

# 基于脉冲耦合神经网络和施密特正交基的一种新型图像压缩编码算法

马义德, 齐春亮, 钱志柏, 史 飞, 张在峰

(兰州大学信息工程学院, 甘肃兰州 730000)

**摘 要:** 自从脉冲耦合神经网络(PCNN)被提出以来,在图像处理、模式识别、人工智能等领域得到了广泛应用. 由于其生物学背景的特性,使得其能够对灰度图像进行完美的分割: PCNN 局部连接域的作用及阈值指数衰减特性,使得具有近似灰度特性的邻近像素能够同时处于激活状态,这就构成了 PCNN 分割特性的基础,使得图像分割结果既能较好地包含原始图像细节信息,又能避免一些无意义的小分割块的产生. 借鉴施密特正交化思想,利用自然初始基对每一分割区域进行变换,得到一组正交基的变换系数,相对于分割前图像的数据量大为减少,存储空间需求小,从而实现了压缩. 相对于 JPEG 算法,该方法使重建图像的质量得到显著提高,同时也使得逐步重建图像成为可能.

**关键词:** 脉冲耦合神经网络; 正交基; 不规则分割区域; 施密特正交化

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2006) 07-1255-05

## A Novel Image Compression Coding Algorithm Based on Pulse-Coupled Neural Network and Gram-Schmidt Orthogonal Base

MA Yide QI Chun-liang QIAN Zhibai SHI Fei ZHANG Zaifeng

(College of Information Science & Engineering, Lanzhou University, Lanzhou, Gansu 730000, China)

**Abstract** Pulse Coupled Neural Network (PCNN) has gained widely application in image processing, pattern recognition, artificial intelligence etc. since it was proposed. PCNN can perform perfect image segmentation due to its biological background. PCNN has the property of local interconnection and changing threshold through which those adjacent pixels that have approximate gray values can be pulsed simultaneously. So PCNN has the foundation of realizing the regional segmentation. And segmented images that contain the details of origin can be achieved and at the same time the trivial segmented regions may be avoided. For the better approximation of irregular segmented regions, the Gram-Schmidt method, by which a group of orthogonal base functions is constructed from a group of linear independent initial functions, is adopted. It was found that much less computer memory was needed to store the coefficients than the original image, resulting in data compression. Because of the orthogonal reconstructing method, the quality of reconstructed image can be greatly improved and the progressive image transmission also becomes possible compared to JPEG algorithm.

**Key words** pulse-coupled neural networks; the orthonormal basis; irregular segmented region; Gram-Schmidt orthonormalization

## 1 引言

迄今为止,基于分块操作的图像压缩方法由于具有计算速度快、不需图像的形状信息等优点而获得广泛应用,如静止图像压缩标准 JPEG<sup>[1]</sup>,以及视频压缩标准如

H. 261<sup>[2]</sup>、MPEG<sup>[3,4]</sup>等.但是这类压缩算法也有其自身的固有缺陷,如在各块的边界存在灰度的不连续性(方块效应),将对重建图像的主观质量产生极大的影响;同时,由于这类算法采用固定大小的块,通过舍弃部分高频系数来获得压缩效果,因此只能获得中低程度的压缩比.第二代

收稿日期: 2005-04-04 修回日期: 2006-04-17

基金项目: 国家自然科学基金(N o. 60572011); 985特色项目计划(N o. LZ 985-231-582627); 甘肃省交叉学科青年创新项目(N o. 870810)

编码技术不再局限于信息论的框架,而是要求充分利用人的视觉、生理、心理及图像信源的各种特征,进一步提高压缩比。编码时首先将图像中诸如边界、轮廓、纹理等结构特征提取出来予以编码,解码时再根据结构和参数信息进行图像重建,在获得更高压缩比的同时消除了 JPEG 等方法存在的重建图像失真,比如方块效应。传统的方法很少考虑图像的内容含义及人眼视觉系统(VHS),用规则的方块分割处理后再编码,因此容易导致高压缩时出现严重的图像失真。

基于分割的“第二代”编码技术不再局限于简单的方块编码,其出发点是,先让分割区域(或纹理)与原始图像对应部分之间在视觉意义下最大地接近,然后再对这些区域(纹理)进行编码。当然,这种突破常规的做法必然带来处理上的问题,比如,使用何种方案分割图像,才能使分割简单且适用范围广泛,使用何种基函数压缩图像区域,如何定位分割出的图像内容等等。

