

Pulse Couple Neural Network Based on Grating Cells

Gai Pan, Xiangyong Kong

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

Received: Aug. 22nd, 2018; accepted: Aug. 30th, 2018; published: Sep. 6th, 2018

Abstract

Describing relationship between neurons in the classical pulse couple neural network, it only considers spatial location information between neurons, and neglects gray information, which makes dynamic synapse weight inaccurate and easily produces missegmentation. To overcome this problem, this paper uses influence function of grating cells as dynamic synapse weight between neurons, and gets a new linking item. In the new linking item, it not only considers gray information in a local region, but also considers variance information; at the same time, it has advantages of grating cells, which means appropriate orientation, position and periodicity. Simulation experiments illustrate segmentation of this method is better than the classical pulse coupled neural network model, further verify the effectiveness of this method.

Keywords

Grating Cells, Pulse Couple Neural Network, Influence Function

基于栅格元的脉冲耦合神经网络模型

潘 改, 孔祥勇

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: 2018年8月22日; 录用日期: 2018年8月30日; 发布日期: 2018年9月6日

摘 要

传统脉冲耦合神经网络模型描述神经元之间的内在联系时, 仅仅考虑神经元之间的空间位置信息, 忽略了神经元之间的灰度信息, 使神经元之间的连接权值不准确, 易产生误分割现象。为了解决这一问题,

本文采用栅格元的响应函数作为神经元之间的连接权值, 得到新的连接输入项。在新的连接权值中, 不仅考虑了局部区域的灰度信息, 而且考虑了局部区域的方差信息, 同时继承了栅格元神经元的优点, 即具有较强的方向性、位置相对性和周期性。通过对遥感图像、生活图像、血管图像进行仿真对比实验, 实验结果说明本文提出的算法优于传统脉冲耦合神经网络模型。

关键词

栅格元, 脉冲耦合神经网络模型, 响应函数

Copyright © 2018 by authors and Hans Publishers Inc.

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

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



Open Access

1. 引言

图像分割是图像处理的基础, 分割的准确率影响到后续图像处理效果, 得到广泛的研究和应用。图像分割方法很多, 其中, 脉冲耦合神经网络(pulse couple neural network, PCNN)模型具有对灰度相似的像素点进行分组的优点, 减少局部灰度差异, 弥补局部区域的微小间断, 优于其他自动分割方法[1] [2] [3] [4]。但脉冲耦合神经网络模型参数多, 影响 PCNN 模型分割效果, 选择最优参数成为 PCNN 模型图像分割的难点之一; 神经元之间关系复杂, PCNN 模型难以准确描述神经元之间的内在关系, 影响分割效果。

为了解决 PCNN 模型中参数设定问题, 邓翔宇和马义德[5]通过分析 PCNN 模型的点火机理, 得出影响神经元点火的因素, 提出简化 PCNN 模型参数的自适应设定方法, 给出改进的 PCNN 模型。周东国等人简化了 PCNN 模型的输入部分, 利用动态阈值与区域均值之间的关系给出各参数的设定准则[6]。He 等人[7]提出简化 PCNN 模型的参数估计方法分割红外人体图像, 即采用布谷鸟搜索算法解决多参数最优问题, 为了提高搜索的精度, Kent 混沌映射应用于布谷鸟搜索算法的局部搜索过程, KD 树算法加快寻找参数的速度。Gao 等人提出一种自适应调整内部活动项的连接系数[8]。Yang 等人提出非均匀简化脉冲耦合神经网络模型[9], 通过构建 3 个简化 PCNN 模型而成, 参数通过输入图像的统计特性和神经元的动态特性自动设置完成。

为了提高脉冲耦合神经网络模型的分割效果, 专家学者们提出不同的模型改进方案, 例如: Jiang 等人通过 PCNN 模型获得每次迭代的分割图像[10], 采用 Canny 算子得到分割图像和被分割图像的边界图像, 在两者之间挑选差异最小边界图像, 该边界图像对应的分割图像就是最优的分割效果, 虽然给出挑选最优分割效果的新方法, 但是计算量大, 不易在图像分割中推广。Xie 等人采用 PCNN 模型的分割效果作为初始轮廓曲线, 采用改进的变分水平集方法分割图像目标[11]。依据颜色特征, Xu 等人提出区域生长脉冲耦合神经网络模型分割彩色图像[12]。Guo 等人提出将显著特征值引入到简化脉冲耦合神经网络模型中用于目标分割[13]。

