

考虑微动机制与感受野特性的轮廓检测模型

林 川, 李 亚, 曹以隽

LIN Chuan, LI Ya, CAO Yijun

广西科技大学 电气与信息工程学院, 广西 柳州 545006

College of Electric and Information Engineering, Guangxi University of Science and Technology, Liuzhou, Guangxi 545006, China

LIN Chuan, LI Ya, CAO Yijun. Contour detection model with movement mechanism based on receptive field properties. *Computer Engineering and Applications*, 2016, 52(24): 210-216.

Abstract: Contour detection is one of the key steps in the field of target recognition. Human visual system has excellent ability to extract target contour from cluttered scenes by using inhibition properties that can suppress the responses of central neurons in primary visual cortex (V1 area). According to this physiological properties, traditional models employ ring-formed area to modulate distance weighting. Based on previous studies, a model in consideration of eye movement mechanism is proposed. Different from other models, eight sub-templates are established with uniformly-spaced orientations to modulate the eye movement mechanism, fixed numbers setting in peripheral region. The final inhibition response is computed in competition with different responses of sub-template. Compared with previous studies, the proposed model has a better performance evaluation. Note that this model can retain more object contour and inhibit more textures.

Key words: contour detection; non-classical receptive field; eye movement; primary visual cortex

摘 要: 轮廓检测是目标识别中关键的步骤之一。人类视觉系统具有快速和有效地从复杂场景中提取轮廓特征的能力, 初级视觉皮层(V1区)的非经典感受野对中心神经元刺激具有抑制特性。传统模型利用该感受野特性, 采用圆环形的非经典感受野模板模拟纹理抑制的距离权重, 在传统模型的基础上, 提出一种引入人眼微动机制的轮廓检测新模型, 该模型将圆环形模板按等间隔角度生成八个子模板, 由于子模板中的相应角度方位区域置换数值模拟眼动机制, 通过竞争获得最终抑制权重。实验结果表明, 该模型较传统模型具有较高的性能评测指标, 在最大程度抑制背景纹理的同时, 保留了更多的真实轮廓。

关键词: 轮廓检测; 非经典感受野; 人眼微动; 初级视觉皮层

文献标志码: A **中图分类号:** TP391 **doi:** 10.3778/j.issn.1002-8331.1606-0110

1 引言

外界信息能够被人类或者大部分的灵长类动物接受的关键取决于其视觉系统, 它的主要任务就是提取环境中的重要信息。在视觉仿生研究中, 轮廓检测作为视觉系统的一项基本任务, 研究的主要对象是哺乳动物初级视觉皮层V1区。V1区神经元的经典感受野部分受外界光刺激产生兴奋, 其外周广大区域的非经典感受野对刺激产生一定的抑制作用。这种视觉感知机制在机

器视觉中的关注度不断提高。在现有基于感受野特性的轮廓检测模型中, 主要针对非经典感受野对中心神经元的抑制作用采用圆环形或蝶形的抑制模板模拟纹理抑制的权重。文献[1-3]根据生物视觉机制提出圆环形的抑制区域来模拟非经典感受野的抑制特性, 减少了背景纹理的影响, 为之后研究基于生物视觉的轮廓检测奠定了基础。文献[4-5]在圆环形抑制模板的基础上提出结合上下文调制改变计算量, 优化检测结果。文献[6]采

基金项目: 国家自然科学基金(No.61563005); 广西自然科学基金(No.2015GXNSFAA139293); 广西教育厅科研项目(No.YB2014214); 广西科技大学研究生教育创新计划项目(No.GKYC201620)。

作者简介: 林川(1979—), 男, 副教授, 硕士生导师, 研究领域为仿生智能计算、模式识别; 李亚(1990—), 女, 硕士研究生, 研究领域为图像处理、模式识别, E-mail: liya307308@163.com; 曹以隽(1992—), 男, 硕士研究生, 研究领域为机器学习、模式识别。

收稿日期: 2016-06-08 **修回日期:** 2016-07-24 **文章编号:** 1002-8331(2016)24-0210-07

CNKI网络优先出版: 2016-08-25, <http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20160825.1645.032.html>

