

基于 Log-Gabor 滤波与显著图融合优化的 3D 显著性检测

纵宝宝¹, 李朝锋², 桑庆兵^{1*}

¹江南大学物联网工程学院, 江苏省模式识别与计算智能工程实验室, 江苏 无锡 214122;

²上海海事大学物流科学与工程研究院, 上海 200135

摘要 提出了一种基于 Log-Gabor 滤波的纹理和深度图融合优化的立体图像显著性检测模型, 利用平面图像的显著性结合纹理与深度特征检测立体图像的显著性。通过改进的基于图的流行排序算法计算左视点的显著图; 提取左视点图像的纹理特征图以及立体图像的深度特征图, 利用 Log-Gabor 滤波器分别计算深度显著图和纹理显著图; 再利用线性加权融合方法将上述 3 个显著图融合为立体(3D)显著图; 最后利用中心偏爱和视觉敏锐度增强 3D 显著图。实验利用公开的眼动跟踪数据库进行测试, 结果表明, 所提算法具有很好的检测效果, 优于文献报道的其他 3D 显著性模型。

关键词 图像处理; 立体显著性检测; 流行排序; Log-Gabor 滤波器; 纹理; 深度

中图分类号 TP391.41

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.081003

3D Image Saliency Detection Based on Log-Gabor Filtering and Saliency Map Fusion Optimization

Zong Baobao¹, Li Chaofeng², Sang Qingbing^{1*}

¹*Jiangsu Provincial Engineering Laboratory of Pattern Recognition and Computational Intelligence, School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China;*

²*Institute of Logistics Science & Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 200135, China*

Abstract A saliency detection model is proposed based on Log-Gabor filtering and saliency map fusion optimization of stereoscopic images, in which the image saliency is detected by the planar image saliency combined with the texture and depth features. First, the left view saliency map is calculated by the improved graph-based manifold ranking algorithm. Second, the left view texture features and the depth features from stereoscopic images are extracted, and the texture and depth saliency maps are computed by the Log-Gabor filtering method, respectively. Third, the above three saliency maps are integrated into a stereoscopic (3D) saliency map by the weighted linear combination (WLC) method. Finally, the 3D saliency map is enhanced by the center-bias factor and visual acuity. The experimental results on a public eye tracking dataset show that the proposed model possesses a good detection performance and is superior to the existing 3D visual saliency detection models.

Key words image processing; stereoscopic saliency detection; manifold ranking; Log-Gabor filtering; texture; depth

OCIS codes 100.2000; 100.6890; 100.2980

1 引言

根据人眼视觉注意机制, 对于一个场景, 人们总是会首先注意到相对于背景较突出的物体或者区

域, 而忽略掉一些不感兴趣的部分, 从而减少视觉处理的复杂度。显著性检测就是模拟人眼的这一机制, 从图像中提取出感兴趣的区域。这一检测方法已被广泛应用于图像分割、目标重定位、图像分类、

收稿日期: 2018-09-25; 修回日期: 2018-10-22; 录用日期: 2018-11-13

基金项目: 国家自然科学基金(61771223)、江苏省自然科学基金(BK20171142)

* E-mail: sangqb@163.com

视觉跟踪等领域。

过去几十年间,各国科研工作者提出了许多图像显著性检测模型。首个显著性检测模型由 Itti 等^[1]提出,通过将颜色、强度和方向 3 个特征图在不同的尺度上结合获得显著图。Yang 等^[2]基于图的流行排序,提出了有效的两阶段显著性检测框架。刘峰等^[3]基于卷积神经网络和手工特征提取相结合的思路,提出一种全局模型和局部优化的深度网络显著性检测方法。张松龙等^[4]充分利用各级卷积特征,提出一种基于融合全部卷积层特征的全卷积神经网络显著性检测方法。但是,这些显著性检测模型都是针对图像提出的。

