

文章编号:1004-4213(2010)05-0923-6

基于互信息改进型脉冲耦合神经网络多值图像分割*

刘勍^{1,2},许录平¹,马义德³,苏哲¹

(1 西安电子科技大学 电子工程学院, 西安 710071)

(2 天水师范学院 物理与信息科学学院, 甘肃 天水 741001)

(3 兰州大学 信息科学与工程学院, 兰州 730000)

摘要:为了自动地进行图像的多值分割,从原始图像与分割图像之间的相互关系出发,以最大互信息为优化分割目标,以互信息熵差作为一种新的分类类数判据,在对传统脉冲耦合神经网络模型改进的基础上,提出了一种基于最大互信息改进型脉冲耦合神经网络图像多值分割算法.理论分析和实验结果表明,该方法能够自动确定最佳分割迭代次数及最佳分割灰度类数,对分割图像具有良好的特征划分能力,且在分割类数较少的情况下,能较好地保持图像细节、纹理及边缘等信息,对不同图像分割准确度高,具有较强的适用性.

关键词:图像分割;脉冲耦合神经网络;互信息;最大互信息准则

中图分类号:TN911.73

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20103905.0923

0 引言

图像分割是图像分析和处理的重要步骤和技术,其目的是将图像分成具有某种特征差异的不同区域.然而在实际中往往由于传感器分辨率的限制或者观测目标与周围环境的交叠,图像中不同属性的区域混合在一起,很难被清晰地分开.目前,图像分割有很多方法,其中最为简单的是基于灰度的二值两聚类分割方法,其缺点是分割后图像中损失了诸如灰度细节、纹理特征等许多原始图像的重要信息.例如在生物医学影像工程,卫星遥感检测等不同的图像处理与分析领域,为了后续处理信息的完整性,在前期分割处理中要尽可能保持原图像的许多信息,这就要求对原始图像采用多值多聚类分割方法.文献[1-5]根据不同应用要求提出了不同的多值图像分割方法,即将原始图像分割成不同灰度的类数,而上述方法的分割处理只对特定图像取得了一定的分割效果,且这些分割算法缺乏相应的客观评判依据,不能自动完成分割要求.

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,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],已被广泛地应用

于图像平滑、分割、边缘检测及目标识别等图像处理领域^[7-11],并显示了其优越性.该方法使得具有相似输入的神经元同时发生脉冲,不仅能够克服幅度上微小变化造成的影响,而且能较完整地保留图像的区域信息.然而由于该模型在运行过程中不能清晰地反映分割图像的迭代信息,并且在迭代过程中不能客观地评价分割效果,造成对目标的错误分割,因而给后续处理带来困难.

对此,本文基于传统 PCNN 模型和互信息(Mutual Information, MI),以最大互信息为优化分割目标,以互信息熵差作为一种新的分类类数判据,提出了一种新的基于最大互信息改进型 PCNN 多值图像分割算法,并将其应用在不同图像的分割中.

1 互信息与互信息熵差

互信息的概念源于信息论,它是两个随机变量统计相关性的一种测度,在医学图像配准领域已得到普遍关注和广泛应用^[12-14],Rigau^[15]等人将互信息方法引入到图像分割领域中来.

设 F, G 是给定的两幅图像,则两幅图像之间的互信息关系可用熵来描述为

$$MI(F, G) = H(F) + H(G) - H(F, G) \quad (1)$$

式中 $H(F), H(G)$ 分别代表图像 F 和 G 的熵; $H(F, G)$ 代表 F 和 G 的联合熵.若 $p_F(f)$ 和 $p_G(g)$ 分别表示图像 F 和 G 中灰度的概率密度分布, $p_{FG}(f, g)$ 表示图像 F 和 G 灰度的联合概率密度分布,则有

$$H(F) = - \sum_f p_F(f) \log_2 p_F(f) \quad (2)$$

* 国家高技术研究发展计划(2007AA12Z323)、国家自然科学基金(60772139, 60572011)和天水师范学院“青蓝”人才工程基金(0708-10)资助

