

文章编号 1004-924X(2017)05-1312-10

元胞自动机多尺度优化的显著性细微区域检测

徐 涛^{1,2*}, 贾松敏¹, 张国梁¹

(1. 北京工业大学 信息学部, 北京 100124;
2. 河南科技学院 机电学院, 河南 新乡 453003)

摘要: 针对由于待检测目标局部区域显著性差异过大造成的细微区域检测失败问题, 在贝叶斯理论框架下, 提出一种基于元胞自动机多尺度优化的显著性检测方法。首先结合暗通道先验信息和区域对比度在同一张图片的 5 个超像素尺度空间内分别构建原始显著性图; 接着, 利用元胞自动机建立动态更新机制, 通过影响因子矩阵和置信度矩阵优化每个元胞下一状态的影响力, 获得对应 5 个优化显著性图; 最后在基于贝叶斯理论的融合算法框架下得到最终的显著性图。在两个复杂度不同的标准图像数据库上将本文方法与 10 种主流显著性提取方法进行视觉效果和客观定量数据对比, 结果显示, 本文算法效果优于现有 10 种显著性提取方法, 其中在公认最具挑战的 DUT-OMRON 数据库的综合指标 F-measure 值为 0.631 4, 平均绝对误差(MAE)为 0.132 5, ROC 曲线下面积(AUC)为 0.892 8, 表明本文算法具有较高的准确性和鲁棒性。

关键词: 元胞自动机; 视觉显著性; 多尺度超像素; 暗通道; 贝叶斯理论

中图分类号: TP394.1 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20172505.1312

Salient subtle region accurate detection via cellular automata multi-scale optimization

XU Tao^{1,2*}, JIA Song-min¹, ZHANG Guo-liang¹

(1. Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China;
2. School of Mechanical and Electrical Engineering,
Henan Institute of Science and Technology, Xinxiang 453003, China)

* Corresponding author, E-mail: xutaol206@qq.com

Abstract: Aiming at failure detection problems on subtle region caused by saliency differences of detected target in local region, under the framework of Bayesian theory, the author proposed a novel salient region detection method based on cellular automata multi-scale optimization. Firstly, the prior information about dark channel was integrated with regional contrast to separately construct original salient maps in five superpixel scale spaces on the same picture; and then the cellular automata was used to establish a dynamic updating mechanism and impact factor matrix and confidence matrix were applied to optimize influences of each cellular in next state. As a result, the saliency values of all cells will be renovated simultaneously according to the proposed updating rule, and five optimized salient

收稿日期: 2016-12-08; 修订日期: 2017-01-23.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 61175087); 北京工业大学 2017 智能制造领域大科研推进计划“助老智能轮椅床自主测控系统的研究与实现”资助项目

maps were obtained; finally, under the framework of fusion algorithm in Bayesian theory, the final saliency map was obtained. The experiment on two standard image datasets with different complexity was conducted, and experimental result indicates that the performance of proposed algorithm is superior to other ten existing salient region detection algorithms both in visual effect and in objective quantitative comparison. Especially on the most challenging DUT-OMRON data base, the aggregative indicator F -measure value of proposed algorithm is 0.6314, and mean absolute error (MAE) is 0.1325 and ROC area under the curve (AUC) is 0.8928, indicating that the algorithm has higher accuracy and robustness.

Key words: cellular automation; visual saliency; multi-scale superpixel; dark channel; Bayesian theory

1 引言

以自主发现和定位与人类感知相一致的图像视觉感兴趣区域为目标的显著性物体检测技术是计算机视觉领域非常重要和极具挑战的问题^[1]。同时作为降低图像及视频处理复杂度的重要预处理步骤,该技术也被广泛应用于目标识别与跟踪^[2],图像压缩^[3],视频检索^[4],图像分类^[5]等领域。显著性检测模型可分为眼动注意力模型(Eye Fixation Prediction)和显著性目标检测模型(Salient Object Detection)两大类。眼动注意力模型主要用于估计人眼注视区域,而显著性目标检测模型则更期望获取完整的前景显著性目标^[6],然而随着研究的深入,二者都以生成最终显著图为目标,算法之间的分界线越来越不明显。

Itti等^[7]从人眼视觉系统认知物体的角度,进一步将视觉显著性算法分为自底向上的数据驱动模型和自顶向下的任务驱动模型。自底向上的模型无需先验知识,其由底层视觉信号直接刺激产生,具有处理速度快,更关注细节信息等特点。Harel等^[8]提出一种基于图的眼动注意力模型,但该方法更倾向于显著物体的边缘检测,所生成显著图检测目标的内部不均匀。Hou和Zhang^[9]在频谱域得到图像的幅度残余谱,再利用傅里叶逆变换计算对应空间域显著性区域。文献^[10]在RGB和LAB颜色空间分别提取图像的原始特征,通过融合经主成分分析降维后筛选的有效特征,实现显著性提取,但该方法在数据降维时计算量过大。Wei等^[11]从图像背景性质的角度,提出背景先验的概念,即通过估计显著区域与边缘的连接强度,建立概率估计模型。文献^[12-14]基于背景先验的概念做了大量改进,Yang等在文献^[12]中提出两阶段流形排序算法,有效地提高了

