doi:10.3772/j.issn.1002-0470.2024.01.002

基于双通路视觉系统的自适应轮廓检测模型①

王宪保② 陈 斌 项 圣 陈德富 姚明海

(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)

摘要 在轮廓检测领域,背景纹理的干扰容易造成轮廓提取不完整。针对这一问题,本 文提出了一种基于双通路视觉系统的自适应轮廓检测模型。首先从皮层下通路的信息采 集与评估过程出发,对图像整体的显著性进行评估,以此获得轮廓信息的可能性分布;然 后采用自适应尺度的高斯导函数对经典视觉通路中感受野的动态特性进行模拟,加强了 模型对轮廓细节的捕获;最后在外周抑制算法的基础上,结合像素的空间分布对所有边缘 的稀疏性进行度量,更加准确地区分了轮廓和纹理边缘。实验结果表明,本文模型可以有 效抑制背景纹理,提升轮廓连续性,具有较好的轮廓检测性能。

关键词 轮廓检测;视觉机制;显著评估;感受野;稀疏度量

轮廓检测是计算机视觉领域的一个基本问题, 也是重要的图像预处理环节,其目的是准确获取物 体形状边界的稀疏表达,常被应用于图像分割^[1]、 目标识别^[2]等高级视觉任务。

以 Prewitt 算子^[3]、Canny 算子^[4]为代表的传统 检测算法,边缘定位准确但对背景纹理敏感。基于 机器学习的算法通过整合局部特征^[5]、结合多尺度 分析^[6]等方式提高了一定的准确率,但结果依然不 理想。而检测效果较好的深度学习算法^[7,8]需要耗 费巨大的时间成本,同时也对硬件设施提出了更高 的要求。不同于深度学习依赖训练和强大算力,仿 生算法通过模拟视觉信息加工机理可以适用于单张 图像且同样实现了较好的轮廓检测效果,其大致可 以分为基于感受野特性和基于感知机制2类。

基于感受野特性的算法依据细胞感受野对刺激 的响应进行设计。经典感受野(classical receptive field, CRF)具有的朝向选择性常被用于边缘提取, 而非经典感受野(non-classical receptive field, NCRF) 对其中心 CRF 响应的外周抑制作用常被用于背景 纹理的抑制。Grigorescu 等人^[9]据此考虑距离和朝 向因素,提出各向同性与各向异性2种外周抑制算法,其采用的同心圆式感受野计算简洁高效,但会导致弱轮廓被过度抑制。窦燕等人^[10]在静态的半椭圆环式感受野基础上融合了固视微动,克服了视网膜在均衡刺激下的信息丢失问题,更好地区分了背景和前景。Yang等人^[11]引入多个局部特征调节外周抑制,提高了轮廓定位准确度。Zhang等人^[12]模拟细胞视差敏感性,组合深度与亮度,进一步提高了轮廓提取能力。

基于感知机制的算法着眼于视觉系统层级交互 关系。Melotti 等人^[13]采用特定排列的感受野模拟 了外膝体到初级视皮层(primary visual cortex, V1 区)的映射,与真实的响应更加接近;通过引入神经 元间的推拉式抑制机制,有效凸显了主体轮廓。陈 树楠等人^[14]依照视网膜→外膝体→V1 区这一经典 视觉通路的分层响应模式提出了较完整的检测框 架,综合暗视觉、侧抑制和微动整合机制,在复杂场 景的轮廓检测中保持了较好的鲁棒性。

尽管以上仿生算法取得了一定成果,但还是存 在以下问题。

① 国家自然科学基金(61871350)和浙江省基础公益研究计划(LGG19F030011)资助项目。

② 男,1977年生,博士,副教授;研究方向:神经网络,机器学习;联系人,E-mail: wxb@zjut.edu.cn。 (收稿日期:2022-06-23)

(1)基于感知机制的算法大多只关注经典视觉 通路的分层响应,忽略了皮层下通路对信息的整体 评估与调制反馈作用^[15-16],导致轮廓断裂较多。

(2) 基于感受野特性的算法通常预设尺度,未 考虑感受野面对不同刺激的动态调整能力^[17],易于 遗漏部分轮廓信息。

(3) 模拟 NCRF 外周抑制作用的算法在抑制纹 理的同时会削弱轮廓强度,且在纹理较强的图像中 轮廓定位不够准确,误检率较高。

针对上述问题,本文基于双通路视觉系统的感知机制与生理特性,提出了一种自适应稀疏抑制模型(adaptive sparsity inhibition model, ASIM),其贡献主要表现在以下3个方面。

