

基于中心—对角对比度的显著性检测

张 伟¹, 陈梦宇¹, 周 全², 叶 波¹, 沈琼霞³

(1. 湖北大学 计算机与信息工程学院, 武汉 430062; 2. 南京邮电大学 通信与信息工程学院, 南京 210003;

3. 烽火通信科技股份有限公司 业务与终端产线, 武汉 430073)

摘要: 针对图像显著性检测中广泛运用的中心—四周对比度方法存在的缺陷, 提出了中心—对角对比度 (corner-surround contrast, CSC) 算法, 实现从背景中有效提取显著区域; 中心—四周对比度方法难以保证分割的准确性, 容易导致错误的显著检测结果, 并且仅使用中心—四周对比度对目标物体进行显著性编码并不十分有效; CSC 算法在提取中心和周边区域差异性的同时, 结合它们之间位置的相对性, 并设计了一个多核信息融合模型, 以不同权重融合多种对比度方法以产生最优显著图, 最后用图分割算法来进行二元分割, 获得准确的显著图; 实验结果表明 CSC 算法能够有效捕捉显著物体的局部差异, 提高显著性物体定位及分割精度的性能, 减少噪声的影响, 从背景中分离出精确的显著性区域, 获得更优的显著性检测结果。

关键词: 视觉关注; 背景原型; 中心—对角对比度; 中心—四周对比度; 显著性物体检测

Salient Detection Based on Corner—Surround Contrast

Zhang Wei¹, Chen Mengyu¹, Zhou Quan², Ye Bo¹, Shen Qiongxia³

(1. School of Computer Science and Information Engineering, Hubei University, Wuhan 430062, China; 2. College of Telecommunications and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China; 3. Service and CPE Business Unit, Fiberhome Telecommunication Technologies Co., Ltd., Wuhan 430073, China)

Abstract: To overcome the disadvantages of center-surround contrast which is widely used for visual saliency detection, a novel contrast computational scheme, namely corner-surround contrast, is presented to accurately detect salient regions from background. The center-surround contrast may involve the inaccurate segmentation, and even results in incorrect detection results. Only using center-surround contrast is not efficient to encode object saliency. The corner-surround contrast not only considers the appearance difference between center and corner regions, but also takes into account their relative location. Then a kernel-based fusing framework is designed to produce the saliency map using a series of contrast measurements, and the final binary segmentation is achieved using graph cut algorithm. The experiments demonstrate that CSC can capture local dissimilarity of salient objects, and improve segmentation accuracy and saliency localization. Furthermore, CSC can generate precise salient segmentation with less noises from the backgrounds, and gains significantly in terms of saliency detection.

Keywords: visual attention; background prototype; corner-surround contrast; center-surround contrast; salient object detection

0 引言

显著性检测是计算机视觉领域中重要的研究方向, 并广泛应用于目标识别^[1-2]、图像分割^[3]、图像编辑^[4]、图像恢复^[5]和视频跟踪^[6]等场合。目前显著性检测方法大致可以分为两类: (1) 自顶而下 (监督式 supervised) 的方法: 这类方法一般通过训练过程来构建视觉知识, 根据视觉认知来描述显著信息, 然后在检测图像上运用视觉认知进行显著性检测^[7]; (2) 自底而上 (非监督式 unsupervised) 方法: 这类方法一般不考虑显著区域或物体, 仅根据像素与相邻区域差异度来判断该像素的显著性^[8]。作为开创性工作之一, Itti 等^[9]提出在图像的

颜色、灰度和方向上进行自底向上的中心—四周对比度方法。在中心—四周对比度的框架下, 文献 [10] 提出通过互信息来计算显著度。已有的视觉注意算法, 尤其是自底向上的方法, 大多数采用中心—四周对比度的操作 (center-surround operation, CSO) 来获得显著图。然而, 当图像中心区域和周围区域对比并不强烈时, 运用中心—四周对比度的框架就难以获得理想的效果。如图 1 (b) 和 (c) 所示, 使用该方法会将部分背景也错判为显著区域, 此时运用图分割算法^[11]产生的二元分割图明显精度较差。