用主成分分析(PCA)技术通过方位、亮度、对比度等多个特征信息改善自然图像轮廓检测。文献[7]提出复合感受野调制进一步改进了圆环形模板的抑制量计算方法。文献[8]采用SUSAN准则区分目标轮廓边缘与干扰边缘并针对干扰边缘进行周围抑制处理。文献[9-11]建立了一种基于侧抑制区的蝶形抑制模型并采用了动态的反馈过程,提出迭代求解的轮廓检测算法。文献[12]在蝶形抑制模板的基础上引入去抑制机制,使弱的轮廓可以加强,保持轮廓的完整性。文献[13]则考虑在蝶形模板的去抑制区内计算邻域刺激与中心响应之间距离和朝向的差异,有效平衡了神经元的增强与抑制作用。上述模型模拟的感受野特性来自麻醉动物实验,动物的眼外肌完全松弛,失去了眼动功能,与自然状态下相比,这些研究只能反映没有眼动机制参与下的视觉处理^[14]。

眼动信息处理机制显示在眼动时视线平滑的跟随目标运动、改变位置,即使在固视状态下眼动也从来没有停止过。生理研究表明,固视状态下的眼动主要包含三种形式:震颤、漂移、微跳动^[15],在固视过程中,眼动可以克服由于均衡视网膜刺激而导致的视觉信息的丢失,抵消神经适应,保证静止的图像不会突然变模糊或消失。文献[16]针对红外图像考虑人眼视觉机理提出了边缘提取算法。现有对文献[2]模型的改进研究^[4-13]均是针对抑制机制和抑制量计算方面的改进,而本文所做贡献及创新点是对模型中抑制模板的改进:在文献[2]传统圆环形模板的基础上,提出等间隔角度生成八个子模板,由子模板中的相应角度方位区域置换数值来模拟眼动机制,通过竞争获得最终抑制权值。为验证本文模型的有效性,与现有的四种轮廓检测模型^[2,8,16]的对比实验结果表明,本文所提模型较上述模型在抑制背景纹理的同时保留了更多的轮廓信息,具有较好的检测效果。

2 计算模型

2.1 Gabor 能量

针对非经典感受野对中心神经元的抑制特性,提出采用二维 Gabor 函数^[17]来模拟初级视觉皮层简单细胞(V1 区)感受野的输出。用闪烁的小光点刺激分布在 V1 区第四层的简单细胞,其感受野中心区为狭长型,其一侧或两侧有一个与之平行的拮抗亚区,如图 1 所示。简单细胞对大面积的弥散光无反应,但是在拮抗区边缘一定方位和一定宽度的条形刺激有强烈的反应,故其对边缘的位置和方位有严格的选择性,每个细胞都有一个最优方位^[18]。

二维 Gabor 函数能够更好地模拟相位和朝向的选择特性,神经元响应^[19]在偏离最优朝向处将会减小甚至消失,因此预设多个朝向的 Gabor 函数,以便寻找最优朝向。二维 Gabor 函数是一个由余弦函数调制的高斯函数,具体公式如下:

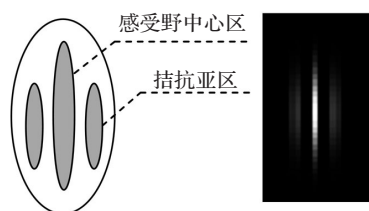


图1 简单细胞响应

$$g(x, y; \lambda, \sigma, \theta, \varphi) = \exp\left(-\frac{\tilde{x}^2 + \gamma \tilde{y}^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi \frac{\tilde{x}}{\lambda} + \varphi\right) \quad (1)$$

其中, $\tilde{x} = x \cos \theta + y \sin \theta$, $\tilde{y} = -x \sin \theta + y \cos \theta$; γ 为一个表示椭圆形感受野长短轴比例的常数 ($\gamma = 0.5$); 参数 λ 为波长; σ 为高斯函数中的标准偏差,它决定了感受野的大小; $1/\lambda$ 为余弦函数的空间频率, σ/λ 为空间频率的带宽 ($\sigma/\lambda = 0.56$); φ 是相角参数 ($\varphi \in (-\pi, \pi]$); θ 为 Gabor 函数的方向参数 ($\theta \in [0, \pi)$)。

简单细胞的响应 e 由输入图像与 Gabor 函数卷积而成,如下式所示:

$$e(x, y; \lambda, \sigma, \theta, \varphi) = (I * g_{\lambda, \sigma, \theta, \varphi})(x, y) \quad (2)$$