计算效率,但对位于图像边缘的显著性目标的检测效果较差。文献^[13]从生物学角度提出了一种基于改进脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)的显著性提取算法,经点火脉冲单元的多次迭代完成了二值化显著性图提取。文献^[14]提出了一种基于计算超像素颜色概率分布间的KL散度(Kullback-Leibler Divergence, KLD)的显著性算法,该算法缺乏足够的颜色归类,在显著性区域与背景较为相似时检测效果较差。另一方面,许多学者从模拟人类强大的后天习得能力出发,借助机器学习获取图像的先验知识,提出了一些优秀的自顶向下的显著性模型^[15-17]。Zhang等^[15]提出了一种基于贝叶斯模型,并利用高斯差分函数和独立主成分分析的自顶向下的检测模型。Yang等^[16]通过预先设定的类别信息,设计了基于条件随机场和稀疏编码的检测模型。Jiang等^[17]则从回归的角度,提出一种直观的自顶向下检测方法,即从大量图片中选取正负样本集,提取区域对比度,区域背景和区域性质3大特征描述符,最终学习得到整体检测模型。总体来看,两类算法在不同场景下表现出了不同的特征和优势^[18],本文同时研究两类算法,利用元胞自动机的概念将两者优势结合起来,提出一种优化的显著性细微区域检测算法。

元胞自动机(Cellular Automata, CA)的概念最早由冯·诺伊曼提出^[19],他从生命体的自我复制构想出机器的自我复制。元胞自动机是一种结构简单但具有自组织能力的动态系统,可有效模拟复杂动态系统的演化过程^[20]。在一定规则下,每个元胞在离散时间域不断更新自我状态,其下一时刻的状态由本身的当前状态和邻胞当前状态共同决定。在图像处理领域可以将整幅图像看作一个动态系统,将每个像素单元设定为元胞,针对显著性区域的集聚性,利用元胞自动机探索邻胞

间的内在联系,在贝叶斯理论框架下将其作为一种传播机制,设计多尺度优化算法,能够获得高精度的显著性提取效果。

为更加精确地获取显著性细微区域的显著性值,弥补因显著性物体局部区域与整体差异过大所造成的局部细微区域显著性值计算失败。本文提出一种基于元胞自动机多尺度优化(Cellular Automata Multi-scale Optimization, CAMO)的显著性检测方法。该方法利用暗通道先验信息^[21]和区域对比度在同一张图片的 5 个超像素尺度空间内分别构建原始显著性图;将每个超像素单元作为元胞,通过构建影响因子矩阵和置信度矩阵确定元胞自动机的同步更新规则,优化每个元胞下一状态的影响力,获得对应的 5 个优化显著性图;最后通过贝叶斯理论确立融合规则,获取最终的显著性图。

2 显著性细微区域检测算法

显著性细微区域指的是显著性物体局部存在的与整体差异过大的区域,具体如图 1(a)第一列中人体胳膊上裸露的皮肤,第二列中飞鸟的身子和爪部,第三列中大猩猩套在头上的水桶。这些细微区域由于自身与显著性区域整体的差异过大

或与背景过于接近,极易造成提取失败。图 1(b)是 BSCA 算法^[20]的检测结果,可以看出,该算法利用元胞自动机更新机制对显著目标整体取得了较好的检测结果,但由于其初始显著性图仅由单幅图像背景先验获取,不可避免地造成了单尺度空间细微区域有效信息的丢失。针对上述问题,本文 CAMO 算法通过构造多尺度超像素空间,并利用贝叶斯模型融合各单一空间的显著性结果,更为精确地检测出了显著物体的细微区域,其计算结果与真值更为接近,如图 1(c)所示。

