

一种基于 PCNN 赋时矩阵的图像去噪新算法

刘 勃^① 马义德^②

^①(天水师范学院物理与信息科学技术学院 天水 741001)

^②(兰州大学信息科学与工程学院 兰州 730000)

摘要: 该文从图像脉冲噪声的特点出发,提出了基于脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Networks, PCNN)赋时矩阵的图像去噪算法。赋时矩阵是由 PCNN 产生的一种从空间图像信息到时间信息的映射图,在图像处理中,赋时矩阵包含有与空间相联系的有用信息。计算机仿真结果表明,通过对 PCNN 赋时矩阵分析与处理,综合运用相关方法,可以有效地滤除被脉冲噪声污染的图像噪声,且恢复图像的视觉效果明显地好于中值滤波、均值滤波及维纳法得到的结果,其信噪比高、去噪能力强、对边缘和细节的保护性好、适应性强。

关键词: 图像去噪; PCNN; 赋时矩阵; 脉冲噪声

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)08-1869-05

A New Algorithm for Noise Reducing of Image Based on PCNN Time Matrix

Liu Qing^① Ma Yi-de^②

^①(School of Physics and Information Science and Technology, Tianshui Normal University, Tianshui 741001, China)

^②(School of Information Science & Engineering, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China)

Abstract: This paper puts forward a new algorithm for image reducing noise based on the time matrix of Pulse Coupled Neural Networks (PCNN) from the aspect of the characteristic of image impulsive noise. The time matrix is a mapping from spatial image information to time information generated from PCNN, The time matrix contains useful information related to spatial information in image processing. The results of computer simulations show that through analyzing and processing the PCNN time matrix, the image polluted by impulsive noise can be filtered efficiently and visual effects of restoration images are much better than those obtained from the median filter, mean filter and wiener filter. This method presents higher Peak Signal-to-Noise, better capability to reduce noise, and can protect edges and details of images and be more adaptive.

Key words: Noise reducing of image; PCNN; Time matrix; Impulsive noise

1 引言

图像去噪是图像预处理的一个基本内容,一般要求在去噪的同时尽可能地保护边缘及细节,而去除脉冲噪声又是其中一项重要任务。在去除脉冲噪声方面,中值滤波、均值滤波是当前应用最广的传统滤波方法,其效果较好,然而中值滤波会破坏和丢失相对于滤波窗口尺寸较小的图像细节,如边缘、尖角等;均值滤波会使图像的边缘变得模糊,而且,当噪声增加时,其滤噪能力很快下降;而维纳滤波对脉冲噪声的去除效果也不理想。为了克服这些缺点,近年来一些学者提出了许多新的方法^[1-5]。

脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Networks, PCNN)是一种不同于传统人工神经网络的新型神经网络。PCNN 有着生物学的背景,是依据猫、猴等动物大脑视觉皮

层上的同步脉冲发放现象提出的^[6],已被广泛的应用于图像平滑、分割以及边缘检测等图像处理领域^[7-10],显示了其优越性。由于 PCNN 模型在图像处理方面蕴涵着巨大的潜力,有些学者在基于传统 PCNN 模型的基础上提出了一些改进的模型^[11-13]。本文针对脉冲噪声的特点,提出了一种基于 PCNN 赋时矩阵的图像去噪新方法,通过计算机仿真,由实验结果表明,该方法的去噪性能优良,对边缘保护及细节的突出均有较好的效果,且当噪声增加时,滤噪的适应性强,总体去噪性能要优于中值滤波、均值滤波及维纳滤波。

2 PCNN 模型基本原理

PCNN 也称为第三代人工神经网络,它是在生物视觉皮层模型的启发下产生由若干个神经元互连而构成的反馈型神经网络。一般地,构成传统 PCNN 模型的每一神经元 N 由 3 部分组成:接受部分、调制部分和脉冲产生部分,用离散数学方程描述如下^[14]:

2006-12-26 收到, 2007-11-23 改回

国家自然科学基金(60572011)和甘肃省教育厅科研项目基金(0708-10)资助课题

$$F_{ij}[n] = \exp(-\alpha_F)F_{ij}[n-1] + V_F \sum_{kl} M_{ijkl} Y_{kl}[n-1] + I_{ij} \quad (1)$$

$$L_{ij}[n] = \exp(-\alpha_L)L_{ij}[n-1] + V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{ij}[n-1] \quad (2)$$

