

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2024)12-3657-13

论文引用格式: Du S R, Fan Y L, Cai Z F and Fang T. 2024. A contour detection method combing dual visual pathway and scale information fusion. Journal of Image and Graphics, 29(12):3657-3669(杜仕荣, 范影乐, 蔡哲飞, 房涛. 2024. 结合双视通路尺度信息融合的轮廓检测方法. 中国图象图形学报, 29(12):3657-3669)[DOI:10.11834/jig.230761]

## 结合双视通路尺度信息融合的轮廓检测方法

杜仕荣<sup>1</sup>, 范影乐<sup>1</sup>, 蔡哲飞<sup>1</sup>, 房涛<sup>1,2\*</sup>

1. 杭州电子科技大学模式识别与图像处理实验室, 杭州 310018; 2. 杭州电子科技大学电子信息学院, 杭州 310018

**摘要:** 目的 考虑到图像信息在视觉通路中的表征是多尺度的, 为了实现自然场景下多对比度分布图像的轮廓检测任务, 提出了一种基于双视通路尺度信息融合的轮廓检测新方法。方法 首先构建对亮度信息敏感和对颜色信息敏感的大细胞(M)、小细胞(P)并行通路, 构建不同尺度的感受野模拟神经节细胞对刺激的模糊和精细感知, 使用亮度对比度和色差信息指导不同尺度感受野响应的自适应融合, 使其能够充分提取亮度轮廓和颜色轮廓。其次结合外膝体(lateral geniculate nucleus, LGN)多尺度方向差异编码与多尺度朝向选择性抑制方法, 构建显著轮廓提取模型, 实现轮廓区域的增强以及背景纹理的抑制。最后将加工后的亮度轮廓和颜色轮廓前馈至初级视皮层(V1)区, 构建双通道响应权重调节模型整合M、P通路所得信息, 进一步丰富轮廓。结果 本文使用BSDS500(berkeley segmentation data set)图像库和NYUD(New York University-depth)图像库对提出的算法进行验证, 其中在BSDS500图像库的最优平均准确率(average precision, AP)指标为0.74, 相对于SCSI(subfield-based center-surround inhibition)、BAR(bilateral asymmetric receptive)和SED(surround-modulated edge detection)等基于生物视觉机制的检测方法有4%~13%的提升, 所得结果轮廓图也更为连续、准确。结论 本文利用M、P双通路机制以及亮度信息和颜色信息在前端视觉通路中的编码过程实现轮廓信息的加工与提取, 可以有效实现自然图像的轮廓检测, 尤其是对于图像中的细微轮廓边缘的检测, 也为研究更高级皮层中视觉信息机制提供新的思路。

**关键词:** 轮廓检测; 双视通路; 多尺度; 自适应融合; 方向差异

## A contour detection method combing dual visual pathway and scale information fusion

Du Shirong<sup>1</sup>, Fan Yingle<sup>1</sup>, Cai Zhefei<sup>1</sup>, Fang Tao<sup>1,2\*</sup>

1. Laboratory of Pattern Recognition and Image Processing, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China;

2. College of Electronics and Information, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China

**Abstract: Objective** The extraction and utilization of contour information, as a low-level visual feature of the target subject, contribute to the efficient execution of advanced visual tasks, such as object detection and image segmentation. When processing complex images, contour detection based on biological vision mechanisms can quickly extract object contour information. However, the perception of primary contour information is currently based on a single scale receptive field template or a simple fusion of multiple scale receptive field templates, which ignores the dynamic characteristics of receptive field scales and makes it difficult to accurately extract contours in complex scenes. Considering the serial parallel trans-

收稿日期: 2023-12-11; 修回日期: 2024-02-06; 预印本日期: 2024-02-13

\* 通信作者: 房涛 fangtao@hdu.edu.cn

基金项目: 浙江大学计算机辅助设计与图形系统全国重点实验室开放课题项目(A2330)

Supported by: Zhejiang University Open Project Program of the State Key Laboratory of CAD&CG(A2330)

mission and integration mechanism of visual information in the magnocellular (M) and parvocellular (P) dual vision pathways, we propose a new contour detection method based on the fusion of dual vision pathway scale information. **Method** First, we introduce Lab, a color system that is close to human visual physiological characteristics, to extract color difference and brightness information from an image. Compared with conventional RGB color systems, Lab is more in line with the way the human eye perceives visual information. Considering that the scale of the receptive field of ganglion cells varies with the size of local stimuli to adapt to different visual task requirements across various scenes, a smaller scale of the receptive field corresponds to a more refined perception of detailed information. We then simulate the fuzzy and fine perception of the stimuli by ganglion cells using two different scale receptive fields, and we use color difference and brightness contrast information to guide the adaptive fusion of large- and small-scale receptive field responses and highlight the contour details. Second, considering the differences in the perception of orientation information among receptive fields at different scales of the lateral geniculate body, we introduce the standard deviation of the optimal orientation obtained from perception at multiple scales as the encoding weight for the direction difference, thereby achieving a modulation of texture region suppression weight information. We also combine local contrast information to guide the lateral inhibition intensity of non-classical receptive fields based on the difference between the central and peripheral directions. Through the collaborative integration of these two, we successfully enhance the contour regions and suppress the background textures. Finally, to simulate the complementary fusion mechanism of color and brightness information in the primary visual cortex (V1) region, we propose a weight association model integrating contrast information. Based on the fusion weight coefficients obtained from the local color contrast and brightness contrast, we achieve a complementary fusion of information flows in the M and P paths, thereby enriching the contour details. **Result** We compared our model with three biological-vision-based mechanisms (SCSI, SED, and BAR) and one deep-learning-based model (PiDiNet). On the BSDS500 dataset, we used several quantitative evaluation indicators, including optimal dataset scale (ODS), optimal image scale (OIS), average precision (AP) indicators, and precision-recall (PR) curves, and selected five images to compare the detection performance of each method. Experimental results show that our model has a better overall performance than the other models. Compared with SCSI, SED, and BAR, our model obtains 4.45%, 2.94%, and 4.45% higher ODS index, 2.82%, 5.80%, and 8.96% higher OIS index, and 7.25%, 4.23%, and 5.71% higher AP index, respectively. While the PiDiNet model based on deep learning has some shortcomings compared with various indicators, this model does not require a pre-training of data, has biological interpretability, and has a small computational power requirement. We further extracted four images from the NYUD dataset to visually compared the false detection rate, missed detection rate, and overall performance of the models. We also conducted a series of ablation experiments to demonstrate the contribution of each module in the model to its overall performance. **Conclusion** In this paper, we use the M and P dual-path mechanism and the encoding process of luminance and color information in the front-end visual path to realize contour information processing and extraction. Our proposed approach can effectively realize a contour detection of natural images, especially for subtle contour edge detection in images, and provide novel insights for studying visual information mechanism in the higher-level cortex.

**Key words:** countour detection; dual visual pathway; multi-scale; adaptive fusion; directional difference

## 0 引言

轮廓是指图像中主体目标的边缘信息,是视觉信息中的重要特征,在计算机视觉和图像处理领域有着广泛的应用(Jing等,2022),图像轮廓特征在物体识别、目标跟踪和图像分割等高级视觉任务中起到不可忽视的基础作用。因此,如何高效提取尽可能完整的轮廓信息一直是相关领域的研究热点。

传统的轮廓检测方法主要包括基于微分的梯度

计算(Wu和Li,2022)、像素灰度值的阈值分割(Cui等,2022)、相邻边缘像素的拼接(Yu等,2021)和数学形态学的逻辑运算(Li等,2021)。这些方法大都是从数学规律为出发点考虑,忽略了生物视觉机制提取轮廓的高效性,从而难以区分主体目标的轮廓和背景纹理边缘。因此,Grigorescu等人(2003)采用二维Gabor能量函数模拟视皮层中经典感受野(classical receptive field,CRF)的方向选择特性,快速提取图像中的边缘信息,同时引入非经典感受野(non-classical receptive field,NCRF)的侧抑制作用,提出

两个外周抑制算法,有效抑制背景纹理。针对感受野结构的改进,Fang等人(2020)基于双侧非对称感受野对图像轮廓进行显著性提取,凸显图像局部区域的对比度差异。Lin等人(2022)在感受野的外周区域引入多个子域获取更多的抑制信息,较好地抑制纹理噪声。但上述研究都是对感受野的结构进行建模,忽略了感受野尺度会随着局部刺激的大小而变化的特性,致使这些模型在检测细节丰富的图像时,漏检率较高。

