

全局孤立性和局部同质性图表示的 随机游走显著目标检测算法

胡正平¹ 孟鹏权¹

摘要 目前的显著性检测算法主要依赖像素间的相互对比, 缺乏对显著目标自身特性的分析理解. 依据显著目标是显眼、紧凑和完整的思路, 提出一种基于目标全局孤立性和局部同质性的随机游走显著目标检测算法, 将视觉显著性检测公式化为马尔科夫随机游走问题. 首先将输入图像进行分块, 根据像素块之间颜色特征和方向特征的相似性确定边的权重, 从而构建图模型; 然后通过全连通图搜索提取全局特性, 突出全局较孤立的区域; 同时通过 k -regular 图搜索提取局部特性, 增强局部较均匀的区域; 最后将全局特性和局部特性相结合得到显著图, 进而确定感兴趣区域位置. 实验结果表明, 相比于其他两种具有代表性的算法, 所提方法检测结果更加准确、合理, 证明该算法切实可行.

关键词 显著目标, 孤立性, 同质性, 马尔科夫模型, 图表示

DOI 10.3724/SP.J.1004.2011.01279

Graph Presentation Random Walk Salient Object Detection Algorithm Based on Global Isolation and Local Homogeneity

HU Zheng-Ping¹ MENG Peng-Quan¹

Abstract The existing saliency detection algorithm mainly focuses on the inter-pixel contrast and lacks global perspective for analyzing and understanding the object in complex surroundings. According to the thought that a salient object in an image is often conspicuous and compact, an unsupervised graph presentation random walk salient object extraction algorithm based on global isolation and local homogeneity is proposed, and the problem of salient region detection is formulated as Markov random walk. First of all, the graph model is formed by dividing the input image into block images and using color and orientation features to determine the weight of edge, and then the isolated regions are obtained by using the random walk on a complete graph to extract the global properties of the image. Meanwhile, the uniform regions are enhanced by using the random walk on a k -regular graph to extract the local properties of the image. Finally, the saliency map is obtained by combining the global properties and local properties of the image, and the salient object is located and extracted according to the saliency map. Experimental results show that the proposed algorithm is more reasonable and effective than the two representative methods for salient object detection.

Key words Visual attention, isolation, homogeneity, Markov chain model, graph representation

人类视觉具有选择性注意特性, 能够从复杂、未知场景中, 不受复杂背景影响, 快速而准确地检测到显著目标. 但在

收稿日期 2010-06-17 录用日期 2011-05-28

Manuscript received June 17, 2010; accepted May 28, 2011

国家自然科学基金 (61071199), 河北省自然科学基金 (F2010001297), 第二批中国博士后基金 (200902356) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61071199), Natural Science Foundation of Hebei Province of China (F2010001297), and the Second Batch of China Postdoctoral Science Foundation (200902356)

1. 燕山大学信息科学与工程学院 秦皇岛 066004

1. School of Information Science and Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004

机器视觉、自动目标识别等领域, 基于视觉注意显著图的生成方式还没有形成统一模型. 同时由于显著区域检测在自适应压缩、目标检测、图像检索等中有着广泛的应用价值. 因此, 显著区域检测得到国内外众多学者的广泛关注.

