

一种基于简化 PCNN 的自适应图像分割方法

毕英伟, 邱天爽

(大连理工大学电子与信息工程学院, 辽宁大连 116024)

摘 要: 近年来的研究表明, 脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)可有效地用于图像分割. 然而对于不同图像, 常需要选取适当的网络参数, 以得到有效的分割结果. 但是, 目前网络参数的选取还主要停留在人工调整和确定阶段, 尚无一种能够根据图像本身特性自动确定参数的方法, 这在很大程度上限制了 PCNN 的应用. 针对这一问题, 本文提出了一种基于简化 PCNN 的自适应图像分割方法, 通过利用图像本身空间和灰度特性自动确定网络参数, 实现对不同图像的分割. 实验结果表明, 本文算法可以有效地对不同图像进行自动分割, 具有一定的健壮性.

关键词: 脉冲耦合神经网络(PCNN); 自适应; 参数确定; 图像自动分割

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2005)04-0647-04

An Adaptive Image Segmentation Method Based on a Simplified PCNN

BI Ying-wei, QIU Tian-shuang

(The School of Electronic and Information Engineering of Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning 116024, China)

Abstract: Recent researches indicate that pulse coupled neural network (PCNN) can be implemented on image segmentation effectively. However, it is necessary to determine the near optimal parameters of the network to achieve satisfactory segmentation results for different images. Up to now, the parameters are always adjusted manually and there is no method of adaptive parameter determination, which impedes its application in automatic image segmentation. To solve the problem, this paper brings forward an adaptive segmentation method based on a simplified PCNN with the parameters determined by images' spatial and grey characteristics automatically. Segmentations on various images are implemented with the proposed method and the experimental results demonstrate its validity and robustness.

Key words: pulse coupled neural network (PCNN); adaptive; parameter determination; automatic image segmentation

1 引言

图像分割是把图像中具有不同涵义的区域区分开来, 提取出感兴趣目标的技术. 作为图像后续分析的基础, 图像分割具有重要作用. 如何快速准确地对各种图像进行分割, 成为研究人员关注的焦点之一. 多年来, 已提出很多图像分割方法, 包括阈值方法、基于边缘的方法、基于区域的方法和混合的边缘/区域方法^[1]等. 传统的图像分割多是通过图像本身特性的分析, 将其分为不同的区域. 近年来, 一些研究人员注意到哺乳动物在图像感知和分析方面具有很强的能力, 通过对其视觉大脑皮层的研究, 提出了生物仿真结构的神经网络, 通过模拟哺乳动物的视觉特性对图像进行处理和分析, 得到了较好的结果^[2,3].

脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)是对1990年Eckhorn等人根据猫的大脑皮层同步脉冲发放现象提出的神经元模型^[4]加以修改和变化得到的, 目前它已被成功地用于图像分割^[3,5,6,7]、图像平滑^[5,8]、目标识别^[9]、特征提取^[5,8]等方面. PCNN应用于图像分割, 能较好地处理待分割图像目标和背景灰度范围有重叠的情况^[6], 同时也能够忽略同一区域内小的灰度差异和空间间断, 因此它在图像分割

中具有一定的应用潜力. 此外, PCNN不需要训练就可进行图像分割和易于用硬件实现的特点为其提供了广阔的应用前景. 但是使用PCNN对不同的图像进行分割, 常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, 这显然不利于PCNN的应用. 因此, 网络参数的选取问题成为限制PCNN应用的一个难点^[10]. 近年来, 已有文献就这一问题进行了研究, 如Szekely等人提出根据实际分割结果与理想分割结果的均方误差进行参数的训练和调整^[11], 虽然可以得到适当的参数, 但需要理想分割结果训练参数, 因此, 不适用于实际应用. 目前, 尚未见到关于根据待分割图像自适应地确定网络参数方法的报道. 本文从图像自身特性出发, 提出了一种参数自动确定的自适应PCNN图像分割方法, 并把它用于不同的图像, 得到了较为满意的分割结果.

2 PCNN模型及其原理

构成PCNN的神经元是一个综合的动态非线性系统, 它包括接受域、内部活动部分(调制部分)和脉冲发生器三部分, 图1是一个PCNN神经元的数学模型.

接受域包括输入域(Feeding Field)和链接域(Linking Field).