其中 I 为输入图像, $*$ 为卷积运算符。

复杂细胞的感受野由具有相同最优方位的感受野的简单细胞(排成一条直线)会聚而成,其响应即 Gabor 能量值是一对奇偶对(相角相差 $\pi/2$)简单细胞响应的组合,可用式(3)模拟,其中 N_θ 为方向参数的个数,本文中 $N_\theta = 12$ 。

$$E(x, y; \lambda, \sigma, \theta) = \sqrt{e^2(x, y; \lambda, \sigma, \theta, 0) + e^2\left(x, y; \lambda, \sigma, \theta, -\frac{\pi}{2}\right)} \quad (3)$$

$$\theta_i = \frac{(i-1)\pi}{N_\theta}, i = 1, 2, \dots, N_\theta \quad (4)$$

经典感受野对刺激具有方向选择性,针对每个像素点取各个方向 Gabor 能量最大值组成最大值图,并将各像素点 Gabor 能量最大值对应的方向作为该像素点的最优方向。

$$\hat{E}(x, y; \lambda, \sigma) = \max\{E(x, y; \lambda, \sigma, \theta_i) | i = 1, 2, \dots, N_\theta\} \quad (5)$$

各像素点的最优方向可以根据下面的式子得到:

$$\varnothing^l(x, y) = \theta_k \quad (6)$$

$$k = \arg \max\{E_{\lambda, \sigma, \theta_i}(x, y) | i = 1, 2, \dots, N_\theta\} \quad (7)$$

其中 \varnothing^l 为最优方向, k 为各个方向参数的编号。

2.2 传统抑制模型

在视觉细胞的经典感受野以外存在着直径约为经典感受野 3~6 倍的大范围区域^[14],该区域在一定程度上影响该细胞经典感受野内刺激产生的反应,这一区域被称为非经典感受野。非经典感受野的提出拓宽了视觉细胞信息处理的范围,为视觉细胞整合、检测大范围复杂图像特征提供了基础。

传统抑制权值模板(如图 2 所示)采用 DoG 函数^[20]来模拟非经典感受野抑制。周边神经元细胞感受野抑制区域对中心神经元响应产生抑制作用,抑制作用随距离的增大而减小,这类细胞感受野的抑制特性由二维高

斯差分 (DoG) 函数模拟 (式 (8) 所示), 其中 k 取 4, σ 为抑制模板中心区的带宽。

$$DoG(x, y; \sigma, k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}(k\sigma)^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2(k\sigma)^2}\right) - \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

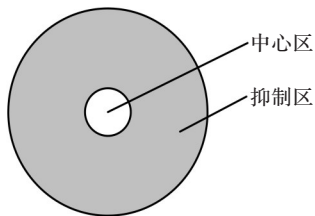


图2 传统抑制权重模板

2.3 考虑人眼微动机制的抑制模型

人眼的固视微动是指人眼在固视状态下无意识的微小运动, 主要指闪动, 固视微动使得被注视的物体或背景在视网膜上的成像位置发生变化。当人眼凝视静止物体时, 眼球自身的固视微动具有突出物体边缘的作用并包含深度信息^[21]。受该生理学基础的启发, 用眼球振动来改善图像信息将会有效地解决从复杂背景中提取轮廓的可靠性和精确度等问题。本文在传统抑制权重模板的基础上, 提出将圆环形模板按等间隔角度生成八方向 DoG 子模板, 如图 3 所示, 由子模板中的相应角度方位区域与中心零区域的数值交换来模拟眼动机制, 并通过竞争获得最终抑制权重。其中置零区域由分段函数 S 模拟, 如下式所示。

$$S(x, y; d, \phi) = \begin{cases} 0, & (x - d \sin \phi)^2 + (y - d \cos \phi)^2 \leq R^2 \\ 1, & (x - d \sin \phi)^2 + (y - d \cos \phi)^2 > R^2 \end{cases} \quad (9)$$

$$\phi_i = \frac{\pi(i-1)}{N_\phi}, i = 1, 2, \dots, N_\phi \quad (10)$$

其中 d 代表待置零区域中心和感受野中心的距离, 本文中取 $d = 6\sigma$; ϕ_i 是偏移角度, 即待置零区域中心与感受野中心连线和 y 轴正半轴的夹角; N_ϕ 代表置零子模板的个数, 本文中 $N_\phi = 8$ 。

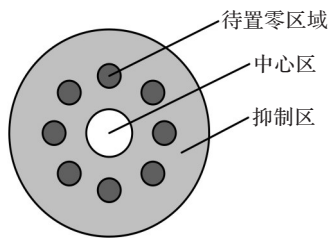


图3 本文模型抑制权重模板

子模板函数 DoG_s 由待置零区域与二维 DoG 函数相乘得到, 用其距离权重 W_d 模拟视觉感受野的抑制特性, 如式 (11)、(12)、(13) 所示。其中 $\|\cdot\|_1$ 为一阶范数,

