

基于模糊熵的改进型 PCNN 图像分割方法

赵 勇, 陈立潮, 张英俊, 李鑫环

(太原科技大学 计算机科学与技术学院, 山西 太原 030024)

摘 要:针对传统的 PCNN 在图像分割中需要设定大量的参数,并且分割的最佳迭代次数无法自动确定等问题,简化了传统 PCNN 模型的接受部分,改进了 PCNN 的连接部分,改变了 PCNN 的阈值衰减方式,并利用最大模糊熵作为最佳分割迭代次数的判定准则,提出了一种新的 PCNN 改进模型,从而实现了 PCNN 的自动精确分割。对各类图像的实验结果表明,该方法能够自动确定循环迭代次数和自动选取最佳阈值,与基于最大香农熵的 PCNN 分割方法相比,该方法具有收敛速度快、分割精度高、分割效果好等特点。

关键词:改进的 PCNN;模糊熵;图像分割;阈值

中图分类号:TP183

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2009)10-0141-04

A New Method of an Improved PCNN Model for Image Segmentation Based on Fuzzy Entropy

ZHAO Yong, CHEN Li-chao, ZHANG Ying-jun, LI Xin-huan

(Inst. of Computer Sci. and Tech., Taiyuan Univ. of Sci. and Tech., Taiyuan 030024, China)

Abstract: A new improved PCNN model is proposed to overcome the problem existing in the image segmentation of PCNN. It doesn't only simplify the acceptant part of the traditional PCNN and improves on the pontes of PCNN and changes the threshold attenuation mode of PCNN, but also utilizes the maximum fuzzy entropy as the determinant rule of the best segmentation iterations. Therefore, the improved PCNN can implement the segmentation results accurately and automatically. Simulation experiment on various kinds of images indicates that the proposed method can confirm the circulatory iterations and choose the best threshold automatically. Compared to the maximum Shannon entropy, the proposed method has higher convergence speed and segmentation accuracy, and also achieves a better segmented effect.

Key words: improved PCNN; fuzzy entropy; image segmentation; threshold

0 引 言

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,它依据猫、猴等动物的大脑视觉皮层上的同步脉冲发放现象提出的^[1],可广泛地应用于图像处理、目标识别、决策优化和通讯等方面。在 PCNN 中相似输入的神经元具有同时发生脉冲的特性,能够弥补输入数据的空间不连贯和幅度上的微小变化,从而较完整地保留了图像的区域信息,这对于图像分割无疑是非常有利的。但是该模型需要恰当地设置其数学模型中各种门限参数、衰减时间常数、加权因子及连接系数等,才能实现最佳分割,另外传统的 PCNN 模型

只利用了神经元的点火特性,不能自动地确定最佳的分割迭代次数,易造成对目标的错误分割,给后续处理带来困难。

为此,不少文献在 PCNN 分割算法中提出了多种自动确定参数和判定迭代次数的方法,如利用遗传算法、PSO^[2]、最大香农熵^[3]、最大二维熵^[4]、最小交叉熵^[5]等,已取得了较好的分割结果。但上述文章都没有考虑到图像本身固有的模糊性,例如由于光照的不均匀性,必然造成图像背景和目标在灰度上的交叉模糊等。针对以上问题,文中对 PCNN 进行了改进,仿真实验结果表明,文中所提出的方法能够较好地对各类图像进行分割,具有一定的普适性,而且对医学图像的分割能取得较好的效果。

1 最大模糊熵

熵是信息论中一个非常基本并有重要应用的概

收稿日期:2009-02-17;修回日期:2009-05-21

作者简介:赵 勇(1983-),男,山东济南人,硕士研究生,CCF 会员,研究领域为人工智能与模式识别;陈立潮,博士,教授,主要研究领域为模式识别、人工智能、数据挖掘。

念,它描述了一个概率分布的不确定性程度。将熵的概念移植到模糊集理论,就得到模糊熵的概念,它描述了一个模糊集的不确定性程度。H. D. Cheng 等人将模糊理论引入到阈值分割中^[6],提出了基于模糊最大熵原则的多阈值分割。最大模糊熵准则,就是在灰度空间上搜索一组参数,使得图像在此参数确定的模糊划分下保留原图像的信息量最大。