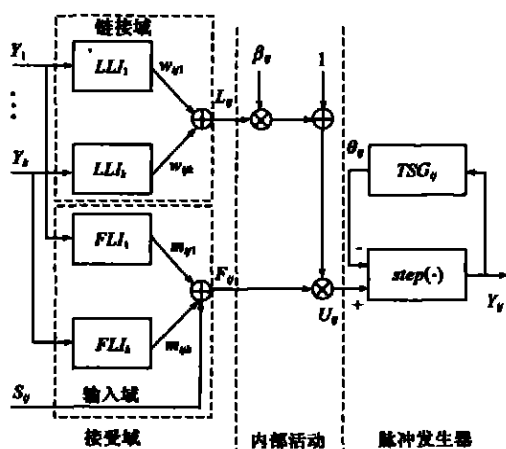


图 1 PCNN 神经元模型

输入域接受来自外界的刺激 S_y 和相邻神经元的输出 Y_k , 链接域接受相邻神经元的输出 Y_k . 内部活动部分将来自输入域和链接域的信号进行相乘调制得到内部活动信号 U_{ij} . 脉冲发生器将 U_{ij} 与动态阈值 θ_{ij} 进行比较, 若 $U_{ij} > \theta_{ij}$, 脉冲发生器打开 (称该神经元点火), 输出为 1, 之后 θ_{ij} 在阈值信号发生器 (Threshold Signal Generator) 中通过反馈迅速提高, 当其提高到大于 U_{ij} 时, 脉冲发生器关闭, 输出为 0, 从而形成脉冲信号. 神经元 N_{ij} 的活动可由下式表述:

$$F_{ij}(n) = \exp(-F_F) F_{ij}(n-1) + V_F \sum_{k,l} m_{ijkl} Y_{i+k,j+l}(n-1) + S_{ij} \quad (1)$$

$$L_{ij}(n) = \exp(-L_L) L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{k,l} w_{ijkl} Y_{i+k,j+l}(n-1) \quad (2)$$

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

$$\theta_{ij} = \exp(-\theta_V) \theta_{ij}(n-1) + V \theta_{ij}(n-1) \quad (4)$$

$$Y_{ij}(n) = \text{step}(U_{ij}(n) - \theta_{ij}(n)) \quad (5)$$

式中, $Y_{i+k,j+l}$ 表示与 N_{ij} 连接的神经元 $N_{i+k,j+l}$ 的输出, n 为迭代次数, F_F 、 L_L 、 θ_V 为时间衰减常数, V_F 、 V_L 、 V 为放大系数, m_{ijkl} 、 w_{ijkl} 表示神经元 $N_{i+k,j+l}$ 与 N_{ij} 的连接权值, θ_{ij} 是神经元 N_{ij} 的调制参数, $\text{step}(\cdot)$ 表示单位阶跃函数.

用于图像分割时, 通常将每个像素对应一个 PCNN 神经元, 归一化的像素灰度值作为外界刺激信号, 将这些神经元按一定方式连接, 就得到一个单层脉冲耦合神经网络^[3,5]. 向网络输入一幅图像, 当某一个像素对应的神经元发生脉冲, 邻域内与它相似的神经元也发生脉冲. 产生的脉冲序列 $Y(n)$ 构成一个二值图像序列, 该序列依赖于网络参数的选取. 显然该序列包含有图像的区域、边缘、纹理等信息, 这样输出序列就构成了 PCNN 的输出分割图像. 最终分割结果的选取通常采用人工交互方式进行. 显然, 网络参数的确定和分割结果的选取是影响 PCNN 应用于自动分割的两个主要因素. 对于分割结果的选取, 已经提出了较好的解决方法^[7], 因此, 本文仅从网络参数确定的角度进行研究.

3 基于简化 PCNN 的自适应图像分割方法

使用 PCNN 分割图像时, 一般需要选取的参数有时间衰

减常数 (F_F 、 L_L 、 θ_V)、放大系数 (V_F 、 V_L 、 V)、连接权值 (m_{ijkl} 、 w_{ijkl}) 和调制参数 (θ_{ij}), 显然调整这些参数以得到理想的分割结果是比较困难的. 针对这一问题, 本文采用一种简化的 PCNN 模型, 如图 2 所示.