目前关于显著区域提取思路主要从两个角度出发: 一类是基于低级视觉特征, 由数据驱动的自底向上的视觉计算模型, 例如由 Itti 于 1998 年提出的经典的视觉注意模型, 简称 Itti 模型^[1], 基本思路是首先从输入图像中提取亮度、颜色、方向等视觉特征, 形成各个特征维上的关注图, 然后分析、合并得到最终的显著图, Walther 等于 2006 年将其进行扩充, 并提供显著性检测工具箱^[2], 但这类算法是建立在局部对比的基础上的, 忽略了显著目标自身信息的指导, 因此当背景较复杂时检测结果不够理想. 随后文献 [3] 在 Itti 模型的基础上提出视觉树的概念, 利用深度搜索和层次转移模拟人眼关注物体的深度特性. 文献 [4] 利用进化规划原理度量显著性, 基本思想是局部结构的显著性与其在整幅图像中出现的频率成反比. Hou 等提出基于残余频谱的方法^[5], 根据自然背景的傅里叶谱的统计特性得到残余频谱, 然后将残余频谱经傅里叶逆变换得到输入图像的显著图, Guo 等进一步指出感兴趣区域取决于傅里叶变换的相位谱, 而不是幅度谱^[6-7], 该方法简单、快速, 但缺陷是倾向于检测小目标. 另外, 文献 [8] 提出基于伪 Wigner-Ville 分布和 Renyi 熵的方法, 通过对图像经伪 Wigner-Ville 分布后 Renyi 熵的残差图像进行高斯滤波得到显著图. 文献 [9-10] 指出在图像空间中某种颜色分量所占比例越小, 其所在区域的显著度越高, 但当图像中的颜色种类较多、比例接近时这种假设不够准确. 文献 [11] 用视觉权值对图像块颜色直方图进行处理, 结合了图像局部相关性. Harel 等提出基于图谱的显著性检测算法^[12], 该方法是建立在局部对比的基础上, 图像中杂乱的区域会得到较高的显著性, 对背景较杂乱的图像检测结果难以令人满意. 在此基础上, 文献 [13] 首先采用基于图谱的计算模型确定最显著节点和背景节点, 然后根据最显著节点和背景节点之间的距离确定显著区域, 该方法只适合检测单目标图像, 且严重依赖于参数的选择. 另一类是基于高级视觉特征, 与任务、知识等相关的自顶向下的视觉选择注意模型, 其中比较有代表性的是基于辨别显著性的检测方法, 通过把经过聚类的像素块特征作为先验知识来模拟人眼对物体的辨别能力^[14-15]. 综上所述, 目前的显著目标提取算法是主要从低级视觉出发的, 因为高级视觉计算模型需要对大规模的图像数据库进行学习, 计算量大且不具有通用性, 但目前的显著性检测算法主要是建立在视觉特征的局部对比的基础上的, 缺乏从全局角度对显著目标的自身特性进行分析理解, 因此当背景较杂乱时会出现大量的误判现象, 检测结果不够理想. 针对此不足, 本文依据显著目标是全局孤立、局部紧凑的思路, 提出一种基于目标全局孤立性和局部同质性图表示的随机游走显著目标检测算法, 对杂乱背景中的显著目标检测具有重要意义. 该方法首先根据颜色特征和方向特征的相似性构造随机游走模型的转移概率矩阵, 然后通过在全连通图和 k -regular 图上的随机游走突出全局较孤立的区域, 增强局部较均匀的区域而抑制较杂乱的区域, 从而确定显著目标位置. 实验结果表明所提算法可以较好地克服传统算法的缺陷.

1 显著区域检测系统组成

本文构造的系统框图如图 1 所示, 该系统首先将输入图像进行分块. 但是对一幅图像来说, 所分的像素块越大, 处理的节点数越少, 效率越高, 对局部目标的敏感度会越小, 精确

度越低; 像素块越小, 边缘效应越明显. 因此, 该模型分别把输入图像分为 8×8 , 12×12 和 16×16 的像素块. 然后在每个尺度下利用颜色和方向特征确定图表示的边权重, 从而构造每个尺度下的随机游走模型的转移矩阵. 同时通过全连通图随机游走和 k -regular 图随机游走提取图像的全局特性和局部特性, 并将二者相结合得到每个尺度下的显著图. 最后通过取最大值模型得到输入图像的显著图, 进而确定感兴趣区域位置.