一幅具有 L 个灰度级的灰度图像 X ,其灰度级范围为 r_0, r_1, \dots, r_{L-1} 。各灰度级的概率 P 为: $P_r(r_k) = h_k, k = 0, 1, \dots, L-1$ 。设 $U = (A_1, A_2, \dots, A_n)$ 为有限模糊分类集, Zadh 提出模糊熵用 $H(U)$ 表示为:

$$H(U) = \sum_{i=0}^{L-1} \mu_A(r_i) P(r_i) \log(P(r_i)) \quad (1)$$

应用模糊最大熵原则时,常常要选择适当的隶属函数。对于单阈值分割,设分割阈值 θ 根据灰度值将原始图像的像素分成两个模糊集,即黑(dark)和亮(bright)两个集合。黑模糊集包含低灰度值的像素,对应图像的背景;亮模糊集包含高灰度值的像素,对应图像的目标。这两个模糊集的隶属函数 $\mu_d(k), \mu_b(k)$ 可分别定义如下:

$$\mu_d(k) = \begin{cases} 1 & k \leq a \\ 1 - \frac{(k-a)^2}{(c-a) \times (b-a)} & a < k \leq b \\ \frac{(k-c)^2}{(c-a)(c-b)} & b < k \leq c \\ 0 & k > c \end{cases} \quad (2)$$

$$\mu_b(k) = \begin{cases} 1 & k \leq a \\ \frac{(k-a)^2}{(c-a) \times (b-a)} & a < k \leq b \\ 1 - \frac{(k-c)^2}{(c-a) \times (c-b)} & b < k \leq c \\ 0 & k > c \end{cases} \quad (3)$$

最优阈值的满足条件: $\mu_d(k) = \mu_b(k) = 0.5$, 此时 k 就是使得图像模糊熵最大的最优阈值 T_{opt} , 此时, $T_{opt} = b = \frac{a+c}{2}$ 。

2 传统的 PCNN 模型

构成 PCNN 的单个神经元的基本模型如图 1 所示,神经元共由三部分组成:接收部分、调制部分和脉冲产生部分。利用 PCNN 进行二维图像处理时,网络与图像是同结构的,且神经元与图像像素一一对应,则每一神经元的离散数学方程式^[1]为:

$$\begin{aligned} F_{ij}(n) &= \exp(-\alpha_F) F_{ij}(n-1) + V_F \sum_k M_{ijk} Y_{kl}(n-1) + I_{ij} \\ L_{ij}(n) &= \exp(-\tau_L) L_{ij}(n-1) + V_L \sum_k W_{ijk} Y_{kl}(n-1) \end{aligned} \quad (4)$$

$$-1) \quad (5)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n)(1 + \beta L_{ij}(n)) \quad (6)$$

$$\theta_{ij}(n) = \exp(-\tau_\theta) \theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n-1) \quad (7)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) \geq \theta_{ij}(n) \\ 0, & U_{ij}(n) < \theta_{ij}(n) \end{cases} \quad (8)$$

式中, I_{ij} 为外部输入激励, F_{ij} 为神经元输入项, L_{ij} 为神经元的连接输入, U_{ij} 为内部活动项, Y_{ij} 为脉冲输出, θ_{ij} 是动态阈值项; M, W 是为连接权矩阵(一般 $M = W$); V_F, V_L, V_θ 分别为 F_{ij}, L_{ij} 与 θ_{ij} 的幅度常数; $\alpha_F, \alpha_L, \alpha_\theta$ 为相应的衰减系数; β 为连接系数。

用 PCNN 进行图像分割时,可以把二维图像矩阵 $M \times N$ 看作 $M \times N$ 个 PCNN 神经元模型,其每个像素的灰度值对应为每个神经元的输入 I_{ij} ,当内部连接矩阵 M, W 所在邻域内有灰度值相近的像素存在时,其中某一个像素激发产生的脉冲输出将会引起附近其它类似灰度像素对应神经元的激发,即产生脉冲序列输出 Y_{ij} ,其构成的二值图像就是 PCNN 输出分割图像。