为了克服这些缺点, 在 CSO 基础上, 本文引入一个新的显著性度量算法, 即中心—对角对比度算法 (Corner—Surround Contrast, CSC)。如图 1 (d) 所示, 执行 CSO 算法后, 再通过 CSC 的处理, 可以进一步突出显著性物体。为了深入研究 CSC 的作用, 本文还设计了一种基于多核学习^[12] (multiple kernel learning, MKL) 的多信息融合模型。在根据不同方法特点计算得到多个显著图后, 该模型将这些显著图按不同权重进行线性融合以产生最优效果的显著图。

与现有方法相比, 本文提出的方法主要具有以下两方面特点: 第一, 根据 CSC 特性计算的显著度, 可以获得更精确的

收稿日期: 2017-05-01; 修回日期: 2017-05-23。

基金项目: 国家自然科学基金 (61301144; 61601175)。

作者简介: 张 伟 (1979-), 男, 湖北武汉人, 博士, 讲师, 硕士研究生导师, 主要从事图像处理、无线通信方向的研究。

周 全 (1980-), 男, 湖北鄂州人, 博士, 副教授, 硕士研究生导师, 主要从事多媒体通信及信息处理、视频编码技术方向的研究。

通讯作者: 沈琼霞 (1980-), 女, 湖北天门人, 博士, 高级工程师, 主要从事无线通信、多媒体通信方向的研究。

图像显著区域；第二，本文设计的多核信息融合模型，能够得到精度更高的显著图，有利于从背景中分离出精确的显著性区域，同时减少噪声的影响。

1 原理与方法

本节主要阐述本文进行显著性检测的原理步骤。先介绍产生不同特征显著图的方法（包括本文提出的 CSC），然后将这些显著图通过线性加权融合得到最优结果。

1.1 中心一对角对比度（CSC）

如图 1（a）所示，显著物体与其周围背景相比通常会存在明显的差异性，从而能够从周围环境背景中分割开来。如图 2（a）所示，假设显著物体都被封闭在一个红色的矩形 R 内。在 R 的周围构造 4 个相同的蓝色区域 R_s ，定义每一对 R 和 R_s 之间的对比度为中心一对角对比度（CSC）。根据 R 和 R_s 的相对位置，分别把这些 CSC 称为左上 CSC，右上 CSC，左下 CSC 和右下 CSC。

具体到某个 CSC，如右上 CSC，为了衡量矩形 R 中的显著物体与其周围背景 R_s 的区别，可以根据某个特征参数来计算 R 和 R_s 之间的距离，例如亮度、颜色和纹理等。本文采用 R 和 R_s 在 RGB 颜色空间中直方图距离 χ^2 作为计算参数：

$$\chi^2(R, R_s) = \frac{1}{2} \sum_{b=1}^B \frac{|R^b - R_s^b|^2}{R^b + R_s^b} \quad (1)$$

这里 B 取值 64，为每个直方图的 bin 值。选择直方图作为图像特征，一是因为直方图适于描述外观的变化；二是对于 CSC 的计算而言，直方图都能通过积分直方图^[13]快速计算得

到。图 2（b）表明，对于图中的显著物体“马”，使用右上 CSC，可以获得与背景最高的对比度。

下面对影响 CSC 算法效果的因素进行实验分析。为了研究不同矩形框纵横比的影响，本文通过五个不同纵横比的模板进行试验，即 $\{0.5, 0.75, 1.0, 1.5, 2.0\}$ 。将区别度最高的矩形模板记为 $R^*(x)$ ，可得下式：

$$R^*(x) = \operatorname{argmax}_{R(x)} \chi^2(R(x), R_s(x)) \quad (2)$$

对于显著物体尺度变化的影响，本文也通过变换矩形 $R(x)$ 大小的方法检测。变化范围设为 $[0.1, 0.7] \times \min(w, h)$ ，变化步长为 0.05，其中 w, h 分别表示图像的宽度和高度。对于某个特定的 CSC 而言，如右上 CSC，定义其特征函数 $f^r(x)$ 为空间加权距离之和：

$$f^r(x) \propto \sum_{\{x'|x \in R^*(x')\}} \omega_{ex} \chi^2(R^*(x'), R_s^*(x')) \quad (3)$$

