

基于神经元颜色拮抗与动态编码的轮廓检测方法

胡钧皓 范影乐* 李康群 武 薇

(杭州电子科技大学模式识别与图像处理实验室,杭州 310018)

摘 要: 基于神经元的颜色拮抗特性及神经元群体的动态编码机制,实现对图像的轮廓检测。模拟视皮层下神经元的颜色单拮抗特性,引入单拮抗感受野的动态调节机制,以充分响应颜色边界和亮度边界;利用单细胞的树突极性分布,构建初级视皮层的双拮抗神经网络,实现对特定方位的视觉刺激响应,有效提取目标轮廓;在神经元的群体感受野内,考虑神经元的动态突触连接,融合单细胞的脉冲频率响应,实现对纹理信息的抑制作用。以 BSDS500 图库的图像为实验对象,结果显示该方法在提取主体轮廓的过程中能有效抑制纹理信息,其对 100 幅图像最佳检测结果的 P 值指标均值和标准差为 0.58 ± 0.04 ,相对 CORF 和 CO 等其他对比方法,可提高轮廓提取的准确率。所提出方法可有效实现图像的轮廓检测,为利用颜色信息以及神经元之间的动态编码、实现更高级皮层的图像理解或者视觉认知提供新的思路。

关键词: 轮廓检测;颜色拮抗;方向选择;动态编码

中图分类号:R318 文献标志码:A 文章编号:0258-8021(2017) 05-0520-09

A Contour Detection Method Based on Color Opponent and Dynamic Coding of Neurons

Hu Junhao Fan Yingle* Li Kangqun Wu Wei

(Laboratory of Pattern Recognition and Image Processing, Hangzhou DianZi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Based on characteristics of color opponent and dynamic coding mechanism of neuron population, to realize the contour detection of images. Modeling the single color opponent characteristics of neurons on sub-cortex, a kind of dynamic adjustment mechanism about receptive field with single color opponent was constructed, in order to respond sufficiently on both color and lightness boundaries. Using the dendrite polar distribution of single cells, a neuron network with double color opponent on primary cortex was built to detect visual stimulus of specific orientation, in order to effectively extract the contour. Finally, taking the dynamic synaptic link into consideration, spike frequency response of single cells was synchronized in receptive field of neuron population, in purpose of realizing the inhibition of texture information. BSDS500 database was used in the experiments, the result indicates that the proposed method can effectively inhibit the texture information in the process of extracting the contour, the mean value and standard deviation of measure P for 100 images was 0.58 ± 0.04 , relative to other contrast method, improves the accuracy of contour extraction. Our method is effective for image contour detection, and provides a new idea for the image coding or visual cognition of the higher cortex by using the color information and the dynamic coding between the neurons.

Key words: contour detection; color opponent; orientation selective; dynamic coding

引言

轮廓是视觉目标的关键特征信息,对于目标检

测以及图像理解等后续视觉感知计算具有重要意义^[1]。传统基于数学模型的轮廓检测算法(如

doi:10.3969/j.issn.0258-8021.2017.05.002

收稿日期:2017-03-02, 录用日期:2017-05-12

基金项目:国家自然科学基金(61501154)

* 通信作者(Corresponding author), E-mail: fan@hdu.edu.cn

Canny^[2]等算子)计算过程简单快速,但完全弱化了视觉感知过程,并不能有效区分目标轮廓和背景纹理。近年来,人们认识到视觉信息流传递和处理机制在轮廓感知中的重要性,例如有研究简单模拟视皮层的简单细胞感受野,利用二维 Gabor 函数来提取边缘信息^[3];还有研究根据初级视皮层感受野周边抑制的响应机制^[4],利用方向或尺度特征自适应调整非经典感受野的抑制区和去抑制区,在抑制纹理背景的同时凸显轮廓^[5]。另外有研究利用颜色拮抗特性^[6],来提高对轮廓的感知能力,适用于单一特征图像的轮廓检测。需要指出的是,上述方法未能从视觉感知系统层面体现信息流传递和处理的协同作用,而且它们大多关注于黑箱意义上的神经元响应统计特性,忽视了动态突触连接等内在特性。因此本研究提出一种基于视觉信息编码机制的轮廓检测新方法,首先给出一种视皮层下的颜色单拮抗感受野动态调节机制,实现颜色和亮度边界的自适应响应;然后引入单细胞的树突极性分布,构建一种能够反映初级视皮层颜色和空间双拮抗特性的神经网络;接着给出了一种突触连接的动态调整策略,融合单细胞的脉冲频率响应进行编码,实现对纹理信息的抑制作用;最后通过非极大值抑制和滞后阈值处理,得到精细的轮廓图。

1 材料与 方法

1.1 材料

以图像分割数据库 (Berkley Segmentation Data Set, BSDS500)^[7]为实验对象,该数据库包含了 200 幅自然场景的彩色图像,每一幅图像对应若干幅标准轮廓图(若干人工绘制结果)。将本研究算法的轮廓检测结果同标准轮廓进行比对,取平均准确率作为算法有效性的评价指标。

1.2 基本原理

1.2.1 视皮层下的单拮抗感受野

视网膜是视觉通路的起点,视网膜中有三种不同光谱敏感性的视锥,经不同波长光子刺激,分别对红绿蓝颜色信息进行采样。之后,信息沿着视觉通路经过神经节细胞和外膝体,完成信息的中继传递。其中,神经节细胞和外膝体的颜色神经元称为单拮抗 (single-opponent, SO) 神经元,作为初级视皮层的前级信息处理环节,有相似的感受野结构和颜色拮抗机制^[8],都呈现单拮抗的输出方式并对颜色和亮度分离起到重要作用,现将其合并为一层(统