3 基于模糊熵改进型 PCNN 图像分割方法

3.1 PCNN 模型的简化

传统的 PCNN 模型存在许多问题:相关参数较多,如各种门限参数、衰减时间常数、加权因子、连接强度等。要获得好的分割效果,需要合理选择其相关参数;循环迭代次数的选择是通过人工交互的方式来确定;阈值衰减函数是按指数规律随时间变化的,虽然这种变化规律符合人眼对亮度强度响应的非线性特性,但却不符合图像处理的要求,即灰度的分布没有得到体现。

针对以上问题,文中在保留 PCNN 耦合调制机制和脉冲产生机制的基础上,对传统的 PCNN 模型进行了如下改进:

(1) 接受部分 F_{ij} 只接受外部刺激 I_{ij} ,即像素的灰度值;

$$F_{ij} = I_{ij} \quad (9)$$

(2) 连接部分 L_{ij} 为了能够简单有效地反映像素区域性质,将像素的邻域输出的均值引入到连接部分,提高处理时的平滑性。设 $\bar{Y}_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{N(i)} d_{ij} \cdot Y_{ij}$,表示神经元某邻域像素输出的均值,这里取像素 3×3 的邻域,其中 d_{ij} 为像素到各邻域点的距离,这里 d_{ij} 采用欧氏距离(式中, D 是一个常数,这里取 $D = \sqrt{2}$):

$$L_{ij} = \begin{cases} 1 & \bar{Y}_{ij} \geq 1 \\ |\bar{Y}_{ij} - D| & 0 < \bar{Y}_{ij} < 1 \\ 0 & \bar{Y}_{ij} = 0 \end{cases} \quad (10)$$

(3) 内部活动项 U_{ij} 采用式(8),其中连接强度 β 决定了 PCNN 的神经元的不应期宽度计捕获期宽度,即在确定的一组 PCNN 参数下, β 越大,则 U_{ij} 越大,同步脉冲发放的区域就越大,从而区域分割的精度将受到一定的影响。文中采用文献[7]提出的方法将其定义为离散系数 CV(Coefficient of Variation):

$$\beta = \text{sqrt}(V_{ij})/M_{ij} \quad (11)$$

(4) 值函数 θ_{ij} 采用一种加速模型衰减,当某一神经元激活后,对应的动态阈值将变得无穷大,这样该神经元在以后的步数中无法再次激活:

$$\theta_{ij}(n) = \begin{cases} \theta_0 & n=0, Y(0)=0 \\ g(n)\theta_{ij}(n-1) & Y_{ij}(n-1)=0 \\ +\infty & Y_{ij}(N-1)=1 \end{cases} \quad (12)$$

式中, $g(n)$ 为单调下降函数。整个 PCNN 处理过程如下:初始化一个阈值足够大的 θ_0 ,使神经元在初始化时能够全局抑制(即 $Y_{ij}=0$),随后,阈值由于 $g(n)$ 的刺激缓慢降低,使得神经元得以点火(即 $Y_{ij}=1$),神经元一旦点火,即令 $\theta_{ij}(n)=+\infty$,即此神经元不会再被点火。这里单调函数 $g(n)$ 采用如下:

$$g(n) = 1 - \exp(-\alpha/n) \quad (13)$$

n 为 PCNN 网络循环的次数,一般选为 10~20 左右。通过改进 θ_{ij} 使得每个神经元只允许点火 1 次,其点火输出值为 1,且保持不变,而没有点火的神经元输出为 0。

(5) 为了确定 PCNN 的最佳分割迭代次数,采用前面的提到的模糊熵,即式(1)达到最大,称之为最大模糊熵原则。文中选取图像的目标和背景区域作为图像的模糊集合,分别用 μ_A 和 μ_B 表示,由式(2)和式(3)可知图像总的模糊熵是参数 a 、 b 、 c 的函数。在 PCNN 的迭代过程中,根据不同时刻的阈值 T_i ,计算原图像在此阈值下的模糊熵。即采用穷举法,在图像的灰度范围内(0~255)寻找一组 a 、 b 、 c 的值,使其满足最大模糊熵准则,若存在则此时刻的阈值即为最优阈值,迭代结束,否则继续下次迭代。