近几年,随着立体(3D)显示设备的普及,逐渐兴起了对于 3D 图像显著性检测模型的研究。Dittrich 等^[5]通过 3 种成分发现了立体视频的三维显著性:单个帧的突出颜色、来自相机和物体运动的突出信息以及深度显著性。Wang 等^[6]提出了一种三维视觉注意力模型,在视觉维度上增加了深度信息,利用二维视觉特征在三维视觉显著性的计算模型中检测出显著的区域。此外,他们还进行了眼动跟踪实验,以建立一个具有眼球追踪数据的真值图像的公共数据库。Fang 等^[7]提出了一种基于 4 种特征的立体视觉检测框架,通过测量图像斑块间的空间距离,获得了特征对比度的显著性图。Qi 等^[8]利用光流估计算法生成视差图并提出了一种基于带通滤波的三维视觉显著性检测模型。周洋等^[9]从立体视频的空域、深度以及时域 3 个不同维度出发进行显著性计算,提出了一种融合双目多维感知特性

的立体视频显著性检测模型。

现有的 3D 显著性检测模型计算出的显著图大多能够有效检测出立体图像中的显著性物体,但同时也引入了许多背景信息,从而降低了显著图与注视点密度图的相似度,对显著物体边缘的处理也不够平滑。本文提出了相关方法解决上述问题。利用改进的基于图的流行排序方法获得左视点图像的显著图,从而有效抑制背景信息的干扰;通过提取立体图像的深度特征和纹理特征,利用 Log-Gabor 滤波器分别对深度特征图和纹理特征图进行滤波,有效地过滤掉冗余的背景信息并将显著物体的边缘处理得更加平滑,以符合注视点密度图中显著区域渐变的特点。

2 基于 Log-Gabor 滤波的纹理和深度图融合优化的 3D 图像显著性检测

图 1 给出立体图像显著性检测模型框架,其主要步骤为:

- 1) 通过基于图的流行排序算法,计算左视点的显著图;
- 2) 从左视点图像提取纹理特征,再利用 Log-Gabor 滤波器从纹理特征图中提取出纹理显著图;
- 3) 从两个视点图像提取深度特征,再利用 Log-Gabor 滤波器从深度特征图中计算出深度显著图;
- 4) 将以上 3 个显著图通过线性加权融合(WLC)为 3D 显著图;
- 5) 根据中心偏爱和视觉敏锐度对融合后的 3D 显著图进行加强和优化。