Tel: 029-88202263-805

Email: lqlzu@126.com

收稿日期: 2008-09-23

修回日期: 2008-12-01

$$H(G) = - \sum_g p_G(g) \log_2 p_G(g) \quad (3)$$

$$H(F,G) = - \sum_{f,g} p_{FG}(f,g) \log_2 p_{FG}(f,g) \quad (4)$$

由 Kullback-Leibler 距离定义为

$$MI(F,G) = \sum_{f,g} p_{FG}(f,g) \log_2 \frac{p_{FG}(f,g)}{p_F(f)p_G(g)} \quad (5)$$

将互信息应用于图像分割中时,设原图像为 I_F ,分割图像为 I_G ,则从理论上来说,原图像 I_F 和分割图像 I_G 的互信息值随着分割图像中类数的增加而递增,并收敛于其最大值 $MI(I_F, I_F)$,在实际图像联合概率分布 $p_{FG}(f,g)$ 的计算中采用的是归一化联合直方图

$$p_{FG}(f,g) = \frac{h(f,g)}{\sum_{f,g} h(f,g)} \quad (6)$$

也就是说用图像的直方图代替概率分布本身就是一个近似,互信息方法是从原始图像和分割图像的灰度统计特性出发的,所以在实际图像分割中,分割后多值图像在其空间灰度的分布与原图像空间灰度的分布接近最佳时,其互信息达到最大.为了能进一步确定最佳分割,在这里引入互信息熵差^[16]

$$DMI(nc) = MI(I_F, I_G(nc)) - MI(I_F, I_G(nc-1)) \quad (7)$$

随着分割图像中类数 nc 的增加,互信息熵差 DMI 随之振荡下降或递减,并趋于 0.

为了能对不同的迭代分割图像与原始图像进行比较,对 MI 和 DMI 进行归一化处理,有

$$nMI(nc) = \frac{MI(I_F, I_G(nc))}{MI(I_F, I_F)} \quad (8)$$

$$nDMI(nc) = \frac{DMI(nc)}{MI(I_F, I_F)} \quad (9)$$

式中 nMI 和 $nDMI$ 分别表示归一化 MI 和 DMI .

2 PCNN 改进模型及图像分割

2.1 PCNN 的基本原理

PCNN 也称为第三代人工神经网络,它是在生物视觉皮层模型启发下产生的由若干个神经元互连而构成的反馈型网络.构成 PCNN 的每一神经元 N 由接收、调制和脉冲产生 3 部分组成,可用离散数学方程描述为^[17]

$$F_{ij}[n] = e^{-\alpha_F} F_{ij}[n-1] + V_F \sum_{kl} M_{ijkl} \cdot Y_{kl}[n-1] + I_{ij} \quad (10)$$

$$L_{ij}[n] = e^{-\alpha_L} L_{ij}[n-1] + V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (11)$$

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n] (1 + \beta L_{ij}[n]) \quad (12)$$

$$T_{ij}[n] = e^{-\alpha_T} T_{ij}[n-1] + V_T Y_{ij}[n] \quad (13)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & (U_{ij}[n] > T_{ij}[n]) \\ 0, & (U_{ij}[n] \leq T_{ij}[n]) \end{cases} \quad (14)$$

式中下标 ij 为神经元的标号, n 为迭代次数, I_{ij} 、

$F_{ij}[n]$ 、 $L_{ij}[n]$ 、 $U_{ij}[n]$ 、 $T_{ij}[n]$ 分别为神经元的外部刺激(图像像素构成矩阵中第 ij 个像素的灰度值)、第 ij 个神经元第 n 次反馈输入、连接输入、内部活动项和动态阈值, M 和 W 为链接权矩阵(一般 $W = M$), V_F 、 V_L 、 V_T 分别为 $F_{ij}[n]$ 、 $L_{ij}[n]$ 及 $T_{ij}[n]$ 的幅度常量, α_F 、 α_L 、 α_T 为相应的衰减系数, β 为链接系数, $Y_{ij}[n]$ 是 PCNN 的二值输出.