专家学者们提出不同改进 PCNN 模型的方案[5]-[13], 提高了图像的分割效果, 但忽略了模型中神经元之间的内在联系, 分割弱边界时, 容易出现误分割现象。

2. 脉冲耦合神经网络

通过对猫的视觉皮层神经元脉冲串同步震荡现象的研究, Eckhorn 等人提出神经元模型[1]; 在此基础上, Johnson 和 Padgett 提出脉冲耦合神经网络模型[2], 该模型将神经元构建成非线性动态神经网络,

神经元之间互相影响互相连接, 主要包括接受域、调制域和脉冲产生部分, 其数学公式描述如下:

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

$$L_{ij}[n] = V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (2)$$

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

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1 & U_{ij}[n] > \theta_{ij}[n-1] \\ 2 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$$\theta_{ij}[n] = e^{-\alpha\theta} \theta_{ij}[n-1] \quad (5)$$

其中, n : 迭代次数; f_{ij} : 反馈输入; L_{ij} : 连接输入项; V_L : 耦合连接域的放大系数; W_{ijkl} : 耦合连接域中神经元 N_{ij} 与 N_{kl} 的连接权值; U_{ij} : 内部活动项; β : 内部活动项的连接系数; θ_{ij} : 动态阈值; α_θ : 衰减系数; V_θ : 放大系数; Y_{ij} : 神经元的输出。

在传统脉冲耦合神经网络模型中, 像素点作为神经元, 像素点的灰度值作为神经元的外部激励, 邻域内神经元也产生外部激励, 通过耦合加权得到神经元的内部活动项, 大于动态门限时, 该神经元处于激发状态, 输出为 1, 小于动态门限时, 该神经元处于抑制状态, 输出为 0, 得到图像的分割效果。

与其他自动图像分割算法相比, 脉冲耦合神经网络模型能够减少局部灰度差值, 弥补局部的微小间断, 对局部区域内灰度相似的像素点进行分组的特点, 但是传统脉冲耦合神经网络模型描述神经元之间的连接权值时仅仅考虑神经元之间的位置影响, 忽略了神经元之间灰度的差异性所带来的影响, 使内部活动项的计算结果不准确, 影响了判断神经元处于激励或抑制状态, 难以得到理想的分割效果。

3. 基于栅格元的脉冲耦合神经网络

3.1. 栅格元的响应函数

栅格元, 存在于猴子视觉皮层的 V1 和 V2 区域中, 具有较强的方向性、位置相对性和周期性的神经元, Kruizinga 和 Petkov 定义了栅格元神经元受外界刺激的响应函数[14]:

$$r_{ij} = \iint_{\Omega} f_{ij} g_{ij} dx dy \quad (6)$$

式中: g : 感受野函数; Ω : 视觉域。

文献[15]表明可以用二维 Gabor 滤波器组模拟实现灵长类动物视皮层的简单细胞响应函数, 定义如下:

$$\begin{aligned} g_{ij} &= \exp\left(-\frac{w^2 + \gamma^2 u^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi \frac{w}{\lambda} + \varphi\right) \\ u &= (i - \xi) \sin \theta + (j - \eta) \cos \theta \\ w &= (i - \xi) \cos \theta - (j - \eta) \sin \theta \end{aligned} \quad (7)$$

式中: j : 刺激源在视觉域中的位置; $i\xi\eta$: 感受野中心坐标; σ : 标准差, 决定感受野的大小; γ 的大小决定着感受野的椭圆偏心率, 在(0.23, 0.92)范围内变化[16]; λ : 余弦因子 $\cos(2\pi w/\lambda + \varphi)$ 的波长, 决定了感受野的空间频率 $1/\lambda$, σ/λ 决定了滤波器的空间频率带宽; θ ($\theta \in [0, \pi)$): 在视神经元感受野中与兴奋和抑制的条纹区平行的方向; φ ($\varphi \in (-\pi, \pi]$): 余弦因子 $\cos(2\pi w/\lambda + \varphi)$ 的相位偏移量, 决定了函数 g_{ij} 的对称性, $\varphi = 0$ 和 $\varphi = \pi$ 时感受野为中心对称, $\varphi = -\pi/2$ 和 $\varphi = \pi/2$ 时感受野为中心反对称, 其他情况介于两种形式之间。

3.2. 基于栅格元的脉冲耦合神经网络模型

在传统 PCNN 模型中, 连接域中神经元 N_{ij} 与 N_{kl} 的连接权值 $W_{ijkl} = \begin{bmatrix} 0.707 & 1 & 0.707 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0.707 & 1 & 0.707 \end{bmatrix}$, 仅仅描述了神