(1)模拟皮层下通路的信息评估机制,提出了 适用于轮廓检测的显著评估方法,判断图像不同位 置包含轮廓信息的可能性,为轮廓检测指出需精细 感知的区域。

(2)模拟感受野方向选择与动态特性,提出了 自适应尺度的边缘提取方法,基于显著值调节尺度, 提高了轮廓细节检出能力。

(3) 模拟 NCRF 外周抑制作用对纹理进行抑制,并针对轮廓抑制过度问题,提出了结合空间分布的稀疏度量方法,增强主体轮廓的同时降低了误检率。

1 相关工作

常见的轮廓检测实现思路是:先提取边缘信息, 后对其中的纹理边缘进行选择性抑制,最后获得主 体轮廓。

针对边缘提取,研究者受具有朝向选择性的简 单细胞启发,通过对 CRF 进行模拟,得到了几种有 效的边缘提取模型。其中,高斯导函数模型^[18]由于 较好地拟合了 CRF 的时空响应,可以有效提取多方 位边缘,被广泛应用于各种轮廓检测模型。

针对纹理抑制,Grigorescu 等人^[9]利用 NCRF 外 周抑制机理,提出了各向同性抑制和各向异性抑制 2 种算法,取得了较好的效果。其中,各向同性抑制 算法考虑了距离在 NCRF 外周抑制过程中产生的影 响,即 NCRF 外周抑制的强度通常随着与 CRF 中心 的距离增加而减小。他们采用高斯差分(difference of Gaussians, DoG)函数作为距离权重,其外周抑制 项的计算如式(1)所示。

$$\begin{cases} Inh(x, y) = E(x, y) \cdot w_d(x, y) \\ w_d(x, y) = \frac{N (DoG(x, y))}{\| N (DoG(x, y)) \|_1} \\ DoG(x, y) = \frac{1}{2\pi (4\sigma)^2} \exp\left\{-\frac{x^2 + y^2}{2(4\sigma)^2}\right\} \\ -\frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right\} \\ N(z) = \max\{0, z\} \end{cases}$$
(1)

其中, Inh(x, y) 表示 NCRF 外周抑制项, E(x, y)表示 CRF 响应, $w_d(x, y)$ 表示距离权重, $\|\cdot\|_1$ 表示 L_1 范数, DoG(x, y) 表示高斯差分函数, σ 表 示 CRF 的尺度。非线性函数 N(z) 起半波整流作 用,用于保证神经元响应非负。

经外周抑制后的轮廓响应为

 $R(x, y) = N(E(x, y) - \alpha \cdot Inh(x, y))$ (2) 其中, R(x, y)为轮廓响应; α 为抑制强度系数,用 于调节外周抑制的强度。此后,众多研究者或改进 NCRF 模型的结构,或在式(2)的基础上,将多种特 征以单独或组合的形式融入外周抑制,从而提高算 法轮廓检测能力。

2 模型实现

基于视觉系统中皮层下通路和经典视觉通路对 视觉信息不同的处理方式,本文提出了 ASIM 模型。 模型由显著评估(saliency evaluation,SE)、自适应尺 度的边缘提取(adaptive scale edge extraction,AE)和 基于稀疏度量的纹理抑制(sparsity measure-based texture inhibition,TI) 3 个部分组成。

整体模型的工作流程如图 1 所示。SE 作为预 处理,对输入图像进行整体分析,得到表示轮廓信息 可能性分布的显著图。AE 基于 SE 生成的显著图, 通过自适应调整感受野尺度进行检测,并引入高斯 导函数模型提取多方位边缘,得到细节丰富的初级 轮廓响应。最后由 TI 对 AE 得到的初级轮廓响应 进行纹理抑制,采用基于稀疏度量的纹理抑制方法 提高主体轮廓对比度,降低误检率,最终得到较为清 晰的轮廓图像。



图 1 ASIM 模型的工作流程

2.1 显著评估

视觉系统中存在一条皮层下通路具备一定的信息评估能力^[15-16],基于跨层级的传递方式可以快速 感知整体轮廓,并通过眼动转移注意、优化信息采集 过程^[19]。受这种机制启发,本文提出一种适用于轮 廓检测的显著评估方法,在对主体轮廓快速定位的 同时,充分考虑背景区域包含轮廓信息的可能性,形 成需精细检测区域以指导后续尺度调节,为轮廓边 缘的提取打下良好基础。

自然场景中,亮度和对比度等基本视觉特征是 影响视觉注意转移到显著区域的重要因素^[20],因此 本文采用余弦加权窗口^[21]对输入图像*I*(*x*, *y*) 计算 亮度 *L*(*x*, *y*) 和对比度 *C*(*x*, *y*),模拟视网膜对输 入信息的编码过程。

图像区域的显著性不仅受局部特征等外观因素 影响,还与各区域间的距离相关^[22]。越相近的2个 区域,其外观上的差异会越明显;而随着距离的增 大,其外观差异对它们显著性的影响则会逐渐减小。 为了表示2个图像区域在显著值上相互影响的程 度,本文提出了相异度的概念,其定义如式(3)所 示。

$$d = \frac{\beta \cdot d_{\rm L}(m,n) + (1-\beta) \cdot d_{\rm C}(m,n)}{d_{\rm distance}}$$
(3)