称为视皮层下)来对视觉输入进行处理。

以中心-外周型颜色单拮抗感受野为建模对象,并利用双高斯差函数来描述单拮抗响应。构建两个不同尺度的高斯函数,分别与颜色对立的两个通道卷积之差作为视皮层下的颜色单拮抗输出,有

$$SO_{m/n}(x,y) = G_1(x,y)m(x,y) - G_2(x,y)n(x,y) \tag{1}$$

式中: x, y 表示二维视觉的空间坐标, m/n 分别代表 $R + /G -$ 、 $G + /R -$ 、 $B + /Y -$ 、 $Y + /B -$ 等 4 种类型的颜色单拮抗; $G_1(x,y)$ 与 $G_2(x,y)$ 为前述两个不同尺度的高斯函数,表示视锥细胞的输入权重,相应尺度 σ_1 与 σ_2 分别代表中心-外周型颜色单拮抗感受野的中心区和外周区尺寸。

考虑到颜色和亮度都是图像边界的重要属性,在光强较低的区域,颜色信息更能体现轮廓与背景纹理的区分性,而在光强较高的区域,亮度信息有助于区分轮廓与背景纹理。因此本研究在视皮层下的颜色单拮抗感受野基础上,提出了一种基于局部亮度信息的动态调节模型。具体策略为:在图像局部亮度较低的区域,视锥细胞只响应颜色信息则有相似的输入权重;在局部亮度较高的区域,视锥细胞响增大对亮度的响应则有不同的输入权重。由此给出视皮层下神经元单拮抗感受野动态调节的初始定义,具体如下:

$$\sigma_1 = k\sigma_2 \tag{2}$$

式中, k 为动态调节因子。

在亮度较低区域 $k \rightarrow 1$,感受野的中心区和外周区重合,单拮抗模型充分发挥颜色对边界的响应,亮度信息不响应,此时颜色单拮抗感受野变为单中心型;在亮度较高区域 $k \rightarrow 0$,感受野外周区显著大于中心区尺寸,模型将更多体现亮度对边界的响应。具体操作时,可先获取亮度通道 $L(x,y)$,然后统计局部亮度平均值,并将其归一化结果作为自适应调节因子 $L_{avg}(x,y)$,具体表示为

$$L_{avg}(x,y) = \frac{1}{L_{max}} \times \frac{1}{ws^2} \sum_{(x,y) \in R} L(x,y) \tag{3}$$

式中, $L_{avg}(x,y)$ 为局部亮度平均值,ws 是局部方窗 R 的窗长, L_{max} 是亮度通道中局部亮度均值的极大值。考虑到外周区感受野的最大半径一般约为中心区的 2 倍^[9],因此将 k 的最小值修正为 0.5。利用一个改进的 sigmoid 函数对动态调节因子进行约束,具体表示为

$$k(x,y) = 0.5 + \frac{1}{1 + e^{10L_{avg}(x,y)}} \tag{4}$$

1.2.2 初级视皮层的双拮抗感受野

图像经视皮层下神经元处理形成 4 个颜色通道进入初级视皮层 V1 区,该区的颜色神经元称为双拮抗(double-opponent, DO)神经元,具备了颜色空间双拮抗特性^[10],它能同时接收颜色信息与视觉空间信息,通过感受野内神经元放电频率的响应来区分兴奋与抑制区域,即 V1 区的感受野呈朝向选择特性^[11],神经元对颜色信息在特定方位的视觉刺激具有最大响应,以此来捕获目标的轮廓信息。

对视皮层的研究发现,若干外膝体神经元的感受野按特定方位进行排列,且输入到同一个视皮层神经元,实现对外膝体感受野排列的方向选择^[12];而视皮层神经元通过放射状树突接收视皮层下外膝体的视觉响应^[13]。因此视觉信息在传递过程中,视皮层的方向选择特性与视皮层神经元树突的分布形式有着密切联系,分布模型如图 1 所示。

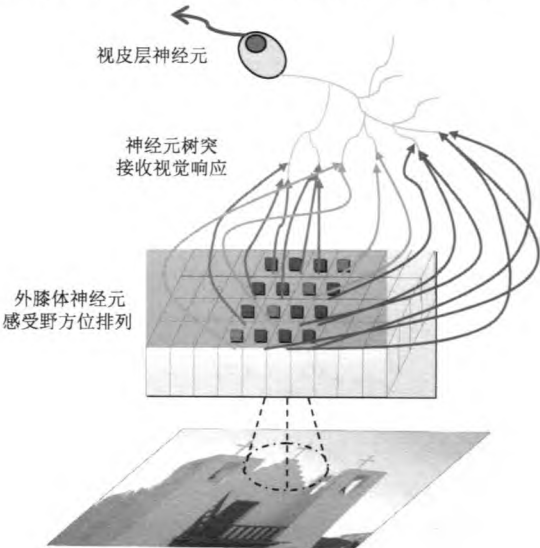


图 1 神经元树突分布模型
Fig.1 Distribution model of neuron dendrites

神经元树突的接收极性具有不同方位的朝向性分布,以此来模拟初级视皮层输入权重相等的双拮抗感受野结构。以 0°和 45°方位为例,在图 2 给出感受野的树突极性分布,其具体计算方法如下:

$$\delta_{(x,y)0^{\circ}} = \begin{cases} 1 & (y > 0) \\ 0 & (y = 0) \\ -1 & (y < 0) \end{cases} \tag{5}$$

$$\delta_{(x,y)45^{\circ}} = \begin{cases} 1 & (y - x > 0) \\ 0 & (y - x = 0) \\ -1 & (y - x < 0) \end{cases} \tag{6}$$

式中, (x,y) 是单细胞感受野 RF 内的坐标,同理可以得到其他方位的树突极性分布计算方法。

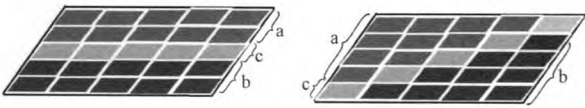


图 2 树突极性分布(0°和 45°方位),其中 a、b、c 方块分别表示兴奋性树突、抑制性树突以及零接收树突
Fig. 2 The distribution of dendritic polarity (0 degrees and 45 degrees), in which the red, blue and gray squares are expressed as excitatory dendrites, inhibitory dendrites and zero receiving dendrites