Wei等人(2013)受神经节细胞的感受野自适应特性启发,提出了轮廓预处理模型,有效捕获图像细节信息,但其需要在计算每个感受野大小的基础上进行后续的图像信息处理任务,算法复杂、效率低下,且未考虑到LGN(lateral geniculate nucleus)、V1区等信息处理机制更加复杂区域的感受野结构和作用,缺少对细节信息的进一步加工。同时,上述模型都只对亮度信息进行编码处理,忽略了生物视觉对于亮度、颜色信息的并行处理机制。Yang等人(2015)引入前端视觉通路中的颜色拮抗机制,对颜色通路信息流进行拮抗编码,有效突出图像轮廓。Li等人(2020)结合颜色和亮度通路,丰富轮廓信息的同时引入X线性细胞和Y非线性细胞,增强了两个通路的纹理抑制效果。但上述轮廓提取方法大都采用单一尺度的感受野模板或是多个尺度感受野模板的简单线性叠加,忽略了神经节细胞感受野尺度对于不同对比度视觉刺激的自适应机制,导致轮廓细节处漏检率较高。因此,本文提出了一种基于局部对比度特征的感受野尺度信息自适应融合模型,引入亮度、颜色双通路下的串并行传递路径,结合外膝体多尺度方向信息差异与非经典感受野的侧抑制特性,实现背景纹理的过滤。最后在视觉皮层V1区,通过权重调节模型,对双通路信息流进行修正融合,快速提取显著轮廓信息。

## 1 材料和方法

大细胞视觉通路(M通路)和小细胞视觉通路(P通路)是前端视觉通路中的重要组成部分,分别起始于视网膜M、P型神经节细胞,到LGN的M、P通路终止,对于物体轮廓信息的感知以及视觉皮层更高级特征的获取具有重要作用(Solomon, 2021)。M、P双视通路中的视网膜神经节细胞和LGN的感受野尺

度大小都具有随着视觉刺激的不同而动态变化的特性(Solomon等, 2002),有助于提取感兴趣的轮廓细节以及过滤纹理背景。本文重点考虑双视通路各级结构中神经元感受野对于刺激的分级响应机制,利用局部对比度信息引导两个不同尺度感受野响应的融合,有效提取轮廓细节。并基于双视通路对视觉信息的分流、并行处理机制,提取得到亮度、颜色轮廓,结合外膝体多尺度方向差异编码与多尺度朝向选择性抑制方法,实现对背景纹理的抑制。最后提出一种融合对比度信息的权重关联模型整合两条视通路的显著特征,得到最终轮廓响应,具体算法框架如图1所示。

### 1.1 神经节细胞的初级轮廓感知

神经生理实验表明,M型神经节细胞具有消色差灵敏度,主要对亮度信息进行编码处理;P型神经节细胞主要对颜色信息进行编码处理(Lee和Swanson, 2022)。结合神经节细胞感受野尺度自适应机制,使得人眼能够聚焦于图像的高频区域,而过滤掉低频区域的大部分信息。实现图像信息在视觉通路中的多尺度表征,高效完成多对比度分布的复杂视觉检测任务。

本文引入了国际照明委员会制定的Lab色彩空间这一套更加贴近于人生理特征的颜色系统,相比于RGB颜色空间,感知力更加均匀。生理实验表明,M型神经节细胞对亮度信息敏感,P型神经节细胞对颜色信息敏感。将彩色待检测图像分解、归一化得到Lab颜色系统分量 $L(x, y)$ (亮度分量),模拟M型神经节细胞的输入; $a(x, y)$ (绿色到红色的分量)、 $b(x, y)$ (蓝色到黄色的分量),模拟P型神经节细胞的输入。与生理实验(Guo等, 2021)中对于亮度、对比度的计算方式类似,本文使用正弦加权的局部窗口计算得到亮度和颜色的对比度特征 $C_r(x, y)$ ,具体为

$$\omega(x_i, y_i) = 0.5(\cos(\frac{\pi}{\lambda} \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2}) + 1) \quad (1)$$

$$T_r(x, y) = \frac{1}{\mu} \sum_{(x_i, y_i) \in S_{x,y}} \omega(x_i, y_i) r(x_i, y_i) \quad (2)$$

$$C_r(x, y) = \sqrt{\frac{1}{\mu} \sum_{(x_i, y_i) \in S_{x,y}} \omega(x_i, y_i) \frac{(r(x_i, y_i) - T_r(x, y))^2}{T_r(x, y)^2}} \quad (3)$$

式中, $r \in \{L, a, b\}$ 。  $S_{x,y}$ 表示在 $r(x, y)$ 中,以 $(x, y)$ 为中心,窗长为 $d$ 的方形窗口; $\lambda = (d - 1)/2$ 为 $S_{x,y}$ 的半

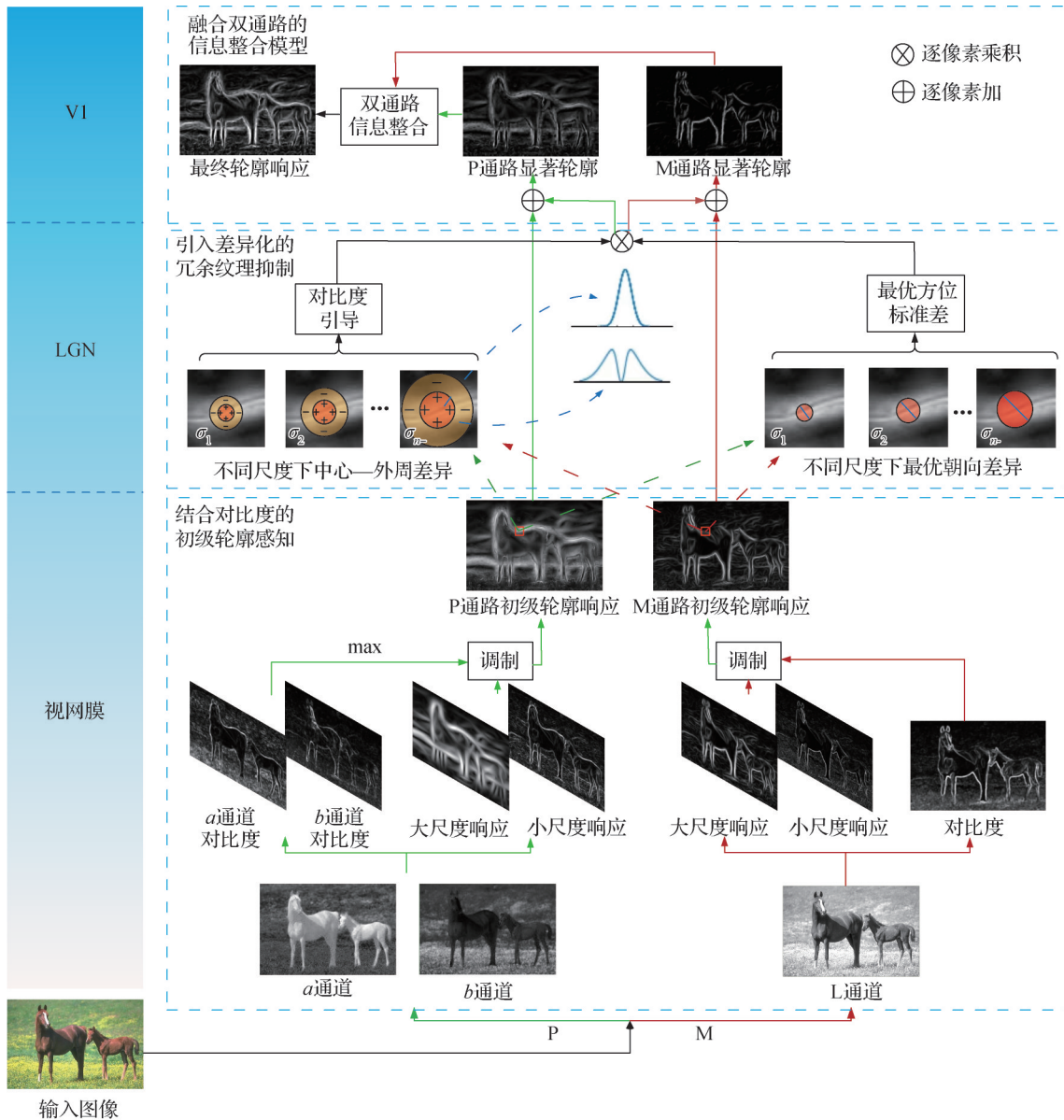


图1 算法框架

Fig. 1 Algorithm framework

窗长;  $(x_i, y_i)$  表示该窗口中的第  $i$  个像素;  $\mu$  为  $\omega(x_i, y_i)$  对局部窗口  $S_{x,y}$  进行加权求和的结果,  $T_r(x, y)$  表示局部对比度均值。