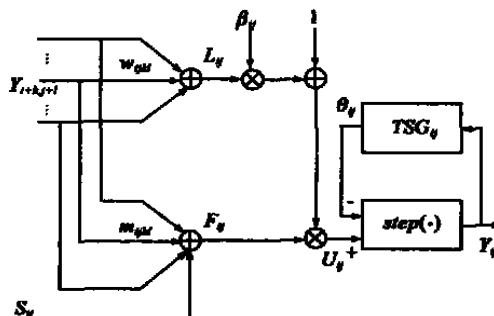


图 2 简化的 PCNN 神经元模型

简化的 PCNN 神经元模型在接受域直接将输入信号按连接权求和, 这既可以保留 PCNN 的优点, 又可以减小参数确定的复杂性. 此外, 现有文献将 PCNN 用于图像分割, 多直接将输入域的信号 F_{ij} 置为归一化的像素灰度值^[3,6,12]. 这对象素灰度非 0 的情况是有效的, 即当 $F_{ij} = 0$ 时, 若有相连接的神经元点火, 则该神经元的内部活动信号由 $U_{ij} = F_{ij}$ 提升为 $U_{ij} = F_{ij}(1 + \theta_{ij} L_{ij})$, 相当于将像素的灰度值进行了提升, 此时该神经元可以提前与邻域内的神经元同步点火, 从而实现了一个完整区域的划分. 但当像素灰度为 0 时, 对应的神经元 $F_{ij} = 0$, 此时, 无论与其连接的神经元点火情况如何, 它都不能提前与相邻神经元同步点火, 从而在一些情况下 (如噪声、小面积黑色区域等) 造成分割结果的不准确. 因此, 本文将邻域内的神经元输出和外界激励共同作为输入域的输入, 通过权值 m_{ijkl} 控制相邻神经元的输出对该神经元的影响. 此外, 在标准的 PCNN 模型中阈值是按指数规律衰减的, 这种变化规律虽然符合人眼对亮度强度响应的非线性特性, 但对于计算机处理显然不必要, 因此, 为了减少计算复杂性, 本文采用线性方式调整动态阈值 θ_{ij} ^[13]. 简化的 PCNN 神经元 N_{ij} 的活动可用下式描述: $F_{ij}(n) = S_{ij} + \sum_{k,l} m_{ijkl} Y_{i+k,j+l}(n-1)$ (6)

$$L_{ij}(n) = \sum_{k,l} w_{ijkl} Y_{i+k,j+l}(n-1) \quad (7)$$

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

$$\theta_{ij}(n) = \theta_{ij}(n-1) - \theta_V + V \theta_{ij}(n-1) \quad (9)$$

$$Y_{ij}(n) = \text{step}(U_{ij}(n) - \theta_{ij}(n)) \quad (10)$$

式中, θ_V 是动态阈值的调整步长, S_{ij} 是归一化的像素灰度.

此外, 本文采用马义德等人提出的方法^[7], 使用图像的熵判断最优迭代次数, 选取最终分割结果. 由于熵是图像统计特性的一种表现形式, 反映了图像包含信息量的大小, 因此对绝大多数图像, 一般分割后图像熵越大, 说明分割图像从原始图像得到的信息量越大, 细节越丰富, 总体分割效果也越好, 因此分割后图像的熵达到最大时, 认为分割结果最佳.

3.1 参数确定方法

在简化的 PCNN 模型中, 需要确定的网络参数有连接权值 m_{ijkl} 和 w_{ijkl} , 调制参数 θ_{ij} , 以及阈值调整步长 θ_V 和放大系数 V .

对于一幅 $M \times N$ 的图像,设像素 (i, j) 的灰度值为 $G(i, j)$ ($0 \leq i \leq M-1, 0 \leq j \leq N-1, 0 \leq G(i, j) \leq 255$). 以 n_{\max} 表示最大迭代次数,根据实验,一般大约迭代 10~40 次时,就可以得到较好的分割结果,因此,将最大迭代次数设定为 50. $d_{\text{space}}(i+k, j+l)$ 和 $d_{\text{grey}}(i+k, j+l)$ ($(i+k, j+l) \in N_e(i, j), N_e(i, j)$ 表示像素 (i, j) 的邻域) 分别表示神经元 $N_{i+k, j+l}$ 和 N_{ij} 所对应像素的空间和灰度距离. 本文将 $d_{\text{space}}(i+k, j+l)$ 定义为棋盘(chessboard)距离,即 $d_{\text{space}}(i+k, j+l) = \max(|k|, |l|)$. 灰度距离定义为 $d_{\text{grey}}(i+k, j+l) = G(i, j) - G(i+k, j+l)$.