在用 PCNN 进行图像处理时,首先将一个 2 维 PCNN 网络的 $N \times N$ 个神经元分别与 2 维输入图像的 $N \times N$ 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,则这时神经元输出为 1,称为自然激活,此时其阈值 T_{ij} 将急剧增大,并随时间指数衰减.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像素具有相似强度,邻接神经元容易被捕获激活,反之则不能被捕获激活.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,及由它们形成了一个神经元集群而对应于图像中具有相似性质一小区域的特性,便可进行图像分割.

2.2 改进 PCNN 模型及其最大互信息图像分割算法

传统 PCNN 模型的关键思想是非线性调制耦合机制和阈值指数衰变机制,而非线性调制耦合机制是其核心.传统 PCNN 模型中虽然其阈值是指数衰降的,但又是反复变化的,即经过长时间(或短时间)的衰降之后必然会有一次由于神经元激活造成的突然上升,之后又是衰降,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,而直接二值输出图像却并不包含全部的信息.为克服上述缺点,本文对阈值函数进行了改进,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并对模型进行了简化,对 PCNN 在不同时刻产生的点火神经元所组成的各子图像区域进行逐层分割,可逐次分割出不同的目标,其改进模型表示为

$$F_{ij}[n] = I_{ij} \quad (15)$$

$$L_{ij}[n] = V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{ij}[n-1] \quad (16)$$

$$T_{ij}[n] = T_0 e^{-\alpha_T(n-1)} \quad (17)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} T_{ij}[n], & (U_{ij}[n] > T_{ij}[n]) \\ Y_{ij}[n-1], & (U_{ij}[n] \leq T_{ij}[n]) \end{cases} \quad (18)$$

式中 $U_{ij}[n]$ 的表达式与式(12)相同,改进型 PCNN

用于多值图像分割时的关键概念有:1)神经元的外部输入是与之相关联像素的灰度值,即 $F_{ij}[n]=I_{ij}$; 2)所有神经元结构相等,且各个神经元的参量一致; 3)每个神经元接受与之距离 R 以内的神经元链接输入,其内部链接矩阵 \mathbf{W} 是一个 3×3 的方阵,其中每一个元素的值为中心像素到周围每个像素欧几里德距离的倒数;4)每个神经元只能激活一次。

图像处理的最终目的是为了视觉的判断与分析,而视觉对图像灰度的响应符合指数衰减的非线性变化规律,且对一定灰度值 f 的局部图像,由于视觉对灰度变化的不敏感性,其变化 $f \pm \Delta f$ 不会引起视觉明显的差异,同时又考虑到 PCNN 非线性耦合调制机制和指数衰减阈值的关系,本文采用指数衰减值 $T_{ij}[n]$ 代替该次迭代分割中灰度值介于 $(F_{ij}[n]/(1+\beta L_{ij}[n]), F_{ij}[n])$ 之间所有点火神经元的输出值,这样可由迭代分割次数 n 确定其分割的灰度类数 nc (同一分割类数不一定相连),即 $n=nc$ 。

图像分割可以视为图像的一种退化,分割后的图像是一种特殊的模态。当它与原图像空间位置一致,分割后目标区域与原图目标的形状相吻合时互信息达到最大值,互信息熵差最小,即可认为所获得最优分割结果中包含有原始图像信息量最多。在图像分割中(或之前),如何确定类数,是一个经典的分割难题,目前已提出了许多方法来估计类数,其中以 AIC 算法应用最多^[18],而且直接以 DMI 作为分割判据,容易陷入局部最优值,这些方法的理论依据与实际效果都不甚令人满意。本文方法可在不确定类数的情况下,利用 PCNN 迭代分割特性,以 MI 值并结合 DMI 判据,自动确定图像分割类数,并用不同迭代次数灰度表示当前类数的灰度。具体的分割算

法描述为:

- 1) 给定原始图像 I_F , 当 $n=1$ 时, $MI=0$; 选取 V_L, β, T_0 及 α_T 等值;
- 2) 按改进型 PCNN 进行图像分割迭代;
- 3) 计算 $nMI(n)$ 及 $nDMI(n)$;
- 4) 如果 $DMI(n) > 0$, 且 $DMI(n+1) > 0$, 则接受这次分割变化,并用指数衰减阈值代替分割输出值,令 $n=n+1$ 并转步 2;
- 5) 如果 $DMI(n) > 0, DMI(n+1) < 0$, 且 $nMI(n)$ 为最大,则转步 6; 否则转步 2;
- 6) 确定 $n=nc$ 为分类数, $I_G[n]$ 即为所求分割图像。

3 实验结果与分析

运用本文提出方法,对 Lena、Goldhill 复杂纹理图像以及 Rice 简单纹理等图像进行了仿真实验。为保证 PCNN 对处理图像的统一性及该算法的可适用性,不同图像要求在同一 PCNN 模型下进行。实验中选用的参量分别是 $\beta=0.1, V_L=0.05, \alpha_T=0.09, T_0$ 。选取不同图像的灰度最大值,内部连接矩阵 \mathbf{W} 是一个 3×3 方阵,网络中每一神经元只与欧氏距离小于等于 $R(R=3)$ 的相邻神经元链接。

1) 图 1、图 2 分别是对 Lena、Goldhill 图像采用本文方法的多值分割、二值分割及其边缘检测的结果。图 1(a)和图 2(a)为原始图像;图 1(b)和图 2(b)分别为归一化互信息最大 $nMI_{\max}=0.9911$ 和 $nMI_{\max}=0.9902$ 的多值分割图像;图 1(c)和图 2(c)分别是 $nMI=0.8146$ 和 $nMI=0.8471$ 的分割图像;图 1(d)和图 2(d)是各原图的二值分割图像;图 1(e)~(h)和图 2(e)~(h)分别是图 1(a)~(d)和图 2(a)~(d)的 sobel 检测结果。

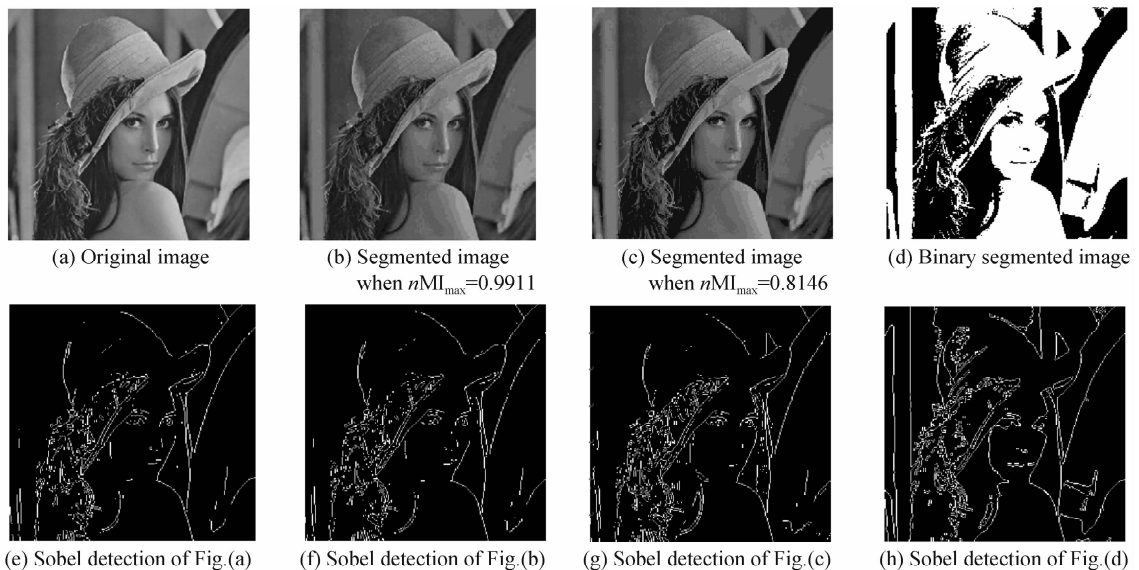


图 1 Lena 图像基于互信息 PCNN 多值分割及其边缘检测结果

Fig. 1 Multi-threshold segmentation and detection for Lena image using PCNN based on MI

