

# 基于生物视觉特征的目标轮廓提取算法

吴 静<sup>1</sup> 杨武年<sup>2</sup> 桑 强<sup>1</sup>

(成都理工大学信息科学与技术学院 成都 610059)<sup>1</sup> (成都理工大学地球科学学院 成都 610059)<sup>2</sup>

**摘 要** 自然场景中的目标轮廓提取是计算机视觉中的一个重要研究问题。其难点在于场景中大量的纹理边缘严重地干扰了轮廓提取的完整性。近年来,一些研究工作将生物视觉特征引入图像边缘轮廓提取,取得了一定的效果。其中通过引入视觉外区抑制特征可以在提取物体轮廓边缘的同时抑制一定量的纹理边缘,从而得到轮廓边缘集合。然而在整合轮廓边缘时,传统模型仅仅采用求交并集的简单合并方法,使得强响应的细小纹理残留。基于此,提出了一种改进的基于生物视觉特征的自然场景目标轮廓提取算法。首先采用多水平抑制方法得到候选轮廓边缘集合。接着将一种基于生物视觉特征的边缘组合方法用于将候选边缘整合成为一个完整的目标轮廓。与传统的外区抑制算法相比,基于视觉特征的轮廓提取算法提高了自然场景中目标轮廓提取的准确性和完整性。

**关键词** 轮廓提取,外区抑制,视觉特征,边缘检测,自然图像

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.10.052

## Object Contour Extraction Algorithm Based on Biological Visual Feature

WU Jing<sup>1</sup> YANG Wu-nian<sup>2</sup> SANG Qiang<sup>1</sup>

(College of Information Science & Technology, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China)<sup>1</sup>

(College of Earth Science, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China)<sup>2</sup>

**Abstract** Object contour extraction from natural scenes plays an important role in computer vision. However, it is difficult to preserve the integrality of the object contour in cluttered scenes because of non-meaningful edges engendered from texture field. Recently, the task benefits from a biologically motivated mechanism called as surround suppression (SS) that can preserve the object boundaries while suppressing the texture edges. Nevertheless, the traditional models just adopt a simple combination method of intersection and union that fails to process the short edges with intensity response. This paper proposed an improved natural images object contour extraction algorithm based on biological visual feature. Firstly, a candidate edge set is obtained by multi-level suppression method. Secondly, an edge combination method based on biological visual feature is used to combine candidate edges to a completed contour. Experiments show that the proposed method improves the accuracy and integrality compared to the traditional surround suppression methods.

**Keywords** Contour extraction, Surround suppression, Visual feature, Edge detection, Natural images

## 1 引言

目标轮廓提取是计算机视觉及模式识别领域中一个非常重要的问题,并且有着十分广泛的应用。迄今为止,针对这一问题研究者们已经提出了大量的轮廓边缘检测算法。一些检测算法整合了线形滤波和局部方向性分析,例如基于图像数据的方法<sup>[1-2]</sup>以及基于图像局部能量的方法<sup>[3-4]</sup>。然而,这些方法并没有对边缘类型进行区分,例如纹理边缘、目标轮廓以及区域边界。还有一些方法考虑了图像边缘的邻域信息,比如基于各向异性融合<sup>[5]</sup>以及利用频域阈值分割消除纹理干扰边缘的方法<sup>[6]</sup>。这些方法常作为基于上下文信息的边缘检测算子。该类方法不再关注图像中所有的灰度变化,而是有选

择性地检测、增强感兴趣的区域,比如医学图像中的组织轮廓、自然场景中的目标轮廓和不同纹理的边界。但从实际应用的效果来看,轮廓检测和提取依然是一个开放的研究性课题,在不同的应用场景下面临着众多困难,并未得到完美解决。