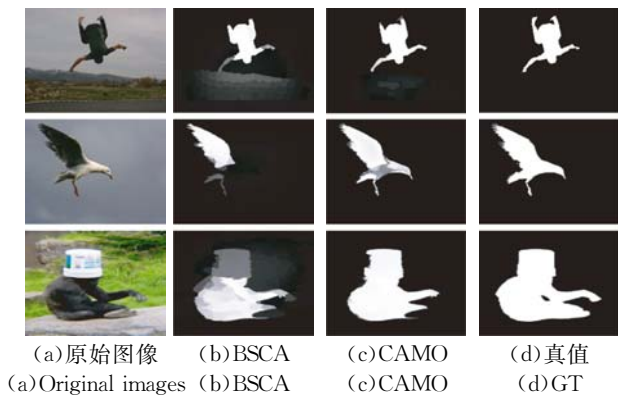


图 1 CAMO 算法与 BSCA 算法效果对比图

Fig. 1 Effect contrast maps of CAMO algorithm, BSCA algorithm and GT

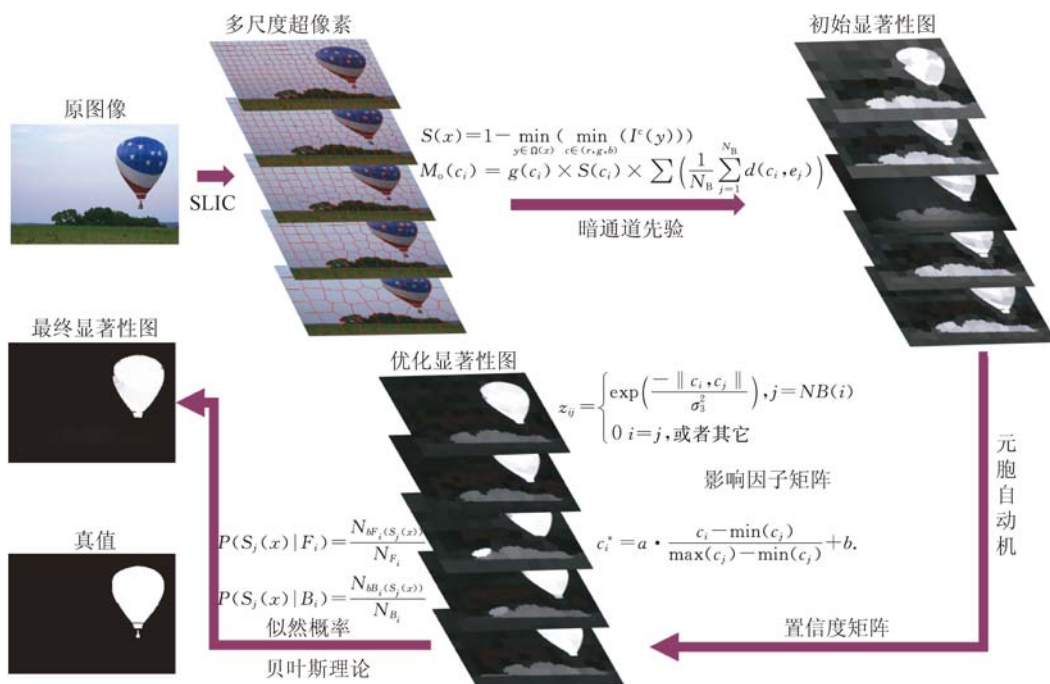


图 2 CAMO 算法框架

Fig. 2 Frame diagram of CAMO algorithm

如前所述,CAMO是基于元胞自动机的多尺度显著性图概率融合模型,具体算法框架如图2所示,共包含三大部分:首先,针对单尺度显著性算法的检测结果受超像素个数影响极大的问题,在同时保证相似像素点有效聚类 and 算法执行速度的原则下,统筹制定多尺度划分规则,即超像素个数在 $[50,300]$ 内,以50为间隔将原图像分割为5个尺度空间,本文设定的超像素个数分别为:50,100,150,200,300,并在每个尺度空间内利用暗通道先验构建原始显著性图;进一步通过影响因子矩阵和置信度矩阵确立元胞自动机更新规则,得到各尺度空间的优化显著性图;最后借助贝叶斯理论计算各尺度空间显著性图对应像素点之间的概率关系,生成最终的显著性图。

2.1 暗通道先验原始显著性图

利用SLIC(Simple Linear Iterative Cluster)算法^[22]将原图像按照不同超像素个数划分为5个超像素尺度空间。通常摄像师会将主要目标放在镜头中央^[23],故在各尺度空间内,通过计算每个超像素点与边缘超像素点的对比度建立中心先验假设,引入暗通道先验以增强检测模型的鲁棒性^[24]。

暗通道先验^[21]最早应用于图像去雾领域,其指在RGB颜色空间的任一通道中,那些不包括天空的图像块存在一个或几个亮度值很小的像素点,将这一理论引入显著性检测领域,把每个超像素点 y 定义为图像块,在其周边 5×5 的区域内计算每个超像素的暗通道值,取反后即为该点的显著性先验值 $S(x)$,具体公式如下:

$$S(x) = 1 - \min_{y \in \Omega(x)} (\min_{c \in \{r, g, b\}} (F(y))), \quad (1)$$

其中: $F(y)$ 表示点 y 在对应RGB通道内归一化到0至1之间的颜色值。在此基础上,利用式(2)计算每个超像素区域内的平均暗通道值。

$$S(c_i) = \frac{1}{N_{c_i}} \sum_{x \in c_i} S(x), \quad (2)$$

其中: $\{c_i\}, i=1,2,\dots,N$ 表示SLIC算法划分的 N 个超像素区域, N_{c_i} 表示相应超像素区域内的像素个数。同样用 $\{e_j\}, j=1,2,\dots,N_B$ 表示判定为背景区域的超像素个数 N_B ,将前文提到的中心先验权重设为 $g(c_i)$,将式(3)计算得到的每个超像素区域的显著性值赋给区域内所有像素,以确定原始显著性图 M_0 。

$$M_0(c_i) = g(c_i) \times S(c_i) \times \sum \left[\frac{1}{N_B} \sum_{j=1}^{N_B} d(c_i, e_j) \right], \quad (3)$$

其中 $d(c_i, e_j)$ 代表区域 c_i 与 e_j 之间的欧式距离。

2.2 基于元胞自动机的优化显著性图

为获得更加平滑和精确的显著性图,本文进一步设计了基于元胞自动机的更新规则,对原始显著性图进行优化。将SLIC算法获得的超像素点定义为元胞,针对图像自身特点,给出两点新的定义。第一:将现有元胞自动机模型中元胞间的离散状态设定为与图像超像素点的显著性值相对应的0到1之间的连续值。第二:将位于图像上下左右4个边界的超像素点定义为是彼此相连的。

2.2.1 影响因子矩阵

元胞之间在色彩空间中的相似度决定着彼此间的影响力,即元胞与某一邻居颜色特征越相似,则该邻居对其下一时刻状态的影响越大。基于此可以建立超像素点 i 对超像素点 j 的影响因子矩阵 $\mathbf{Z} = [z_{ij}]_{N \times N}$:

$$z_{ij} = \begin{cases} \exp\left\{\frac{-\|c_i, c_j\|}{\sigma_s^2}\right\}, & j \in NB(i), \\ 0 & i=j, \text{ 或者其它} \end{cases}, \quad (4)$$

