

基于脉冲耦合神经网络的图像分割

王爱文 宋玉阶

(武汉科技大学信息科学与工程学院 武汉 430081)

摘要 针对传统脉冲耦合神经网络(PCNN)模型在图像分割时需要设置较多参数和不能准确分割低对比度图像的问题,提出一种简化的PCNN模型和改进算法。在简化模型中减少了在传统PCNN模型中需要设置的参数的数量;在改进算法中根据图像像素空间和灰度特征自适应设置模型参数,并根据图像灰度直方图求出灰度期望均值作为图像分割阈值,因此该算法无需选择循环迭代次数,只需一次点火过程就能实现图像的有效分割。实验结果表明,该方法能准确分割图像,纹理细节清晰,分割结果优于人工调整参数的PCNN方法和Otsu方法。

关键词 脉冲耦合神经网络,图像分割,参数设置,灰度期望均值

中图分类号 TP183 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.04.064

Image Segmentation Based on Pulse Coupled Neural Network

WANG Ai-wen SONG Yu-jie

(College of Information Science and Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China)

Abstract Traditional pulse coupled neural network (PCNN) model needs to set a lot of parameters in processing image segmentation and can not segment the images with low contrast precisely. In order to solve the problems, an improved image segmentation algorithm was proposed based on a simplified PCNN model. In the simplified mode, the number of parameters required in the traditional PCNN model was reduced. In the improved algorithm, the model parameters were set adaptively according to the image pixel space and gray features, and the image grayscale expected mean was obtained as the image segmentation threshold according to the image gray histogram. Therefore, the improved algorithm has no iteration stop condition need to choose, just once the ignition process the method can complete the image segmentation effectively. The experimental results show that this method is accurate in image segmentation, especially in image texture details, and the final result is better than some methods, such as manual adjustment method of PCNN parameters and Otsu method.

Keywords Pulse coupled neural network, Image segmentation, Parameter setting, Grayscale expected mean

图像分割是指将图像划分成几个互不交迭的连通区域,使得同一连通区域内具有一致的属性,而不同区域之间的属性具有明显的差异,并将感兴趣的区域提取出来的过程。脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)用于图像分割时可以较好地处理图像目标和背景区域之间有重叠部分的情况,同时能忽略同一区域内像素间较小的灰度差异并弥补同一区域内的空间间隙^[1],因而得到了广泛的应用。但是传统的PCNN模型用于图像分割时需要选择合适的模型参数和循环迭代次数,因此需要经过人工多次实验才能得到最佳的分割结果;另外,对不同的图像进行分割,需要重新选择模型参数和循环迭代次数,这极大地降低了PCNN模型用于图像分割时的效率。因此许多新的算法和改进模型被提出。

马义德等运用最大熵值^[2]、最小交叉熵^[3]、超模糊熵^[4]等熵函数确定了模型的最佳循环迭代次数,得到了较好的分割

结果。张煜东运用二维Tsallis熵^[5]加快了图像分割速率,分割结果优于文献[2]和文献[3]中算法的分割结果。但是,对于复杂的、前景与背景灰度分布不均匀的图像,利用熵函数不易于将前景目标较好地背景中分离出来,且使用大量的对数或者指数运算使得运算过程更加复杂。针对以上问题,一些改进的算法被提出,例如类内最小离散度准则^[6]、类间最大方差准则^[7]、类间最大方差比准则^[8]以及类内最小离散度类间最大方差相结合^[9]等准则函数的运用使图像得到了较好的分割效果。但是这些算法仍需人工不断调整PCNN模型参数和神经元的多次点火才能确定最终的分割结果,因此一些模型参数自动调整的算法大量出现。遗传算法^[10]、微粒群算法^[11]、文化算法^[12]、人工蜂群算法^[13]等都达到了图像自动分割的目的,但是这些算法比较复杂,且参数的选取对图像的分割结果影响仍然较大。

针对以上问题,本文在上述分割方法的基础上提出一种

到稿日期:2016-03-14 返修日期:2016-06-05

王爱文(1985—),女,硕士生,主要研究方向为图像处理,E-mail:619726732@qq.com;宋玉阶(1958—),男,硕士,教授,主要研究方向为网络理论与系统优化、计算智能。

改进的 PCNN 模型, 将其图像像素的灰度期望均值作为图像的分割阈值, 并根据图像像素空间和灰度特征设置调制耦合系数。通过拉伸图像灰度对比度, 保留了图像纹理信息, 同时增强了模型的同步脉冲发放特性, 经过神经元的一次点火过程得到了较好的图像分割结果。与经典的 Otsu 方法^[14]和人工调整 PCNN 参数的方法相比, 本文方法具有更好的鲁棒性。

