

脉冲耦合神经网络在图像处理中的参数确定

于江波, 陈后金, 王 巍, 李居朋

(北京交通大学电子信息工程学院, 北京 100044)

摘 要: 脉冲耦合神经网络(PCNN)模型可有效地应用于图像处理领域. 但目前在PCNN模型理论方面的研究较少, 参数的确定仍停留在经验阶段, 这很大程度上限制了PCNN模型的发展. 本文对PCNN模型进行理论上的推导, 特别是模型各参数对PCNN特性的影响, 给出了PCNN模型应用于图像处理中各参数确定的准则. 在将其应用于眼底图像处理中, 取得与人工参数选取相似的效果, 表现出较好的鲁棒性.

关键词: 脉冲耦合神经网络; 参数确定; 计算机仿真; 图像处理

中图分类号: TN9571.52, TP183 **文献标识码:** A **文章编号:** 037222112(2008)020081205

Parameter Determination of Pulse Coupled Neural Network in Image Processing

YU Jiangbo, CHEN Houjin, WANG Wei, LI Jupeng

(School of Electronics and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: Pulse coupled neural network (PCNN) can be implemented on image processing effectively. But little researches are about theory analysis in present and the determination of parameters is on the stage of experience, which impedes the development of PCNN model. PCNN model is analysis in theory and the influence of parameters to PCNN is proved in this paper. Finally the rule of parameter determination in image processing is proposed. In ocular fundus image processing, the effect of automation parameter determination is similar to manual parameter determination and the result demonstrate its robustness.

Key words: pulse coupled neural network; parameter determination; computer simulation; image processing

1 引言

随着生物神经学的发展, 作为第三代神经网络的一个重要分支, 一种被称为脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)的人工神经网络的研究正在逐渐升温^[1, 2]. PCNN有它的生物学依据, 与传统的人工神经网络相比有许多的不同点, 是对高级哺乳动物视觉的仿生. 在图像处理应用中, PCNN取得了初步的成果^[2-12], 其中涉及到图像平滑^[2]、图像融合^[3]、图像分割^[5-8]、图像压缩^[9]、图像增强^[10], 还可应用于图像目标识别^[4]等方面. PCNN在图像处理应用中具有优势是与其生物学背景相一致的, 同时作为生物视觉这一复杂系统的仿生, 目前对它的研究还停留在应用探讨的阶段, 还缺少一种理论的指导.

在实际应用中使用PCNN, 需选取适当的网络参数以得到令人满意的结果. 迄今为止, 解决这一问题的主要方法还停留于根据多次试验人工调整参数, 这在很大程度上限制了PCNN的应用. 因此, 网络参数的选取问题成为目前PCNN应用中的一个难点. 针对这一问题,

本文对Eckhorn提出的PCNN模型, 进行理论上的分析, 明确PCNN行为特性受各参数变化的影响, 并在此基础上通过理论推导及计算机仿真, 给出各参数确定的准则. 文章第二部分简单介绍了PCNN模型; 第三部分对PCNN模型进行了详细的理论推导, 并通过与计算机仿真相结合的方式, 分析了各参数对PCNN特性的影响, 给出各参数确定的准则; 第四部分通过将PCNN应用于医学眼底图像处理, 对本文的推导结果进行检验.

2 脉冲耦合神经网络

20世纪90年代, Eckhorn等对猫的视皮层神经元脉冲同步振荡现象的研究取得了巨大的进展, 得到了哺乳动物的视神经元脉冲发放现象^[1], 并提出了连接模型及其改进模型. 其提出的PCNN神经元结构如图1所示.

PCNN神经元可以很好的模拟生物神经元的特点, 图1左边的实心框相当于树突, 右边的实心框相当于神经元对输入的处理以及判断自身是否被激活. 在具体分析过程中, 可以按照图示的虚线分为三个部分: 接收部分、调制部分和脉冲产生部分. 神经元的接收部分接收

