为 σ_k ($1 \leq k \leq H, 1 \leq t \leq Y$)。

(3) 加噪声后的图像用 Otsu 进行二值化后的输出图像为 $S_{kt}(i,j)$ 。由式(4)计算出阈值 $\Delta\beta_t$, 然后由式(2)得出阈值化后的输出图像 $S_{kt}(i,j)$ 。

$$\Delta\beta_t = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N S_{kt}(i,j)}{M * N} \quad (4)$$

(4) 由式(3)得到添加某一强度高斯白噪声后的输出图像

$S_R(i,j)$ 。若当前迭代步数 $k = H$, 则输出图像 $S_R(i,j)$ 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)。下一次噪声强度 σ_{k+1} 由式(5)给出:

$$\sigma_{k+1} = \sigma_k + \mu \operatorname{sgn} \left(\frac{dPSNR}{d\sigma} \right) \quad (5)$$

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

(5) 由于图像反复地迭加, 难免存在对比度方面的损失, 在这里增加了自适应的图像对比度增强补偿, 在补偿的同时兼顾峰值信噪比, 寻求峰值信噪比达到最大时的对比度补偿。

自适应最优随机共振算法原理图如图 1 所示。迭代次数 H 取值越大, 算法迭代的结果就越趋近于某一收敛值。但是, 同时随着 H 取值增大, 算法执行所需要的时间也就越长, 兼顾两者, 本文取 $H = 300$ 。每一步所对应的添加噪声次数 Y 同算法随机共振效果紧密联系, Y 取值越大, 算法随机共振效果越明显, 复原的效果也更好。但是, Y 的增大同样也会导致算法执行效率的降低, 兼顾两者, 本文取 $Y = 200$ 。

在实验中, 取 $\mu = 2$ 为一定值, 并使用差分来估计梯度算子 $\frac{dPSNR}{d\sigma}$, 式(5)可以近似表达为:

$$\frac{dPSNR}{d\sigma} \approx \left(\frac{PSNR_k - PSNR_{k-1}}{\sigma_k - \sigma_{k-1}} \right) \quad (6)$$

其中, $PSNR_k$ 、 $PSNR_{k-1}$ 分别表示第 k 次、第 $k-1$ 次迭代时的峰值信噪比。

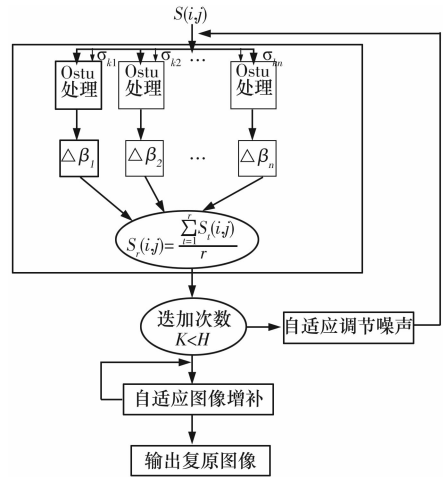


图 1 自适应最优随机共振算法原理图

4 实验结果与分析

选取被高斯白噪声污染的 Lena、Cameraman、Digital (噪声强度 $\sigma = 50$) 三张含噪声灰度图像作为实验图片, 运用经典的均值滤波、维纳滤波两种方法与本文提出的方法做比较。这三种方法的复原效果如图 2 所示。

如图 2 所示, 当所加的噪声强度较小时, 均值滤波和维纳滤波的图像还原效果要优于本文的方法。

如图 3 所示, 当所加的噪声强度加大时, 本文方法的图像还原效果明显优于均值滤波和维纳滤波。

如图 4 所示, 当所加的噪声强度较大时, 本文的方法的图像还原效果更明显优于均值滤波和维纳滤波。但是与图 3 中的本文方法相比, 在噪声强度较大时本文方法的还原效果也开始下降。

从表 1 中可以看出, 在噪声较弱的情况下, 相对于传统

将噪声能量转化为有用信号的能量,以此来增强输出信号,噪声的强弱对于本文方法抑噪能力的影响相对比较小。

表 1 峰值信噪比 (PSNR) dB

方法	噪声滤波	Lena	Cameraman	Nut
均值滤波	$\sigma=50$	14.059	13.853	13.873
	$\sigma=150$	11.299	11.288	11.246
	$\sigma=250$	8.542	8.440	8.432
维纳滤波	$\sigma=50$	14.687	14.544	14.354
	$\sigma=150$	12.538	12.367	12.215
	$\sigma=250$	10.057	9.962	9.845
本文方法	$\sigma=50$	7.717	8.019	7.961
	$\sigma=150$	21.795	20.379	19.626
	$\sigma=250$	17.916	16.316	15.735



