

视觉机制、模型与图像分析

基于视觉颜色拮抗特性的轮廓检测模型^{*}

杨开富, 高绍兵, 李永杰

电子科技大学生命科学与技术学院, 神经信息教育部重点实验室, 邮编: 610054

摘要: 颜色信息在视觉系统感知任务中扮演着重要角色。实验研究显示早期视觉系统的颜色拮抗感受野机制在多种视觉感知任务(如边界检测)中具有重要意义。本文中, 我们提出一种基于视觉系统颜色拮抗机制的计算模型, 用于检测自然图像中的边界信息。通过模拟早期视觉系统(视网膜、外侧膝状体和初级视皮层)中的红-绿、蓝-黄颜色拮抗通道的信息处理机制, 我们提出一个简单的前馈模型。实验结果显示, 该模型能够有效地同时检测复杂场景中的彩色边界和亮度边界。此外, 我们模型的计算效率远远高于目前主流的彩色边界检测算法。

关键词: 颜色拮抗; 彩色边界; 视觉信息处理; 感受野; 自然图像

1 引言

轮廓检测为高级的计算机视觉任务(如基于形状的目标识别等)奠定重要基础。颜色信息对于视觉系统感知和理解视觉场景具有重要意义。工程应用中, 颜色信息在彩色图像的边界检测, 图像分割等基本图像处理任务中是必不可少的[1]。

为了检测彩色图像中的目标轮廓, 早期的研究主要集中于将传统边缘检测算子(例如 Canny[2], Sobel 等)扩展到彩色空间。然而, 这些方法不能有效地区分场景中的纹理边缘和主体目标的轮廓。近年来, 研究者们提出了许多新的方法用于检测复杂场景中的边界信息。例如, Martin 等[3]基于多种局部线索(如亮度, 颜色和纹理)提取信息, 并通过一个有监督学习方法整合多种线索下检测到的边界。进一步的研究中, 基于学习的方法主要通过引入多尺度信息[4], 更多的局部特征[5], 或是全局信息[6]来提高边界检测效果。然而基于学习的方法过于依赖训练集, 即这些方法不能在每幅图像上取得最优结果; 同时学习过程增加了算法执行的计算成本。此外, 一些非学习的边界检测(图像分割)算法也取得了较好的结果, 例如[7-9]。

近年来, 一些基于视觉机制的轮廓检测方法在灰度图像处理领域取得了较好的效果。因此, 我们希望建立一个基于视觉颜色信息处理机制的算法来提取彩色图像边界。最近, Zhang 等[10]提出一种基于颜色拮抗机制的颜色信息描述子, 该算子能够有效提高目标识别和边界检测等系统的性能。另外一些方法也引入颜色拮抗的信息处理方式来提高算法性能。Martin

^{*}本课题受国家自然科学基金(No. 61075109, 61375115, 91120013)、973项目(No. 2013CB329401)、电子科技大学优博学术支持计划(No. YBXSZC20131041)资助。

第一作者: 杨开富, 男, 生物医学工程专业 2012 级博士研究生, 主要从事基于视觉机制的计算模型与应用研究。

通讯作者: 李永杰, 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事基于视觉机制的计算模型与应用、智能计算等方面的研究。Email: liyj@uestc.edu.cn, 联系电话: 028-83208238

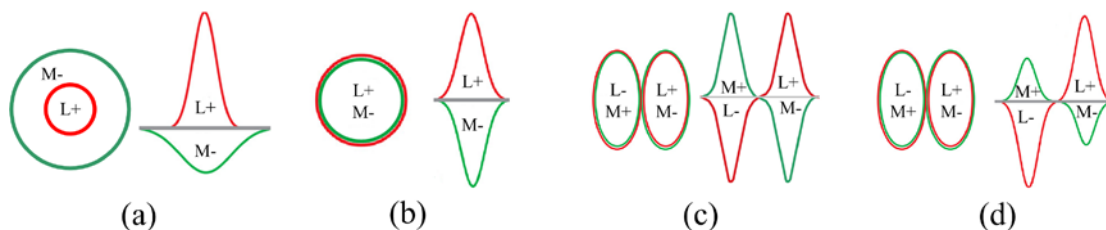


图 1 视网膜/LGN 细胞的单拮抗感受野结构：I-型单拮抗细胞 (a)，II-型单拮抗细胞 (b)，以及 V1 区双拮抗细胞感受野：视锥输入权重相等 (c)，视锥输入权重不相等 (d)。改绘自 [15,16]

