

脉冲耦合神经网络对肝包虫图像分割

田翔华¹, 木拉提·哈密提¹, 朱从旭², 孔德伟³

1. 新疆医科大学医学工程技术学院, 乌鲁木齐 830011
2. 中南大学信息科学与工程学院, 长沙 410083
3. 新疆医科大学第一附属医院放射科, 乌鲁木齐 830054

摘要 在应用脉冲耦合神经网络模型分割图像的研究中, 确定模型的参数是一个难点问题, 其中连接系数 β 在脉冲耦合神经网络中起着重要的作用。本文使用最小交叉熵 $D(P, Q; t)$ 和标准差, 简化了脉冲耦合神经网络模型的连接系数 β 的估计公式, 该方法可以自动确定并简化脉冲耦合神经网络模型的连接系数 β 。实验结果表明, 该方法对肝包虫医学图像的分割效果显著, 能获得较好的视觉结果并具有较强的普适性。

关键词 脉冲耦合神经网络; 图像分割; 医学图像; 肝包虫病

中图分类号 R532.32, TP311

文献标识码 A

doi 10.3981/j.issn.1000-7857.2011.36.005

Applications of Pulse-Coupled Neural Network in Image Segmentation for Liver Hydatid

TIAN Xianghua¹, HAMIT Murat¹, ZHU Congxu², KONG Dewei³

1. College of Medical Engineer Technology, Xinjiang Medical University, Urumqi 830011, China
2. School of Information Science & Engineering, Central South University, Changsha 410083, China
3. Department of Radiology, The First Affiliated Hospital, Xinjiang Medical University, Urumqi 830054, China

Abstract In the application of pulse-coupled neural network(PCNN), it is difficult to set the parameter of pulse-coupled neural network. In the pulse-coupled neural network model, the linking coefficient β plays an important role. According to the relative entropy $D(P, Q; t)$ and standard deviation, educe an estimate formula that to set the linking coefficient β automatically in the simplified pulse-coupled neural network model. Experimental results show that the algorithm gets a better visual effect when dealing liver hydatid disease image, showing great adaptability.

Keywords PCNN; image segmentation; medical image; liver hydatid disease

0 引言

随着影像医学的快速发展, 影像医学中图像分割处理工作要求越来越高, 医学肿瘤放射治疗、治疗评价等研究工作都需要在对医学图像做了准确图像分割的基础上进行, 因而图像分割在医学图像的处理中占有重要的地位^[1]。肝包虫病为细粒棘球蚴所致的肝寄生虫病, 依靠一般的诊断方法难以发现该病的早期病变, 需要医学影像技术的辅助诊断, 其中CT检查是该病的临床首选检查方法。医学图像分割是肝包虫影像处理与分析的关键技术, 是提取包虫病灶定量信息、

制定手术方案及三维重建不可缺少的手段。近年来, 许多学者在肝脏图像分割及肝脏肿瘤检测方面做了大量工作, 并将一些新兴技术引入到分割过程中, 提出了很多实用的分割方法^[2-3]。

脉冲耦合神经网络(pulse-coupled neural network, PCNN)是Eckhorn等^[4]通过对猫的视觉皮质的研究而提出的一种基于哺乳动物视觉皮质细胞的神经网络模型, Johnson等^[5]首先将其成功运用于图像处理, 并在图像分割方面得到了较好的结果^[6-10]。然而确定脉冲耦合神经网络模型的参数是一个难

收稿日期: 2011-08-23; 修回日期: 2011-11-25

基金项目: 国家自然科学基金项目(30960097, 81160182)

作者简介: 田翔华, 讲师, 研究方向为医学图像处理及分析, 电子邮箱: greentxh@sina.com; 木拉提·哈密提(通信作者), 教授, 研究方向为医学图像处理及信号分析, 电子邮箱: murat.h@163.com; 朱从旭(通信作者), 教授, 研究方向为混沌系统理论技术及其在应用、图像处理, 电子邮箱: zhucongxu@126.com

点,一般需要通过多次实验来设置模型中的各个参数,才能实现最佳的图像分割。目前,尚无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脉冲耦合神经网络的应用。

本文在简化脉冲耦合神经网络模型的基础上,结合应用最小交叉熵原则自动确定脉冲耦合神经网络模型的迭代次数和连接系数,实验中使用该方法对肝包虫医学图像分割取得了较为令人满意的分割结果。