研究表明,神经节细胞的感受野具有方位敏感特性,对于提取轮廓信息方面具有重要作用(Manookin等,2018),本节引入二维高斯函数的一阶导来模拟该经典感受野的方位选择性(Young和Lesperance,2001),随后根据winner-take-all策略,得到每个通道各尺度下所有方位所对应的边缘响应的最大值,具体为

$$\begin{cases}
 g(\tilde{x}, \tilde{y}; \theta, \sigma_\alpha) = \frac{1}{2\pi\sigma_\alpha^2} \exp\left(-\frac{\tilde{x} + \gamma^2 \tilde{y}^2}{2\sigma_\alpha^2}\right), \sigma_\alpha \in \{\sigma_i, \sigma_N\} \\
 e_i(x, y; \theta_i, \sigma_\alpha) = \left| r(x, y) * \frac{\partial g(\tilde{x}, \tilde{y}; \theta_i, \sigma_\alpha)}{\partial x} \right|, \theta_i = \frac{\pi}{8}(i-1) \\
 E_{ra}(x, y, \sigma_\alpha) = N\left(\max_{i=1,2,\dots,8} (e_i(x, y; \theta_i, \sigma_\alpha))\right)
 \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $\tilde{x} = x \cos \theta + y \sin \theta$ ,  $\tilde{y} = -x \sin \theta + y \cos \theta$ , “\*” 表示卷积运算,  $g$  表示二维高斯函数,  $\theta_i$  表示感受野的第  $i$  个朝向,  $\sigma_i, \sigma_N$  分别表示神经节细胞经典感受野以及外膝体经典感受野的尺寸大小,  $\gamma$  表示经典

感受野的椭圆率,本文参考相应的电生理依据,将 $\gamma$ 值设置为0.5(Jones和Palmer,1987), $\max(\cdot)$ 表示取最大值, $N(\cdot)$ 表示线性归一化操作。

接着,综合颜色通路中 $a$ 、 $b$ 通道经过二维高斯函数的一阶导数处理后的颜色边缘信号,计算得到颜色边缘响应的最大值,具体为

$$E_{ca} = \max(E_{aa}, E_{ba}) \quad (5)$$

在生物获取到的外界环境视觉信息中,并不是只有单个尺度的特征信息,也不是几个尺度特征信息的简单叠加,而是基于局部视觉刺激大小的多尺度信息融合。其中,小尺度感受野获取到的是细节信息,轮廓较为完整,但是包含的纹理信息也较多;大尺度感受野获取到的是全局信息,轮廓信息会有一些缺失,但是包含细节纹理信息相对较少。本文基于M、P神经节细胞分别感知亮度、颜色且感受野尺度自适应特性,提出一种基于神经节细胞的尺度信息权重调制模型,通过亮度对比度和色差信息指导大、小两个尺度感受野特征图的融合,大大提高计算效率。色差信息 $C_c(x, y)$ 为

$$C_c(x, y) = \sqrt{C_a(x, y)^2 + C_b(x, y)^2} \quad (6)$$

随后,分别将亮度对比度 $C_L(x, y)$ 、色差 $C_c(x, y)$ 作为M、P通路尺度特征信息权重的动态调节因子,通过幂指数函数进行非线性调制,对比度越大,调制后得到的融合权重越小,用来表征大尺度特征的融合权重,具体为

$$W_I(x, y) = \exp\left(-\frac{C_I(x, y)^2}{\sigma_I^2}\right) \quad (7)$$

式中, $I \in \{C, L\}$ , $\sigma_L, \sigma_c$ 分别表示M、P通道中小尺度特征融合权重随着颜色、亮度对比度增大而衰减的调节参数。

最后,利用M、P通路大尺度融合权重得到亮度轮廓响应 $E_M(x, y)$ 、颜色轮廓响应 $E_P(x, y)$ ,附近亮度、颜色对比度越大的像素点为轮廓点的概率就越大,故小尺度特征图的融合权重越大,越是突出轮廓细节;附近亮度、颜色对比度越小的像素点为纹理的概率就越大,大尺度特征图的融合权重越大,越是抑制纹理。具体为

$$\begin{cases} E_P(x, y) = (1 - W_c(x, y))E_{c1} + W_c(x, y)E_{c2} \\ E_M(x, y) = (1 - W_L(x, y))E_{L1} + W_L(x, y)E_{L2} \end{cases} \quad (8)$$

## 1.2 LGN的多尺度朝向选择性抑制机制

LGN的M、P通路分别接收来自于M、P型神经

节的信息流,对亮度轮廓图 $E_M(x, y)$ 和颜色轮廓图 $E_P(x, y)$ 进一步进行处理。Yang等人(2014)采用视觉皮层感受野中心、外周的特征差别作为抑制权重的调节因子实现对前级神经元响应的抑制,但是各局部区域的感受野中心、外周的特征差别都是基于固定的尺度来计算,难以适应复杂的多对比度自然场景。研究表明,LGN的感受野也具有类似视觉皮层感受野的外周抑制机制(Morrow等,1992),同时结合LGN的感受野具有的多尺度感知特性,准确获取NCRF的抑制权重。

本文根据朝向特征这一重要视觉信息,从式(4)中最大方位响应可提取得到LGN的M通路和P通路各尺度感受野下的最优方位 $\theta_I(x, y, k)$ ,具体为

$$\theta_I(x, y, N_k) = \frac{\pi}{8} (\arg\{E_{Iv}(x, y, \sigma_{N_k})\} - 1) \quad (9)$$

式中, $\arg\{\}$ 表示幅角。

NCRF对神经元响应的抑制作用会随着距离的增加而减小(Jones等,2001),故本文采用高斯差函数来模拟外周抑制权重,具体为

$$\begin{cases} \varphi_{N_k}(x, y) = \frac{1}{\|H(DoG_{N_k}(x, y))\|_1} H(DoG_{N_k}(x, y)) \\ DoG_{N_k}(x, y) = \frac{1}{2\pi(\rho\sigma_{N_k}^2)} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2(\rho\sigma_{N_k}^2)}\right) - \\ \frac{1}{2\pi\sigma_{N_k}^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma_{N_k}^2}\right) \end{cases} \quad (10)$$

式中, $\rho$ 表示NCRF相对于CRF的尺度比值,参考电生理实验中发现的NCRF直径通常是CRF大小的2~5倍(Li和Li,1994),本文将 $\rho$ 值设置为4。 $DoG_k(x, y)$ 表示高斯差函数, $H(\cdot)$ 表示半波整流作用, $\|\cdot\|_1$ 表示 $L_1$ 范数。 $\varphi_{N_k}(x, y)$ 表示外周抑制权重。

生理实验表明,单独刺激NCRF不会使其产生明显的响应作用,而同时刺激CRF及其外周的NCRF会增强或者抑制经典感受野对外界刺激的响应强度(Li和Li,1994)。考虑到LGN神经元的感受野侧抑制功能(Huang等,2017)以及其感受野的多尺度特性,本文对两个通路中多个尺度下的CRF、NCRF朝向差别计算,具体为

$$\Delta\theta_I(x, y, N_k) = \left\| \bar{\theta}_{ICRF}(x, y, N_k) - \bar{\theta}_{ICRF}(x, y, N_k) \right\| \quad (11)$$

式中, $I \in \{C, L\}$ , $\bar{\theta}_{ICRF}(x, y, N_k)$ 表示对 $\sigma_{N_k}$ 尺度CRF

内的朝向特征进行高斯加权后的向量； $\bar{\theta}_{\text{INCRF}}(x, y, N_k)$ 表示对 $\sigma_{N_k}$ 尺度NCRF内的朝向进行高斯差 $\varphi$ 加权平均后的向量。

