

# 基于Harris矩阵的脉冲耦合神经网络模型

潘 改

江苏师范大学电气工程及自动化学院, 江苏 徐州  
Email: pan11-2008@163.com

收稿日期: 2021年7月2日; 录用日期: 2021年7月30日; 发布日期: 2021年8月6日

## 摘 要

分割含有弱边界、对比度低的图像目标时, 传统的脉冲耦合神经网络模型难以得到有效的分割效果, 主要原因是动态阈值的衰减时间常数固定, 衰减速度固定, 分割弱边界时, 输出的脉冲信号难以准确描述目标区域, 产生误分割现象。为了解决这一问题, 本文采用Harris矩阵获取图像梯度信息, 特别是弱边界的梯度信息, 提出动态阈值的衰减速度与图像的梯度信息有关, 当梯度信息大时, 动态阈值的衰减快, 当梯度信息小时, 动态阈值的衰减速度慢, 给出动态阈值的新定义。通过对弱边界、对比度低的图像进行仿真对比实验, 说明本文算法的分割效果优于传统脉冲耦合神经网络模型。

## 关键词

脉冲耦合神经网络模型, 动态阈值, 衰减时间常数, Harris矩阵

# A Pulse Coupled Neural Network Model Based on Harris Matrix

Gai Pan

School of Electrical Engineering and Automation, Jiangsu Normal University, Xuzhou Jiangsu  
Email: pan11-2008@163.com

Received: Jul. 2<sup>nd</sup>, 2021; accepted: Jul. 30<sup>th</sup>, 2021; published: Aug. 6<sup>th</sup>, 2021

## Abstract

The traditional pulse coupled neural network model can not get an effective segmentation effect when the image object with weak boundary and low contrast is segmented. The main reason is that the decay time constant of the dynamic threshold is fixed and the decay speed is fixed, when the weak boundary is segmented, it is difficult for the output pulse signal to accurately describe the target region, resulting in false segmentation. In order to solve this problem, the Harris matrix

is used to obtain the gradient information of the image, especially the gradient information of the weak boundary. It is proposed that the decay velocity of the dynamic threshold is related to the gradient information of the image. When the gradient information is large, the decay velocity of the dynamic threshold is fast, when the gradient information is small, the decay velocity of the dynamic threshold is slow, and a new definition of the dynamic threshold is given. Simulation experiments on weak edge and low contrast images show that the proposed algorithm is superior to the traditional pulse coupled neural network model.

## Keywords

Pulse Coupled Neural Network Model, Dynamic Threshold, Decay Time Constant, Harris Matrix

Copyright © 2021 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

脉冲耦合神经网络(pulse coupled neural network, PCNN)模型具有对灰度相似的像素点进行分组的特点,不需要人工参与,属于自动图像分割方法的一种,得到广泛的发展和应用[1] [2]。但由于脉冲耦合神经网络模型参数多,参数的选择影响图像的分割效果,如何选择合适的参数成为脉冲耦合神经网络模型研究的重点。

为了寻找脉冲耦合神经网络模型的最优参数,关于神经元内部激励与邻域神经元外部激励之间连接系数的设置,文献[3]利用动态阈值和脉冲输出域均值之间的关系,根据邻域神经元的灰度信息,自适应地设置连接系数;文献[4]采用归一化均方误差方法确定调制域的连接系数,通过计算交叉熵的最小值确定算法的迭代次数;文献[5]将图像灰度信息和梯度信息作为输入域,根据最大似然估计方法推导出神经元内部激励与邻域神经元外部激励之间的连接系数,将边缘约束方法集成到脉冲发生器中,改变相邻神经元的特性。关于动态阈值的设置,文献[6]根据神经元的动态特性,分别推导出动态阈值和内部活动项;文献[7]提出动态阈值的衰减时间常数与目标的灰度均值成反比,重新定义了衰减时间常数,适用于偏暗或偏亮的图像分割;文献[8]构造新的内部活动项的连接系数,提出神经元阈值代替动态阈值,减少参数衰减时间系统和放大系数;文献[9]简化了 PCNN 模型的接受域,利用动态阈值与目标均值之间的关系给出各参数的设定准则。

