

融合显著深度特征的 RGB-D 图像显著目标检测

吴建国 邵婷 刘政怡*

(安徽大学信息保障技术协同创新中心 合肥 230601)

(安徽大学计算机科学与技术学院 合肥 230601)

摘要: 深度信息被证明是人类视觉的重要组成部分,然而大部分显著性检测工作侧重于 2 维图像上的方法,并不能很好地利用深度进行 RGB-D 图像显著性检测。该文提出一种融合显著深度特征的 RGB-D 图像显著目标检测方法,提取基于颜色和深度显著图的综合特征,根据构图先验和背景先验的方法进行显著目标检测。首先,对原始深度图进行预处理:使用背景顶点区域、构图交点和紧密度处理深度图,多角度融合形成深度显著图,并作为显著深度特征,结合颜色特征形成综合特征;其次,从前景角度,将综合特征通过边连接权重构造关联矩阵,根据构图先验,假设多层中心矩形为前景种子,通过流形排序方法计算出 RGB-D 图像的前景显著图;从背景角度,根据背景先验以及边界连通性计算出背景显著图;最后,将前景显著图和背景显著图进行融合并优化得到最终显著图。实验采用 RGB-D1000 数据集进行显著性检测,并与 4 种不同的方法进行对比,所提方法的显著性检测结果更接近人工标定结果,PR(查准率-查全率)曲线显示在相同召回率下准确率高于其他方法。

关键词: 显著目标检测; 显著深度特征; 多层中心矩形; 流形排序; 构图先验; 背景先验

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2017)09-2148-07

DOI: 10.11999/JEIT161304

RGB-D Saliency Detection Based on Integration Feature of Color and Depth Saliency Map

WU Jianguo SHAO Ting LIU Zhengyi

(Co-Innovation Center for Information Supply & Assurance Technology, Anhui University, Hefei 230601, China)

(School of Computer Science and Technology, Anhui University, Hefei 230601, China)

Abstract: Depth information is proved to be an important part of human vision. However, most saliency detection methods based on 2D images do not make good use of depth information, thus an effective saliency detection method for RGB-D image is presented. It extracts color feature combined with depth saliency feature and detects salient objects based on photographic composition prior and background prior. First, original depth map is preprocessed to form depth saliency feature by background vertex area, photographic composition intersections, and compactness method. Then the association matrix is constructed by the adjacency weight of comprehensive feature. Manifold ranking is running from foreground view to form foreground saliency map based on photographic composition prior and fusion of depth saliency feature and color feature. In order to correct the error caused by assumption, the boundary connectivity is used to suppress background from background view. Final saliency map builds on fusion of foreground and background saliency map. Experiments compared with 4 different methods on RGB-D1000 database show that the proposed method has better precision-recall curve and outperforms the state-of-the-art methods.

Key words: Salient object detection; Depth saliency map; Multi-layer center rectangle; Manifold ranking; Photographic composition prior; Background prior

1 引言

计算机视觉中的显著性检测越来越受到人们的

关注,它可以应用在很多视觉任务中,如图像分类^[1]、目标识别^[2]、视频跟踪^[3]、图像分割^[4]、目标重定位^[5]等。

从 2 维的 RGB 图像到 3 维的 RGB-D 图像,增加了深度信息,深度信息被证明具有重要的作用,早期方法中有的通过全局对比的框架,融合颜色、深度、位置等特征信息^[6]; Cheng 等人^[7]分别利用颜色空间和深度空间的视觉线索进行对比,并将 2 维的中心偏移扩展到 3 维的空间偏移,将 3 种特征融合得到最终显著值。近来,以深度对比为基础,融合先验知识和优化的显著检测方法取得了卓越的效

收稿日期: 2016-12-08; 改回日期: 2017-05-22; 网络出版: 2017-06-23

*通信作者: 刘政怡 liuzywen@ahu.edu.cn

基金项目: 国家科技支撑计划(2015BAK24B00), 高等学校博士学科点专项科研基金(20133401110009), 安徽高校省级自然科学基金项目(KJ2015A009), 安徽大学信息保障技术协同创新中心开放课题 Foundation Items: The National Key Technology R&D Program (2015BAK24B00), The Specialized Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education of China (20133401110009), Key Program of Natural Science Project of Educational Commission of Anhui Province (KJ2015A009), Open Funds of Co-Innovation Center for Information Supply & Assurance Technology of Anhui University

果。Ren 等人^[8]利用曲面方向先验和背景先验检测显著目标, 并以 PageRank 算法和 MRF 算法优化显著图。黄子超等人^[9]在融合颜色和深度特征的基础上实施 S-D 概率矫正, 利用颜色和深度的相互补充获取最终显著图。

但是实验发现, 深度特征较为粗糙, 直接作为特征并不准确, 特别是当前景与背景的深度对比不明显时, 背景不能得到很好的抑制, 因此本文首先对深度图进行一定的预处理, 得到深度显著图, 将深度显著图作为深度特征, 再结合颜色特征构成综合特征, 以表示不同的超像素节点。