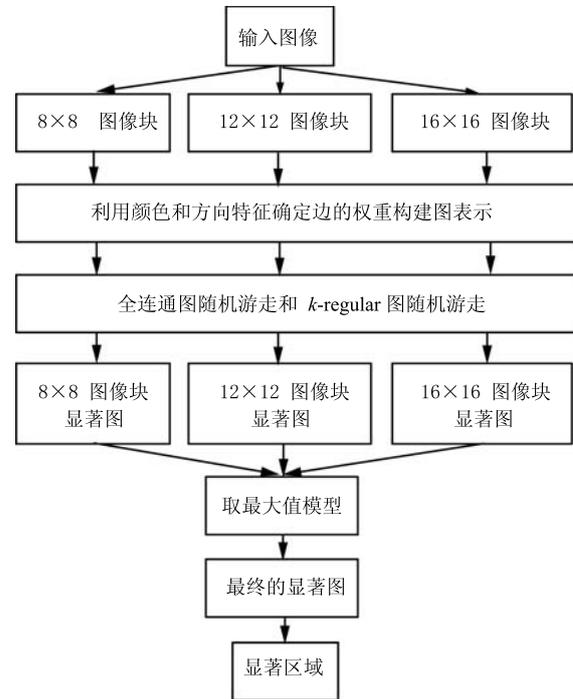


图 1 显著区域提取组成框图

Fig. 1 Flow chart of salient region extraction

2 基于目标全局孤立性和局部同质性的随机游走显著区域检测算法

2.1 图表示映射的遍历马尔科夫链

遍历马尔科夫链是指从任意状态出发可以到达任意状态的马尔科夫链. 设 $\{\mathbf{X}_n, n \geq 0\}$ 为遍历 Markov 链, 其状态空间 $E = \{1, 2, \dots, N\}$, 转移矩阵 $P = (p_{ij})$, 其中 p_{ij} 表示从状态 i 出发转移到状态 j 的概率. 如果转移矩阵 P 的某些次幂的元素都大于 0, 那么该遍历 Markov 链为正则链, 因此正则链是遍历的, 反之不然. Markov 链的平稳分布为

$$\begin{cases} \pi_j = \sum_{i \in E} \pi_i p_{ij} \\ \sum_{j \in E} \pi_j = 1, \quad \pi_j \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

遍历 Markov 链的基本矩阵 Z 定义如下:

$$Z = (I - P + W)^{-1} \quad (2)$$

其中, I 是单位阵, W 是由 N 个行向量 $\boldsymbol{\pi}$ 组成的 $N \times N$ 矩阵. 如果是正则链, 则 $W = \lim_{n \rightarrow \infty} P^n$. 同时, 由基本矩阵 Z 和行向量 $\boldsymbol{\pi}$ 可以得到 $E_i(T_i)$, $E_i(T_j)$ 和 $E_\pi(T_i)$, 其中, $E_i(T_j)$ 表示在 $t = 0$ 时刻从状态 i 出发到达状态 j 的期望步

数, $E_\pi(T_i)$ 表示在 $t = 0$ 时刻从平稳分布 π 出发到达状态 i 的期望步数, 即

$$E_i(T_i) = \frac{1}{\pi_i} \quad (3a)$$

$$E_i(T_j) = E_j(T_j) \times (Z_{jj} - Z_{ij}) \quad (3b)$$

$$E_\pi(T_i) = E_i(T_i) \times Z_{ii} \quad (3c)$$

其中, π_i 表示行向量 π 的第 i 个元素, Z_{jj} , Z_{ij} 和 Z_{ii} 是基本矩阵 Z 的相应元素.

2.2 构建颜色和能量方向图表示

本算法首先将输入图像转化到与人类视觉系统相近的 YCbCr 彩色空间, 并分别将其分为 8×8 , 12×12 和 16×16 的像素块, 然后在每个尺度下利用颜色和方向特征确定边的权重构建图表示模型. 记 $D = (V, A)$, 其中, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_N\}$ 表示图 D 的顶点集, 这里指像素块的集合; $A = \{\{v_i, v_j\} = \{a_{ij}\}\}$ 表示图 D 边的集合, 本文通过像素块之间的颜色特征和方向特征的相似性构造边的权重. 由于像素块 v_i 与像素块 v_j 之间的相似性与方向无关, 因此 $a_{ij} = a_{ji}$.