其中, m 和 n 表示图像上任意的 2 个区域, d_L(m, n) 和 d_c(m,n) 分别表示 2 个区域在亮度和对比度 上的差异,计算上采用两区域中对应位置亮度或对 比度差值的均方根。此外,由于低亮度图像中区域 间亮度差异较小,若与对比度差异采用相同权重将 导致相异度始终在较小范围内,进而影响显著值的 计算。为避免这一问题,本文设置特征比例系数 β, 以归一化后的图像平均亮度作为取值,以此提高低 亮度图像中对比度差异的贡献。d_{distance} 表示 2 个图 像区域中心像素间归一化后的距离。

于是,像素 (x, y) 处的显著程度可以通过其所 处的图像区域 m 与其他所有区域 n 之间的相异度 进行判断。考虑到依次计算区域 m 与所有区域 n 之间的相异度需耗费大量时间,本文采用 Goferman 等人^[23]的方法搜索得到与区域 m 相异度最大的 K 个图像区域,并通过初步实验确定了 K 的取值。因 此, (x, y) 处的初级显著值计算过程如式(4)所示。

$$S^{*}(x, y) = \frac{1}{K} \sum_{1 \le k \le K} d(m(x, y), n_{k}(x, y))$$

(4)

其中, $S^*(x, y)$ 表示初级显著值, K 为参与计算的 图像区域数量, $n_k(x, y)$ 表示与区域 m(x, y) 相异 度最大的 K 个区域。

需要注意的是,通过区域相异度计算显著值可 以快速定位显著的主体轮廓,但不能完全反映背景 信息在轮廓检测中的重要性。由于光照、雾霾等因 素的影响,弱轮廓边缘与背景的分界并不明显,这意 味着在距离主体较近的背景区域有很大可能包含了 轮廓信息。因此,本文以式(4)计算得出的初级显 著图为基础,首先采用大津法对其二值化,得到显著 的主体轮廓;然后对背景区域进行距离加权,使得距 离显著主体越近的背景区域拥有越高的权重;最终 获得表征轮廓信息可能性分布的显著图,其计算方 式如式(5)所示。

 $S(x, y) = S^*(x, y) \cdot (1 - d_e(p(x, y), ncp(x, y)))$ (5)

其中, S(x, y) 表示像素 p(x, y) 处的显著值, ncp(x, y) 为显著主体中距离 p(x, y) 最近的像素, $d_e(p(x, y), ncp(x, y))$ 表示两者距离。

2.2 自适应尺度的边缘提取

采用固定尺度的边缘提取方法往往只能检测特 定频率下的边缘,导致许多轮廓信息的遗漏。与之 不同的是,经典视觉通路在面对不同的视觉刺激时, 可以通过感受野的动态变化对这些刺激进行自适应 处理^[17]。因此,本文在显著评估的基础上,提出了 一种自适应尺度的边缘提取方法,其基本思想是通 过皮层下通路反馈的显著值,自适应调节感受野尺 度,实现不同频域边缘细节的提取。

本部分工作流程如图 2 所示,分为自适应尺度 的计算、朝向选择的模拟和多方位边缘响应的融合 3 步。



图 2 AE 的工作流程

为了与感受野响应变化的生理机制更加接 近^[24],本文使用 Sigmoid 函数作为激活函数,并考虑 到感受野尺度与检测精细程度呈反比的关系,对其 改进得到如式(6)所示的自适应调制函数。

$$\sigma_{s}(x, y) = \frac{a}{1 + e^{-b \cdot (0.5 - S(x, y))}}$$
(6)

其中, S(x, y) 为经归一化处理的显著值,表示该处 为轮廓像素的可能性; $\sigma_s(x, y)$ 为对应的感受野尺 度; (a,b) 为一组调整尺度变化范围的参数,即通 过 (a,b) 来确定自适应尺度的上下界,取值范围为 $[1,10]_{\circ}(a,b)$ 偏大时,尺度范围较大,过大的尺度 易于导致轮廓细节丢失,过小的尺度则使得纹理边 缘被一并提取; (a,b) 偏小时,尺度范围较小,不同 显著值处尺度接近,进而遗漏多尺度信息。为此,本 文进行了多组尺度范围下边缘提取性能调优的预实 验,确定了 (a,b) 的最优参数值为 $(4,3)_{\circ}$

V1 区简单细胞能从图像中提取边缘信息凭借 的是被称为朝向选择的生理特性^[24],即具有特定朝 向喜好的感受野会对该朝向的边缘产生较强响应。 近年来有研究发现具有方向滤波作用的高斯导函 数^[14,18]与这类感受野对视觉信息的处理十分近似, 这为模拟 CRF 的边缘提取提供了有效途径。高斯 导函数可由式(7)描述。

$$\begin{cases} RF(x, y; \sigma_s, \theta) = \frac{\partial G(\tilde{x}, \tilde{y}; \sigma_s, \theta)}{\partial \tilde{x}} \\ G(\tilde{x}, \tilde{y}; \sigma_s, \theta) = \frac{1}{2\pi\sigma_s^2} \exp\left\{-\frac{\tilde{x}^2 + \gamma^2 \tilde{y}^2}{2\sigma_s^2}\right\} \end{cases}$$
(7)