Figure 1. The receptive field of single-opponent cells of Type I (a) and Type II (b) in LGN (lateral geniculate nucleus), and oriented double-opponent cells in V1 with balanced cone-input weightings (c) and unbalanced cone-input weightings (d). Adapted from [15, 16]

等[3]在红-绿和蓝-黄拮抗通道计算局部图像梯度来检测彩色边界。但是，这些基于颜色拮抗的方法只能检测颜色定义的边界，而对亮度定义的边界不敏感。因此，为了提取彩色图像中的边界信息（自然图像通常包含亮度边界和颜色边界），往往需要额外检测亮度特征[3]。

视觉系统颜色信息处理机制。视觉系统的信息处理能力远远优于现有的任何计算机视觉系统。因此，模拟视觉系统计算机制实现图像处理任务将是一个有效途径。灵长类视觉系统关于颜色编码的机制可简单总结为以下几点：

1) **三色视锥系统。**视网膜上有三种视锥细胞：L，M，和 S 视锥，分别吸收长波、中波和短波信号[11]；

2) **两个拮抗通道。**视觉系统通过红-绿、蓝-黄两个拮抗通道，沿视网膜到 LGN（外侧膝状体），再到初级视皮层的通路传递信息[12-14]；

3) **颜色拮抗感受野。**大量的研究显示颜色信息在视觉系统中以拮抗方式进行处理。视网膜神经节细胞和 LGN 细胞具有单拮抗结构感受野：I-型，中心-外周结构感受野（图 1a）和 II-型，单中心结构感受野（图 1b）。初级视皮层（V1）的细胞具有双拮抗感受野，即颜色拮抗和空间拮抗[15-21]。另外，研究发现部分 V1 区神经元具有朝向选择性双拮抗感受野，这类细胞同时对亮度和颜色信息敏感（图 1c-d），被认为在边界检测中扮演重要角色[16]。

本文中，我们提出一个新的基于视觉颜色信息处理机制的轮廓检测模型，该模型能够有效地同时检测自然场景中的亮度边界和颜色边界。我们的模型主要包括三个层次：在视锥细胞层，我们用高斯函数模拟视锥细胞感受野，用于提取视觉场景的局部信息；在节细胞或 LGN 层，分别在红-绿和蓝-黄通道计算单拮抗响应；在 V1 层，用朝向滤波器提取各个拮抗通道的边界信息。最后，再用最大值运算计算来自不同朝向，不同通道的最大响应。实验结果显示本文提出的模型能够有效检测自然场景中的亮度和颜色边界，同时大大提高了计算效率。