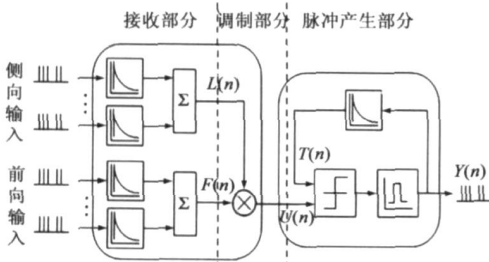


图1 PCNN 神经元模型

来自其他神经元与外部的输入。接收部分接收到输入信号后,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,其中F通道的脉冲响应函数随时间的变化比L通道慢。为Y本神经元的输出,同时也是其他的神元的输入,S表示来自外界的输入。其迭代公式如下:

$$F_{ij}[n] = e^{-\Lambda F} F_{ij}[n-1] + V_F \sum_k m_{ijk} Y_{kl}[n-1] + S_{ij} \quad (1)$$

$$L_{ij}[n] = e^{-\Lambda L} L_{ij}[n-1] + V_L \sum_k w_{ikl} Y_{kl}[n-1] \quad (2)$$

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

$$T_{ij}[n] = e^{-\Lambda T} T_{ij}[n-1] + V_T \sum_k Y_{kl}[n-1] \quad (4)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} \text{st}\phi(U_{ij}[n] - T_{ij}[n-1]) \\ 1, U_{ij}[n] > T_{ij}[n-1] \\ 0, U_{ij}[n] \leq T_{ij}[n-1] \end{cases} \quad (5)$$

调制部分将来自L通道的信号 L_{ij} 加上一个正的偏移量后与来自F通道的信号 F_{ij} 进行调制,得到内部状态信号,见式(3)。模型中偏移量归整为1,B为联结强度。由于信号 F_{ij} 的变化比信号 L_{ij} 慢,在短时内,调制得到的内部状态信号就近似为一快速变化的信号叠加在一近似常量的信号上。 U_{ij} 输入到脉冲产生部分。

脉冲产生部分由阈值可变的比较器与脉冲产生器组成。当脉冲产生器打开时,其发放脉冲的频率是恒定的。当神经元输出一个脉冲,神经元的阈值 T_{ij} 就通过反馈迅速得到提高,见式(4)。当神经元的阈值 T_{ij} 超过 U_{ij} 时,脉冲产生器就被关掉,停止发放脉冲,阈值开始指数下降。当阈值低于 U_{ij} 时,脉冲产生器被打开,神经元点火,即处于激活状态,输出一个脉冲或脉冲序列,见式(5)。

3 PCNN的特性分析及参数确定

3.1 PCNN行为分析

PCNN 单个神经元的震荡曲线如图2所示。从曲线可以看出,PCNN 神经元通过将不同的输入值转化为不同的震荡频率,从而实现其对输入的量化。在各神经元不存在相互连接的情况下,F输入值越大,点火频率越大。因此,在图像处理中,PCNN 实现了图像像素值到神

经元点火频率的非线性映射。

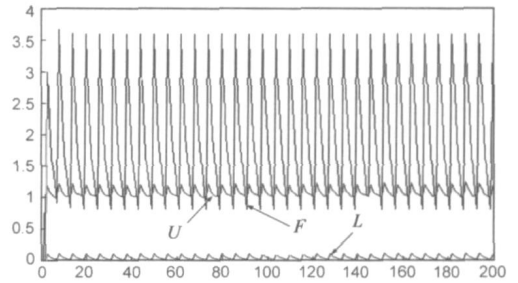


图2 神经元震荡特性曲线

当各神经元之间通过连接权值 w 相互连接时,若周边神经元点火,由式(2)、(3)可知将导致当前神经元的 U 值变大,从而加速当前神经元的点火。网络的这一行为特性是各神经元对周边神经元捕获能力的体现,使得其在图像处理中根据参数选取的不同,实现不同的应用。

3.2 PCNN参数确定

在具体的图像处理应用中,网络输入参数 F 值为图像的像素灰度值,通常保持不变,因此对公式(1)不作分析。由于在图像中能获得的直接信息是图像的像素值,因此网络输入参数 F 将是公式(3)分析的重点。参数 Λ_F 和 V_F 对阈值 T 的指数变化有很大的影响,同时也直接影响到神经元的震荡频率,因此参数 Λ_F 也是公式(4)分析的重点。参数 Λ_L 由于公式(3)的调制,在参数 B 取值不大的情况下,其对网络特性的影响不大,因此在确定 Λ_F 的前提下,可通过关于 Λ_F 的方程得到其值。参数曲线 U 和 T 的交点是神经元震荡的点火点,此时满足 $U = T$,这将公式(2)、(3)、(4)联系起来,对这一方程的分析将得到PCNN的震荡特性。