近年来,一种基于生物学外区感受野研究的轮廓检测算法受到了广泛关注。神经生理学研究表明,人类大脑初级视皮层存在着外区抑制特性,即独立的边界或轮廓可以引起视神经元的强烈响应,而纹理性边缘却能够抑制视神经元的响应<sup>[7-8]</sup>。当刺激施加在经典感受野的中心及其外围时,抑制区会减弱神经元对刺激响应。这种抑制效应使得神经系统可以抑制场景中的纹理性边缘,进而感知目标的轮廓,在计算机视觉领域其被称为外区抑制<sup>[9]</sup>。Grigorescu等<sup>[9]</sup>首次利用该

到稿日期:2018-02-02 返修日期:2018-07-01 本文受国家自然科学基金面上项目(41372340),国家自然科学基金面上项目(41671432),成都理工大学中青年科研骨干教师资助计划(10912-KYGG201529),成都理工大学“数字媒体资源管理”科研创新团队项目(10912-kytd201510)资助。  
吴 静(1981—),女,博士生,讲师,CCF会员,主要研究方向为图像处理、三维建模;杨武年(1954—),男,博士,教授,主要研究方向为遥感、图像处理,E-mail:ywn@cdut.edu.cn(通信作者);桑 强(1977—),男,博士,讲师,CCF会员,主要研究方向为图像处理、计算机视觉。

生物机制,提出了一种基于双高斯模型的仿生轮廓检测算法。该算法的基本思想是借助两个高斯函数(尺度不同)做差分而生成相应的抑制滤波器,接着对图像梯度幅值做卷积操作,再由图像梯度幅值减去卷积响应来获得轮廓显著图。轮廓显著图中目标轮廓的响应值较高,而纹理性边缘的响应值较低,因此该特征非常有利于轮廓的检测和提取。文献[10]将经典的Canny算法与外区抑制结合,增强了算子对纹理场景中目标轮廓的提取。由于双高斯模型的抑制滤波器呈环形结构,因此轮廓自身也会有部分片段落入抑制区中,这将导致轮廓受到的外区抑制量大于零,最终一些不够显著的弱轮廓经过外区抑制后消失,即产生了所谓的“自抑制现象”。为了解决该问题,文献[11]提出了复合感受野模型,将非经典感受野对神经元中心区的易化作用融入了计算模型,使其可以增强图像中目标的轮廓。为进一步提高算法的性能,文献[12-14]引入了多水平抑制机制,采取了多个多级抑制参数对图像进行多次外区抑制处理。然后将各次抑制后得到的边缘集合进行交并运算得到轮廓输出图像。文献[15]通过图像局部纹理的对比度来调节抑制强度。文献[16]提出了一种基于外区抑制的结合线性和非线性方法的轮廓提取算法。文献[17]结合图像彩色信息,提出了一种基于颜色拮抗感受野的方法。文献[18]提出了一种可以适应性地调节外区抑制强度的轮廓提取方法。

传统算法在通过多水平外区抑制得到候选边缘集合后,采取了简单的并交集运算以得到最后的轮廓边缘。该类方法无法正确处理一些细小边缘,同时对细小边缘进行分类时也会出现误差,降低了轮廓提取算法的准确性。本文基于生物视觉特征,提出了分类候选边缘的目标轮廓概率。根据计算的概率值,将边缘分为轮廓边缘和背景边缘。相较于以往的方法,本文方法大幅提高了正确分类的概率,增强了轮廓提取算法的性能。

## 2 方法

### 2.1 传统外区抑制

文献[10]结合外区抑制和Canny算子,使Canny算法具备了抑制纹理边缘的能力。该模型首先对输入的灰度图像  $I(x, y)$  进行高斯平滑,计算梯度:

$$\nabla_{\sigma} I(x, y) = \{I * \nabla g_{\sigma}\}(x, y) \quad (1)$$

其中,  $g_{\sigma}(x, y)$  表示二元高斯函数,  $\sigma$  为高斯函数的平滑尺度。接着将两个高斯函数的差用来模拟神经元外区抑制效应的距离权重函数:

$$w_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{\|H(DoG_{\sigma})\|} H(DoG_{\sigma}(x, y)) \quad (2)$$