同时, 人眼在观察图像时, 通常会将目光集中在图像的中心, 即中心先验。中心先验已经被应用于显著性检测^[10], 并且取得了一定的效果。然而图像在形成时也会遵循一定的构图法则, 即显著目标通常被置于构图线交点上或沿着构图线排列, 文献^[11]假设构图线上的超像素节点为显著目标, 通过特征相关性排序获取整幅图像的显著值, 即构图先验。本文启发于中心先验和构图先验的思想, 扩大构图先验的范围, 假设显著目标位于图像的中心面内, 由多层矩形线构成, 命名为多层中心矩形, 并提出多层中心矩形构图的方法。

由于假设目标位于多层中心矩形的方法, 不能很好地抑制图像边缘带来的噪声, 给检测结果带来一些误差, 针对上述不足, 从背景角度利用边界连通性进行互补。

综上所述, 本文提出融合显著深度特征的 RGB-D 图像显著目标检测方法, 预处理原始深度图形成显著深度特征, 并结合颜色特征构成综合特征, 通过多层中心矩形构图先验和背景先验得到显著目标。

论文主要有以下两点贡献:

(1) 将原始深度图预处理为深度显著图, 作为显著深度特征, 并结合颜色特征, 形成综合特征。

(2) 提出多层中心矩形构图先验模型, 并结合背景先验, 完成显著检测。

2 深度图预处理

本文假设深度图的 4 个顶点为背景, 进行关于背景顶点的深度显著计算, 同时假设深度图的构图线交点为中心, 进行关于构图交点的深度显著计算, 再次根据紧密度^[12]关系计算深度显著值, 再结合深度先验^[6]以及法线特征^[13]对其优化, 形成最终深度显著图。图 1 为深度图预处理的流程图。

2.1 构造深度图模型

本文引用文献^[14]的 SLIC 超像素分割算法对 RGB-D 图像中的 RGB 彩色图像进行分割, 将分割

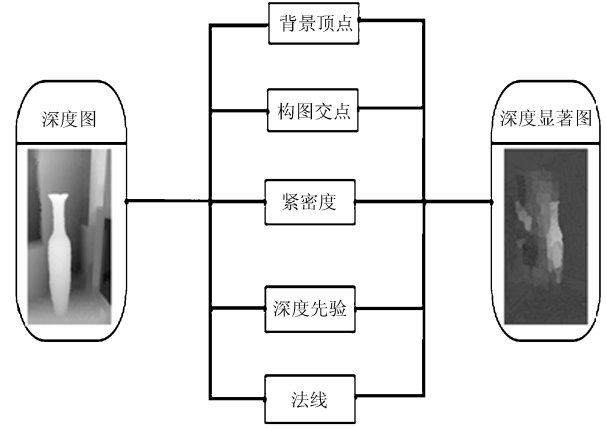


图 1 深度图预处理流程图

的结果直接映射到 RGB-D 图像中的深度图部分, 并形成对应的深度图超像素顶点集合 V , 构造图模型 $G = (V, E)$, 节点个数为 N , 节点分别是 $\{v_1, v_2, \dots, v_N\}$ 。通过深度特征构造关联矩阵 $W_d = [w_{ij}]_{N \times N}$ 。节点 v_i 表示 i 节点。 E_{ij} 表示连接两个节点的边, w_{ij} 定义为

$$w_{ij} = \begin{cases} e^{-d_{ij}/\sigma^2}, & j \in NH_i \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (1)$$

其中, σ 为控制参数, d_{ij} 表示节点 v_i 和节点 v_j 之间的深度特征距离, 定义为

$$d_{ij} = \|d_i - d_j\| \quad (2)$$

其中, d_i 和 d_j 是超像素内所有像素点在深度空间的均值。 NH_i 表示节点 v_i 邻居节点的集合, 据此产生关联矩阵 W_d 。

2.2 背景顶点区域计算深度显著性

假设原始深度图边界的 4 个顶点区域为背景, 作为查询节点, 计算相关深度特征。

本文定义查询区域为图像的 4 个顶点周围区域集合, 分别为: 左上区域 A_l 、右上区域 A_r 、左下区域 A_t 和右下区域 A_d 。它们具体的定义如式(3)~式(6):

$$A_l = ([1 : 1/4w], [1 : 1/4h]) \quad (3)$$

$$A_r = ([3/4w : w], [1 : 1/4h]) \quad (4)$$

$$A_t = ([1 : 1/4w], [3/4h : h]) \quad (5)$$

$$A_d = ([3/4w : w], [3/4h : h]) \quad (6)$$

其中, h 和 w 分别表示深度图的高和宽, “[]” 表示取整, “:” 表示对应边线上所有超像素取值。对定义的查询节点应用流形排序, 优化公式为

$$f_1^* = \arg \min_f \frac{1}{2} \left(\sum_{i,j=1}^n w_{ij} \|f_i/\sqrt{d_{ii}} - f_j/\sqrt{d_{jj}}\|^2 + \mu \sum_{i=1}^n \|f_i - y_i\|^2 \right) \quad (7)$$