3.2 基于最大模糊熵的改进型 PCNN 图像分割算法

(1) 设置 PCNN 参数的初始值,令每个像素点处于熄火状态;

(2) 对于每一次迭代,依次按照下面的步骤执行:

* 在每个神经元的 3×3 邻域中,按式(9)、(10)计算信号 F_{ij} 和 L_{ij} ,并根据式(12)计算阈值 θ_{ij} ;

* 根据式(6)和式(11)计算每个神经元的内部调制信号 U_{ij} 和 β ;

* 将 U_{ij} 与阈值 θ_{ij} 相比较并记录神经元的状态,即点火或不点火;

* 按照前文描述的方法判断图像的模糊熵是否

达到最大。

(3) 取模糊熵的最大值所对应的 PCNN 点火图作为最终分割结果。

4 仿真实验

实验采用的是 512×512 的灰度级为 256 的 Lena 图像和脑部 MRI 图像,将该文提出的方法(称为方法 1)先后与文献[7]中提出的方法(称为方法 2)和基于最大模糊熵的传统 PCNN 模型分割方法(称为方法 3)做了对比。实验的环境为:主频 1.8G 的 CPU, 512M 内存,仿真环境为 Matlab7.1。由于简化了 PCNN 模型,实验时所需要的参数大大减少,取 $\alpha = 3.0$, $\theta_0 = 240$ 。实验的结果如图 1~图 4 所示。



图 1 Lena 图像分割结果

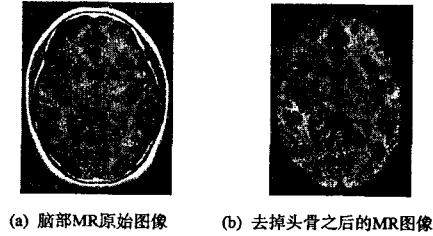


图 2 脑部 MRI 图像分割结果

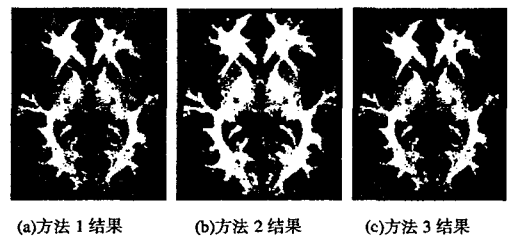


图 3 脑白质分割结果

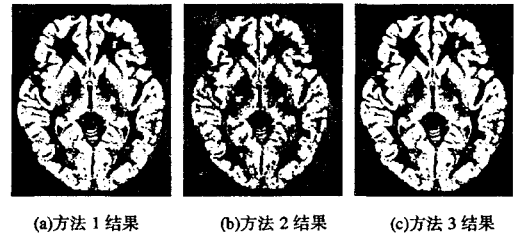


图 4 脑灰质分割结果

从实验的结果看,采用了方法 1 的结果在背景与目标的交叉区域,能够表现出很好地细节,能够表现出图像的模糊性质,同时由于改变了连接部分的输入方

式,图像能够很好地反应像素邻域对该像素的影响。从 Lena 图像的分割结果可以看出,方法 1 肩部的头发和帽子饰物的轮廓以及脸部的轮廓明显优于方法 2 的分割结果,从保持区域一致性来看方法 1 亦优于方法 2。对于脑部 MR 图像,可以看出,在脑白质与脑灰质界限不明显的模糊区域,采用方法 1 的分割结果好于方法 2 的分割结果。方法 1 与方法 3 在两种图像的分割结果上基本一致,但是方法 1 所用时间较少。

为了能够客观地描述实验结果,采用分割后的一致性 U 、区域对比度 C 和形状测量 S 及 PCNN 迭代次数^[4]作为分割效果的客观评价准则,3 种评价准则是客观定量的,其值越大,分割的有效性越好,结果如表 1 所示。

