

文章编号: 1001-0920(2012)03-0464-04

基于部分重设的侧抑制神经网络及其在图像分割中的应用

张莉^{a,b}, 冯大政^a

(西安电子科技大学 a. 雷达信号处理国家重点实验室, b. 数学系, 西安 710071)

摘要: 视觉细胞之间存在的侧抑制机制能够对接收到的视觉信息进行选择性的提取, 鉴于此, 运用数学方法模拟视觉细胞间存在的这种生理机制, 提出一种具有侧抑制机制的视觉细胞神经网络. 基于部分重设的阈值, 利用该网络提出一种图像分割算法. 仿真结果表明, 部分重设能较好地控制脉冲激发模式的不规则性. 在图像分割中, 各种复杂场景下的仿真实验表明, 基于部分重设的侧抑制神经网络的图像分割方法, 其效果明显优于常数阈值下神经网络的分割方法.

关键词: 侧抑制; 部分重设; 点火脉冲时间间隔; 图像分割; 最大香农熵

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Lateral inhibition neural network with partial reset and its application in image segmentation

ZHANG Li^{a,b}, FENG Da-zheng^a

(a. National Lab of Radar Signal Processing, b. Department of Mathematics, Xidian University, Xi'an 710071, China.

Correspondent: ZHANG Li, E-mail: lzhang@xidian.edu.cn)

Abstract: Though the mechanism called lateral inhibition exists among the visual cells, visual information can be selectively detected. By simulating this mechanism among visual cells through a mathematical method, a lateral inhibition neural network is proposed. A method of image segmentation based on this model with partial reset is presented. The simulation results show that partial reset may allow a fine control of the irregularity of the spike trains. In image segmentation, experimental results show that the lateral inhibition neural network with partial reset is more effective than the neural network with constant threshold by quantitatively evaluating their performance.

Key words: lateral inhibition; partial reset; interspike interval; image segmentation; maximum Shannon entropy

1 引言

侧抑制是指邻近的神经元彼此之间相互抑制对方的反应, Hartline 等人^[1]在对鲷视觉进行电生理实验时发现并证实了这种生物反应是在生物感觉神经系统中到处可见的基本机能之一. 视网膜中存在着大量的视觉细胞, 这些细胞之间通过抑制性相互作用, 使得光照较亮区域中强烈兴奋的感受器对于光照较暗区域中的感受器所施加的抑制作用要比后者对前者的抑制作用强, 因此视网膜影像中代表强度梯度的边缘和周界即被反差强调出来. 另外, 侧抑制神经元可与图像中的像素一一对应, 尤其适合于图像处理, 如图像分割、目标检测等^[2-5]. 当神经元有足够的输入电流时, 它会发放一串规则的动作电位. 但是, 在活的

有机体内的视觉细胞由于感觉刺激的影响而出现不规则的激发. 部分重设是控制侧抑制神经元在随机输入下产生不规则激发模式的简单而有效的工具. 理论上表明, 部分重设相当于使用时变阈值来产生高度不规则的激发模式, 这与 Wilbur 等人^[6]所提出的理论一致. 最后将侧抑制神经网络用于图像分割中, 并采用最大香农熵方法分别对完全重设和部分重设下的分割结果进行了分析对比.

2 侧抑制神经网络的基本原理

在有关神经系统的模型研究中, Hodgkin-Huxley (H-H) 模型是成功的范例之一, 它可以逼真地模仿真实神经元的行为. 但若将其作为一个单元来构建神经网络, 尽管能较好地再现所仿真的神经回路行为, 但

收稿日期: 2010-10-14; 修回日期: 2011-02-25.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60971111).

作者简介: 张莉(1976-), 女, 讲师, 博士生, 从事盲信号处理、神经网络等研究; 冯大政(1959-), 男, 教授, 博士后, 从事信号处理、神经网络等研究.

由于每个神经元本身要用许多非线性微分方程来描述, 神经回路的方程组会非常庞大, 计算量也非常大. 为此, 研究人员开始对H-H方程进行简化. 本文基于该想法, 在保持模型生物神经元特性的基础上, 简化了支配神经元膜动作的方程, 从而得到一种侧抑制神经网络. 侧抑制神经元具有整合-激发的特性, 可看作是激活系统, 存在阈值特性, 表现为: 当神经元的膜电位在阈值以下时, 神经元轴突膜上只产生被动的去极化电位, 而不产生动作电位, 此时膜电位很快衰减到静息值; 当刺激强度高于阈值时, 神经元产生兴奋进行点火, 出现动作电位传导, 即将其点火发放的脉冲传给邻近的神经元.