$N(X)$ 为非负函数。

$$DoG_s(x, y; \sigma, \phi) = S(x, y; d, \phi) * DoG(x, y; \sigma, k) \quad (11)$$

$$W_d(x, y; \sigma, \phi) = \frac{N(DoG_s(x, y; \sigma, \phi))}{\|N(DoG_s(x, y; \sigma, \phi))\|_1} \quad (12)$$

$$N(X) = \begin{cases} X, & X > 0 \\ 0, & X \leq 0 \end{cases} \quad (13)$$

运用不同的子模板对 Gabor 能量最大值响应进行滤波, 得到不同的抑制因子, 选取各抑制因子的最大值作为该像素点的抑制值, 生成最终抑制图, 感受野总体响应是将中心区、抑制区神经元响应结合, 可由下式来模拟:

$$R(x, y) = \hat{E}(x, y; \lambda, \sigma) - \alpha Inhib_m(x, y) \quad (14)$$

$$Inhib_m(x, y) = \max(Inhib(x, y; \phi_i) | i = 1, 2, \dots, 8) \quad (15)$$

$$Inhib(x, y; \phi) = \hat{E}(x, y; \lambda, \sigma) * DoG_s(x, y; \sigma, \phi) \quad (16)$$

其中 α 为常数, $*$ 为卷积符号, $R(x, y)$ 为最终响应, $Inhib_m(x, y)$ 为最大抑制响应, $Inhib(x, y; \phi)$ 为子模板的抑制响应。

后续处理采用非极大值抑制和双阈值处理^[22], 获得最终的轮廓检测结果。本文模型与文献[2]中各向同性、各向异性模型检测流程与效果图如图 4 所示。

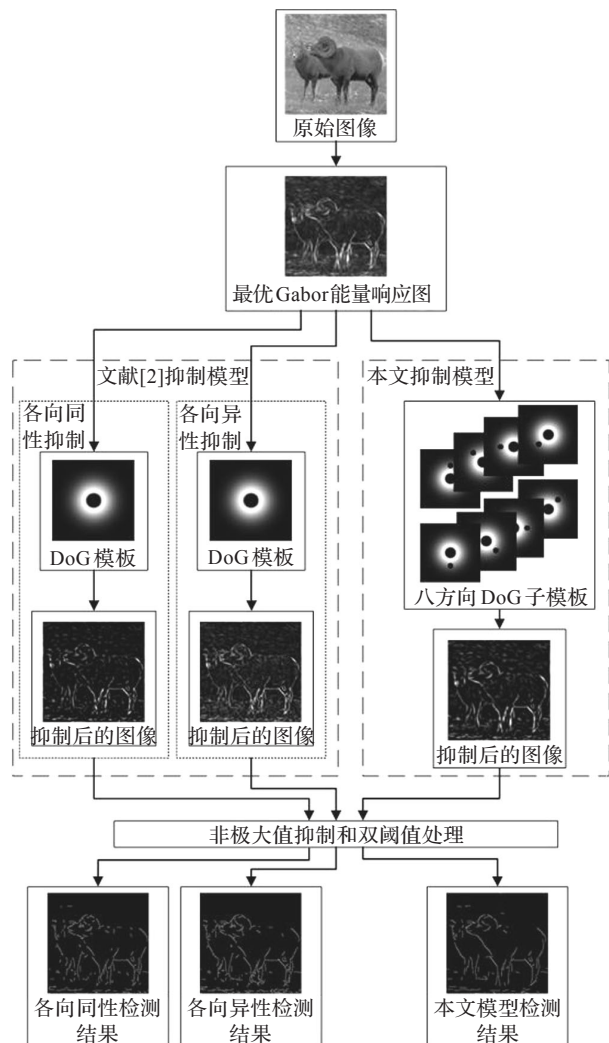


图4 文献[2]与本文模型检测流程与效果图

3 实验结果与分析

3.1 评测标准

采用与文献[2]相同的性能评价标准,其公式如下式所示,其中评测标准 P 在 $[0, 1]$ 之间。

$$P = \frac{card(C)}{card(C) + card(C_{FP}) + card(C_{FN})}$$

(17)

式中 $card(X)$ 表示集合 X 中成员的数目; C , C_{FP} 和 C_{FN} 分别表示正确检测的轮廓,虚假轮廓与遗漏的轮廓。如果所有的真实的轮廓都正确地检测出来,并且没有背景边缘被错检为轮廓像素,则 $P = 1$;错检(漏检)越多时, P 越接近 0。