PCNN 是神经学和生物学的最新研究成果,由于其严格的生物学基础,使其非常适合于图像的分割,本文结合正交基对 PCNN 分割图像的不规则区域进行了压缩编码,结果验证了该算法的有效性和实用性,同时这种基于内容的编码方法能够满足未来的 M PEG 标准<sup>[5]</sup>对于视频流中具体目标编码的根本要求。

## 2 基于 PCNN 的图像分割

分割图像编码的关键在于找寻最佳的图像分割算法,该算法应该能够依据某种已定的近似准则,将原始图像 I 分割为不同区域  $R_j$ ,各个区域中的像素都满足该近似准则,具有某种相似性,通常这种相似性是指各像素灰度值上的近似。此外,各分割区域还应互不重叠,并且能够完全恢复原始图像。即  $R_j \cap R_k = \emptyset \forall j \neq k$ 。由于分割图像编码能够和原始图像自然边界较好地吻合并且按照近似准则进行图像分割,因此与块编码技术相比较,它更符合人的视觉系统(HVS, Human Visual System)<sup>[8]</sup>,能够获得更高的压缩比和更令人满意的重建图像。

通过对小型哺乳动物的研究演化而来的脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Nets PCNN)算法是一种基于神经生理学的模型,它由神经元组成,每个神经元通过下面的迭代等式实现具体运算:

$$F_{ij}[n] = \exp(-\alpha_F)F_{ij}[n-1] + V_F \sum_{m,kl} Y_{kl}[n-1] + S_{ij} \quad (1)$$

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

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

$$Y_{ij}[n] = 1 \text{ if } U_{ij}[n] > \theta_{ij}[n] \text{ or } 0 \text{ otherwise} \quad (4)$$

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

S 表示输入激励,通常是点  $(i, j)$  的像素灰度值,每个像素对应一个神经元;F 对应神经元的输入部分,L 是连接输

入,U 对应神经元内部活动项,Y 和  $\theta$  分别是神经元的输出和动态阈值, $m, w$  对应神经元的内部连接矩阵。式(4)说明神经元的输出只有 0、1 值,当内部活动项 U 大于此时的动态阈值  $\theta$  则输出 1,反之,则输出 0。因此 PCNN 每次迭代的输出图像是二值图像。各神经元对应的阈值  $\theta$  按照式(5)依指数规律衰减,衰减系数为  $\alpha_\theta$ 。由式(3)可知,内部活动项 U 的取值则由神经元的输入项 F 和连接项 L 共同决定。当前像素和周围像素之间相互作用的大小可通过连接系数  $\beta$  调节。由于 PCNN 的连接域特性,使得当某一神经元的内部活动项大于动态阈值而输出脉冲 1 时,该神经元周围 W 邻域内具有近似输入激励的其他神经元在下次迭代时,受连接输入的影响也被激活输出脉冲。因此具有近似灰度的像素对应神经元受连接域的作用而同步激活的特性使得 PCNN 非常适合作为分割图像编码的分割算法<sup>[9]</sup>。

由于 PCNN 模型的各项参数对个神经元的状态起着重要作用,因此寻找针对不同输入图像的最佳参数成为一项繁重的工作<sup>[10]</sup>。为此,我们采用如下的简化 PCNN 模型:

$$F_{ij}[n] = S_{ij} \quad (6)$$

$$L_{ij}[n] = \sum_{m,kl} w_{mkl} Y_{kl}[n-1] \quad (7)$$

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n](1 + \beta L_{ij}[n]) \quad (8)$$

$$Y_{ij}[n] = 1 \text{ if } U_{ij}[n] > \theta_{ij}[n] \text{ or } 0 \text{ otherwise} \quad (9)$$

$$\theta_{ij}[n] = \exp(-\alpha_\theta)\theta_{ij}[n-1] \quad (10)$$

在初始状态,除输入激励  $S_{ij}$  外,其他参数均设为零。第一次迭代完成时,所有神经元将输出 1,此后动态阈值被提升至一预设值  $V_\theta$ 。然后各神经元按照式(6)~(10)进行迭代运算。对 PCNN 第 n 次迭代后输出的二值图像再按照空间相邻与否标记为不同的区域,对每次迭代结果进行同样的操作,直至所有像素对应神经元均被激活过一次。这样最终各分割区域中的像素同时具有灰度值和空间上的近似性。