网络参数是根据图像自身的灰度和空间特性进行设定的,其确定方法如下:

(1) 连接权值 w_{ijkl} 表示相邻神经元的输出脉冲对该神经元的影响程度. 某像素邻域内的像素与其越相近,则相应的影响程度也应越大. 由于数字图像本身的模糊性以及人的视觉特性所具有的模糊性,因此采用模糊方式对其加以定义:

$$w_{ijkl} = \frac{1 / (|d_{\text{grey}}(i+k, j+l) \times d_{\text{space}}(i+k, j+l)| + 1)^{f-1}}{(1 / (|d_{\text{grey}}(i+k, j+l) \times d_{\text{space}}(i+k, j+l)| + 1)^{f-1})_{k, l}} \quad (11)$$

即像素 (i, j) 与像素 $(i+k, j+l)$ 的灰度差异越大或空间距越大,其相近程度越低,因而影响程度越小. 其中 f 为模糊化参数,取 $f=2$.

(2) 连接权值 m_{ijkl} 其作用是当外界刺激为零时,将神经元的接受域信号 F_{ij} 按邻域像素与其对应像素的相近程度进行提升,从而使其在一定的条件下能够与相邻神经元同时点火. 因此,本文将 m_{ijkl} 定义为: $m_{ijkl} =$

$$\begin{cases} \frac{1 / (|d_{\text{grey}}(i+k, j+l) \times d_{\text{space}}(i+k, j+l)| + 1)}{(1 / (|d_{\text{grey}}(i+k, j+l) \times d_{\text{space}}(i+k, j+l)| + 1))_{k, l}} & G(i, j) = 0 \\ 0, & G(i, j) = 0 \end{cases} \quad (12)$$

(3) 调制参数 v_{ij} 控制 F_{ij} 被提升的幅度. 将其定义为离散系数 CV (Coefficient of Variation):

$$v_{ij} = CV_{ij} = \sqrt{V_{ij}} / M_{ij} \quad (13)$$

其中 V_{ij}, M_{ij} 分别表示像素 (i, j) 所在邻域内像素灰度值的方差和均值. 由于 CV 是样本数据相对于均值偏离程度的测度,因此 CV_{ij} 越小,像素 (i, j) 的邻域内灰度值分布范围越小,该区域越均匀,较小的灰度值提升就能使其与邻域内的神经元同步点火; CV_{ij} 越大,区域分布越不均匀(如噪声或纹理区域),较大的灰度提升才能使其与邻域内的神经元同步点火. 这在一定程度上可以保证分割区域的完整性.

(4) 阈值调整步长 本文使用线性方式调整动态阈值的变化,为使阈值遍历所有可能的灰度,因此将其确定为:

$$= 1 / n_{\max} \quad (14)$$

(5) 放大系数 v 由于 v 的作用是当该神经元在某一时刻点火时,使动态阈值 v_{ij} 迅速提高为大于 U_{ij} 的值,从而使脉冲产生器停止点火,因此,只需要将其设定一个较高的值,本文设定 $v = 50$.

3.2 算法

设算法每次迭代所得二值图像保存在 $T_M \times N$ 中,最终结果保存在 T_{save} 中. 则本文算法的实现步骤如下:

步骤 1 初始化:

(1) 将归一化的像素灰度值作为外界刺激信号 S_{ij} 输入网络 ($0 \leq i \leq M-1, 0 \leq j \leq N-1$);

(2) $T(0) = 0$, 最大熵 $H_{\max} = 0$;

(3) $F_{ij}(0) = S_{ij}, U_{ij}(0) = 1, L_{ij}(0) = 0, U_{ij}(0) = 0, Y_{ij}(0) = 0$;

(4) 由式(11)~(14)计算网络参数 $m_{ijkl}, w_{ijkl}, v_{ij}$, 并置 $V = 50$;

(5) $n_{\max} = 50$;

步骤 2 迭代变量 $n = 1$.