公式中 $R^*(x')$ 是以 x' 为中心并且包含像素 x 的矩形。 $\omega_{ex} = \exp\{-0.5\sigma_x^{-2} |x - x'|^2\}$ 是方差为 σ_x^2 的高斯函数，其中 σ_x^2 是一种衰减权重，设置为 $R^*(x')$ 大小的三分之一。

与 $f^r(x)$ 类似，可以为每个像素计算另外三个 CSC 的特征函数，分别用 $f^{tl}(x)$ 、 $f^{td}(x)$ 和 $f^{br}(x)$ 表示。图 2（c）~（f）即为相应的 CSC 算法得到的特征图。可以看出，除了显著区域被高亮显示外，部分背景区域也被不同的 CSC 计算出较高特征值，从而在图中显示出较高亮度。为了减小单一 CSC 计算的不足，本文将最终的 CSC 显著图 $\text{sal}^{\text{CSC}}(x)$ 定义为四个特征图相乘的结果，即：

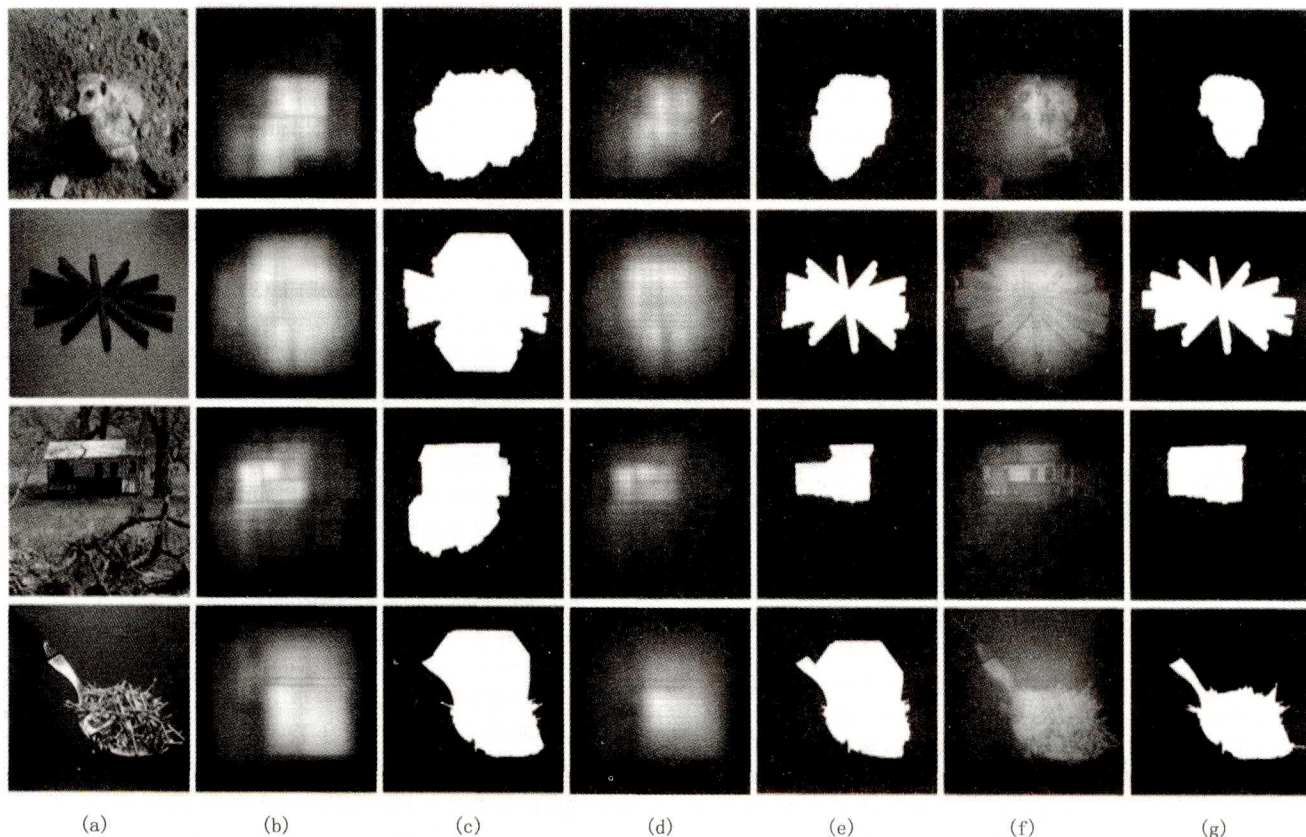


图 1 图像对比
从左至右：(a) 原始图像；(b)、(d)、(f) 分别为用 CSO、CSO+CSC 和本文多核信息融合模型获得的显著图；(c)、(e)、(g) 为相应二元分割结果

图 1 图像对比

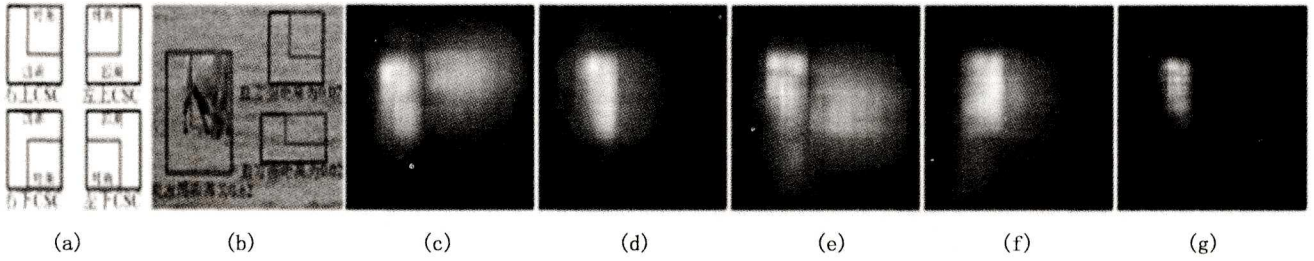


图2 图像对比