错误检测率和漏检测率分别由 e_{FP} 和 e_{FN} 表示。

$$e_{FP} = card(C_{FP}) / card(C)$$

(18)

$$e_{FN} = card(C_{FN}) / card(C)$$

(19)

3.2 实验结果

为了检验本文算法的性能,实验中选取自然场景的 5 幅图像作为对象,性能指标评价标准选用上述 P 值。在硬件平台 CPU 为 Intel® core™ i5-3337U,主频为 1.8 GHz,内存为 4 GB 的计算机上,使用 MATLAB 2012b 仿真软件,分别针对文献[2]中各向同性抑制模型、各向异性抑制模型,文献[8]中开关式各向同性周围抑制模型,文献[16]中人眼微动模型以及本文所提抑制模型进行处理。其中为了使实验数据具有可比性,将文献[16]所用的红外图像延伸为本文所用灰度图像,并采用双阈值和分位数 p 处理。为了全面评估检测结果的鲁棒性,实验中将本文的模型与文献[2],[8],[16]中所提抑制模型分别采用 100 组参数获得了相应的 P 值。

其中文献[2]模型的参数组合为: $\sigma \in \{1.0, 1.2, 1.4, 1.6, 1.8, 2.0, 2.2, 2.4, 2.6, 2.8\}$, $\alpha \in \{1, 1.2\}$, $p \in \{0.5, 0.4, 0.3, 0.2, 0.1\}$ 。

文献[8]模型的参数组合为: $\sigma \in \{1.0, 1.5, 2.0, 2.5, 3.0\}$, $\alpha \in \{0.6, 0.8, 1.0, 1.2\}$, $\beta \in \{0.5\}$, $p \in \{0.5, 0.4, 0.3, 0.2, 0.1\}$ 。

文献[16]模型的参数组合为: $A \in \{1.25\}$, $B \in \{1.5\}$, $C \in \{1.0, 1.5, 2.0, 2.5, 3.0\}$, $K \in \{0.2, 0.4, 0.6, 0.8\}$, $p \in \{0.5, 0.4, 0.3, 0.2, 0.1\}$ 。

本文所提模型的参数组合为: $\sigma \in \{2.0, 2.5, 3.0, 3.5, 4.0\}$, $\alpha \in \{0.6, 0.8, 1.0, 1.2\}$, $p \in \{0.10, 0.15, 0.20, 0.25, 0.30\}$ 。

图 5 为文献[2],[8],[16]与本文模型的性能盒须图对比,其中,文献[2]中各向同性模型用 I 表示,各向异性模型用 A 表示,文献[8]中开关式各向同性周围抑制模型用 SIS 表示,文献[16]人眼微动模型用 F 表示,本文模型用 O 表示。盒须图上下端的横线代表 P 的最大、最小值,中间红线代表中值, P 值的波动范围越小则鲁棒性越好。通过比较 5 幅图的盒须图,可知使用本文提出的模型较文献[2],[8],[16]模型的大部分最大 P 值、 P 中值高,且波动范围小,说明运用本文提出的模型检测轮廓具有较高的鲁棒性。

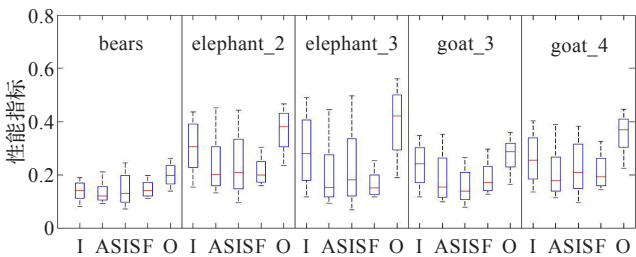


图5 性能盒须图对比

表1 性能参数对比

图像	模型	性能参数		
		e_{FP}	e_{FN}	P
bears	各向同性模型	2.77	0.60	0.19
	各向异性模型	2.72	0.51	0.21
	文献[8]模型	2.06	0.48	0.24
	文献[16]模型	3.92	0.16	0.20
	本文模型	1.57	0.55	0.26
elephant_2	各向同性模型	0.50	0.44	0.44
	各向异性模型	0.58	0.39	0.45
	文献[8]模型	0.29	0.47	0.44
	文献[16]模型	2.19	0.13	0.30
	本文模型	0.43	0.42	0.47
elephant_3	各向同性模型	0.26	0.44	0.49
	各向异性模型	0.95	0.23	0.44
	文献[8]模型	0.48	0.33	0.50
	文献[16]模型	2.89	0.09	0.25
	本文模型	0.22	0.36	0.56
goat_3	各向同性模型	0.76	0.53	0.35
	各向异性模型	1.25	0.37	0.35
	文献[8]模型	1.74	0.48	0.26
	文献[16]模型	2.28	0.12	0.30
	本文模型	0.83	0.49	0.36
goat_4	各向同性模型	0.78	0.42	0.40
	各向异性模型	1.00	0.36	0.39
	文献[8]模型	0.82	0.43	0.38
	文献[16]模型	1.93	0.20	0.33
	本文模型	0.49	0.43	0.45