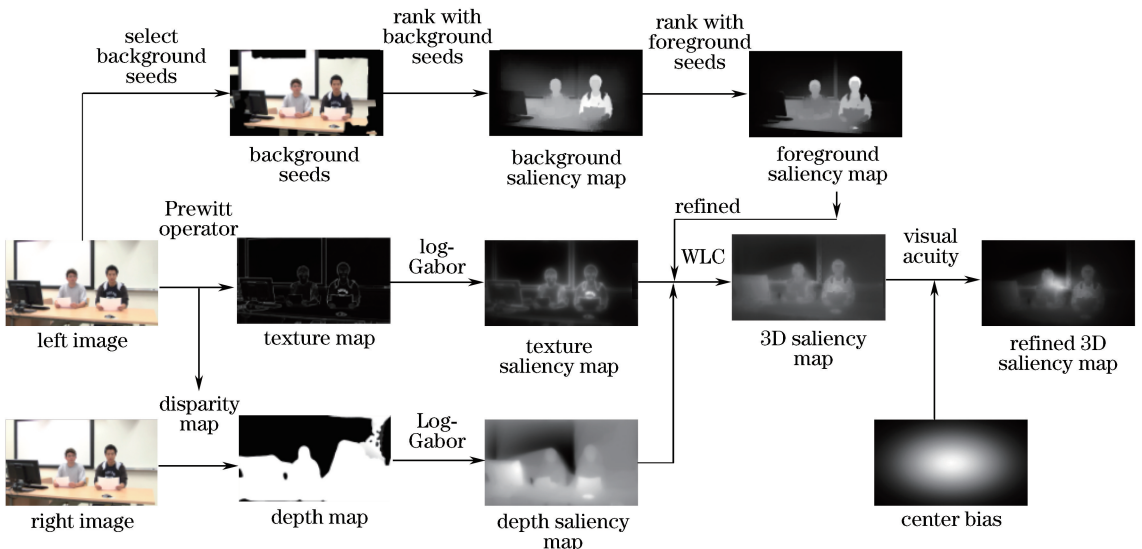


图 1 立体图像显著性检测模型框架

Fig. 1 Framework of stereoscopic image saliency detection model

2.1 左视点显著图的计算

实验中采用基于图的流行排序(MR)方法计算左视点显著图。流行排序已经被成功应用于平面图像显著性检测,例如,文献[2]提出基于图的流行排序算法,使用图像的4个边缘的像素作为背景种子计算背景显著图。但不同于文献[2],这里使用基于图像边界信息的机制,将前景种子从边界像素中移除,各步骤形成的显著图如图2所示。

具体计算方法如下:

1) 利用简单线性迭代簇(SLIC)算法^[10]将输入图像分割成超像素,用超像素作为节点构造一个图 $G = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 并计算其权重矩阵 W 和度矩阵 $D = \text{diag}\{d_{11}, \dots, d_{nn}\}$, 其中 $d_{ii} = \sum_j w_{ij}$ 。两个节点的权重定义为

$$W_{ij} = \exp\left(-\frac{\|c_i - c_j\|}{\delta^2}\right), \quad (1)$$

式中: c_i 和 c_j 表示国际照明委员会(CIE) Lab 颜色空间中两个节点对应超像素的平均值; δ 为控制权重大小的常数,其值的设定与文献[2]中一致,可根据各像素在颜色空间中的距离计算得到^[11]。计算 $(D - \alpha W)^{-1}$, 并将其对角元素设置为 0, α 表示控制平衡的平滑约束。

2) 利用图像边界处的超像素节点作为背景种子构造指示向量 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$, 表示数据的指示情况。如果 $y_i = 1$, 表示对应数据 x_i 为种子节点, 若 $y_i = 0$, 表示数据 x_i 为待排序的非种子节点。基于图像边界信息的机制,将前景种子从边界像素中移除。

3) 流行排序函数 f^* 可表示为

$$f^* = (D - \alpha W)^{-1} Y. \quad (2)$$

将所有节点通过(2)式进行排序,每个节点的权值都在 f^* 中,它是一个 N 维的向量, N 是超像素总数。将 f^* 归一化为 \bar{f}^* , 则基于背景的显著图 S_{bq} 可表示为

$$S_{\text{bq},i} = 1 - \bar{f}_i^*, i = 1, 2, 3, \dots, N, \quad (3)$$

式中: i 为图中超像素的索引。基于背景的显著图如图2(b)所示。

这里用一个自适应阈值将背景显著图二值化,将大于该阈值的节点选为前景种子,则指示向量 Y 即为确定值,利用(2)式对所有节点进行排序,并对排序向量 f^* 进行归一化,得到最终的基于前景种子的显著图 S_{fq} 如图2(c)所示。其计算公式为

$$S_{\text{fq},i} = \bar{f}_i^*, i = 1, 2, 3, \dots, N. \quad (4)$$

4) 显著图优化。用显著性扩散方法将每个超像素的显著性分配给内部像素。令相似超像素的显著值具有连续性。首先,用 K-means 聚簇算法将前景显著图分为 k 个聚簇,假设 k 个聚簇中有 M 个超像素,若超像素 i 属于聚簇 k , 它的显著性值定义为 $s_i^{(k)}$ 。用聚簇 k 中其他超像素的显著性值计算超像素 i 的扩散显著性,可表示为

$$\tilde{s}_i^{(k)} = u_1 S_i^{(k)} + u_2 \sum_{j=1, j \neq i}^M \frac{\exp[-\|c_i - c_j\| / (2\delta_c^2)]}{\sum_{j=1}^M \exp[-\|c_i - c_j\| / (2\delta_c^2)]} S_j^{(k)}, \quad (5)$$