1 PCNN 模型及原理

PCNN 模型是在根据猫等动物的大脑视觉皮层神经同步脉冲发放现象提出的神经元模型的基础上发展起来的^[15-16]。一个神经元由输入、调制和脉冲产生器 3 部分组成, 其模型可由如下方程来描述:

$$F_{ij}[n] = e^{-\alpha_F} F_{ij}[n-1] + V_F \sum_k M_{ijk} Y_k[n-1] + S_{ij} \quad (1)$$

$$L_{ij}[n] = e^{-\alpha_L} L_{ij}[n-1] + V_L \sum_k W_{ijk} Y_k[n-1] \quad (2)$$

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

$$E_{ij}[n] = e^{-\alpha_E} E_{ij}[n-1] + V_E Y_{ij}[n] \quad (4)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & U_{ij}[n] > E_{ij}[n-1] \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (5)$$

其中, 式(1)表示模型的反馈输入部分, $F_{ij}[n]$ 表示在坐标 (i, j) 处的神经元第 n 次迭代时的反馈输入, S_{ij} 表示神经元接收的外部激励, 对应为图像在坐标 (i, j) 处像素的灰度值; 式(2)中 $L_{ij}[n]$ 表示神经元的链接输入部分, M_{ijk} 和 W_{ijk} 表示神经元间的链接系数; 式(3)表示调制部分, $U_{ij}[n]$ 表示神经元的内部活动项, 由反馈输入 $F_{ij}[n]$ 和链接输入 $L_{ij}[n]$ 调制得到, β 表示调制耦合系数; 式(4)中 $E_{ij}[n]$ 表示神经元的动态点火门限; 式(5)表示神经元脉冲产生部分, 通过将神经元的内部活动项 $U_{ij}[n]$ 与动态点火门限 $E_{ij}[n-1]$ 的大小进行比较来决定该神经元是否产生脉冲输出, 当 $U_{ij}[n]$ 大于 $E_{ij}[n-1]$ 时, 则神经元点火输出 $Y_{ij}[n]=1$, 否则 $Y_{ij}[n]=0$ 。参数 V_F , V_L , V_E 分别表示反馈输入、链接输入和动态阈值的放大系数, α_F , α_L 和 α_E 则为相应的指数衰减系数。

PCNN 属于单层神经元模型, 应用于图像分割时每个神经元与图像像素一一对应。由于神经元之间的耦合作用, 当一个神经元受到外部的激发点火时会激发其邻域内对应像素灰度值相似的神经元点火, 从而产生同步脉冲簇, 实现了图像的区域性分割。因此该模型能缩小灰度相近像素的灰度差别, 弥补因细小灰度差别造成的图像空间间隙, 从而使得分割的图像更为完整^[17]。

2 简化的 PCNN 模型分割算法

2.1 简化的 PCNN 模型

传统的 PCNN 模型用于图像分割时需要设定 10 个参数, 分别为: 放大系数 (V_F, V_L, V_E)、指数衰减常数 ($\alpha_F, \alpha_L, \alpha_E$)、链接系数矩阵 (W_{ijk}, M_{ijk})、调制耦合系数 (β), 以及迭代次数 n 。本文算法中每幅图像的分割阈值为一个固定值, 即为图像像素的灰度期望均值, 因此其表达式由式(4)改为式(9)。由于该算法无需迭代过程, 迭代次数 $n=1$, 则简化模型的初始状态为 $F_{ij}[n-1] = F_{ij}[0] = 0$, $L_{ij}[n-1] = L_{ij}[0] = 0$,

$Y_{ij}[n-1] = Y_{ij}[0] = 0$ 。式(1)变为式(6), 即反馈输入 $F_{ij}[n]$ 的大小为待分割图像在坐标 (i, j) 处像素的灰度值 S_{ij} 。神经元的链接输入 $L_{ij}[n]$ 为邻域内神经元输入信号的加权求和, 由如下式(7)代替式(2), 其中 I_k 表示邻域内神经元对应像素灰度值 S_k 在 $[0, 255]$ 范围内归一化后的结果, 因此邻域内神经元对应的图像像素灰度值越高, 中心神经元受到的外部激励就越大, 越容易点火成功。简化后的 PCNN 模型的调制部分和脉冲产生部分, 其数学模型仍保持不变, 因此只需设定链接系数矩阵 (W)、调制耦合系数 (β) 和阈值 (θ) 3 个参数。其简化模型如下:

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

$$L_{ij}[n] = \sum_k W I_k \quad (7)$$

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

$$E_{ij}[n] = \theta \quad (9)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & U_{ij}[n] > E_{ij}[n] \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (10)$$

2.2 参数计算

2.2.1 链接系数矩阵的计算

在简化的 PCNN 模型中, 链接系数矩阵表示邻域内神经元输出的脉冲强度对中心神经元输出脉冲的影响程度。距离中心神经元越近, 该神经元对中心神经元的激励越大, 因此可以用该神经元对应像素到中心神经元对应像素的欧几里德距离平方的倒数表示影响程度的大小。其定义如式(11)所示:

$$W = \begin{cases} 0, & (i, j) = (k, l) \\ \frac{1}{\|(i, j) - (k, l)\|^2}, & (i, j) \neq (k, l) \end{cases} \quad (11)$$

其中, (i, j) 表示中心像素的坐标, (k, l) 表示中心像素某一邻域内像素的坐标。

2.2.2 调制耦合系数的计算

调制耦合系数 β 体现了 PCNN 模型的同步脉冲发放特性, 灰度值相似的像素点对应的神经元更容易被激发点火, 因此应增强该区域的脉冲发放特性, 设置较大的 β 值; 灰度值相差较大的像素往往处在图像的边缘和纹理比较明显的区域, 为了更多地保留图像的细节信息, 在图像分割时必须抑制这些区域的同步脉冲发放, 因此 β 值应设置得较小。标准差反映了图像局部区域像素灰度的对比度^[18], 因此可以用图像局部区域像素灰度标准差的倒数表征调制耦合系数的变化趋势。在 $N \times N$ 大小的窗口内设置参数 β_1 表征 β 的变化趋势, 如式(12)所示:

$$\beta_1 = \frac{1}{N^2 * (\sigma + 1)} \quad (12)$$

其中, $\sigma = \frac{1}{N} * \sqrt{\sum_{ij} (S_{ij} - \mu)^2}$ 为窗口内像素灰度的标准差, 体现了图像的细节信息。 $\mu = \frac{1}{N^2} \sum_{ij} S_{ij}$ 为窗口内像素灰度的期望均值。

为了进一步体现图像的纹理特征, 可以适当拉伸图像像素灰度的对比度: 在同一窗口内, 像素的灰度值越大, 调制耦合系数越大; 在不同窗口间, 对于相同的灰度差 ($S_{ij} - \mu$), 同样, 灰度值越大的像素对应的调制耦合系数也越大。因此本文方法从局部和整体两个方面拉伸了图像的灰度对比度, 更

易于图像的后续分割。设置参数 β_2 表征 β 的这一变化趋势,且 β_2 的变化趋势如图 1 所示。

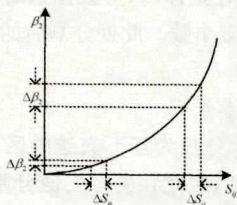


图 1 参数 β_2 的变化趋势

其表达式如式(3)所示:

$$\beta_2 = \frac{S_{ij} * e^{\left[\frac{(S_{ij}-\mu)}{255}-1\right]}}{255} \quad (13)$$

根据图像灰度分布直方图,对于像素灰度级分布非常集中的图像需要拉伸其对比度,因此需要设置较大的放大系数 β_3 ,本文中设置 $\beta_3 = 255$;对于像素灰度级分布比较均匀的图像则只需设置较小的放大系数 β_3 ,本文中设置 $\beta_3 = 1$ 。

综上所述,本文中设置调制耦合系数 β 如下:

$$\beta = \beta_3 * \beta_1 * \beta_2 = \frac{\beta_3 * S_{ij} * e^{\left[\frac{(S_{ij}-\mu)}{255}-1\right]}}{255 * N^2 * (\sigma+1)} \quad (14)$$

2.2.3 阈值计算

本文采用图像像素灰度期望均值 β_0 作为图像的分割阈值,通过一次点火过程实现图像分割。假设待分割图像的大小为 $M \times N$,其阈值求解步骤具体如下:

1) 求出待分割灰度图像像素的最大灰度值 S_{max} 以及最小灰度值 S_{min} 。

2) 求出灰度图像中每一灰度级上像素的数目 C_{S_k} ($S_{min} \leq S_k \leq S_{max}$), 则图像的灰度期望均值 $\mu_0 = \frac{\sum_{S_{min}}^{S_{max}} S_k * C_{S_k}}{M * N} = \frac{\sum_{ij} S_{ij}}{M * N}$, 即为图像的分割阈值 $\theta = \mu_0$ 。

