

# 一种基于 PCNN 的图像去噪新方法<sup>1</sup>

顾晓东 郭仕德 余道衡

(北京大学电子学系 视觉与听觉信息处理国家重点实验室 北京 100871)

**摘 要** 该文深入研究了如何用一种有生物学依据的人工神经网络——脉冲耦合神经网络 (PCNN—Pulse Coupled Neural Network) 进行二值图像去噪与图像平滑, 并提出了基于 PCNN 的图像去噪算法。计算机仿真结果表明, 使用 PCNN 可有效地恢复被噪声污染的二值图像, 且恢复图像的信噪比增量高于用另两种常用的图像恢复方法 (中值滤波与均值滤波) 得到的结果。

**关键词** PCNN, 图像去噪, 图像平滑

**中图分类号** TN911.73

## 1 引 言

脉冲耦合神经网络 (PCNN — Pulse Coupled Neural Network) 与传统的人工神经网络相比, 有着根本的不同, 最近越来越多的研究者加入了对它的研究。PCNN 有着生物学的背景, 它是依据猫、猴等动物的大脑视觉皮层上的同步脉冲发放现象提出的。PCNN 有着广泛的应用, 可应用于图像处理、图像识别、运动目标识别、通讯、决策优化等方面<sup>[1-7]</sup>。本文深入研究了用 PCNN 进行二值图像去噪的方法, 并与另两种常用的图像去噪方法 (中值滤波与均值滤波) 进行了比较, 结果发现, 用 PCNN 恢复的图像的信噪比增量最大。因此, 我们认为基于 PCNN 的图像去噪方法是一种新的有效的图像去噪方法, 有必要对其进行深入的研究。

本文的第 2 部分将介绍 PCNN 的基本模型。第 3 部分具体介绍了如何用 PCNN 进行图像去噪与图像平滑, 给出了具体算法。第 4 部分给出了基于 PCNN 的图像去噪的计算机仿真结果, 并分别与中值滤波、均值滤波的计算机仿真结果进行了比较。第 5 部分为结论。

## 2 PCNN 模型

根据猫的大脑视觉皮层上的同步脉冲发放现象, Eckhorn 提出有连接域的网络模型<sup>[8]</sup>。当实验对象是猴子时, 可观察到同样的现象<sup>[9]</sup>。对 Eckhorn 提出的模型进行一些修改, 就得到 PCNN<sup>[4,10]</sup>。

构成 PCNN 的单个神经元由 3 部分组成: 接收部分、调制部分和脉冲产生部分, 其模型见图 1。该模型是对真实神经元的简化与近似, 影响真实神经元活动的一些因素, 如突触的多离子通道效应、细胞的年龄、温度的影响等均未考虑。

接收部分接收来自其它神经元与外部的输入。一般来说, 来自其它神经元的输入是脉冲; 来自外部的输入除脉冲外, 还可能包括模拟时变信号或常量信号。接收部分接受到输入后, 将其通过两条通道传输。一通道称为  $F$  通道, 另一通道称为  $L$  通道。 $F$  通道的脉冲响应函数随时间的变化比  $L$  通道慢。 $I_j$  与  $J_j$  表示来自外界而非来自其他神经元的输入, 其中,  $I_j$  送至  $F$  通道,  $J_j$  送至  $L$  通道。调制部分将来自  $L$  通道的信号  $L_j$  加上一个正的偏移量后与来自  $F$  通道的信号  $F_j$  进行相乘调制, 见图 1 与 (1) 式。模型中偏移量归整为 1,  $\beta_j$  为联结强度。

<sup>1</sup> 2001-04-17 收到, 2001-10-29 定稿  
国家 863 计划 (No.2001AA130034) 资助

$$U_j = F_j(1 + \beta_j L_j) \quad (1)$$

由于信号  $F_j$  的变化比信号  $L_j$  慢, 相乘调制得到的信号  $U_j$  就近似为一快速变化的信号叠加在一近似常量的信号上。脉冲产生部分由阈值调节器、比较器与脉冲产生器组成。阈值随着输出而改变。当神经元输出一个脉冲, 神经元的阈值就通过反馈迅速得到提高。当神经元的阈值  $\theta_j$  超过  $U_j$  时, 脉冲产生器就被关掉, 停止发放脉冲。接着, 阈值就开始指数下降, 当阈值低于  $U_j$  时, 脉冲产生器被打开, 神经元就被点火, 即处于激活状态, 输出一个脉冲或脉冲序列。由