该方法采用多尺度多方向的 Gabor 滤波器组模拟人类视觉感知系统提取像素块的方向特征. 为了降低计算复杂度, 实验中仅选取 5×5 , 9×9 , 13×13 和 17×17 四个尺度以及 $\theta_0 = \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$ 四个方向, 从而构成一个 16 维的 Gabor 滤波器组 (4 个尺度 \times 4 个方向), 然后将每个方向不同尺度的四幅方向特征图通过取最大值合并得到该朝向的方向特征图, 同时分别将四幅不同朝向的方向特征图、Cb 颜色分量图和 Cr 颜色分量图归一化到 (0,1) 范围内, 最后根据像素块之间的视觉特征的相似性确定其边的权重, 即

$$w_{ij} = e^{-\alpha \cdot \|F_i - F_j\|} \quad (4)$$

$$F_i = \{cb_i, cr_i, ori_i^0, ori_i^{45}, ori_i^{90}, ori_i^{135}\} \quad (5)$$

其中, α 为常系数, cb_i 和 cr_i 分别表示像素块 v_i 的 Cb 颜色分量和 Cr 颜色分量的均值, ori_i^0 , ori_i^{45} , ori_i^{90} 和 ori_i^{135} 分别表示四幅不同朝向的方向特征图的像素块 v_i 的像素值的平均值.

2.3 全局孤立性

孤立性 (Isolation) 是指局部区域与其周围环境的差异程度, 全局较孤立的区域容易引起人类的注意. 本方法通过全连通图随机游走提取图像全局属性, 从而突出全局较孤立的区域. 由于节点之间边的权重表示它们之间视觉特征的相似性, 因此视觉特征越相似的两个节点其边的权重越大, 其转移概率越大, 随机游走者从其中一个节点到达另一个节点所需的时间就相对较短; 反之, 随机游走者从其中一个节点到达另一个节点所需的时间就相对较长. 而显著目标是全局孤立的, 其所在的区域节点与图像中其他区域的节点之间的视觉特征差异相对较大, 它们之间边的权重较小, 因此随机游走者到达显著目标所在的区域的节点将花费相对较长的时间. 设一幅图像一共有 N 个节点, 其余 $N - 1$ 节点到达其中某一个节点所需的时间和越大, 表明该节点全局越孤立. 如用被访问频率较高的节点到该节点所需的时间来度量其全局显著性将更加合理, 而 Markov 链从平稳分布 π 出发到达某个节点所需的时间 $E_\pi(T_i)$ 更加倾向于从被访问频率较高的节点出发访问该节点所需的时间^[13], 因此本文采用 $E_\pi(T_i)$ 度量图像块的全局显著性. 全连通图 Markov 链的转

移矩阵 P^g 为

$$A^g(i, j) = \begin{cases} w_{ij}, & i \neq j \\ 0, & i = j \end{cases} \quad (6a)$$

$$m_i^g = \sum_j a_{ij} \quad (7)$$

$$M^g = \text{diag}\{m_1^g, m_2^g, \dots, m_N^g\} \quad (8)$$

$$P^g = (M^g)^{-1} \times A^g \quad (9)$$

其中, a_{ij} 为矩阵 A^g 中对应的元素, M^g 是由 m_i^g 组成的对角矩阵, 通过把 P^g 代入式 (1) 得到平稳分布 π^g , 然后将 π^g 代入式 (2) 得到基本矩阵 Z^g , 最后根据式 (3) 得到从平稳分布 π^g 出发到达状态 i 所需要的时间 $E_\pi^g(T_i)$. 像素块 v_i 的全局孤立性 iso_i^g 为

