

具有分流型抑制机制的视网膜细胞神经网络模型及其应用*

陈薇薇,刘希顺,刘安芝

(国防科技大学电子科学与工程学院,湖南长沙 410073)

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。运用数学方法模拟视觉细胞之间存在的这种生理机制,提出了一种具有分流型抑制机制的视网膜细胞神经网络模型(SIRCNN),分析了该模型的稳定性,给出了等价电路图,并且基于此模型提出了一种边缘检测算法。将该算法应用于图像边缘检测中,试验结果表明,这种以生物视觉感知机理为基础的神经计算方法可有效地增强图像反差,检测图像边缘。由于细胞神经网络具有高速并行运算、便于硬件实现等特点,因此这种方法在图像实时处理中也具有很大的潜力和应用前景。

关键词 侧抑制;神经网络;边缘提取

中图分类号:TP391.41 文献标识码:A

A Model of Shunting Inhibitory Retinal Cellular Neural Networks and Its Application

CHEN Wei-wei, LIU Xi-shun, LIU An-zhi

(College of Electronic Science and Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract Through the mechanism called lateral inhibitory existing among the visual neurons, visual information can be selectively detected. Simulating this mechanism among visual cellars through a mathematical method, a shunting inhibitory retinal cellular neural networks(SIRCNN) model based on early vision is provided. The stability analysis of its dynamics and the equivalent circuit diagram are presented and a method of detecting edges based on this model is provided. From the test result, such a method based on the biological visual mechanisms can efficiently enhance and detect edges. Because the cellular neural networks are uniquely suitable for the high-speed parallel computation and easy to implement in hardware, this model has more potential in real-time image processing.

Key words lateral inhibitory; neural networks; edge detection

侧抑制就是邻近的神经元彼此之间相互抑制对方的反应, Hartline 等人在对鲷视觉进行电生理实验时就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以见到的基本机能之一^[1]。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,使得光照很亮的区域中强烈兴奋的感受器对光照较暗的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,因此视网膜影像中陡的强度梯度——边缘和周界就被反差强调出来。由于侧抑制机制对于增强图像反差,检测图像边缘有着很高的实用价值而受到各方面专家的普遍关注。根据抑制性影响是通过总和和作用实现的还是分流作用实现的,可分为减法型模型和分流型模型。由于分流型抑制机制能够很好地说明视网膜所具有的某些非线性特性,因此在本文中提出了一种具有分流型抑制机制的视网膜细胞神经网络模型 SIRCNN (Shunting Inhibitory Retinal Cellular Neural Networks),并就其生物学意义和系统稳定性进行了探讨和分析,同时基于此模型给出了图像边缘提取的算法。

* 收稿日期:2004-03-06
基金项目:国防科技大学基础研究项目(JG02-04-012)
作者简介:陈薇薇(1979—),女,硕士生。

1 视网膜细胞神经网络模型

1.1 分流型抑制机制原理

人的视网膜细胞的感受野可以分为 on 中心型和 off 中心型。前者的作用是在给光的瞬间使反应增强,而后者的作用是在撤光的瞬间使反应增强。对于输入模式为平面图形的情况,用 on 中心型细胞层突出了图形内侧的轮廓,而用 off 中心型感受野突出了图形外侧的轮廓,能够得到对应于马赫带那种反应。在具有分流型抑制机制的视网膜模型中,给予亮度为图 1(a)那样倾斜形的空间分布的刺激形式 $U_0(x)$ 时,计算模型的反应为 $U_1(x)$,如图 1(b) 中所示。