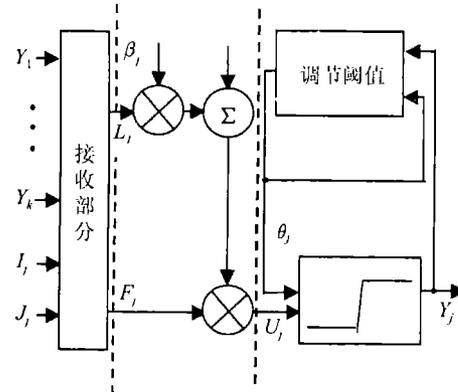


图 1 构成 PCNN 的单个神经元的模型

此可知, 神经元输出脉冲的最大频率不能超过脉冲产生器产生脉冲的频率。若神经元每次点火时, 只输出一个脉冲, 则脉冲产生部分的比较器与脉冲产生器可由一阶跃函数来代替<sup>[11]</sup>, 见(2)式。一般来说, 当一神经元的邻近神经元点火时, 会对该神经元的信号  $L_j$  作出贡献。

$$Y_j = \text{Step}(U_j - \theta_j) \quad (2)$$

将图 1 所示的神经元相互连接, 就构成了 PCNN。一般情况下, PCNN 是局部连接的。

### 3 基于 PCNN 的图像去噪

当 PCNN 用于图像处理时, 它为一单层二维的局部连接的网络, 神经元的个数等于输入图像中像素点的个数, 神经元与像素点一一对应。每一个神经元与对应的像素点相连, 同时与邻近的神经元相连。

本文用于图像去噪与平滑的 PCNN 中的所有神经元采用同样的连接方式。每个像素点的亮度输入到对应的神经元, 同时每个神经元与其  $3 \times 3$  邻域中的其他神经元相连。每个神经元的输出只有两种状态, 点火或不点火。每个神经元的连接方式见图 2。

每个神经元的  $F_j$  信号是与其对应的像素点的亮度,  $L_j$  信号是  $L$  通道对  $3 \times 3$  邻域中其他神经元的输出的响应的和。要恢复图像, 必须尽量消除噪声。图像恢复可通过调整像素点的亮度来完成。大多数情况下, 被噪声污染的像素点的亮度值与周围的像素点的亮度值存在着不同。因此, 大多数被噪声污染的像素点的输出不同于周围的像素点的输出。图像恢复时,

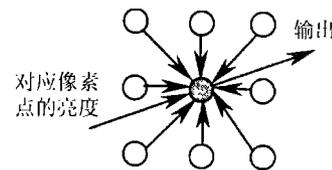


图 2 本文中构成 PCNN 的每个神经元的连接方式

根据每个神经元与其邻近神经元的输出, 即点火或不点火, 调整其对应的像素点的亮度值, 从而达到减少噪声、恢复图像的目的。

如果一个神经元点火而大多数邻近的神经元不点火, 则其对应像素点的亮度应降低; 如果一个神经元不点火而大多数邻近的神经元点火, 则其对应像素点的亮度应增加; 其他情况下, 像素点的亮度不改变。

本文提出的图像去噪算法如下:

(1) 给出阈值  $\theta_j$ , 连接强度  $\beta_j$ , 调整次数  $N$ , 步长  $\Delta$ , 同时令每个像素点处于熄火状态。

(2) 在每个神经元的  $3 \times 3$  邻域内, 计算其信号  $L_j$ , 调整阈值  $\theta_j$ 。

(3) 计算每个神经元的内部调制信号:  $U_j = F_j(1 + \beta_j L_j)$ 。

(4) (a) 若一个神经元点火且在其  $3 \times 3$  邻域内, 有 4 个以上的邻近神经元不点火, 则这个神经元对应的像素点的亮度减少一个步长  $\Delta$ ,  $\Delta$  是预先设置的。

(b) 若一个神经元不点火且在其  $3 \times 3$  邻域内, 有 4 个以上的邻近神经元点火, 则这个神经元对应的像素点的亮度增加一个步长  $\Delta$ 。