式中: 右侧第一项前景显著图中超像素 i 经显著性扩散之前的显著值; 第二项为超像素 i 在聚簇 k 中加权平均显著值; u_1 和 u_2 为权重参数; δ_c^2 表示各聚簇方差之和,经过加权后得到新的 S_{fq} 中超像素 i 的显著值。

为了抑制背景噪声的影响,引入高斯下降权值图 Q , 对经过显著性扩散后的 S_{fq} 进行滤波,可得

$$S_{2D,xy} = S_{\text{fq},xy} Q_{xy}, \quad (6)$$

$$Q_{xy} = \exp\{-9[(x - x_0)/w]^2 - 9[(y - y_0)/h]^2\}, \quad (7)$$

式中: $S_{2D,xy}$ 为 (x, y) 点左视点图像的显著值; w 和 h 分别为输入图像的宽和高; (x_0, y_0) 为图像的中心坐标。通过上述步骤,最终得到左视点优化后的显著图,如图2(d)所示。



图2 各步骤形成的显著图。(a)输入图像;(b)背景显著图;(c)前景显著图;(d)优化后的显著图;(e)注视点密度图

Fig. 2 Saliency map in each step. (a) Input image; (b) background map; (c) foreground map; (d) optimized map; (e) fixation density map

2.2 纹理显著图的计算

除了图像中的目标物体,人们对于图像中目标的

边缘、纹理特征也具有高度的敏感性。用梯度表示图像的纹理特征,输入图像的纹理特征 f_G 可表示为

$$f_G = \sqrt{(I \times P_x)^2 + (I \times P_y)^2}, \quad (8)$$

式中: I 为输入图像; P_x 和 P_y 分别为水平方向和垂直方向施加的Prewitt算子。

Log-Gabor滤波器^[12]可以由任意带宽构造,且无直流量,其传递函数在高频端有一个延伸的尾巴,使得其能比其他带通滤波器更有效地对自然图像进行编码。这里用Log-Gabor滤波器对纹理特征图进行滤波。Log-Gabor滤波器的传递函数表示为

$$G_\omega = \exp\left[-\frac{[\ln(\|\omega\|_2/\omega_0)]^2}{2\delta_F^2}\right], \quad (9)$$

式中: $\omega=(u,v) \in \mathbf{R}^2$ 为频域坐标; ω_0 为滤波器的中心频率; δ_F 为控制滤波器的带宽。

纹理显著图 S_T 可以表示为

$$S_T = f_G \times g, \quad (10)$$

式中: g 可由 G 经傅里叶逆变换得到。

2.3 深度显著图的计算

深度图提供了人们接收场景深度的信息,在一个立体显示系统中,通常用视差图来描述左视点图像与右视点图像之间的像素差异。类似于文献[6]所述,基于视差信息可以计算出深度特征图 f_D ,即

$$f_{D,xy} = \frac{V}{1 + [(d+h')/(pw)']}, \quad (11)$$

式中: V 为观测者的观测距离; d 为双眼距离; p 为像素差异; w' 和 h' 分别为显示屏的宽度和高度。各参数的设置与文献[6]中实验参数一致。

与(10)式相似,深度显著 S_D 可表示为

$$S_D = f_D \times g. \quad (12)$$

2.4 显著图的融合

经过以上处理,得到了立体图像左视点图像的显著图 S_{2D} 、纹理显著图 S_T 、深度显著图 S_D ,不同显著图的视觉比较如图3所示。

现有的3D视觉显著性模型大多使用WLC融合每一幅显著图。采用WLC融合各显著图得到立体显著图 S_{3D} 可表示为

$$S_{3D} = u'S_{2D} + v'S_T + \lambda'Q_c, \quad (13)$$

式中: u' 、 v' 、 λ' 分别为左视点显著图、纹理显著图、深度显著图的权重。实验结果表明,将3个参数都设置为1/3可以使模型达到最好的性能。

2.5 显著图的增强

现有研究证明人眼对于图像中心会施加更多的关注^[13],被称作中心偏爱。考虑中心偏爱的显著图可表示为

$$S = \lambda_1 S_{3D} + \lambda_2 Q_c, \quad (14)$$

式中: λ_1, λ_2 为权重参数。实验结果表明,将 λ_1, λ_2 分别设置为0.65和0.35可以使模型达到最好的性能。 Q_c 可从高斯函数中得到,与2.1节中第4步对左视点显著图的优化处理相同。