1 脉冲耦合神经网络

1.1 传统脉冲耦合神经网络模型

20世纪90年代,Eckhorn R等对猫的视皮质神经元脉冲同步振荡现象的研究取得了重大的进展,根据猫的大脑皮质同步脉冲发放现象,提出了脉冲耦合神经网络(pulse-coupled neural network, PCNN)模型,见文献[11]、[12]。

脉冲耦合神经网络的离散数学迭代方程为

$$F_{ij}[n]=e^{-\alpha_f} F_{ij}[n-1]+S_{ij}+V_F \sum_{kl} M_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (1)$$

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

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

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

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

脉冲耦合神经网络的一个神经元的激发,会引起相邻连接区域中内部活动状态类似神经元的激发。在脉冲产生过程中,点火的神经元会通过神经元的相互连接作用激励邻近的神经元点火,邻近的神经元点火后,又会激励周围的神经元点火,从而同步产生一个脉冲簇^[11]。

将图像的每个像素视为一个神经元,像素的灰度值作为网络神经元的外部刺激 S_{ij} 输入到脉冲耦合神经网络中。图像中灰度相似的一些小区域通常对应阈值相近的神经元簇。利用脉冲耦合神经网络的同步特性可以进行图像分割^[9]。

1.2 简化脉冲耦合神经网络

使用脉冲耦合神经网络分割图像时,一般需要选取的参数有:时间衰减常数($\alpha_f, \alpha_L, \alpha_\theta$)、放大系数(V_F, V_L, V_θ)、连接权值(M_{ijkl}, W_{ijkl})和连接系数(β_{ij}),调整这些参数得到理想的分割结果是比较困难的^[9-10]。

设脉冲耦合神经网络模型中的部分参数值为: $\alpha_f=\infty, \alpha_L=\infty, V_F=0, V_L=1$,脉冲耦合神经网络离散数学迭代方程简化为

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

$$L_{ij}[n]=\sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (7)$$

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

$$Y_{ij}[n]=\begin{cases} 1, & U_{ij}[n]>\theta_{ij}[n-1] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

$$\theta_{ij}[n]=e^{-\alpha_\theta} \theta_{ij}[n-1]+V_\theta Y_{ij}[n] \quad (10)$$

简化的脉冲耦合神经网络单个神经元模型如图1所示。

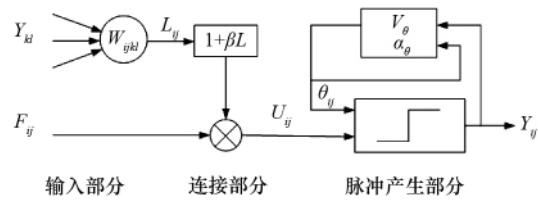


图1 简化脉冲耦合神经网络单个神经元模型
Fig. 1 Individual neuron model of simplified pulse-coupled neural network

简化脉冲耦合神经网络模型在原有模型基础上减少了一些参数,同时在一定程度上保留了原有模型的重要参数。这些重要参数体现在简化脉冲耦合神经网络模型的三个部分^[9,13]。

(1) 输入部分: $F_{ij}[n]$ 接受外部刺激 $S_{ij}[n]$,其中 $S_{ij}[n]$ 为输入刺激信号,这里为图像像素构成的矩阵中第 (i, j) 像素的灰度值。 $L_{ij}[n]$ 接受邻域内神经元的反馈输入 $Y_{kl}[n]$, W_{ijkl} 为连接输入域 $L_{ij}[n]$ 中 $Y_{kl}[n]$ 的加权系数;

(2) 连接部分:外部刺激 $F_{ij}[n]$ 和连接输入 $L_{ij}[n]$ 调制产生 $U_{ij}[n]$,其中 β 为连接强度系数。神经元接受反馈输入 $F_{ij}[n]$ 和连接输入 $L_{ij}[n]$,然后在其内部神经元活动系统形成内部活动项 $U_{ij}[n]$ 。