(c) 否则, 对应像素点的亮度不改变。

注意, 图像边缘的像素点需单独处理。

(5) 将  $U_j$  与阈值  $\theta_j$  相比, 记录神经元的输出, 即点火或不点火。

(6)  $N = N - 1$ 。如果  $N \neq 0$ , 回到 (2); 否则, 结束。

#### 4 基于 PCNN 的图像去噪的计算机仿真结果

这一节给出了基于 PCNN 的二值图像去噪的计算机仿真结果, 并与另两种常用的图像去噪方法 (中值滤波与均值滤波) 进行了比较。结果表明, 采用 PCNN, 被高斯白噪声污染的二值图像可被有效地去噪与恢复, 且恢复图像的信噪比 (SNR) 高于用中值滤波与均值滤波得到的结果。

用 PCNN 进行图像去噪时, 采用了上一节给出的图像去噪算法。图 3 是  $256 \times 256$  的二值原始图像, 该图像为通用测试图像 Lena。给该原始图像分别加上 0dB, 1dB, 2dB, 3dB, 4dB, 5dB, 6dB 的白高斯噪声, 就得到了被噪声污染的图像, 被噪声污染的图像的各像素点的亮度值处于 0 到 255 之间。



图 3 原始的 Lena 图像

用 PCNN 进行二值图像去噪时, 每个神经元的阈值  $\theta_j$  均相同, 联结强度  $\beta_j$  也均相同 ( $\beta_j = 0.0001$ )。在 PCNN 恢复算法的第一次循环中,  $\theta_j = 127.5$ , 从第二次直至最后一次  $\theta_j = 129.13$ 。若  $\beta_j$  的取值增加, 则  $\theta_j$  也应随之增加。相同的 SNR 条件下, 当调整次数  $N$  增加而其他参数不变时, 被恢复图像将更光滑, 同时, 原始图像更多的细节也将丢失; 当步长  $\Delta$  增加而其他参数不变时, 得到同样的结论。由实验可知, 对于大噪声, 只要  $\Delta \cdot N$  稍

大于 127, 就能有效去除噪声, 若  $\Delta \cdot N$  远大于 127, 对去噪并无帮助, 只会多丢失细节; 若噪声较小,  $\Delta \cdot N$  可进一步减小, 可小于 127, 从而使得更多的细节得到保留。

计算机仿真表明, 当被污染图像  $\text{SNR} \leq 3\text{dB}$  时, 取  $\Delta = 14$ ,  $N = 10$ ; 当被污染图像  $\text{SNR} > 3\text{dB}$  时, 取  $\Delta = 8$ ,  $N = 10$ , 则恢复图像的 SNR 较高, 且图像细节得到很好的保持。由此可知, 实用中采用 PCNN 进行二值图像去噪时, 可固定取  $N=10$ , 若侧重于保留原始图像的细节或噪声较小, 取  $\Delta=8$ ; 若噪声较大, 可取  $\Delta=14$ 。实用时, 还可这么处理, 固定取  $N = 10$ , 而  $\Delta$  分别取 8, 14, 得到两幅候选图像后, 对它们进行比较或平均处理, 从而得到最终的结果。

用 C 语言编程,  $N=10$  时, 用 PCNN 去除一幅  $256 \times 256$  的二值图像的噪声, 耗时 0.9s。

采用以上的参数进行 PCNN 二值图像去噪时, 恢复图像在细节的保留上, 主观上看决不亚于有时还优于中值滤波, 图 4 为  $\text{SNR}=3\text{dB}$  的被噪声污染的 Lena 图像, 图 5 为图 4 的 PCNN

恢复图像, 图 6 为图 4 的 5 点中值滤波恢复图像。通过对比, 可发现图 5 比图 6 更清晰, 且保留了更多的细节。



图 4 被污染的 Lena 图像, SNR=3dB



图 5 图 4 的 PCNN 恢复图像,  
 $N=10, \Delta=14$



图 6 图 4 的中值滤波恢复图像

图 7 为一坦克的原始图像, 图 8 为其 6dB 的污染图像, 图 9 为图 7 的恢复图像; 图 10 为一风景的原始图像, 图 11 为其 6 dB 的污染图像, 图 12 为图 10 的恢复图像。