当未动作时, 侧抑制神经元的膜电位由如下二阶时变微分方程表示:

$$\frac{dU_{mn}(t)}{dt} = \frac{1}{C} \{ (E^e - U_{mn}(t))G_{mn}^e(t) - (E^i + U_{mn}(t))G_{mn}^i(t) - U_{mn}(t)G + I \}. \quad (1)$$

其中: G 为膜漏电导; 膜电容 C 取 $1 \mu\text{F}/\text{cm}^2$; E^e 和 E^i 分别为生物细胞中钠离子和钾离子的平衡电位; U_{mn} 为 (m, n) 位置神经元的膜电位; $G_{mn}^e(t) = \sum_{m,n} w_{mn} Y_{mn}(t)$ 和 $G_{mn}^i(t) = \sum_{m,n} v_{mn} Y_{mn}(t)$ 分别为生物细胞中可兴奋膜的再生性钠、钾膜电导, 比其他电导大得多, 从而能够保证模型活动、动作和恢复的正常运行, w_{mn} 和 v_{mn} 分别为兴奋性和抑制性突触连接权重系数; I 为外部输入信号, 一般取常数.

当膜电位 U_{mn} 达到阈值 V_{th} 时模型点火, 即发放脉冲, 随后膜电位 U_{mn} 迅速重置为静息值 U_{reset} . 当模型点火时, 神经元会以 $Y_{mn}(t)$ 的方式发放一个定宽定幅的方波脉冲, 脉冲输出值为

$$Y_{mn}(t) = \begin{cases} 1, & 0 < t < T; \\ 0, & t \geq T. \end{cases}$$

侧抑制反映了视觉细胞之间所存在的广泛的局域连接关系, 细胞与细胞之间既有激励又有抑制, 激励的同时产生抑制, 抑制后的结果又影响着下一次激励输出, 这也是生物视觉系统的分流反馈机制所体现的过程.

3 阈值的部分重设机制

3.1 点火脉冲时间间隔柱状图

令 $\{t_i\}$ 表示神经元的点火脉冲时间序列, 则脉冲时间间隔为 $\Delta t_i = t_{i+1} - t_i$. 下面用两个参数来分析点火脉冲时间间隔 (ISI) 的柱状图^[7]: 1) 柱状图的均值 (即平均 ISI) 为

$$\overline{\Delta t} = \frac{1}{S_j - 1} \sum_{i=1}^{S_j-1} \Delta t_i, \quad (2)$$

其中 S_j 是该序列中脉冲的个数; 2) 均值的标准差为

$$\sigma_{\Delta t} = \sqrt{\frac{1}{S_j - 1} \sum_{i=1}^{S_j-1} (\Delta t_i - \overline{\Delta t})^2}. \quad (3)$$

这两个量产生1个度量脉冲序列的变量 $C_v = \sigma_{\Delta t} / \overline{\Delta t}$, 它反映了 ISI 柱状图的相关宽度.

下面给出当外部刺激分别为常数和 Gauss 白噪声 (即 $\langle I(t), I(t') \rangle = 2D\delta(t - t')$) 时 ISI 柱状图和变量 C_v 关于脉冲时间间隔 Δt_i 的变化趋势, 如图 1 所示^[7]. 图 1 中, (a) 和 (b) 采用的外部刺激为常数, (c) 和 (d) 采用的外部刺激为方差 $D = 0.04$ 的 Gauss 白噪声, (a) 和 (c) 中散布的点由各自柱状图得到. 仿真结果表明, 对于规则的脉冲序列, ISI 柱状图有很窄的尖峰, 且变量 $C_v \rightarrow 0$. 如果侧抑制神经元具有随机输入, 则脉冲时间间隔 Δt_i 呈指数分布且 $C_v \rightarrow 1$. 与期望一致, 图 1 中所示的柱状图呈泊松分布.