从左至右: (a) 四种不同类型的直方图; (b) 不同位置和大小右上 CSC; (c) ~ (f) 通过右上、左上、右下、左下 CSC 产生特征图; (g) 最终 CSC 显著图

$$sal^{CSC}(x) = f^u(x) \cdot f^r(x) \cdot f^{bl}(x) \cdot f^{br}(x) \quad (4)$$

并将结果进行归一化处理到区间 $[0, 1]$ 。图 2 (g) 即为最终 CSC 显著图, 可以看出显著物体被很好地从背景中区别出来。

1.2 中心一四周对比度 (CSO)

本文也选用 CSO^[8] 方法计算的显著图作为最终显著图的一个融合部分。CSO 方法首先计算 RGB 三个颜色分量的直方图, 并做归一化处理, 然后将它们连接起来得到一个长直方向向量。由此得到基于颜色的 CSO 显著图, 并记为 $sal^{CSO}(x)$ 。由于 CSC 和 CSO 均为局部对比度, 本文把它们叠加起来定义为局部显著度, 记为 $sal^{LOC}(x)$:

$$sal^{LOC}(x) = sal^{CSO}(x) + sal^{CSC}(x) \quad (5)$$

式中, $sal^{CSO}(x)$ 和 $sal^{CSC}(x)$ 具有相同的权重, 可以达到理想的效果性能。

1.3 颜色空间变化 (CSV)

CSC 和 CSO 描述的是局部对比度特性, 而 CSV^[7] 提出了一种全局对比度特性来测量显著度, 该方法可以取得比较理想的效果。下面是 CSV 的实现原理和步骤:

首先, 图像的所有颜色由高斯混合模型 (Gaussian Mixture Model, GMM) $\{\omega_c, \mu_c, \sum_c\}_{c=1}^C$ 建模, $\{\omega_c, \mu_c, \sum_c\}$ 分别表示权重、均值和第 c 簇的协方差矩阵, 其中 $C=10$ 。每个像素 x 属于簇 c 的概率为:

$$p(c | I_x) = \frac{\omega_c N(I_x | \mu_c, \sum_c)}{\sum_c \omega_c N(I_x | \mu_c, \sum_c)}$$

在评估每个簇的显著度时, 可以选择簇密度作为评价标准。一般而言, 背景簇会比显著簇具有更大的分散度。因此, 分散度越大, 这个簇密度越小:

$$V(c) = \frac{\sum_x p(c | I_x) | x - \mu_c |^2}{\sum_x p(c | I_x)}$$

这里 μ_c 为第 c 簇的空间平均值, $V(c)$ 归一化到区间 $[0, 1]$ 。像素 x 的 CSV 显著图 $sal^{CSV}(x)$ 定义为:

$$sal^{CSV}(x) \propto \sum_c p(c | I_x) \cdot (1 - V(c)) \quad (6)$$

1.4 多尺度对比度 (MSC)

在显著物体大小未知的情况下, 通常要进行多尺度的对比度计算。本文所定义像素 x 的 MSC 显著图 $sal^{MSC}(x)$ 如下:

$$sal^{MSC}(x) = \sum_{l=1}^L \sum_{x \in N_x} |I_x^l - I_x^l| \quad (7)$$

公式中 I^l 表示金字塔图像中第 l 层图像, 金字塔图像层数 L 为 6。 N_x 为 9×9 的窗口。MSC 显著图也归一化至区间 $[0, 1]$ 。

1.5 显著图融合

尽管上文中已经用 CSC、CSO、CSV 和 MSC 等不同方法获得显著图, 并进行归一化处理, 但这些图建立在不同的特征空间。显然, 不同显著图对最终的显著图贡献比例是不一样的。本文采用 MKL 算法^[12], 学习不同权重将所有显著图进行线性融合来获得最终的显著图 $sal^{fn}(x)$:

$$sal^{fn}(x) = \sum_{n=1}^N d_n K_n(sal(x), sal(x')) \quad (8)$$

公式中 $N=3$ 是需融合的显著图数量, $sal(x)$ 是公式 (5)、(6)、(7) 中所定义的显著图。其中: $K_n(sal(x), sal(x')) = \exp\{-|sal(x) - sal(x')|\}$ 是一个径向基核函数, d_n 表示特征权重。

文献 [13] 证明了公式 (8) 实际上是一个二元支持向量机 (SVM) 问题, 可以通过 l_2 范数归一化的方法有效解决。同时, 该文献中采用的权值也是归一化的, 即满足 $\sum_n d_n = 1, d_n > 0$ 。MKL 算法产生的显著图融合了各种不同方法的特性, 达到良好效果, 如图 1 (f) 和图 4 所示。通过实验, 本文获得的最佳权值系数为 $\{0.58, 0.25, 0.17\}$ 。

2 实验及性能比较

本节验证本文方法与现有方法的性能比较。微软亚洲研究院 (MSRA)^[14] 数据集里包含 1000 张图像, 每幅图像都提供了显著性物体形状的人工标注图。这些图像将作为实验的原始数据和比较数据。将这些图像随机分为两部分, 一部分约 40% 左右用来训练学习以获得 MKL 算法中公式 8 的权值, 剩下的 60% 用来测试。为了使实验结果更具说服力, 本文选择了 4 个最先进的模型进行比较, 分别为 IT^[9], FT^[14], CA^[7] 和 GB^[15]。所有算法均在 4 GB 内存、双核 2.6 GHz 的硬件平台上运行。

定量分析试验: 为了比较不同显著性检测算法的性能, 本文对显著图定义了一个 0 到 255 之间变化的阈值参数 T_i 。图 3 的左图为不同算法的 Precision-Recall 曲线 (P-R 曲线)。通过本文算法和加权平均算法 (记为 ACSC) 以及 CA、FT 等其他显著度算法的 P-R 曲线的比较, 可以看出本文算法具有明显的性能优势。