其中, \mathbf{f}_1^* 是一个 N 维向量。 $d_{ii} = \sum_j w_{ij}$, d_{ii} 和 d_{jj} 表示超像素之间的度。 w_{ij} 表示超像素间的欧式距离。

μ 控制平滑限制和拟约束的平衡, 也就是说一个好的排序算法要使邻近的点之间相关性变化不大, 且不能与初始的排序值有太大的差距。出于效率的考虑, 本文采用非归一化的拉普拉斯矩阵形式来计算显著性, 非归一化拉普拉斯形式的排序方程可表示为

$$\mathbf{f}_1^* = (\mathbf{D} - \alpha \mathbf{W})^{-1} \mathbf{y} \quad (8)$$

其中, 度数矩阵即为 $\mathbf{D} = \text{diag}\{d_{11}, d_{22}, \dots, d_{mm}\}$, α 为平衡参数。

当指示向量 $\mathbf{y} = \mathbf{A}_l$ 表示左上区域固定后, 其他数据节点根据流形排序公式(8)排序, 归一化形成 $f_{A_l}^*$, 将得到基于背景左上区域的初始显著图, 标记为 \mathbf{D}_{A_l} 。

$$\mathbf{D}_{A_l} = 1 - \mathbf{f}_{A_l}^*(i), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (9)$$

类似地计算其他 3 个顶点区域的初始显著图, 分别使用上右区域, 下左区域和下右区域作为查询节点进行流形排序, 得到的显著图分别记为 \mathbf{D}_{A_r} , \mathbf{D}_{A_d} , \mathbf{D}_{A_b} 。4 个顶点区域显著图进行融合从而得到更精确的显著图, 标记为 \mathbf{D}_{All} 。

$$\mathbf{D}_{\text{All}} = \text{norm}(\mathbf{D}_{A_l} * \mathbf{D}_{A_r} * \mathbf{D}_{A_d} * \mathbf{D}_{A_b}) \quad (10)$$

其中, $\text{norm}(x)$ 函数表示对 x 归一化到 0 到 1 之间。

2.3 构图交点计算深度显著性

假设图像的显著目标大多分布在构图交点 p_1 , p_2 , p_3 , p_4 上, 如图 2 所示。

构造集合 $I = \{p_1, p_2, p_3, p_4\}$, 通过 4 个矩形区域判断对应的 4 个点中哪些点在初始显著目标上, 然后对这些点排序获取最接近初始显著目标的点并以这个点进行中心先验。如图 2 所示实线矩形框内标记是 p_1 为中心的矩形区域, 计算该区域显著值, 标记为 \mathbf{D}_{p_1} , 其他节点以此类推, 公式分别如式(11)~式(14)所示。

$$\mathbf{D}_{p_1} = \mathbf{D}_{\text{All}}(1 : 2/3w, 1 : 2/3h) \quad (11)$$

$$\mathbf{D}_{p_2} = \mathbf{D}_{\text{All}}(1/3w : w, 1 : 2/3h) \quad (12)$$

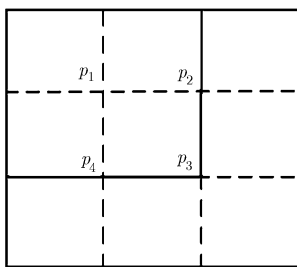


图 2 构图交点中心先验

$$\mathbf{D}_{p_3} = \mathbf{D}_{\text{All}}(1/3w : w, 1/3h : h) \quad (13)$$

$$\mathbf{D}_{p_4} = \mathbf{D}_{\text{All}}(1 : 2/3w, 1/3h : h) \quad (14)$$

比较 \mathbf{D}_{p_1} , \mathbf{D}_{p_2} , \mathbf{D}_{p_3} , \mathbf{D}_{p_4} 的显著值并求得最大值并标记为 \mathbf{D}_p , 其中 $p \in I$ 。

$$\mathbf{D}_p = \max(\mathbf{D}_{p_1}, \mathbf{D}_{p_2}, \mathbf{D}_{p_3}, \mathbf{D}_{p_4}) \quad (15)$$

以 p 为中心进行空间距离的显著性计算。本文使用 $\mathbf{Dc}(i)$ 表示计算结果, 公式如下:

$$\mathbf{Dc}(i) = \frac{\sum_{j=1}^R f_{\text{All } ij}^* \cdot n_j \cdot \|b_j - p\|}{\sum_{j=1}^R f_{\text{All } ij}^* \cdot n_j} \quad (16)$$

其中, R 表示整个图像区域内超像素个数。 $b_j = [b_j^x, b_j^y]$ 表示超像素 v_j 的质心。 n_j 表示超像素 v_j 中像素的个数。

2.4 空间紧密度计算深度显著性

通过计算超像素在图像的空间分布来获取显著目标。计算超像素 v_i 的空间紧密度值为 $\mathbf{Ds}(i)$, 公式为

$$\mathbf{Ds}(i) = \frac{\sum_{j=1}^R f_{\text{All } ij}^* \cdot n_j \cdot \|b_j - \mu_i\|}{\sum_{j=1}^R f_{\text{All } ij}^* \cdot n_j} \quad (17)$$