其中, *RF* 表示感受野; *G* 表示二维高斯函数; $\tilde{x} = x\cos\theta + y\sin\theta$, $\tilde{y} = -x\sin\theta + y\cos\theta$; θ 表示感受野的 最优朝向; γ 为感受野的椭圆率; σ_s 为式(6)得到的 自适应尺度。

将不同朝向的感受野与图像进行卷积,可以得 到对图像 *I*(*x*, *y*)的多方位边缘响应,如式(8)所示。

 $e(x,y;\sigma_s(x,y),\theta_i) = I(x,y) * RF(x,y;\sigma_s(x,y),\theta_i)$ $i = 1,2,\dots,N_{\theta}$ (8)

其中, * 表示卷积操作, N_{θ} 表示朝向的数量。

最后,采取 Winner-Take-All(WTA)策略^[11-12]对 多方位边缘响应进行融合,即针对每个像素,取该位 置所有朝向感受野响应中的最大值,形成初级轮廓 响应 *E*(*x*, *y*),如式(9)所示。

 $E(x, y; \sigma_s(x, y)) = \max\{e(x, y; \sigma_s(x, y), \theta_i) \mid i = 1, 2, \dots, N_{\theta}\}$ (9)

2.3 基于稀疏度量的纹理抑制

AE 得到的初级轮廓响应 *E*(*x*, *y*) 包含了大量 纹理边缘,这对后续的轮廓提取造成了干扰。为了 突出主体轮廓,该部分主要实现对纹理等冗余信息 的选择性抑制功能。目前众多仿生算法通过对 NCRF 外周抑制机理进行模拟,能够较为有效地消 除大部分纹理,但同时也会造成部分轮廓信息丢失, 且对强纹理边缘的抑制不够理想。

因此,本文提出了一种基于稀疏度量的纹理抑制方法。在外周抑制之前,通过对初级轮廓响应 *E*(*x*, *y*)的稀疏性进行度量,进一步提高轮廓与纹 理的对比度,实现了对主体轮廓的增强和对强纹理 的抑制。

Alpert 等人^[25]曾提出一个稀疏度量方法用于 图像分割领域,公式如下:

— 18 —

$$spar(x, y) = \frac{1}{\sqrt{n} - 1} \left(\sqrt{n} - \frac{\| hist(x, y) \|_{1}}{\| hist(x, y) \|_{2}} \right)$$
(10)

其中, spar(x, y)表示 (x, y)处的局部稀疏度,稀 疏度高的为轮廓,稀疏度低的为纹理; hist(x, y)表 示图像在以 (x, y)为中心的局部窗口的直方图, n是 hist(x, y)的维度, $\|\cdot\|_{p}$ 为 L_{p} 范数。

这一方法只考虑了像素的局部稀疏度,忽略了 像素在空间上的分布,仅能粗略划分轮廓和纹理区 域。为此,本文结合像素的空间分布关系对此稀疏 度量方法进行了改进。将像素(x,y)所处的局部 窗口视作图像块 *P*_{xy},取其周围多个图像块组成的 区域 *S*_{xy} 进行研究,如图 3 所示。



图 3 结合空间分布的稀疏度量方法示意图

一般而言,纹理像素点所处图像块的像素平均 值 Ē 和局部稀疏度 spar 相较轮廓像素点所处图像 块更低。特别地,对于图4(f)所示的这类整体响应 较强的纹理,单从图像块的角度无法将其与轮廓进 行区分,但是在更大区域内具有重复排列特点,表现 为各图像块均值接近,有着较低的离散度。针对该 现象,本文基于图像块的像素均值及所处区域的离 散度,引入空间分布系数实现纹理与轮廓的区分。 采用空间分布系数加权后的稀疏度量方式如下:

 $\begin{cases} SE(x, y) = \eta(x, y) \cdot spar(x, y) \\ \eta(x, y) = \min\{\overline{E}(x, y \mid P_{xy}), \delta(x, y \mid S_{xy})\} \end{cases}$ (11)

其中, SE(x, y) 表示稀疏轮廓响应, η 为空间分布 系数; P_{xy} 表示以 (x, y) 为中心的图像块, $\bar{E}(x, y |$ P_{xy}) 为图像块 P_{xy} 的像素均值, 反映了图像块的平 均边缘响应强度; S_{xy} 表示以图像块 P_{xy} 为中心的区 域, $\delta(x, y | S_{xy})$ 为区域 S_{xy} 内图像块均值的标准 差,反映了区域 S_{xy} 内图像块的离散程度。