视敏度随着偏心率的增加而减小^[14],本研究利用该性质对3D显著图进行加强。在显著图中,显著值大于一个确定的阈值像素的区域被认为是显著区域。当人眼观察自然景物时人眼会聚焦在这些显著区域上,并且对于这些物体更加敏感。利用文献[14]中的人类视觉敏锐模型增强显著图。对比敏度 C_s 的计算公式为

$$C_{s,ij} = \frac{1}{C_0 \exp[af(e_{ij} + e_{2,ij})/e_{2,ij}]}, \quad (15)$$

式中: f 为空间频率; e_{ij} 为任意像素位置 (i,j) 对应的视网膜离心率; C_0 为最小对比度阈值; a 为空间频率衰减常数; $e_{2,ij}$ 为任意像素位置 (i,j) 的半角分辨率离心率。基于文献[14]的实验结果,各参数最佳设定值为 $a=0.106, e_2=2.3, C_0=1/64$ 。显著像素和非显著像素的视网膜离心率 e 可以通过计算其与像素间空间距离关系得到。对于任意像素位置 (i,j) ,其离心率 e_{ij} 为该像素与最邻近显著像素 (i_0, j_0) 的空间距离

$$e_{ij} = \arctan \frac{d'_{ij}}{V}, \quad (16)$$

式中: V 为观测距离; d'_{ij} 为 (i,j) 与 (i_0, j_0) 的空间距离。

经过视觉敏锐度加强,可得到最终的显著图

$$S' = C_s \times S. \quad (17)$$

图3(a)中给出了4幅立体图像,生成其左视点显著图、纹理显著图、深度显著图、3D显著图及增强后的显著图,如图3(b)~(f)所示。图3(e)和(f)分别为一个原始显著图与经过中心偏爱与视觉敏锐度加强后的显著图,通过比较,可以直观地看出,由于中心偏爱的引入,中心区域的显著度得到了明显加强,而非显著区域受到了抑制。在左视点显著图中,相对于边界区域,具有高对比度的物体被赋予了更高的显著值,纹理显著图中具有更高纹理复杂度的区域显著性较强,相对于背景目标,深度显著图对前景目标赋予了更高的显著值。融合后的显著图综合了各显著图的特点,经过对融合后显著图的增强,图像周边区域的显著值受到了抑制,而中心区域的显著性得到了增强,与注视点密度图的对比,可以看到最终的3D显著图与注视点密度图最相近。

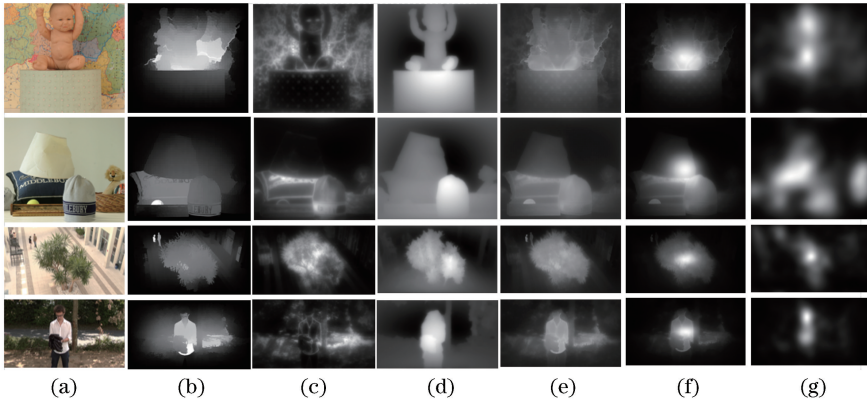


图3 不同显著图的视觉比较。(a)输入的左视点图像;(b)左视点显著图;(c)纹理显著图;(d)深度显著图;(e) 3D显著图;(f)增强后的3D显著图;(g)注视点密度图