(3) 脉冲产生部分:产生时序脉冲序列 $Y_{ij}[n]$ 和调整阈值 $\theta_{ij}[n]$ 。当 $U_{ij}[n]$ 大于阈值 $\theta_{ij}[n]$ 时,输出脉冲 $Y_{ij}[n]=1$,阈值 $\theta_{ij}[n]$ 通过反馈提高了 V_θ 。当 $U_{ij}[n]$ 小于等于阈值 $\theta_{ij}[n]$ 时,输出脉冲 $Y_{ij}[n]=0$ 。阈值 $\theta_{ij}[n]$ 随着时间的增加按指数 $-\alpha_\theta$ 衰减。

2 基于最小交叉熵简化 PCNN 图像分割

通常最佳图像分割结果的迭代次数和连接系数需要通过人工交互才能实现。应用最小交叉熵,能够自动确定简化脉冲耦合神经网络模型连接系数,可以有效地用于不同图像的自动分割。

2.1 求解最小交叉熵分割阈值

图像分割中为控制分割引起的信息损失,将信息论中最小交叉熵(也称为相对熵)准则^[14]引入图像分割理论与实践,作为一些客观评判依据。

定义 P 和 Q 之间的最小交叉熵或 Kullback-Leibler 距离^[15](也称相对熵^[11])为最小交叉熵,常被用以衡量两个概率分布的差异。当两个概率分布相同时,其最小交叉熵为 0;当两个概率分布的差别增加时,其最小交叉熵也相应地增加^[15]。

设有两个概率分布 $P=\{p_1, p_2, \dots, p_N\}$ 和 $Q=\{q_1, q_2, \dots, q_N\}$,可以使用最小交叉熵度量它们之间的信息差异。

确定分割阈值的最小交叉熵方案可以用 P 和 Q 分别表示处理前的原始图像和分割后图像,然后计算目标之间的交

叉熵和背景之间的交叉熵,并取其和定义为原始图像和分割图像之间的交叉熵。计算分割前后图像交叉熵的公式如式(11)所示:

$$D(P, Q; t) = \sum_{f=0}^t \left[f \cdot h(f) \cdot \ln \frac{f}{\mu_1(t)} + \mu_1(t) \cdot h(f) \cdot \ln \frac{\mu_1(t)}{f} \right] + \sum_{f=t+1}^Z \left[f \cdot h(f) \cdot \ln \frac{f}{\mu_2(t)} + \mu_2(t) \cdot h(f) \cdot \ln \frac{\mu_2(t)}{f} \right] \quad (11)$$

式中 f 是图像灰度值, $h(f)$ 是图像的灰度统计直方图, Z 是灰度上界。 t 是假定的分割阈值; $\mu_1(t)$ $\mu_2(t)$ 是图像目标和背景的平均灰度, 计算公式分别如式(12)、(13)所示:

$$\mu_1(t) = \left[\sum_{f=0}^t f \times h(f) / \sum_{f=0}^t h(f) \right] \quad (12)$$

$$\mu_2(t) = \left[\sum_{f=t+1}^Z f \times h(f) / \sum_{f=t+1}^Z h(f) \right] \quad (13)$$

式中用灰度上界 Z 对式(11)进行归一化处理, 其中假定的分割阈值 t 值可以在图像灰度范围内搜索, 使得式(11)取值最小, 即为最佳分割阈值。

最小交叉熵 $D(P, Q; t)$ 是一个下凸函数^[5], 应用于阈值分割中, 一般是 $D(P, Q; t)$ 的值越小, 说明分割效果就越好, 计算 $D(P, Q; t)$ 的最小值是求解图像分割最优的阈值结果。

2.2 简化 PCNN 连接系数的估计公式

脉冲耦合神经网络模型的连接系数 β 代表周边神经元对本神经元的链接强度, 调节着周围神经元之间相互影响, 同时影响中心神经元点火周期。有实验表明, 同一个连接系数 β 不能适应于所有的图像分割^[10, 16-17]。当连接系数 β 较大, 图像对比度较小时, 就会导致点火过度, 分割结果变得较差。

依据图像最小交叉熵和标准差可以得出一个连接系数 β 的估计公式如式(14)所示^[9]:

$$\beta = \alpha \cdot \text{std}(f) \cdot \frac{D(1) - \min(D(n))}{t-1} \quad (14)$$

式中, 系数 α 的大小可以根据具体问题进行适当的调整, 例如 $\alpha=0.1$, $\text{std}(f)$ 是图像 f 的标准差, $D(1)$ 和 $\min(D(n))$ 分别是交叉熵数组 $D(n)$ 的第 1 个元素和交叉熵最小的 1 个元素, t 是迭代次数。通过公式(14)运算结果即可得到脉冲耦合神经网络模型的连接系数 β 估计值。