F-measure 是另一个常用来进行整体性能评估的性能参数, 可以通过计算准确率 Precision 和召回率 Recall 关于非负

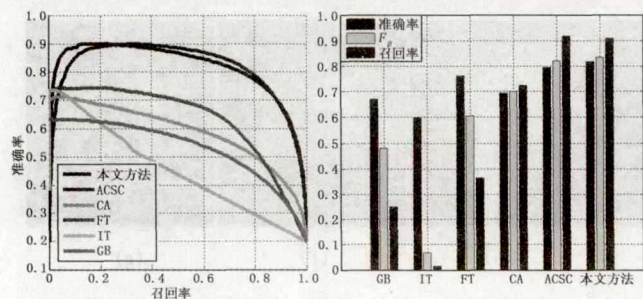


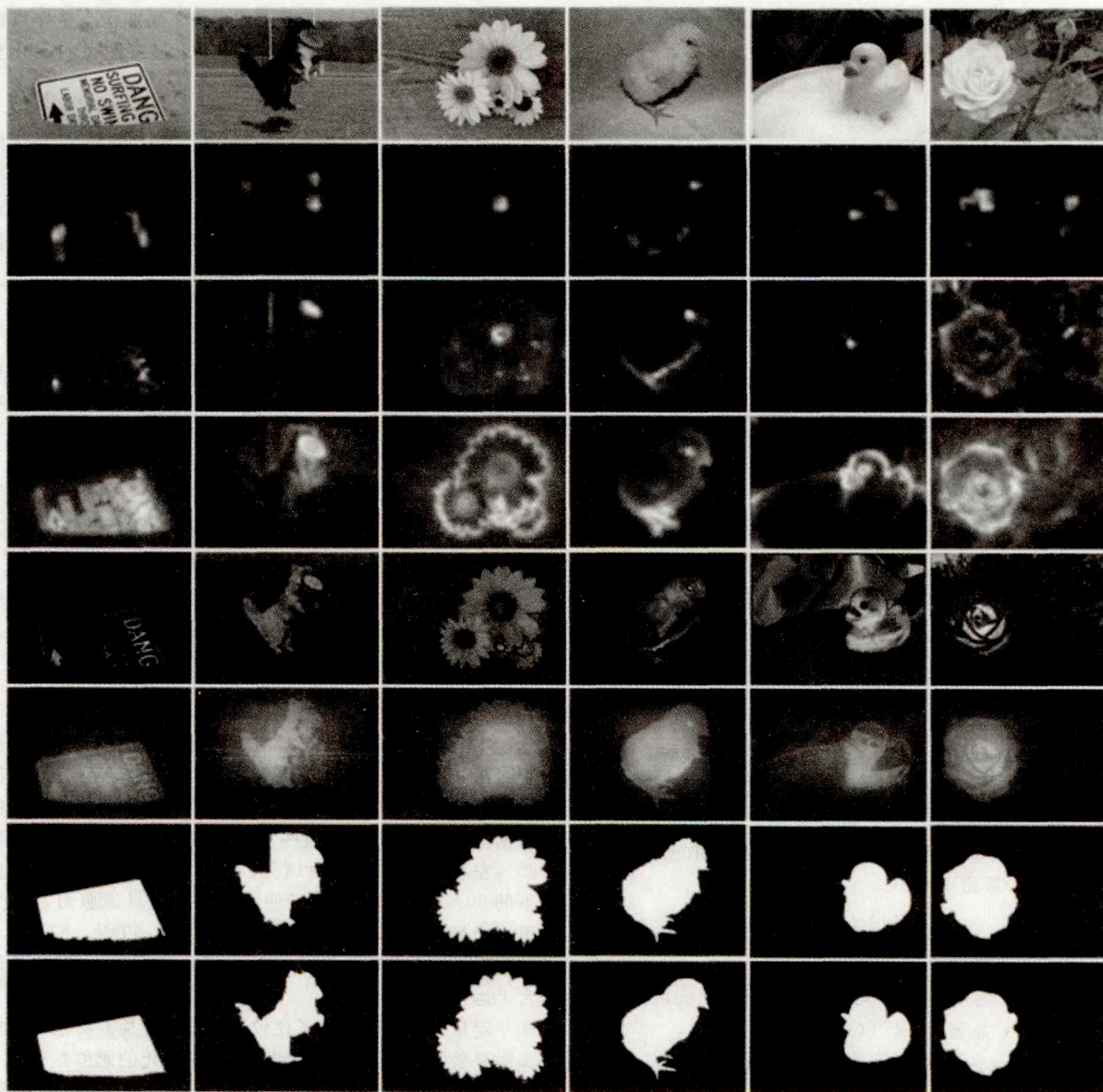
图3 P-R 曲线和 P-R 柱状图

参数 β 的加权调和平均得到。其定义公式为：

$$F_{\beta} = \frac{(1 + \beta) \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\beta \times \text{Precision} + \text{Recall}} \quad (9)$$

根据文献 [4], β 值取 0.3。图 3 的右图给出了各种方法 F-measure 参数的性能比较。可以看到, 本文的方法具有较高的准确率和召回率, 并且在 F_{β} 参数上表现出的性能是最优的。

定性比较实验: 在显著图基础上, 通过图分割算法^[11]获得二元分割图, 这样可以对显著物体的检测效果进行视觉上的定性比较。图 4 为通过不同方法获得的显著图及二元分割图。可以看出, 本文的方法能准确地突出显著区域, 并生成更精确的二元分割图。



从上至下依次为: 原始图像, 分别由 IT、GB、CA、FT 和本文的方法产生的显著图, 最后两行为由本文的显著图得到的二元分割图以及人工标注的结果

图4 图像对比及本文方法结果