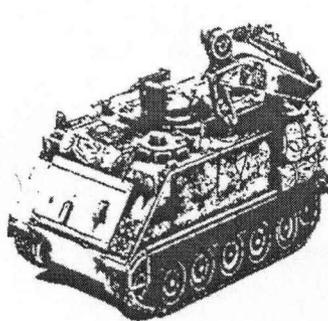


图 7 坦克的原始图像

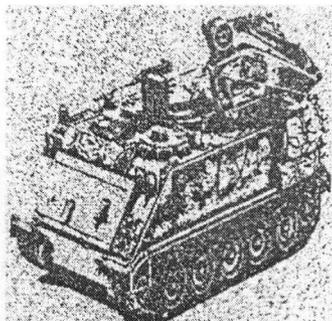


图 8 被污染的坦克图像, SNR=6dB

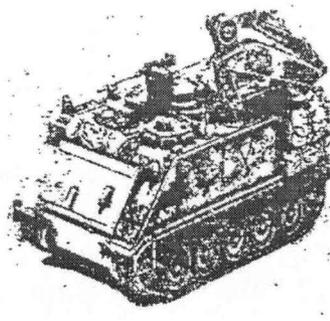


图 9 图 8 的 PCNN 恢复图像,  
 $N=10, \Delta=8$

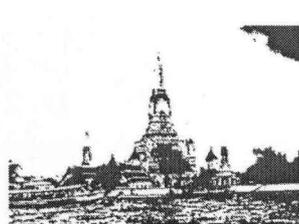


图 10 风景的原始图像

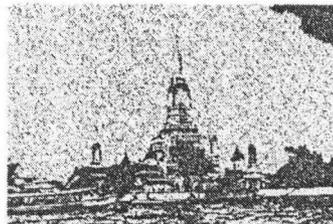


图 11 被污染的风景图像, SNR=6dB

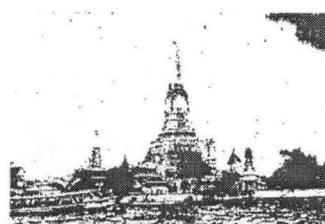


图 12 图 11 的 PCNN 恢复图像,  
 $N=10, \Delta=8$

中值滤波与均值滤波是两种常用的去除图像噪声的方法。表 1 分别给出了白高斯噪声为 0dB, 1dB, 2dB, 3dB, 4dB, 5dB, 6dB 时, 分别采用 PCNN, 中值滤波与均值滤波所得到的恢复图像的 SNR 增量。表 1 中, PCNN 采用上文给出的参数; 中值滤波的窗口长度为 5; 均值滤波的邻域是  $3 \times 3$ 。

从表 1 可知, 与中值滤波和均值滤波相比, 用 PCNN 恢复的二值图像的 SNR 增量最大。随着污染图像 SNR 的增加, PCNN 恢复图像的 SNR 增量与中值滤波恢复图像和均值滤波恢复图像的 SNR 增量之间的差距进一步加大。用 PCNN 恢复图像时, 恰当的选取  $\Delta$ 、 $N$  等参数, 可大大缓解中值滤波中存在的丢失脉冲跳跃信息的问题与均值滤波中存在的图像模糊的问题, 从而使得 PCNN 恢复图像比中值滤波恢复图像、均值滤波恢复图像拥有更高的 SNR, 前面的计算机仿真结果证明了这一点。

PCNN 也可用于去除 256 级灰度图像的噪声, 此时,  $\Delta$  恒为 1, 阈值  $\theta_j$  由低向高增加, 每个像素点的亮度值共调整 256 次。对于 SNR 从 0 至 6dB 的被污染的 256 级灰度图像, 采用 PCNN 去噪后, SNR 可平均增加 6.4dB。但对于 256 级灰度图像, PCNN 恢复图像的主观视觉效果与中值滤波、均值滤波得到的图像相比, 不像处理二值图像时那样, 存在着明显的优势。目前, 我们正在研究如何改进算法, 并结合其他方法, 提高 PCNN 去除 256 级灰度图像噪声的能力。

表 1 被不同强度白高斯噪声污染时, 分别采用 PCNN, 中值滤波和均值滤波得到的恢复图像的 SNR 增量

被污染图像的 SNR(dB)	0	1	2	3	4	5	6
PCNN 增加的 SNR(dB)	8.8	8.4	8.7	9.0	9.2	9.7	10.7
中值滤波增加的 SNR(dB)	5.6	5.5	5.5	5.6	5.2	4.6	4.0
均值滤波增加的 SNR(dB)	8.0	7.5	7.0	6.4	5.7	4.9	4.0