其中,

$$DoG_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{2\pi(4\sigma)^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2(4\sigma)^2}\right) - \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

$$H(z) = \begin{cases} 0, & z < 0 \\ z, & z \geq 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $\| \cdot \|_1$  是  $L_1$  范数。图1展示了非经典感受野(non-CRF)和距离权重函数  $w_{\sigma}(x, y)$  之间的关系。

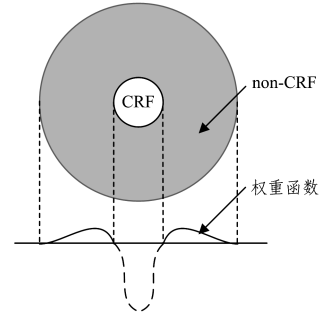


图1 外区抑制模型

Fig.1 Surround suppression model

由图1可知,中间的经典感受野(CRF)的权重为零,表明感受野中心区域不参与外区抑制。距离权重函数模拟了抑制外区的刺激对神经元相应的抑制程度,它随着外区刺激与中心刺激的距离的增加而减小。即除CRF外,抑制程度从内到外依次减弱。方向选择权重函数为:

$$\Delta(x, y, x-u, y-v) = |\cos(\theta(x, y) - \theta(x-u, y-v))| \quad (5)$$

其中,  $(u, v)$  是邻居点距离当前点  $(x, y)$  的偏移量,  $\theta$  表示梯度方向角。如果当前点和邻居点之间的夹角为零,那么方向选择权重达到最大值。如果两者的梯度方向互相垂直,权重最小。对于每一个图像点,受到的外区抑制可以量化为邻域点内所有点的梯度幅值加权和。外区抑制量定义如下:

$$s_{\sigma}(x, y) = \iint_{\Omega} M(x-u, y-v) W_{\sigma}(x, y) \Delta(x, y, x-u, y-v) \quad (6)$$

其中,  $M(x-u, y-v)$  代表外区抑制点的梯度幅值,  $\Omega$  为抑制区中所有邻域点的集合。图像中  $(x, y)$  点处的梯度幅值经外区抑制后的响应定义为:

$$E_{\sigma}(x, y) = H(M(x, y) - \alpha s_{\sigma}(x, y)) \quad (7)$$

其中,  $\alpha$  为抑制水平,被设置为一正实数,用于调节抑制的强弱程度。由此可知,孤立的边缘处受到的外区抑制量最小,而纹理处的点受到的外区抑制量最大。该机制起到了抑制纹理、保留轮廓边缘的作用。

最后通过非最大值抑制和双阈值处理得到最终的二值轮廓图像。

### 2.2 多水平外区抑制

式(7)中的参数  $\alpha$  决定了外区抑制的强度。将  $\alpha$  设置为一个较大的值,能够加强抑制纹理边缘的力度,但同时也会抑制部分的弱轮廓边缘。反之,在减轻抑制弱轮廓边缘的同时,也会残留大量的纹理边缘。为解决以上问题,一种多水平抑制的方法被提出。该方法通过采用一组不同大小的抑制水平参数对图像进行处理,从而得到一组不同的候选轮廓边缘。那么对于图像点  $(x, y)$ ,它在所有候选轮廓集  $b(b, \alpha_k)$  中出现的次数决定了它属于轮廓边缘的概率。而孤立点或者轮廓点出现的次数要多于噪声点出现的次数。式(8)定义了候选轮廓集  $b(b, \alpha_k)$  的交集和并集:

$$\begin{aligned} B_{p,i} &= \bigcap_k b(b, \alpha_k) \\ B_{p,u} &= \bigcup_k b(b, \alpha_k) \end{aligned} \quad (8)$$