通过上述树突极性的分布,可以形成 0°、45°、90°、135°、180°、225°、270°、315°这 8 个方位的单细胞感受野,同时以敏感方位为界限将感受野分为兴奋性树突接收区域和抑制性树突区域,并且最优方位上的树突不接收视觉刺激。

本研究选取基于漏积分放电 (leaky integrate-and-fire, LIF)模型来构建点阵神经网络,结合神经元的放射状树突结构与感受野特性,将单细胞感受野内所有树突接收的外界激励综合作为模型输入,同时以包含轮廓强度信息的脉冲发放频率对外界视觉激励进行编码。具体模型如下:

$$\begin{aligned} c_m \frac{dv}{dt} &= -g_l v + \sum_{(x,y) \in \text{SRF}} \delta_{xy} I_{xy} \quad (\text{ref} = 0) \\ v &= v_{\text{reset}} \quad (\text{ref} = \text{ref} - 1, \text{ref}! = 0) \\ v &= v_G \quad (\text{ref} = \text{const}, v > v_{\text{th}}) \end{aligned} \tag{7}$$

式中: v 是神经元膜电压, c_m 是膜电容, g_l 是漏电导; I_{xy} 是与图像坐标 (x,y) 对应的神经元激励电流,将视皮层下颜色单拮抗感受野的动态响应结果进行归一化,作为初级视皮层神经元的视觉刺激; SRF 表示初级视皮层的单细胞感受野, δ_{xy} 是感受野范围内的神经元树突接收极性,取值为 1、-1、0,分别表示兴奋性树突、抑制性树突以及零接收树突; v_{th} 为脉冲发放阈值, v_{reset} 为静态电势, ref 为绝对不应期, v_G 为脉冲发放峰值。

当 v 大于 v_{th} 时,神经元脉冲发放达到 v_G, 同时 v 又被瞬间重置为 v_{reset}, 开始进入绝对不应期。视觉信息经点阵神经网络的放电编码后,将带有朝向和空间的信息传递给更高级的视皮层。

1.2.3 视皮层神经元群突触连接的动态编码

点阵神经网络有效捕捉了视觉刺激中的颜色对比信息和方位信息,然后高级视皮层通过融合不同优势朝向的信息来捕获轮廓。但视觉信息中各个局部区域以单个神经元的方式独立编码,而没

有考虑神经元间的相互连接作用,导致处理后的轮廓呈现断裂,甚至部分轮廓的丢失,如图 3 所示。

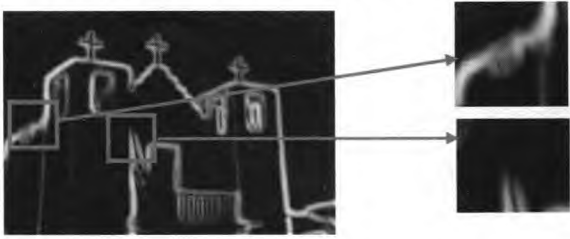


图 3 单细胞脉冲频率编码结果,在图像左边出现了轮廓断裂,图像中部有部分轮廓的丢失

Fig. 3 The results show that the single cell pulse frequency coding results in a contour break on the outline and a missing on the left side of the image

研究发现,视皮层的 V4 区能够对轮廓片段产生反应,通过对输入信息的整合,形成协调的认知轮廓。于是本研究在视皮层神经元的群体感受野范围内对单细胞的脉冲频率信息进行同步整合,神经元间经动态的突触连接形成互连网络^[14],通过同步放电显著增加视觉信息的编码量^[15-16],实现对轮廓信息的编码。

首先,本研究设定神经元群体感受野的半径为单细胞感受野的 4/5^[17];其次,每个细胞之间的相互作用依赖于神经突触的动态连接^[18],从而提高对视觉信息的同步整合能力。本研究在群体感受野范围内,从各细胞间的空间距离和脉冲频率输出的差异性两个方面实现对动态突触的定义:突触连接作用随单细胞之间距离的增大以及脉冲输出差异性的增大而减小,具体如下:

$$\text{synapse}(x,y) = s_{\text{const}} \exp \left[- \left(\frac{|P(x,y) - P(x_c,y_c)|^2}{2 \text{GRF}_r^2} + \frac{|F(x,y) - F(x_c,y_c)|^2}{2 \Delta F^2} \right) \right] \quad (8)$$

式中, $\text{synapse}(x,y)$ 是动态突触权值, s_{const} 是突触调节常数, $|P(x,y) - P(x_c,y_c)|$ 表示群体感受野中周边神经元与中心神经元的距离, $|F(x,y) - F(x_c,y_c)|$ 表示群体感受野周边神经元与中心神经元的脉冲频率差异, GRF_r 是群体感受野的半径, ΔF 是群体感受野内最大脉冲频率输出和最小脉冲频率输出的差值。

突触的作用方式为,动态突触权值在群体感受野范围内与单细胞脉冲频率输出进行卷积运算,有

$$\text{groFire}_{\text{ch,dir}}(x,y) = \text{synapse}(x,y) \cdot \text{sinFire}_{\text{ch,dir}}(x,y) \quad (9)$$

式中, $\text{GroFire}_{\text{ch,dir}}(x,y)$ 是特定颜色拮抗通道在特定敏感方位的神经元群动态编码结果, $\text{sinFire}_{\text{ch,dir}}(x,y)$ 是特定颜色拮抗通道在特定敏感方位的单细胞脉冲频率编码输出, $\text{dir} = 1,2,\dots,8$ 是敏感方位的索引, $\text{ch} \in \{\text{RG,GR,BY,YB}\}$ 是颜色拮抗通道。