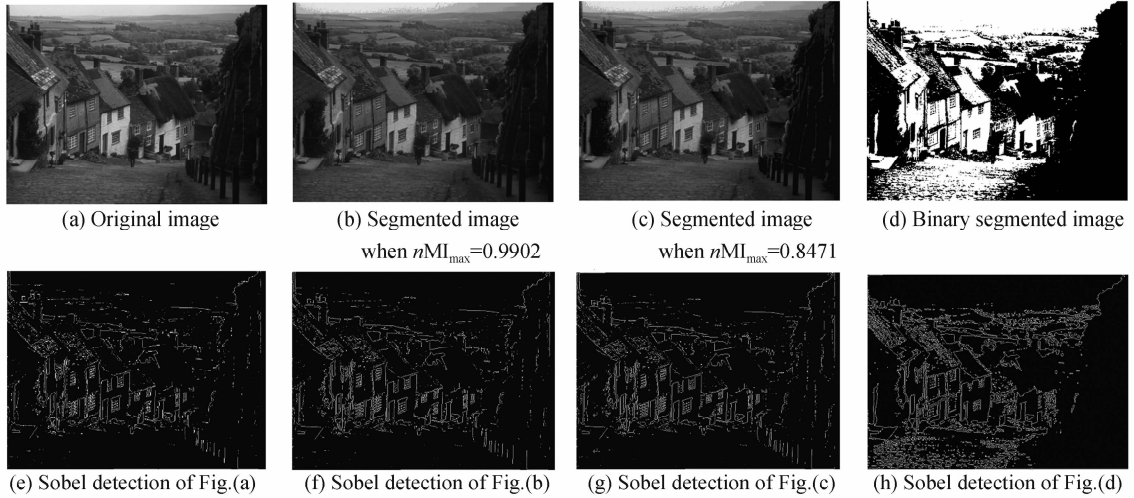
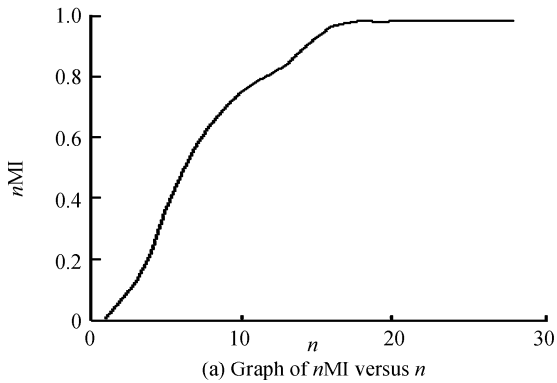


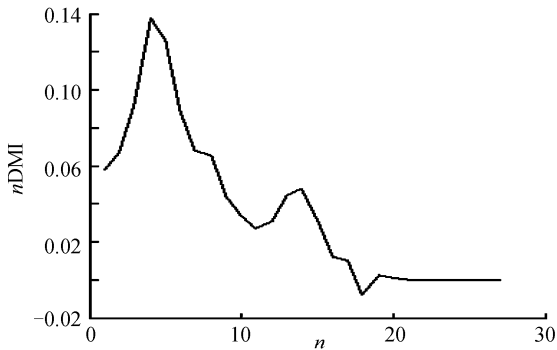
图 2 Goldhill 图像基于互信息 PCNN 多值分割及其边缘检测结果

Fig. 2 Multi-threshold segmentation and detection for Goldhill image using PCNN based on MI