2 轮廓检测系统

本文算法的基本结构如图 2 所示。图 2 中展示了红-绿（R-G）通道的计算流程，同样的计算流程也适用于蓝-黄（B-Y）通道。

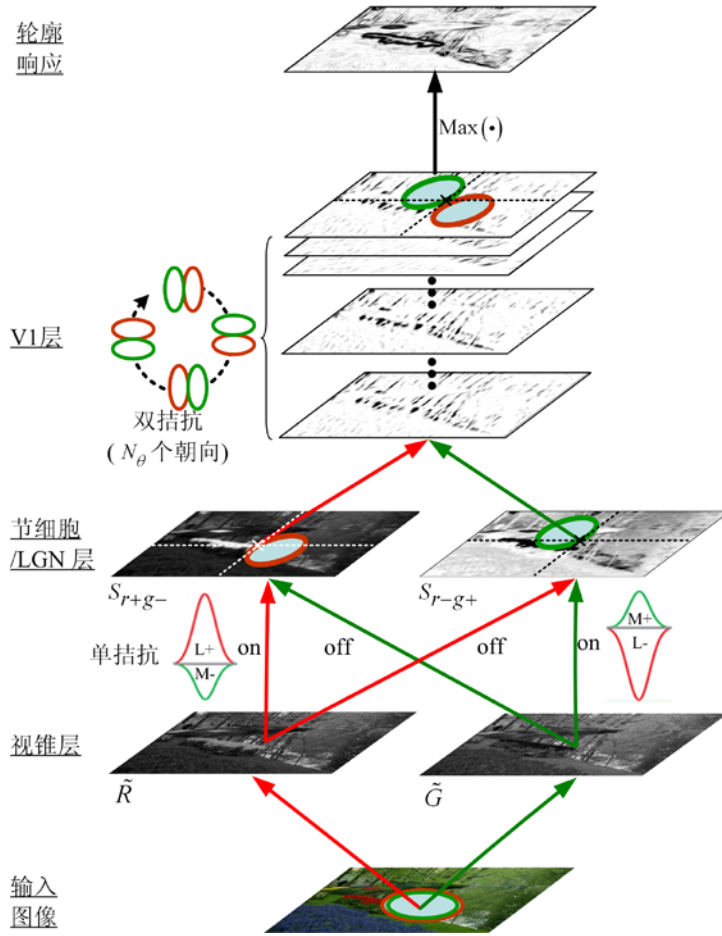


图2 边界检测模型的计算流程 (R-G 通道), 其他拮抗通道计算步骤一致。

Figure 2. The flowchart of our framework for boundary detection in the R-G channel. The similar computational steps are used in the other channels.

2.1 视锥细胞层

首先, 输入图像被分为四个通道: 红 (R), 绿 (G), 蓝 (B) 和黄 (Y)。其中 $Y = (R+G)/2$ 。为了提取局部场景信息, 每个通道图像经过同样尺度 (σ) 的高斯平滑得到视锥细胞的响应, 分别表示记为: \tilde{R} , \tilde{G} , \tilde{B} 和 \tilde{Y} 。

2.2 节细胞/LGN 层

由于视网膜神经节细胞和 LGN 细胞通常具有相似的响应特性, 因此本文将节细胞和 LGN 归为同一层。这些细胞接收来自视锥的输入, 具有单拮抗特性的感受野, 可描述为:

$$S(x, y) = w_1 \tilde{R}(x, y; \sigma) + w_2 \tilde{G}(x, y; \sigma) \quad (1)$$

$$\text{其中, } \begin{cases} w_1 w_2 \leq 0 \\ |w_1|, |w_2| \in [0, 1] \end{cases} \quad (2)$$

其中, w_1 和 w_2 表示视锥细胞输入到节细胞的输入权重, 且始终具有相反的符号。当 $w_1 > 0$, $w_2 < 0$ 时, 可提取 R-on/G-off 细胞的响应; 相反, 当 $w_1 < 0$, $w_2 > 0$ 时, 可提取 R-off/G-on 细胞

的响应。

单拮抗细胞在分离亮度和颜色信息的过程中发挥着重要作用。从公式 (1) 可以看出, 当节细胞/LGN 细胞具有大小相等的连接权重时 (即 $|w_1| = |w_2|$), 对亮度信息不响应; 当节细胞/LGN 细胞具有大小不相等的连接权重时 (即 $|w_1| \neq |w_2|$), 这类细胞对亮度和颜色信息都有响应。

2.3 V1 层

相当数量的 V1 区神经元 (29%) 同时对颜色和亮度敏感。特别是具有朝向选择性的双拮抗细胞被认为在边界检测任务中发挥重要作用[22]。本文中, 我们用以下函数模拟 V1 区神经元的朝向选择性感野

$$RF(x, y; \theta) = \left| \frac{\partial f(\tilde{x}, \tilde{y}; \theta)}{\partial \tilde{x}} \right| \quad (3)$$

$$f(\tilde{x}, \tilde{y}; \theta) = \frac{1}{2\pi(k\sigma)^2} \exp\left(\frac{-(\tilde{x}^2 + \gamma^2 \tilde{y}^2)}{2(k\sigma)^2}\right) \quad (4)$$

$$\begin{bmatrix} \tilde{x} \\ \tilde{y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \cos \theta + y \sin \theta \\ -x \sin \theta + y \cos \theta \end{bmatrix} \quad (5)$$