## 3 利用正交基重建原始图像

设  $f(x, y)$  对应图像各像素的灰度值,  $(x, y)$  对应像素点的坐标,  $f'(x, y)$  是  $f(x, y)$  的近似函数,它由 N 个基函数  $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_N$  组成,相应系数分别为  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N$ 。误差 E 定义如下:

$$E = \|f' - f\|^2 = \sum_y \sum_x (f'(x, y) - f(x, y))^2 \\ = \sum_y \sum_x \left( \sum_{i=1}^N (\alpha_i \varphi_i(x, y)) - f(x, y) \right)^2$$

欲使误差 E 最小,可令  $\forall i, \partial E / \partial \alpha_i = 0$ 。由此可得一方程组,矩阵表示如下:

$$\begin{bmatrix} \sum_y \sum_x \varphi_1(x, y) \varphi_1(x, y) & \dots & \sum_y \sum_x \varphi_N(x, y) \varphi_1(x, y) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_y \sum_x \varphi_1(x, y) \varphi_N(x, y) & \dots & \sum_y \sum_x \varphi_N(x, y) \varphi_N(x, y) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_y \sum_x \varphi_1(x, y) f(x, y) \\ \vdots \\ \sum_y \sum_x \varphi_N(x, y) f(x, y) \end{bmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_y \sum_x f(x, y) \varphi_1(x, y) \\ \vdots \\ \sum_y \sum_x f(x, y) \varphi_N(x, y) \end{pmatrix}$$

如果基函数  $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_N$  是标准正交基函数, 即

$$\sum_y \sum_x \varphi_i(x, y) \varphi_j(x, y) = 0 \quad \forall i \neq j$$

$$\sum_y \sum_x \varphi_i(x, y) \varphi_i(x, y) \neq 0 \quad \forall i$$

则由上面的方程组可解得:

$$\alpha_i = \sum_y \sum_x f(x, y) \varphi_i(x, y), \quad 1 \leq i \leq N$$

在一  $N$  维子空间中, 从一组线性独立的初始基函数总可以通过施密特正交化方法得到一组标准正交基函数<sup>[11-12]</sup>, 主要构造原理<sup>[13]</sup>如下:

设  $U$  为某一区域内所有点  $(x, y)$  的集合, 在  $U$  上两个函数的内积定义为:

$$\langle f, g \rangle = \sum_{x, y} f(x, y) g(x, y) \quad (x, y \in U) \quad (11)$$

如果在  $U$  上  $\langle f, g \rangle = 0$  则我们就说函数  $f(x, y)$  和  $g(x, y)$  正交。

假设  $\{\phi_0, \phi_1, \dots, \phi_N\}$  为  $U$  上的线性独立的初始基函数集, 通过施密特正交化操作, 将得到一组标准正交基函数  $\{\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_N\}$ 。

$$\varphi_j = \sum_{i=0}^j c_{ji} \phi_i, \quad j = 0, \dots, N, \quad c_{ji} \neq 0$$

第一个标准正交基函数  $\varphi_0$  是通过将  $\phi_0$  进行归一化得到的, 即  $\varphi_0 = \phi_0 / \|\phi_0\|$ ,  $\varphi_1$  则由  $\phi_1$  和  $\varphi_0$  按照下式计算得到,  $N_1 \varphi_1 = \phi_1 - d_{10} \varphi_0$ ,  $\|N_1\| = \|\phi_1 - d_{10} \varphi_0\|$ 。同时因为  $\phi_1$  和  $\varphi_0$  正交, 上式中:  $d_{10} = \langle \phi_1, \varphi_0 \rangle$ 。以此类推, 如果已知  $n$  个标准正交基函数  $\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_{n-1}$ ,  $\varphi_n$  则可按下式求得:

$$N_n \varphi_n = \phi_n - \sum_{i=0}^{n-1} \langle \phi_n, \varphi_i \rangle \varphi_i$$

$$\|N_n\| = \|\phi_n - \sum_{i=0}^{n-1} \langle \phi_n, \varphi_i \rangle \varphi_i\|, \quad 1 < n \leq N$$