步骤 3 由式(6)~(10)计算每个 PCNN 神经元的内部活动以及输出. 若输出 $Y_{ij}(n) = 1$, 则 $T_{ij}(n) = 1$.

步骤 4 计算 $T(n)$ 所代表的二值图像的熵 H , 若 $H > H_{\max}, H_{\max} = H, T_{\text{save}} = T(n)$.

步骤 5 $n = n + 1$.

步骤 6 若 $n < n_{\max}$, 转到步骤 3; 否则结束, 输出 T_{save} , 即为图像自动分割结果.

4 实验结果

本文算法在 Visual C++ 6.0 平台上实现. 图 3(d) 给出了本文算法对一般图像的分割结果, 网络采用 8-邻域连接. 为了进行比较, 图 3 也给出了人工调整参数的近最优分割结果和公认较好的 Otsu 方法^[14] 分割结果. 实验中本文算法和人工调整参数的 PCNN 方法的运行时间略长于 Otsu 方法. 基于侯格贤等人^[15] 使用的评价函数 $J = NU \times GC \times SM \times (1 - D)$, 本文使用均匀性测度 NU 、对比度 GC 、形状测度 SM 及模糊度 D 对三种方法的分割结果进行了定量评价, 表 1 给出了评价结果. 可以看出本文算法的评价分数略高于人工调整参数的方法, 但低于 Otsu 方法, 这是由于对目标与背景相差不大、信噪比较高的图像, Otsu 方法的性能被普遍认为是最优的^[16]; 从视觉的主观评价来看, 使用本文算法可以得到与选用近最优参数相似的效果, 与 Otsu 方法比较, 本文算法能够保留更多面部细节特征. 为了进一步验证算法的有效性, 本文算法还被用于未经任何预处理的医学超声图像上. 由于医学超声图像存在固有的斑点噪声和纹理特性, 对其分割至今仍是一个世界性难题^[17], 因此具有一定的代表意义. 图 4 给出了超声图像的分割结果, 图 4(b) 是 Otsu 方法的分割结果, 图

表 1 分割结果的定量评价

图像	方法	NU	GC	SM	D	J
Lena	Otsu	0.99754	0.46651	0.93081	0.31390	0.29719
	PCNN(人工调整参数)	0.99734	0.41279	0.57208	0.29732	0.16550
	本文算法	0.99741	0.42300	0.60156	0.30607	0.17612
Breast Cyst	Otsu	0.99511	0.45850	0.63467	0.40061	0.17356
	PCNN(人工调整参数)	0.99506	0.47381	0.67053	0.40450	0.18826
	本文算法	0.99505	0.48400	0.69752	0.40539	0.19975

4(c)是经过人工调整参数得到的近最优分割结果,图4(d)是本文算法的分割结果.表1也给出了相应的定量评价结果.通过比较可看出,本文算法对质量较差的医学超声图像仍可进行有效的自动分割,其评价分数高于人工调整参数的 PCNN 方法和 Otsu 方法.另一方面,由于 Otsu 方法对噪声比较敏感,因此在超声图像的分割中未能得到较好的结果.这从另一侧面表明了本文算法的健壮性.

5 总结与讨论

本文给出了一种基于简化 PCNN 的自适应图像分割方法,通过利用待分割图像的空间和灰度特性自动确定 PCNN 的网络参数,较好地解决了 PCNN 需要人工调整参数的问题,使 PCNN 可被有效地用于不同图像的自动分割.实验结果表明,对于常规图像,本文算法可以得到与人工调整参数的 PCNN 方法相似的结果,且接近公认较好的 Otsu 方法分割结果.另一方面,对于斑点噪声和纹理特性比较显著的医学超声图像,本文算法得到的分割结果比人工调整参数的 PCNN 方法和 Otsu 方法均优越,表现出了较好的健壮性.