在公式 (4) 中, γ 表示滤波器的椭圆率, 本文取 $\gamma = 0.5$ 。 $\theta \in [0, 2\pi)$ 表示细胞的最优响应朝向。另外, 我们设置 $k = 2$, 且 σ 和视锥细胞层的高斯滤波器尺度相同, 因此, $k\sigma$ 决定了 V1 细胞感受野大小, $k > 1$ 说明 V1 区细胞感受野比前面各层 (视网膜/LGN) 细胞感受野大。

在各个朝向上的边界响应可表示为

$$\begin{aligned} D(x, y; \theta_i) = & \sum_{m, n \in N_{r+g-}} S_{r+g-}(x+m, y+n) \square RF(m, n; \theta_i) \\ & + \sum_{m, n \in N_{r-g+}} S_{r-g+}(x+m, y+n) \square RF(m, n; \theta_i) \end{aligned} \quad (6)$$

其中 $S_{r-g+} = -S_{r+g-}$, N_{r+g-} 和 N_{r-g+} 表示 V1 区细胞感受野的 R-on/G-off 区和 R-off/G-on 区。 $\theta_i \in [0, 2\pi)$ 表示 N_θ 个用于提取朝向信息的滤波器朝向

$$\theta_i = \frac{2(i-1)\pi}{N_\theta}, i = 1, 2, \dots, N_\theta. \quad (7)$$

本文中, 我们设置 $N_\theta = 16$ 。

最后, 通过取各个朝向下响应的最大值作为该通道下最终的边界响应

$$D(x, y) = \max \{D(x, y; \theta_i) | i = 1, 2, \dots, N_\theta\} \quad (8)$$

2.4 最终模型

为了计算方便, 我们设置 w_1 和 w_2 中的一个值为 1, 另一个值为 $w \in [-1, 0]$ 。我们在四个不同的通道 (即 $\tilde{R} + w\tilde{G}$, $w\tilde{R} + \tilde{G}$, $\tilde{B} + w\tilde{Y}$ 和 $w\tilde{B} + \tilde{Y}$) 中分别检测边界信息。同时用线性归一化将各个通道的响应归一到 $[0, 1]$ 。这样, 最终的轮廓响应为

$$r(x, y) = \max(D_{c_i}(x, y) | c_i \in \{rg, gr, by, yb\}) \quad (9)$$

本文中，我们用 $CO(w)$ 表示本文提出的用视锥输入权重 w 时的颜色拮抗（CO）轮廓检测系统。

3 实验结果

首先，我们测试不同的视锥输入权重 w 对模型响应的影响。图 3 展示了不同的视锥输入权重 w 下模型对亮度和响应边界的响应特性。当 $w = -1.0$ （即 $|w_1| = |w_2|$ ）时， $CO(-1.0)$ 对亮度边界不响应。在 w 从 -1.0 逐渐增大到 0.0 的过程中，模型对于亮度边界的响应逐渐增强。也就是说，在 w 取到 $(-1.0, 0)$ 之间一个特定值时，模型能够同时检测到亮度和颜色定义的边界信息。