表 1 列出了文献[2],[8],[16]与本文模型针对 5 幅样本图像的检测性能指标 P 值及相关参数,图 6 为与之对应的检测结果,其中第一行为原始输入图像,第二行为 RuG 数据库 (<http://www.cs.rug.nl/~imaging/>) 提供的真实轮廓图,第三行和第四行分别为文献[2]的各向同性和各向异性模型检测获得的轮廓图,第五行和第六行分别为文献[8]与文献[16]所提模型获得的轮廓图,第七行为本文模型检测获得的轮廓图。其中第六行轮廓图由于文献[16]中后续没有进行非极大值抑制故边缘未能得到更好的细化。由表 1 和图 6 可知,本文模型较文献[2],[8],[16]具有较高的 P 值,且检测结果的轮廓更为清晰,背景纹理掺杂较少,避免了虚假轮廓,更接近于真实轮廓。

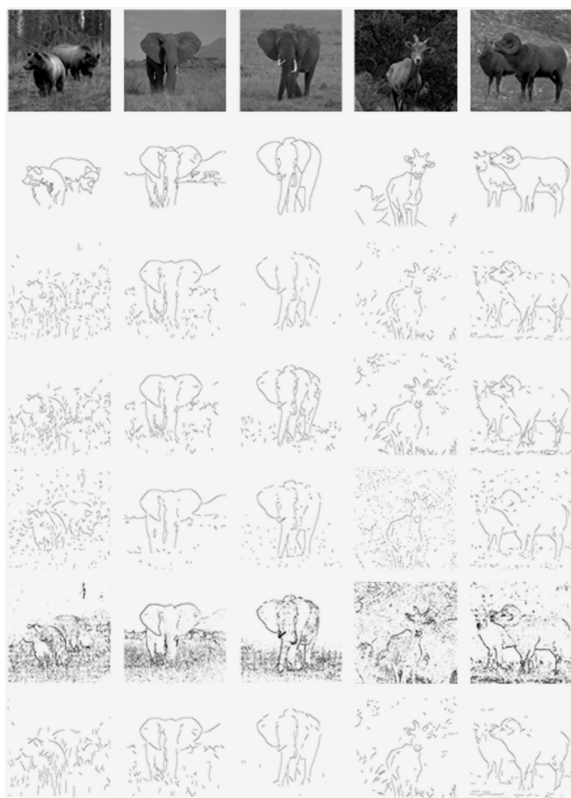


图6 检测结果对比

3.3 实验数据分析

针对 goat_4 图像,从经过抑制后的结果中选取多个边缘点与背景纹理点,比较分析分别运用文献[2]中各向同性抑制模型、各向异性抑制模型与本文所提模型处理后的数据。通过空间频率、标准偏差等统计量的分析,可以直观反映采用本文模型的优势。针对给定的 21×21 邻域的图像,总的空间频率定义为式(20),其中 Row_Freq 和 $Column_Freq$ 分别为行频率和列频率,这个定义的频率表明一幅图像在空间域的整体活动水平。另一个统计量对比度 CON 测量当前窗口变化,由式(23)模拟,其中 μ 是当前平均灰度值^[7,23-24]。

$$SF = \sqrt{(Row_Freq)^2 + (Column_Freq)^2} \quad (20)$$

$$Row_Freq = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [F(i,j) - F(i,j-1)]^2} \quad (21)$$

$$Column_Freq = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [F(i,j) - F(i-1,j)]^2} \quad (22)$$

$$CON = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [F(i,j) - \mu]^2} \quad (23)$$