考虑到LGN的CRF与NCRF的特征差别会对CRF的刺激响应进行调制,其之间的朝向差别越小,侧抑制作用越大;反之,侧抑制作用越小(Yang等, 2014)。本文采用指数函数将多个尺度的朝向选择性外周抑制权重进行非线性变换,具体为

$$W_I(x, y, N_k) = \exp\left(-\frac{\Delta\theta_I(x, y, N_k)^2}{2\rho_{\Delta\theta}^2}\right) \quad (12)$$

式中, $\rho_{\Delta\theta}$ 决定了外周抑制强度随朝向差别增大而衰减的速率。

获得多个不同尺度下的朝向选择性抑制权重后,需要将其处理得到一个融合的朝向选择性抑制权重系数 $\tilde{W}_I(x, y)$ 。同时,考虑到图像局部区域对比度作为一种关键的视觉特征(Zhou等, 2021),可以作为区分轮廓和纹理的重要信息。轮廓区域的对比度往往较高,纹理区域的对比度较低。本文采用

基于局部对比度引导的抑制权重选择机制,若局部亮度对比度大于全局对比度,则认为该点为轮廓点,赋予一个小的抑制权重;反之,若局部亮度对比度小于全局对比度,则认为该点为纹理点,赋予一个大的抑制权重。具体实现为

$$\tilde{W}_I(x, y) = \begin{cases} \max_{k=1,2,\dots,n} (W_I(x, y, N_k)), & C_I(x, y) > t_I \\ \min_{k=1,2,\dots,n} (W_I(x, y, N_k)), & C_I(x, y) \leq t_I \end{cases} \quad (13)$$

式中, $I \in \{C, L\}$ ,  $t_C, t_L$ 分别表示颜色通道和亮度通道图像的全局对比度均值。

### 1.3 LGN的多感受野尺度方向差异编码模型

考虑到轮廓区域线条往往稀少且朝向单一,具有在LGN不同尺度感受野感知下方向稳定的特点,如果不同尺度下的最优方向差异性小,则该点为轮廓的概率大,给一个小抑制权重;纹理区域线条往往杂乱且朝向不一,具有在不同尺度感受野感知下方向不稳定的特点。如果不同尺度下最优方向差异性大,则该点为纹理的概率大,给一个大的抑制权重,提出多尺度方向差异编码模型,如图2所示。

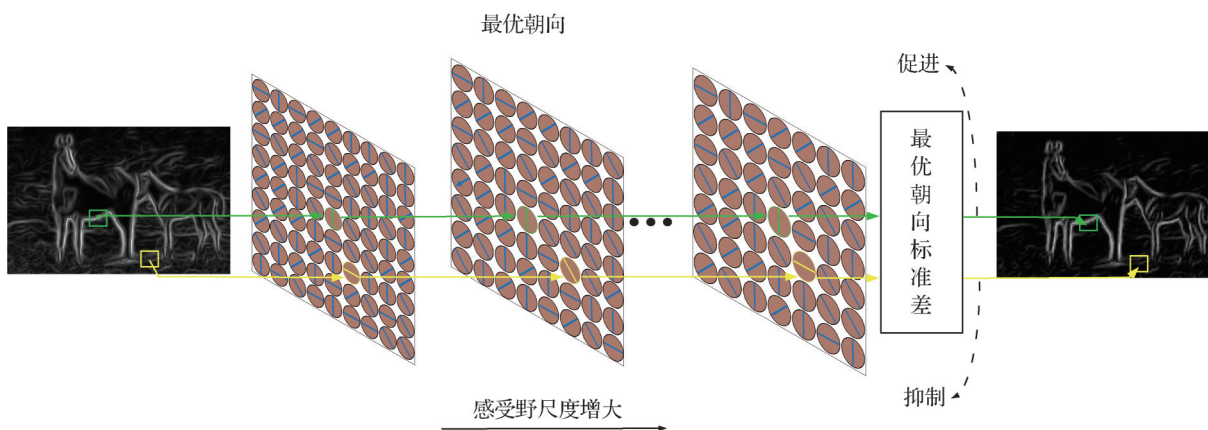


图2 多尺度方向编码模型

Fig. 2 Multi-scale directional encoding model

本文引入多个尺度下方向的标准差来表明外膝体M、P通路中多尺度下方向的差异性,具体为

$$\mu_I(x, y) = \frac{\sum_{k=1}^n \theta_I(x, y, k)}{n} \quad (14)$$

$$\delta_I(x, y) = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n \left(\frac{\pi}{2} - (\theta_I(x, y, k) - \mu_I(x, y))\right)^2}{n}} \quad (15)$$

式中, $\mu_L(x, y), \mu_C(x, y)$ 分别为M、P通路中多尺度方向的均值, $n$ 为LGN用到的感受野尺度数目, $\delta_L(x, y), \delta_C(x, y)$ 分别为M、P通路多个尺度的方向标

准差。

### 1.4 显著性轮廓提取

在LGN不同尺度感受野对视觉刺激的感知过程中,NCRF对视觉信号具有侧抑制作用,但却没有考虑到LGN不同尺度感受野感知过程中的最优方向差异性对于辨别轮廓的作用。故结合前述算法,有效提高视觉信息编码的准确性,提出一种基于感受野多尺度方向引导的纹理协同抑制模型,实现对纹理区域的进一步抑制。

根据式(16)结合两个纹理抑制模型协同作用得

到的 M、P 通路显著轮廓响应信息  $R_M(x, y)$ ,  $R_P(x, y)$ , 具体为

$$\begin{cases} R_M(x, y) = \max\{(E_M(x, y) - \alpha\delta_L(x, y)\tilde{W}_L(x, y)), 0\} \\ R_P(x, y) = \max\{(E_P(x, y) - \alpha\delta_C(x, y)\tilde{W}_C(x, y)), 0\} \end{cases} \quad (16)$$

式中,  $\alpha$  表示多尺度方向编码模型以及外膝体选择性抑制模型的协同抑制强度系数, 用于控制全局的纹理抑制强度。

双模型协同抑制效果以 M 通路为例, 对 M 通路初级轮廓响应图进行显著轮廓提取的效果如图 3 所示。



图 3 双模型协同作用效果

Fig. 3 The synergistic effect of dual models

((a) orientation suppression result; (b) orientation difference encoding result; (c) synergy result)

### 1.5 V1 区的双通路视觉信息互补融合

大脑作为生物感知信息处理的中枢, 并不直接获取由外部刺激呈现在视网膜上的投影图像, 而是从前级结构已经处理、聚合后的低级特征中进一步提取高级特征信息 (Vanni 等, 2020)。M、P 通路的视觉信息流并行传递, 经多级神经结构的加工处理后, 最终汇聚于大脑中的关键区域视觉皮层 V1 区。生理实验表明, V1 区域的复杂细胞是由多个 M、P 通路 LGN 细胞等组合而成, 不仅能对图像中线段的方

向、亮度和对比度等显著特征进行直接编码, 还对 M、P 通路的视觉信息流起到融合加工处理的作用 (Shen 等, 2015)。

忽视 M、P 任一通路的视觉信息都会导致部分轮廓的缺失, M 通路提取得到的亮度信息流和 P 通路提取得到的颜色视觉信息流能形成有效的互补, 融合得到的轮廓信息更加丰富, 纹理细节被进一步抑制, 确保了轮廓信息的完整性与显著性。双通路及 V1 区轮廓响应如图 4 所示。



图 4 轮廓感知结果

Fig. 4 Contour perception results

((a) luminance path contour response; (b) color path contour response; (c) V1 fusion contour response)

本文依据生理实验结果, 将双通路轮廓信息并行输入到 V1 区, 通过双通路视觉信息的融合权重进行加工整合, 计算得到最终轮廓响应  $R(x, y)$ , 具体为

$$R(x, y) = \beta_M(x, y) \times R_M(x, y) + \beta_P(x, y) \times R_P(x, y) \quad (17)$$