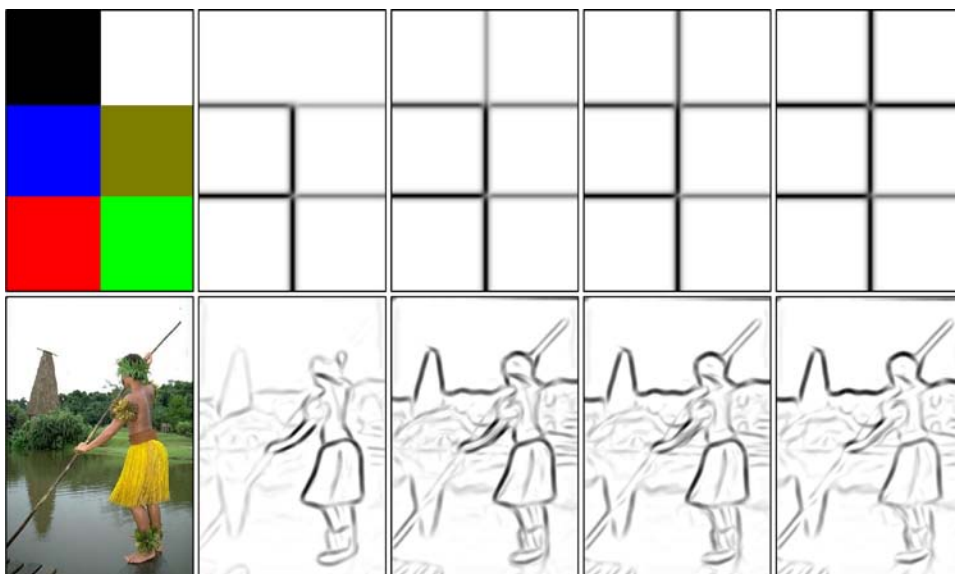


图 3 不同视锥输入权重下模型响应。从左往右：原始图像，不同权重参数 w 下模型响应：依次为 -1.0 , -0.6 , -0.4 和 0.0 。

Figure 3. The proposed model responds differently to color and achromatic boundaries with various cone-input weightings. **From left to right:** Original images and the responses of $CO(w)$ with different cone-input weightings (w): -1.0 , -0.6 , -0.4 and 0.0 .

我们进一步在伯克利图像分割图像库[23]（Berkley Segmentation Data Set, BSDS300）上测试我们的模型。为了定量分析，每个图像经模型计算后的输出图像都经过非极大值抑制的处理，得到单像素宽度的轮廓图[2]。进一步计算轮廓检测效果的定量评价指标 F 值，即 $F = 2PR / (R + P)$ ， P 和 R 分别指检测准确率和召回率，具体计算过程见文献[3,24]。

图 4 中展示了不同视锥输入权重 w 下，自然图像的边界检测效果，其中最优结果用黑框标出。从图中可以看出，与 Pb 算法相比，我们的方法在检测低亮度对比度或低颜色对比度的边界更有效。同时，通过选择合适的权重参数 w ，我们模型能够更灵活地检测亮度和颜色边界。图 4 的最后一列显示了我们模型与 Pb 算法的定量比较。每个柱子表示选取特定阈值时的最大 F 值。对于所列图像，我们的模型多数情况下比 Pb 性能更好。

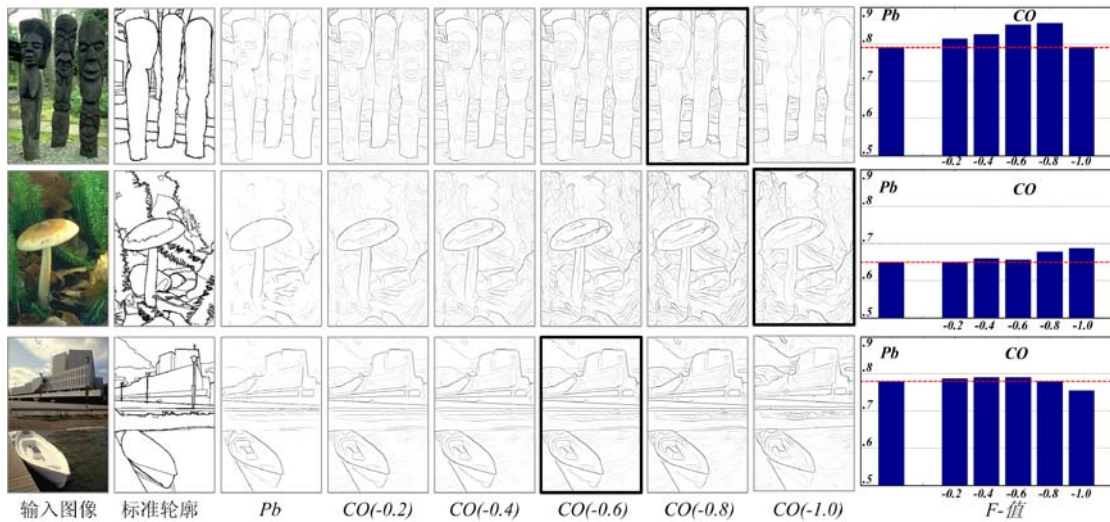


图 4 不同权重参数下，模型对自然图像轮廓检测结果，其中尺度参数 $\sigma = 1.5$ 。最后一列所示为最优 F 值对比。

Figure 4. Comparisons of our model $CO(w)$ (with $\sigma = 1.5$ and different cone-input weightings w) with Pb detector [3]. The last column presents the F-measure of each boundary map listed in the third to eighth columns. The optimal results (marked by black bold rectangle) correspond to the maximum of F-measure.