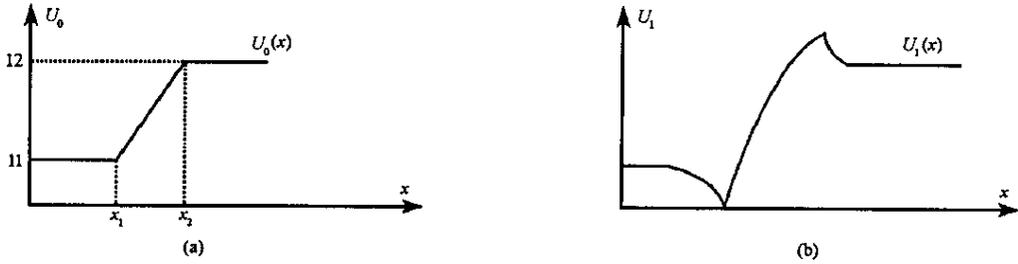


图 1 马赫带反应

Fig.1 Mach bands

如该图中所见,暗区输出的下降量和亮区输出的上升量都变大了,这和以单独方式观察模式 $U_0(x)$ 时所感觉到的亮度(心理基准)非常一致。由此可见,分流型抑制机制视网膜模型对于图像边缘的增强和检测是大有帮助的。早在 1970 年 Sperling 就提出了具有分流型抑制机制的视网膜模型^[2],但这个模型只是基于单个细胞的特性建立起来的,未形成网络结构,显然不能够满足现代科技发展的要求。本文在其基础之上,根据细胞神经网络(CNN)理论^[3],提出了一种具有分流型抑制机制的视网膜细胞神经网络模型(SIRCNN)。

1.2 SIRCNN(Shunting Inhibitory Retinal Cellular Neural Networks)模型

1.2.1 SIRCNN 模型

用一个 $M \times N$ 的二维阵列网络(如图 2 所示)来表示视网膜结构。 $C(i, j)$ 表示 (i, j) 位置的神经元(细胞), $\alpha(i, j)$ 仅与其一个 r -邻域内的神经元有着内在的联系,其 r -邻域内为如下形式的集合:

$$N_r(i, j) = \{ (k, l) | \max\{|k-i|, |l-j|\} \leq r \}$$

根据细胞之间的侧抑制关系以及整个网络结构的分流性,构造出具有分流型抑制机制的 SIRCNN 系统,其状态方程如下:

$$\frac{dx_{ij}}{dt} = -a_{ij}x_{ij} + \sum_{\alpha(k,l) \in N_r(i,j)} b_{ij}^{kl}u_{kl} - \sum_{\alpha(k,l) \in N_r(i,j)} c_{ij}^{kl}(x_{kl})x_{ij} \tag{1}$$

其中, x_{ij} 表示细胞 $\alpha(i, j)$ 的活性状态, a_{ij} ($a_{ij} > 0$) 表示细胞活性的被动衰减速率。 u_{ij} 为在位置 (i, j) 的视觉输入。 b_{ij}^{kl} 是由视网膜神经节细胞感受野特性所决定的模板,它作用在于模拟视觉细胞的光感应,加强视觉输入对视觉细胞所产生刺激的强度和范围。

在模型中, $f(x) \geq 0$ 是通过邻域中 x_{kl} 的值来控制反馈输出的函数,它也是反应 x_{kl} 和 x_{ij} 之间耦合强度的关系量之一。选择 Sigmoid 函数,因为这个函数可以将状态变量转换到区间 $[0, 1]$ 之中。Sigmoid 输出函数为:

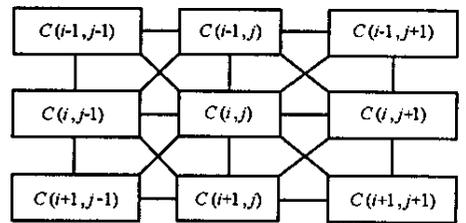


图 2 3×3 视网膜细胞阵列简图

Fig.2 3×3 Matrix of retinal cellular

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-(x - \eta))} \quad (2)$$

其中, η 决定了 Sigmoid 函数在 x 轴上的位置, 运用 Sigmoid 函数可以定义网络中的神经元在最大发放和无发放时分别处于兴奋状态和静止状态, 而处于其它状态时, 为半兴奋状态。通过调整动态方程中的参数, 可以使只有和图像边缘形状相匹配的神经元才处于兴奋状态。

SIRCNN 模型反应出了视觉细胞之间所存在的广泛的局域联结关系, 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分流反馈机制所体现的过程。