表 1 采用方法 1 与方法 2 的实验客观评价

图像	模型	迭代次数	区域一致性 U	区域对比度 C	形状测量 S
Lena	方法 1	11	0.99831	0.20815	0.47523
Lena	方法 2	13	0.95541	0.10154	0.47332
Lena	方法 3	30	0.99753	0.20805	0.47533
脑部 MRI	方法 1	12	0.99543	0.18024	0.48274
脑部 MRI	方法 2	14	0.95424	0.09237	0.47537
脑部 MRI	方法 3	31	0.99437	0.18026	0.48267

从表 1 中可以看出采用方法 1 的分割结果在区域一致性、区域对比度及形状测量方面均优于方法 2 的结果。同样基于最大模糊熵,传统的 PCNN 与该文的改进 PCNN 模型相比,收敛时间要长,改进的 PCNN 有着更快的收敛速度,一般的分隔时间仅为 15~25 秒左右。传统的 PCNN 与改进的 PCNN 均能找到最优阈值,差别仅在于收敛步数。改进 PCNN 由于选用了新的阈值下降函数 $g(n)$ 并简化了接受部分,收敛的速度得到了明显的提高。

(上接第 140 页)

性能的图像处理算法值得深入研究。

2.3 小结

特征点的检测和跟踪在基于视觉的多点触摸技术中是两个很重要的部分。在文中,特征点的识别和跟踪算法都能满足实时系统的要求。

参考文献:

- [1] Krueger M, Gionfriddo T, Katrin H. VIDEOPLACE - An Artificial Reality[C]//In Proc. CHI 1985. [s. l.]: ACM Press, 2002:35-40.
- [2] 陈忠民.指尖上的科技由 iPhone 谈多点触摸屏技术[J].微型计算机,2007(8):161-165.
- [3] Han J Y. Low - Cost Multi - touch Sensing Through Frustrated Total Internal Reflection[C]//In Proc. UIST2005. [s.

5 结束语

文中对传统的 PCNN 网络模型进行了改进,简化了 PCNN 的网络结构,减少了网络的参数的数量,从而减轻了人为参数设定困难;通过简化网络,使网络有着更快的收敛速度;采用线性方式动态调整阈值的方法以克服时间段难以划分的缺点,依据图像的模糊特性提出了用最大模糊熵准则来判断迭代次数以确定最终分割结果。实验结果表明,文中算法的收敛速度快,分割准确度高,对复杂的脑部 MRI 图像也有着较好的分割效果。

参考文献:

- [1] Johnson J L, Padgett M L. PCNN Models and application [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 480-498.
- [2] 卢桂馥,刘金飞,王 勇,等.基于微粒群算法和脉冲耦合神经网络的图像分割算法[J].计算机技术与发展,2008, 18(7):90-92.
- [3] 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.
- [4] 张煜东,吴乐南.基于二维 Tsallis 熵的改进 PCNN 图像分割[J].东南大学学报:自然科学版,2008,38(4):579-584.
- [5] 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.
- [6] Cheng H D, Lui Y M. Automatic bandwidth selection of fuzzy membership functions[J]. Information Science, 1997, 103:1-21.
- [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.
- [8] 1.]:ACM Press,2005:115-118.
- [4] Getting Started With MultiTouch[EB/OL]. 2008-05-22. <http://nuigroup.com/forums/viewthread/1982/>.
- [5] Sookman S, Imaging M. Blob Analysis and Edge Detection in the Real World[EB/OL]. 2009. http://archive.evaluationengineering.com/archive/articles/0806/0806blob_analysis.asp.
- [6] Wang Feng, Ren Xiangshi, Liu Zhen. A Robust Blob Recognition and Tracking Method in Vision - based Multi - touch Technique[C]//Parallel and Distributed Processing with Applications, 2008. ISPA apos;08. International Symposium. [s. l.]:[s. n.], 2008:971-974.
- [7] Muller L Y L. Multi - Touch displays: design, applications and performance evaluation [EB/OL]. 2008-07-02. http://staff.science.uva.nl/muller/multitouch_thesis/multitouch_presentation.pdf.