2) 图 3 和图 4 分别是 Lena 图像和 Goldhill 图



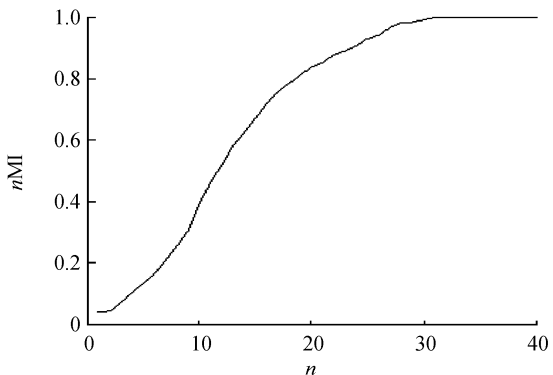
(a) Graph of nMI versus n



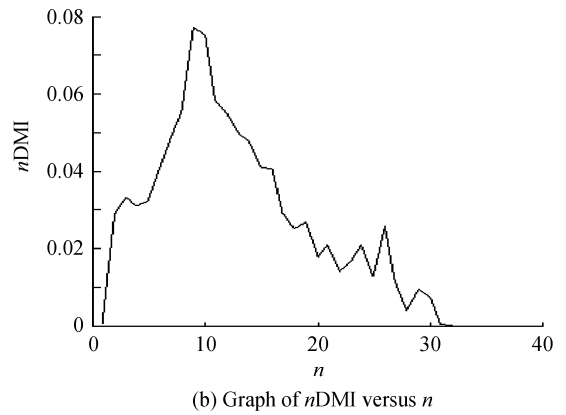
(b) Graph of $nDMI$ versus n

图 3 Lena 图像分割中 nMI 、 $nDMI$ 与 n 关系曲线

Fig. 3 Graph of the variation of nMI and $nDMI$ with n in Lena image segmentation



(a) Graph of nMI versus n



(b) Graph of $nDMI$ versus n

图 4 Goldhill 图像分割中 nMI 、 $nDMI$ 与 n 关系曲线

Fig. 4 Graph of the variation of nMI and $nDMI$ with n in Goldhill image segmentation

像在 PCNN 处理时归一化互信息 nMI 、归一化互信息熵差 $nDMI$ 与迭代次数 n 的关系曲线;

3) 图 5 是在对 Rice 图像分割中采用不同阈值函数 T 时, 分割类数 nc 与互信息 MI 的关系曲线。

从实验可见, 采用本文算法能有效地实现对不同细节及纹理图像的多值分割. PCNN 对图像迭代处理过程中, 当选取不同参量的阈值函数 (图 5 中

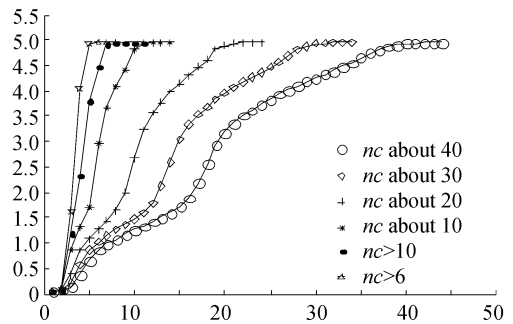


图 5 Rice 图像分割中不同阈值函数 T , 互信息 MI 与分类数 nc 的关系曲线

Fig. 5 Graph of the variation of Mutual Information MI with cluster number nc using different threshold function T in Rice image segmentation

表 1 三幅不同图像的最佳分割指标
Table 1 Best segmentation performances of three different images

	MI_{\max}	nMI_{\max}	n_{\max}	nc_{\max}
Lena	5.114 1	0.991 1	17	17
Goldhill	44.431	0.990 2	33	33
Rice	4.937 7	0.991 5	20	20

α_T 选取从 0.325 8 到 0.041 8 不同的 6 个参量)时,随着分割次数(类数)的增加,互信息值均在单调递增,并逐渐接近于相同最大值($MI_{\max}=4.937 7$),且当其达到最大值后,不再随分割次数(类数)变化而变化;而互信息熵差随分割次数(类数)增加呈现振荡变化逐渐递减的趋势,直至最后趋于零;当在没有确定分割类数的迭代处理过程中,分割图像的互信息随分割次数(类数)增加,其灰度层次感逐渐加强,对图像细节及纹理等特征表现地越来越明显.当算法运行满足 $nDMI$ 分割条件,且互信息 nMI 分别达到最大值 nMI_{\max} 时,可自动确定其迭代分割次数 n_{\max} ,形成灰度分割类数 nc_{\max} ,输出多值分割的最佳图像(图 1(b)和图 2(b)).