$$iso_i^g = E_\pi^g(T_i) \quad (10)$$

2.4 局部同质性

同质性 (Homogeneity), 也叫均匀性, 很大程度上关联到图像的局部信息, 反映局部区域的一致性. 本文通过 k -regular 图随机游走提取图像局部属性, 从而增强局部较均匀的区域而抑制较杂乱的区域. 由于节点之间边的权重表示其视觉特征的相似性, 因此对于局部较均匀的区域节点之间的视觉特征较相似, 其边的权重相对较大, 随机游走者从其中一个节点到达另一个节点所需的时间相对较短; 反之, 对于较杂乱的区域节点之间的视觉特征相似性较小, 其边的权重较小, 随机游走者从其中一个节点到达另一个节点所需的时间相对较长. 实验中将随机游走者被限制在周围 3×3 的邻域内, 即 $k = 8$, 采用从平稳分布 π^l 出发到达状态 i 所需要的时间 $E_\pi^l(T_i)$ 来度量其局部同质性. k -regular 图 Markov 链的转移矩阵 P^l 为

$$A^l(i, j) = \begin{cases} w_{ij}, & j \in N(i) \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (11a)$$

$$m_i^l = \sum_j a_{ij} \quad (12)$$

$$M^l = \text{diag}\{m_1^l, m_2^l, \dots, m_N^l\} \quad (13)$$

$$P^l = (M^l)^{-1} \times A^l \quad (14)$$

其中, a_{ij} 为矩阵 A^l 中对应的元素, M^l 是由 m_i^l 组成的对角矩阵, 同理, 通过把 P^l 代入式 (1) 得到平稳分布 π^l , 然后将 π^l 代入式 (2) 得到基本矩阵 Z^l , 最后根据式 (3) 得到从平稳分布 π^l 出发到达状态 i 所需要的时间 $E_\pi^l(T_i)$.

2.5 合并与提取策略

由于全局越孤立、局部越相似的区域更加容易引起人类的注意^[9]. 因此, 本文根据显著目标的全局孤立性和局部同质性, 将像素块 v_i 的显著性 sal_i 定义为

$$sal_i = iso_i^g \times hom_i \quad (15)$$

$$hom_i = 1 + \beta \times \frac{\max_i(E_\pi^l(T_i)) - E_\pi^l(T_i)}{\max_i(E_\pi^l(T_i)) - \min_i(E_\pi^l(T_i))} \quad (16)$$

其中, hom_i 为局部同质性因子, β 为常系数. 将三个尺度下得到的显著图通过取最大值合并得到输入图像的显著图, 同时利用高斯函数对其进行滤波得到最终的显著图 SM , 最后

采用自适应阈值将显著图分割, 并结合输入图像提取显著目标, 即:

$$SO(x, y) = \begin{cases} 1, & SM(x, y) > 2 \times SM_m \quad (17a) \\ 0, & \text{否则} \quad (17b) \end{cases}$$

其中, $SM(x, y)$ 表示像素点 (x, y) 的显著值, SM_m 表示显著图像素平均值. 感兴趣区域提取示例如图 2 所示.

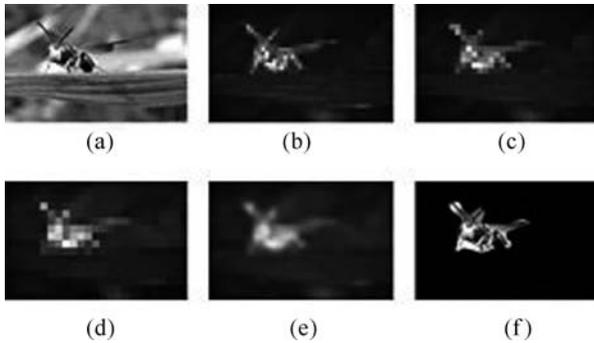


图 2 显著目标提取示例图 ((a) 输入图像; (b) 8×8 像素块显著图; (c) 12×12 像素块显著图; (d) 16×16 像素块显著图; (e) 最终的显著图; (f) 显著目标)