神经元间信息的传递被认为是轮廓提取的基础,通过动态突触的连接作用改变信息处理的能力,即在图像的轮廓区域,使神经元进入兴奋状态,增强神经元间的突触连接,对整个区域回路输出兴奋性神经冲动;相反,在图像的背景纹理区域,对整个区域回路输出抑制性神经冲动。最后,实现了神经元群体对图像信息的同步整合,在保留主体轮廓信息的同时,弥补了单细胞点阵神经网络编码结果中的轮廓断裂和丢失。

1.3 算法检测流程

根据视觉通路上不同的组织结构对视觉信息不同的处理与分析能力,对轮廓检测系统做如下描述:

- 1) 根据视皮层下神经元的颜色单拮抗特性,引入单拮抗感受野的动态调节机制,以充分响应颜色边界和亮度边界,实现轮廓信息的中继传递;
- 2) 基于初级视皮层神经元颜色空间双拮抗特性,根据神经元树突朝向性分布的特点,模拟双拮抗感受野的结构,实现对特定方向的轮廓检测;
- 3) 根据高级视皮层融合不同优势朝向信息来捕获轮廓的特性,神经元间经动态的突触连接形成互连网络,从而实现对轮廓的融合编码;
- 4) 将最终的轮廓响应经非极大值抑制和阈值处理,得到轮廓二值图。

以 R + /G - 颜色拮抗通道为例,算法执行流程如图 4 所示。

具体检测流程如下所述:

步骤 1: 根据视网膜锥细胞对颜色的光谱敏感性,将输入的彩色图像 $I_c(x,y)$ ($x = 1,2,\dots,m; y = 1,2,\dots,n$) 分离为 $R(x,y)$ 、 $G(x,y)$ 、 $B(x,y)$ 、 $Y(x,y)$ 4 个颜色分量,其中 $Y(x,y) = (R(x,y) + G(x,y))/2$, 并获取亮度通道 $L(x,y)$, 然后统计局部亮度平均值。

步骤 2: 根据式(1)计算颜色单拮抗感受野的响应值,并且按照式(3)、(4)描述单拮抗感受野动态调节方法,对式(2)所示的高斯权值进行局部修正,实时作用于式(1)的计算过程,最终得到视皮层下颜色单拮抗感受野的动态响应结果 $\text{SO}_{\text{RG}}(x,y)$ 、

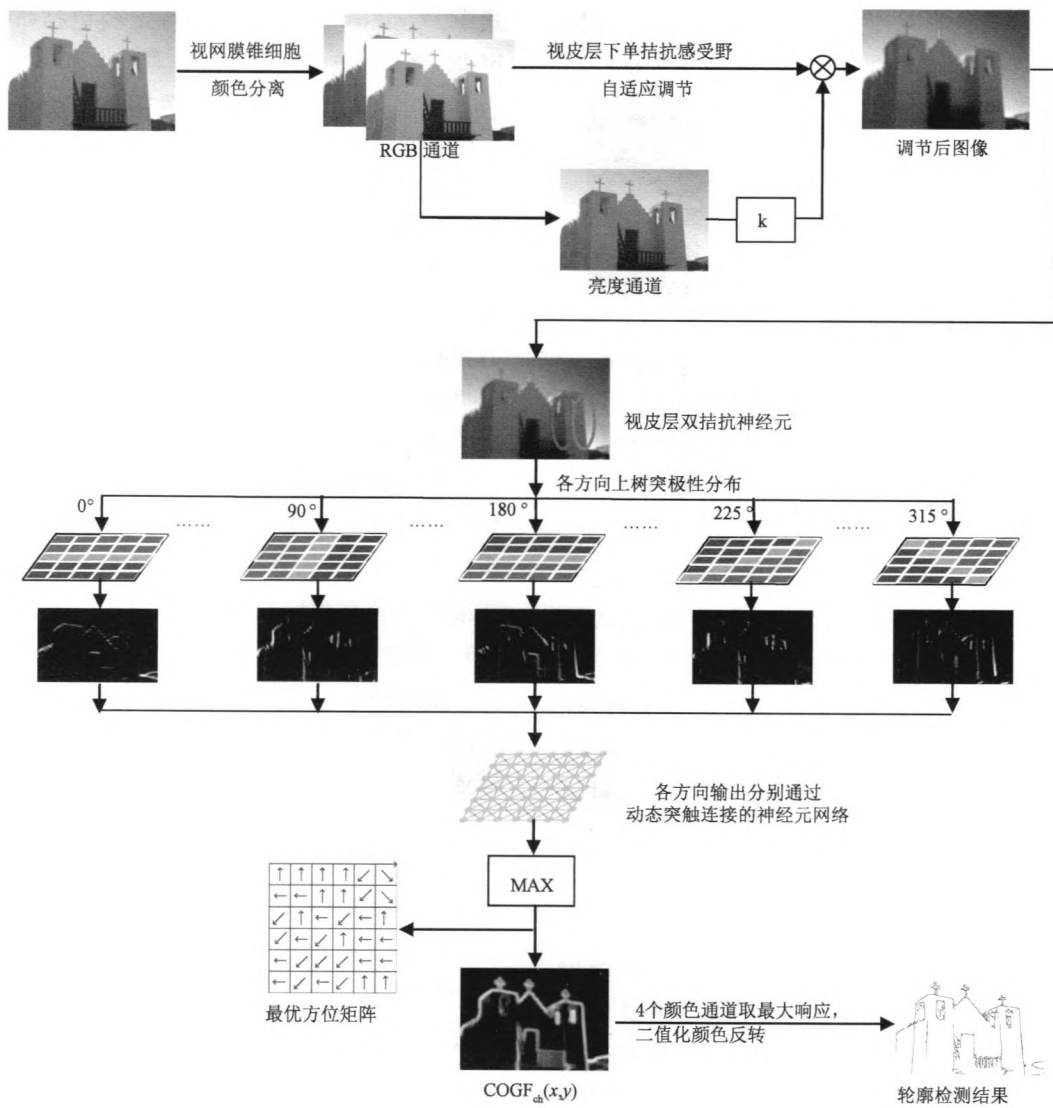


图4 轮廓检测方法流程

Fig.4 Flow chart of contour detection method

$SO_{GR}(x,y)$ 、 $SO_{BY}(x,y)$ 、 $SO_{YB}(x,y)$ 。

步骤3:基于视皮层单细胞感受野的方向选择特性,按照式(5)、(6)以及树突极性分布模型,形成8个不同敏感方位单细胞感受野的树突接收权值,并以树突极性标记为 $\delta_{i,\theta}$, $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ, 225^\circ, 270^\circ, 315^\circ$ 。