此时,在最佳分割图像中,不同的目标灰度、纹理特征等能用较少信息较好分割与表示出来,虽然有些区域(如 Lena 图像肩膀部分及 Goldhill 图像中远处的天空区域)出现了轻微的块状效应,但能在信息损失不大的情况下以较少的数据量满足视觉可视要求,这可从图 1(e)、(f)和图 2(e)、(f)两图各自的 sobel 边缘检测结果检验最佳分割图像较完整地保留了原图的细节、边缘和纹理等信息,反映了该算法对图像具有较高的分割准确度和较强的适用性,对不同目标特征划分能力强;此外,从图 1(c)与图 2(c)以及各自(g)图 sobel 检测结果可以看出,在互信息较小(大于某一值但不是最大值)时,其分割结果与互信息最大时分割结果视差不明显,sobel 检测结果也说明了对细节和纹理保持比较完好,所以,如果在对图像分割结果没有严格要求的情况下,可以采用较小互信息决定的较少分割类数(此时,Lena 图像 $nc=12$,Goldhill 图像 $nc=21$)图像来表示分割结果,这样可以缩短算法执行时间和减少数据存储空间,对于图像的压缩、存储及实时处理等都有很大意义;但从两图的二值分割及边缘检测结果可以看出二值分割中丢失了许多重要的细节纹理和边缘信息,对图像的有些区域产生了错误分割,从另一方面反映了本文算法即使当互信息较小时,用较少分割类数表征的图像也比二值分割图像具有良好的特征划分能力.

4 结论

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 模型及其参量对信息处理作用与影响等方面的课题,目前仍是一个研究热点.理论分析和实验表明,互信息与互信息熵差揭示了分割图像与原图像的一种内在关系,而建立在此基础上最大互信息改进型 PCNN 多值图像分割算法,无需预先设定分割类数和确定分割阈值,能够自动地对不同图像进行分割,分割准确度高,具有较强的适应性和良好的特征划分能力,是一种有效合理的图像分割算法.

参考文献

- [1] LIN Ya-zhong, CHEN Wu-fan, YANG Feng, et al. New approach for image segmentation based on generalized fuzzy Gibbs random fields[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2003, **26**(11):1464-1469.
林亚忠,陈武凡,杨丰,等.基于广义模糊吉布斯随机场图像分割的新算法[J]. *计算机学报*, 2003, **26**(11):1464-1469.
- [2] LU Xiao-dong, ZHOU Jun, ZHOU Feng-qi. Image segmentation and parameters estimation based on fuzz Markov random field with possibility theory[J]. *Infrared and Laser Engineerin*, 2007, **36**(5):733-737.
卢晓东,周军,周凤岐.基于可能性 FMRF 的红外图像分割算法及其参量估计[J]. *红外与激光工程*, 2007, **36**(5):733-737.
- [3] ZHANG Wei, JIANG Hong, REN Zhang. An adaptive multi threshold image-segmentation algorithm [J]. *Techniques of Automation & Applications*, 2007, **26**(8):71-74.
张伟,蒋宏,任章.自适应多阈值图像分割算法[J]. *自动化技术与应用*, 2007, **26**(8):71-74.
- [4] PEI Ji-hong, XIE Wei-xin. Adaptive multithresholds image segmentation based on potential function clustering[J]. *Chinese Journal of Computers*, 1999, **22**(7):758-762.
裴继红,谢维信.势函数聚类自适应多阈值图像分割[J]. *计算机学报*, 1999, **22**(7):758-762.
- [5] LI Hui-hui, GUO Lei, LIU Han. A region-based remote sensing image fusion method[J]. *Acta Photonica Sinic*, 2005, **34**(12):1901-1905.
李晖晖,郭雷,刘航.基于区域分割的遥感图像融合方法[J]. *光子学报*, 2005, **34**(12):1901-1905.
- [6] ECKHORN R, REITBOECK H J, ARNDTETAL M. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: simulation of results from cat cortex[J]. *Neural Computation*, 1990, **2**(3):293-307.
- [7] JOHNSON J L, PADGETT M L. PCNN models and applications[J]. *IEEE, Trans, Neural Networks*, 1999, **10**(3):480-498.
- [8] CHEN J U N, ISMRILTRA K, WADA M I. Moving object extraction using multi-tiered pulse-coupled neural network [C]. *Proceedings of 2004 SICE Annual Conference*, 2004, **3**:2843-2848.
- [9] LIU Qing, MA Yi-de, QIAN Zhi-bai. Automated image segmentation using improved PCNN model based on cross-entropy[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2005, **10**(5):579-584.
刘勍,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.
- [10] LIU Qing, MA Yi-de. A new algorithm for noise reducing of image based on PCNN time matrix[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2008, **30**(8):1869-1873.