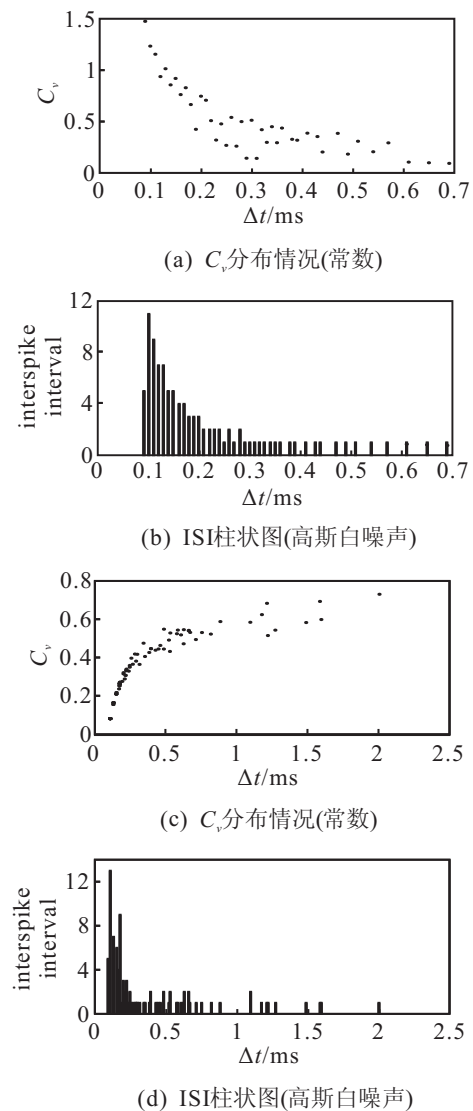


图 1 两种不同刺激下的性能比较

3.2 部分重设与时变阈值的等价性

对于侧抑制神经元而言, 当膜电位达到预先设定的阈值时模型点火, 随后膜电位迅速设置为静息值.

部分重设与此不同,不是将膜电位完全设置为静息值,而是设为 βV_{th} . 其中: V_{th} 为阈值, β 为 0 与 1 之间的某个数. 文献 [8] 已经证明,具有常数阈值和部分重设的侧抑制神经元与具有时变阈值和完全重设的模型是等价的,此时阈值设为 $V_{th}(t) = V_{th}(1 - \beta \exp(-t/\tau))$.

图 2 描述了单个神经元的变量 C_v 随参数 β 的变化特性,反映了部分重设对于侧抑制神经元所产生的不规则激发模式的影响. 仿真采用步长为 0.01 s 的标准欧拉算法,外部刺激是方差为 $D = 0.04$ 的高斯白噪声,不应期为 0.03 s. 仿真结果表明,改变参数 β 的值可以使变量 C_v 在很大范围内发生变化,即部分重设能较好地控制脉冲激发模式的不规则性.

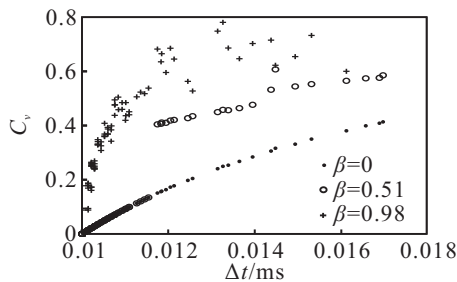


图 2 β 取不同值时的 C_v 变化曲线

4 侧抑制网络在图像分割中的应用

图像分割是图像处理和前期视觉中的基本技术,按照图像的某些特性(如灰度级、频谱、纹理等)将图像空间划分成一些区域. 在区域内部,其特性是相同的或均匀的,两个相邻区域的特性互不相同. 传统的图像分割方法基于二维图像像素灰度的变化,有灰度阈值法分割、边缘检测法、区域生长和聚合. 这些方法的前提是目标与背景相比有明显的灰度变化,只适用于较为简单的图像. 传统方法自适应能力差,图像分割的效果也不好. 由于神经网络具有并行性、非线性映射等优点,其在图像分割方面的研究已越来越受到重视^[9-11].