其中: $\|c_i, c_j\|$ 代表超像素点 i 和 j 之间的欧氏距离, σ_s 是控制相似性力度的参数,参考文献^[12]中取 $\sigma_s^2 = 0.1$ 。 $NB(i)$ 是 i 的邻胞集合。引入度矩阵 $\mathbf{D} = \text{diag}\{d_1, d_2, \dots, d_N\}$ 对影响因子矩阵做归一化处理,其中 $d_i = \sum_j f_{ij}$ 。归一化后的影响因子矩阵如下式所示:

$$\mathbf{Z}^* = \mathbf{D}^{-1} \cdot \mathbf{Z}. \quad (5)$$

2.2.2 置信度矩阵

元胞在更新过程中受两方面因素的共同影响。当元胞与邻胞间的差异过大时,其下一时刻的状态主要由自身当前状态决定。反之,当元胞与邻胞很相似时,其受邻胞影响很大,极易被局部同化。故需要设计一个置信度矩阵 \mathbf{C}^* 以保障所有元胞能更好的更新演化。

$$c_i = \frac{1}{\max(z_{ij})},$$

$$\mathbf{C}^* = \text{diag}\{c_1^*, c_2^*, \dots, c_N^*\},$$

$$c_i^* = a \cdot \frac{c_i - \min(c_j)}{\max(c_j) - \min(c_j)} + b. \quad (6)$$

其中: c_i 表示每个元胞对当前时刻状态的置信度, $c_i \in [b, a+b]$,为保证区间分布合理,本文参照文献^[19], a 和 b 分别取为0.6和0.2。

2.2.3 元胞自动机更新机制

结合已定义的影响因子矩阵和置信度矩阵,确定本文元胞自动机更新机制。首先,对于前景超像素点,利用相邻元胞间的固有联系,加强相似

区域的显著性值,以形成一个稳定的局部环境。其次,若颜色空间差异较大,则会在显著目标与背景之间出现一个明显的分界线。具体更新机制可以用下式表示:

$$\mathbf{S}^{t+1} = \mathbf{C}^* \cdot \mathbf{S}^t + (\mathbf{R} - \mathbf{C}^*) \cdot \mathbf{Z}^* \cdot \mathbf{S}^t, \quad (7)$$

其中: \mathbf{R} 是单位矩阵,定义对所有元胞的一次遍历更新为一个时间步 t ,总更新时间与元胞个数一致。将此更新机制作用于各尺度空间的原始显著性图,可获得各自的优化显著性图 M_s 。

2.3 贝叶斯理论融合方法

由于超像素分割尺度不同,各尺度空间下获取的优化显著性图各有优缺点,本文提出一种基于贝叶斯理论的融合方法,通过融合各尺度的显著性值,来获取最优的显著性图。将5个尺度显著性图中任意一个 $S_i(i=1,2,\dots,5)$ 作为贝叶斯先验概率,并将其余4个显著图 $S_j(j \neq i, j=1,2,\dots,5)$ 定义为观测似然概率,令当前 S_i 分别与 S_j 做两两融合,并将最终的4个后验概率图相加后取平均值作为最终的显著性图。详细步骤如下:

Setp 1:分别用 F_i 和 B_i 代表前景和背景区域, N_{F_i} 和 N_{B_i} 分别表示前景和背景区域内的像素点个数。

Setp 2:计算 S_j 在前景和背景区域的分布特性,在显著性值 S_j 归一化统计分布直方图中,像素点 x 的观测似然概率可以用 $S_j(x)$ 相应位的值表示,如下:

$$P(S_j(x) | F_i) = \frac{N_{BF_i(S_j(x))}}{N_{F_i}},$$

$$P(S_j(x) | B_i) = \frac{N_{BB_i(S_j(x))}}{N_{B_i}}, \quad (8)$$

其中: $N_{BF_i(S_j(x))}$ 和 $N_{BB_i(S_j(x))}$ 分别表示包含特征 $S_j(x)$ 位中的像素点落在前景和背景统计直方图中的个数。

Setp 3:本文设 S_i 为贝叶斯先验概率,则其后验概率的计算公式如下:

$$P(F_i | S_j(x)) = \frac{S_i(x) P(S_j(x) | F_i)}{S_i(x) P(S_j(x) | F_i) + (1 - S_i(x)) P(S_j(x) | B_i)}, \quad (9)$$

Setp 4:将4次两两融合的结果相加后取平均,得到最终的显著性图 M_i 。

3 实验结果及分析

3.1 标准数据库视觉定性评价

本文选择在ASD^[25]和DUT-OMRON^[12]两个数据库上验证所提算法的有效性。ASD提出的较早,使用最为广泛,但其中大部分图片背景较为简单,最新的显著性算法在该数据库上已经能做到相当高的精度^[6,18-19]。而DUT-OMRON是包含了5168张非常复杂图片的最新数据库,目前最优秀的显著性算法也达不到很高的检测精度,被认为是当前最具挑战的数据库。本文从视觉效果和客观定量评价两方面对所提算法与现有10种显著性算法进行实验对比,用于对比的10种算法按提出的先后顺序排列,包括IT-98^[7],GB-06^[8],SR-07^[9],FT-09^[25],SF-12^[26],GS-12^[11],GMR-13^[12],RBD-14^[18],BL-15^[6],BSCA-15^[20]。视觉对比实验结果如图3所示。