虽然文献[3]-[9]通过不同方法设置参数模型,改进传统的脉冲耦合神经网络模型,但是分割含有弱边界、对比度低的图像目标时,难以得到理想的分割效果,主要原因是图像中存在强边界和弱边界,强边界和弱边界的动态阈值衰减速度相同,当内部连接项与动态阈值比较时,容易输出错误的脉冲信号描述图像目标,产生误分割现象。

## 2. 脉冲耦合神经网络模型

文献[1] [2]提出脉冲耦合神经网络模型,应用于图像分割中,主要包括接受域、调制域和脉冲产生部分。

在脉冲耦合神经网络模型的接受域中,将图像像素点的灰度值  $I_{ij}$  作为接受域的反馈输入  $f_{ij}$ :

$$f_{ij}[n] = I_{ij} \quad (1)$$

式中:  $n$  是迭代次数。

在调制域中，内部活动项  $U_{ij}$  不仅考虑神经元的内部激励，而且还要考虑邻域神经元的外部激励，如公式(2)所以：

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n](1 + \beta L_{ij}[n]) \quad (2)$$

式中： $\beta$  是连接神经元内部激励和邻域神经元的外部激励之间的连接系数， $L_{ij}$  是邻域神经元的外部激励，定义如下：

$$L_{ij}[n] = V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (3)$$

其中： $W_{ijkl}$  是耦合连接域中神经元  $N_{ij}$  与邻域神经元  $N_{kl}$  的连接权值， $V_L$  是耦合连接域的放大系数。

在脉冲产生部分中，当内部活动项大于动态阈值时，输出脉冲信号为 1，否则为 0，如公式(4)所示：

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

式中： $\theta_{ij}$  是动态阈值，如公式(5)所示：

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

其中， $\alpha_\theta$  是动态阈值的衰减时间常数， $V_\theta$  是放大系数。

采用脉冲耦合神经网络模型对图像进行分割时，参数的选择影响图像的分割效果，特别是动态阈值的衰减时间常数的设置直接影响输出脉冲信号，当分割弱边界、对比度低的图像时容易得出错误的分割效果，影响后续的图像处理。

### 3. 基于 Harris 矩阵的脉冲耦合神经网络模型

#### 3.1. Harris 矩阵

为了更好地得到弱边界的梯度信息，本文采用 Harris 矩阵的方法求取图像的梯度信息[10]。Harris 矩阵的公式如下所示：

$$M = \begin{bmatrix} A & C \\ C & B \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中： $A = \left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 * w$ ， $C = \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial I}{\partial x} * w$ ， $B = \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2 * w$ ， $x$  和  $y$  分别是图像的横坐标和纵坐标， $w$  是高斯函数：

$w(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$ ，起到平滑作用。

对 Harris 矩阵公式(6)求取特征值  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$ ：

$$\lambda_{1,2} = \frac{1}{2} \left( A + B \pm \sqrt{(A - B)^2 - 4C^2} \right) \quad (7)$$

假设  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  分别表示灰度变化最快方向和变化最慢方向的变化率，则： $\lambda_1 \geq \lambda_2$ ，本文采用  $\lambda_1$  表示图像的梯度信息，则：

$$\lambda_1 = \frac{1}{2} \left( A + B + \sqrt{(A - B)^2 - 4C^2} \right) \quad (8)$$