经元与邻域神经元之间的空间信息, 忽略了神经元与之间像素点的差异性所带来的影响, 使内部活动项的计算结果不准确, 影响了判断神经元处于激励或抑制状态, 难以得到理想的分割效果。例如: 计算连接域中神经元的连接权值时, 如果该神经元的灰度值接近于邻域神经元的灰度值, 说明该神经元与邻域神经元可能属于同一区域, 连接权值应该很大, 如果该神经元的灰度值与邻域神经元相差很大时, 说明该神经元与邻域神经元可能属于不同区域, 连接权值应该很小, 而传统脉冲耦合神经网络模型中的连接权值是固定值, 难以描述神经元之间灰度的差异信息。

为了解决传统脉冲耦合神经网络模型中存在描述神经元之间的连接权值不准确的问题, 本文采用栅格元神经元受外界刺激的响应函数代替原来的连接权值, 重新描述了神经元与邻域神经元之间的连接权值, 即:

$$W_{ijkl} = r_{ij} \tag{8}$$

在新的连接权值中, 不仅考虑了局部区域的灰度信息, 而且考虑了局部区域的方差信息, 同时继承了栅格元神经元的优点, 即具有较强的方向性、位置相对性和周期性。

将公式(8)带入到公式(2)中, 得到新的连接输入项, 即:

$$L_{ij}[n] = V_L \sum_{kl} r_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \tag{9}$$

4. 仿真实验

为验证本文算法的可行性, 进行仿真对比实验, 实验中共涉及 2 种图像分割算法: 传统 PCNN 算法

和本文所提算法。传统 PCNN 模型的相关参数设置为: $\alpha_\theta = 0.1$, $V_L = 3$, $W_{ijkl} = \begin{bmatrix} 0.707 & 1 & 0.707 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0.707 & 1 & 0.707 \end{bmatrix}$, $\beta = 0.1$,

本文所提算法的相关参数设置为: $V_L = 3$, $\alpha_\theta = 0.1$, $V_L = 3$, 椭圆偏心率 $\gamma = 0.5$ 、波长 $\lambda = 3$ 和 5 、最佳响应方向 $\theta = 4, 590, 135, 180$ 。实验环境在 Intel (R) Core (TM) 2 Quad 2.66 GHz CPU, 3.50 GB 内存的 PC 机上应用 Matlab7.04 语言编程实现。

在仿真对比实验中, 图(a)是要分割的原图, 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, 其中图(1)(a)是要分割的遥感图像, 目标是陆地区域, 图(2)(a)是要分割的血管图像, 目标是血管区域, 图(3)(a)是要分割的生活图像, 目标是树枝区域。图(b)是分别采用传统脉冲耦合神经网络模型分割的效果图, 可以看出局部细长目标像素点被误分割为背景像素点, 主要原因是局部目标像素点的灰度值接近于邻域背景像素点的灰度值, 计算神经元的内部活动项时容易受到邻域神经元的激励, 得到错误的分割效果。图(c)是分别采用本文提出的脉冲耦合神经网络模型得到的分割效果, 与传统 PCNN 模型的分割效果相比, 误分割减少, 主要原因是本文采用栅格元神经元受外界刺激的响应函数作为描述脉冲耦合神经网络模型中神经元之间的连接权值, 不仅考虑局部区域灰度值的差异, 还要考虑局部区域的方差信息, 得到新的内部活动项, 分割图像时得到较好的分割效果, 特别是弱边界区域。