4.1 侧抑制神经网络的结构

神经元之间的侧抑制作用是相互的,每个神经元抑制其邻近神经元,而且也为其邻近神经元所抑制. 侧抑制在图像处理中的功能是: 1) 可以检测图像的边框,突出边缘,增加反差; 2) 抑制空间低频部分,相当于高通滤波器. 下面用侧抑制神经元构建一个网络,分析其在图像分割中的应用,网络采用邻域发生作用,邻域以外的部分不受影响. 用于图像分割的侧抑制神经网络是一个单层的二维神经元阵列,与待处理的图像维数一致,每个像素对应一个侧抑制神经元,每个神经元与相邻的 8 个神经元相连接.

下面给出具体的实验步骤:

Step 1: 将一幅图像对应的存储矩形点列上的灰

度值输入到该网络,每个像素的灰度值作为对应神经元的外部输入(即式(1)中的 I),然后利用式(1)计算神经元的膜电位 U .

Step 2: 如果神经元的膜电位 U 在第 n 次网络运行时达到阈值 V_{th} ,则该神经元发生点火,即发放脉冲,其输出 $Y(t)$ 为 1; 随后膜电位 U 迅速置为静息值,即神经元的点火是瞬时的,并且在以后的网络运行过程中不再处理该神经元,可以大大降低计算量.

Step 3: 神经元点火后将其输出脉冲传给相邻神经元,即相邻神经元的输出脉冲乘以权值作为神经元的连接输入,分别为式(1)中的 G_{mn}^e 和 G_{mn}^i . 为了简单起见,令神经元之间的连接权值满足 $w_{mn} = v_{mn}$,且中心神经元与周围神经元的连接权值为

$$\begin{bmatrix} 1/4 & 1/2 & 1/4 \\ 1/2 & 1 & 1/2 \\ 1/4 & 1/2 & 1/4 \end{bmatrix}$$

Step 4: 对每个神经元重复 Step 2 和 Step 3, 观察网络中每个神经元的输出.

假设所有神经元的初始状态为 0, 当某个神经元的膜电位达到预先设定的阈值 V_{th} 时,该神经元点火(称自然点火),即输出一个脉冲,随后该神经元的膜电位设置为 βV_{th} . 在脉冲产生的过程中,点火的神经元通过相互连接作用激励周围神经元点火(称捕获点火),而邻近的神经元点火后又激励周围神经元点火,从而在激活区中产生一个脉冲波向外传播.

4.2 最佳分割结果判定准则

侧抑制神经网络迭代结果为二值图像序列,即一系列的图像分割结果需要从此序列中选取最佳分割结果. 不同文献提出了不同的判定准则,如最大香农熵准则、最大交叉熵准则、最小交叉熵准则、最大类间差准则、最大边缘数准则等. 本文采用常用的最大香农熵方法^[12]确定最佳分割结果,有

$$H(P) = -P_1 \ln P_1 - P_0 \ln P_0, \quad (4)$$

其中 P_0 和 P_1 分别表示分割图像二值输出 $Y(t)$ 为 0 和 1 的概率. 对于大多数图像而言,香农熵代表了图像的信息量,分割后图像的香农熵越大表明分割图像从原始图像中得到的信息量越大,分割图像的细节越丰富,总体分割效果越好,因此利用该准则进行判优. 对侧抑制神经网络迭代结果计算 H , 当 H 取最大(即 H_{\max}) 时的迭代结果为总体最佳分割结果.

4.3 仿真实验与结果分析

选用几种存在对比度低、目标区域灰度分布不均匀等较高复杂度的图像进行仿真,如图 3 所示. 分别在 $\beta = 0$ (完全重设) 和 $\beta = 0.51$ (部分重设) 两种情况下进行实验. 实验参数如下: 步长 $\Delta = 0.01$ s, 迭代

次数 $n = 400$. 实验结果及其效果对比如图4和图5所示.