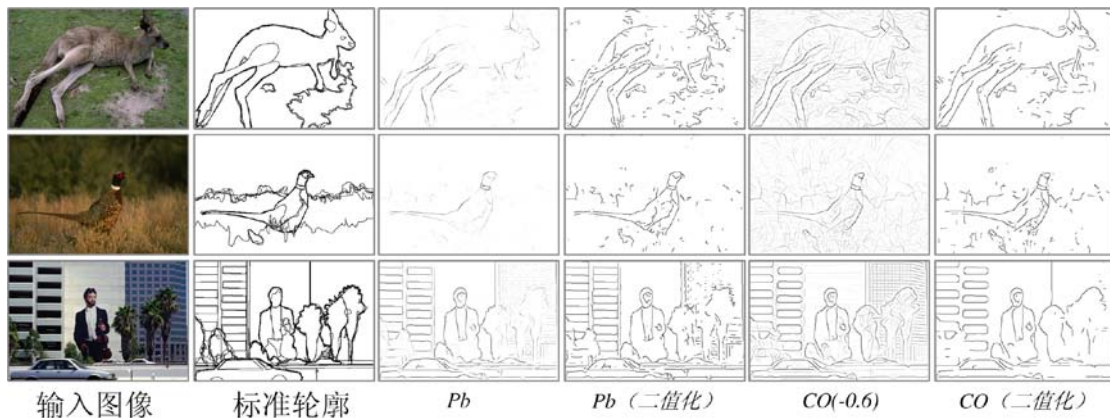


图 5 本文模型与 Pb 算法结果对比。从二值化结果的对比可以看出，本文方法能够检测到更完整的轮廓。

Figure 5. More examples compared with Pb . From thresholded Pb and thresholded CO , our $CO(-0.6)$ removes more cluttered weak edges and reserves more complete boundaries.

图 5 列出了更多的结果对比，尽管我们的方法的检测结果中有较多纹理边缘，但是这些纹理边缘的响应强度往往小于轮廓边界。因此，通过选取合适的二值化阈值，我们的算法能够得到更为完整的边界信息。另外，我们的算法在检测空间位置上比较靠近的边界信息时，分辨率更高（图 6）。

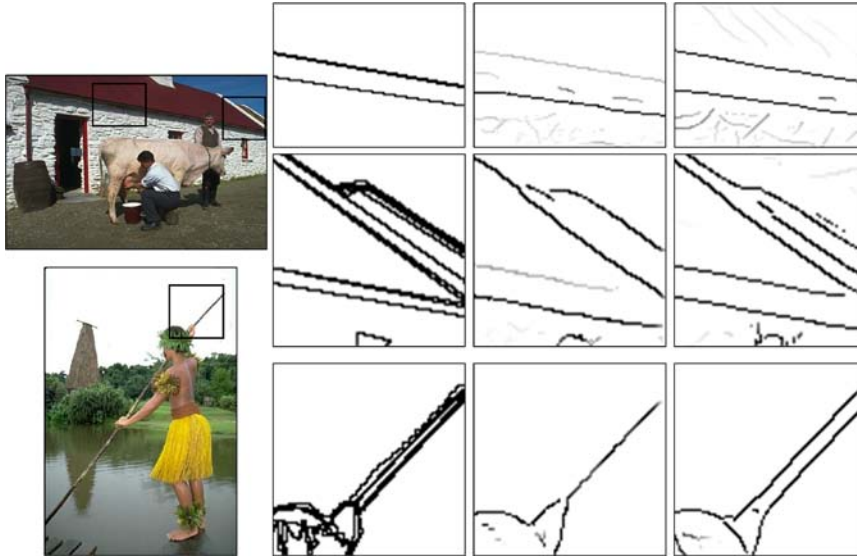


图 6 图像局部区域对比。从左往右：带局部感兴趣区域的原始图像，人工标注的轮廓图，Pb 算法检测结果，以及本文方法 $CO(-0.6)$ 检测结果。

Figure 6. Zoomed in view of two test images. **From left to right:** original images with local regions of interest (black rectangle), human-marked boundaries, boundaries detected by Pb and our $CO(-0.6)$.