图7表示在经过抑制模板滤波后得到的图像中分别选取的三个边缘点[88,323]、[485,260]、[374,340]的

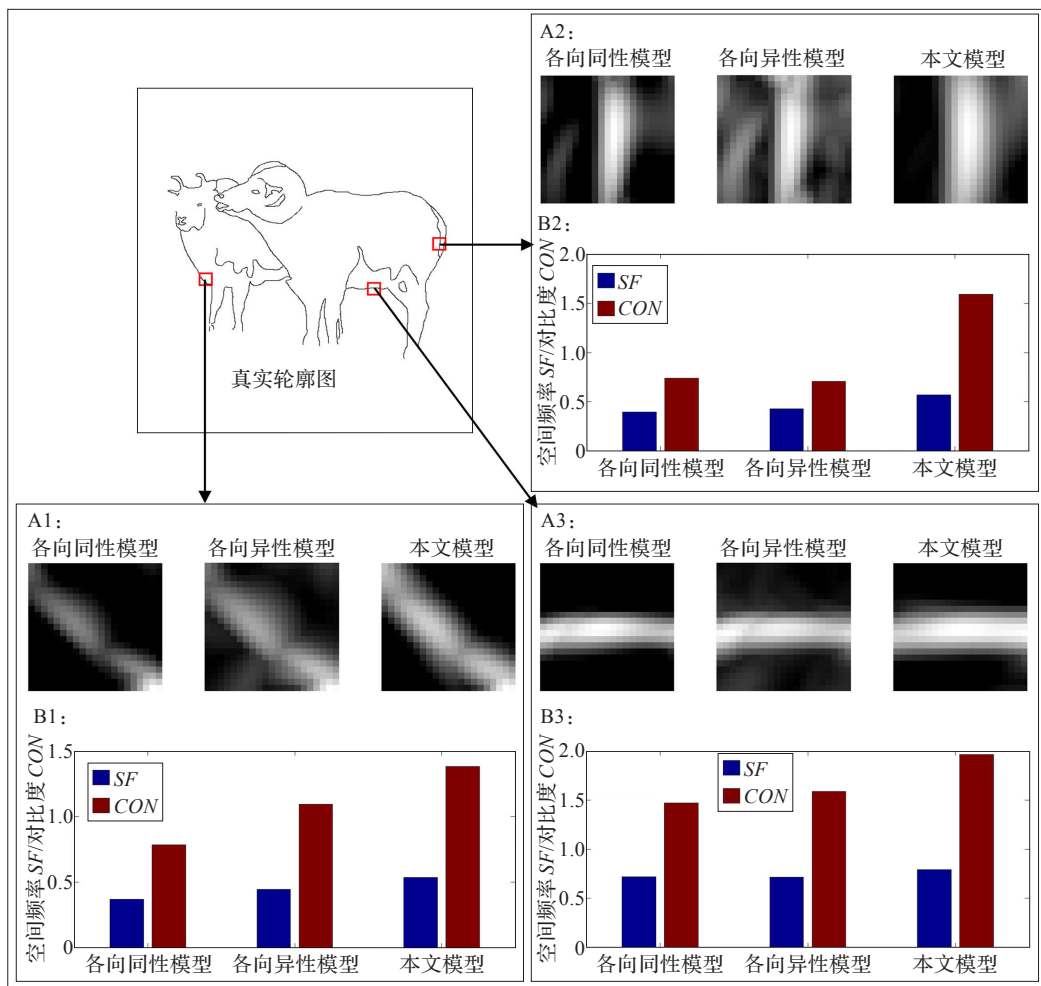


图7 图像 goat_4 的边缘点特征分析

21×21的邻域放大图及统计量图。图8表示在经过抑制模板滤波后得到的图像中分别选取的三个背景纹理点[227, 147]、[225, 247]、[448, 392]的21×21的邻域放大图及统计量图。其中A1、A2、A3分别表示红色方框区域的点经过三种算法处理后的21×21尺度的放大图；B1、B2、B3分别代表红色方框区域的特征统计,其中第一列代表总的空间频率(*SF*)，第二列代表对比度(*CON*)。通过比较邻域放大图A1、A2、A3及统计量图B1、B2、B3,可以得知针对边缘点运用文中提出的新模型黑白对比更为明显,灰度值差异较大,得到较高的空间频率及对比度,使得轮廓更为清晰圆滑,避免了轮廓缺失;针