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n](1 + \beta L_{ij}[n]) \quad (3)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & U_{ij}[n] > \theta_{ij}[n] \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$$\theta_{ij}[n] = \exp(-\alpha_\theta)\theta_{ij}[n-1] + V_\theta Y_{ij}[n] \quad (5)$$

其中下标 ij 为神经元的标号, I_{ij} , F_{ij} , L_{ij} , U_{ij} , θ_{ij} 分别为神经元的外部刺激(图像像素构成的矩阵中第 N_{ij} 个像素的灰度值)、反馈输入、连接输入、内部活动项和动态阈值, \mathbf{M} 和 \mathbf{W} 为连接权矩阵(一般 $\mathbf{W}=\mathbf{M}$), V_F , V_L , V_θ 分别为幅度常数, n 为迭代次数, Y_{ij} 为二值输出。

在用 PCNN 进行图像处理时, 将一个二维 PCNN 网络的 $M \times N$ 个神经元分别与二维输入图像的 $M \times N$ 个像素相对应, 在第 1 次迭代时, 神经元的内部活动项就等于外部刺激 I_{ij} , 若 I_{ij} 大于阈值, 这时神经元输出为 1, 为自然激活, 此时其阈值 θ_{ij} 将急剧增大, 然后随时间指数衰减。在此之后的各次迭代中, 被激活的神经元通过与之相邻神经元的连接作用激励邻接神经元, 若邻接神经元的内部活动项大于阈值则被捕获激活。显然, 如果邻接神经元与前一次迭代激活的神经元所对应的像素具有相似强度, 则邻接神经元容易被捕获激活, 反之不能被捕获激活。因此, 利用某一神经元的自然激活会触发其周边相似神经元的集体激活, 产生脉动输出序列 $Y[n]$, 且它们形成了一个神经元集群, 从而可实现图像分割、去噪及识别等处理。

3 简化型 PCNN 模型及其赋时矩阵

上述 PCNN 模型是利用了神经元的互连特性($\beta \neq 0$), 当某一神经元激活(点火)时, 会影响周围符合一定条件的神经元激活点火, 使这些神经元的灰度值达到相同, 能够满足图像处理的一定要求, 但是在一定程度上弱化了这些神经元的某些信息(如灰度差异等), 而 β 值越大, 对周围神经元的灰度弱化强度越大, 这样将造成处理后的图像有一定的畸变或模糊; 另外在传统 PCNN 模型中虽然其阈值是指数衰减的, 但又是反复变化的, 即经过长时间(或短时间)的衰减之后必然会有一次由于神经元激活造成的突然上升, 之后又是衰减, 然后又是突然上升……, 显然, 这种变化规律不符合人眼对亮度强度响应的非线性要求, 而且这种阈值机制使得处理后的大量信息蕴含在神经元的激活周期(频率)或者激活相位中, 而其输出图像却并不包含全部的信息。

为克服上述缺点, 本文对传统 PCNN 模型进行了改进与简化: (1)对阈值函数做了改进, 即把随时间反复衰变的指数函数改进成为随时间单调递减的指数函数; (2)令 $\beta=0$, 将传统 PCNN 模型简化为无连接 PCNN 模型^[8], 这种模型在神经网络处理时间内主要依靠与像素对应的神经元各自独

立的信息。简化与改进后 PCNN 模型的表达式如下:

$$F_{ij}[n] = \exp(-\alpha_F)F_{ij}[n-1] + V_F Y_{ij}[n-1] + I_{ij} \quad (6)$$

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n] \quad (7)$$

$$\theta_{ij}[n] = \theta_0 \exp(-\alpha_\theta n) \quad (8)$$

其中 $Y_{ij}[n]$ 与式 (4) 相同, 在式(6)中连接权矩阵 \mathbf{M} 变为一个等于 1 的常数, 式(2)的作用可不予考虑, 其他参数与基本 PCNN 模型相同。在这种模型中对每一神经元作用时, 避免了周围其他神经元的影响, 而在处理过程中, 每一个神经元的点火时间与点火频率更多地直接由与每个神经元相联系像素的灰度值和其时间信息来决定, 这种模型被称作 PCNNNI(Pulse Coupled Neural Networks with Null Interconnection)。