2.3 图像分割步骤

1) 初始化。将待处理图像的像素灰度值 S_{ij} 作为对应神经元的激励信号 F_{ij} 的输入。链接系数矩阵的大小设为 $N \times N$,其值由式(11)计算。调制耦合系数 β 的值由式(14)计算。

2) 由式(7)计算神经元的链接输入 L_{ij} ,由式(8)计算神经元的内部活动项 U_{ij} 。

3) 计算图像灰度期望均值 μ_0 ,即为图像分割阈值 θ 。

4) 比较神经元的内部活动项 U_{ij} 与分割阈值 θ 的大小,由式(10)得到神经元的点火结果 Y_{ij} 。分割后的图像为二值图像,设 $Y_{ij} = 1$ 的神经元对应的图像像素灰度值为 255, $Y_{ij} = 0$ 的神经元对应的图像像素灰度值为 0,逐个求解图像中的像素,即为图像的最终分割结果。

3 图像分割结果及性能比较

为了验证本文方法的分割效果和普适性,实验中对大量图片进行了分割,并将本文分割方法与人工调整 PCNN 参数的方法和 Otsu 方法对图像的分割结果从主观分割效果和客观性能分析两方面进行比较。为了便于比较,人工调整参数的 PCNN 模型和本文简化的 PCNN 模型中的链接系数矩阵大小均设置为 $N \times N$, N 为奇数。当 $N = 3$ 时,根据式(11)计

算其大小,如式(15)所示:

$$W = \begin{pmatrix} 0.5 & 1 & 0.5 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0.5 & 1 & 0.5 \end{pmatrix} \quad (15)$$

在人工调整 PCNN 参数的分割算法中需要设置的 7 个参数的值如表 1 所列。

表 1 人工设置的 PCNN 参数

参数	α_F	α_L	α_E	β	V_F	V_L	V_F
Lena	∞	1.0	0.2	3	0.5	0.5	20
Plane	∞	1.0	0.2	3	0.5	0.3	20
Blood	∞	1.0	0.2	3	0.5	0.5	20

3.1 主观比较图像分割结果

采用不同方法对 Lena 图像分割的结果如图 2 所示。与人工调整 PCNN 参数的分割方法和 Otsu 方法相比较,本文方法分割结果中图像轮廓更加清晰、完整,纹理更加清晰。例如图 2(d)中帽子顶端轮廓几乎完整地分离出来,特别是帽子左端的中间部分有几缕细丝向上翘起,本文方法能清晰地分割出这部分细节,而人工调整 PCNN 参数的方法很难将其从背景中分离出来,产生了严重的过分割现象,Otsu 方法虽然也能分割出这部分细节信息,但仍然产生了一定程度的过分割现象;另外,在人物的脸部五官细节部分,本文方法在下嘴唇、鼻子和眼睫毛部分都得到了比较清晰的轮廓,而人工调整 PCNN 参数的方法和 Otsu 方法在这些部位的分割轮廓较为模糊,都存在不同程度的欠分割现象。因此,对于 Lena 测试图像的分割结果,从主观上讲,本文方法比人工调整 PCNN 参数的方法和 Otsu 方法效果要好。



图 2 Lena 图像分割结果

图 3(a)中目标图像飞机与背景图像天空中的云层的灰度对比度较低,采用 3 种方法分别将飞机图像从背景云层中分割了出来,其结果如图 3(b) — 图 3(d) 所示。从主观上看,人工调整 PCNN 参数的分割方法将飞机图像从背景云层中分割了出来,几乎没有任何背景噪声,但是对目标图像飞机的轮廓分割不完整,例如在飞机机头和机身处存在严重的欠分割现象,且在整个飞机的目标区域中引入了大量的噪声,因此分割效果较差。Otsu 分割方法比较完整地将飞机图像从背景云层中分割出来,轮廓完整,细节比较清晰,但是在整幅图像的左下角和飞机机头下方残留有一部分背景云层图像,产生了过分割现象,因此 Otsu 方法分割效果仍然较差。本文方

法将前景目标飞机图像较好地从背景图像云层中分割出来,轮廓完整,细节纹理清晰,消除了图像分割时产生噪声的影响,且整幅图像中几乎没有背景噪声,因此本文分割方法的效果明显比人工调整 PCNN 参数的方法和 Otsu 方法要好。