Fig. 3 Visual comparison among different saliency maps. (a) Input left view image; (b) left view image saliency map; (c) texture saliency map; (d) depth saliency map; (e) 3D saliency map; (f) enhanced 3D saliency map; (g) fixation density map

3 实验结果与分析

3.1 数据集

在本实验中,采用文献[6]提出的立体图像库。该图像库包含 18 张各种类型的立体图像,如室内场景、室外场景、包含物体的场景及不包含任何物体的场景等。每个立体图像都提供对应的视差图和注视点密度图。为避免不舒适因素对立体视觉注意的影响,所有立体图像都经过了舒适度检查,排除如不确定景深、调节会聚冲突、过大视差等会引起不舒适的因素。该数据库提供的注视点密度图是用含有下颌托的 SMI RED 500 远程眼动仪收集到的,显示屏为 26 inch (1 inch = 0.3048 m)的 BT-3DL2550 LED。该眼动实验挑选了 35 名年龄在 18 到 35 岁之间的志愿者,每个人的视力或矫正后的视力都在正常范围内。所有观测者的眼动数据都被眼动仪记录下来,并由高斯核函数处理为注视点密度图,注视点密度图作为基准图像用于测试立体显著性检测模型的性能。部分图像的注视点密度图如图 3(g)所示。

3.2 性能指标

与文献[6]~[8]一致,采用 Pearson 线性相关系数(PLCC)、Kullback-Leiber 散度(KLD)、受试者工作特征(ROC)曲线下方面积(AUC)3 个性能指标定量检测本文模型的有效性。各性能指标都由注视点密度图和预测的显著图之间直接比较计算得到。PLCC 值和 AUC 值越高,表示显著性模型对显著区域的预测越精确,KLD 值越低,表示显著图与注视点密度图越相近。

3.3 不同显著图的性能对比

左视点显著图、纹理显著图、深度显著图以及 3D 显著图的性能对比如表 1 所示。由表 1 可以看出,融合后的 3D 显著图明显优于中间过程得到的显著图。

表 1 不同显著图的性能对比

Table 1 Performance comparison among different saliency maps

Saliency map	PLCC	KLD	AUC
Left view	0.563	0.366	0.713
Texture	0.223	0.388	0.589
Depth	0.466	0.211	0.631
3D	0.711	0.213	0.759

不同显著图的 ROC 及 R-P(precision-recall)曲线分别如图 4 和图 5 所示,从图中可以进一步看出,融合优化后的 3D 显著图明显优于其他显著图。