#### 3.2. 基于 Harris 矩阵的脉冲耦合神经网络模型

采用传统的脉冲耦合神经网络模型分割含有弱边界、对比度低的图像目标时，给定动态阈值的衰减

时间常数, 动态阈值的衰减速度过快, 比较神经元的内部活动项与动态阈值时, 发送错误的脉冲信号, 产生误分割现象。

为了解决这一问题, 本文认为动态阈值的衰减速度与图像的梯度信息有关, 根据图像的梯度信息, 调整模型中动态阈值的衰减速度, 当存在弱边界像素点时, 动态阈值的衰减速度慢, 当图像存在强边界时, 动态阈值的衰减速度快, 模型中比较内部活动项与动态阈值, 输出的脉冲信号能够较好的表示图像目标的像素点, 得到新的动态阈值:

$$\theta_{ij}[n] = e^{-\lambda * \alpha_{\theta}} \theta_{ij}[n-1] + V_{\theta} Y_{ij}[n] \quad (9)$$

由公式(9)可知, 动态阈值的衰减速度与图像的梯度信息有关。当要分割的图像对比度高时, 公式(9)计算的动态阈值接近于公式(5)计算的动态阈值, 传统的脉冲耦合神经网络模型的分割效果与本文提出方法的分割效果基本一致; 当要分割的图像对比度低、弱边界时, 公式(9)计算的动态阈值大于公式(5)计算的动态阈值, 衰减速度慢, 模型根据图像信息自动调整模型中动态阈值的衰减速度, 理论上本文提出的分割算法好于传统的脉冲耦合神经网络模型。

#### 4. 仿真实验

分别采用脉冲耦合神经网络模型和本文所提方法对含有弱边界、目标和背景像素点的灰度值存在重叠区域的灰度图像进行图像分割, 在 Matlab2018 编程实现, 涉及到的相关参数设置如下:  $V_{\theta} = 0.2$ ;

$$\beta = 0.1; \alpha_{\theta} = 1.0; V_{\theta} = 20; W_{ijkl} = \begin{bmatrix} 0.5 & 1 & 0.5 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0.5 & 1 & 0.5 \end{bmatrix}。$$

在仿真对比实验中, 图 1(1-a)是蒲公英的灰度图像, 要分割的目标是蒲公英区域, 其余是背景, 目标和背景的像素点的灰度值较小, 图像整体偏暗, 对比度不明显, 特别是蒲公英的绒球区域存在弱边界, 与背景的像素点的灰度值较接近, 成为图像分割的难度。图 1(1-b)是用传统的脉冲耦合神经网络模型的分割效果, 白色像素点是分割的目标, 黑色像素点是分割的背景, 可以看出只有蒲公英的部分种子区域被分割出来, 其余的目标区域被误分割为背景区域。图 1(1-c)是采用本文提出的改进算法进行的分割效果, 可以看出含有种子、绒球和茎秆的区域被很好的分割出来, 虽然有个别茎秆的像素点被误分割为背景像素点。

在仿真对比实验中, 图 1(2-a)是蒲公英的灰度图像, 要分割的目标是含有种子、绒球和茎秆的蒲公英区域, 其余是背景区域, 图像偏亮, 目标和背景的像素点的灰度值较大, 存在边界不清晰的特点, 绒毛的像素点的灰度值接近邻域背景像素点的灰度值的特点。图 1(2-b)是采用传统的脉冲耦合神经网络模型对灰度图像进行的分割效果, 可以看出蒲公英的个别像素点被分割出来(白色区域), 绝大部分像素点被分割为背景像素点(黑色区域)。图 1(2-c)是采用本文提出的改进算法对灰度图像进行分割的效果图, 虽然绒球与种子相连的目标区域没有被分割出来, 但是大部分蒲公英的种子、绒球和茎秆的区域被很好的分割出来, 与传统的脉冲耦合神经网络模型相比, 本文所提出的改进方法能够很好的分割出图像目标。

在仿真对比实验中, 图 2(a)是猫鼬的灰度图像, 要分割的图像目标是猫鼬和手上的草, 存在目标呈不规则几何形状、弱边界、背景和目标的灰度范围存在重叠的特点。图 2(b)是采用传统的 PCNN 模型进行的分割效果图, 可以看出只有小部分的猫鼬边界像素点的区域被分割出来, 其余目标区域的像素点被误分割为背景。图 2(c)是采用本文提出改进方法进行的分割效果, 可以看出不仅猫鼬被很好的分割出来, 手上的草也被很好的分割出来, 分割效果好于传统的脉冲耦合神经网络模型。