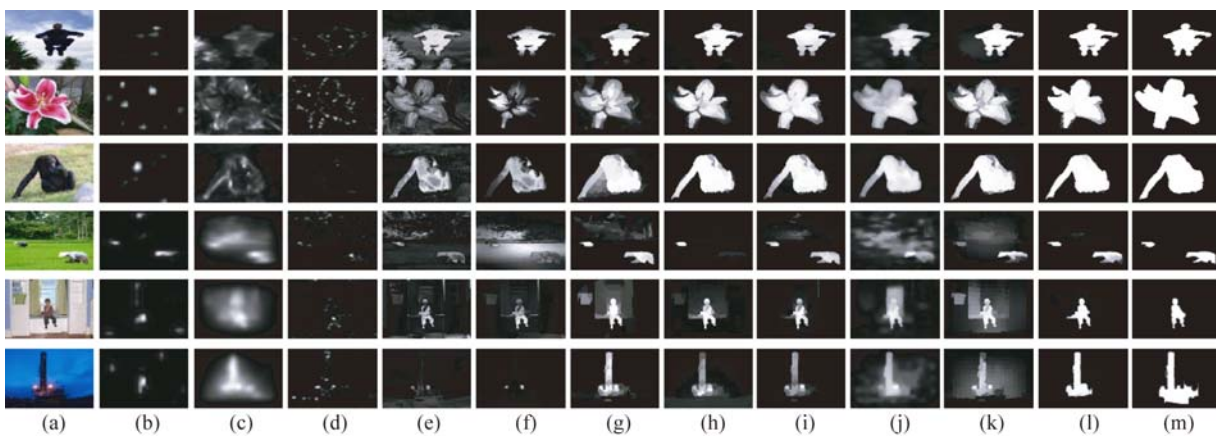


图3 现有算法与CAMO算法和真值视觉对比实验(从左至右依次为原图像,IT,GB,SR,FT,SF,GS,GMR,RBD,BL,BSCA,CAMO,真值图)

Fig. 3 Contrast experiment among existing algorithms, the ground truth, and CAMO (Left to right: original images, IT, GB, SR, FT, SF, GS, GMR, RBD, BL, BSCA, CAMO, ground truths)

图 3 中前三行是 ASD 数据库的结果,后三行是 DUT-OMRON 数据库的结果。从视觉效果来看,从 2012 年提出的 SF 算法开始,之后提出的各算法在 ASD 数据库的表现已经相当出色,基本上可以准确检测显著性整体区域,只是在一些细微区域出现显著性值丢失现象,比如第一行第六列中人体头部和手部。但在图片内容更为复杂的 DUT-OMRON 数据库,现有算法的表现与真值(Ground Truth,GT)间均存在较大差异。造成这一现象的原因是在 DUT-OMRON 数据库中存在大量多目标显著性物体(如第四行),强亮度(如第五行)或强暗度(如第六行)背景信息,这些都对显著性检测算法造成了极大的干扰,导致多显著目标中较弱目标丢失,或者对强背景区域的错误检测。第十二列是本文算法检测到的最终显著性图,可见,其在两个数据库上的整体效果均较现有算法有了明显提升,如第五行和第六行图像中对强背景区域的抑制效果明显,更好地突出了显著性目标所在的前景区域,整体视觉效果与最后一列真值更为接近,但对于第四行远景较小的显著性目标区域仍存在检测误差。

3.2 标准数据库定量评价

为更加客观地评价所提算法,本文参照文献[25]采用固定阈值分割和自适应阈值分割两种实验方案。

3.2.1 固定阈值二值分割评测

将各算法的显著性图量化至 $[0, 255]$ 内,从 0 到 255 每隔 1 个数值设定一个固定阈值,对所有显著性图进行二值化分割,所得结果与真值间采用查准率-召回率(Precision-Recall,PR)曲线和受试者工作特征(Receiver Operating Characteristic,ROC)曲线进行评测。PR 曲线的计算公式如下:

$$\text{Precision} = \frac{D \cap G}{D}$$

$$\text{Recall} = \frac{D \cap G}{G}$$
(10)

其中: D 代表各算法所得二值化显著性图, G 代表真值。

相应的 ROC 曲线计算公式如下:

$$\text{FPR} = \frac{D \cap \bar{G}}{\bar{G}}$$

$$\text{TPR} = \frac{D \cap G}{D}$$
(11)