因此,本文参数确定按照以下过程进行理论推导:参数 Λ_F 和 V_F 是参数确定的重点,在确定了参数 Λ_F 和 V_F 的基础上再确定参数 Λ_L ,参数 V_L 、 w 和 B 根据具体的应用进行选择,由于在图像处理应用中,网络输入参数 F 为图像的像素灰度值,通常保持不变,因此对参数 Λ_F 、 m 和 V_F 不做分析。

3.2.1 PCNN震荡特性方程

将公式(2)、(3)、(4)写为单个神经元表达式,如下所示:

$$l_x = e^{-\Lambda L} l_{x-1} \quad (6)$$

$$u_x = f\#(1 + B\#l_x) \quad (7)$$

$$t_x = e^{-\Lambda T} t_{x-1} + v_x \quad (8)$$

$$v_x = \begin{cases} v_F, & x = nk \\ 0, & x \neq nk \end{cases} \quad k = 1, 2, 3, \dots; n = 1, 2, 3, \dots \quad (9)$$

在公式(6)~(9)中参数代表其迭代时刻点, f 代表图像像素灰度值,即神经元输入值, l 为链接输入, u 为内部活动信号, t 为动态阈值, n 、 k 为正整数, n 代表神

经元迭代周期, v_T 为阈值动态放大系数.

式(7)可写成:

$$u_x = f\#(1 + B\#l_k) = f\#(1 + B\#e^{-\Lambda l_0}) \quad (10)$$

假设神经元阈值 t_x 初值 $t_0 = v_T$, 式(8)化简过程如下:

$$\begin{aligned} t_x &= e^{-\Lambda t_{x-1} + v_x} \\ &= e^{-\Lambda l_0 + \{e^{-\Lambda[x-n(k-1)]} + e^{-\Lambda[x-n(k-2)]} + \dots + e^{-\Lambda[x-n]}\} v_T} \\ &= e^{-\Lambda l_0 + \{e^{-\Lambda[x-n(k-1)]} + e^{-\Lambda[x-n(k-2)]} + \dots + e^{-\Lambda[x-n]}\} v_T} \\ &= e^{-\Lambda l_0} \{e^{n(k-1)\Lambda} + e^{n(k-2)\Lambda} + \dots + e^{n\Lambda} + 1\} v_T \\ &= e^{-\Lambda l_0} \frac{1 - e^{\Lambda n(k+1)}}{1 - e^{\Lambda n}} = v_T \# \frac{e^{-\Lambda l_0} - e^{\Lambda [n(k+1) - x]}}{1 - e^{\Lambda n}} \end{aligned} \quad (11)$$

此时得到的表达式(11)为 $x [nk]$ 时的表达式, 即神经元在第 k 次震荡之前的阈值表达式. 在 $u_x = t_x$ 的第 k 交点, x, n, k 满足 $x = nk$, 此时即为神经元的第 k 个点火时刻点, 式(11)在 $nk \leq n$ 的情况下可以化简为如下形式:

$$t_{nk} = v_T \# \frac{e^{-\Lambda nk} - e^{\Lambda n}}{1 - e^{\Lambda n}} U v_T \# \frac{e^{\Lambda n}}{e^{\Lambda n} - 1} \quad (12)$$

$$t_{nk} = v_T \# \frac{-ne^{\Lambda n}}{(e^{\Lambda n} - 1)^2} < 0, \Lambda > 0, n \in \mathbb{N} \quad (13)$$

此时, 表达式(12)即为神经元在第 k 个点火时刻点的阈值表达式. 对表达式(12)的两边求关于 Λ 的导数可得式(13). 由于 $\Lambda > 0, n \in \mathbb{N}$, 式(13)恒大于零, 即 t_{nk} 为关于 Λ 的单调递减函数, 这说明随着 Λ 的增大将导致神经元点火频率的增大. 同理 t_{nk} 也是关于 n 的单调递减函数.

在求取 u_{nk} 和 t_{nk} 的交点时, 式(12)所表示的是奇异点, 此点的值是表达式 $u_x (x = nk)$ 在一个震荡周期内按照指数形式下降到最低点后加上阈值动态放大系数 v_T 得到的, 因此在代入方程 $u_{nk} = t_{nk}$ 时, 应将 u_{nk} 减小 v_T . 令 $u_{nk} = t_{nk}$ 可得如下方程:

$$v_T \# \frac{1}{e^{\Lambda n} - 1} = f\#(1 + B\#e^{-\Lambda nk} l_0) \quad (14)$$

此时, 称式(14)为 PCNN 神经元的震荡特性方程. 从式(14)可以看出, 当 f 增大时, 若保持 Λ 不变, 则 n 应减小, 这说明对于相同的参数 Λ , 其震荡周期随像素的灰度值增大而减小, PCNN 神经元的这种特性使得不同的 f 输入产生不同的震荡频率, 由此实现了对 f 输入的量化.