最后本文采用计算上简洁高效的各向同性抑制 方法(式(1))模拟 NCRF 的外周抑制,得到外周抑 制项 *Inh*(*x*, *y*)。最终轮廓响应为

$$R(x, y) = \mathbb{N} \left(SE(x, y) - \alpha \cdot Inh(x, y) \right)$$
(12)

其中, α 为抑制强度系数; N(·)如式(1)所定义, 用于保证响应不为负数。

以2种典型情况对基于稀疏度量的纹理抑制方 法处理效果进行说明。仅采用外周抑制方法容易导 致弱轮廓边缘被过度抑制而断裂(图4(c)),同时 也无法全部去除强纹理区域(图4(g))。相反,通 过提前对初级轮廓响应进行稀疏度量,有效地增强 了轮廓信息(图4(d)),也更好地抑制了大片的纹 理区域(图4(h))。



图 4 基于稀疏度量的纹理抑制方法处理效果

3 实验结果与分析

3.1 实验设计与评价指标

本文实验的硬件环境采用 Windows10 64 位操 作系统,16 GB 内存,处理器为 Intel © Core(TM) i5-10600 CPU 4.80 GHz,软件平台为 Matlab 2018a。本 文在数据集 RuG40 和 BSDS500 上对所提模型的有 效性进行验证。RuG40 包含 40 张大小为 512 × 512 像素的自然场景的灰度测试图,每张测试图对应了 一张人工标注的基准轮廓图。BSDS500 包含 200 张 训练图、100 张验证图和 200 张测试图,所有图像大 小均为 321 × 481 或 481 × 321 像素,每张图存在 5 ~ 10 个基准轮廓图,实验中取所有基准轮廓计算得到 的指标均值作为最终性能指标。 本文采用非极大值抑制和滞后阈值将模型提取 到的轮廓处理为单像素宽的二值图,并设定了整体 性能指标 *P*、误检率 *e*_{FP} 和漏检率 *e*_{FN}^[9] 对检测结果 进行评价。各指标定义如下:

$$P = \frac{card(E)}{card(E) + card(E_{\rm FP}) + card(E_{\rm FN})}$$
(13)

$$e_{\rm FP} = \frac{card(E_{\rm FP})}{card(E)} \tag{14}$$

$$e_{\rm FN} = \frac{card(E_{\rm FN})}{card(E_{\rm GT})}$$
(15)

其中, $card(\cdot)$ 表示集合的元素数量, E 表示正确检 测到的像素集, E_{CT} 表示基准轮廓像素集, E_{FP} 和 E_{FN} 分别表示误检、漏检像素集。

误检率 e_{FP} 体现了对纹理的敏感度,而漏检率 e_{FN} 体现了对轮廓边缘的检出能力。P 值兼顾了正确 检测、误检和漏检,可以准确度量检测轮廓与基准图 像的相似性。因此,更高的 P 值反映了模型更好的 检测性能。

本文所有实验的参数设置如表1所示,由于抑制强度α与滞后阈值p会影响轮廓提取的效果,本 文对其以0.1为步长组合进行实验,获得最优指标。

参数名称	参数含义	参数值
β	特征比例系数	[0,1]
Κ	参与计算的区域数量	64
γ	感受野椭圆率	0.5
(<i>a</i> , <i>b</i>)	自适应参数	(4,3)
$N_{ heta}$	最优朝向数量	8
α	抑制强度	[0.1:0.1:1.0]
p	滞后阈值(高)	[0.1:0.1:1.0]

表1 参数表

3.2 模型验证

3.2.1 处理效果

本实验使用一张自然图像对模型各部分处理能 力进行验证,并局部放大来直观展示效果。

自然图像存在大量纹理干扰,例如图 5(a)所示 草地影响了象蹄轮廓的完整性,给轮廓提取带来了 挑战。图 5(b)为 SE 得到的显著图,大象主体轮廓 高亮,与背景有着较好的区分度。在放大区域中,背 景的显著值朝象蹄靠近而递增,表明存在轮廓信息 的概率逐渐变大,为后续边缘检测提供了可靠的指导。图5(c)为AE输出的初级轮廓响应,大尺度感受野对背景纹理起到了很好的平滑作用,而小尺度 感受野则检出了众多细节。其中象蹄下侧边缘被成 功提取,证明了SE与AE两部分在轮廓信息保留与 提取上的有效性。图5(d)为TI的处理结果,相比 图5(c)主体轮廓更加粗壮,更多纹理被抑制,表明 基于稀疏度量的纹理抑制能够增强轮廓信息,提高 轮廓的定位能力,降低误检率。



3.2.2 SE-AE 边缘提取能力验证

本文中 SE 为模型的预处理部分,提供全局显 著值以调节 AE 中感受野的尺度,实现自适应尺度 的边缘提取,因此其有效性同样是通过漏检率 *e*_{FN} 和整体最优 *P* 值进行衡量。

