

基于视觉竞争合作机制的主观轮廓提取

邵晓芳 姚伟 孙即祥 季虎

(国防科技大学电子科学与工程学院,长沙 410073)

摘要 主观轮廓是一种重要的视觉心理现象,体现了人类视觉惊人的感知修复能力。提出了一种基于视觉竞争-合作机制的主观轮廓提取方法。该方法通过 DOG 滤波器组、合作滤波器组和张量投票等方法分别模拟视觉系统中的简单细胞有向滤波、双极细胞合作滤波和终端截断后 endpoint 重组等主观轮廓形成过程。实验结果表明,该方法能够比较有效地利用视觉系统的竞争-合作机制处理两类比较经典的主观轮廓图形。

关键词 主观轮廓 FACADE 理论 边界轮廓系统

中图分类号:TP391 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2005)08-1024-05

A Method for Subjective Contour Based on Competition-cooperation Mechanism of Visual Model

SHAO Xiao-fang, YAO Wei, SUN Ji-xiang, JI Hu

(College of Electrical Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

Abstract Recognizing subjective contour figures is an intrinsic capability of human vision and an important visual psychological phenomenon. This paper presents a computation approach for subjective contour which utilized the cooperation-competition mechanism of biological vision system. The goal is to simplify the neural-computing of biological vision process modeled in the Boundary Contour System of FACADE (Form and Color and Depth) theory, and to extract subjective contour in a new way. The procedure consists of DOG filtering, cooperative filtering, post-processing of cooperative cues and regrouping of endpoints, corresponding to the oriented edge filtering by simple cells, cooperative filtering by bipole cells and end-stop effect formulated by hypercomplex cells in biological vision system respectively. As shown by experimental results, this approach is efficient to process both kinds of classic subjective contour figures, the collinear completion information and endpoints.

Keywords subjective contour, FACADE, boundary contour system

1 引言

自1904年Schumann首次描述了主观轮廓现象以来,生理学、心理学以及计算机视觉等领域的许多学者都对这一现象进行了研究。经典的主观轮廓图形可以分为两大类:一类以Kanizsa三角为代表,表现为共线边缘之间的合作;另一类以Ehrenstein中心光亮圆盘为代表,表现为边缘端点在边缘法线方向的重新组群。目前,主观轮廓作为一种理解轮廓

知觉、形状知觉和深度知觉的重要现象,已经越来越引起人们的兴趣。主观轮廓现象和原理在现代利用计算机进行图像的场景分析和机器人视觉中已经得到广泛的应用。感知修复能力是人类视觉中最惊人的特性之一,怎样使计算机视觉具有这种能力一直是一个难题,对主观轮廓的研究,必将促进计算机视觉中这一难题的解决,同时对揭示人脑的认知规律将是一项非常有意义的工作。

Grossberg等人于1994年在生物视觉研究的基础上提出了FACADE(form and color and depth)理

收稿日期:2004-08-20;改回日期:2004-12-30

第一作者简介:邵晓芳(1977~),女。现为国防科技大学电子科学与工程学院的博士研究生,主要研究方向为计算机视觉和智能模式识别。E-mail:xiaoxiao_0731@163.com

论^[1],并于1997年又加以扩展^[2]。FACADE理论模型是基于生物视觉系统的研究成果而建立的一个综合性计算模型,应用这一理论模型可以解释包括主观轮廓在内的许多视觉现象。

本文旨在以FACADE理论中构造的边界轮廓系统为理论依据,通过图像处理的方法来模拟生物视觉系统的竞争-合作机制处理两类比较经典的主观轮廓图形。

2 边界信息处理的视觉生理模型

生理研究表明,大脑皮层中至少存在两条神经通路分别对应场景图像的边界形状和颜色亮度的处理。大脑皮层中这两个通道相互作用,相互补充。在FACADE系统中,分别构造了边界轮廓系统和特征轮廓系统来分别对应这两个信息处理通道。在单目图像输入的情况下,边界轮廓系统生成关于边、纹理、阴影、对比度差别等信息的突发边界分割,其边界轮廓信号用于合成边界。在生物视觉系统中有关主观轮廓形成的过程可归结如下^[3]:

(1)单目预处理阶段,在LGN ON通道和LGN OFF通道处理阶段引入的视皮层细胞到LGN细胞的反馈,构成了生物视觉系统的第1个由高层到低层的反馈。这个反馈回路实现了一个匹配过程,它增强了与活跃的视皮层细胞一致的LGN细胞活性,并抑制了那些与活跃的视皮层细胞不一致的LGN细胞活性,这有利于细胞活性一致、快速地稳定,同时也有利于许多幻觉现象中突发边界的形成。

(2)有向滤波阶段,边界轮廓系统必须能够确定图像中每一点对比差别特征的角度和朝向。

(3)超复杂细胞处理阶段完成的“短程位置竞争”的功能。在这一功能中,超复杂细胞各向同性地对周围超复杂细胞产生抑制作用。这样,在沿某一方位对称轴共线的线段终端或拐角处的超复杂细胞,因为周围在同方位上有响应的细胞较少,所以受抑制比处于线段内部点的超复杂细胞所受的抑制要少,因而较内部点有优势。

(4)双极细胞处理阶段,从前向短程竞争而来的信号被输出到上一级进行空域长程合作的过程,叫做边界修复过程。所谓边界修复过程是指在感知作用范围内,近似共线的边界特征相互合作,生成中间边界,使得各零星边界组成完整边界的过程。这个合作过程有助于从带有噪声的局部小段边界的集

合中构造出一致的全局边界。在修复边界的第1个阶段,由第2竞争级而来的具有相似方位响应的细胞进行合作,合成出中间边界。这样的边界修复过程可以填补视网膜盲点和视网膜静脉等所造成的特征间隙。双极细胞仅在下述两个条件之一满足时被激活:一是双极细胞的两个瓣都接收到足够大的输入;二是双极细胞从同一位置处的高阶超复杂细胞接收到足够大的活性激励,并且双极细胞有任意一个瓣接收到足够大的活性激励。

(5)在高阶超复杂细胞前向处理阶段,一旦某一个方位上的高阶超复杂细胞被抑制,则与其垂直的方位上的高阶超复杂细胞会因为抑制的解除而相应地获得激活。这种方位上的对抗推拉机制有两种效果:一是多个方位中没有明显的优势方位时对方位进行锐化;二是由于在线端垂直于线的方位上由于抑制的解除而获得激励,从而产生新的边界信号特征。这个“短程方位竞争”的过程称为“终端截断”过程,它在线的末端生成的截断信号有助于在后续的处理过程中进行组群以形成幻觉边界,例如Ehrenstein幻觉。

由上述过程可知,视觉系统的竞争-合作机制对于主观轮廓的形成有很大作用:图像的预处理和有向滤波主要完成的功能是有向边缘检测;超复杂细胞处理阶段完成的“短程位置竞争”突出了边缘端点的重要作用,是竞争机制在连通边缘内部的体现;双极细胞的长程合作使得不连通的有向边缘之间相互作用,修复缺失的边界,合作机制起到关键性作用;高阶超复杂细胞前向处理形成的终端截断效应是合作机制的补充,体现了不连通的有向边缘之间的竞争。

3 计算机分级模型及实现

通过研究边界信息处理的视觉生理模型,根据其各阶段的处理机制设计并实现了一个计算机分级模型。分级模型的第1级模拟单目预处理和有向滤波,完成有向边缘检测;第2级和第3级模拟视觉的竞争-合作机制,提取有向边缘的竞争-合作信息;第4级对产生终端截断效应的边缘端点进行重新组群。

3.1 有向滤波

这一级主要通过一组满足下式有向的DOG滤波器^[4]来实现,检测图像中的有向边缘。

$$E_{xy\theta} = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \left[e^{-\left(\frac{\sqrt{(x-d\cos(\theta))^2 + (y-d\sin(\theta))^2}}{2\sigma^2}\right)^2} - e^{-\left(\frac{\sqrt{(x+d\cos(\theta))^2 + (y+d\sin(\theta))^2}}{2\sigma^2}\right)^2} \right] \quad (1)$$