其中:ROC 曲线的横坐标是假阳性率(False Positive Rate, FPR),纵坐标是真阳性率(True Positive Rate, TPR)。

所提算法与现有 10 种显著性算法的 PR 曲线和 ROC 曲线对比结果如图 4(彩图见期刊电子版)所示。

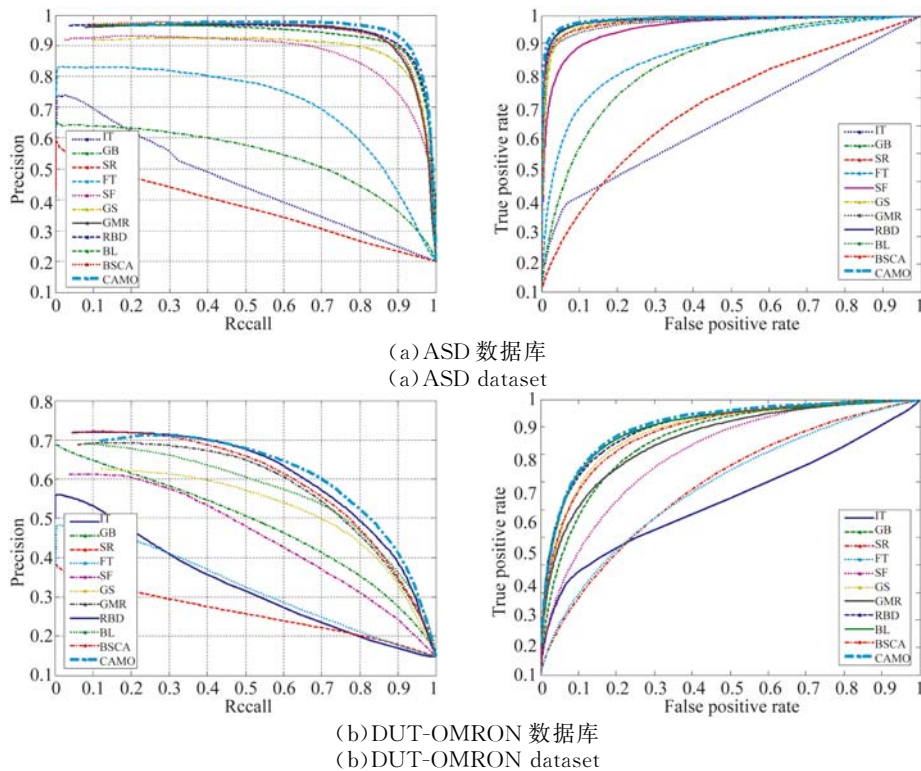


图 4 在两个数据库上 P-R 曲线和 ROC 曲线的对比实验结果
Fig. 4 Comparison results of P-R curves and ROC curves on two datasets

如图 4 所示,在两个难易度不同的数据库上,本文所提算法与最新的几种优秀算法(如 GMR, RBD, BL, BSCA)均取得了较好的结果,为了更加直观地评估及区分这些算法,本文进一步给出了 ROC 曲线下面积(the Area Under ROC Curve, AUC)计算结果的柱状图,并计算相应的积分曲线,如图 5(彩图见期刊电子版)和图 6(彩图见期刊电子版)所示。

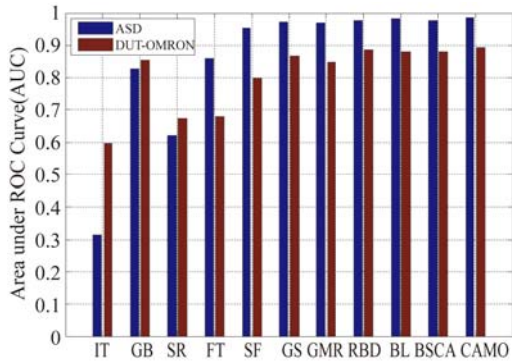


图 5 在两个数据库上 AUC 值的柱状图对比实验结果

Fig. 5 Comparison of AUC histograms on two datasets

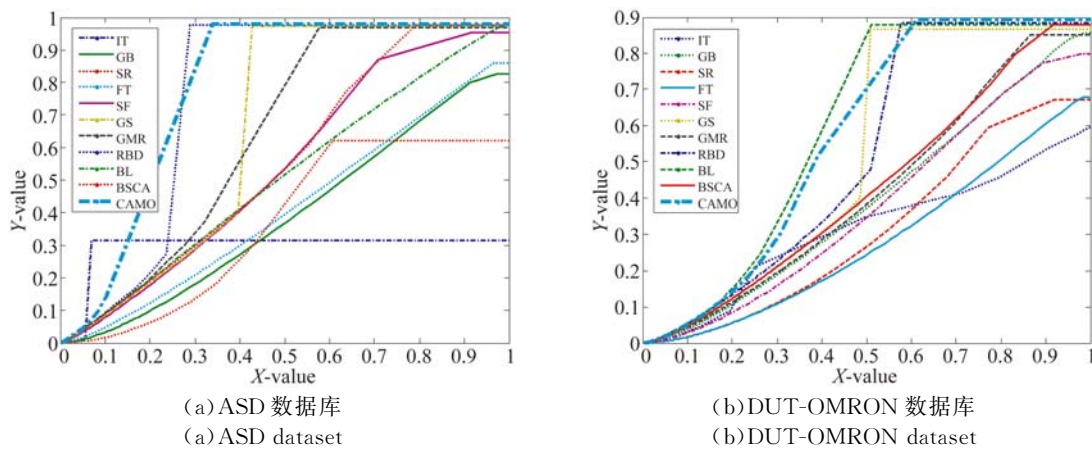


图 6 在两个数据库上的 ROC 积分曲线对比实验结果

Fig. 6 Comparison results of ROC integral curves on two datasets

3.2.2 自适应阈值二值分割评测

将各显著性图的自适应分割阈值 T_α 设定为其自身显著性值均值的二倍,如式(12)所示:

$$T_\alpha = \frac{2}{W \times H} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H SM(i, j), \quad (12)$$

其中: W 和 H 是显著性图的宽和高。 $SM(i, j)$ 是显著性图 SM 中像素 (i, j) 处的显著性值。

利用式(12)可得到数据库中所有图片的平均查准率和召回率,由此可求出综合 F 值

从图 5 可以看出,本文所提算法在两个数据库上均取得了最高的 AUC 值,ASD 数据库为 0.986 5, DUT-OMRON 数据库为 0.892 8,说明所提算法的检测结果与真值更为接近。也验证了所提算法在面对多目标,复杂背景纹理以及显著目标大小位置分布不均等多种图像场景时具有普适性。