其中,交集  $B_{p,i}$  表示在所有二值图像中都存在的图像边缘集合,这里认为其中存在纹理边缘的概率极低,但同时也丢失了

部分轮廓边缘。假设并集  $B_{p,u}$  中包括了所有的轮廓边缘,但也混入了部分纹理边缘。交集包含大量不连续的轮廓片段,而并集则同时包含完整的轮廓和纹理边缘。为筛选出完整的轮廓并排除纹理边缘,将交集作为种子,然后遍历并集中所有的边缘,如果有部分像素点发生重叠,则将重叠的边缘加入到组合结果  $b(p,c)$  中:

$$b(p,c) = \bigcup_{E_u} E_u [1 - \delta(E_u \cap B_{p,i})] \quad (9)$$

其中,  $\delta(*) = \begin{cases} 1, & * \text{ 为空集} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$ 。组合结果  $b(p,c)$  可以去除大

部分纹理边缘,同时保留较为完整的轮廓边缘。图 2 为多水平抑制算法的流程图。如图 2 所示,首先,计算图像  $I(x,y)$  的高斯梯度,并通过式(6)得到外区抑制量,将抑制量乘以不同的抑制水平后作用于梯度幅值上,即可得到抑制后响应;接着,对各级响应分别进行后处理操作,该操作主要包含非极大值抑制和迟滞阈值两个部分,非极大值抑制能够细化边缘,而迟滞阈值可以得到初步的边缘集合;然后,计算各级边缘集合的交集和并集,以交集作为种子点,根据该种子点在并集中选择强边缘;最后,按照轮廓最小错误概率准则赋予每个边缘点一个轮廓概率值,将概率值较低边缘视为噪声边缘,予以排除,而将概率值较高的边缘视为真实轮廓,予以保留,并将之作为最终的输出结果。为了去除掉剩余的细小噪声边缘,文献[13]引入了马尔科夫随机场理论,考虑了边缘邻域上下文关系,即如果细小边缘邻域内边缘的数量越多,其属于轮廓边缘的概率就越大;反之,越小。这样大大减小了孤立的细小边缘划分为轮廓的概率。图 3(a)中的细小轮廓将被去除,而图 3(b)和图 3(c)中的却无法予以区分而得以保留。

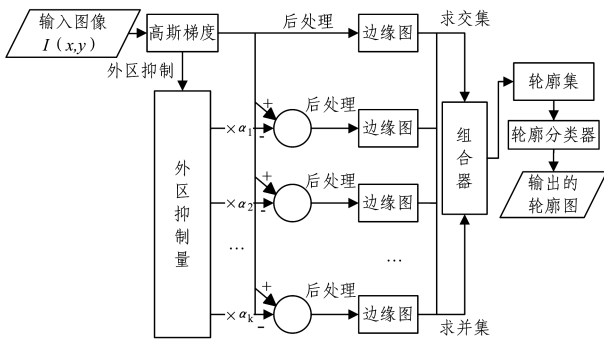


图 2 多水平抑制算法流程图

Fig. 2 Flowchart of multilevel suppression algorithm

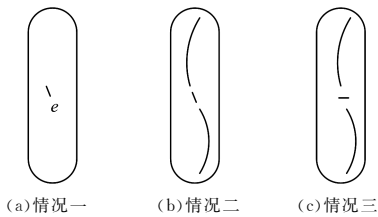


图 3 仿生轮廓组合示例

Fig. 3 Illustration of bionic contour combination

### 2.3 改进的仿生轮廓组合方法

如上所述,多水平方法通过对候选边缘集合求交并运算将边缘分类为轮廓边缘和纹理边缘。但该分类结果存在一定的缺陷,不能正确处理一些孤立的细小边缘。例如在图 3 中,对于 3 种不同情况下的细小边缘  $e$ ,多水平抑制方法都会做