其中, n_j 表示超像素 v_j 内的像素点个数, 空间均值 $\mu_i = [\mu_i^x, \mu_i^y]$ 在本文中定义为

$$\mu_i^x = \frac{\sum_{j=1}^R f_{\text{All } ij}^* \cdot n_j \cdot b_j^x}{\sum_{j=1}^R f_{\text{All } ij}^* \cdot n_j} \quad (18)$$

$$\mu_i^y = \frac{\sum_{j=1}^R f_{\text{All } ij}^* \cdot n_j \cdot b_j^y}{\sum_{j=1}^R f_{\text{All } ij}^* \cdot n_j} \quad (19)$$

背景顶点区域、构图交点和空间紧密度 3 个方面各有优缺点, 背景顶点区域可以很好地抑制背景区域, 构图交点和空间紧密度可以很好地突出显著目标的亮度, 3 个形成互补关系, 因此通过三者融合, 获得初始深度显著性:

$$\mathbf{Dd}(i) = \text{norm}(\mathbf{D}_{\text{All}} * \exp(1 - \text{norm}(\mathbf{Dc}(i) + \mathbf{Ds}(i)))) \quad (20)$$

2.5 优化深度显著性

为了得到更准确的深度显著图, 本文根据一般深度图中深度值越小越显著的特点, 采用式(21)得到深度显著值; 根据法向量表示物体表面的每个点, 可能携带大部分的对象信息, 一般法向量与物体表面垂直的时候, 深度信息更显著, 采用式(22)得到法线显著值。将两者的显著值进行平滑融合。

$$\mathbf{Dd}'(i) = \frac{1}{2\pi\delta_d^2} \exp\left(\frac{1 - d_i}{2\delta_d^2}\right) \quad (21)$$

$$\mathbf{Dn}(i) = \text{norm}\left(\sqrt{dx_i^2 + dy_i^2 + dz_i^2}\right) \quad (22)$$

其中, $d_i \in [0,1]$ 表示经过超像素分割后的节点 i 的深度特征值, δ_i 是归一化参数, $\mathbf{Dd}'(i)$ 表示深度图中节点 i 的显著值, $\mathbf{Dn}(i)$ 表示法线显著值, dx_i, dy_i, dz_i 分别表示空间坐标系的坐标。

利用上面公式对初始深度显著值进行进一步融合, 获得节点 i 深度显著值, 其处理结果如图 3 所示。

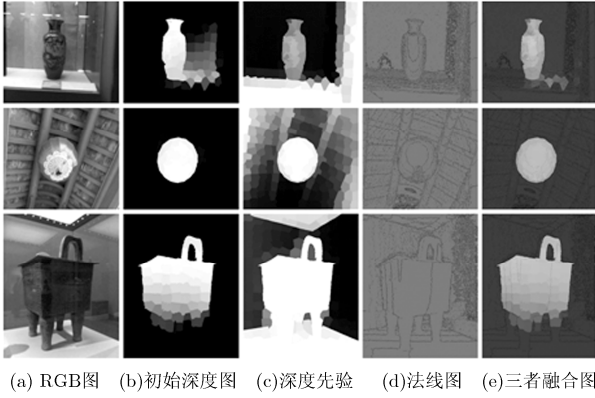


图 3 深度图处理对比图

$$P(i) = \text{norm}(\mathbf{Dd}(i) \cdot \mathbf{Dd}'(i) \cdot \mathbf{Dn}(i)) \quad (23)$$

3 基于颜色和显著深度的综合特征

现有 RGB 方法^[14-17], 只考虑了 CIELab 颜色特征, 并未考虑深度特征, 故不能适用于 RGB-D 图像的显著性检测; 而现有 RGB-D 方法^[8,18-20]中, 有的通过全局对比的框架, 融合颜色、深度、位置等特征信息, 且只是独立地被处理再融合, 并没有综合地考虑其互补性。

本文同时提取 RGB 彩色图的 CIELab 颜色特征和深度图的显著深度特征, 对其进行融合, 相互补充。使得深度特征能有效的指导 RGB 图像的显著检测, 从而有效提升 RGB-D 图像的显著检测结果。

本文引用文献[14]中的融合颜色和深度特征的 SLIC 分割算法将 RGB-D 图像中的 RGB 图分割成 N 个超像素作为图模型的顶点集合 V , 其中深度信息的引入能够更加精确地表示超像素之间的相似程度, 获得更好的分割效果。

与前述深度图的图模型构造类似, 这里是颜色和显著深度特征的结合。

超像素 v_i 与超像素 v_j 之间的综合特征 F_{ij} 如式 (24) 所示。

$$F_{ij} = \exp\left(-\frac{l_{ij} + P_{ij}}{\sigma^2}\right) \quad (24)$$

其中, σ 为控制参数, l_{ij} 和 P_{ij} 分别表示超像素 v_i 和 v_j 间的颜色距离和预处理后的深度距离:

$$l_{ij} = \|\mathbf{l}_i - \mathbf{l}_j\| \quad (25)$$

$$P_{ij} = \|\mathbf{P}_i - \mathbf{P}_j\| \quad (26)$$

其中, \mathbf{l}_i 和 \mathbf{l}_j 分别表示超像素 v_i 和 v_j 内所有像素点在 CIELab 颜色空间的均值, 而 \mathbf{P}_i 和 \mathbf{P}_j 则表示对应超像素 v_i 和 v_j 内所有像素点在预处理后的深度空间的均值。