参考文献:

- [1] Stewart R D, Fermin I, et al. Region growing with pulse-coupled neural networks: an alternative to seeded region growing[J]. IEEE Trans. on Neural Networks, 2002, 13(6): 1557 - 1562.
- [2] Shareef N, Wang D L, et al. Segmentation of medical images using LEGION[J]. IEEE Trans. on Medical Imaging, 1999, 18(1): 74 - 91.
- [3] Kuntimad G, Ranganath H S. Perfect image segmentation using pulse coupled neural networks[J]. IEEE Trans. on Neural Networks, 1999, 10(3): 591 - 598.
- [4] Eckhorn R, Reitboeck H J, et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: simulation of results from cat visual cortex[J]. Neural Computation, 1990, 2(3): 293 - 307.
- [5] Ranganath H S, Kuntimad G, et al. Pulse coupled neural networks for image processing[A]. Proceedings of IEEE Southeastcon '95, Visualize the Future[C]. New York: IEEE, 1995. 37 - 43.
- [6] Ranganath H S, Kuntimad G. Image segmentation using pulse coupled neural networks[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks[C], Orlando FL: IEEE, 1994. 1285 - 1290.
- [7] 马义德, 戴若兰等. 一种基于脉冲耦合神经网络和图像熵的自动分割方法[J]. 通信学报, 2002, 23(1): 46 - 51.
- [8] Johnson J L, Padgett M L. PCNN models and applications[J]. IEEE Trans. on Neural Networks, 1999, 10(3): 480 - 498.
- [9] Ranganath H S, Kuntimad G. Object detection using pulse coupled neural networks[J]. IEEE Trans. on Neural Networks, 1999, 10(3): 615 - 620.
- [10] Gu X D, Guo S D, et al. A new approach for automated image segmentation based on unit linking PCNN[A]. Proceedings of 2002 International Conference on Machine Learning and Cybernetics[C]. Beijing: IEEE, 2002. 175 - 178.
- [11] Szekeley G, Lindblad T. Parameter adaptation in a simplified pulse coupled neural network[A]. Proceedings of SPIE Workshop on Virtual In-



图3 'Lena'图像及其分割结果

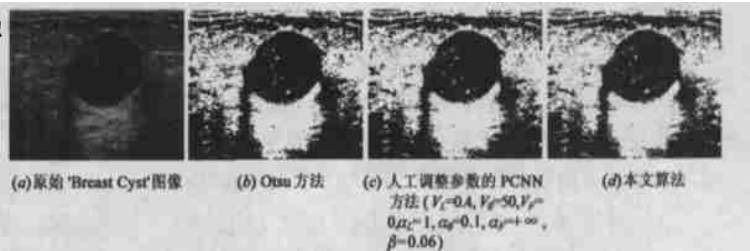


图4 医学超声图像 'Breast Cyst' 及其分割结果

telligence/ Dynamic Neural Networks[C]. Stockholm: SPIE, 1999. 278 - 285.

- [12] Karvonen J. A simplified pulse-coupled neural network based sea-ice classifier with graphical interactive training[A]. Proceedings of IEEE 2000 International Geoscience and Remote Sensing Symposium[C]. Honolulu: IEEE, 2000. 681 - 684.
- [13] 石美红, 张军英等. 基于改进型脉冲耦合神经网络的图像二值分割[J]. 计算机仿真, 2001, 19(4): 42 - 46.
- [14] Otsu N. A threshold selection method from gray level histograms[J]. IEEE Trans. on Systems, Man & Cybernetics, 1979, SMC-9: 62 - 66.
- [15] 侯格贤, 毕笃彦等. 图像分割质量评价方法[J]. 中国图像图形学报, 2000, 5A(1): 39 - 43.
- [16] Sahoo P K, Soltani S, et al. A survey of thresholding techniques[J]. Computer Vision, Graphics, & Image Processing, 1988, 41: 233 - 260.
- [17] 严加勇, 庄天戈. 医学超声图像分割技术的研究及发展趋势[J]. 北京生物医学工程, 2003, 22(1): 67 - 71.

作者简介:



毕英伟 女, 1979 年生于辽宁大连, 大连理工大学电子与信息工程学院硕士研究生, 1997 年于大连理工大学电子系获得工学学士学位, 2002 年开始硕士研究生阶段的学习和研究, 主要研究方向为医学图像处理与分析.



邱天爽 男, 1954 年生于辽宁抚顺市, 1995 年毕业于大连理工大学, 获工学博士学位, 现为大连理工大学教授, 博士生导师, 信号处理学会委员会委员, 主要从事信号与信息处理方面的研究和教学工作. 在国内外学术期刊与会议上发表论文约 80 篇, 曾获国家教育部科学技术二等奖等多项科技奖励. giutsh@dlut.edu.cn