式中,  $\beta_M, \beta_P$  分别为 M、P 通路轮廓响应的融合权重。

本文考虑双通路视觉细胞对视觉信息提取的侧

重性, M 通路轮廓图对亮度突变区域的响应大, 而 P 通路轮廓图对颜色突变区域的响应大, 提出一种融合对比度信息的权重调节模型, 具体为

$$\begin{cases} \beta_p(x, y) = \frac{e^{C_c(x,y)}}{e^{C_c(x,y)} + e^{C_l(x,y)}} \\ \beta_M(x, y) = \frac{e^{C_l(x,y)}}{e^{C_c(x,y)} + e^{C_l(x,y)}} \end{cases} \quad (18)$$

## 2 实验与分析

### 2.1 实验材料

为了使算法的检测效果达到最佳, 本文对部分实验变量在特定范围内进行遍历后分析得到最优实验参数。表 1 展示了涉及的参数集含义与设定值。

表 1 参数定义与设定值

Table 1 Parameter definition and set values

参数	定义	公式	设定值
$\lambda$	局部窗口半径	(1)	5
$\gamma$	经典感受野椭圆率	(4)	0.5
$\sigma_l$	神经节细胞感受野尺度	(4)	[1.5, 5]
$\sigma_N$	LGN 感受野尺度	(4)	[1.2, 1.6, 2.0, 2.4, 2.8]
$n$	LGN 感受野尺度数目	(4)	5
$\sigma_c, \sigma_l$	尺度特征融合调节参数	(7)	0.7
$\rho_{\Delta\theta}$	外周抑制强度调节参数	(11)	1.6
$\alpha$	协同抑制强度系数	(15)	0.3

### 2.2 实验与分析

#### 2.2.1 BSDS500 数据集

为了验证本节多尺度结合双视通路模型 (multyscale combined clual visual pathway, MCD) 的可行性, 选用具有人工标注基准轮廓图的 BSDS500 数据集来对算法性能进行定性分析。本文选取 SCS (subfield-based center-surround inhibition) (Lin 等, 2022)、SED (surround-modulated edge detection) (Akbarinia 和 Parraga, 2018) 和 BAR (bilateral asymmetric receptive) (Fang 等, 2020) 这 3 个基于生物视觉机制以及 PiDiNet (Su 等, 2023) 这一基于深度学习的轮廓检测模型作为本文 MCD 算法的对比。为了与二值化标准轮廓图进行对比, 将上述方法检测到的轮廓都经过非极大值抑制和滞后阈值处理。

各算法在部分图像上的效果展示如图 5 所示。

SCSI 算法引入 V1 区子场和中心区的抑制特征, 使用中心—环绕和环绕—环绕有效抑制被杂乱背景包围的一些孤立边缘。SED 算法引入了神经元感受野的 4 种环绕调制方法, 主体轮廓得到较好的保留, 但是也缺乏对于背景纹理充分抑制的考虑, 检测得到的冗余纹理较多。BAR 算法虽然模拟了双侧非对称感受野, 使得轮廓误检率大大降低, 但仅仅针对图像亮度信息进行处理, 缺少对颜色信息的感知, 在颜色对比鲜明的图像中, 主体轮廓难以被完整地提取。PiDiNet 算法在保留轮廓和抑制纹理方面都表现得较好, 但其不是基于生物视觉机制的建模, 而是通过大量的数据进行训练拟合得到的一个检测模型, 依赖于庞大的算力以及数据集的预训练, 且缺乏生物的可解释性。综合来看, 本文的 MCD 算法通过感受野自适应地感知图像的亮度、颜色信息, 在保留主体轮廓的同时, 引入多尺度方向协同编码模型对冗余信息进行充分的抑制, 算法的检测结果在突出显著轮廓和抑制冗余纹理之间取得了一个较好的平衡, 更接近于基准轮廓图。

本文采用轮廓检测中 4 个客观的评估参数: 全局最优阈值 (optimal dataset scale, ODS)、单图最优阈值 (optimal image scale, OIS)、平均准确率 (average precision, AP) 和 F 评估指标。图 6 为 P-R (precision-recall) 曲线, 能较为直观地评估各个算法在 BSDS500 数据集上的检测效果, 红色实线表示本文的算法模型。对应的评估参数如表 2 所示。

从图 6 和表 2 可以看出, 总体而言, 本文算法模型相较于其他对比方法, 具有更好的检测性能。由于本文算法引入感受野自适应机制, 能对细节信息进行精细感知, 故提取得到的轮廓更加完整, 但也同时使得纹理细节容易被误检, 导致在召回率低的同时, 准确率相较于 SED 算法低; 但在召回率高时, 准确率相较于 SCS、SED 和 BAR 算法更高。

此外, 虽然本文算法模型的检测效果比不上基于深度学习的方法 (如 PiDiNet 算法), 但首先深度学习模型通常被认为是“黑箱”, 很难解释其内部的工作原理, 其次依赖于模型对数据集的预训练, 这个过程耗费大量的数据和时间, 在计算资源有限的情况下, 本文算法优于基于深度学习的方法; 最后深度学习在不同类型数据集下的泛化能力较为一般。而基于生物视觉机制的方法恰好弥补了上述缺点, 不需要数据的预训练, 而是基于图像信息在视觉通路中

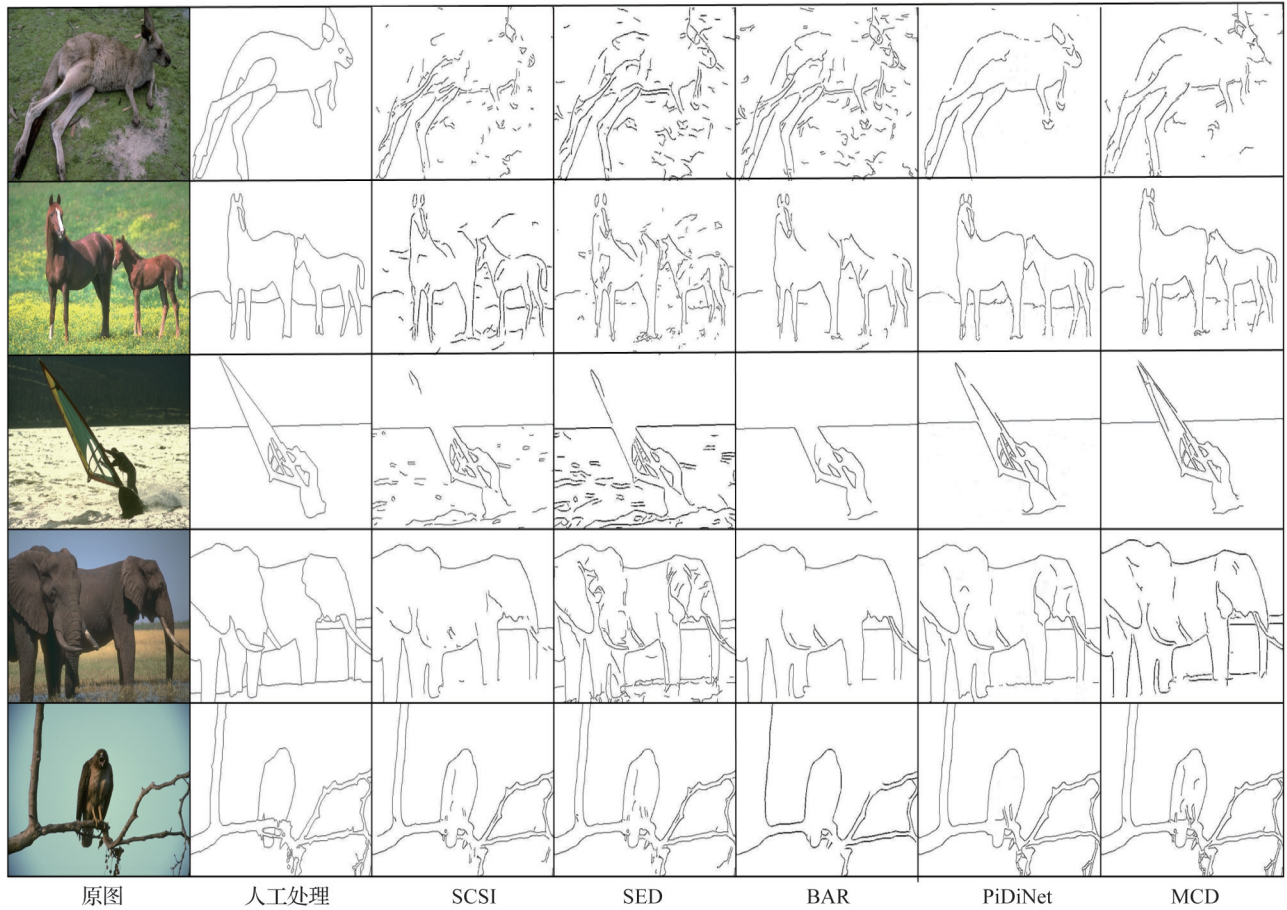


图 5 各方法在 BSDS 数据集上部分图像的检测结果对比图

Fig. 5 Comparison of detection effects of various methods on partial images on the BSDS dataset