步骤4:根据原始图像 $I_c(x,y)$ 的大小构建相同尺寸的点阵神经网络 $SN(x,y)$,且每个神经元在其单细胞感受野SRF(11×11)内通过放射状树突接收上一级神经元的视觉激励。其中,每个神经元单细胞采用式(7)所示的LIF神经元模型,分别将步骤3得到的8个单细胞感受野的树突接收权值代入模型,并将步骤2中4个颜色单拮抗感受野的动态响应结果进行归一化,分别以激励电流的形式输入到点阵神经网络。

步骤5:在一个响应周期内,计算 $SN(x,y)$ 每个神经元的脉冲发放频率,得到4个拮抗通道在8个敏感方位上的单细胞脉冲频率输出 $\sin Fire_{ch,dir}(x,y)$,方位索引 $dir = 1, 2, \dots, 8$ 与前文 $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ, 225^\circ, 270^\circ, 315^\circ$ 相对应; $ch \in \{RG, GR, BY, YB\}$ 。

步骤6:构造神经元的群体感受野GRF(9×9),并在群体感受野范围内通过式(8)所描述的动态突触作用,使得点阵神经元中的单细胞互连形成神经元群体。然后按照式(9)将点阵神经元单细胞的脉冲频率输出 $\sin Fire_{ch,dir}(x,y)$ 融合为互连神经网络的编码结果 $gro Fire_{ch,dir}(x,y)$ 。

步骤7:利用式(10)选取各个方位下编码结果的最大值作为该通道下的最终轮廓响应 $COGF_{ch}(x,y)$,同样利用式(11)选取各个颜色拮抗通道的最大

值作为最终轮廓响应 $\text{COGF}(x, y)$, 有

$$\text{COGF}_{\text{ch}}(x, y) = \max \{ \text{groFire}_{\text{ch, dir}}(x, y) \mid \text{dir} = 1, \dots, 8 \} \quad (10)$$

$$\text{COGF}(x, y) = \max \{ \text{groFire}_{\text{ch}}(x, y) \mid \text{ch} \in \{ \text{RG}, \text{GR}, \text{BY}, \text{YB} \} \} \quad (11)$$

步骤 8: 通过非极大值抑制和滞后阈值处理得到二值化的单像素轮廓结果。

1.4 算法验证

为了定量评估本研究方法的性能, 利用 Grigorescu 等提出的轮廓评价指标^[19]来进行评估。由于检测到的轮廓像素点并不完全与标准轮廓图的像素点重合, 因此只要检测得到轮廓像素点出现在标准轮廓像素 5×5 领域内, 就认为该轮廓点检测正确。定义 E_D 和 E_{GT} 分别为算法检测到的轮廓像素集和基准轮廓像素集, 则算法正确检测到的像素集为 $E = E_D \cap (E_{GT} \oplus T)$ (\oplus 为膨胀操作, T 为 5×5 的结构单元); 错误检测到的像素集为 $E_{FP} = E_D - E$; 漏检的像素集为 $E_{FN} = E_{GT} - (E_{GT} \cap (E_D \oplus T))$ 。算法性能评价指标误检率 e_{FP} 、漏检率 e_{FN} 和整体性能指标 P 可通过式 (12) ~ (14) 计算得到。

$$e_{FP} = \text{card}(E_{FP}) / \text{card}(E) \quad (12)$$

$$e_{FN} = \text{card}(E_{FN}) / \text{card}(E_{GT}) \quad (13)$$

$$P = \frac{\text{card}(E)}{\text{card}(E) + \text{card}(E_{FP}) + \text{card}(E_{FN})} \quad (14)$$

为了证明本研究算法的优越性, 选取经典的边缘检测算法和主流的几种基于视觉机制的轮廓检测方法与本研究算法进行对比分析。首先, 选取经典的 Canny 算法来作为对比方法, 证明本研究方法的有效性; 其次, 选取文献 [20] 提出的模拟初级视皮层方向选择特性的二维高斯导函数模型 (DG) 作为对比方法, 体现本研究方法中神经网络具备的电生理学优势; 再选取文献 [21] 提出的基于外膝体感受野排列组合的轮廓检测模型 (CORF), 证明本研究方法中视皮层下颜色动态拮抗特性对轮廓提取的有用性; 最后为了体现本研究方法中神经网络的编码效应, 选取文献 [6] 提出的仅考虑颜色拮抗的轮廓检测模型 (CO) 进行对比。实验中对不同的模型选取不同的参数组合, 依据各个模型的特点, Canny 算法没有 σ 参数, 对 DG 和 CORF 方法选定 $\sigma = [3.0 : 0.5 : 5.0]$ 共 5 组参数, 对 CO 和本研究方法选定 $\sigma = [1.0 : 0.5 : 3.0]$ 共 5 组参数。为了与二值化的标准轮廓图比较, 对本方法和对比方法得出轮廓灰度图进行标准非极大值抑制提取单像素轮廓, 然后用滞后门限法进行二值化处理^[19],

得到最终轮廓。在滞后阈值处理中, 取上限阈值 $t = [0.1 : 0.1 : 1.0]$ 共 10 组参数, 并且设定下限阈值为 $0.5 t$ 。因此 Canny 算法可得到 10 组测试参数, 其余方法可得到 50 组测试参数, 并对最优检测结果进行对比分析。