1.2.2 SIRCNN 模型等价电路图描述

在 SIRCNN 中, 每个细胞 $\alpha(i, j)$ 都可以用一个等价电路来实现(如图 3 所示)。

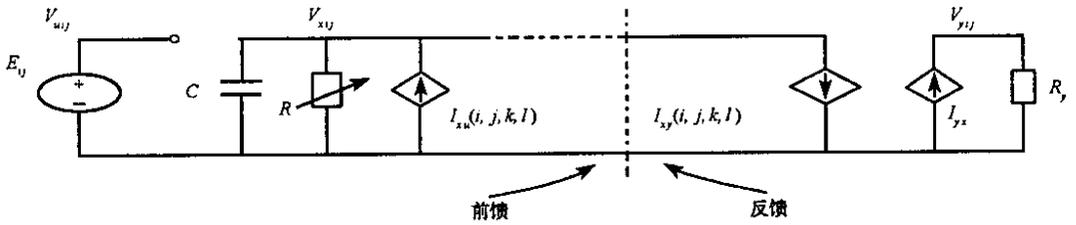


图 3 SIRCNN 模型等价电路图

Fig.3 Circuit diagram of SIRCNN

由图 3 可见, 细胞 $\alpha(i, j)$ 等效电路包含一个独立电压源 E_{ij} , 一个线性电容 C , 一个可调节电阻 R , m 个线性压控电流源 I_{xu} 和 m 个线性压控电流源 I_{yk} , 一个线性电阻 R_y 以及一个非线性压控电流源 I_{yx} (m 为邻域细胞的个数)。图 3 中所示的节点方程为:

$$C \frac{dV_{xij}}{dt} = -\frac{1}{R} V_{xij} + \sum I_{xu}(i, j, k, l) - \sum I_{yk}(i, j, k, l) \quad (3)$$

其中, $I_{xu}(i, j, k, l) = B(i, j, k, l) V_{ukl}$ (V_{ukl} 为输入控制电压); $I_{yk}(i, j, k, l) = \alpha(i, j, k, l) V_{ykl}$ (V_{ykl} 为反馈输出电压), 可变电阻 R 决定 $B(i, j, k, l)$ 和 $\alpha(i, j, k, l)$ 的值。

在所描述的 SIRCNN 系统中, 把每一个细胞看成上述的等价电路, 用 x_{ij} 表示 (i, j) 位置上的电压, u_{kl} 表示 (k, l) 位置上的输入控制电压, y_{kl} 表示 (k, l) 位置上对 x_{ij} 产生抑制的反馈输出电压并且两者之间的非线性关系为: $y_{kl} = f(x_{kl}) x_{ij}$ 。则上述节点方程形式变为:

$$C \frac{dx_{ij}}{dt} = -\frac{1}{R} x_{ij} + \sum B(i, j, k, l) u_{kl} - \sum \alpha(i, j, k, l) f(x_{kl}) x_{ij} \quad (4)$$

令 $\frac{1}{RC} = a_{ij}$, $\frac{1}{C} B(i, j, k, l) = b_{ij}^{kl}$, $\frac{1}{C} \alpha(i, j, k, l) = c_{ij}^{kl}$, 则上述方程成为本文所建立模型的状态方程。

1.2.3 SIRCNN 模型稳定性分析

在这里, 对该模型的完全稳定性与全局渐进稳定性进行分析, 为此, 假设输入 $\sum_{\alpha(k, l) \in N(i, j)} b_{ij}^{kl} u_{kl} = L_{ij}$ 为一常数, 即

$$\frac{dx_{ij}}{dt} = L_{ij} - a_{ij} x_{ij} - \sum_{\alpha(k, l) \in N(i, j)} c_{ij}^{kl} f(x_{kl}) x_{ij} \quad (1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n) \quad (5)$$

(1) 完全稳定性

定理 1 SIRCNN 系统至少存在一个平衡点。

证 令 $\frac{dx_{ij}}{dt} = L_{ij} - a_{ij} x_{ij} - \sum_{\alpha(k, l) \in N(i, j)} c_{ij}^{kl} f(x_{kl}) x_{ij} = 0$ 得 $x_{ij} = \frac{L_{ij}}{a_{ij} + \sum_{\alpha(k, l) \in N(i, j)} c_{ij}^{kl} f(x_{kl})}$ ($1 \leq i \leq m$,