4 RGB-D 图像显著目标检测

本文方法主要包括: 从原始深度图预处理得到深度显著图, 形成显著深度特征, 并结合颜色特征构造综合特征, 通过构图先验和背景先验方法进行显著目标检测。具体算法流程如图 4 所示。

(1) 前景角度-多层中心矩形构图先验: 假设显著目标位于多层中心矩形内, 通过关联矩阵, 选定前景种子, 进行流形排序, 得到前景显著值。

(2) 背景角度-背景先验: 根据背景先验知识, 图像的边界多为背景, 结合边界连通性计算背景显著值。

(3) 将前景显著值和背景显著值进行融合并优化, 得到最终显著图。

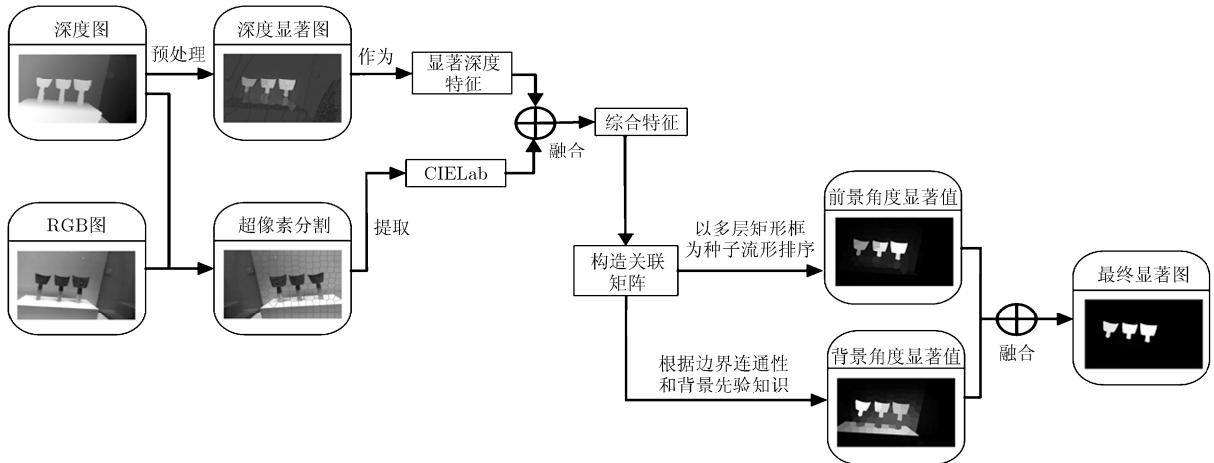


图 4 算法流程图

4.1 前景角度-构图先验

根据中心先验知识和构图先验知识, 假设图像的多层中心矩形为显著目标, 作为查询节点, 进行相应的流形排序。本文定义查询区域为 E 。

$$E = \text{norm}([3/8w : 5/8w], [3/8h : 5/8h]) \quad (27)$$

通过超像素 v_i 与超像素 v_j 间的综合特征 F_{ij} , 连接边权重定义为

$$w_{cd\ ij} = \begin{cases} F_{ij}, & j \in NH_i \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (28)$$

此时式(8)更换为

$$f_2^* = (D - \alpha W_{cd})^{-1} E \quad (29)$$

其中, D 为度数矩阵, $\alpha = 1/(1 + \mu)$, $W_{cd} = [w_{cdij}]_{N \times N}$ 为关联矩阵, 通过上式排序后得到前景显著值, 标记为 S_o 。

4.2 背景角度-背景先验

自然图像中的显著区域与背景区域的空间分布是不同的。相对于背景区域, 显著区域很少接触图像边缘, 所以假设图像的边缘区域为背景是显著检测方法中常用的先验知识^[21]。本文在文献[16]的基础上, 将显著深度特征引入边界连接权重, 对初步显著图通过背景优化来抑制背景区域。

根据边界连通性, 计算背景区域采用式(30):

$$\text{BndCon}(i) = \frac{\text{Le}_{\text{bnd}}(i)}{\sqrt{\text{Ar}(i)}} \quad (30)$$

这里 $\text{Le}_{\text{bnd}}(i)$ 表示区域 i 连接图像边界的长度, $\text{Ar}(i)$ 表示区域 i 的面积。将图像的边缘作为背景种子, 定义超像素区域 i 背景显著值为 $S_B(i)$, 公式为

$$S_B(i) = \exp\left(-\frac{\text{BndCon}(i)}{2\sigma_{BC}^2}\right) \quad (31)$$