当简化型 PCNN 对图像进行迭代处理时, 因为 PCNNNI 模型中神经元的输出主要依赖于与神经元相联系的像素信息, 这样可以定义一个赋时矩阵 \mathbf{T} , 其大小与外部输入 \mathbf{I} , 输出 \mathbf{Y} 相等, 并且 \mathbf{T} 中的任一元素与 \mathbf{I} , \mathbf{Y} 相联系的神经元一一对应, 即 T_{ij} 与 I_{ij} , Y_{ij} 相联系的神经元对应, 其数学表达式如下:

$$T_{ij}[n] = \begin{cases} n, & \text{仅当 } ij \text{ 神经元第 } n \text{ 次点火, 即 } Y_{ij} = 1 \\ T_{ij}[n-1], & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

其中 $T_{ij}[n]$ 是第 (i,j) 个神经元的点火时间(或次数), 其值要根据图像处理的内容来设定。式(9)表示: 在赋时矩阵 \mathbf{T} 中 (i,j) 点的值 $T_{ij}[n]$ 反映了与像素对应的第 (i,j) 个神经元首次点火的时间。分别有以下几种情况: (1)如果该神经元从未点过火, 则在 \mathbf{T} 中对应点的值为 0; (2)如果在第 n 时刻第 1 次点火, 在 \mathbf{T} 中对应点的值为 n ; (3)如果该神经元已点过火, 则在 \mathbf{T} 中对应点的值保持上一一次的值不变。其迭代过程一直进行到所有神经元都点过火, 使 \mathbf{T} 中的每一元素值不为 0, 最后形成 PCNN 的赋时矩阵 \mathbf{T} 。

在 $\beta \neq 0$ 的传统 PCNN 模型中, 由于阈值函数动态反复衰降变化及神经元的互连特性, 将会使某一点火神经元周围空间灰度变化范围较大的一些神经元激活, 这虽然能够达到图像平滑处理的要求, 同时也会引起图像的模糊, 丢失了许多图像空间细节信息。PCNNNI 改进模型虽然无法实现 PCNN 的集体点火, 而其随时间单调递减指数阈值函数符合人眼对亮度响应的要求, 并且由这一非线性变换函数决定的 PCNN 迭代时形成的赋时矩阵 \mathbf{T} 反映了基于图像空间信息的时间域信息, 它忠实地记录与每个神经元点火时间(次数)相关的信息, 正好弥补了传统 PCNN 的集体点火具有的特点, 即在形成的赋时矩阵 \mathbf{T} 中, 原处理图像中灰度变化较小的像素具有相同的点火时间, 同时在 \mathbf{T} 中也存储与每个神经元点火时间相联系的如空间等有关信息。更重要的是赋时矩阵不但可以用来传递图像分割、边缘检测等信息, 而且可以和其他方法相结合进行图像的滤波及识别等。

4 简化 PCNN 赋时矩阵图像去噪算法

众所周知,脉冲噪声是一种很有特点的噪声,通常在受噪声污染的图像中噪声像素的灰度值与其周围像素的灰度值很不相同,特别是受极端脉冲噪声干扰的情况下,这一特征更为明显,当有限灰度级(如 256)的图像受到一定强度的脉冲噪声污染时,可导致某些像素灰度值最大(255)或最小(0),为此在图像滤波前,可对图像中超过(或低于)给定灰度值的像素(这些像素不一定全为噪声污染像素)先进行预处理修正其灰度值,使之更适合于后续处理。

为此,本文在图像预处理的基础上提出了基于 PCNN 的对噪声像素进行定位,仅对噪声像素进行选择滤波的图像滤波方法。

噪声像素的定位:当利用简化 PCNNNI 模型处理图像时,它为一单层二维非连接网络,其神经元的个数等于输入图像中像素的个数,且它们一一对应。本文在用于图像滤波的 PCNNNI 模型中,将被脉冲噪声污染的预处理图像的每个像素点灰度值输入到对应神经元,运行 PCNNNI 网络模型直至所有神经元都点火为止,产生赋时矩阵 T ,由于 PCNN 中采用按指数下降的单调阈值函数,所以形成的赋时矩阵中数值较小的元素值对应含噪图像中灰度值较大的像素。然后用一个 $(2m+1) \times (2m+1)$ 的全 1 窗口矩阵 K 在 T 上滑动来判定窗口内神经元的点火时间值,并对 $(2m+1) \times (2m+1)$ 元素进行排序处理形成一向量 U ,如向量 U 中间位置所对应的值为最大或最小,则判断窗口矩阵 K 掩模的赋时矩阵 T 中心元素对应的预处理图像中的像素为噪声像素。