$1 \leq j \leq n$)。令向量算子 $\varphi_{ij}(x) = x_{ij}$ ($x \in R^{m \times n}$), $A = \max\{|L_{ij}| / a_{ij} | 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n\}$ 则向量算子 φ 映射下列集合: $B = \{x \in R^{m \times n} : |x_{ij}| \leq A, 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n\}$ 到自身。由于 B 是一个凸

紧集 f 是连续的, 易知 φ 也是连续的, 故 SIRCNN 系统至少存在一个平衡点。

定理 2 SIRCNN 系统的每一条轨迹都收敛到平衡点集合。

证 作如下 Liapunov 函数:

$$V(x) = - \sum_{i,j} \int_0^{x_{ij}} d_{ij} (L_{ij} - a_{ij} \zeta \mathbf{I} f(\zeta) f'(\zeta) \zeta \mathbf{H} \zeta) + \frac{1}{2} \sum_{i,j} \sum_{\alpha(k,l) \in N(i,j)} d_{ij} c_{ij}^{kl} f(x_{kl}) x_{kl} f(x_{ij}) x_{ij}$$

则有
$$\frac{dV}{dt} = - \sum_{i,j} d_{ij} [f(x_{ij}) + f'(x_{ij}) x_{ij} \mathbf{I} x_{ij}] \leq 0$$

由文献 [4] 易知 SIRCNN 系统是有界输入有界输出 (BIBO) 系统, 故其状态方程的每一个解都是有界的。由 LaSalle 不变原理可得其每一条轨线收敛于集合 $M = \{x \in R^{m \times n} : \dot{V}(x) = 0\}$ 中的最大不变子集, 而 M 刚好是由状态方程的平衡点所组成的集合。定理从而得证。

(2) 全局渐近稳定性

定理 3 当所有输入 $L_{ij} = 0$ 时, 原点 $x = 0 = x^*$, $x_{ij}^* = 0 (1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n)$ 是状态方程的惟一平衡点, 且是全局渐近稳定的。

证 构造如下 Liapunov 函数: $V(x) = \frac{1}{2} \sum_{i,j} x_{ij}^2$, 则当 $x \neq 0$ 时, $V(x) > 0$ 且 $\lim_{\|x\| \rightarrow 0} V(x) = \infty$ 而 V

沿状态方程的解关于时间 t 的导数为: $\frac{dV}{dt} = - \sum_{i,j} a_{ij} x_{ij}^2 - \sum_{\alpha(k,l) \in N(i,j)} c_{ij}^{kl} f(x_{kl}) x_{ij}^2 \leq 0$ 等号仅当 $x = 0$ 时成立。故 $x = x^* = 0$ 是状态方程的惟一平衡点。定理的第二部分的证明同文献 [5], 故略去。

2 在图像边缘检测中的应用及结果

从细胞的状态方程可看出, SIRCNN 的动态机制包括输出反馈和输入控制两种, 其中, 因为输出反馈的效果取决于模板 C , 而输入控制的效果则取决于模板 B , 所以对 SIRCNN 进行图像处理的关键是如何找到合适的模板。

由于 a_{ij} 并不直接影响输入控制和输出反馈, 为计算方便, 可令 $a_{ij} = 1$ 。将系统方程变为差分形式, 得

$$x_{ij}^{n+1} = \sum b_{ij}^{kl} u_{kl} - \sum c_{ij}^{kl} f(x_{kl}^n) x_{ij}^n \tag{6}$$

在视觉细胞网络中, 当受到给光刺激的细胞产生反应时, 会对其邻域内的其他细胞的响应产生抑制作用, 因此该细胞的活性状态会远大于其周围邻域细胞。同时, 由于边缘具有较高的空间频率, 为了获得锐化边缘的效果, 就要让图像的高频分量通过, 而抑制低频分量。当把 SIRCNN 的外界输入取为图像的像素值时, 模板 B 不但要突出以上所说的特性, 而且要使输入控制恒大于 0。当 $r = 1$ 时, 取模板

$$B = \begin{bmatrix} -0.25 & -0.25 & -0.25 \\ -0.25 & 4 & -0.25 \\ -0.25 & -0.25 & -0.25 \end{bmatrix}$$