出丢弃处理。正确的轮廓分类应该将情况一和情况二去除,而保留情况三中的细小边缘。根据最近一些生物视觉以及心理物理学方面的研究<sup>[19-21]</sup>,边缘轮廓分组机制在人类观察理解外部环境时起到了显著的作用。在该机制的作用下,人们总能够将局部的边界元素正确组合成一个完整的全局轮廓。根据轮廓成组机制中最主要的连续性特征,如果几个边缘片段通过端点的延长能够互相连接而形成一条光滑的曲线,那么这几个局部边缘属于目标轮廓的一部分的可能性就大幅增加。同时人类视觉特征更倾向于将长边缘纳入到目标的主轮廓中,而丢弃较为短小的边缘片段。根据以上生物视觉特征,本文提出了一种仿生轮廓组合法。如果候选边缘的邻域内存在可能与其共线的边缘,那么增加该边缘属于轮廓边缘的概率。同时如果其邻域内共线的边缘数量越多,那么当前边缘属于目标轮廓边缘的概率就越大。对于候选边缘集合中的每一个边缘  $e$  和邻域内其他边缘  $e_i$ ,计算它们的边缘方向角度  $\theta$  和  $\theta_i$ 。如果邻域内与当前边缘方向一致的边缘越多,那么当前边缘属于主轮廓的概率就越大。边缘共线概率  $p_c$  的定义如下:

$$p_c = \frac{1}{N_{\max}} \sum_{i=1}^n \cos(\theta - \theta_i) \quad (10)$$

其中,  $n$  是邻域中的边缘数,而  $N_{\max}$  是所有邻域中存在边缘数量的最大值。 $\theta$  和  $\theta_i$  是当前边缘和邻域内边缘的方向角。其次,由于人类视觉偏好长边缘,因此边缘的长度越长,其属于轮廓的概率就越大。由此,长度概率  $p_l$  定义为:

$$p_l = \frac{l_e}{l_{\max}} \quad (11)$$

其中,  $l_e$  为当前边缘的长度,而  $l_{\max}$  为所有候选边缘长度中的最大值。因此一个边缘的仿生轮廓计算概率  $p$  定义如下:

$$p = \chi \cdot p_c + (1 - \chi) \cdot p_l \quad (12)$$

其中,参数  $\chi$  用于调节共线概率和长度概率所占的权重,其取值为 0 到 1。根据该仿生轮廓概率,对于图 3(a)所示的情况,由于候选边缘  $e$  是孤立细小边缘,会从轮廓边缘中排除。在图 3(b)中,边缘  $e$  由于不满足共线条件,同样会被排除。而在图 3(c)中,边缘  $e$  和上下两条候选边缘可以组成一个连续的长边缘,增大了属于轮廓边缘的组合概率。该算法最后根据一个概率阈值  $p_{th}$  ( $p_{th} = 0.95$ ) 来剔除分类为纹理边缘的部分:

$$b(e) = p > p_{th} \quad (13)$$

## 3 实验结果和分析

为了验证本文提出的轮廓检测模型,实验选取了文献[10-11]中的自然图像数据集,使用传统外区抑制算法<sup>[10]</sup>、多水平的方法<sup>[12]</sup>以及本文提出的方法在相同的图像数据集上进行了目标轮廓提取。

### 3.1 实验结果

图 4 展示了 3 种算法得到的部分实验结果。其中从上到下依次为羚羊、大象、鬣狗、篮子和板擦图像,用于验证算法对不同纹理图像的处理能力;从左至右依次是原始图像、理想的目标轮廓、传统外区抑制轮廓提取算法<sup>[10]</sup>得到的结果、多水平外区抑制算法<sup>[12]</sup>得到的结果以及本文算法得到的轮

廓。传统外区抑制算法对参数的设置比较敏感,抑制量设置过大会损失轮廓边缘,设置过小又会残留大量纹理边缘。而传统的多水平方法缺乏对细小边缘的处理能力,并且存在错误分类的情况,不利于组合边缘为完整轮廓。从实验结果可以发现,本文提出的算法消除了大量的纹理以及琐碎的边缘,