由此我们可以从一组相互独立的初始基函数  $\{\phi_0, \phi_1, \dots, \phi_N\}$  通过施密特正交化得到一组标准的正交基函数  $\{\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_N\}$ 。

本文采用自然阶二项式  $1, x, y, x^2, xy, y^2, x^3, x^2y, \dots$  作为初始基函数, 在对图像进行了分割的基础上, 对每一不规则分割区域进行标准正交化, 得到对应每一分割区域的一组标准正交基函数, 从而得到该分割区域图像的近似函数

$$f'(x, y) = \sum_{i=1}^N \alpha_i \varphi_i(x, y)$$

由于在不同分割区域的构造的正交基函数不同, 且篇幅有限, 所以在这里无法一一罗列出全部的正交基构造函数, 仅取出其中一组作为实例:

7. 83

$$2 \ 143y - 1. \ 62k$$

$$6 \ 398x^2 - 8 \ 254x - 3 \ 998y + 1. \ 792$$

$$5 \ 772xy - 3 \ 690(x+y) + 1 \ 078k^2 + 2 \ 382$$

$$6 \ 398y^2 - 4 \ 430k - 8 \ 254y + 1. \ 144k^2 - 2 \ 290y + 1 \ 792$$

在接收端只要根据每一分割区域的系数就可以在一定的误差范围内重建原始图像, 从而实现了不规则分割区域的压缩编码。

## 4 试验结果及讨论

本文采用四幅  $128 \times 128$  8bit Test和 Lena, Bacteria, Cell图像作为试验图像, 如图 1所示。

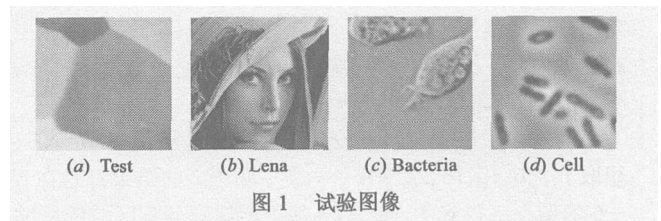


图 1 试验图像

本文采用两种方法重建图像, 第一种方法是基于 PC-NN 的不规则分割区域压缩编码 (下文简称算法 1), 第二种方法是 JPEG 算法, 将原图像分成  $8 \times 8$  的块, 然后对各块进行 DCT 变换, 最后按 Z 字型保留 6 个变换系数用于重建图像 (下文简称算法 2)。为了便于进行比较, 无论采用何种方法, 最终得到的各重建参数都不进行进一步编码, 都用 8bit 表示。另外我们将各方法的压缩比大致调为相同, 然后比较各方法的峰值信噪比 (PSNR) 及重建图像的主观视觉效果。

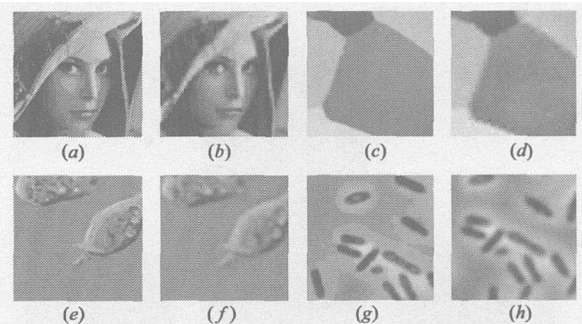


图 2 重建图像。(a) 算法 1 重建 Lena 图像;(b) 算法 2 重建 Lena 图像;(c) 算法 1 重建 Test 图像;(d) 算法 2 重建 Test 图像;(e) 算法 1 重建 Bacteria 图像;(f) 算法 2 重建 Bacteria 图像;(g) 算法 1 重建 Cell 图像;(h) 算法 2 重建 Cell 图像

对于纹理比较简单的图像, 如 Test 图像, PCNN 可以实现图像的完整分割, 也就是说它可以完全按照图像的边界将原始图像分割为不同的区域, 然后用正交基近似各个不规则的区域, 从而实现很高的压缩比。各种方法的重建图像如图 2 各图所示, 在压缩比近似的情况下, 两种算法的峰值信噪比 PSNR 如表 1 所示。PSNR 的定义如下式所示: 其中  $(i, j)$  代表像素点坐标,  $I(i, j)$  和  $I'(i, j)$  分别表示原始图像和重建原图像各像素点灰度值,  $M, N$  表示图像的