采用本文改进方法和传统的脉冲耦合神经网络模型进行仿真对比实验, 实验结果说明本文所提方法

好于传统的脉冲耦合神经网络模型，主要原因是传统的脉冲耦合神经网络模型的衰减时间常数是固定值，衰减速度相同，当衰减速度大于实际模型需要的速度时，容易输出错误脉冲信号，不适用于弱边界、对比度低的图像分割，而本文所提出的改进方法根据图像的灰度边界信息，调整模型中的衰减速度，当图像存在弱边界的像素点时，衰减速度减慢，当图像存在强边界时，衰减速度加快，内部活动项与动态阈值相比较时，能准确输出脉冲信号，较好的分割出含有弱边界、对比度弱的图像目标。

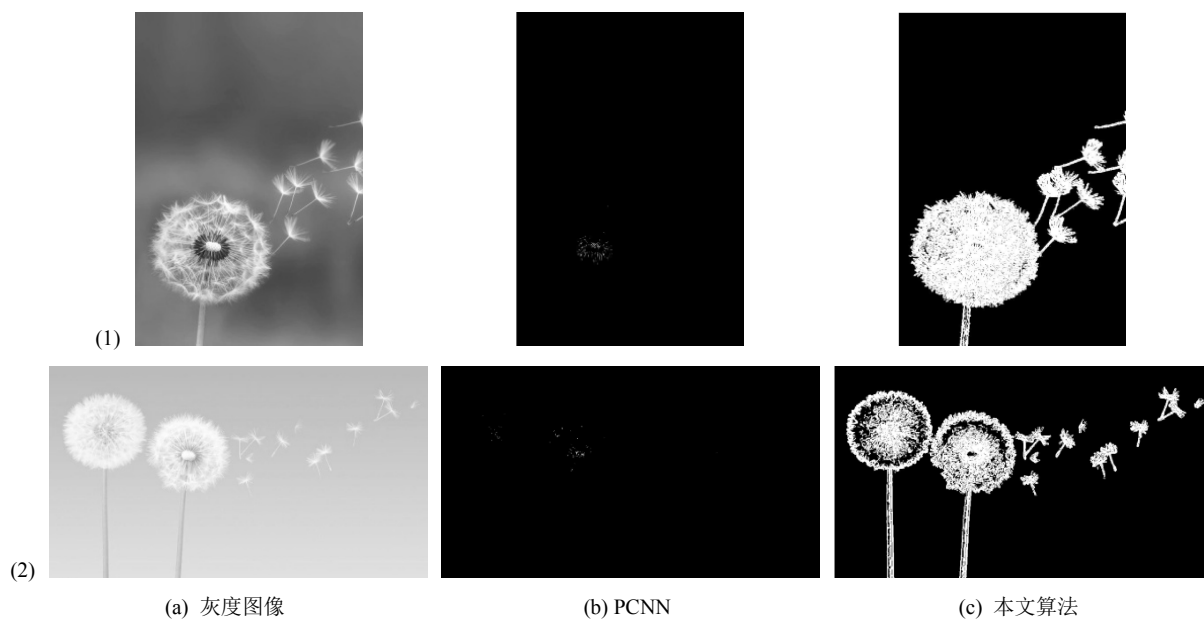


Figure 1. Segmentation of dandelion images

图 1. 蒲公英图像的分割

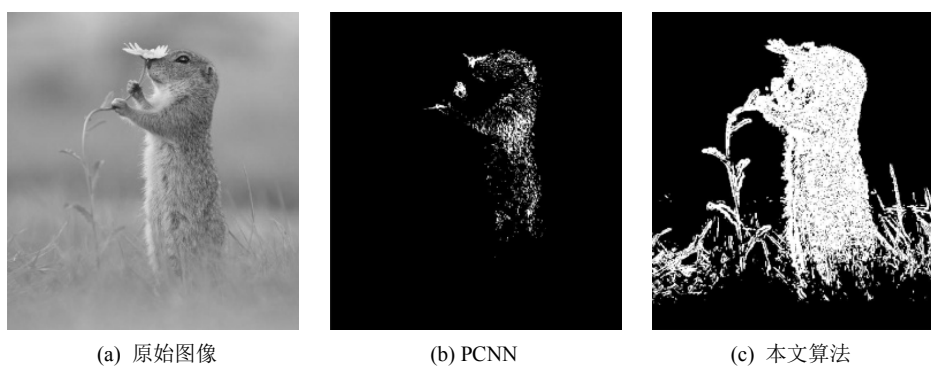


Figure 2. Segmentation of meerkats images

图 2. 猫鼬图像的分割

## 5. 结论

在传统脉冲耦合神经网络模型中，动态阈值的衰减时间常数固定不变，分割含有弱边界、对比度低的图像时，随着迭代次数的增加，动态阈值的衰减速度过快，比较内部活动项时，输出错误的脉冲信号，影响图像的分割效果。为了解决这一问题，本文采用的 Harris 矩阵能够很好的得到图像的梯度信息，特别是弱边界信息，根据图像的梯度信息调整动态阈值的衰减速度，比较内部活动项与动态阈值时，输出的脉冲信号较准确的表示图像目标，得到更好的分割效果。

## 参考文献

- [1] Eckhom, R., Reiboeck, H.J., Arndt, M., *et al.* (1990) Feature Linking via Synchronization among Distributed Assemblies: Simulation of Results from Cat Cortex. *Neural Computation*, **2**, 293-307. <https://doi.org/10.1162/neco.1990.2.3.293>
- [2] Johnson, J.L. and Padgett, M.L. (1999) PCNN Models and Applications. *IEEE Transactions on Neural Networks*, **10**, 480-498. <https://doi.org/10.1109/72.761706>
- [3] 周东国, 高潮, 郭永彩. 一种参数自适应的简化 PCNN 图像分割方法[J]. 自动化学报, 2014, 40(6): 1191-1197.
- [4] Wu, C.D., Liu, Z.G. and Jiang, H. (2018) Catenary Image Segmentation Using the Simplified PCNN with Adaptive Parameters. *Optik*, **157**, 914-923. <https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2017.11.171>