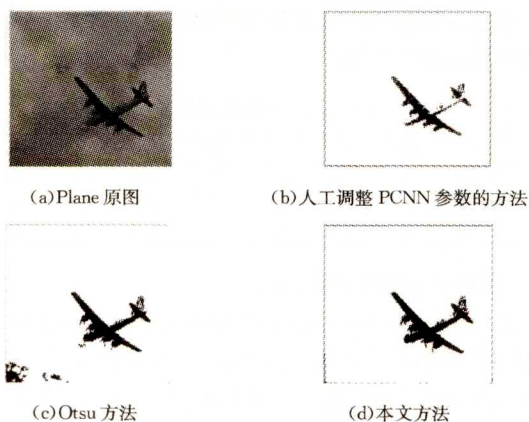


图3 Plane 图像分割结果

采用3种方法对 Blood 图像分割的结果如图4所示。3种分割方法都能将血细胞比较完整地分割出来,且整幅图像中几乎没有背景噪声的影响。但是通过对比可以发现,本文方法比较完整地分割出了血细胞的灰度变化,特别是对图像中有相互重叠部分的细胞,在重叠部分的细胞边缘灰度变化的细节信息体现得非常清晰;而另外两种分割方法都没有完整地分割出血细胞的灰度变化和细胞重叠部分的边缘细节信息,都存在不同程度的欠分割现象。因此本文分割方法效果更好,纹理细节更加清晰。

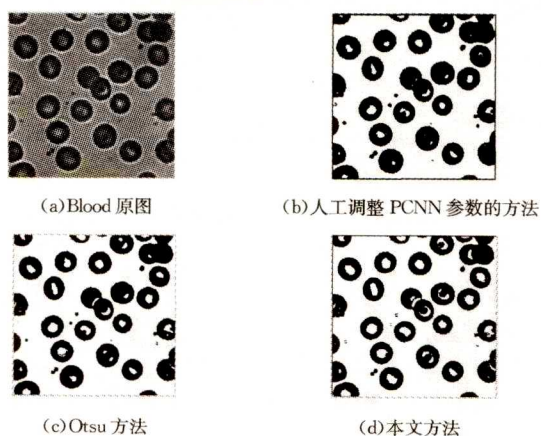


图4 Blood 图像分割结果

3.2 客观评价图像分割结果

为了对本文算法进行客观的评价和比较,采用两种常用的图像分割评价标准^[19]对3种算法进行比较。

3.2.1 区域一致性参数 U_r

区域一致性是指图像被分割成不同的区域后同一区域具有的属性的一致性,因此区域一致性参数 U_r 值越大,图像分割效果越好。其表达式如式(16)所示:

$$U_r = 1 - (\sigma_1^2 + \sigma_2^2) / A \quad (16)$$

其中, A 为归一化因子,其值为图像像素数目;其他参数如下所示:

$$\sigma_i^2 = \sum_{(x,y) \in R_i} [f(x,y) - \mu_i]^2$$

$$\mu_i = \sum_{(x,y) \in R_i} f(x,y) / B_i$$

其中, $f(x,y)$ 为图像在坐标 (x,y) 处像素的灰度值, B_i 为对应分割区域 R_i 内的像素个数。此处分割后的图像为二值图像,所以 $i=2$ 。

3.2.2 区域对比度参数 C_r

图像分割将图像分割为互不交迭的区域,不同区域间的属性具有明显的差别,因此在图像二值分割中前景目标和背景区域的对比度越大,图像分割效果也越好。其表达式如式(17)所示:

$$C_r = \frac{|\mu_1 - \mu_2|}{\mu_1 + \mu_2} \quad (17)$$

其中, μ_1 和 μ_2 分别表示图像分割后前景目标和背景区域的灰度期望均值。

总之,图像分割后的区域一致性越高,对比度越大,图像的分割效果就越好。3种图像分割算法的性能比较如表2所列。

表2 3种算法的分割性能比较

	Lena 图像		Plane 图像		Blood 图像	
	U_r	C_r	U_r	C_r	U_r	C_r
人工设置参数的 PCNN 方法	0.9872	0.3308	0.9937	0.4485	0.9905	0.4488
Otsu 方法	1	0.3469	1	0.5281	1	0.5207
本文方法	1	0.3471	1	0.6862	1	0.5377