- 刘勃,马义德.一种基于 PCNN 赋时矩阵的图像去噪新算法[J].电子与信息学报,2008,**30**(8):1869-1873.
- [11] LIU Qing, MA Yi-de, ZHANG Shao-gang, *et al.* Image target recognition using pulse coupled neural networks time matrix [C]. Beijing: Publishing House of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2007:96-99.
- [12] VIOLA P, WELLS W M. Alignment by maximization of mutual information[C]. Proceedings of the 5th International Conference on Computer Vision[A]. Cambridge, MA, 1995-06:16-23.
- [13] RANGARAJAN A, CHUI H, DUNCAN J S. Rigid point feature registration using mutual information [J]. *Medical Image Analysis*, 1999, **3**(4):425-440.
- [14] YANG Jin-bao, LIU Chang-chun, HU Shun-bo, *et al.* Mean divergence measures for medical image registration[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(5):1046-1051.
- [15] RIGAU J, FEIXAS M, SBERT M, *et al.* Medical image segmentation based on mutual information maximization[C]. Proceedings of MICCAI'04, 2004:135-142.
- [16] LU Qing-Wen, CHEN Wu-Fan. Image segmentation based on mutual information[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2006, **29**(2):296-301.
吕庆文,陈武凡.基于互信息量的图像分割[J].计算机学报, 2006, **29**(2):296-301.
- [17] MA Yi-de, DAI Ro-lan, LI Lian. Image segmentation of embryonic plant cell using pulse-coupled neural networks[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2002, **47**(2):167-172.
- [18] STUDHOLME C, HILL D L G, HAWKES D J. An overlap invariant entropy measure of 3-D medical image alignment [J]. *Pattern Recognition*, 1999, **32**(1):71-86.

Multi-threshold Image Segmentation Using Improved Pulse Coupled Neural Networks Based on Mutual Information

LIU Qing^{1,2}, XU Lu-ping¹, MA Yi-de³, SU Zhe¹

(1 School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

(2 School of Physics and Information Science, Tianshui Normal University, Tianshui 741001, China)

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

Abstract: In order to process multi-threshold image segmentation automatically, the traditional pulse coupled neural networks model is improved. A new algorithm of multi-threshold image segmentation using improved PCNN based on the maximization of mutual information is put forward according to the relationship between original image and segmented image, which is based on the optimization object of maximal of mutual information and a new measurement criterion for determining the number of clusters in an image called difference of mutual information. Theoretical analysis and simulation results indicate that the new method can automatically determine the optimal cyclic iterative times and the optimal number of gray-scale clusters, has a favorable capability to carve up characteristics and maintain the edges, texture and details of images, has higher precision in different image segmentation and can be more adaptability.

Key words: Image segmentation; PCNN; Mutual information; Maximum criterion of mutual information



LIU Qing was born in 1970. He received the M. S. degree in communication and information system from Lanzhou University in 2005. Now he is an associate professor and the Ph. D. degree candidate, and his research interests focus on image processing, artificial neural networks and the detection of weak signal.



XU Lu-Ping was born in 1961. He received the Ph. D. degree from Xidian University in 1996. Now he is a professor and Doctoral Supervisor, and his research interests focus on image processing, the detection of weak signal, radar detection and new navigation technology.