分析图 6 中相应的积分曲线会发现,各算法结果的收敛速度不同,当两种算法的 AUC 值相同时,可以进一步考察其对应的积分曲线,更深入地评测相应算法。比较有意思的是,对比的 10 种算法中, BL 和 BSCA 算法在 DUT-OMRON 数据库的 AUC 值均为 0.879 9,但通过观察图 6(b)中两者的积分曲线,可以发现 BL 算法结果的收敛速度更快,所以其整体表现还是要略优于 BSCA 算法。

(F -measure),作为整体性能的评价机制,如式(13)所示:

$$F\text{-measure} = \frac{(1 + \beta^2) \text{Precision} \times \text{Recall}}{\beta^2 \times \text{Precision} + \text{Recall}}. \quad (13)$$

为加强查准率的权重,参考文献[6]的标准,设置 $\beta = 0.3$ 。

作为对 PR 曲线衡量标准的补充,引入平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE),以像素点为单位计算显著性图与真值之间的差异,更为

全面地评测显著性图与真值之间的相似程度,如下式所示:

$$MAE = \frac{1}{W \times H} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H |SM'(i, j) - G(i, j)|, \quad (14)$$

其中: SM' 是归一化到区间 $[0, 1]$ 的显著性图, W 和 H 的定义与式(12)相同, $SM'(i, j)$ 和 $G(i, j)$ 是对应图像位于像素 (i, j) 处的显著性值。综合分析 F 值和 MAE 值在两个数据库上评测结果的柱状图,结果如图7(彩图见期刊电子版)所示。

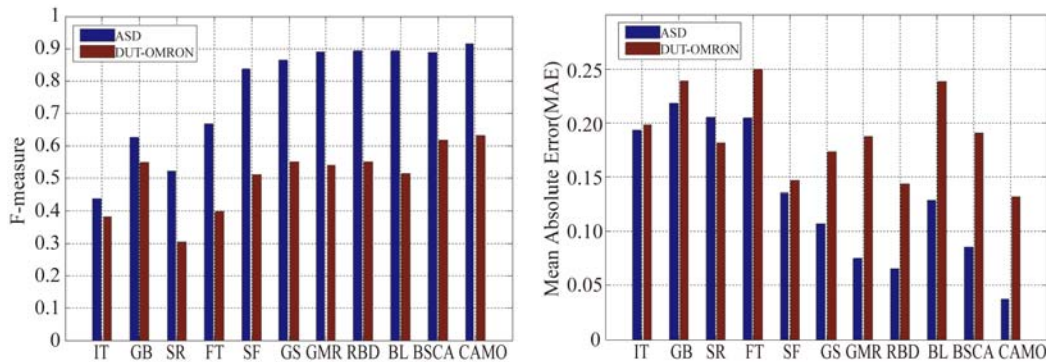


图7 在两个数据库上综合 F 值和平均绝对误差柱状图的对比实验结果

Fig. 7 Comparison results of F -measure values and MAE on two datasets

综合 F 值越高,说明算法精确度越高,而 MAE 值越低,则说明算法结果与真值越接近。从图7可看出,本文所提 CAMO 算法相对于较早提出的 IT,GB,SR 等算法优势明显。但在 ASD 数据库的整体表现仅略优于 RBD,BL,BSCA 等近两年提出的算法,这种现象就是因为 ASD 数据库自身较为简单,精确度做到一定程度就很难再有突破。所以在更具挑战的 DUT-OMRON 数据库上才可以看出所提算法的优势,基于该数据库,所提算法的综合 F 值为 0.6314, MAE 值为 0.1325,以较大优势优于现有 10 种算法。

4 结 论

本文提出一种基于元胞自动机多尺度优化(CAMO)的显著性检测方法。该方法弥补了显著性物体局部细微区域显著性值丢失的问题,有效抑制了强亮度或强暗度背景对显著性检测算法

的影响。利用 SLIC 算法建立多尺度超像素空间,借助暗通道先验求取各尺度空间的原始显著性图,并用元胞自动机更新机制优化原始显著性图,最后通过贝叶斯理论确立融合规则,获取最终显著性图。在两个难易不同的标准图像数据库进行视觉定性和客观定量对比评测实验,结果显示本算法检测效果与真值更加接近,在 ASD 和 DUT-OMRON 数据库上的综合指标 F -measure 值, MAE 值, AUC 值分别为 0.9143, 0.0377, 0.9865 和 0.6314, 0.1325, 0.8928, 充分说明了所提算法的有效性。

不过本文算法仍有改进空间,在后续研究中将改变现有依靠经验确定一定数量的超像素尺度的方法,尝试建立自适应划分规则。同时积极探索显著性算法在更多领域应用的可能性,如显著目标定向缩放,二维显著性物体到三维空间的位姿估计,连续显著性目标行为预测等。

参考文献:

[1] LI X, ZHAO L M, WEI L, *et al.*. DeepSaliency: Multi-task deep neural network model for salient object detection [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(8): 3919-3930.