- [5] Zhou, D.G. and Chi, M. (2019) Pulse Coupled Neural Network and Its Optimization for Segmentation of Electrical Faults with Infrared Thermography. *Applied Soft Computing Journal*, **77**, 252-260. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.10.056>
- [6] Chen, Y.L., Park, S., Ma, Y.D., *et al.* (2011) A New Automatic Parameter Setting Method of a Simplified PCNN for Image Segmentation. *IEEE Transactions on Neural Networks*, **22**, 880-891. <https://doi.org/10.1109/TNN.2011.2128880>
- [7] Wei, S., Hong, Q. and Hou, M.S. (2011) Automatic Image Segmentation Based on PCNN with Adaptive Threshold Time Constant. *Neurocomputing*, **74**, 1485-1491. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2011.01.005>
- [8] Gao, C., Zhou, D.G. and Guo, Y.C. (2013) Automatic Iterative Algorithm for Image Segmentation Using a Modified Pulse Coupled Neural Network. *Neurocomputing*, **119**, 332-338. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2013.03.025>
- [9] He, F.L., Guo, Y.C. and Gao, C. (2019) A Parameter Estimation Method of the Simple PCNN Model for Infrared Human Segmentation. *Optics and Laser Technology*, **110**, 114-119. <https://doi.org/10.1016/j.optlastec.2018.05.042>
- [10] Li, J.J. (2011) Harris Corner Detection Algorithm Based on Improved Contourlet Transform. *Procedia Engineering*, **15**, 2239-2243. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2011.08.419>