噪声像素的滤波:针对噪声像素的定位结果,图像中非噪声像素在滤波前后其灰度值不变,可直接输出;而对于噪声像素,可用中值滤波方法来处理;另外,由于简化 PCNNNI 模型阈值函数的非线性变换特性,致使灰度变化范围较小的一些像素会产生相同的迭代时间,所以对形成向量 U 中所有元素相同值对应的像素可采用均值滤波法。

基于 PCNN 赋时矩阵图像脉冲噪声滤波算法可描述如下:

- (1)输入含有脉冲噪声的图像 $S(i, j)$;
- (2)对图像 $S(i, j)$ 进行预处理,形成预处理图像 $S'(i, j)$ 。
- (a)将 $S(i, j)$ 与设定的阈值 $\Delta\theta$ 比较,如果 $S(i, j) < \Delta\theta$, 则预处理图像 $S'(i, j) = \Delta\theta$, 否则转到(b)。
- (b)如果 $S(i, j) > \Delta\theta$, 则取 $S'(i, j) = L - \Delta\theta$, 否则取 $S'(i, j) = S(i, j)$ (其中 L 为图像的最大灰度)。
- (3)对预处理图像进行 PCNNNI 处理,产生与图像同大小赋时矩阵 T 。
- (4)对 T 用 $(2m+1) \times (2m+1)$ 全 1 窗口矩阵 K 掩模,并将其元素排序生成 $(2m+1) \times (2m+1)$ 个元素的向量 U 。
- (5)由赋时矩阵 T 和生成的 U 判断对 $S'(i, j)$ 做何种滤波。
- (a)如果 U 中所有元素相等并等于 $T(i, j)$, 则对以

$S'(i, j)$ 为中心的元素采用 $(2m+1) \times (2m+1)$ 均值滤波。

(b)如果 U 中最大元素或最小元素不等于 $T(i, j)$, 则直接输出 $S'(i, j)$ 。

(c)对以 $S'(i, j)$ 为中心的元素采用 $(2m+1) \times (2m+1)$ 中值滤波。

(6) T 中所有元素没有处理完,转到(4),否则,输出滤波后的图像。

5 实验结果及分析

根据上述方法,本文利用 Matlab6.5 软件,分别对 256 \times 256, 灰度级为 256 的 Lena, Cameraman 和 Rice 等不同图像在受 4%~45% 等不同强度的脉冲噪声污染后进行了本文算法的实验测试,并与中值滤波、均值滤波及维纳滤波法作了比较;对滤波性能的客观衡量用峰值信噪比(PSNR)、均方误差(MSE)和均绝对误差(MAE)等指标来描述。

在实验中,选定 K 为 3×3 的窗口矩阵,用到的参数是 $\alpha_F = 0.4, V_F = 0.4, \alpha_\theta = 0.05, \theta_0 = 260, \Delta\theta = 8$ 。图 1、图 2 及图 3 为加噪声强度为 10% 的不同滤波方法滤波结果的视觉比较,其中各图(a)为加噪图像、(b)为本文去噪图像、(c)为中值滤波图像、(d)为均值滤波图像、(e)为维纳滤波图像、(f)为原始图像。