同时保留了大部分轮廓,相较于其他方法,即使是嵌入纹理区域的目标边缘,也能够较清晰地分辨。很明显,满足成组机制的短小边缘,组合成为了完整的轮廓而得以保留,而孤立的短小边缘则从候选边缘中被排除。视觉观感上提取到的轮廓更加完整。

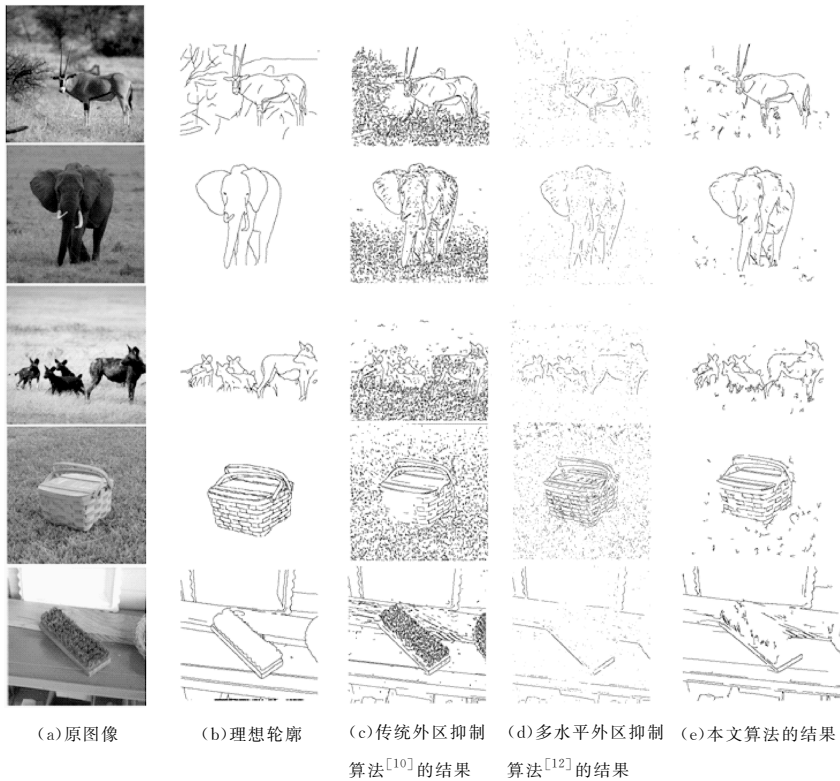


图4 图像轮廓提取示例

Fig. 4 Illustration of image contour extraction

### 3.2 量化分析

量化评估使用了一种统计分析的方法来评估算法性能。文献[11]对轮廓检测性能  $F$  的定义为:

$$F = \frac{1}{C} \sum_{x \in DC} \frac{1}{1 + \left[ \frac{d_{GT}(x)}{d_0} \right]^2} \quad (14)$$

其中,  $C = \max(\text{Card}\{DC\}, \text{Card}\{GT\})$ 。  $DC$  表示算法检测到的轮廓点集;  $GT$  表示目标图像的真实轮廓, 用作比较的基准;  $\text{Card}$  函数用于计算轮廓集合的像素点个数,  $d_{GT}(x)$  表示轮廓点  $x$  到  $GT$  的最小欧氏距离,  $d_0$  用于平衡  $DC$  与  $GT$  之间的差异(本文采用文献[11]的标准取值 2)。式(14)度量了检测轮廓与真实轮廓之间的相似程度, 其值越大, 算法检测得越准确。由于单幅图像的结构较为简单, 其包含的纹理、轮廓等组成成分并不能反映算法的综合性能, 同时单幅图像的轮廓检测性能具有不稳定性, 不能用于评价算法的优劣。在统计实验中, 计算了各个算法在两个不同图像数据集上运算后的平均性能  $F$ 。数据集分别包含 40 幅<sup>1)</sup>和 20 幅自然图像<sup>2)</sup>。

