

一种基于PCNN的图像自动分割方法

火元莲

(西北师范大学物理与电子工程学院 兰州, 730070)

摘要: 脉冲耦合神经网络(PCNN)是20世纪90年代形成和发展的一种新型神经网络,在图像处理领域得到广泛的应用。本文提出了一种基于简化的PCNN与类内最小散度类间最大方差相结合的自适应图像分割方法,在每次迭代时将脉冲耦合神经网络点火的神经元对应的像素作为目标,未点火的神经元对应的像素作为背景,计算目标和背景像素灰度值的类间方差与类内散度,取类间方差与类内散度比值最大的分割图像作为最终结果。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,是一种可行的与有效的图像分割方法。

关键词: 脉冲耦合神经网络(PCNN); 类内散度; 类间方差; 图像自动分割

Abstract: Pulse Couple Neural Network(PCNN) is a new Neural Network which is formed and developed in the 1990's and shows highly applicable in the field of image processing. This paper proposes a new automatic image segmentation method based simplified PCNN and the maximum value of the ratio of scattered measure within clusters and the between-cluster variance. The fired nerves and the unfired nerves of PCNN corresponding to pixels of image are considered as target and the background respectively. The within clusters and between-cluster variance are calculated at each process of iteration. The optimal segmentation result is obtained when the maximum value of the ratio of scattered measure within clusters and the between-cluster variance is achieved. Experimental results show that the method can achieve better image segmentation and has a common applicability.

Key word: Pulse coupled neural network(PCNN); Scattered measure within clusters; Between-clusters variance; Automatic image segmentation

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1001-9227(2008)06-0097-03

0 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,分割结果的好坏直接影响到后续图象分析的质量。如何有效地、自适应地分割一直是图象分割的难点,对此,研究人员提出了许多图像分割方法,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/区域方法等。近年来,脉冲耦合神经网络(PCNN)被广泛地应用于图像处理中^{[1][2][3]},并取得了显著的效果。文献[4]完成了PCNN图像分割并强调分割判断准则对PCNN分割处理的至关重要性。PCNN在图象处理中,通常以每个像素对应一个神经元,利用神经元的同步脉冲发放特性,时具有相似灰度值的神经元同步点火,以达到图象分割的目的。本文提出了一种新基于PCNN的图象分割方法,将PCNN每次迭代后点火的神经元作为目标类,没点火的神经元作为背景类,计算目标和背景像素灰度值的类间方差与类内散度,取类间方差与类内散度比值最大的分割图像作为最终结果。

1 PCNN模型及其改进

构成PCNN的神经元是一个综合的动态非线性系统,包括接受域、内部活动部分(调制部分)和脉冲发生器三部分, 收稿日期: 2008-07-17

其数学模型如下:

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

$$F_{ij}(n) = \exp(-a_F)F_{ij}(n-1) + V_F \sum_{k,l} m_{ijkl} Y_{i+k,j+l}(n-1) + S_{ij} \quad (2)$$

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

$$\theta_{ij} = \exp(-a_\theta)\theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n-1) \quad (4)$$

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

式中,下标*i, j*为神经元的标号,*n*为迭代次数, $S_{i,j}$ 、 $F_{i,j}(n)$ 、 $L_{i,j}(n)$ 、 $U_{i,j}(n)$ 、 $\theta_{i,j}(n)$ 、 $Y_{i,j}(n)$ 分别为神经元的外部刺激、第*i, j*个神经元的第*n*次反馈输入、连接输入、内部活动项、动态阈值、和PCNN的二值输出。*M*和*W*为链接权矩阵(一般*W=M*), a_F 、 a_L 、 a_θ 分别为 $F_{i,j}$ 、 $L_{i,j}$ 、 $\theta_{i,j}$ 的衰减时间常数; V_F 、 V_L 、 V_θ 分别为 $F_{i,j}$ 、 $L_{i,j}$ 、 $\theta_{i,j}$ 的固有电势。

神经元*i, j*的接收部分接收来自其它神经元与外部的输入,将接收到的输入信号通过两条通道传输:一通道称为*F*通道,发送馈送输入;另一通道称为*L*通道发送链接输入,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} 进行相乘调制,见式(3),得到内部状态信号 U_{ij} ,接着 U_{ij} 输入到脉冲发生器,当阈值 θ_{ij} 超过 U_{ij} 时,脉冲产生器被关闭,域值下降;当阈值 θ_{ij} 低于 U_{ij} 时,脉冲产生器被打开,神经元被激活,输出一个脉冲或脉冲序列。