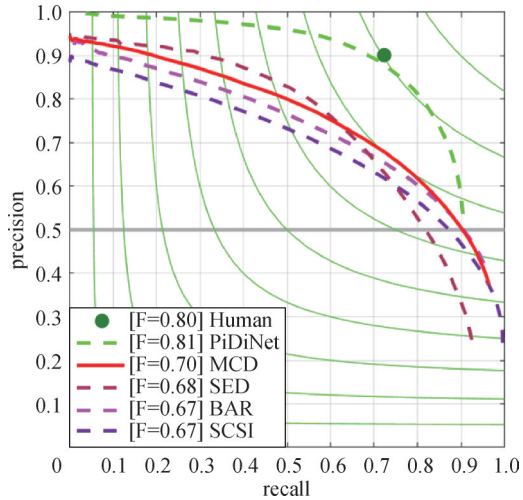


图 6 BSDS500 数据集上各算法的 P-R 曲线和 F 指标的示意图

Fig. 6 Schematic diagram of P-R curve and F index for each algorithm on BSDS500 dataset

编码、传递的合理性, 具有更高的透明度和解释性。综合多个参数来看, 本文算法模型的检测性能在 BSDS500 数据集上的表现相比其他算法更佳。

表 2 各算法的实验结果指标值对比

Table 2 Comparison of experimental results and indicator values of various algorithms

方法	ODS	OID	AP
人工处理	0.80	0.80	-
SCSI(Lin 等, 2022)	0.67	0.71	0.69
SED(Akbarinia 和 Parraga, 2018)	0.68	0.69	0.71
BAR(Fang 等, 2020)	0.67	0.67	0.70
PiDiNet(Su 等, 2023)	0.81	0.82	0.83
MCD(本文)	0.70	0.73	0.74

注:“-”表示未进行相关实验验证。

为了进一步研究模型中各个模块对于整体的贡献, 在数据集 BSDS500 做了额外的消融实验, 效果展示如图 7 所示。图 7(a) 为自然场景图, (b) 为对应的基准轮廓, (c) 为本实验完整模型, (d) 为去除感受野自适应 (简称 No rfAdap), 将感受野尺度统一为 2, (e) 为去掉多尺度方向选择机制 (简称 No oriSel), (f) 为去掉多尺度差异编码模型 (简称 No oriDif),

(g)为去掉双视通路中的P通路(颜色通路)(简称No color), (h)为去掉双视通路的M通路(亮度通路)(简称No lum)。其中,图7(d)中将神经节细胞感受野尺度的自适应改为 $\sigma = 2$ 的统一尺度模板,缺乏对于高对比度区域的精细感知,致使提取到的轮廓完整性较差,例如图7(d)第一行的人像和石头边缘。图7(e)中去掉多尺度朝向选择性机制,将式(16)双视通路的抑制权重 $\tilde{W}_c(x, y)$ 、 $\tilde{W}_l(x, y)$ 设为1。图7(f)中去掉多尺度方向差异编码模型,将式(16)双视通路方向标准差 $\delta_c(x, y)$ 、 $\delta_l(x, y)$ 设置为1。图7(e)(f)中都缺少对于纹理的进一步抑制,故而都存

在较多的细微纹理,例如图7(e)(f)第一行人像背部大量冗余纹理被误检,图7(e)(f)第二行的房屋边缘存在较多的毛刺。图7(g)中去掉双视通路中P通路(颜色通路),只保留M通路(亮度)通路,可以发现颜色对比鲜明的区域中轮廓难以被完整地提取,例如图7(g)第1行的人像背部轮廓提取效果较差,图7(g)第2行的窗户轮廓也存在较多的缺失。图7(h)中去掉双视通路中M通路(亮度通路),只保留P通路(颜色通路),轮廓缺失较多,只有在少部分颜色对比度大的区域中才能被有效地提取,且提取到的轮廓附近存在较多的毛刺。

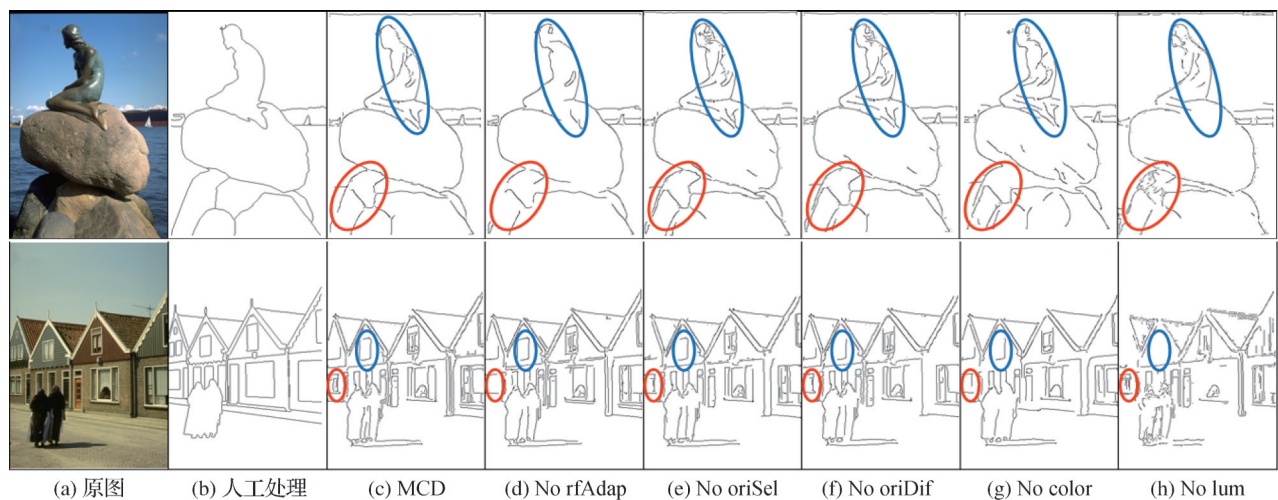


图7 本模型不同模块的测试评估结果

Fig. 7 The test and evaluation results of different modules of this model

((a)original images; (b)human; (c)MCD; (d)No rfAdap; (e)No oriSel; (f)No oriDif; (g)No color; (h)No lum)

为了更客观地反映各个模块在整个算法模型中的贡献,给出如图8和表3所示的消融实验的P-R曲线和各个指标。从数据上看,多尺度朝向选择性抑制机制和多尺度方向差异编码模型对算法的检测性能有一定的提升。加入神经节细胞感受野尺度的自适应机制对检测性能提升较大。亮度通路和颜色通路的结合,使得模型能够同时关注到亮度信息和颜色信息,更加贴近生物对于自然界视觉信息的感知机制,对于算法的检测性能提升也更为明显。综上所述,本算法无论缺少哪一个模块都会降低算法整体的检测性能,故本算法的各个模块都不可或缺。

### 2.2.2 NYUD数据集

为了进一步验证本文MCD算法在不同数据集上的泛化能力,本文继续在NYUD(New York University-depth)数据集(Zhang等,2021)上比较本

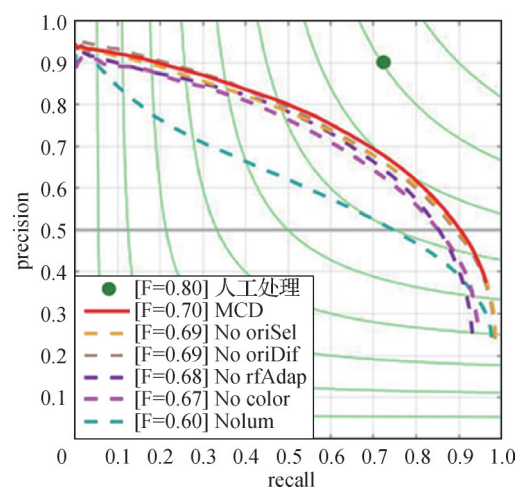


图8 各组消融实验在BSDS500上的P-R曲线

Fig. 8 P-R curves of each ablation experiment on BSDS500

文MCD算法以及对比算法(如SCSI, BAR, SED)的最优检测效果,并在数据集中随机选取4幅图像的

表3 各组消融实验结果的指标值对比

Table 3 Comparison of indicator values of ablation experiment results in each group