3.2.2 参数 Λ_f 的确定

对式(14)进一步化简可写成如下形式:

$$\Lambda_f = \frac{1}{n} \ln \left[\frac{v_T + f\#(1 + B_0 e^{-\Lambda nk})}{f\#(1 + B_0 e^{-\Lambda nk})} \right] \quad (15)$$

考虑到因式 $B_0 e^{-\Lambda nk}$ 在 $\Lambda > 0, n, k \in \mathbb{N}$ 的情况下为有界函数, 其满足:

$$0 < B_0 e^{-\Lambda nk} < B_0, (\Lambda > 0, n, k \in \mathbb{N})$$

由此得到如下不等式:

$$\frac{1}{n} \ln \left[\frac{v_T + f}{f} \right] < \Lambda < \frac{1}{n} \ln \left[\frac{v_T + f\#(1 + B_0)}{f\#(1 + B_0)} \right]$$

随着的 k 增大, 神经元震荡进入稳定状态, 此时:

$$\Lambda = \frac{1}{n} \ln \left[\frac{v_T + f\#(1 + c)}{f\#(1 + c)} \right], 0 < c < B l_0 \quad (16)$$

式(16)可以通过输入 f 和震荡周期 n 确定参数 Λ_f 和 v_T . 此时, 在选择 f 和 n 的时候应注意其对量化等级的影响, f 关于 n 的表达式如下:

$$f = \frac{v_T}{(1 + c)(e^{\Lambda n} - 1)}$$

其仿真曲线如图 4 所示, 从 f 关于 n 的曲线可以看出, 在虚线所包含区域内, f 变化非常迅速, 由此造成 n 的分辨率降低, 因此在选择 f 和 n 的时候应该避免这种情况.

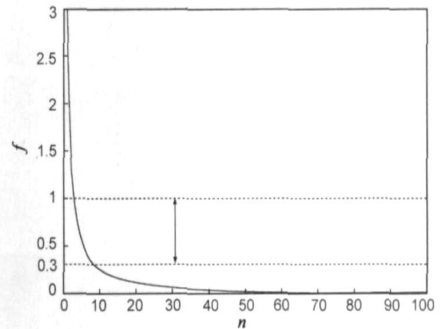


图 3 f 关于 n 的曲线

3.2.3 参数 B 的确定

由于联结强度参数 B 代表周边神经元对与本神经元的链接强度, 因此其值的选择与具体的应用有关. 针对图像处理这一领域, 参数 B 采取如下准则选取:

$$B = R \quad (17)$$

其中 R 代表图像灰度值归一化后的均方差.

3.2.4 参数 Λ_l 的确定

分析式(14)可以看出, 随着 k 的增大, Λ_l 对神经元震荡频率影响不大, 因此在实际应用中可以令 k 取一较小的常数(等于神经元实际迭代的周期数), 将 Λ 和 v_T 代入式(15)即可确定 Λ_l 的值, 如下式所示:

$$\Lambda_l = \frac{1}{nk} \left[\ln B_0 - \ln \left[\frac{v_T - f\#(e^{\Lambda n} - 1)}{f\#(e^{\Lambda n} - 1)} \right] \right] \quad (18)$$

3.2.5 参数 W 的确定

链接权值矩阵 W 代表周边神经元输出对本神经元的贡献程度, 对其采用文献[11]所提出的各项异性扩散模版, 此模版能达到强化边缘细节和平滑噪声的效果, 其表达形式如下:

$$W(x, y) = \exp \left[- \left[\frac{|\dot{y} F(x, y)|}{J} \right]^2 \right] \quad (19)$$

其中 $\dot{y} F(x, y)$ 代表像素点 (x, y) 所在邻域的梯度

值, 扩散系数 J 值的选择应等于由图像噪声所产生的梯度值, 扩散方程能对 $|\nabla F|$ 的同类像素区域和 $|\nabla F|$ 的边界区域进行了较好的保持, 而对噪声区域达到去噪的效果.