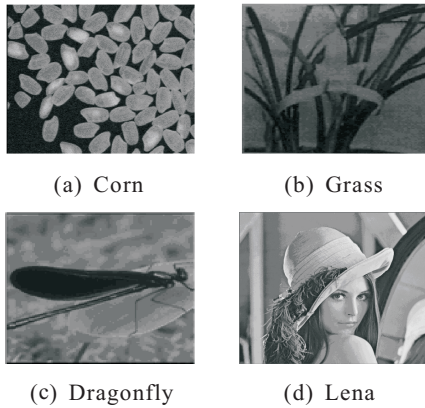


图3 原图像

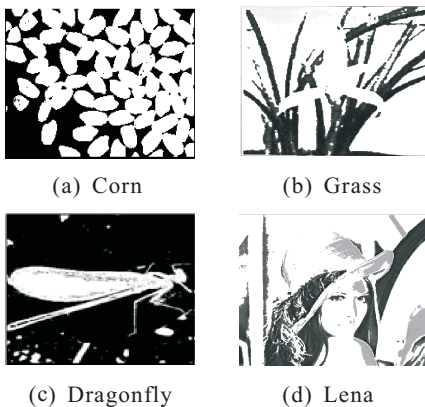


图4 $\beta = 0$ 时的最佳分割图

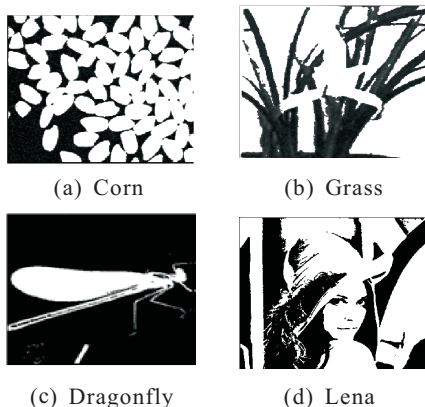


图5 $\beta = 0.51$ 时的最佳分割图

从分割结果可以看出, 基于部分重设的侧抑制神经网络的分割结果中, 目标轮廓清楚、完整, 在保持细节的同时能较好地去除杂波, 即使在对比度低的复杂背景的情况下也能准确分割出完整目标. 因此, 基于部分重设的侧抑制神经网络的分割结果在视觉效果上明显优于完全重设的模型. 为了定量评价图像分割的效果, 本文采取常用的图像分割评价标准即最大香农熵方法分别对完全重设和部分重设下的分割结果进行分析并作出对比, 结果如表1所示.

由表1可知, 部分重设的分割结果优于完全重设

的模型, 表明了基于部分重设的侧抑制神经网络在图像分割中的可行性和有效性.

表1 完全重设和部分重设下的性能评价

图像名称	H_{max}	
	$\beta = 0$ (完全重设)	$\beta = 0.51$ (部分重设)
Corn	0.9717	0.9978
Grass	0.9608	0.9968
Dragonfly	0.9636	0.9963
Lena	0.9745	0.9981

5 结论

本文提出了一种基于部分重设的侧抑制神经网络, 在此基础上研究了侧抑制神经网络在图像分割中的应用, 最后用最大香农熵的方法判定最佳分割结果. 仿真实验表明了基于部分重设的侧抑制神经网络在图像分割中的有效性, 并且基于部分重设的侧抑制神经网络的分割结果在视觉效果上明显优于完全重设的模型.

参考文献(References)

- [1] 冯大政, 保铮, 焦李成. 脉冲发放神经网络建模[J]. 系统工程与电子技术, 1996, 5(3): 23-30. (Feng D Z, Bao Z, Jiao L C. Impulse-firing neural network modeling[J]. Systems Engineering and Electronics, 1996, 5(3): 23-30.)
- [2] Hansel David, Mato G, Meunier C. On numerical simulations of Integrate-and-Fire neural networks[J]. Neural Computer, 1998, 10(2): 467-483.
- [3] Eckhorn Reinhard, Alexander M Gail. Different types of signal coupling in the visual cortex related to neural mechanisms of associative processing and perception[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2004, 15(5): 1039-1052.
- [4] Terman David, Wang De-liang. Global competition and local cooperation in a network of neural oscillators[J]. Physica D, 1995, 81(1-2): 148-176.
- [5] Liu Shih-chii, Douglas Rodney. Temporal coding in a silicon network of Integrate-and-Fire neurons[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2004, 15(5): 1305-1314.
- [6] Gu X D, Yu D H, Zhang L M. Image shadow removal using pulse coupled neural network[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2005, 16(3): 692-698.
- [7] William R Softky, Christof Koch. The highly irregular firing of cortical cells is inconsistent with temporal integration of random EPSPs[J]. The J of Neuroscience, 1993, 13(1): 334-350.
- [8] Guido Bugmann, Chris Christodoulou. Role of temporal integration and fluctuation detection in the highly irregular firing of a leaky integrator neuron model with partial reset[J]. Neural Computation, 1997, 9(5): 985-1000.

(下转第472页)