## 5 结 论

计算机仿真结果表明, 用 PCNN 能有效地去除二值图像的噪声。用 PCNN 进行二值图像去噪时, 图像的信噪比得到明显的提高。与另两种常用的图像去噪恢复方法(中值滤波与均值滤波)相比, 用 PCNN 恢复的图像具有更高的信噪比增量, 且能很好地保持原始图像细节。由此可见, 基于 PCNN 的图像去噪方法是一种有效的二值图像去噪方法。

通过计算机仿真还发现, PCNN 也可用于 256 级灰度图像的去噪, 去噪后图像的信噪比平均增加 6.4dB, 但此时与中值滤波、均值滤波相比, 并无明显优势, 这一方面还有待于进一步深入的研究。

在很多图像处理系统中, 消除噪声是必须的。而 PCNN 有可能有效地应用于图像处理领域, 如图像分割、图像识别、运动目标识别等<sup>[1,2,4,6,11]</sup>。在一个图像处理系统中, 若各部分均采用 PCNN, 则该系统就是一个统一的 PCNN 图像处理系统, 从而可能更有效地进行图像处理, 这还有待于进一步的研究。

## 参 考 文 献

- [1] R. P. Broussard, S. K. Rogers, M. E. Oxley, *et al.*, Physiologically motivated image fusion for object detection using a pulse coupled neural network, IEEE Trans. on Neural Networks, 1999, 10(3), 554-563.
- [2] X. Liu, D. L. Wang, Range image segmentation using a relaxation oscillator networks, IEEE Trans. on Neural Networks, 1999, 10(3), 564-573.
- [3] J. M. Kinser, Foveation by a pulse-coupled neural network, IEEE Trans. on Neural Networks, 1999, 10(3), 621-625.
- [4] J. L. Johnson, M. L. Padgett, PCNN models and applications, IEEE Trans. on Neural Networks, 1999, 10(3), 480-498.
- [5] H. Jcaufield, J. M. Kinser, Finding shortest path in the shortest time using PCNN's, IEEE Trans. on Neural Networks, 1999, 10(3), 604-606.

- [6] H. S. Ranganath, G. Kuntimad, Object detection using pulse coupled neural networks, IEEE Trans. on Neural Networks, 1999, 10(3), 615-620.
- [7] Derek M. Wells, Solving degenerate optimization problems using networks of neural oscillators, Neural networks, 1992, 5(6), 949-959.
- [8] R. Eckhorn, H. J. Reitboeck, M. Arndt, *et al.*, Feature linking via synchronization among distributed assemblies: Simulation of results from cat cortex, Neural Computation., 1990, 2(3), 293-307.
- [9] R. Eckhorn, A. Frien, R. Bauer, *et al.*, High frequency oscillations in primary visual cortex of awake monkey. Neuroreport, 1993, 4(3), 243-246.
- [10] J. L. John, D. Ritter, Observation of periodic waves in a pulse-coupled neural network. Opt. Lett., 1993, 18(15), 1253-1255.
- [11] J. L. Johnson, Pulse-coupled neural nets: translation, rotation, scale, distortion and intensity signal invariance for images. Appl. Opt., 1994, 33(26), 6239-6253.

## A NEW APPROACH FOR NOISE REDUCING OF IMAGE BASED ON PCNN

Gu Xiaodong    Guo Shide    Yu Daoheng

*(Dept. of Electron., Nat. Lab. on Machine Perception and  
Center of Info. Sci., Peking Univ., Beijing 100871, China)*

**Abstract** In this paper, researches are deep done on using PCNN-pulse coupled neural network, a new artificial neural network based on biology, to reduce binary images' noise and smooth images. Meanwhile, the image restoration algorithm based on PCNN is brought forward. The results of computer simulations show that noisy binary images can be restored efficiently by using PCNN and the increasing SNRs of restored images by using PCNN are higher than those by using one of two usual image restoration methods, the median filter and the mean filter.

**Key words** PCNN, Noise reducing of image, Image smoothing

顾晓东: 男, 1970 年生, 博士生, 从事信号与信息处理、通信、神经网络等领域的研究。

郭仕德: 男, 1952 年生, 高级工程师, 从事遥感信息处理的研究。

余道衡: 男, 1939 年生, 教授, 博士生导师, 中国电子学会会士, IEEE 高级会员, 从事电路与系统、信号与信息处理、现代通信等领域的教学与科研工作。