2 结果

图 5 给出部分图像测试后的结果。Canny 检测算法基于梯度法来进行边缘检测, 无法抑制图像中的简单背景与纹理, 并在轮廓细节区域存在过检测且不利于图像的观察, 如图 (a) 和 (b) 等, 但该方法优点是边缘定位准确, 从而漏检像素点最少, 如图 (c); DG 方法直接利用高斯导函数和阈值处理进行轮廓检测, 无法有效抑制背景对轮廓的影响, 导致在轮廓周围形成大量毛刺, 并且对轮廓的检测存在很多的漏检, 如图 (b), 另外在存在阴影遮挡和细节的区域, 检测效果也很不理想, 如图 (d), 但该方法优点是具有较快的检测效率; CORF 方法考虑方向选择特性的组合形成机制, 所以对轮廓较为单一、颜色区分较大以及细节的处理上具有不错的效果, 如图 (a) 和 (c), 但是对于颜色区分不大或者颜色繁多的图像时, 对轮廓的区分能力明显下降, 如图 (d) 和 (e), 导致轮廓的丢失与误检; CO 方法相比与另外两种方法轮廓检测的效果要好得多, 该方法考虑了颜色信息对彩色图像轮廓提取的关键作用, 所以通过图 (d) 和 (e) 来和 CORF 方法进行比较, 具有不错的检测效果, 但是该方法没有考虑到神经元群动态编码对轮廓信息的电生理学基础作用, 导致过分关注主体轮廓的完整性而忽视了细节的凸显和对纹理方面的抑制, 如图 (c) 和 (e), 存在过多漏检和误检; 综合来看, 本研究方法不仅考虑了颜色拮抗特性, 而且考虑了方向选择特性的组合响应机制以及神经元群体编码效应, 使得在处理颜色丰富和阴影区域时能准确凸显出轮廓, 如图 (d) 和 (e), 在背景复杂、纹理和细节交织的区域, 同样也能较好地提取轮廓, 但是该方法的缺点是在凸显细节的过程中, 对纹理边缘的抑制作用不够, 导致图像无法保持较高的纯净度, 如图 (c) 和 (d)。将 5 种方法进行对比, 本研究方法的检测效果最优。

运用式 (12) ~ (14) 对图 5 中检测图像的结果进行定量计算, 取各个方法的最优参数设置, 计算结果如表 1 所示。其中误检率漏检 e_{FP} 越小, 表明检测结果具有更少的背景纹理; 漏检率漏检 e_{FN} 越小, 说明检测结果保留了更多的主体轮廓, 因此当误检

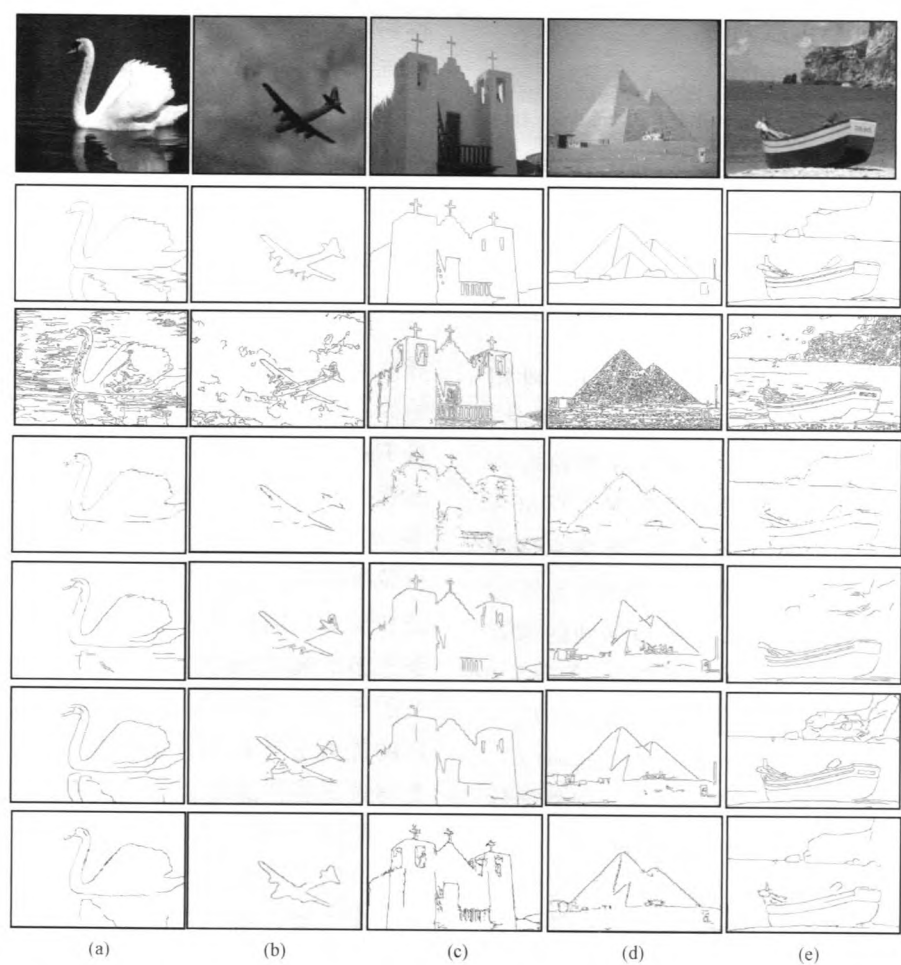


图5 部分图像测试结果(第1行为原始图像;第2行为标准轮廓图像;第3行为Canny算子的处理结果;第4行为DG模型的处理结果;第5行为CORF模型的处理结果;第6行为CO模型处理结果;第7行为本方法处理结果)。(a)鹅;(b)飞机;(c)房屋;(d)金字塔;(e)船