3.3 光照不均匀图像 Rice 分割结果

从 Rice 图像原图 5(a)中可以看出该幅图像光照分布不均匀,图像的中间部分光照强度较大,顶端部分光照强度次之,底端部分光照强度最弱。图 5(b)~图 5(d)分别为采用3种方法对 Rice 图像的分割结果,从图 5(b)中可以看出人工调整 PCNN 参数的分割方法不能将图像底部边缘较暗光照处的3粒大米和图像顶部右端的1粒大米末端图像从背景中分割出来,且图像底部中已分割出的一部分大米轮廓也不平滑,存在一定程度的欠分割现象。图 5(c)采用 Otsu 方法进行图像分割时,图像底部有5粒大米没有从背景中分割出来,且在图像底部中已分割出的部分大米轮廓不完整,存在较严重的欠分割现象。图 5(d)采用本文方法分割图像,在整幅图像中只有底部边缘部分有1粒大米没有从背景中分割出来,且分割出来的大米轮廓清晰完整、边缘平滑。因此本文方法分割效果更好,抗噪性更强。



图5 Rice 图像分割结果

3.4 不同链接系数矩阵大小下图像分割结果的性能比较

链接系数矩阵的大小表示邻域内对中心神经脉冲输出强度影响的神经元个数,本文算法中简化的 PCNN 模型中的链接系数矩阵大小设置为 $N \times N$,且 N 为奇数。实验中设置不同的 N 值进行多次实验,通过比较分割后图像的区域对比度得到最佳分割结果,比较结果如图 6 所示。

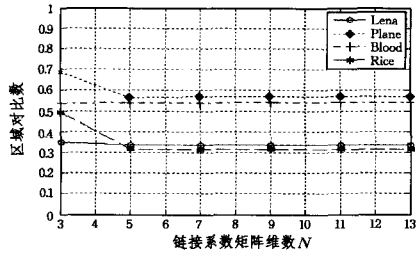


图 6 不同 N 值下的图像区域对比度

从图 6 中可以看出,针对实验中的 4 幅图像,当 $N=3$ 时分割后的图像区域对比度最大,图像分割效果最好。因此, $N=3$ 为本文实验的最佳链接系数矩阵维数。

结束语 本文对传统的 PCNN 模型进行了改进,并将调制耦合系数 β 设置为随像素灰度指数衰减变化,拉伸了图像灰度对比度,使图像前景目标更易于从背景中分割出来。实验结果表明,该算法分割效果较好,对图像明暗区域敏感,分割后的图像轮廓清晰、完整,特别是细节部分得到了比较准确的分割,取得了比较清晰的图像纹理信息,同时有效消除了图像分割时产生的噪声影响和背景噪声;另外,对光照不均匀的灰度图像进行分割,前景图像分割清晰、完整,抗干扰性较强。与传统的分割方法比较,该方法具有较好的鲁棒性。