式中, $E_{xy\theta}$ 表示空间位置为 (x, y) 、方向角为 θ 的有向边缘的滤波函数, σ 为尺度参数, d 为预先设定的以 (x, y) 为原点的径向偏移长度, 在实验中取为 0.5。

在实验中, 采用了一组从 0° 方向到 165° 方向间隔为 15° 的方向滤波器组来实现。

3.2 合作滤波

合作滤波主要用于提取有向边缘的方向合作信息, 模拟 Grossberg 提出的合作滤波器。合作滤波器^[4]定义如下:

$$G_{xy\theta} = \left[\frac{1}{\sigma_1\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y\cos(\theta) - x\sin(\theta)}{\sigma_1}\right)^2} - \frac{1}{\sigma_2\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y\cos(\theta) - x\sin(\theta)}{\sigma_2}\right)^2} \right] \times \frac{1}{\sigma_3\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y\sin(\theta) - x\cos(\theta)}{\sigma_3}\right)^2} \quad (2)$$

式中, $G_{xy\theta}$ 是一个通过高斯差分定义的滤波函数, 空间位置为 (x, y) 、合作方向角度为 $(90^\circ - \theta)$, $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3$ 分别为 3 个高斯函数尺度参数。合作滤波器在边缘的合作方向造成一种模糊的效果, 延长了包含合作信息的边缘长度, 并同时在与合作方向的正交方向通过高斯差分起到锐化的作用。实验中 $\sigma_2/\sigma_1 = 1.6, \sigma_3 = 7.5$, 同时, 我们发现, 在等输入的情况下, 方向合作滤波器在垂直或水平方向的响应明显大于其他方向的响应, 并对后续的处理也有很大影响。于是在实验中对除 0° 和 90° 方向的滤波器外都乘以 $\sqrt{2}$ 来平衡响应结果上的差距。

3.3 合作滤波结果的后处理及终端截断信号的形成

通过对各个方向的合作滤波器滤波结果的后处理, 可以得到方向合作的信息以及形成方向合作边缘的末端点, 确定哪些边缘可连接形成共线边界; 另外, 虽然关于终端截断信号的形成机制还不清楚, 但是可以从众多的主观轮廓现象中总结出这样的规律, 即主观轮廓图形都是凸的, 对于简单的主观轮廓而言, 合作的边缘之间不会有交点, 因而可以通过合作边缘之间的关系来判断是否会形成终端截断信号。另外, 合作的共线边缘如果都要通过某一点, 也类似一种竞争关系。

这一级主要完成以下处理过程:

(1) 依次输入各个方向的合作滤波器的响应结果, 每输入一幅图像, 进行如下处理:

- ① 进行高斯滤波;
- ② 对滤波后的图像只保留响应的极大值点并归一化;

③ 进行直线检测, 如果是水平或垂直方向检测到直线, 则直接与边缘图像相“与”, 并搜索线段端点; 如果在其他方向检测到共线而不相连的直线段, 则相连后与边缘图像相“与”并搜索线段端点; 否则判为无合作信息;

(2) 判断是否已经处理过 12 个方向的响应结果, 如果处理完毕, 终止循环; 否则, 转步骤 1。

(3) 将有合作信息合作滤波器的后处理结果叠加到边缘图像上, 并检测合作的共线边界之间是否有交点, 如果有交点, 则取消合作, 形成终端截断信号; 否则, 则跳过第 4 级的组群过程直接输出轮廓。

对 Kanizsa 三角的实验结果如图 1 所示。

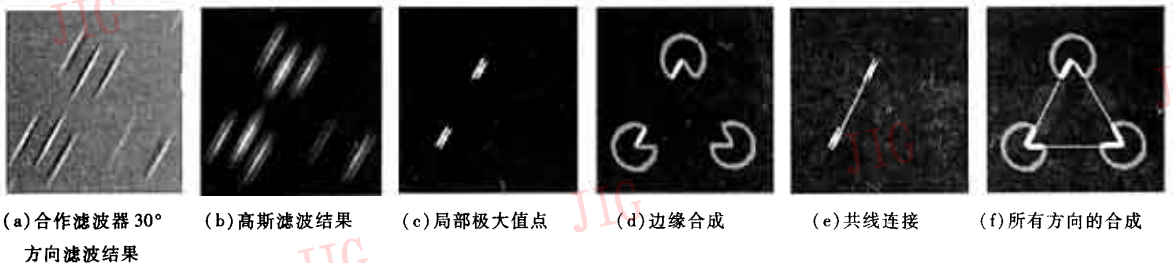


图 1 对 Kanizsa 三角合作信息的后处理结果
Fig. 1 Post-processing of cooperative cues for Kanizsa triangle