图 1 采用不同方法对 Lena 图像滤波结果的比较



图 2 采用不同方法对 Cameraman 图像滤波结果的比较

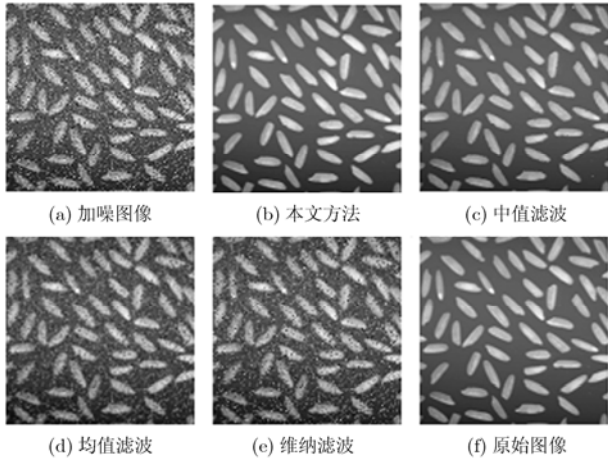


图3 采用不同方法对 Rice 图像滤波结果比较

在表1中对3幅含脉冲噪声图像采用4种不同滤波方法的PSNR, MSE和MAE指标进行了比较(加10%的噪声);表2对Lena图像所加不同脉冲噪声时采用4种不同滤波方法的PSNR性能作了比较。

表3给出了3幅含脉冲噪声图像当采用传统PCNN赋时

矩阵算法和本文简化PCNN赋时矩阵算法的PSNR, MSE和MAE指标的比较结果,其中 $\alpha_F = 0.4, V_F = 0.4, \beta = 0.2, \alpha_L = 0.1, V_L = 0.05, \alpha_\theta = 0.1$,内部连接矩阵 $\mathbf{W}=\mathbf{M}$ 为一个 3×3 全1方阵。

通过计算机仿真,从实验图表可以得出:表1,表2测出的相关评价指标数据充分显示了基于PCNN赋时矩阵的脉冲噪声去除方法在保护图像细节和滤除噪声两方面都有比中值、均值及维纳滤波法好得多的优势;由图1,图2及图3中几种不同算法的图像滤波视觉表现可以看出,基于PCNN赋时矩阵的图像脉冲噪声滤波方法不仅比中值、均值及维纳滤波法的去噪能力强,而且能很好地保护图像的边缘与细节,抗畸变能力强,视觉效果较好,具有较强的适应性;由于传统PCNN模型利用了神经元的集体点火特性,经其处理的图像在某一局部区域具有平滑作用,加之脉冲噪声固有的特点,故经过该模型及后续系列处理的含有脉冲噪声的图像性能就要比简化PCNN模型处理的效果差一些,这一点可从两者的实验数据表3得出结论,另外,由于简化模型处理的数据量相对传统模型较少,本文所提算法在运行时间上要小于传统模型算法的运行时间,有利于实时图像信号处理。

表1 对3幅含噪图像采用几种不同滤波方法的3种不同指标比较(加10%的噪声)

指标	Lena			Cameraman			Rice		
	PSNR	MSE	MAE	PSNR	MSE	MAE	PSNR	MSE	MAE
加噪图像	15.1851	1985.9	12.7603	14.9921	2076.2	12.9896	15.5217	1837.9	12.8001
中值滤波	29.1566	79.563	3.9589	25.8737	169.477	4.9003	35.2457	19.5846	1.4237
本文方法	32.7462	34.827	1.8220	28.5833	90.8130	2.6452	39.1729	7.9284	0.7957
均值滤波	22.6213	358.39	13.3881	21.2901	486.929	15.0343	23.998	261.031	11.3497
维纳滤波	18.9852	827.81	14.0358	18.6906	885.982	14.7104	19.7009	702.093	12.6076

表2 对Lena图像加不同脉冲噪声时采用不同滤波方法的PSNR性能比较

	所加噪声强度								
	6%	8%	10%	12%	14%	16%	18%	20%	
中值滤波	30.0769	29.6881	29.1577	28.9277	28.2254	27.5629	26.7445	26.6915	
本文方法	33.7731	33.1787	32.7457	32.5429	31.9505	31.1586	30.6438	30.5115	
均值滤波	24.2436	23.3456	22.6212	21.9919	21.2433	20.8349	20.2019	19.8605	
维纳滤波	20.1387	19.4215	18.9855	18.5560	18.1451	17.9574	17.5392	17.4569	

表3 对3幅含噪图像采用传统PCNN和简化PCNN模型不同滤波方法的3种不同指标比较(加10%的噪声)