图 7 中，我们使用 P-R 曲线定量分析算法性能。我们的模型在取尺度参数 $\sigma = 1.5$ ，视锥输入权重 $w = -0.6$ 时达到最优值 ($F=0.64$)。这与 Pb 算法的效果 ($F=0.65$) 非常接近。我们的方法 $CO(-1.0)$ 只考虑颜色边界，也比 Pb 算法只使用颜色信息时 (CG) 效果更好。另外，表 1 列出了算法在对每幅图像的平均计算时间，我们的算法计算效率大约是 Pb 的 10 倍。

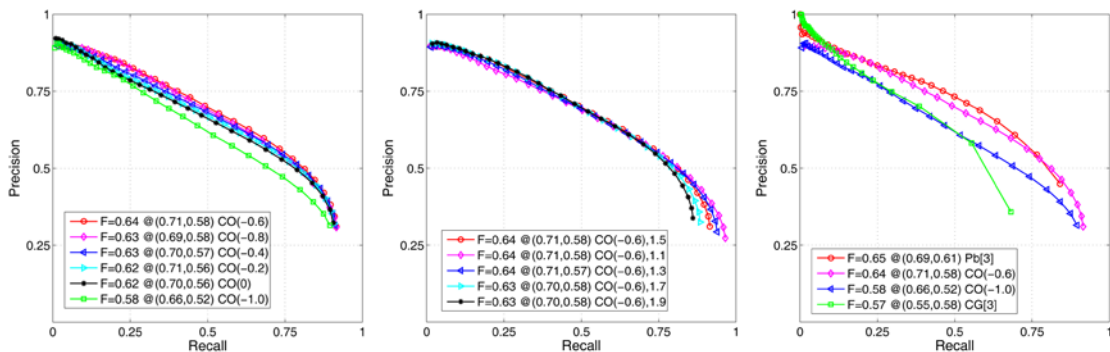


图 7 在 BSDS300 的测试图像集结果对比，左图：不同视锥输入权重的 P-R 曲线 ($\sigma = 1.5$)；中图：不同尺度参数下的 P-R 曲线 ($CO(-0.6)$)；右图：取 $\sigma = 1.5$ 时， $CO(-0.6)$ 和 $CO(-1.0)$ 与 Pb 算法对比。

Figure 7. Precision recall curves of $CO(w)$, $Pb[3]$ and $CG[3]$ on color test images of BSDS300. **Left:** The performances of our methods with different cone-input weightings at a certain scale ($\sigma = 1.5$). **Middle:** The performances of $CO(-0.6)$ with different scales: $\sigma = 1.1, 1.3, 1.5, 1.7$, and 1.9 . $\sigma = 1.5$ is best for our model. **Right:** the overall performance of different methods on the 100 test images of BSDS300 [23].

Method	<i>CG</i> [3]	<i>Pb</i> [3]	<i>CO(w)</i>
Time (s)	29.64	49.00	5.37

表1 BSDS300测试集上平均计算时间对比。计算机配置：CPU: Intel Core2, 主频: 2.8GHZ , 内存: 2.0G

Table 1. Mean computation time taken to compute one boundary map averaged over the 100 test images in BSDS300 [32] with MATLAB codes. Computer used here is Intel Core2, 2.8GHZ with 2.0G RAM.

4 总结和讨论

本文中, 我们提出一个新的基于视觉颜色信息处理机制的轮廓检测算法。通过模拟自视网膜到 V1 区视觉通路中的颜色拮抗机制 (单拮抗和双拮抗), 实现一个简单有效的前馈分级系统。本文模型能够同时有效地检测复杂自然场景中的亮度和颜色边界信息。

本文主要模拟了 V1 区的颜色-亮度细胞 (29%) 的响应特性。实际上, V1 也存在大量细胞只对颜色信息 (11%) 或者亮度信息 (60%) 敏感的细胞[22]。视觉系统如何整合或分离亮度、颜色信息仍需要进一步的研究和探索[25]。另外, 整合更多不同层次的信息实现高效的轮廓检测算法也值得进一步关注。我们进一步的研究工作将是整合不同层次的多种视觉特征, 建立一个统一的模型提高轮廓检测性能以及实现其他的计算机视觉任务。