2.3 基于最小交叉熵简化 PCNN 图像分割算法

基于最小交叉熵简化 PCNN 图像分割算法如下。

步骤 1 将图像文件读入到数组 S ;

步骤 2 利用迭代次数计算算法, 计算最小交叉熵数组 $D(n)$, 并求出最小交叉熵值最小的元素 $\min(D(n))$ 和迭代次数 t ;

步骤 3 设置初值如下所示:

$$n=1, \alpha_0, \theta_j=255, V_\theta, Y_{ij}=0,$$

$$W=(0.707 \ 1 \ 0.707; 1 \ 0 \ 1; 0.707 \ 1 \ 0.707)$$

$$\beta = \alpha \cdot \text{std}(S) \cdot (D(1) - \min(D(n))) / (t-1)$$

其中, 对于不同类型的图像, V_θ, α 的值可以通过实验来确定, α_0 的值与迭代次数计算算法中 α_0 的值一致。

步骤 4 下面进行迭代运算, 计算公式如下所示:

$$F_{ij}[n] = S_{ij}$$

$$L_{ij}[n] = \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}[n-1]$$

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n] \{1 + \beta L_{ij}[n]\}$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & U_{ij}[n] > \theta_j[n-1] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\theta_j[n] = e^{-\alpha_0} \theta_j[n-1] + V_\theta Y_{ij}[n]$$

步骤 5 $n=n+1$, 如果 $n \leq t$, 则转步骤 4; 否则迭代结束, $Y_{ij}[n]$ 即为分割图像。

3 结果与分析

应用最小交叉熵简化脉冲耦合神经网络图像分割算法, 可以实现图像自动分割, 并得到较好的分割效果。在 Matlab 7.0 下, 应用简化脉冲耦合神经网络分别对 15 幅单囊型和 10 幅多囊型肝包虫 CT 图像进行分割实验, 部分参数取值分别为: $\alpha_0=0.1, \delta=0.01, \alpha=0.05, V_\theta=20$ 。下面分别给出实验中一组单囊型和一组多囊型肝包虫 CT 图像及其分割结果。

由图像分割结果可以看出使用 Otsu 阈值法分割后两幅单囊型和两幅多囊型肝包虫病变部位细节模糊, 而使用本文算法所得分割结果(图 2(c)和图 3(c))肝包虫病变部位轮廓和细节比较清晰; 说明应用最小交叉熵简化 PCNN 图像分割算法进行单囊型、多囊型肝包虫 CT 图像分割所得结果优于传统 Otsu 图像分割法所得的结果。