行、列数.

$$\text{PSNR} = 10 \times \lg_0 \frac{255^2}{M \times N \times \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [I(i,j) - I'(i,j)]^2}$$

表 1 在压缩比近似的情况下两种算法的 PSNR (dB)比较

	Lena		Test	
	压缩比	PSNR (dB)	压缩比	PSNR (dB)
算法 1	15 2	28.5842	19 3	36 17
算法 2	10 6	23.98	16	34 65

从试验结果和重建图像的质量上可以看出, 算法 1 在恢复图像的信噪比及主观视觉效果上均好于算法 2 在压缩比接近的情况下, 前者的峰值信噪比均高于后者; 在主观视觉效果上, 图像 (a) 明显要好于图像 (b), 图像 (a) 清晰自然, 细节丰富.

通过多次试验发现正交基的个数 (这里设为  $N$ )  $N$  只能取 1, 3, 6, 10, 15, 21, 28, …, 表 1 和图 2 的结果都是在  $N = 6$  的情况下得到的. 事实上, 基于不规则分割区域的压缩编码的一大优势是: 压缩率是可以被控制的<sup>[10]</sup>. 本文重点在于阐述 PCNN 作为分割策略的有效性, 没有考虑省略重建系数. 图 3 是对应不同  $N$  值重建效果的比较, 其中 (a) 是原图, (b) 是对应原图的 PCNN 网络不同时间的激发情况, 算法 1 把原图分成了 210 块子图像. (c) ~ (f) 分别是  $N = 3, 6, 10, 15$  对应的重建图像. 从图 3 中可以看出, 随着  $N$  值的增加, 重建图像的效果逐步变好. 但试验证明当  $N = 15, 21$  时 PSNR 就开始略有下降, 从理论上讲, 应该随着  $N$  的增大, 图像效果将会越来越好, 但对于某一个具体图像来说 (用一定个数的正交基上的投影来重建图像已经足够), 过大的  $N$  会使分割块在阶次较高的正交基上的投影为零, 同时因为计算机计算误差的存在, 使得这些为零的

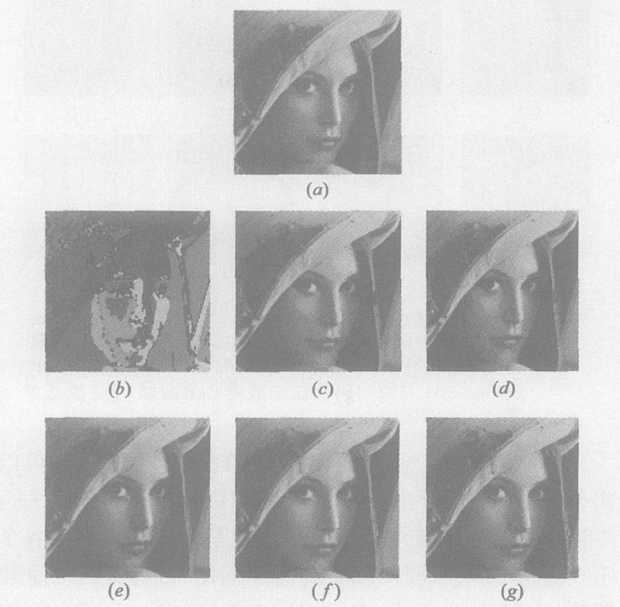


图 3 不同  $N$  值重建效果比较. (a) Lena; (b) 区域标号; (c)  $N=3$ ; (d)  $N=6$ ; (e)  $N=10$ ; (f)  $N=15$ ; (g)  $N=21$

正交基在重建图像时系数并不为零, 从而造成重建图像有明显失真和误差存在 (如图 3 中 (f)、(g)), 造成 PSNR 略有下降.

本文重点在于说明基于 PCNN 不规则分割区域编码方案的正确性和合理性. 特别是 PCNN 符合了人类视觉系统的特性, 完全依赖于图像的自然属性对图像进行分割, 不用预先选择处理的空间范围. 这是 PCNN 应用于图像处理的优势<sup>[14, 15]</sup>.