参考文献

- [1] S. K. Shevell and F. A. A. Kingdom, "Color in Complex Scenes," *Annu. Rev. Psychol.*, vol. 59, pp. 143-166, 2008.
- [2] J. Canny, "A computational approach to edge detection," *IEEE Trans. on PAMI*, pp. 679-698, 1986.
- [3] D. R. Martin, C. C. Fowlkes, and J. Malik, "Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues," *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 26, pp. 530-549, 2004.
- [4] X. Ren, "Multi-scale improves boundary detection in natural images," in *ECCV*, 2008, pp. 533-545.
- [5] P. Dollar, Z. Tu, and S. Belongie, "Supervised learning of edges and object boundaries," in *CVPR*, 2006, pp. 1964-1971.
- [6] P. Arbelaez, M. Maire, C. Fowlkes, and J. Malik, "Contour detection and hierarchical image segmentation," *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 33, pp. 898 - 916, 2011.
- [7] Q. Zhu, G. Song, and J. Shi, "Untangling cycles for contour grouping," in *ICCV*, 2007, pp. 1-8.
- [8] P. Felzenszwalb and D. McAllester, "A min-cover approach for finding salient curves," in *POCV*, 2006, pp. 185-185.
- [9] P. Arbelaez, "Boundary extraction in natural images using ultrametric contour maps," in *POCV*, 2006, pp. 182-182.

- [10]J. Zhang, Y. Barhomi, and T. Serre, "A New Biologically Inspired Color Image Descriptor," in ECCV, 2012, pp.312-324
- [11]P. K. Kaiser, R. M. Boynton, and W. H. Swanson, Human color vision. Vol. 287. Washington DC: Optical Society of America, 1996.
- [12]K. R. Gegenfurtner, "Cortical mechanisms of colour vision," Nature Reviews Neuroscience, vol. 4, pp. 563-572, 2003.
- [13]R. L. De Valois, I. Abramov, and G. H. Jacobs, "Analysis of response patterns of LGN cells," JOSA, vol. 56, pp. 966-977, 1966.
- [14]A. M. Derrington, J. Krauskopf, and P. Lennie, "Chromatic mechanisms in lateral geniculate nucleus of macaque," The Journal of Physiology, vol. 357, pp. 241-265, 1984.
- [15] B. R. Conway, et al., "Advances in color science: from retina to behavior," The Journal of Neuroscience, vol. 30, pp. 14955-14963, 2010.
- [16]S. G. Solomon and P. Lennie, "The machinery of colour vision," Nature Reviews Neuroscience, vol. 8, pp. 276-286.
- [17]R. Shapley and M. Hawken, "Color in the cortex--Single-and double-opponent cells," Vision Research, vol. 51, pp. 701-717, 2011.
- [18]T. N. Wiesel and D. H. Hubel, "Spatial and chromatic interactions in the lateral geniculate body of the rhesus monkey," Journal of Neurophysiology, vol. 29, pp. 1115-1156 1966.
- [19]B. R. Conway, "Spatial structure of cone inputs to color cells in alert macaque primary visual cortex (V-1)," The Journal of Neuroscience, vol. 21, pp. 2768-2783, 2001.
- [20]E. N. Johnson, M. J. Hawken, and R. Shapley, "The orientation selectivity of color-responsive neurons in macaque V1," The Journal of Neuroscience, vol. 28, pp. 8096-8106, 2008.
- [21]R. Shapley and M. Hawken, "Neural mechanisms for color perception in the primary visual cortex," Current Opinion in Neurobiology, vol. 12, pp. 426-432, 2002.
- [22]E. N. Johnson, M. J. Hawken, and R. Shapley, "The spatial transformation of color in the primary visual cortex of the macaque monkey," Nature Neuroscience, vol. 4, pp. 409-416, 2001.
- [23]D. Martin, C. Fowlkes, D. Tal, and J. Malik, "A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics," in ICCV, pp. 416-425, 2001.
- [24] I. E. Abdou and W. K. Pratt, "Quantitative design and evaluation of enhancement/thresholding edge detectors," Proceedings of the IEEE, vol. 67, pp. 753-763, 1979.
- [25]G. Loffler, "Perception of contours and shapes: Low and intermediate stage mechanisms," Vision Research, vol. 48, pp. 2106-2127, 2008.