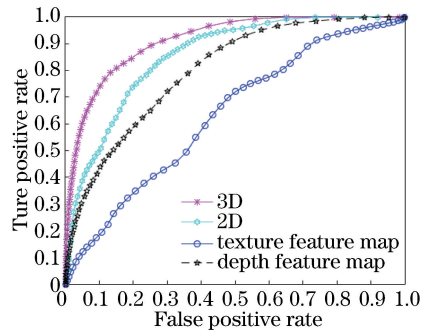


图 4 不同特征显著图的 ROC 曲线

Fig. 4 ROC curves of different saliency maps

3.4 与其他算法的性能对比

将本文模型与相关文献模型进行比较,不同模型的性能对比如表 2 所示。从表 2 可以看出,本文模型在 PLCC、KLD、AUC 3 个指标方面都优于其他模型。

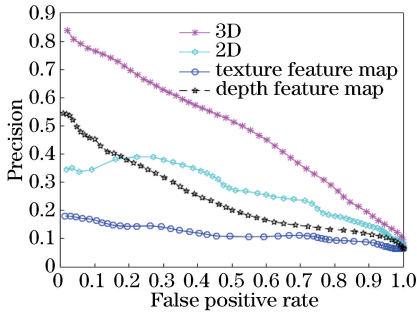


图 5 不同特征显著图的 P-R 曲线

Fig. 5 P-R curves of different saliency maps

表 2 不同模型的性能对比

Table 2 Performance comparison among different models

Model	PLCC	KLD	AUC
Model in Ref. [6]	0.410	0.605	0.670
Model in Ref. [5]	0.342	0.552	0.619
Model in Ref. [8]	0.660	0.288	0.681
Model in Ref. [7]	0.703	0.260	0.740
Proposed	0.711	0.213	0.759

将 3 个优秀的平面显著性模型利用背景先验的显著性(GS)^[15]、结合简单先验的显著性(SDSP)^[16]、基于元胞自动机的显著性(BSCA)^[17],与性能较好的 3D 显著性模型(文献[7]中模型、文献[8]中模型、本文模型)进行比较,各模型所得的显著图的 ROC 曲线以及 P-R 曲线分别如图 6 和图 7 所示。从图中可以

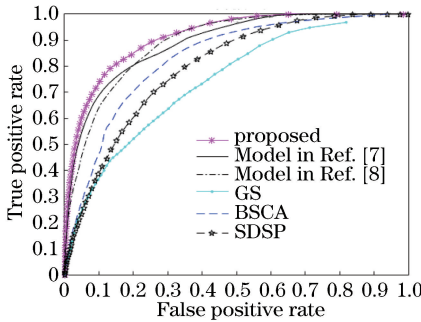


图 6 不同模型的 ROC 曲线图

Fig. 6 ROC curves of different models

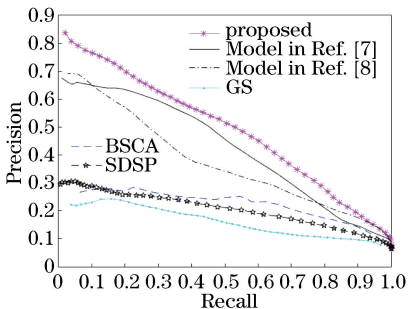


图 7 不同模型的 P-R 曲线

Fig. 7 P-R curves of different models

看出,各 3D 显著性检测模型明显优于各平面显著性检测模型,本文模型具有最好的性能。

3.5 运算时间对比

除了比较各 3D 显著性检测模型的性能,还对各模型的运算时间进行比较。实验的硬件平台选用联想(Lenovo)扬天商用 T4900d 台式计算机,其配置为 3.0 GHz 的英特尔酷睿四核 Intel i5 CPU 和 8 GB RAM,软件平台为 64 位的 Matlab R2015a。对文献[6]提出的立体图像库中的图像进行处理,各 3D 显著性模型的运算时间如表 3 所示。

表 3 各 3D 显著性模型的运算时间

Table 3 Computation time of each saliency detection model

Model	Time cost /s
Model in Ref. [6]	3.412
Model in Ref. [5]	1.498
Model in Ref. [8]	0.319
Model in Ref. [7]	87.609
Proposed	18.281

从表 3 可以看出,文献[5]中模型用时最少,说明其计算开销最少。文献[7]中的模型计算量最大,用时最长。结合性能指标来看,文献[8]中的模型虽然用时最少,但是性能指标表现较差。本文模型虽然时间开销较文献[8]中的模型略大,但性能更优。综上所述,本文模型在性能和计算时间均可得到更好的结果。

4 结 论

提出了一个基于流行排序和 Log-Gabor 滤波的 3D 图像显著性模型。利用基于图的流行排序方法计算左视点显著图并对其进行优化,并将其与利用 Log-Gabor 滤波器分别计算出的深度显著图和纹理显著图融合为 3D 显著图,再采用中心偏爱和视觉敏锐度优化 3D 显著图。通过在眼动公开数据库上的实验结果表明,本文算法不仅能够抑制背景信息的影响,而且强调了中心区域的显著性,对轮廓的处理也更加平滑,具有很好的检测效果并优于现存的其他 3D 显著性模型。但是在某些情况下(例如当背景信息较复杂时),结果并不理想,因此,如何获取复杂背景下的显著性区域将成为下一步的研究方向。