方法	ODS	OIS	AP
MCD(No rfAdap)	0.68	0.71	0.70
MCD(No oriSel)	0.69	0.72	0.73
MCD(No oriDif)	0.69	0.72	0.74
MCD(No color)	0.67	0.71	0.69
MCD(No lum)	0.60	0.64	0.61
MCD(Full model)	<b>0.70</b>	<b>0.73</b>	<b>0.74</b>

注:加粗字体表示各列最优结果。

检测结果进行对比分析。实验结果如图9所示,第1行代表图像5341的检测结果;第2行代表图像5346的检测结果;第3行代表图像5792的检测结果;第4行代表图像6056的检测结果。可以看出,本文算法对图像轮廓的细节提取效果较好,漏检率相对较低,其余3种方法难以较好地平衡显著轮廓的提取以及杂乱纹理的抑制。

为了更加客观地评估上述图像的检测结果,在该数据集上采用Grigorescu等人(2003)提出的轮廓检测评价指标进行定量分析。表4中 $w\alpha$ 表示各论文中CRF和NCRF中神经元的连接强度,该值越大,纹理抑制效果越好,但相应地可能导致部分轮廓区域的过抑制。 $p$ 表示滞后阈值,通过该门限去掉大

多数的噪声得到最后的二值化图。 $e_{FP}$ 、 $e_{FN}$ 和 $P$ 分别表示轮廓的误检率、漏检率以及算法的整体性能。表4为各方法在每幅图像上进行 $p = [0.1:0.1:1]$ 、 $w\alpha = [0.1:0.1:1]$ ,共100组参数测试后取得最优 $P$ 时的实验结果。

根据表4的定量指标可以看出,SCSI算法的误检率较高,例如在图5346和图6056中的误检率远高于其他图像,杂乱纹理较多,表明其缺少更完整的视觉通路,基于V1区的多线索抑制在复杂环境下检测效果较为一般。BAR算法使用双侧非对称感受野,能够有效地提取图像中的显著轮廓,但在图5341中虽然轮廓提取得较为完整,但是冗余纹理仍然较多。SED算法的漏检率相对较高,在前三幅图的检测效果中漏检率都高于其余三种算法,轮廓缺失较多。而本文MCD算法综合检测性能 $P$ 值优于其余3种算法,提取得到的主体轮廓相对完整,纹理相对较少,在误检率和漏检率间取得了一个较好的平衡。

### 3 结论

本文重点讨论双视通路中多级神经结构对于视觉信息不同编码机制,使用色差和亮度对比度信息指导大、小尺度感受野响应的融合,模拟了视网膜神经节细胞感受野尺度自适应机制,从视觉感知机

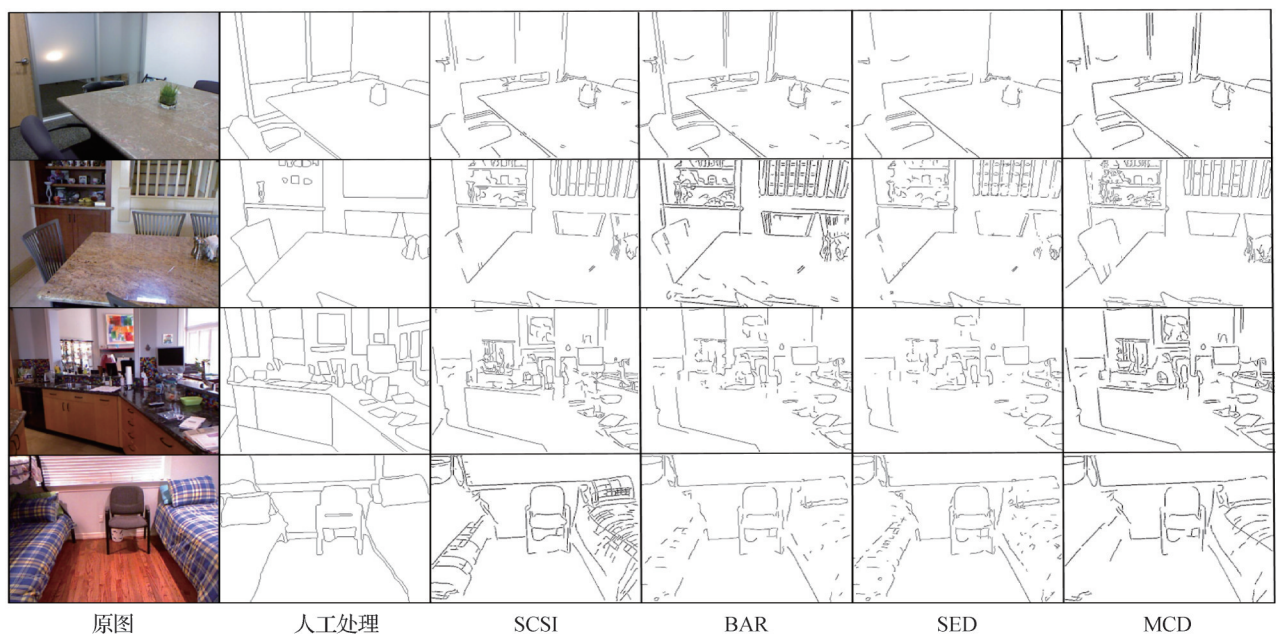


图9 NYUD数据集上部分图像的检测结果

Fig. 9 The detection results of some images on the NYUD dataset

表4 图9所示图像对应的参数设置及性能指标  
Table 4 The parameter settings and performance indicators corresponding to the images shown in Fig. 9

图像	算法	参数		性能指标		
		$w/\alpha$	$p$	$e_{FP}$	$e_{FN}$	$P$
5341	SCSI	0.60	0.10	1.23	0.47	0.35
	BAR	0.60	0.40	1.13	0.37	0.38
	SED	-	0.50	0.76	0.57	0.34
	MCD	<b>0.30</b>	<b>0.10</b>	<b>1.01</b>	<b>0.42</b>	<b>0.40</b>
5346	SCSI	0.30	0.20	2.42	0.58	0.21
	BAR	0.40	0.40	2.58	0.48	0.23
	SED	-	0.60	2.34	0.54	0.23
	MCD	<b>0.20</b>	<b>0.10</b>	<b>2.50</b>	<b>0.42</b>	<b>0.25</b>
5792	SCSI	0.50	0.20	1.63	0.61	0.24
	BAR	0.70	0.40	1.45	0.69	0.22
	SED	-	0.50	1.67	0.71	0.19
	MCD	<b>0.30</b>	<b>0.40</b>	<b>1.77</b>	<b>0.61</b>	<b>0.26</b>
6056	SCSI	0.70	0.15	3.23	0.52	0.20
	BAR	0.90	0.20	1.38	0.65	0.24
	SED	-	0.40	1.67	0.58	0.21
	MCD	<b>0.30</b>	<b>0.10</b>	<b>2.02</b>	<b>0.62</b>	<b>0.25</b>

注:加粗字体表示在各图像上实验得到的最优方法的参数和性能指标,“-”表示该方法不含指定参数。

制出发,体现了视觉通路对于自然场景的感知方式是多尺度的,摒弃了使用单一尺度的感受野模板或是多个尺度感受野模板的简单叠加的感知方式。随后提出了一种结合外膝体(LGN)多尺度方向差异编码与多尺度朝向选择性抑制方法,强化图像显著特征信息。最后考虑到颜色、亮度信息流在双视通路的并行传递,经过多级神经结构的加工处理后,最终在视觉皮层V1区整合,提出融合对比度信息的权重关联模型,实现最终轮廓的提取。通过实验验证,并与SCSI、BAR、SED、PiDiNet方法进行比较分析。结果表明,本文方法提取出较完整主体轮廓的同时,纹理抑制效果好,且不需要数据预训练,整体上本文所提出的轮廓检测方法更加智能。这种基于双视通路尺度信息整合的轮廓检测方法,为探究自然场景下的轮廓检测技术提供了新的研究思路。本文所提出的方法也存在一定的局限性,对于视觉通路的建模终止于V1区,而视觉信息的传递过程中还存在更高