Fig.5 Image test results (The first row is the original image; the second row is the ground truth; the third row is result of Canny; the fourth row is result of DG; the fifth row is result of CORF; the sixth row is result of CO; the seventh row is result of proposed method). (a) Goose; (b) Plane; (c) House; (d) Pyramid; (e) Boat

率和漏检率趋向于0,整体性能 P 趋向1,表明该算法检测效果更优,检测轮廓图更接近于标准轮廓图。

从表1中可知,表中的定量计算结果与前述对图5的定性描述所吻合。Canny方法的漏检率最小、误检率极大,对稍有纹理或细节区域就存在过检测现象导致检测效果差,但是对于图像表面光滑、纹理稀少的区域能够精确定位边缘,如图(c),整体性能 P 是最优的;DG方法的误检率和漏检率相对都较大,可见对轮廓的提取效果不理想,只有对较为简单的图像才有效果,如图(b);CORF方法相对DG方法在神经网络的方向选择特性上进行了提升,所以检测效果将优于DG方法,但是当面对颜色丰富、存在阴影和色偏的图像时,它的误检率就大幅提升,如图(c)和(d),导致 P 值不理想;CO方法的检测效果要优于前两种方法,可能是因为它考虑

了颜色的拮抗特性,而它的不足在于算法性能的不稳定性,虽然有很低的漏检率,但是误检率过高影响了整体性能;本研究方法的漏检率和误检率相对平衡,从而对轮廓的凸显能力最优。另外,本研究从BSDS500图库中选择了100幅测试图像进行实验,其最佳检测结果的 P 值指标均值和标准差为 0.58 ± 0.04 ,可见本研究方法对多幅图像都具有较好的检测结果,且结果较稳定。

3 讨论

从以上实验结果看出,不管从主观还是客观方面分析,本研究算法对轮廓检测的能力都较优,特别是当面对颜色丰富、存在阴影和色偏的图像,以及在背景复杂、纹理和细节交织的区域,都能较好地提取轮廓。

表 1 图 5 所示图像对应的参数设置及性能指标
Tab.1 Parameter set and performance index of detect results in Fig.5

图像	算法	参数		性能指标		
		σ	t	e_{FPa}	e_{FNa}	P
Goose	Canny	—	0.30	5.12	0.04	0.16
	DG	5.00	0.30	0.41	0.38	0.49
	CORF	3.00	0.40	0.40	0.30	0.56
	CO	1.50	0.30	0.46	0.26	0.56
	本方法	1.50	0.60	0.22	0.37	0.58
Plane	Canny	—	0.20	1.94	0.10	0.33
	DG	5.00	0.50	0.06	0.44	0.59
	CORF	4.50	0.70	0.06	0.38	0.64
	CO	2.00	0.20	0.37	0.19	0.64
	本方法	1.50	0.80	0.14	0.31	0.66
House	Canny	—	0.30	0.58	0.04	0.61
	DG	5.00	0.10	0.66	0.31	0.46
	CORF	3.00	0.50	0.62	0.30	0.48
	CO	1.00	0.40	0.23	0.41	0.52
	本方法	1.00	0.10	0.54	0.24	0.55
Pyramid	Canny	—	0.30	4.97	0.01	0.17
	DG	3.00	0.20	0.62	0.47	0.41
	CORF	3.50	0.20	0.79	0.15	0.51
	CO	1.00	0.20	0.65	0.17	0.55
	本方法	1.50	0.30	0.37	0.31	0.60
Boat	Canny	—	0.30	2.73	0.02	0.27
	DG	5.00	0.20	0.57	0.27	0.51
	CORF	3.50	0.40	0.32	0.31	0.56
	CO	1.00	0.30	0.62	0.06	0.60
	本方法	2.00	0.50	0.12	0.28	0.66

本研究在模拟视皮层下神经元单拮抗感受野特性时,考虑了颜色和亮度在区分轮廓时的关系,提出了一种基于局部亮度信息的动态调节模型,从而更大程度上获取真正的图像轮廓;另外,考虑到视皮层方向选择特性与视皮层神经元树突分布形式间的密切联系,提出了神经元树突极性的分布模板,从而保护真实轮廓不受破坏,进而能够准确定位;最后,考虑到高级视皮层通过融合不同优势朝向的信息来捕获轮廓,提出了动态突触连接的神经元网络模型,进而弥补断裂轮廓,凸显轮廓细节。

相比于其他方法,Canny 方法没有利用生物视觉进行轮廓检测,所获得的目标轮廓普遍存在着过检测现象,对纹理背景的抑制极差,缺乏稳定性;DG 方法只考虑了方向敏感特性,在凸显整体轮廓的过程中忽视了对轮廓细节的考虑,使得误检率小但漏检率过大;CORF 方法在方向选择上相对 DG 方法进行了提高,但是没有考虑视通路前后环节之间的相互作用,以及对颜色这一信息的利用,使得误检率和漏检率都不理想;CO 算法只考虑了神经元的颜色拮抗特性,忽视了神经元网络及其群体编码效应,使得在轮廓细节的表现上较差;本研究方法所

获得的目标轮廓更加完整,轮廓线更加平滑与连续,整幅图像更加纯净,表明本研究方法能有效区分主体轮廓与背景纹理,提高轮廓检测的准确率。

所做的研究与创新如下:

1)提出了一种基于神经元颜色拮抗与动态编码的轮廓检测新方法。研究了视网膜视锥细胞、神经节细胞和外膝体对颜色单拮抗感受野的动态调节机制,初级视皮层的方位及空间选择特性,及视皮层神经元群突触连接的信息编码等重要视觉机制对于视觉轮廓信息处理能力的作用,突出了生物视觉系统信息处理能力的应用研究。