图 2 实验结果 ($\sigma=50$)

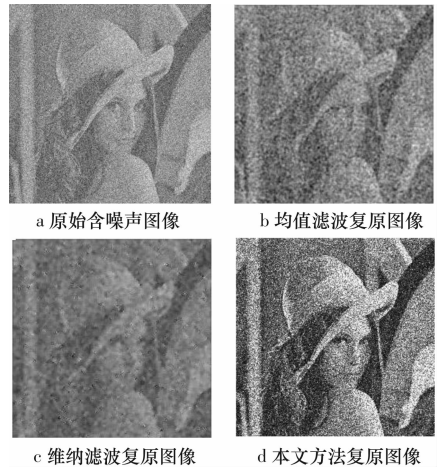


图 3 实验结果 ($\sigma=150$)

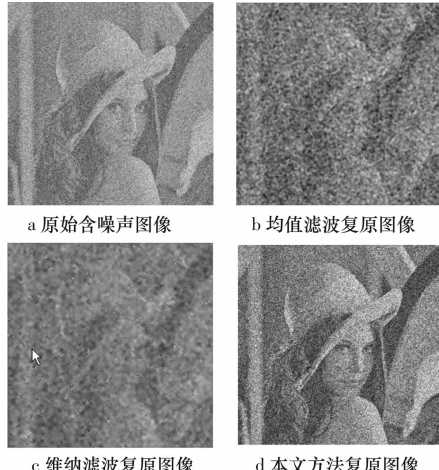


图 4 实验结果 ($\sigma=250$)

滤波复原方法,本文方法没有显示出优越性,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,这时二维灰度图像信号成为弱信号,对这些图像进行恢复时,本文方法复原结果的峰值信噪比优于其他滤波复原方法的结果。由实验结果可见,在噪声由弱变强的过程中,传统复原方法输出峰值信噪比变化比较大,而本文方法输出的峰值信噪比变化相对较小。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,而本文方法是

5 结束语

本文基于神经元模型阈上非周期随机共振原理,提出一种通过自适应调节添加最佳噪声的方法,达到图像阈上最优随机共振,从而实现被噪声污染的灰度图像最佳的复原效果。实验和分析结果表明:(1) 通过调节添加的噪声,可以产生图像阈上非周期随机共振现象;(2) 本文提出的自适应最优随机共振方法,对于强背景噪声下的灰度图像复原结果要优于传统复原方法。由于该方法对噪声的变化具有更好的鲁棒性,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思路。

参考文献:

[1] Lazzaro D, Montefusco L B. Edge-Preserving Wavelet Thresholding for Image Denoising[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2006, 11(19): 274-278.

[2] Wu Yadong, Zhu Qingxin, Sun Shixi, et al. Image Restoration Using Variational PDE-Based Neural Network[J]. Neurocomputing, 2006, 16(69): 2364-2368.

[3] Yu Yuguo, Wang Wei, Liu Feng, et al. Resonance Enhanced Signal Detection and Transduction in the Hodgkin-Huxley Neuronal Systems [J]. Physics Review Letters, 2001, 63(2): 1907-1919.

[4] 冷永刚, 王太勇, 郭森. 基于双稳态随机共振的信息检测 [J]. 电子与信息学报, 2005, 27(5): 734-739.

[5] Kim Y, Marcia G, Satoru S. Stochastic Resonance in Binocular Rivalry [J]. Vision Research, 2006, 46(3): 392-406.

[6] Piana M, Canfora M, Riani M. Role of Noise in Image Processing by Human Perceptive System [J]. Physics Review Letters, 2000, 62(1): 1104-1109.

[7] Stocks N. Suprathreshold Stochastic Resonance in Multilevel Threshold Systems [J]. Physics Review Letters, 2000, 84(11): 2310-2313.

[8] 刘军. 随机共振与感觉信息处理的理论和实验研究:[博士学位论文][D]. 杭州: 浙江大学, 2004.