本实验将 SE 与 AE 相结合,记作 SE-AE,通过 固定 TI 验证有效性,结果列于表2。实验1~3 采用 固定尺度的 SE-AE。其中,实验2 固定尺度的选取 遵循文献[9,11],实验1和3 的固定尺度分别为本 模型在表1 参数下的自适应尺度上下界。实验4 采 用自适应尺度的 SE-AE。

表 2 SE-AE 边缘提取能力验证

实验	尺度	Ru	RuG40		BSDS500	
		$e_{\rm FN}\downarrow$	$P\uparrow$	$e_{\rm FN}\downarrow$	$P\uparrow$	
1	0.8	0.357	0.443	0.559	0.296	
2	2.0	0.374	0.469	0.513	0.300	
3	3.2	0.430	0.422	0.584	0.285	
4	自适应	0.341	0.500	0.485	0.316	

对比实验 4 与实验 1 ~ 3 可知,本文提出的 SE-AE 在 2 个数据集上的漏检率 *e*_{FN} 较固定尺度方法分 别下降了 4.5% 和 5.5%,最优 *P* 值分别提高了6.8%

-20 -

和 5.3%。结果表明,基于显著值自适应调节尺度 能对不同频域下的轮廓边缘敏感,有效避免了轮廓 信息遗漏,显示了 SE-AE 良好的边缘提取能力。

3.2.3 TI 纹理抑制能力验证

本实验以 AE 得到的初级轮廓响应为输入,采 用误检率 e_{FP} 与整体最优 P 值作为评价指标,验证 TI 的纹理抑制能力。

如表3 所示,实验1 不进行任何纹理抑制,实验2 仅采用各向同性抑制方法(isotropic inhibition,ISO), 实验3 仅采用本文提出的稀疏度量方法(sparsity measurement,SM),实验4 结合了各向同性抑制方法 和稀疏度量方法(ISO+SM),即本文 TI 部分提出的 基于稀疏度量的纹理抑制方法。

表 3 TI 纹理抑制能力验证

实验	纹理抑	RuG40		BSD	BSDS500	
	制方法	$e_{\rm FP}\downarrow$	$P\uparrow$	$e_{_{\mathrm{FP}}}\downarrow$	$P\uparrow$	
1	/	0.742	0.465	2.482	0.288	
2	ISO	0.650	0.480	2.372	0.301	
3	SM	0.648	0.491	2.311	0.307	
4	ISO + SM	0.545	0.500	1.708	0.316	

由实验1可知,AE 得到的初级轮廓响应中仍有 较多纹理,因此误检率很高,整体最优 P 值较低。 对比实验1~3可知,单独使用 ISO 或 SM 方法均有 效降低了模型在2 个数据集上的误检率 e_{FP},并提高 了整体最优 P 值。由于 SM 相比 ISO 方法更注重轮 廓信息的强化,因此在保持误检率的情况下降低了 漏检率,使得整体最优 P 值有所提高。对比实验 2 ~4 可以发现,本文的 TI 通过组合 ISO 和 SM 方法, 在 2 个数据集上的误检率 e_{FP} 进一步降低了15.9% 和 26.1%,整体最优 P 值进一步提高了1.8% 和 2.9%。结果表明,各向同性抑制方法和稀疏度量方 法在纹理抑制中各有侧重,TI 通过结合 2 种方法, 进一步提高了轮廓与纹理的区分度,使得误检率大 幅下降,整体检测性能上升,证明了 TI 在轮廓强化 与纹理抑制上的有效性。

3.3 对比实验

3.3.1 实际效果评价

为评价 ASIM 模型在图像上的实际检测效果,

本文在数据集 RuG40 和 BSDS500 上进行测试, 与 3 个仿生轮廓检测模型(CORF^[13]、MCI^[11]、CSL-CM^[26])进行对比。从结果中随机选取 2 张图像, 其 检测性能与处理效果如表 4 及图 6 所示。

表 4 为不同模型在 Golfcart 和 42 049 这 2 幅图 像上的检测性能对比。由表 4 可知,在图 Golfcart 上 本文模型 ASIM 具有最好的检测能力,误检率 $e_{\rm FP}$ 、 漏检率 $e_{\rm FN}$ 和 P 值均为最优。在图 42 049 上, ASIM 的 $e_{\rm FP}$ 和 $e_{\rm FN}$ 同时保持在较低水平,最终 P 值最高,这 说明 ASIM 在轮廓细节的提取与纹理的抑制上达到 了很好的平衡。此外在单张图像处理时间的比较 上,尽管 ASIM 的处理速度不及 CORF,但与 CSLCM 相近,且远快于 MCI。因此可以认为, ASIM 在提高 检测性能的同时保持了较快的处理速度。