表 2 不同  $N$  值重建图像的 PSNR 比较

	$N = 3$	$N = 6$	$N = 10$	$N = 15$	$N = 21$
PSNR (dB)	27.8376	28.5842	29.1904	29.1413	27.9052

5 结束语

通过大量试验发现, 对于纹理相似的图像, 该算法参数具有良好的稳健性, 相对于 JPEG2000 来说, 算法简单, 压缩参数需要内存空间较少. 由于 PCNN 本身对图像细节有较好的保留特性, 在图像变模糊之后, 仍能达到很好的分割效果. PCNN 优秀的分割特性再一次成功地应用于本算法的编码方案中, 尤其是在保持图像细节方面, 有着传统块编码无法比拟的优势.

参考文献:

[1] ISO / IEC 10918-1, Information technology-digital compression and coding of continuous-tone still images-part 1: Requirements and guidelines[S]. 1994.

[2] ITU-T Recommendation H. 261, Line transmission of non-telephone signals[M]. Video codec for audio visual services at P\* 64kb it/s 1993

[3] ISO / IEC 11172-2 Information technology-coding of moving pictures and associated audio for digital storage media at up to about 1.5mb it/s-part 2 Video[S]. 1993

[4] SO / IEC 13818-2 Information technology-generic coding of moving pictures and associated audio information-part 2 Video[S]. 1994

[5] L Chiariglione The development of an integrated audiovisual coding standard MPEG[J]. Proceedings of the IEEE, 1995, 83(2): 151-157.

[6] M Kunt et al Recent results in high compression image coding[J]. IEEE Trans on CAS, 1987, 34(11): 1306-1336

[7] M Gilge Region-oriented transform coding (ROTC) of images[A]. In Proceedings of the International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing (IC-ASSP)[C]. Albuquerque 1990. 2245-2248

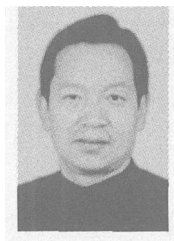
[8] J L Walsh Interpolation and Approximation by Rational Functions in the Complex Domain[M]. American Math Soc Colloq. Publ. 20 American Math Soc., Providence

1965.

- [9] 马义德, 李廉, 戴若兰. 一种基于脉冲耦合神经网络和图像熵的自动图像分割方法 [J]. 通信学报, 2002, 29(3): 49–51.  
MA Yi-de, LI Lian, DAI Ruo-lan. Automated image segmentation using PCNN and entropy of image [J]. Journal of China Institute of Communications, 2002, 29(3): 49–51. (in Chinese)
- [10] 马义德, 李廉, 戴若兰. 一种基于脉冲耦合神经网络的植物胚胎细胞图像的分割研究 [J]. 科学通报, 2001, 46(21): 1781–1787.  
MA Yi-de, LI Lian, DAI Ruo-lan. Image segmentation embryonic plant cell using PCNN [J]. China Science Bulletin, 2001, 46(21): 1781–1787. (in Chinese)
- [11] W Philips. A Fast algorithm for orthogonalizing polynomials on an arbitrarily shaped region [R]. ELIS Technical Report W P. 1996, 96–101.
- [12] André K aup, Til A ach. Coding of segmented images using shape independent basis functions [J]. IEEE Transactions on image processing, 1998, 7(7): 937–947.

- [13] 姚天任, 孙洪著. 现代数字信号处理 [M]. 华中科技大学出版社, 中国武汉, 1999, 67–8.
- [14] 顾晓东, 余道衡. PCNN 的原理及其应用 [J]. 电路与系统学报, 2001, 6(3): 45–51.  
GU Xiao-dong, YU Dao-heng. PCNN's principles and applications [J]. Journal of Circuits and Systems, 2001, 6(3): 45–51. (in Chinese)
- [15] MA Yi-de, SHI Fei, LI Lian. A new kind of impulse noise filter based on PCNN [A]. IEEE ICNNSP [C]. 2003, 152–155.

#### 作者简介:



马义德 男, 1963 年出生于甘肃临夏, 兰州大学教授, 博士生导师, 主要研究方向: 生物信息、数字图像处理技术、DSP 与信号实时编码技术、人工智能等。

齐春亮 男, 1971 年出生于天津宝坻, 兰州大学研究生, 研究方向: 数字图像处理新技术研究、神经网络。

E-mail: jich103@st.lzu.edu.cn