级的V2、V4区,且视觉通路中除了M、P通路之外还存在起源于视网膜双层小细胞的K通路。后续研究可以探究视觉信息在更高皮层的编码过程以及对于视觉机制更完善的建模。

## 参考文献(References)

- Akbarinia A and Parraga C A. 2018. Feedback and surround modulated boundary detection. *International Journal of Computer Vision*, 126(12): 1367-1380 [DOI: 10.1007/s11263-017-1035-5]
- Cui J Y, Jia H C, Wang H P and Xu F. 2022. A fast threshold neural network for ship detection in large-scene SAR images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 15: 6016-6032 [DOI: 10.1109/JSTARS.2022.3192455]
- Fang T, Fan Y L and Wu W. 2020. Salient contour detection on the basis of the mechanism of bilateral asymmetric receptive fields. *Signal, Image and Video Processing*, 14(7): 1461-1469 [DOI: 10.1007/s11760-020-01689-1]
- Grigorescu C, Petkov N and Westenberg M A. 2003. Contour detection based on nonclassical receptive field inhibition. *IEEE Transactions on Image Processing*, 12(7): 729-739 [DOI: 10.1109/TIP.2003.814250]
- Guo X R, Nakamura S, Fujii Y, Seno T and Palmisano S. 2021. Effects of luminance contrast, averaged luminance and spatial frequency on vection. *Experimental Brain Research*, 239(12): 3507-3525 [DOI: 10.1007/s00221-021-06214-5]
- Huang S, Zhang H J, Sun H, Yu L and Chen L W. 2017. Frequency estimation of multiple sinusoids with three sub-Nyquist channels. *Signal Processing*, 139: 96-101 [DOI: 10.1016/j.sigpro.2017.04.013]
- Jing J F, Liu S J, Wang G, Zhang W C and Sun C M. 2022. Recent advances on image edge detection: a comprehensive review. *Neurocomputing*, 503: 259-271 [DOI: 10.1016/j.neucom.2022.06.083]
- Jones H E, Grieve K L, Wang W and Sillito A M. 2001. Surround suppression in primate V1. *Journal of Neurophysiology*, 86(4): 2011-2028 [DOI: 10.1152/jn.2001.86.4.2011]
- Jones J P and Palmer L A. 1987. An evaluation of the two-dimensional Gabor filter model of simple receptive fields in cat striate cortex. *Journal of Neurophysiology*, 58(6): 1233-1258 [DOI: 10.1152/jn.1987.58.6.1233]
- Lee B B and Swanson W H. 2022. Detection and discrimination of achromatic contrast: a ganglion cell perspective. *Journal of Vision*, 22(8): #11 [DOI: 10.1167/jov.22.8.11]
- Li C Y and Li W. 1994. Extensive integration field beyond the classical receptive field of cat's striate cortical neurons—classification and tuning properties. *Vision research*, 34(18): 2337-2355 [DOI: 10.1016/0042-6989(94)90280-1]
- Li F Z, Lin C, Zhang Q and Wang R X. 2020. A biologically inspired

- contour detection model based on multiple visual channels and multi-hierarchical visual information. *IEEE Access*, 8: 15410-15422 [DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2966916]
- Li W X, Zhou R G and Yu H. 2021. Quantum image edge detection based on multi-directions gray-scale morphology. *International Journal of Theoretical Physics*, 60(11): 4162-4176 [DOI: 10.1007/s10773-021-04966-y]
- Lin C, Wen Z Q, Xu G L, Cao Y J and Pan Y C. 2022. A bio-inspired contour detection model using multiple cues inhibition in primary visual cortex. *Multimedia Tools and Applications*, 81(8): 11027-11048 [DOI: 10.1007/s11042-022-12356-7]
- Manookin M B, Patterson S S and Linehan C M. 2018. Neural mechanisms mediating motion sensitivity in parasol ganglion cells of the primate retina. *Neuron*, 97(6): 1327-1340 [DOI: 10.1016/j.neuron.2018.02.006]
- Morrow W M, Paranjape R B, Rangayyan R M and Desautels J E L. 1992. Region-based contrast enhancement of mammograms. *IEEE transactions on Medical Imaging*, 11(3): 392-406 [DOI: 10.1109/42.158944]
- Shen W, Wang X G, Wang Y, Bai X and Zhang Z J. 2015. DeepContour: a deep convolutional feature learned by positive-sharing loss for contour detection//*Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Boston, USA: IEEE: 3982-3991 [DOI: 10.1109/CVPR.2015.7299024]
- Solomon S G. 2021. Retinal ganglion cells and the magnocellular, parvocellular, and koniocellular subcortical visual pathways from the eye to the brain. *Handbook of Clinical Neurology*, 178: 31-50 [DOI: 10.1016/B978-0-12-821377-3.00018-0]
- Solomon S G, White A J R and Martin P R. 2002. Extraclassical receptive field properties of parvocellular, magnocellular, and koniocellular cells in the primate lateral geniculate nucleus. *The Journal of Neuroscience*, 22(1): 338-349 [DOI: 10.1523/JNEUROSCI.22-01-00338.2002]
- Su Z, Zhang J H, Wang L G, Zhang H, Liu Z, Pietikäinen M and Liu L. 2023. Lightweight pixel difference networks for efficient visual representation learning. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 45(12): 14956-14974 [DOI: 10.1109/TPAMI.2023.3300513]
- Vanni S, Hokkanen H, Werner F and Angelucci A. 2020. Anatomy and physiology of macaque visual cortical areas V1, V2, and V5/MT: bases for biologically realistic models. *Cerebral Cortex*, 30(6): 3483-3517 [DOI: 10.1093/cercor/bhz322]
- Wei H, Lang B and Zuo Q S. 2013. Contour detection model with multi-scale integration based on non-classical receptive field. *Neurocomputing*, 103: 247-262 [DOI: 10.1016/j.neucom.2012.09.027]
- Wu Y Y and Li Q. 2022. The algorithm of watershed color image segmentation based on morphological gradient. *Sensors*, 22(21): #8202 [DOI: 10.3390/s22218202]
- Yang K F, Gao S B, Guo C F, Li C Y and Li Y J. 2015. Boundary detection using double-opponency and spatial sparseness constraint. *IEEE Transactions on Image Processing*, 24(8): 2565-2578 [DOI: 10.1109/TIP.2015.2425538]
- Yang K F, Li C Y and Li Y J. 2014. Multifeature-based surround inhibition improves contour detection in natural images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 23(12): 5020-5032 [DOI: 10.1109/TIP.2014.2361210]
- Young R A and Lesperance R M. 2001. The Gaussian derivative model for spatial-temporal vision: II. Cortical data. *Spatial Vision*, 14(3/4): 321-389 [DOI: 10.1163/156856801753253591]
- Yu Y, Yang Y and Liu K Z. 2021. Edge-aware superpixel segmentation with unsupervised convolutional neural networks//*Proceedings of 2021 IEEE International Conference on Image Processing*. Anchorage, USA: IEEE: 1504-1508 [DOI: 10.1109/ICIP42928.2021.9506289]
- Zhang Q, Lin C and Li F Z. 2021. Application of binocular disparity and receptive field dynamics: a biologically-inspired model for contour detection. *Pattern Recognition*, 110: #107657 [DOI: 10.1016/j.patcog.2020.107657]
- Zhou W J, Lv Y, Lei J S and Yu L. 2021. Global and local-contrast guides content-aware fusion for RGB-D saliency prediction. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 51(6): 3641-3649 [DOI: 10.1109/TSMC.2019.2957386]

## 作者简介

杜仕荣,男,硕士研究生,主要研究方向为人工智能与计算机视觉。E-mail: 875503350@qq.com

房涛,通信作者,男,博士,主要研究方向为神经信息学、图像处理 and 视觉计算。E-mail: fangtao@hdu.edu.cn

范影乐,男,教授,主要研究方向为神经信息学、机器视觉与机器学习。E-mail: fan@hdu.edu.cn

蔡哲飞,女,博士研究生,主要研究方向为生物视觉与图像处理。E-mail: caizf1224@163.com