- [2] Grigorescu C, Petkov N, Westenberg M. Contour detection based on nonclassical receptive field inhibition[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(7): 729-739.
- [3] Grigorescu C, Petkov N, Westenberg M A. Contour and boundary detection improved by surround suppression of texture edges[J]. Image and Vision Computing, 2004, 22(8): 609-622.
- [4] Xiao J, Cai C. Contour detection based on horizontal interactions in primary visual cortex[J]. Electronics Letters, 2014, 50(5): 359-361.
- [5] Cai C. Contour integration and segmentation with a new lateral connections model[C]//Seventh International Symposium on Multispectral Image Processing and Pattern Recognition(MIPPR2011), 2011.
- [6] Yang K, Li Y. A contour detection model based on surround inhibition with multiple cues[M]//Pattern Recognition. Berlin Heidelberg: Springer, 2012: 145-152.
- [7] Han J, Yue J, Zhang Y, et al. Salient contour extraction from complex natural scene in night vision image[J]. Infrared Physics & Technology, 2014, 63: 165-177.
- [8] 曲智国, 王平, 高颖慧, 等. 基于开关式周围抑制的轮廓检测方法[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2012, 42(6): 1602-1607.
- [9] Sang N, Li H, Peng W, et al. Knowledge-based adaptive thresholding segmentation of digital subtraction angiography images[J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(8): 1263-1270.
- [10] 桑农, 唐奇伶, 张天序. 基于初级视皮层抑制的轮廓检测方法[J]. 红外与毫米波学报, 2007, 26(1): 47-51.
- [11] Tang Q, Sang N, Zhang T. Extraction of salient contours from cluttered scenes[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(11): 3100-3109.
- [12] 杜晓凤, 李翠华, 李晶. 基于复合感受野的轮廓检测算法[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(7): 1630-1634.
- [13] Huang W, Jiao L, Jia J, et al. A neural contextual model for detecting perceptually salient contours[J]. Pattern Recognition Letters, 2009, 30(11): 985-993.
- [14] 寿天德. 视觉信息处理的脑机制[M]. 合肥: 中国科技大学出版社, 2010: 190-191.
- [15] Martinez-Conde S, Macknik S L, Hubel D H. The role of fixational eye movements in visual perception[J]. Nature Reviews Neuroscience, 2004, 5(3): 229-240.
- [16] 闫金铭, 李言俊, 张科. 基于人眼视觉机理的红外图像边缘提取[J]. 火力与指挥控制, 2009, 34(1): 60-62.
- [17] 徐天阳, 吴小俊. 基于Gabor变换的快速跟踪算法[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(6): 134-138.
- [18] 寿天德, 周逸峰. 视觉系统皮层下细胞的方位和方向敏感性[J]. 生理学报, 1996, 48(2): 105-112.
- [19] Hubel D H, Wiesel T N. Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex[J]. The Journal of Physiology, 1962, 160(1): 106-154.
- [20] 刘建立, 沈菁, 王蕾, 等. 织物纹理的简单视神经细胞感受野的选择特性[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(1): 185-190.
- [21] 毛晓波, 陈铁军. 仿生型机器视觉研究[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(10): 2903-2905.
- [22] Canny J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986(6): 679-698.
- [23] Walker G A, Ohzawa I, Freeman R D. Asymmetric suppression outside the classical receptive field of the visual cortex[J]. The Journal of Neuroscience, 1999, 19(23): 10536-10553.
- [24] Xing J, Heeger D J. Measurement and modeling of center-surround suppression and enhancement[J]. Vision Research, 2001, 41(5): 571-583.

(上接 170 页)

- [11] 王成章. 基于三维模型的人脸识别算法的研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2008.
- [12] 王跃明, 潘纲, 吴朝晖. 三维人脸识别研究综述[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008, 20(7): 819-829.
- [13] Adam D, Tibbalds. Three dimensional human face acquisitions for recognition[D]. Cambridge: University of Cambridge, 1998.
- [14] 张雨禾, 耿国华, 刘伦椿, 等. 基于L邻域分割的结构纹理合成方法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2014, 35(10): 1265-1271.
- [15] Zhao W Y. Robust image based 3D face recognition[D]. University of Maryland, 1999.
- [16] 王旭东, 任炳俐, 孙尚迪. 基于二维PCA算法的三维人脸识别[J]. 电子制作, 2013(12).
- [17] 冯筠, 陈雨, 全鑫龙, 等. 三维颅骨特征点的自动标定[J]. 光学精密工程, 2014, 22(5): 1388-1394.
- [18] 王劭寅. 基于区域统计模型的正颌手术仿真关键算法研究[D]. 西安: 西北大学, 2012.
- [19] Cootes T F, Taylor C J, Cooper D H. Active shape models-their training and applications[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1995, 61(1): 38-59.
- [20] Holland J H. Adaptation in natural and artificial systems[M]. Ann Arbor: The University of Michigan Press, 1975.
- [21] 麻宏静, 张德同, 冯筠. 基于相对角分布聚类和支持向量机的3D人脸特征点匹配技术的研究[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(5): 850-856.
- [22] 麻宏静. 基于相对角聚类和支持向量机的人脸特征点定位技术研究[D]. 西安: 西北大学, 2010.