其中, σ_{BC} 设置为 0.3。

4.3 融合并细化显著图

4.3.1 融合 前景角度提高显著目标的完整度, 背景角度抑制背景区域, 两者互相补充, 通过融合得到更精确的显著图。

$$S_{\text{com}}(i) = S_o(i) \cdot S_B(i) \quad (32)$$

4.3.2 高斯细化 根据上述运算, 每个阶段都是把超像素的显著值, 直接分配到超像素内的所有像素点上。但考虑到超像素内的像素点的区别性, 如果把超像素的显著值直接分配到超像素内每个像素上, 结果会有一定的误差, 所以需要误差进行一定的优化, 本文通过高斯优化来提高显著值的准确率, 形成最终显著图 S 。

5 实验

实验在 RGB-D1000^[19] 基准数据集上, 同时与 2

种先进的 RGB 显著检测方法以及 2 种先进的 RGB-D 显著检测算法, 在查准率 P(Precision), 查全率 R(Recall), F-measure 这 3 个评价指标上作对比。本实验所有程序都是在 Intel(R) Core(TM) i5-4970CPU 3.2 GHz 内存 4 GB 的 PC 上实现。本文方法使用 MATLAB(R2015b), 对比方法来自各作者提供的公开代码或检测结果。

5.1 数据集

RGB-D1000: 数据集是由 Microsoft Kinect 分别在室内室外所拍摄的自然图片组成。其中包含 1000 张 RGB 图像、深度图像及对应的手工标注显著模板。

5.2 评估标准

给定显著图, 本文采用查准率 P-查全率 R(Precision-Recall, PR) 曲线和 F-measure 值^[11] 两个不同的标准来评估不同方法的性能, 通过绘制 PR 曲线图和指标评价直方图直观展现对比差异。

5.3 参数分析与设置

σ 为控制两个超像素之间的权重强度, 设置 $\sigma^2 = 0.1$ 。 σ_{BC} 为控制指数函数下降率的参数, 设置 $\sigma_{BC} = 0.3$ 。 δ_d 为控制指数函数下降率的参数, 设置 $\delta_d^2 = 0.1$ 。 α 为控制流形排序扩散过程中平滑限制和拟合约束的平衡, 设置 $\alpha = 0.99$ 。

5.4 实验结果

5.4.1 显著深度特征具有增强 RGB-D 图像显著检测的作用 本文通过 3 组实验对比, 分别从没有使用深度图处理 RGB 图像, 用 S 表示处理结果图; 使用原始深度图作为深度特征, 用 S-D 表示处理的结果; 使用预处理过的深度显著图作为显著深度特征, 用 S-Dop 表示处理的结果。实验结果如图 5 所示。

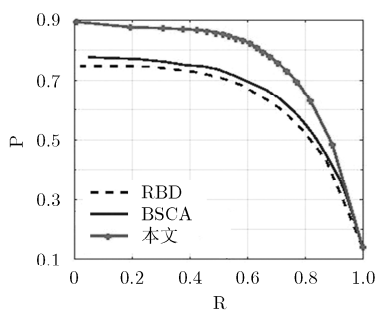
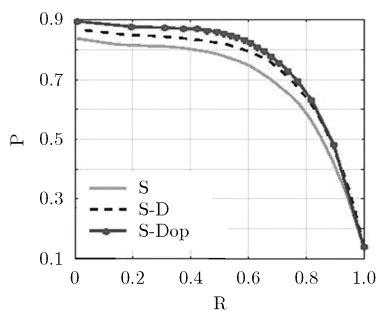
实验结果表明预处理后的显著深度特征对 RGB-D 图像显著目标检测具有更大的提升作用。

5.4.2 其他显著检测方法对比 为进一步说明本文方法的性能, 本文方法与多种先进的显著检测方法在同一数据集上作对比实验。首先与 2 种没有考虑深度信息的 RGB 显著检测方法进行对比, 这 2 种方法分别是 BSCA^[17] 和 RBD^[16]。如图 6(a), 图 6(b) 所示, 本文方法在 PR 曲线和评价指标直方图上均有明显优势。

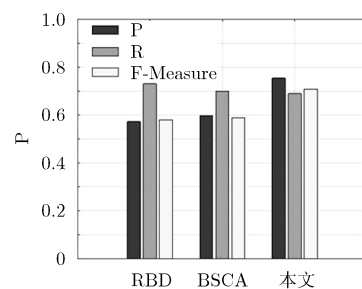
本文方法所对比的 2 种 RGB-D 显著检测方法分别是 SD^[19] 和 GP^[8], 结果如图 7(a), 图 7(b) 所示。从 PR 曲线上看, 本文方法明显优于 SD 和 GP 方法。