表4 轮廓检测各项性能对比

图像	模型	性能指标			
		$e_{_{\rm FP}}\downarrow$	$e_{_{\rm FN}}\downarrow$	$P\uparrow$	$t\downarrow$
Golfcart	CORF	0.30	0.27	0.60	0.8 s
	MCI	0.22	0.24	0.65	13.9 s
	CSLCM	0.16	0.26	0.67	3.1 s
	ASIM(本文)	0.12	0.21	0.72	$4.2 \mathrm{s}$
42 049	CORF	0.19	0.06	0.80	0.5 s
	MCI	0.06	0.16	0.80	8.6 s
	CSLCM	0.11	0.07	0.84	1.8 s
	ASIM(本文)	0.08	0.08	0.86	2.4 s

图 6 为不同模型对 Golfcart 和 42 049 这 2 幅图 像的实际检测效果。在图 Golfcart 上,CORF 检测效 果较差,仍存在许多纹理;MCI 细节丢失较多,出现 了轮廓断裂;CSLCM 提取的轮廓连贯性好于 MCI, 但是产生了较多毛刺;本文 ASIM 的 TI 结合了稀疏 度量与外周抑制,更准确地区分了背景纹理和轮廓 边缘,因此图中纹理噪声抑制效果最为明显。在图 42 049 上,CORF 与 CSLCM 均产生了虚假轮廓;MCI 对树枝末端等细节不够敏感;本文 ASIM 通过 SE 针 对性的信息评估策略,配合 AE 以自适应尺度对边 缘进行提取,图像边缘细节清晰,主体连贯完整,视 觉感知效果较好。总之,ASIM 提取的轮廓与基准轮 廓最为接近,具有最好的实际检测效果。



3.3.2 整体检测性能对比

本实验通过计算整个数据集的最优平均 P 值 来显示 ASIM 在整体检测上的优越性,结果使用柱 状图表示。

如图 7 所示,浅色柱表示使用固定的一组最优 参数 (α, p) 得到整个数据集的平均 P 值(全局最 优)。深色柱表示对每张图像使用一组最优参数 (α, p) 得到的平均 P 值(单图最优)。

从图 7 可知, ASIM 将 RuG40 和 BSDS500 上的 全局最优 P 值提高到了 0.50 与 0.32, 单图最优 P 值也达到了 0.56 和 0.35, 这证明了 ASIM 在整体检 测性能的有效性和优越性。此外还可以发现, 其他 模型在 2 个数据集上各有侧重, 如 CSLCM 在 RuG40 上的表现优于 MCI, 在 BSDS500 上则反之。与之不 同的是, ASIM 在 2 个数据集上均有不错的表现, 这 说明 ASIM 具有更好的泛化性, 其模拟的视觉机制 更利于寻找不依赖数据集的图像本质特征。



图 7 数据集 RuG40 和 BSDS500 上的最优平均 P 值

ASIM

4 结论

0.20

0.10 0.00

CORF

针对自然图像中背景纹理干扰轮廓提取的问题,本文构建了基于双通路视觉系统的自适应轮廓 检测模型(ASIM)。该模型由 SE、AE、TI 3 部分构 成。首先,受皮层下通路处理过程启发,SE 中提出 了一种适用于轮廓检测的显著评估方法作为预处 理,通过考虑主体的局部相异度及背景重要性对图 像显著评估,预先筛选出可能存在轮廓的区域。然 后在此基础上,AE 中提出一种自适应尺度的边缘

MCI

(a) 各模型在 RuG40 上的最优平均 P 值

CSLCM

提取方法,模拟感受野的动态特性,自适应调整尺度 提取多方位边缘,加强了对弱轮廓边缘的捕获,增强 了轮廓完整性。最后,TI采用各向同性抑制方法模 拟 NCRF 外周抑制作用,同时提出稀疏度量方法,从 空间分布关系的角度衡量边缘稀疏性,实现了主体 轮廓强化与背景纹理抑制。本文通过实验验证了模 型各部分的有效性,并与 CORF、MCI、CSLCM 等主 流仿生模型进行了比较。结果表明,本文模型具有 较好的检测效果,背景纹理抑制充分,轮廓主体突 出,细节丰富。 本文 ASIM 中模拟皮层下通路预先对图像整体 进行评估的做法为基于视觉机制的轮廓检测方法提 供了新的思路。本模型具有低成本、无监督的优势, 可以较好地适用于单张图像和数据集的处理。后续 研究一方面可继续探讨高级视皮层的反馈机制在轮 廓检测中发挥的作用,另一方面可探讨本文所提取 的轮廓如何应用于目标检测、语义分割等计算机视 觉任务。