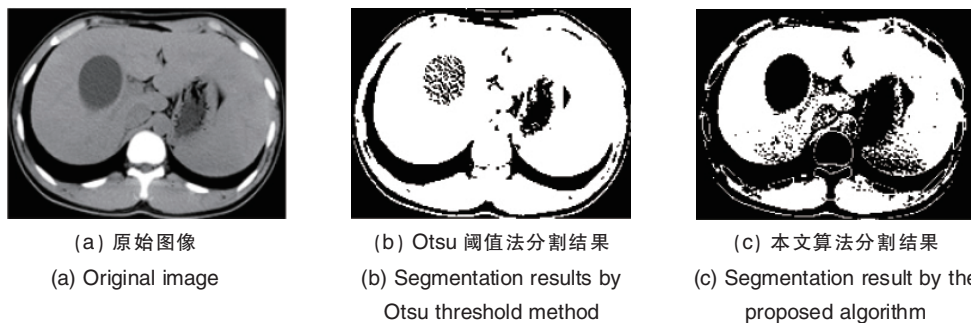


图 2 单囊型肝包虫图像分割结果对比

Fig. 2 Comparison of image segmentation results for Mono-hydatid cyst picture

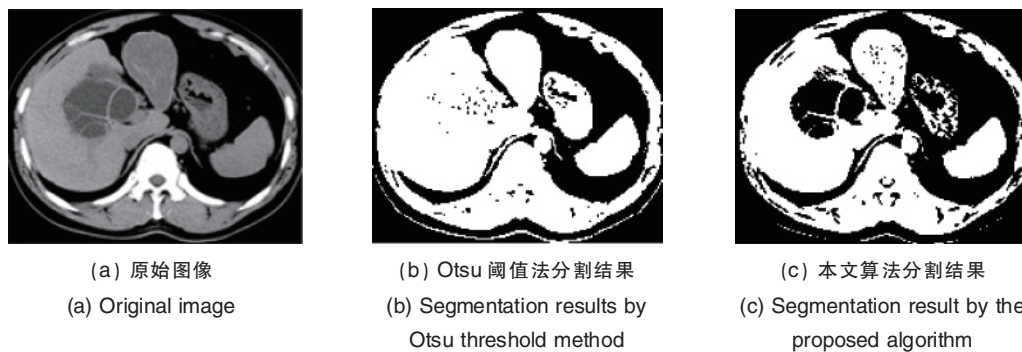


图 3 多囊型肝包虫图像分割结果对比

Fig. 3 Comparison of image segmentation results of multiple hydatid cyst picture

在图像分割实验中考虑到本文方法的普适性,将本文方法分别应用于 Lena、Blood 图像进行图像分割,并且使用本文连接系数的估算公式,参数取值分别为: $\alpha_0=0.1, \delta=0.01, \alpha=0.05, V_0=20$,可以得出 Lena、Blood 图像的图像分割结果,如图 4(c)、图 5(c)所示。

由图 4(c)可看出,分割后细节比较丰富(如帽檐的纹路

和头发),且形状测度较好(如面部轮廓),而基于 OTSU 阈值法分割结果在一些区域产生了欠分割,细节保持不好。本文算法所得分割结果能较好的把目标提取出来,如图 5(c)中提取的红细胞细节较丰富。

实验结果表明,本文基于最小交叉熵简化脉冲耦合神经网络图像分割算法自适应性较强,可以对不同图像进行自动



图 4 简化脉冲耦合神经网络 Lena 图像分割结果对比

Fig. 4 Comparison of image segmentation results of Lena picture

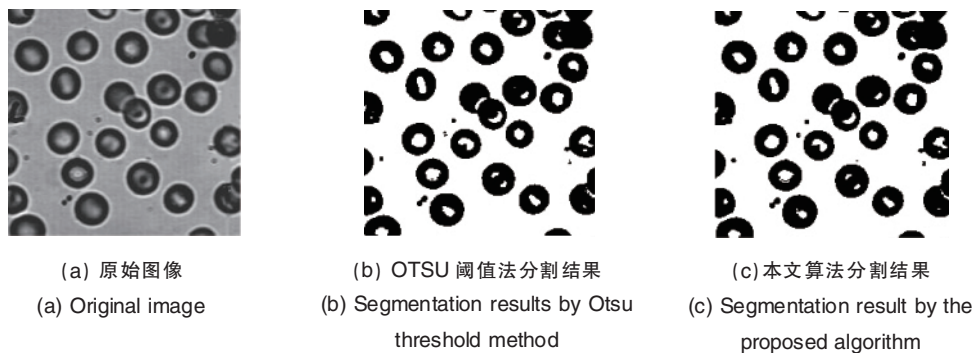


图 5 简化脉冲耦合神经网络 Blood 图像分割结果对比

Fig. 5 Comparison of image segmentation results of blood picture

分割,是一种有效的图像分割方法。

4 结论

根据对不同类型肝包虫病医学图像分割,脉冲耦合神经

网络的时间衰减常数 α_0 、放大系数 V_0 和连接权值 W_{ijl} 可以取同一组值进行图像分割处理,并且通过多次实验即可确定下来。针对不同类型图像的特点,在进行图像分割时迭代次数和连接系数需要随图像不同有所变化。通过应用最小交叉

熵,能够根据图像自动确定迭代次数和连接系数,可以简化脉冲耦合神经网络的图像自动分割,并且得到较好的分割效果。同时,该方法对于其他图像进行图像分割也具有一定的参考价值和适应性。

参考文献 (References)