5.5 质量对比

本文方法与其他方法的质量对比结果如图 8 所示。和其他算法相比, 本文算法能凸出显著目标的



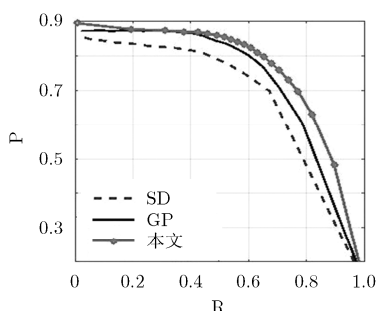
(a) PR 曲线



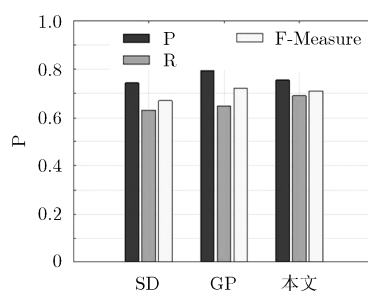
(b) 评估指标直方图

图 5 深度图对比结果图

图 6 与RGB图像显著检测方法对比结果



(a) PR 曲线



(b) 评估指标直方图

图 7 与RGB-D图像显著检测方法对比结果

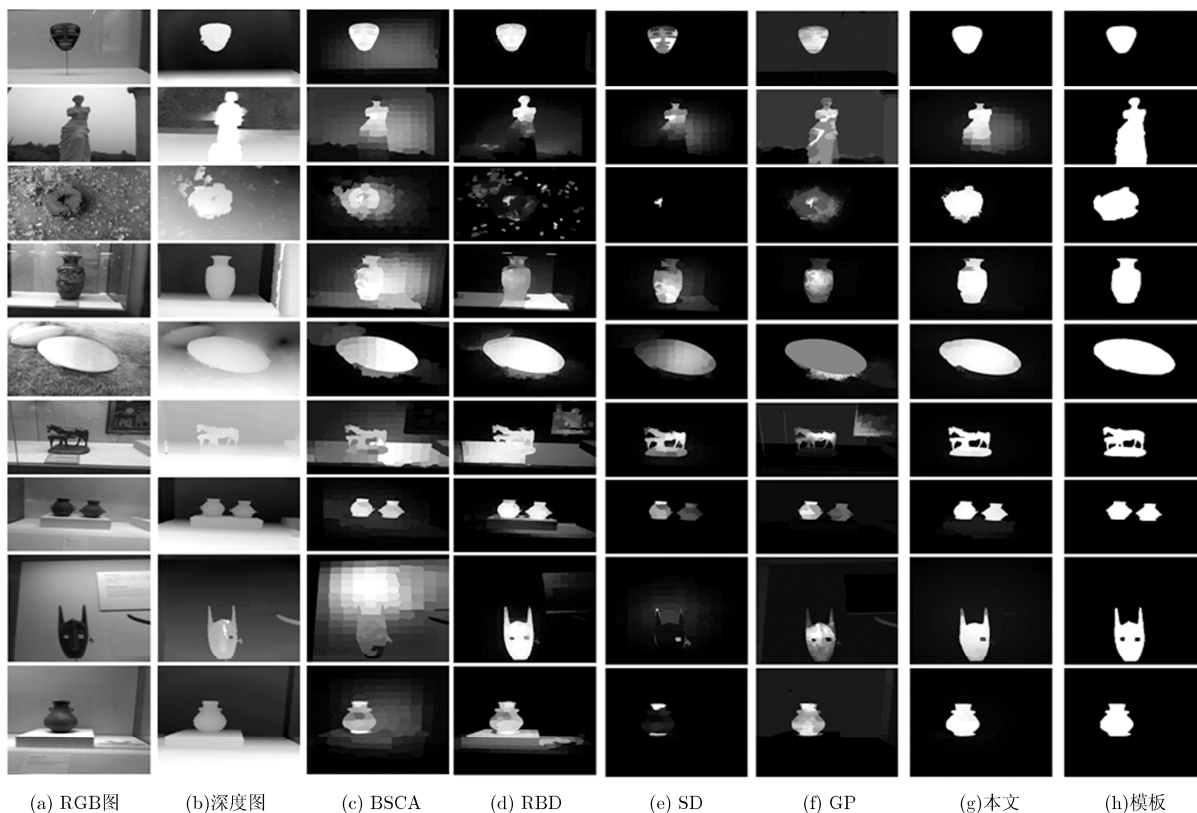


图 8 质量对比

中心，同时从背景角度能够有效地抑制图片中的噪音背景。如第 2，第 3，第 4 行背景和目标的颜色比

较接近，而第 4 行背景比较复杂，本文算法仍然有一定的优势。当选取的图片中前景和背景中的颜色

特征、深度特征都比较接近时, 本文的 RGB-D 显著检测方法也有一定的优势, 它通过目标和背景角度的融合以及优化能够达到比较好的结果。

6 结束语

本文通过预处理原始深度图得到深度显著图, 然后结合颜色特征形成综合特征, 构造关联矩阵, 应用到显著目标计算中, 通过前景角度和背景角度来得到初始显著值, 最后通过高斯细化得到最终的显著图。实验结果显示本文的方法优于现有的方法或者持平。在未来的研究中可以进一步的考虑 RGB 图像中的其他特征和深度特征的结合, 引入更适合深度特征的先验知识进一步提高检测正确率或者利用自顶向下的检测模型, 融入深度信息进行训练来获得更好的预测效果。