仿真模型配置主要工作内容有：通过第三方建模工具，如 matlab 等建立仿真模型，采用第三方联合编译技术，将仿真模型编译成可在故障注入支撑平台运行的模型文件，并且对其输入/输出和参数进行设定，提取相关的输入、输出及参数信息，与故障注入支撑工具操作界面进行数据绑定，实现仿真模型的实时控制。

2) 利用试验脚本或总线数据元素序列文件，生成包含故障信息的试验脚本或试验用例。

3) 建立仿真故障注入环境，选择构建仿真故障注入环境的输入输出环境文件、试验用例或脚本，以及仿真模型，并且通过编辑连接表，建立它们的连接关系。

4) 执行试验，实施故障注入：将输入输出环境文件、试验用例或脚本，以及仿真模型下发到实时试验系统，完成缓冲区初始化，实时测试任务初始化等。执行测试性试验，激活注入的故障。实施采集受试设备的外部总线输出，并记录。

5) 试验后处理，当实时试验完成后，进行试验后处理工作，包括：试验过程回放，试验结果事后分析、比较，测试性评估等。

3 结论

本文提出了外源性故障的概念，并总结了复杂系统外源性故障的特点及注入的要求；在此基础上给出了外源性故障注入的基本原理及总体方案，并提出了外源性总线仿真故障注入方案的关键技术，研究故障注入环境的构建方法并描述了外源性故障注入的实施流程。从实施层面能够解决目前航空型号研制过程中缺乏系统测试性整体验证的能力。

复杂系统的测试性试验方法尤其是仿真技术在测试性试验中的应用尚处于起步阶段，在航空电子迅速发展的今天，加强对该技术领域的研究对我国型号飞机研制过程中测试性验证能力的提高具有非常重要的意义。