首先测试式(12)中的概率权重  $\chi$  在不同取值下对算法性能的影响。这里尺度  $\sigma$  设置为 2, 抑制水平  $\alpha$  设置为 0-4 共

5 个级别。共统计了权重  $\chi$  取值为 0.1~0.9 时, 算法的平均统计性能。如图 5 所示, 当概率权重取值为 0.4 时, 算法的性能达到最优。

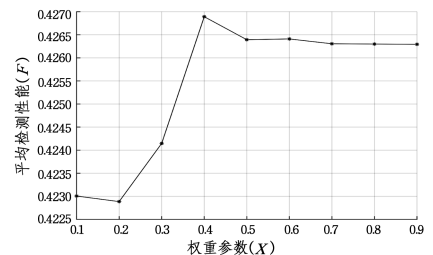


图5 本文算法在不同概率权重取值下的性能

Fig. 5 Performance of proposed method for different weights

其次综合比较 3 种算法的平均性能。算法参数中, 抑制水平  $\alpha$  设置为 0-4 共 5 个级别, 本文算法中的概率权重设为最优值 0.4。这里的高斯函数参数  $\sigma$  控制图像的平滑程度, 设置为 0.6~3.5。当尺度  $\sigma$  取值较小时, 外区抑制滤波器的尺寸会变得很小, 导致无法有效抑制纹理性边缘, 因此仿生轮廓检测算法的性能均呈现出快速下降的趋势; 当尺度  $\sigma > 1$  时, 抑制滤波器开始发挥作用, 算法的轮廓检测性能亦

<sup>1)</sup> [http://www.cs.rug.nl/~imaging/databases/contour\\_database/contour\\_database.html](http://www.cs.rug.nl/~imaging/databases/contour_database/contour_database.html)

<sup>2)</sup> <http://www.cs.rug.nl/~imaging/papari/JASP/results.html>

随之上升。若尺度  $\sigma$  取值过大,则抑制滤波器的尺寸也变大,会失去局部性,而轮廓检测性能的提升并不明显,因此尺度  $\sigma$  的取值不宜过大。图 6 和图 7 分别反映了在不同的平滑尺度  $\sigma$  下,不同算法在两个数据集上取得的  $F$  值。如图所示,本文算法要优于其他方法。

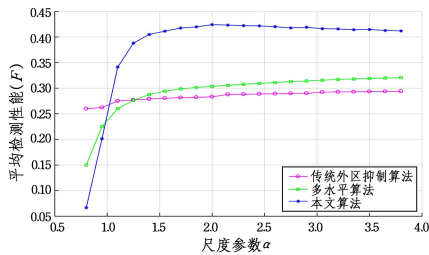


图 6 算法性能统计(1)

Fig. 6 Performance statistics (1) of different methods

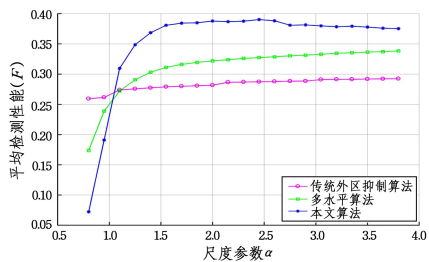


图 7 算法性能统计(2)

Fig. 7 Performance statistics (2) of different methods

**结束语** 外区抑制以及生物视觉的局部组成机制都是生物视觉系统的基本特性。本文将生物视觉特性引入目标轮廓提取算法,取得了不错的效果。特别是在对高响应但长度偏小的边缘处理上优于传统算法。定性分析和定量分析都证实了本文算法的有效性。而对于如何进一步有效地对轮廓边缘和纹理边缘进行区分,从而采取可适应性的方法对图纹理区域进行抑制处理,将是我们未来的主要研究方向。

## 参 考 文 献

[1] CAVANAUGH J R, BAIR W, MOVSHON J A. Orientation-selective setting of contrast gain by the surrounds of macaque striate cortex neurons [J]. Society for Neuroscience Abstracts, 1997(23):567-579.