指标	Lena			Cameraman			Rice		
	PSNR	MSE	MAE	PSNR	MSE	MAE	PSNR	MSE	MAE
加噪图像	15.185	1985.9	12.760	14.992	2076.2	12.990	15.522	1837.9	12.800
本文PCNN赋时矩阵方法	32.746	34.827	1.8220	28.583	90.813	2.6452	39.173	7.9284	0.7957
传统PCNN赋时矩阵方法	30.925	41.753	2.7789	27.843	105.75	2.9658	37.473	10.211	1.5206

6 结束语

PCNN 在图像与信号处理方面具有广阔的应用前景,它的模型是一个极其复杂的非线性系统,其理论研究仍在发展阶段。因此,关于 PCNN 模型及其参数对信息处理的作用与影响等方面的课题,目前仍还是一个研究热点。本文从受脉冲噪声污染图像的特点出发,对 PCNN 模型进行了改进与简化,提出了基于 PCNN 赋时矩阵的图像去噪算法,并将其与中值滤波、均值滤波及维纳滤波等不同方法进行了比较。结果发现,当噪声的强度较小时,用本文算法恢复图像的效果远好于其他 3 种方法,而当噪声的强度较大(本文曾加噪到 45%)时,也有明显好于其他滤波方法的滤波效果,另外,本文算法也可用于不同类型的图像去噪,适应性强。

参 考 文 献

- [1] Yin L and Neuvo Y. Adaptive FIR-WOS hybrid filtering [A]. Proc. Int. Symp. Circuits and Syst [C]. San Diego, CA, 1992, 6: 2637-2640.
- [2] Eng How-Lung and Ma Kai-Kuang. Noise adaptive soft-switching median filter. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2001, 10(2): 242-251.
- [3] Wang J H and Yu M D. Images smoothing by adaptive fuzzy optimal filter[A].Proc. IEEE Int.Conf.Syst. Man and Cybern [C]. Vancouver, BC, Canada, 1995: 845-848.
- [4] Wang J H and Lin L D. An improved median filter using minmax algorithm for image processing [J]. *Electron Lett*, 1997, 33(16): 1362-1363.
- [5] Sun T and Neuvo Y. Detail-preserving median based filters in image processing [J]. *Pattern Recognition Letter*, 1994, 15(4): 341-347.
- [6] Eckhorn R, Reitboeck H J, and Arndtetel M. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: simulation of results from cat cortex [J]. *Neural Computation*, 1990, 2(3): 293-307.
- [7] Ranganath H S, Kuntimad G, and Johnson J L. Pulse-coupled neural network for image processing [A]. In: Proceedings of IEEE Southeastcon [C]. New York: IEEE Press, 1995: 37-43.
- [8] Johnson J L and Padgett M L. PCNN models and applications [J]. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1999, 10(3): 480-498.
- [9] Kuntimad G and Ranganath H S. Perfect image segmentation using pulse coupled neural networks [J]. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1999, 10(3): 591-598.
- [10] Ranganath H S and Kuntimad G. Object detection using pulse coupled neural networks[J]. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1999, 10(3): 615-620.
- [11] 刘勃, 马义德, 钱志柏.一种基于交叉熵的改进型 PCNN 图像自动分割新方法[J]. *中国图象图形学报*, 2005, 10(5): 579-584. Liu Q, Ma Y D, and Qian Z B. Automated image segmentation using improved PCNN model based on cross-entropy [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2005, 10(5): 579-584.
- [12] Chacon M I and Zimmerman A. PCNNP: A pulse-coupled neural network processor [A]. IEEE International Joint. Conference on Neural Networks [C]. Honolulu Hawaii USA. 2002: 1581-1584.
- [13] Stewart R D, Fermin I, and Opper M. Region growing with pulse-coupled neural networks: an alternative to seeded region growing [J]. *IEEE Trans. on Neural Network*, 2002, 13(6): 1557-1562.
- [14] Ma Y D, Dai R L, and Li L. Image segmentation of embryonic plant cell using pulse-coupled neural networks [J]. *Chinese Science Bulletin*, 2002, 47(2): 167-172.

刘 勃: 男, 1970 年生, 硕士, 副教授, 主要从事通信、图像处理、人工神经网络及电子技术方面的研究工作。
 马义德: 男, 1963 年生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事生物信息图像处理、DSP 与信号处理及计算机应用。