通过对遥感图像、生活图像、血管图像的仿真对比实验, 实验结果说明本文所提出改进的脉冲耦合神经网络模型优于传统的脉冲耦合神经网络模型。

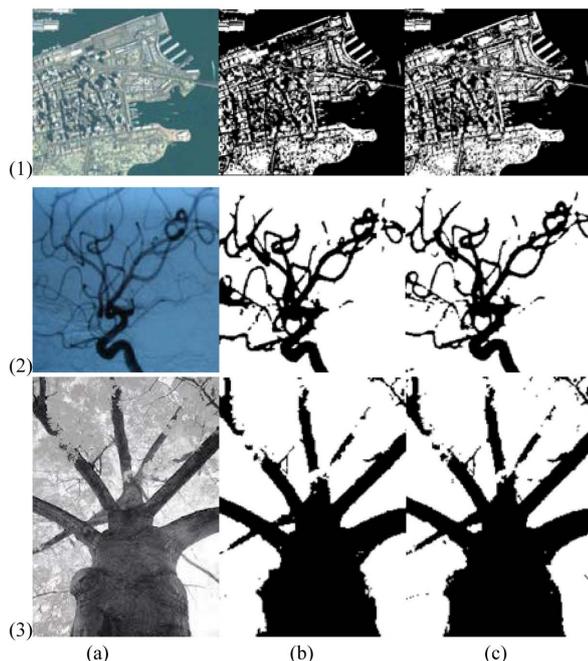


Figure 1. Segmentation of images
图 1. 图像的分割

5. 结论

栅格元神经元具有较强的方向性、位置相对性和周期性, 本文采用栅格元神经元受外界刺激的响应函数作为描述传统脉冲耦合神经网络模型中神经元与邻域神经元之间互相影响的关系, 新定义了神经元之间的连接权值, 改进了连接输入项, 计算的神经元内部活动项更准确, 采用新方法对图像进行分割时得到的分割效果更好。

基金项目

江苏省自然科学基金(BK20160220)资助。

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*, **10**, 480-498.
- [3] Wang, Z.B., Ma, Y.D., Cheng, F.Y., *et al.* (2010) Review of Pulse-Coupled Neural Networks. *Image and Vision Computing*, **28**, 5-13. <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2009.06.007>
- [4] Monica Subashini, M. and Sahoo, S.K. (2014) Pulse Coupled Neural Networks and Its Applications. *Expert Systems with Applications*, **41**, 3965-3974. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.12.027>
- [5] 邓翔宇, 马义德. PCNN 参数自适应设定及其模型的改进[J]. 电子学报, 2012, 40(5): 955-964.
- [6] 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.
- [7] He, F.L., Guo, Y.C. and Gao, C. (2018) A Parameter Estimation Method of the Simple PCNN Model for Infrared Human Segmentation. *Optics and Laser Technology*.
- [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] Yang, Z., Lian, J., Li, S.L., *et al.* (2018) Heterogeneous SPCNN and Its Application in Image Segmentation. *Neurocomputing*, **285**, 196-203. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.01.044>

-
- [10] Jiang, W., Zhou, H.Y., Shen, Y., *et al.* (2015) Image Segmentation with Pulse Coupled Neural Network and Canny Operators. *Computers and Electrical Engineering*, **46**, 528-538. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2015.03.028>
- [11] Wei, W.Y., Li, Y.S. and Ma, Y.D. (2016) CNN-Based Level Set Method of Automatic Mammographic Image Segmentation. *Optic*, **127**, 1644-1650.
- [12] Xu, G.Z., Li, X.Y., Lei, B.J., *et al.* (2018) Unsupervised Color Image Segmentation with Color-Alone Feature Using Region Growing Pulse Coupled Neural Network. *Neurocomputing*, **306**, 1-16. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.04.010>
- [13] Guo, Y.N., Yang, Z., Ma, Y.D., *et al.* (2018) Saliency Motivated Improved Simplified PCNN Model for Object Segmentation. *Neurocomputing*, **275**, 2179-2190. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2017.10.057>
- [14] Kruizinga, P. and Petkov, N. (1999) Nonlinear Operator for Oriented Texture. *IEEE Transactions on Image Processing*, **8**, 1395-1407. <https://doi.org/10.1109/83.791965>
- [15] Daugman, J.G. (1985) Uncertainty Relation for Resolution in Space, Spatial Frequency, and Orientation Optimized by Two-Dimensional Visual Cortical Filters. *Journal of the Optical Society of America A*, **2**, 1160-1169. <https://doi.org/10.1364/JOSAA.2.001160>
- [16] Jones, J.P. and Palmer, L.A. (1987) An Evaluation of the Two-Dimensional Gabor Filter Model of Simple Receptive Fields in Cat Striate Cortex. *Journal of Neurophysiology*, **58**, 1233-1258. <https://doi.org/10.1152/jn.1987.58.6.1233>

知网检索的两种方式:

1. 打开知网页面 <http://kns.cnki.net/kns/brief/result.aspx?dbPrefix=WWJD>
下拉列表框选择: [ISSN], 输入期刊 ISSN: 2161-8801, 即可查询
2. 打开知网首页 <http://cnki.net/>
左侧“国际文献总库”进入, 输入文章标题, 即可查询

投稿请点击: <http://www.hanspub.org/Submission.aspx>

期刊邮箱: csa@hanspub.org