参 考 文 献

[1] Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine

- Intelligence, 1998, 20(11): 1254-1259.
- [2] Yang C, Zhang L H, Lu H C, *et al.* Saliency detection via graph-based manifold ranking[C]//2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2013, Portland, OR, USA. New York: IEEE, 2013: 3166-3173.
- [3] Liu F, Shen T S, Lou S L, *et al.* Deep network saliency detection based on global model and local optimization[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(12): 1215005.
刘峰, 沈同圣, 娄树理, 等. 全局模型和局部优化的深度网络显著性检测[J]. *光学学报*, 2017, 37(12): 1215005.
- [4] Zhang S L, Xie L B. Salient detection based on all convolutional feature combination [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(10): 101502.
张松龙, 谢林柏. 基于全部卷积特征融合的显著性检测[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(10): 101502.
- [5] Dittrich T, Kopf S, Schaber P, *et al.* Saliency detection for stereoscopic video[C]//Proceedings of the 4th ACM Multimedia Systems Conference, February 28-March 01, 2013, Oslo, Norway. New York: ACM, 2013: 12-23.
- [6] Wang J L, Dasilva M P, Lecallet P, *et al.* Computational model of stereoscopic 3D visual saliency [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(6): 2151-2165.
- [7] Fang Y M, Wang J L, Narwaria M, *et al.* Saliency detection for stereoscopic images[C]//2013 Visual Communications and Image Processing (VCIP), November 17-20, 2013, Kuching, Malaysia. New York: IEEE, 2013: 1-6.
- [8] Qi F, Zhao D B, Liu S H, *et al.* 3D visual saliency detection model with generated disparity map [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2017, 76(2): 3087-3103.
- [9] Zhou Y, He Y J, Tang X H, *et al.* Incorporation of multi-dimensional binocular perceptual characteristics to detect stereoscopic video saliency[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2017, 22(3): 305-314.
周洋, 何永健, 唐向宏, 等. 融合双目多维感知特征的立体视频显著性检测[J]. *中国图像图形学报*, 2017, 22(3): 305-314.
- [10] Achanta R, Shaji A, Smith K, *et al.* SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(11): 2274-2282.
- [11] Borji A, Sihite D N, Itti L. Salient object detection: A benchmark [M]//Borji A, Sihite D N, Itti L. *Computer Vision-ECCV 2012*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2012: 414-429.
- [12] Field D J. Relations between the statistics of natural images and the response properties of cortical cells [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1987, 4(12): 2379.
- [13] Tseng P H, Carmi R, Cameron I G M, *et al.* Quantifying center bias of observers in free viewing of dynamic natural scenes[J]. *Journal of Vision*, 2009, 9(7): 1-16.
- [14] Geisler W S, Perry J S. Real-time foveated multiresolution system for low-bandwidth video communication [J]. *Proceedings of SPIE*, 1998, 3299: 294-306.
- [15] Wei Y C, Wen F, Zhu W J, *et al.* Geodesic saliency using background priors[C]//European Conference on Computer Vision, October 7-13, Florence, Italy. Heidelberg: Springer, 2012, 7547: 29-42.
- [16] Zhang L, Gu Z Y, Li H Y. SDSP: A novel saliency detection method by combining simple priors[C]//2013 IEEE International Conference on Image Processing, September 15-18, 2013, Melbourne, VIC, Australia. New York: IEEE, 2013: 171-175.
- [17] Qin Y, Lu H C, Xu Y Q, *et al.* Saliency detection via cellular automata[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 7-12, 2015, Boston, MA, USA. New York: IEEE, 2015: 110-119.