2)实现了一种模拟视觉信息处理机制的图像轮廓检测具体应用。结合视皮层下细胞对颜色单拮抗感受野的动态调节机制,构建特定朝向敏感的神经网络;对网络脉冲输出序列进行首次放电时间编码,形成具有朝向信息的敏感图像;再将敏感图像通过动态突触连接的神经网络,弥补断裂轮廓,凸显轮廓细节,通过融合不同方向响应,生成最优朝向的响应图像;最后进行阈值处理,得到最终轮廓图像。

3)为如何利用视皮层下和视皮层颜色拮抗特

性及动态突触编码进行图像处理,或者是后续图像分析和理解提供了新思路。以 BSDS500 图像分割数据库为例,强调视皮层下颜色拮抗感受野的动态调节机制对视觉信息的预处理,利用神经元树突在方向性感受野形成中的重要作用,构建具有特定方向敏感的神经网络,再将视皮层对方向信息的融合、神经元突触间的动态连接等重要特性考虑进来,构建视皮层功能层,不仅能够有效凸显图像轮廓信息,还能尽可能抑制背景纹理信息。

4 结论

本研究探讨视觉通路上的组织结构对视觉信息不同的处理与分析能力,引入了视皮层下神经元的颜色拮抗特性、基于树突极性分布的方向选择响应机制以及初级视皮层双拮抗神经网络的动态编码机制,摒弃了黑箱意义上的神经元响应统计特性,从视觉感知系统层面出发,体现信息流传递和处理的协同作用的能力,提出了一种基于神经元颜色拮抗和动态编码的轮廓检测新方法。针对 BSDS 图像库中的图像,与 Canny、DG、CORF 以及 CO 方法进行定性与定量比较,表明所提出的方法在图像轮廓检测上具有更佳的性能,检测结果具有更加完整连续的目标轮廓,能有效剔除了背景纹理边缘的干扰。这种基于神经元颜色拮抗与动态编码的轮廓检测新方法,为图像轮廓检测技术提供了新的方法,为后续的图像分析和理解提供了新思路,对探讨高级视皮层的视觉感知计算具有重要意义。

参考文献

- [1] Papari G, Petkov N. Edge and line oriented contour detection: State of the art[J]. *Image & Vision Computing*, 2011, 29(2): 79-103.
- [2] McIlhagga W. The Canny edge detector revisited[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2011, 91(3): 251-261.
- [3] Kamarainen J. Gabor features in image analysis[C]//IEEE 2012 3rd International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications. Istanbul: IEEE, 2012: 13-14.
- [4] Ichida JM, Schwabe L, Bressloff PC, et al. Response facilitation from the "suppressive" receptive field surround of macaque V1 neurons[J]. *Journal of Neurophysiology*, 2007, 98(4): 2168-2181.
- [5] Zeng Chi, Li Yongjie, Yang Kaifu, et al. Contour detection based on a non-classical receptive field model with butterfly-shaped inhibition subregions[J]. *Neurocomputing*, 2011, 74(10): 1527-1534.
- [6] Yang Kaifu, GaoShaobing, Li Chaoyi, et al. Efficient color boundary detection with color-opponent mechanisms[C]//IEEE 2013 26th Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Portland: IEEE, 2013: 2810-2817.
- [7] Martin D, Fowlkes C, Tal D, et al. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics[C]//IEEE 2001 8th International Conference on Computer Visual. Vancouver: IEEE, 2001, 416-423.
- [8] Solomon SG, Lennie P. The machinery of color vision[J]. *Nature Reviews Neuroscience*, 2007, 8(4): 276-286.
- [9] Xu Xiangmin, Bonds AB, Casagrande VA. Modeling receptive-field structure of koniocellular, magnocellular, and parvocellular LGN cells in the owl monkey (*Aotus trivirgatus*) [J]. *Visual Neuroscience*, 2002, 19(6): 703-711.
- [10] Wang Qi, Spratling MW. Contour detection in color images using a neurophysiologically inspired model [J]. *Cognitive Computation*, 2016, 8(6): 1027-1035.
- [11] Jin Jianzhong, Wang Yushi, Swadlow HA, et al. Population receptive fields of ON and OFF thalamic inputs to an orientation column in visual cortex[J]. *Nature Neuroscience*, 2011, 14(2): 232-238.
- [12] Wei Hui, Ren Yuan. An orientation detection model based on fitting from multiple local hypotheses [C]//International Conference on Neural Information Processing. Berlin: Springer, 2012: 383-391.
- [13] Purushothaman G, Marion R, Li K, et al. Gating and control of primary visual cortex by pulvinar[J]. *Nature Neuroscience*, 2012, 15(6): 905-912.
- [14] 廖进文, 范影乐, 武薇, 等. 基于抑制性突触多层神经元群放电编码的图像边缘检测[J]. *中国生物医学工程学报*, 2014, 33(5): 513-524.
- [15] Nirenberg S, Latham PE. Decoding neuronal spike trains: how important are correlations? [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2003, 100(12): 7348-7353.
- [16] Lin Longnian, Osan R, Shoham S, et al. Identification of network-level coding units for real-time representation of episodic experiences in the hippocampus[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2005, 102(17): 6125-6130.
- [17] 李瑶, 李浩, 龚海庆, 等. 神经节细胞群体同步放电模式编码的感受野特性[J]. *生物物理学报*, 2011, 27(3): 211-221.
- [18] Venkataramani S, Taylor WR. Orientation selectivity in rabbit retinal ganglion cells is mediated by presynaptic inhibition[J]. *Journal of Neuroscience*, 2010, 30(46): 15664-15676.
- [19] Grigorescu C, Petkov N, Westenberg MA. Contour detection based on nonclassical receptive field inhibition [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003, 12(7): 729-739.
- [20] Young R, Lesperance R. The Gaussian derivative model for spatial-temporal vision: II. Cortical data [J]. *Spatial Vision*, 2001, 14(3): 321-389.
- [21] Azzopardi G, Petkov N. A CORF computational model of a simple cell that relies on LGN input outperforms the Gabor function model [J]. *Biological Cybernetics*, 2012, 106(3): 177-189.