[2] 郭少军, 姜树理, 刘峰. 应用颜色聚类图像块的多舰船显著性检测[J]. *光学精密工程*, 2016, 24(7): 1807-1817.
GUO SH J, LOU SH L, LIU F, *et al.*. Multi-ship saliency detection via patch fusion by color clustering [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(7): 1807-1817. (in Chinese)

- [3] GUO C L, ZHANG L M. A novel multiresolution spatiotemporal saliency detection model and its applications in image and video compression [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(1): 185-198.
- [4] RAHTU E, KANNALA J, SALO M, *et al.*. Segmenting salient objects from images and videos [C]. 2010 *European Conference on Computer Vision, Crete, Greece, ECCV*, 2010:366-379.
- [5] 张迪飞,张金锁,姚克明,等. 基于SVM分类的红外舰船目标识别[J]. *红外与激光工程*, 2016, 45(1): 179-184.
ZHANG D F, ZHANG J S, YAO K M, *et al.*. Infrared ship-target recognition based on SVM classification [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(1) 179-184. (in Chinese)
- [6] TONG N, LU H C, RUAN X, *et al.*. Salient object detection via bootstrap learning [C]. 2015 *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Boston, United states, CVPR*, 2015:179-184.
- [7] 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.
- [8] HAREL J, KOCH C, PERONA P. Graph-based visual saliency [C]. *Advances in Neural Information Processing Systems, Vancouver, Canada*, 2006:545-552.
- [9] HOU X D, ZHANG L Q. Saliency detection: a spectral residual approach [C]. 2007 *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Minneapolis, United states, CVPR*, 2007:1-8.
- [10] 张颖颖,张帅,张萍,等. 融合对比度和分布性的图像显著性区域检测[J]. *光学 精密工程*, 2014, 22(4):1012-1019.
ZHANG Y Y, ZHANG SH, ZHANG P, *et al.*. Detection of salient maps by fusion of contrast and distribution [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(4): 1012-1019. (in Chinese)
- [11] WEI Y C, WEN F, ZHU W J, *et al.*. Geodesic saliency using background priors [C]. 2012 *European Conference on Computer Vision, Florence, Italy, ECCV*, 2012:29-42.
- [12] YANG C, ZHANG L H, LU H C, *et al.*. Saliency detection via graph-based manifold ranking [C]. 2013 *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, Portland, United states, CVPR*, 2013: 3166-3173.
- [13] 贾松敏,徐涛,董政胤,等. 采用脉冲耦合神经网络的改进显著性区域提取方法[J]. *光学 精密工程*, 2015, 23(3):819-826.
JIA S M, XU T, DONG ZH Y, *et al.*. Improved saliency region extraction algorithm with PCNN [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(3):819-826. (in Chinese)
- [14] 罗会兰,万成涛,孔繁胜. 基于KL散度及多尺度融合的显著性区域检测算法[J]. *电子与信息学报*, 2016, 38(7):1594-1601.
LUO H L, WAN CH T, KONG F SH, *et al.*. Salient region detection algorithm via KL divergence and multi-scale merging [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(7): 1594-1601. (in Chinese)
- [15] ZHANG L Y, MARKS T K, TONG M H, *et al.*. SUN: a bayesian framework for saliency using natural statistics [J]. *Journal of Vision*, 2008, 8(7):1-20.
- [16] YANG J M, YANG M H. Top-down visual saliency via joint CRF and dictionary learning [C]. 2012 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Providence, United states, CVPR*, 2012: 2296-2303.
- [17] JIANG H Z, WANG J D, YUAN Z J, *et al.*. Salient object detection: a discriminative regional feature integration approach [C]. 2013 *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, Portland, United states, CVPR*, 2013:2083-2090.
- [18] ZHU W J, LIANG S, WEI Y C, *et al.*. Saliency optimization from robust background detection [C]. 2014 *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, Columbus, United states, CVPR*, 2014: 2814-2821.
- [19] NEUMANN J V. The general and logical theory of automata [J]. *Cerebral Mechanisms in Behavior*, 1951, 1(41):1-21.
- [20] QIN Y, LU H C, XU Y Q, *et al.*. Saliency detection via cellular automata [C]. 2015 *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Boston, United states, CVPR*, 2015:110-119.

- [21] HE K M, SUN H, TANG X O, *et al.*. Single image haze removal using dark channel prior [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(12):2341-2353.
- [22] 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):2274-2281.
- [23] BORJI A, CHENG M M, JIANG H, *et al.*. Saliency object detection: a benchmark [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(12):5706-5722.
- [24] 宋颖超,罗海波,惠斌,等. 尺度自适应暗通道先验去雾方法[J]. *红外与激光工程*, 2016, 45(9):286-297.
- [25] SONG Y CH, LUO H B, HUI B, *et al.*. Haze removal using scale adaptive dark channel prior [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(9):286-297. (in Chinese)
- [26] RADHAKRISHNA A, SHEILA H, FRANCISCO E, *et al.*. Frequency-tuned salient region detection[C]. 2009 *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, Miami, United states, CVPR*, 2009:1597-1604.
- [27] PERAZZI F, KRAHENBUL P, PRITCH Y, *et al.*. Saliency filters: contrast based filtering for salient region detection[C]. 2012 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Providence, United states, CVPR*, 2012:733-740.

作者简介:



徐涛(1981—),男,河南新乡人,博士研究生,讲师,2009年于西华大学获得硕士学位,主要从事智能机器人导航、机器视觉等方面的研究。E-mail: xutao1206@qq.com

导师简介:



贾松敏(1964—),女,北京人,博士,教授,博士生导师,2002年于日本国立电气通信大学获得博士学位,主要从事智能服务机器人,计算机视觉等方面的研究。E-mail: jsm@bjut.edu.cn