PCNN用于图像分割时,二维图像的每个像素灰度值对应一个神经元的外界刺激信号,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。当内部链接矩阵M、W所在邻域内有灰度值相近的像素存在时,则其中某一个像素激发产生的脉动输出将会引发领域内其他类似灰度像素对应神经元的激发,产生脉动序列输出Y[n]。显然序列Y[n]包含图像区域信息、边缘、纹理等信息,输出序列就实现了对原始图像的分割。其中,网络参数的确定和分割结果的选取准则影响着PCNN对图像分割的效果。对于分割结果的选取和网络参数的确定,文献[5]、[6]、[7]提出了不同的准则与参数确定方法。

为了减少计算量,本文算法中接受域的值直接采用图像像素灰度值,即:

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

传统模型中,为了符合人眼对亮度强度响应的非线性,阈值采用了按指数衰减的规律,而计算机进行数据处理时,这种非线性函数可由计算量更小的线性函数代替。本文选择线性递减的方式调整域值,为了使域值遍历可能的灰度值,本文选择的域值调整函数如式(7)所示:

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

式中, $\Delta = \frac{\Delta \max(X(i,j)) - \min(X(i,j))}{\text{迭代次数}}$ X(i,j)为像素值。

简化后的PCNN可由下列数学模型表示:

$$F_{ij}(n) = S_{ij} \quad (8)$$

$$L_{ij}(n) = \exp(-a_L) L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{k,j} w_{k,j} Y_{i+k,j+l}(N-1) \quad (9)$$

$$U_{ij} = F_{ij}(n)(1 + \beta L_{ij}(n)) \quad (10)$$

$$\theta_{ij} = \theta_{ij}(n-1) - \Delta + V_{\theta} Y_{ij}(n-1) \quad (11)$$

$$Y_{ij}(n) = \text{step}(U_{ij}(n) - \theta_{ij}(n)) \quad (12)$$

2 最大类间方差

最大类间方差是日本学者于1979年提出的自适应的域值确定方法,其核心是按照图像的灰度特性,将图像分为目标和背景两部分,目标和背景之间的类间方差越大,说明构成图像的两部分差异就越大,将目标错分为背景或将背景错分为目标的机会就越小,分割的效果就更好。

设i,j是二维数字图像的平面坐标,图像灰度级的取值范围是G=[0,1,2,...,L-1],位于坐标点(i,j)上的像素点的灰度级表示为S(i,j)。设t为分割阈值,则分割后的二值图像为:

$$Y(i,j) = \begin{cases} 0, & S(i,j) < t \\ 1, & S(i,j) \geq t \end{cases} \quad (13)$$

设灰度级为n的像素点个数为m_n,则图像的像素点的总

数目为: $M = \sum_{n=0}^{L-1} m_n$ 。灰度级n出现的概率为:

$$p_n = \frac{m_n}{M}, p_n \geq 0, \sum_{n=0}^{L-1} p_n = 1 \quad (14)$$

现在假定将图像各像素按灰度分成两类(C₀,C₁),C₀包含灰度级[0,...,k]的像素,C₁包含灰度级[k+1,...,L-1]的像素,令

$$\omega_0 = \sum_{n=0}^k p_n, \omega_1 = \sum_{n=k+1}^{L-1} p_n, \omega_0 + \omega_1 = 1 \quad (15)$$

$$\mu_l = \sum_{n=0}^k np_n, \mu_r = \sum_{n=k+1}^{L-1} np_n, \mu = \sum_{n=0}^{L-1} np_n \quad (16)$$

$$\mu_0 = \frac{\sum_{n=0}^k np_n}{\omega_0} = \frac{\mu_l}{\omega_0}, \mu_1 = \frac{\sum_{n=k+1}^{L-1} np_n}{\omega_1} = \frac{\mu_r}{\omega_1} \quad (17)$$

式中,μ₀、μ₁、μ分别为类C₀、C₁和整幅图像的均值。

定义类间方差为:

$$\sigma^2 = \omega_0(\mu_0 - \mu)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu)^2 \quad (18)$$

将(14)(15)(16)式代入(17)可得:

$$\sigma^2 = \omega_0 \omega_1 (\mu_0 - \mu_1)^2 \quad (19)$$

3 最小类内离散度

图像被分割为目标和背景两类后,如果每类的离散度越小,表明其内聚性越好,其分割效果就越好。设图像中像素可划分为C₀与C₁两类,其中C₀类的像素灰度均值为μ₀,C₁类像素的灰度均值为μ₁,定义两类各自的离散度为:

$$D_k = \sum_{k \text{类}} |X(i,j) - \mu_k|, k=0,1 \quad (20)$$

则分类后图像的类内离散度定义为:

$$D = D1 + D2 \quad (21)$$

综合考虑类内离散度与类间方差,取合适的域值,使类内离散度最小,同时使类间方差最大。本文采用了类间方差与类内离散度比值最小的准则(如22式)来判断最终的分割结果。

$$P = \text{MAX}(\sigma^2 / D) \quad (22)$$

PCNN每次迭代后,计算P的值,选择P值最大的二值图像作为最终的分割结果。

4 实验结果

根据以上的模型和算法,本文用MATLAB 7.0编程实现,我们选取cameraman和rice图像作为目标图像进行实验,并与文献[5]的方法进行比较。在实验中,PCNN模型的参数:a_L=0.01, a_V=0.035, V_F=0.1, V_L=0.2, V_T=1000;联接域权系数矩阵为:

$$\begin{bmatrix} 0.025 & 0.12 & 0.025 \\ 0.12 & 0.45 & 0.12 \\ 0.025 & 0.12 & 0.025 \end{bmatrix}$$

图1为对cameraman图像进行分割的结果;图2为对rice进行分割的结果。



图1 cameraman图像分割结果

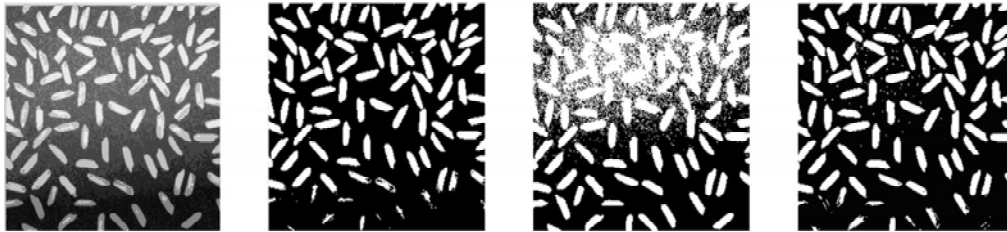


图2 rice图像分割结果

本文方法在迭代次数大于30次后分割效果基本相似,为了使域值遍历尽可能多的像素灰度值,在实验中迭代次数选取了50。

(1)图1中,对cameraman图像的分割结果可看到,本文提出的方法与传统的Otsu方法分割结果接近,能很好地去除背景,而文献[5]提出的方法保留了大量背景。

(2)图2中,对rice的分割结果可看出,通过传统的Otsu方法分割后,在米粒周围仍有少量噪点,本文提出的方法完全滤除了噪点,而文献[5]提出的方法产生了较多噪点。文献[2]对于分割结果的选取采用信息熵最大准则,当两类的概率相等时图像的熵达到最大值。而rice图像的前景与背景在图像中所占比例相差较大,导致在选取分割结果时总是选择前景与背景所占比例相近的二值图像。

从实验结果可看出,本文提出的方法优于文献[5]提出的方法。与传统的Otsu方法相比较,本文提出的方法具有更好的普适性。

5 结论

本文结合PCNN与类内最小散度类间最大方差准则,提出了一种自动的图像分割方法。本文首先对传统的PCNN结构进行了简化,与传统的PCNN结构相比较,在保持了其优

点的同时降低了其计算复杂性;然后通过类内最小散度类间最大方差准则选取分割结果,即能保证同类间较好的灰度一致性,又能使目标与背景间有较大的灰度差异性,从而产生理想的分割效果。

参考文献

- 1 李敏,蔡聘,谈正等.基于修正PCNN的多传感器图像融合方法[J].中国图像图形学学报,2008,13(2):284~290
- 2 马义德,张红娟.PCNN与灰度形态学相结合的图像去噪方法[J].北京邮电大学学报,2008,31(2):108~112
- 3 祝双武,郝重阳.基于PCNN的植物起球图像的分割[J].中国图像图形学学报,2007,12(7):1230~1233
- 4 JOHNSON J L, PADGETT M L. PCNN Models and application [J].IEEE Transactions on Neural Networks, 1999,10(3):480~498
- 5 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
- 6 赵峙江,赵春晖,张志宏等.一种新的PCNN模型参数估计算法[J].电子学报,2007,35(5):996~1000
- 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

(上接第67页)

引起热媒油炉熄火故障,对泵进行检查,发现两台泵的叶轮上都有严重的划痕,煤油循环泵换新叶轮后,热媒油流量比较稳定,热媒油炉恢复正常运行。

3 结论

我们在应用和维护热媒油炉的过程中,解决了许多生产中的问题,为维护热媒油炉积累了许多有价值的维修经

验,快速的故障判断、处理以及合理改造,为我们厂节约了煤气,提高了设备运行率,降低了能耗和生产成本,使得热媒油炉在真空碳酸盐法脱硫工艺中应用比较稳定,提高了硫的回收率,实现了节能减排,达到了净化煤气的目标。

参考文献

- 1 高立东,张化强.真空碳酸盐法脱硫工艺的改进[J].燃料与化工,2007(3):38-39