参考文献

- [1] WANG K J, DUAN S L, FENG W X. A survey of face recognition using single training sample[J]. PR & AI, 2008, 21(5): 635-642. (in Chinese)
王科俊,段胜利,冯伟兴. 单训练样本人脸识别技术综述[J]. 模式识别与人工智能, 2008, 21(5): 635-642.
- [2] MA Y D, DAI R L, LI L. Automated image segmentation using pulse coupled neural networks and images entropy[J]. Journal of China Institute of Communications, 2002, 23(1): 46-51. (in Chinese)
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.
- [3] LIU Q, MA Y D, QIAN Z B. Automated image segmentation using improved PCNN model based on cross-entropy[J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(5): 579-584. (in Chinese)
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]. 中国图像图形学报, 2005, 10(5): 579-584.
- [4] LIU Q, XU L P, MA Y D, et al. Automated image segmentation using the ULPCNN model with ultra-fuzzy entropy [J]. Journal of Xidian University, 2010, 37(5): 817-823. (in Chinese)
刘勃,许录平,马义德,等. 一种超模糊熵 ULPCNN 图像自动分割新方法[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2010, 37(5): 817-823.
- [5] ZHANG Y D, WU L N. Image segmentation based on 2D Tsallis entropy with improved pulse coupled neural networks [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2008, 38(4): 579-583. (in Chinese)
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): 579-583.
- [6] QI Y F, HUO Y L, ZHANG J S. A automatic image segmentation method based on simplified PCNN and minimum scatter within clusters [J]. Journal of Optoelectronics Laser, 2008, 19(9): 1258-1264. (in Chinese)
齐永锋,火元莲,张家树. 基于简化的 PCNN 与类内最小离散度的图像自动分割方法[J]. 光电子激光, 2008, 19(9): 1258-1264.
- [7] WANG H M, ZHANG K, LI Y J. Image segmentation method based on PCNN [J]. Opto-Electronic Engineering, 2005, 32(5): 93-96. (in Chinese)
王红梅,张科,李言俊. 一种基于 PCNN 的图像分割方法[J]. 光电工程, 2005, 32(5): 93-96.
- [8] XIN G J, ZOU B J, LI J F, et al. Image segmentation with PCNN model and maximum of variance ratio [J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(7): 1310-1316. (in Chinese)
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]. 中国图像图形学报, 2011, 16(7): 1310-1316.
- [9] HUO Y L. Automated image segmentation method based on PCNN [J]. Automation & Instrumentation, 2008, 28(6): 97-99. (in Chinese)
火元莲. 一种基于 PCNN 的图像自动分割方法[J]. 自动化与仪器仪表, 2008, 28(6): 97-99.
- [10] MA Y D, QI C L. Study of automated PCNN system based on genetic algorithm [J]. Journal of system simulation, 2006, 18(3): 722-725. (in Chinese)
马义德,齐春亮. 基于遗传算法的脉冲耦合神经网络自动系统的研究[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(3): 722-725.
- [11] LU G F, WANG Y, DOU Y W. Automated PCNN image segmentation method with optimal parameters [J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(13): 145-157. (in Chinese)
卢桂馥,王勇,窦易文. 一种参数自动寻优的 PCNN 图像分割算法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(13): 145-157.
- [12] SHEN W, ZHAO Z J, LI X G. Research on automated PCNN system based on cultural algorithm [J]. Applied Science and Technology, 2008, 35(1): 32-35. (in Chinese)
沈蔚,赵峙江,李晓刚. 基于文化算法的 PCNN 自动系统的研究[J]. 应用科技, 2008, 35(1): 32-35.
- [13] WEN C J, WANG S S, YU H L, et al. Image segmentation method for maize diseases based on pulse coupled neural network with modified artificial bee algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2013, 29(13): 142-149. (in Chinese)
温长吉,王生,于合龙,等. 基于改进蜂群算法优化神经网络的玉米病害图像分割[J]. 农业工程学报, 2013, 29(13): 142-149.
- [14] OTSU N. A threshold selection method from gray level histograms [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.
- [15] ECKHORN R, REITBOECK H J, ARNDT M, et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: simulation of results from cat visual cortex [J]. Neural Computa-