对共线边缘进行连接后, 需要检测在连接的区间段内, 连线是否存在交点, 如果存在交点, 则形成终端截断信号, 这是模拟 FACADE 理论中生物视觉

系统竞争机制形成的终端截断效应。如果产生终端截断信号就取消合作, 将各线段端点进行重新组群。图 2 是对 Ehrenstein 中心光亮圆盘的实验结果, 在

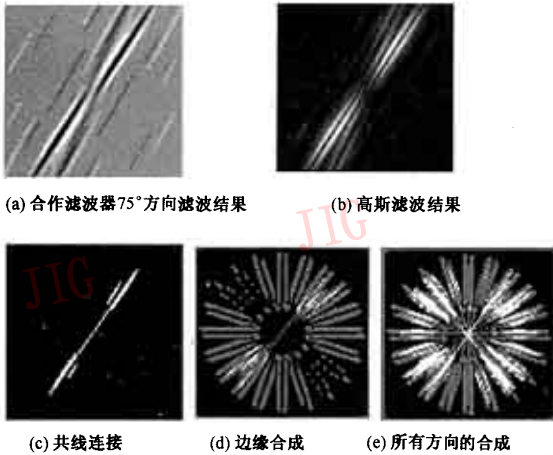


图 2 对 Ehrenstein 中心光亮圆盘合作信息的后处理结果

Fig. 2 Post-processing of cooperative cues for Ehrenstein

这种情况下,合作的共线边缘之间发生了竞争。

3.4 组群

组群采用张量投票^[5]的方法。张量投票是一种提取图像显著几何特征的方法,这种方法鲁棒性强,可以同时提取出角点、曲线、区域和 3 维曲面等几何特征。这里首先做了一点小小的改进,即直接利用合作滤波获得的方向信息,因为终端截断效应使得与线段末端垂直方向的边界信号被激活,因而将边缘的方向作为张量投票中输入点的法线方向。

采用张量投票的方法对线段端点进行重新组群的算法流程如下:

- (1) 将对合作滤波器响应结果进行后处理提取出的各线段端点成对作为输入;
- (2) 计算输入各点的投票域,并以各点与其在合作阶段的对应点的连线作为法线,因为主观轮廓的轮廓形状都是凸的,因此只需计算一般投票域的一半,其中投票大小的计算如下^[5]:

$$S(s, k) = \exp\left(-\frac{s^2 + ck^2}{\sigma^2}\right) \quad (3)$$

式中, σ 为投票的尺度; s 为弧长; c 为控制曲率变化的常量; k 代表曲率。

- (3) 进行张量投票并累加投票结果;
- (4) 搜索投票域中得票累积结果的局部极大值点,这些点是最有可能形成一条光滑曲线的点,图 3 为张量投票的实验结果。

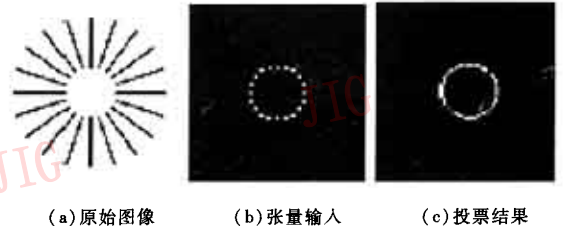


图 3 Ehrenstein 的张量投票结果

Fig. 3 Tensorvoting result of Ehrenstein

3.5 小结

方便起见,本节将实验结果与方法描述结合在一起。图 1(f)是对主观轮廓的著名例证 Kanisza 三角的实验结果,这个主观轮廓图形属于经典主观轮廓图形中的第 1 类图形,表现为共线边缘的合作;图 3(c)是对 Ehrenstein 中心光亮圆盘的轮廓提取结果,属于第 2 类主观轮廓现象,表现为边缘端点在边缘方向的垂直方向的重新组群。对 Ehrenstein 中心光亮圆盘的轮廓提取是许多主观轮廓提取算法(主要有基于神经网络模型的方法^[6]、基于视觉生理模型的方法^[7]、基于物理的引力场模型的方法^[8]、基于水平集的方法^[9]、频域滤波法^[10]、假设检验法^[11,12]等)难于处理的主观轮廓现象。