4 实验分析

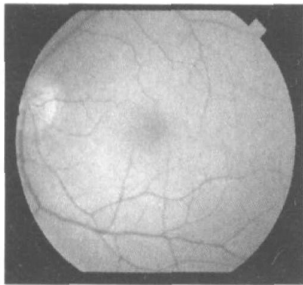
对医学眼底图像的分析有助于临床医学中各种疾病的早期发现和诊断, 具有重要意义. 但眼底图像有其自身的特点, 图像由于成像及不同的个体差异带来了图像的多样性, 同时图像中含有大量的眼球组织形成的阴影, 特别是病变所造成的视神经盘定位不准和血管模糊不清, 严重影响血管的提取及各种参数的测量. 采取传统的图像处理方法由于在去噪过程中的模糊作用, 容易造成血管管径的测量数据不精确等, 从而难以取得满意的结果. 因此本文采用 PCNN 对图像量化后再进行血管提取、视神经盘定位等处理.

针对 PCNN 在眼底图像处理中的应用, 对 Eckhorn 等人提出的 PCNN 模型做如下简化, 其矩阵表达形式如下:

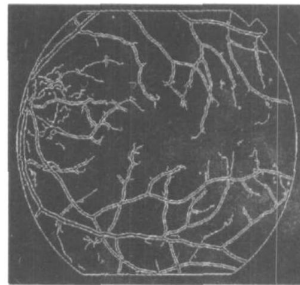
$$F[n] = s_j \quad (20)$$

$$L[n] = e^{-\lambda} L[n-1] + W^a Y[n-1] \quad (21)$$

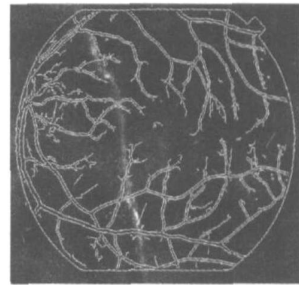
$$U[n] = F[n](1 + L[n]) \quad (22)$$



(a) 原始图像



(b) 人工调整参数



(c) 本文参数确定准则

图 4 经 PCNN 量化后提取的边缘对比图

表 1 PCNN 参数对比表

	A_T	V_T	B	A_L
人工调整	0.03	10.00	0.20	0.07
本文方法	0.0318	16.5843	0.1753	0.0652

5 结论

对脉冲耦合神经网络的研究是目前国际上神经网络研究的一个比较前沿的领域, 对其参数确定的主要方法还停留于根据多次试验人工调整. 本文对 PCNN 模型进行理论上的推导, 特别是模型各参数对 PCNN 特性的影响, 并给出了 PCNN 模型在图像处理中各参数确定的准则. 在其眼底图像处理应用中, 取得与人工参数选取相似的效果, 表现出较好的鲁棒性. 为更深入地了解 PCNN 模型, 还需对网络的动态特性进一步研究, 理论分析模型也需进一步完善.

$$T[n] = e^{-\lambda} T[n-1] + V_T Y[n-1] \quad (23)$$

$$Y[n] = \text{st}\phi(U[n] - T[n]) \quad (24)$$

其参数确定步骤总结如下:

(1) 提取图像灰度直方图, 确定图像感兴趣灰度范围像素的最大值 f_1 及其震荡周期 n_1 最小值 f_2 及其震荡周期 n_2 ;

(2) 由式(16)计算 A_T 和 V_T ;

(3) 由式(17)计算 B;

(4) 由式(18)计算 A_L ;

(5) 由式(19)计算 W ;

通过对 STARE 眼底图像库和北京同仁医院所提供的 80 幅不同的眼底图像处理结果来看, 本文所提出的 PCNN 参数确定准则能根据不同特征的图像正确地产生目标参数, 量化的结果与通过人工调整参数得到的结果基本相似. 由于 PCNN 模型中各参数的关联性很大, 不同的参数组合最终可能产生相似的结果, 因此对单个参数选择的统计意义不大. 图 4 是其中一幅图像的实验结果, 其中 (a) 是原始的眼底图像, (b) 是通过人工调整 PCNN 参数对图像进行量化后求取的边缘, (c) 是利用本文参数确定准则计算的 PCNN 参数对图像量化后得到的边缘. 表 1 是两种参数列表的对比.