参考文献：

- [1] 徐 萍, 康 锐. 测试性试验验证中的故障注入系统框架研究 [J]. 测控技术, 2004, 23 (8): 12-14.
- [2] 孙峻朝, 王建莹, 杨孝宗. 故障注入方法与工具的研究现状 [J]. 宇航学报, 2001, 22 (1): 99-104.
- [3] 彭俊杰, 洪炳镨, 袁成军. 软件实现的星载系统故障注入技术研究 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2004, 36 (7): 934-936.
- [4] JA Clark, DK Pradhan. Fault injection: a method for validating computer—system dependability [J]. Computer, 1995, 28 (6): 47-56.
- [5] 李璇君. 航空发动机数字控制器与航空电子综合系统 BIT 技术研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2001.
- [6] R Natella, D Cotroneo, JA Duraes, HS Madeira. On Fault Representativeness of Software Fault Injection [J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2013, 39 (1): 80-96.
- [7] J Arlat, Y Crouzet, J Karlsson. Comparison of Physical and Software—Implemented Fault Injection Techniques [J]. IEEE Transactions on Computers, 2003, 52 (9): 1115-1133.
- [8] 石君友, 李 郑, 刘 骊, 等. 自动控制故障注入设备的设计与实现 [J]. 航空学报, 2007, 28 (3): 556-560.
- [9] 刘 畅, 刘 斌, 阮 铤. 航空电子软件仿真测试环境软件体系结构研究 [J]. 航空学报, 2006, 27 (5): 877-882.

(上接第 16 页)

3 结论

本文提出了一种新的图像显著性检测方法 CSC，能够有效捕捉显著物体的局部差异。

CSC 算法可以用于自底而上的应用，也适用于位自顶而下的场合，例如在 MKL 算法中的应用。本文在 MSRA 数据集基础上进行了大量的实验，证实了 CSC 方法的有效性。与现有的方法相比，本文的方法获得了更优的显著性检测结果。CSC 的另一个优势在于它的灵活性，易于融入现有的显著性检测框架中。本文只考虑了颜色特征上的 CSC 对比度，在后继工作中，将会把 CSC 应用到纹理特征空间，从而使 CSC 算法具有鲁棒性。

参考文献：

- [1] B. Alexe, T. Deselaers, and V. Ferrari. What is an object? [Z]. In CVPR, 2010, 73-80.
- [2] 张永梅, 吴 攀, 李 炜. 一种图像敏感对象的识别方法, 计算机测量与控制 [J]. 2014, 22 (7): 2167-2169.
- [3] Fu Y, Cheng J, Li Z, et al. Saliency cuts: An automatic approach to object segmentation [Z]. In ICPR, 2008, 1-4.
- [4] Cheng M, Zhang G, Mitra N, et al. Global contrast based salient region detection [Z]. In CVPR, 2011, 409-416.

- [5] Loupias E, Sebe N, Bres S, et al. Wavelet—based salient points for image retrieval [Z]. In ICIP, 2000, 518-521.
- [6] Mahadevan V, Vasconcelos N. Spatiotemporal saliency in dynamic scenes [J]. TPAMI, 2010, 32 (1): 171-177.
- [7] Goferman S, Zelnik—Manor L, Tal A. Context—aware saliency detection [Z]. In CVPR, 2010, 2376-2383.
- [8] Liu T, Yuan Z, Sun J, et al. Learning to detect a salient object [J]. TPAMI, 2011, 33 (2): 353-367.
- [9] Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency—based visual attention for rapid scene analysis [J]. TPAMI, 1998, 20 (11): 1254-1259.
- [10] Gao D, Vasconcelos N. Bottom—up saliency is a discriminant process [Z]. In ICCV, 2007, 1-6.
- [11] Kolmogorov V, Zabini R. What energy functions can be minimized via graph cuts [J]. TPAMI, 2004, 26 (2): 147-159.
- [12] Rakotomamonjy A, Bach F, Canu S, et al. Simplemkl [J]. Journal of Machine Learning Research, 2008, 9: 2491-2521.
- [13] Porikli F. Integral histogram: A fast way to extract his—tograms in cartesian spaces [Z]. In CVPR, 2005, 829-836.
- [14] Achanta R, Hemami S, Estrada F, et al. Frequency—tuned salient region detection [Z]. In CVPR, 2009, 1597-1604.
- [15] H J, K C, P P. Graph—based visual saliency [Z]. In NIPS, 2006, 545-552.