4 结 论

基于 FACADE 理论建立的生物视觉模型针对两类经典的主观轮廓现象进行了处理,用图像处理的方法代替复杂的细胞动力学方程模拟了生物视觉系统的竞争-合作机制。实验结果表明,该方法能够比较有效地利用视觉系统的竞争-合作机制处理两类比较经典的主观轮廓。该方法的优点主要有:实现简单;能够有效地处理共线合作信息和边缘端点;符合视觉生理机制。如何模拟视觉系统的亮度填充过程并处理更复杂的主观轮廓图形,将是进一步的研究内容。

参考文献 (References)

- 1 Grossberg S. 2D vision and figure-ground separation by visual cortex [J]. Perception & Psychophysics, 1994, 55(1) : 48 ~ 120.
- 2 Grossberg S, McLaughlin N P. Cortical dynamics of three-dimensional surface perception: binocular and half-occluded scenic images[J]. Neural Networks, 1997, 10(9) : 1583 ~ 1605.
- 3 PENG Xiong-hong, ZHOU Zong-tan, WANG Zheng-zhi. Acquiring disparity distribution from stereo images with monocular cues based on

- cell cooperation and competition [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2000, **28**(8):24 ~ 27. [彭雄宏, 周宗潭, 王正志. 利用神经元合作和竞争获取含单目特征的立体图象中视差分布 [J]. *电子学报*, 2000, **28**(8):24 ~ 27.]
- 4 Steven Lehar. Computational Implications of Gestalt Theory I: A Multi-level Reciprocal Feedback (MLRF) to Model Emergence and Reification in Visual Processing [EB/OL]. [http://cns-alumni. bu. edu/pub/slehar/webstuff/orivar/orivar1. html](http://cns-alumni.bu.edu/pub/slehar/webstuff/orivar/orivar1.html), 2002-03-06.
- 5 Medioni G, Lee M S, Tang C K. A Computational Framework for Segmentation and Grouping [M] . New Yorks, NY, USA: Elsevier Science Ltd, 2000.
- 6 Shashua A, Ullman S. Structural saliency: the detection of globally salient structures using a locally connected network [A]. In: Proceedings of the 2nd international Conference on Computer Vision [C], Clearwater, FL, 1988:321 ~ 327.
- 7 Friedrich Heitger. A computation model of neural contour processing: figure-ground segregation and illusory contours [A]. In: Proceedings of the 4th International Conference on Computer Vision [C], Washington D C: IEEE Computer Society Press, 1994:32 ~ 40.
- 8 LIU Hai-ying, HUANG Sheng-hua, Hong Ji-guang. A new model of perceptual completion for occluded smooth boundary and illusory contour [J]. *Acta Automatica Sinica*, 1999, **25**(15): 598 ~ 605. [刘海鹰, 黄胜华, 洪继光. 一种新的被遮挡的光滑边界与错觉轮廓的感知修复模型 [J]. *自动化学报*, 1999, **25**(15):598 ~ 605.]
- 9 Sarti A, Malladiv R, Sethian J A. Subjective surfaces: A method for completing missing boundaries [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2000, **12**(97): 6258 ~ 6263.
- 10 Rosa Radriguez-sanchez. A Constraint of Invariance in Integral Features across Frequency Bands Produces Illusory Percepts [EB/OL]. [http://citeseer. ist. psu. edu/220568. html](http://citeseer.ist.psu.edu/220568.html), 1998-03-15.
- 11 Davi Geiger, Hsingkuo Pao, Nava Rubin. Salient and multiple illusory surface [A]. In: Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Santa Barbara, CA, 1998:118 ~ 124.
- 12 Eric Saund. Perceptual organization of occluding contours of opaque surfaces [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1999, **76**(1):70 ~ 82.