参考文献:

- [1] R Eckhorn, et al. A neural network for future linking via synchronous activity: results from cat visual cortex and from simulations[A]. In Models of Brain Function[C]. R M J Cottrell, Ed Cambridge, U K: Cambridge Univ Press, 1989: 255- 272.
- [2] Johnson J L, Padgett M L, PCNN models and applications[J]. IEEE Trans, Neural Networks, 1999, 10(3): 480- 498.
- [3] Randy P B, et al. Physiologically motivated image fusion for object detection using a pulse coupled neural network[J]. IEEE Trans, Neural Networks, 1999, 10(3): 554- 563.
- [4] Xiaodong Gu, et al. Image shadow removal using pulse coupled neural network[J]. IEEE Trans, Neural Networks, 2005, 16(3): 692- 698.
- [5] Rhouma, et al. Self-organization of pulse-coupled oscillators with application to clustering[J]. IEEE Trans, Pattern Analysis

- and Machine Intelligence, 2001, 23(2): 180- 195.
- [6] Kinser J M, Lindblad T. Implementation of pulse-coupled neural networks in a CNAPS environment [J]. IEEE Trans, Neural Networks, 1999, 10(3): 584- 590.
- [7] 毕英伟, 邱天爽. 一种基于简化 PCNN 的自适应图像分割方法 [J]. 电子学报, 2005, 33(4): 647- 650.
BI Yingwei, QIU Tianshuang. An adaptive image segmentation method based on a simplified PCNN [J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(4): 647- 650. (in Chinese)
- [8] 张军英, 樊秀菊, 等. 一种改进型脉冲耦合神经网络及其图像分割 [J]. 电子学报, 2004, 32(7): 1223- 1227.
ZHANG Junying, et al. Image segmentation based on a modified pulse-coupled neural network [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(7): 1223- 1227. (in Chinese)
- [9] 马义德, 齐春亮, 等. 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 [J]. 电子学报, 2006, 34(7): 1255- 1259.
MA Yide, et al. A novel image compression coding algorithm based on pulse-coupled neural network and gram-schmidt orthogonal base [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(7): 1255- 1259. (in Chinese)
- [10] 张军英, 卢志军, 等. 基于脉冲耦合神经网络的椒盐噪声图像滤波 [J]. 中国科学 E 辑 信息科学, 2004, 34(8): 882- 894.
- [11] 赵峙江, 张田文, 等. 一种新的基于 PCNN 的图像自动分割算法研究 [J]. 电子学报, 2005, 33(7): 1342- 1344.
ZHAO Shizhiang, et al. A study of a new image segmentation algorithm based on PCNN [J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(7): 1342- 1344. (in Chinese)
- [12] Pietro Perona, Jitendra Malik. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. IEEE Trans, Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7): 629- 639.

作者简介:



于江波 男, 1979年3月出生于山东烟台, 北京交通大学电子信息工程学院博士研究生, 研究方向为图像处理、计算机视觉感知。
E-mail: yjbdtr@sohu.com



陈后金 男, 1965年2月出生于安徽当涂, 北京交通大学电子信息工程学院教授, 博士生导师, 国家电工电子教学基地主任. 主要研究方向为信号和信息处理、生物神经网络、生物医学图像处理等。

(上接本期第 99 页)

- [7] Cunningham G S, Williams W J. Fast implementations of generalized discrete time-frequency distributions [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1994, 42(6): 1496- 1508.
- [8] 邹红星, 戴琼海, 李衍达, 等. 不含交叉项干扰且具有 WVD 聚集性的时频分布之不存在性 [J]. 中国科学 (E 辑), 2001, 31(4): 348- 354.
- [9] Baraniuk R G, Jones D L. Signal-dependent time-frequency analysis using a radially Gaussian kernel [J]. Signal Processing, 1993, 32(3): 263- 284.
- [10] Jones D L, Baraniuk R G. An adaptive optimal kernel time-frequency representation [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1995, 43(11): 2361- 2371.
- [11] Rao P, Taylor F J. Estimation of the instantaneous frequency using the discrete Wigner distribution [J]. Electron Letters, 1990, 26(9): 246- 248.
- [12] Mallat S, Zhang Z F. Matching pursuit with time-frequency dictionaries [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1993, 41(12): 3397- 3415.
- [13] Huang N E, Shen Z, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis [A]. Proceedings of the Royal Society [C]. London: The Royal Society, 1998, 454: 903- 955.