- tion, 1990, 2(3): 293-307.
- [16] JOHNSON J L, PADGETT M L. PCNN models and applications[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 480-498.
- [17] SHEN Y, ZHANG X M, HAN K G, et al. Research of image segmentation technology based on PCNN [J]. Modern Electronics Technique, 2014, 37(2): 38-41. (in Chinese)
沈艳, 张晓明, 韩凯歌, 等. PCNN 图像分割技术研究[J]. 现代电子技术, 2014, 37(2): 38-41.
- [18] AN Q, LI M, HE Y J, et al. Novel PCNN Model and its Application on Image Segmentation [J]. Computer Science, 2014, 41(6A): 215-217. (in Chinese)
安琦, 李敏, 何玉杰, 等. 一种优化脉冲耦合神经网络模型及在图像分割中的应用[J]. 计算机科学, 2014, 41(6A): 215-217.
- [19] JIN W B, SHEN J J, ZHANG Z F, et al. Approach to image segmentation with spatial moments based on PCNN [J]. Application Research of Computers, 2009, 26(12): 4800-4802. (in Chinese)
金文标, 沈晶晶, 张智丰. 一种基于空间矩的 PCNN 图像分割方法[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(12): 4800-4802.
-
- (上接第 301 页)
- [3] GREG L, BRENT S, JEREMY Y. Amazon. com recommendations: Item-to-item collaborative filtering [J]. IEEE Internet Computing, 2003, 7(1): 76-80.
- [4] SU X, KHOSHGOFTAAR T M. A survey of collaborative filtering techniques [J]. Advances in Artificial Intelligence, 2009, 2009: 4.
- [5] WEI S Y, YE N, ZHANG S, et al. Collaborative filtering recommendation algorithm based on item clustering and global similarity [C] // 2012 Fifth International Conference on Business Intelligence and Financial Engineering (BIFE). IEEE, 2012: 69-72.
- [6] OU L Q, CHEN L, MA Y. Study on New Item Recommendation Method in Collaborative Filtering Algorithm [J]. Microcomputer Information, 2005, 21(11X): 186-187. (in Chinese)
欧立奇, 陈莉, 马煜. 协同过滤算法中新项目推荐方法的研究 [J]. 微计算机信息, 2005, 21(11X): 186-187.
- [7] DING Y, LI X. Time weight collaborative filtering [C] // Proceedings of the 14th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. ACM, 2005: 485-492.
- [8] POLAT H, DU W. SVD-based collaborative filtering with privacy [C] // Proceedings of the 2005 ACM Symposium on Applied Computing. ACM, 2005: 791-795.
- [9] MELVILLE P, MOONEY R J, NAGARAJAN R. Content-boosted collaborative filtering for improved recommendations [C] // AAAI/IAAI. Edmonton, Canada, 2002: 187-192.
- [10] UNGAR L H, FOSTER D P. Clustering methods for collaborative filtering [C] // AAAI Workshop on Recommendation Systems. 2000.
- [11] GONG S J. A collaborative filtering recommendation algorithm based on user clustering and item clustering [J]. Journal of Software, 2010, 5(7): 745-752.
- [12] WANG X, YU Z, WANG C. Recommendation with Item Clustering Based Collaborative Filtering [C] // 2014 International Conference on Computer Science and Electronic Technology (ICCSET 2014). Atlantis Press, 2015.
- [13] WEI S Y, YE N, ZHU J, et al. Collaborative Filtering Recommendation Algorithm Based on Item Clustering and Global Similarity [J]. Computer Science, 2012, 39(12): 149-152. (in Chinese)
韦素云, 业宁, 朱健, 等. 基于项目聚类的全局最近邻的协同过滤算法 [J]. 计算机科学, 2012, 39(12): 149-152.
- [14] LIU D H, PENG D W, ZHANG H. Collaborative Filtering Algorithm Based on Time Weight and User's Feature [J]. Journal of Wuhan University of Technology, 2012, 34(5): 144-148. (in Chinese)
刘东辉, 彭德巍, 张晖. 一种基于时间加权和用户特征的协同过滤算法 [J]. 武汉理工大学学报, 2012, 34(5): 144-148.
- [15] DENG J, CHEN X Q. Study of Collaborative Filtering Recommendation Algorithm Based on Users' Interest Change [J]. Journal of Wuhan Polytechnic University, 2013, 32(4): 48-51. (in Chinese)
邓娟, 陈西曲. 基于用户兴趣变化的协同过滤推荐算法 [J]. 武汉工业学院学报, 2013, 32(4): 48-51.
- [16] XING C X, GAO F R, ZHAN S N, et al. Collaborative filtering recommendation algorithm incorporated with user interest change [J]. Computer Research and Development, 2007, 44(2): 296-301.
- [17] ZENG D H, WANG T, YAN S F, et al. One Collaborative Filtering Recommendation Algorithm Based on Exponential Forgetting Function [J]. Science Mosaic, 2013(7): 10-15. (in Chinese)
曾东红, 汪涛, 严水发, 等. 一种基于指数遗忘函数的协同过滤算法 [J]. 科技广场, 2013(7): 10-15.
- [18] SARWAR B, KARYPIS G, KONSTAN J, et al. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms [C] // Proceedings of the 10th International Conference on World Wide Web. ACM, 2001: 285-295.
- [19] ZHENG C C, LI L. Research on method of similarity measurement in collaborative filter algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(8): 147-149. (in Chinese)
郑翠琴, 李林. 协同过滤算法中的相似性度量方法研究 [J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(8): 147-149.
- [20] GRABTREE I, SOLTYSIAK S. Identifying and Tracking Changing Interests [J]. International Journal of Digital Libraries, 1998, 2(1): 38-53
- [21] KOYCHEV I, SCHWAB I. Adaptation to Drifting User's Interests [C] // Proceedings of ECML 2000 Workshop: Machine Learning in New Information Age, Barcelona, Spain, 2000: 39-46.
- [22] KOYCHEV I. Gradual Forgetting for Adaptation to Concept Drift [C] // Proceedings of ECAI 2000. 2000.
- [23] XING C X, GAO F R, ZHAN X S, et al. A Collaborative Filtering Recommendation Algorithm Incorporated with User Interest Change [J]. Journal of Computer Research and Development, 2007, 44(2): 296-301. (in Chinese)
邢春晓, 高凤荣, 战思南, 等. 适应用户兴趣变化的协同过滤推荐算法 [J]. 计算机研究与发展, 2007, 44(2): 296-301.