状态方程中 $c_{ij}^{kl} (c_{ij}^{kl} \geq 0)$ 表示细胞 $\alpha(i, j)$ 与细胞 $\alpha(k, l)$ 之间突触活性的耦合强度。在人或其它动物的外部视觉系统中, 接收到的信息是在从视网膜到视觉皮层之间连续的许多层中处理的, 而每一层都对它所感兴趣的特征 (如边缘、条纹、方向性或运动) 进行提取。在视网膜层, 神经节细胞层包含着有邻近圆形感受野的单元。另一方面, 在视觉皮层区又有着感受野类似于 Gabor 函数的具有空间选择性的单元存在。当 $r = 1$ 时, 取模板

$$C = \begin{bmatrix} 0.1 & 0.2 & 0.1 \\ 0.2 & 0 & 0.2 \\ 0.1 & 0.2 & 0.1 \end{bmatrix}$$

该模板反映出了神经节细胞感受野的中心环绕形状。在反馈系统中, 抑制了周围细胞响应对中心细胞响应的影响。

令 $\eta = 10$, 以 lena 图像 (图 4) 为例, 相应的实验结果如图 5 所示。



图4 Lena 原始图像
Fig.4 Initial image of lena



图5 SIRCNN 模型
Fig.5 Model of SIRCNN



图6 Sobel 算子
Fig.6 Sobel operator



图7 Prewitt 算子
Fig.7 Prewitt operator

以脑部磁共振扫描图(图8)为例,相应的实验结果如图9所示。

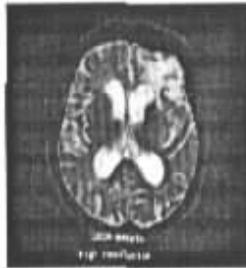


图8 原始图像
Fig.8 Initial image



图9 SIRCNN 模型
Fig.9 Model of SIRCNN



图10 Sobel 算子
Fig.10 Sobel operator



图11 Prewitt 算子
Fig.11 Prewitt operator

由图可见,基于 SIRCNN 模型的边缘检测方法成功提取了各个朝向的边缘,不仅提取出了主要的轮廓,而且减少了图像边缘信息的丢失现象,将其应用到医学图像处理当中也得到了不错的效果。为了将 SIRCNN 提取的边缘与传统方法提取的边缘进行比较,还对输入图像用 Sobel 和 Prewitt 方法分别提取边缘(如图6、图7、图10、图11),可以看到基于 SIRCNN 模型的边缘检测方法在保持边缘信息及边缘的连贯性方面要优于其它两种方法,因此具有很大的应用前景。

3 结论

通过对视网膜中的分流抑制机制在视觉信息处理过程中的影响的分析研究,建立了 SIRCNN 模型,并且给出了该模型的等价电路刻划,同时根据视觉细胞特性设计了一组细胞神经网络的参数。将其运用于图像边缘检测中,与传统方法比较,在保持边缘信息及边缘的连贯性方面得到了非常好的效果。该方法能高速并行计算,便于硬件实现,在图像实时处理方面有很大的潜力。

参考文献:

- [1] 福岛邦彦. 生理视觉与仿生学[M]. 北京: 科学出版社, 1980.
- [2] Sperling G. Model of Visual Adaptation and Contrast Detection[J]. Perception and Psychophysics, 1970, 3(3): 143-157.
- [3] Chua L O, Yang L. Cellular Neural Networks: Theory[J]. IEEE Trans. Circuits System, 1988, 35(10): 1253-1273.
- [4] Bouzerdoum A, Pinter B. Shunting inhibitory cellular neural networks: deviation and stability analysis[J]. IEEE Trans. Circuits System, 1993, 40(3): 215-217.
- [5] 李雪梅, 黄立宏. 分流抑制细胞神经网络的稳定性[J]. 应用基础与工程科学学报, 2000, 8(9): 225-229.