参考文献

- [1] 丁伟利,谷朝,王明魁,等.基于边缘预测与边缘增长的图像分割方法[J].高技术通讯,2018,28(5):409-416.
- [2] HASSAN T, AKÇAY S, BENNAMOUN M, et al. Tensor pooling-driven instance segmentation framework for baggage threat recognition[J]. Neural Computing and Applications, 2022,34(2):1239-1250.
- [3]姚智超,楚晓亮,范筠益,等.基于 Prewitt 算子的 X 波段雷达有效波高反演研究[J].系统工程与电子技术,2022,44(4):1182-1187.
- [4] GAURAV K, GHANEKAR U. Image steganography based on Canny edge detection, dilation operator and hybrid coding[J]. Journal of Information Security and Applications, 2018,41:41-51.
- [5] WANG X Y, WU C W, XIANG K, et al. Efficient local and global contour detection based on superpixels [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2017,48:77-87.
- [6] PANIGRAHI L, VERMA K, SINGH B K. Ultrasound image segmentation using a novel multi-scale Gaussian kernel fuzzy clustering and multi-scale vector field convolution[J]. Expert Systems with Applications, 2019,115: 486-4980.
- [7] HE J, ZHANG S, YANG M, et al. BDCN: bi-directional cascade network for perceptual edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020,44(1):100-113.
- [8] 石敏, 乔昆磊, 王素琴,等. 基于语义分割的密封圈缺陷检测方法研究[J]. 高技术通讯, 2021,31(12): 1239-1247.
- [9] 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.

- [10] 窦燕, 康锦华, 王丽盼. 结合人眼微动的新型非经典 感受野模型[J]. 光学学报, 2019, 39(3):136-143.
- [11] YANG K F, LI C Y, LI Y J. Multifeature-based surround inhibition improves contour detection in natural images
 [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014,23 (12):5020-5032.
- [12] ZHANG Q, LIN C, LI F. Application of binocular disparity and receptive field dynamics: a biologically-inspired model for contour detection [J]. Pattern Recognition, 2021,110:1-12.
- [13] MELOTTI D, HEIMBACH K, RODRÍGUEZ-SÁNCHEZ A, et al. A robust contour detection operator with combined push-pull inhibition and surround suppression[J]. Information Sciences, 2020,524;229-240.
- [14] 陈树楠,范影乐,房涛,等.基于主视通路结构分级响
 应模型的轮廓检测方法[J].自动化学报,2021,47
 (12):1001-1014.
- [15] SAVJANI R R, KATYAL S, HALFEN E, et al. Polarangle representation of saccadic eye movements in human superior colliculus [J]. NeuroImage, 2018, 171: 199-208.
- [16] BASSO M A, BICKFORD M E, CANG J. Unraveling circuits of visual perception and cognition through the superior colliculus[J]. Neuron, 2021,109(6):918-937.
- [17] WIENBAR S, SCHWARTZ G W. The dynamic receptive fields of retinal ganglion cells [J]. Progress in Retinal and Eye Research, 2018,67:102-117.
- [18] 张明琦,范影乐,武薇.基于初级视通路视觉感知机制的轮廓检测方法[J].自动化学报,2020,46(2): 264-273.
- [19] KRAUZLIS R J, GOFFART L, HAFED Z M. Neuronal control of fixation and fixational eye movements[J]. Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences, 2017,372(1718):1-12.
- [20] WANG W, LAI Q, FU H, et al. Salient object detection in the deep learning era: an in-depth survey [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021,44(6):3239-3259.
- [21] LI F, LIN C, ZHANG Q, et al. A biologically inspired contour detection model based on multiple visual channels and multi-hierarchical visual information [J]. IEEE Ac-

cess, 2020,8:15410-15422.

- [22] CHENG M M, MITRA N J, HUANG X, et al. Global contrast based salient region detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014,37(3):569-582.
- [23] GOFERMAN S, ZELNIK-MANOR L, TAL A. Contextaware saliency detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 34(10): 1915-1926.
- [24] YU H H, ROSA M G P. Uniformity and diversity of response properties of neurons in the primary visual cortex:

selectivity for orientation, direction of motion, and stimulus size from center to far periphery [J]. Visual Neuroscience, 2014,31(1):85-98.

- [25] ALPERT S, GALUN M, BRANDT A, et al. Image segmentation by probabilistic bottom-up aggregation and cue integration [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011,34(2):315-327.
- [26] CAO Y J, LIN C, PAN Y J, et al. Application of the center-surround mechanism to contour detection [J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78 (17): 25121-25141.

Adaptive contour detection model based on dual-pathway visual system

WANG Xianbao, CHEN Bin, XIANG Sheng, CHEN Defu, YAO Minghai

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)

Abstract

In this paper, an adaptive contour detection model based on dual-pathway visual system is proposed to solve the problem of incomplete contour extraction due to the interference of background texture. First, the information acquisition and evaluation process of the subcortical pathway is used to evaluate the saliency of the image as a whole, so as to obtain the probability distribution of contour information. Then, the dynamic properties of the receptive field in the classical visual pathway are simulated using adaptively scaled Gaussian derivative functions to enhance the capture of contour details by the model. Finally, based on the surround inhibition algorithm, the sparsity of all edges is measured in conjunction with the spatial distribution of pixels, which allows for a more accurate distinction between contour and texture edges. The experimental results show that the model proposed in this paper can effectively inhibit the background texture, improve the contour continuity, and have better contour detection performance.

Key words: contour detection, visual mechanism, saliency evaluation, receptive field, sparsity measurement