[2] JONES H E, GRIEVE K L, WANG W, et al. Surround suppression in primate V1 [J]. Neurophysiology, 2001, 86 (10): 2011-2028.

[3] CHEN G, YANG Y H. Edge detection by regularized cubic B-spline fitting [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1995, 25(4): 635-642.

[4] NALWA V S, BINFORD T O. On detecting edges [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6): 699-714.

[5] FOLSOM T, PINTER R. Primitive features by steering, quadrature and scale [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(11): 1161-1173.

[6] QU Z G, GAO Y H, WANG P, et al. Contour Detection by Thresholding the Gradient Image in Spatial-frequency Domain [J]. Computer Science, 2012, 39(10): 286-289. (in Chinese)

曲智国, 高颖慧, 王平, 等. 基于空频域联合阈值分割的轮廓检测方法 [J]. 计算机科学, 2012, 39(10): 286-289.

[7] BLACKM J, SAPIRO G, MARIMONT D, et al. Robust anisotropic diffusion [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 1998, 7(3): 421-432.

[8] MA W Y, MANJUNATH B S. Edge flow: A technique for boundary detection and image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(8): 1375-1388.

[9] GRIGORESCU C, PETKOV N, WESTENBERG M A. Contour detection based on non-classical receptive field inhibition [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2003, 12(7): 729-739.

[10] GRIGORESCU C, PETKOV N, WESTENBERG M A. Contour and boundary detection improved by surround suppression of texture edges [J]. Image Vision Computing, 2004, 22(8): 609-622.

[11] TANG Q, SANG N, ZHANG T. Extraction of salient contours from cluttered scenes [J]. Pattern Recognition, 2007, 40(11): 3100-3109.

[12] YAN C, ZHANG J Z. Contour detection based on multilevel inhibition [J]. Journal of Image and Graphics, 2012, 17(6): 664-670. (in Chinese)

闫超, 张建新. 多水平外区抑制的轮廓检测 [J]. 中国图像图形学报, 2012, 17(6): 664-670.

[13] YAN C, ZHANG J Z, JIANG Z M. Contour Detection Based on Surround Inhibition and Markov Model [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2016, 45(1): 135-140. (in Chinese)

闫超, 张建新, 姜正茂. 基于多水平外区抑制与马尔可夫随机场的轮廓检测算法 [J]. 电子科技大学学报, 2016, 5(1): 135-140.

[14] PAPARI G, PETKOV N. An improved model for surround suppression by steerable filters and multilevel inhibition with application to contour detection [J]. Pattern Recognition, 2011, 44(9): 1999-2007.

[15] TANG Q, SANG N, LIU H. Contrast-dependent surround suppression models for contour detection [J]. Pattern Recognition, 2016, 60: 51-61.

[16] LIN C, XU G L, CAO Y J. Contour detection model using linear and non-linear modulation based on non-CRF suppression [J]. IET Image Processing, 2018, 12(6): 993-1003.

[17] WU J L, LIU Y J. Contour Detection Model Based on Color Opponent Receptive Field [J]. Computer Science, 2016, 43(7): 319-323. (in Chinese)

吴璟莉, 刘袁静. 一种基于颜色拮抗感受野的轮廓检测模型 [J]. 计算机科学, 2016, 43(7): 319-323.

[18] SANG Q, CAI B, CHEN H. Contour detection improved by context adaptive surround suppression [J]. Plos One, 2017, 12(7): 1-13.

[19] GEISLER W S, PERRY J S, SUPER B J, et al. Edge co-occurrence in natural images predicts contour grouping performance [J]. Vision Research, 2001, 41(6): 711-724.

[20] HESS R F, DAKIN S C. Contour integration in the peripheral field [J]. Vision Research, 1999, 39(5): 947-959.

[21] DAKIN S C. The detection of structure in Glass patterns: psychophysics and computational models [J]. Vision Research, 1997, 37(16): 2227-2246.