参 考 文 献

- [1] SIAGIAN C and ITTI L. Rapid biologically-inspired scene classification using features shared with visual attention[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2007, 29(2): 300-312. doi: 10.1109/TPAMI.2007.40.
- [2] DING Y, XIAO J, and YU J. Importance filtering for image retargeting[C]. *IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition*. Colorado Springs, CO, USA, 2011: 89-96. doi: 10.1109/CVPR.2011.5995445.
- [3] MAHADEVAN V and VASCONCELOS N. Saliency-based discriminant tracking[C]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Miami, FL, USA, 2009: 1007-1013. doi: 10.1109/CVPR.2009.5206573.
- [4] ROTHER C, KOLMOGOROV V, and BLAKE A. "GrabCut": Interactive foreground extraction using iterated graph cuts[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2004, 23(3): 309-314. doi: 10.1109/CGIV.2013.34.
- [5] LIN W Y, WU P C, and CHEN B R. Image retargeting using depth enhanced saliency[J]. *Proceedings of 3DSA*, 2013, 7:1.
- [6] FENG D, BARNES N, YOU S, et al. Local background enclosure for RGB-D salient object detection[C]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Las Vegas, NV, USA, 2016: 2343-2350. doi: 10.1109/CVPR.2016.257.
- [7] CHENG Y, FU H, WEI X, et al. Depth enhanced saliency detection method[J]. *European Journal of Histochemistry*, 2014, 55(1): 301-308. doi: 10.1145/2632856.2632866.
- [8] REN J, GONG X, YU L, et al. Exploiting global priors for RGB-D saliency detection[C]. *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*. Boston, MA, USA, 2015: 25-32. doi: 10.1109/CVPRW.2015.7301391.
- [9] 黄子超, 刘政怡. 特征融合与 S-D 概率矫正的 RGB-D 显著检测[J]. *中国图象图形学报*, 2016, 21(10): 1392-1401.
HUANG Zichao and LIU Zhengyi. Feature integration and S-D probability correction based RGB-D saliency detection[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2016, 21(10): 1392-1401.
- [10] GOFERMAN S, ZELNIK-MANOR L, and TAL A. Context-aware saliency detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2012, 34(10): 1915-1926. doi: 10.1109/TPAMI.2011.272.
- [11] 王娇娇, 刘政怡. 多尺度构图先验的显著目标检测[J]. *中国图象图形学报*, 2015, 20(12): 1664-1673.
WANG Jiaojiao and LIU Zhengyi. Multi-scale saliency detection based on composition prior[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2015, 20(12): 1664-1673.
- [12] ZHOU L, YANG Z, YUAN Q, et al. Salient region detection via integrating diffusion-based compactness and local contrast[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(11): 3308-3320. doi: 10.1109/TIP.2015.2438546.
- [13] TANG Shuai, WANG Xiaoyu, LU Xutao, et al. Histogram of oriented normal vectors for object recognition with a depth sensor[C]. *Asian Conference on Computer Vision 2012*. Daejeon, Korea, 2012: 525-538. doi: 10.1007/978-3-642-37444-9_41.
- [14] XUE H, GU Y, LI Y, et al. RGB-D saliency detection via mutual guided manifold ranking[C]. *IEEE International Conference on Image Processing*. Quebec City, QC, Canada, 2015: 666-670. doi: 10.1109/ICIP.2015.7350882.
- [15] YANG C, ZHANG L, LU H, et al. Saliency detection via graph-based manifold ranking[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE Computer Society, 2013: 3166-3173. doi: 10.1109/CVPR.2013.407.
- [16] ZHU W, LIANG S, WEI Y, et al. Saliency optimization from robust background detection[C]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Columbus, OH, USA, 2014: 2814-2821. doi: 10.1109/CVPR.2014.360.
- [17] QIN Y, LU H, XU Y, et al. Saliency detection via cellular automata[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Boston, MA, USA, 2015: 110-119. doi: 10.1109/CVPR.2015.7298606.
- [18] JIANG B, ZHANG L, LU H, et al. Saliency detection via absorbing Markov chain[C]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. Sydney, NSW, Australia, 2013: 1665-1672. doi: 10.1109/ICCV.2013.209.
- [19] PENG H, LI B, XIONG W, et al. RGBD salient object detection: A benchmark and algorithms[C]. *European Conference on Computer Vision*. Zurich, Switzerland, 2014: 92-109. doi: 10.1007/978-3-319-10578-9_7.
- [20] JU R, GE L, GENG W, et al. Depth saliency based on anisotropic center-surround difference[C]. *2014 IEEE International Conference on Image Processing*. Paris, France, 2014: 1115-1119. doi: 10.1109/ICIP.2014.7025222.
- [21] WEI Y, WEN F, ZHU W, et al. Geodesic saliency using background priors[C]. *European Conference on Computer Vision*. Florence, Italy, 2012: 29-42. doi: 10.1007/978-3-642-33712-3_3.

吴建国: 男, 1954 年生, 教授, 研究方向为智能 CAD/EDA、识别技术、嵌入式系统。

邵 婷: 女, 1990 年生, 硕士生, 研究方向为计算机视觉。

刘政怡: 女, 1978 年生, 副教授, 研究方向为计算机视觉。