- [1] 田捷,包尚联,周明全. 医学影像处理与分析[M]. 北京:电子工业出版社,2003.
Tian Jie, Bao Shanglian, Zhou Mingquan. Medical image processing and analysis[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2003.
- [2] 胡彦婷,木拉提·哈密提,陈建军,等. 基于 Bayes 分类算法和活动轮廓模型的新疆肝包虫 CT 图像分割方法[J]. 科技导报,2010,28(2):19-24.
Hu Yanting, Hamit Murat, Chen Jianjun, et al. Science and Technology Review, 2010, 28(2): 19-24.
- [3] Zhou X, Kitagawa T, Okuo K, et al. Construction of a probabilistic atlas for automated liver segmentation in non-contrast torso CT images [J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2005, 1281: 1169-1174.
- [4] Eckhorn R, Reitboeck H J, A rndtetal M. Feature linking via synchronization among distributed assemblies simulations of results from cat visual cortex[J]. *Neu Comput*, 1990, 2(3): 293-307.
- [5] Johnson J L, Ritter D. Observation of periodic waves in a pulsecoupled neural network[J]. *Opt Lett*, 1993, 18(15): 1253-1255.
- [6] 辛国江,邹北骥,李建锋,等. 结合最大方差比准则和 PCNN 模型的图像分割[J]. 中国图象图形学报,2011,16(7): 1310-1316.
Xin Guojiang, Zhou Beijie, Li Jianfeng, et al. *Journal of Image and Graphics*, 2011, 16(7): 1310-1316.
- [7] 邓成锦,聂仁灿,周冬明,等. PCNN 和最大相关准则相结合的图像分割方法[J]. 计算机工程与应用,2011,47(14): 177-179.
Deng Chengjin, Nie Rencan, Zhou Dongming, et al. *Computer Engineering and Applications*, 2011, 47(14): 177-179.
- [8] 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 Qing, Ma Yide, Qian Zhibai. *Journal of Image and Graphics*, 2005, 10 (5): 579-584.
- [9] 赵峙江,张田文,张志宏. 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 Shijiang, Zhang Tianwen, Zhang Zhihong. *Chinese Journal of Electronics*, 2005, 33(7): 1342-1344.
- [10] 于江波,陈后金,王巍,等. 脉冲耦合神经网络在图像处理中的参数确定[J]. 电子学报,2008,36(1): 81-85.
Yu Jiangbo, Chen Houjin, Wang Wei, et al. *Chinese Journal of Electronics*, 2008, 36(1): 81-85.
- [11] 马义德,李廉,绽琨,等. 脉冲耦合神经网络与数字图像处理 [M]. 北京:科学出版社,2008.
Ma Yide, Li Lian, Zhan Kun, et al. Pulse coupled neural network and digital image processing[M]. Beijing: Science Press, 2008.
- [12] Lindblad T, Kinser J M. Image processing using pulse-coupled neural networks[M]. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2005.
- [13] 宋寅卯,王红波,闫文科. PCNN 在指纹图像分割中的应用[J]. 自动化技术与应用,2008,27(6): 41-42.
Song Yinmao, Wang Hongbo, Yan Wenke. *Techniques of Automation and Applications*, 2008, 27(6): 41-42.
- [14] 胡勇,赵春霞,郭志波等. 一种基于相对熵阈值分割的改进算法[J]. 系统仿真学报,2009,21(12): 3731-3733.
Hu Yong, Zhao Chunxia, Guo Zhibo, et al. *Journal of System Simulation*, 2009, 21(12): 3731-3733.
- [15] Cover T M, Thomas J A. Elements of information theory [M]. New York: Wiley, 1991.
- [16] 马义德,戴若兰,李廉. 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,2002,23(1): 46-51.
Ma Yide, Dai Ruolan, Li Lian. *Journal on Communications* 2002, 23(1): 46-51.
- [17] Gu X D, Guo S D, Yu D H. A new approach for image segmentation based on unit-linking PCNN [C]. Machine Learning and Cybernetics, Proceedings 2002 International Conference, 2002, 1(1): 175-178.

(责任编辑 陈瑞云,马骁骁)

·学术动态·

“第七届全国制冷空调新技术研讨会(2012)”征文



由中国制冷学会主办的“第七届全国制冷空调新技术研讨会”计划于2012年8月在西安市举行。
征文范围:制冷空调中的节能新技术、能源利用新技术、新工质的使用、新的控制技术、新的空气洁净技术,以及其他制冷、空调、低温系统的最新技术进展。

论文摘要截止日期:2012年3月1日。

全文截止日期:2012年4月1日。

电话:15829931743, 13519141974

电子信箱:suntiezhu66@163.com

通信地址:西安市金花南路19号西安工程大学

邮政编码:710048