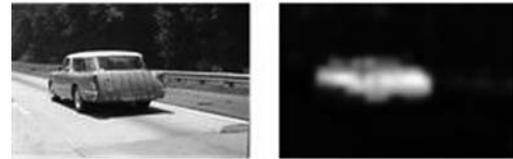
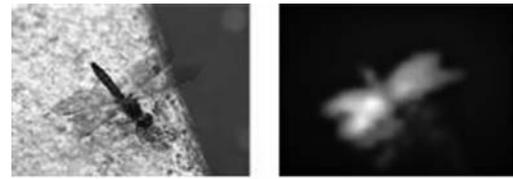
Fig. 2 Examples of salient object extraction ((a) Original image; (b) Saliency map generated by 8×8 block images; (c) Saliency map generated by 12×12 block images; (d) Saliency map generated by 16×16 block images; (e) Final saliency map; (f) Salient object)

3 仿真实验

为了验证算法的合理性和有效性, 本文选取 MSRA 数据库中的部分图片进行实验. 在仿真实验中, 度量像素块之间相似性的常数 α 选取 3; 为了较好地权衡全局孤立性和局部同质性的作用, 局部同质性因子中的常数 β 选取 3; 同时在合并与提取策略中选取大小 9×9 、方差 $\sigma = 3$ 的高斯函数对原始显著图进行滤波. 本节首先分别采用颜色特征和方向特征进行试验; 然后根据目标的全局孤立性和局部同质性进行分步试验验证所提算法思路的合理性; 同时将该算法与 Itti 模型、文献 [5] 所提算法的实验结果进行对比; 最后根据查准率、查全率和 F -Measure 性能指标进一步测试算法的性能.

1) 颜色特征和方向特征显著性. 分别依据颜色特征和方向特征进行试验, 结果如图 3 和图 4 所示. 从图 3 可以看出当显著目标和背景的颜色特征差异较大时, 该算法仅仅利用颜色信息可以较好地检测到显著目标, 当背景较简单或背景较杂乱时, 依据方向信息均可以较好地检测到显著目标, 如图 4 中的小车和豹子, 表明所提算法提取初级视觉特征的合理性. 但由于豹子的头部与杂乱的背景的方向特征差别较小, 因此出现漏检现象.

2) 分步试验. 首先通过全连通图随机游走模型提取图像全局属性; 然后在此基础上, 通过 k -regular 图随机游走模型提取图像局部属性, 实验结果如图 5 所示. 从图中可以看出仅仅利用全局属性进行检测时, 可以较好地检测到显著目标, 但同时背景中较杂乱的区域也会在检测结果中体现, 如第一幅图中的个别曲别针和第二幅图中的草地, 当利用局部相似性增强局部较均匀的区域而抑制较杂乱的区域时, 实验结果更加令人满意.



(a) 输入图像 (b) 颜色显著图
(a) Original images (a) Color saliency maps

图 3 颜色显著图

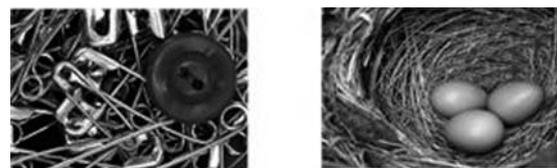
Fig. 3 Examples of color saliency maps



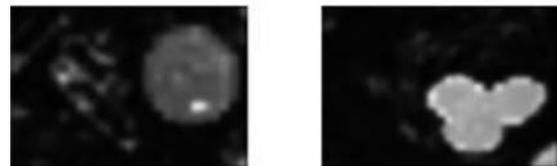
(a) 输入图像 (b) 方向显著图
(a) Original images (b) Orientation saliency maps

图 4 方向显著图

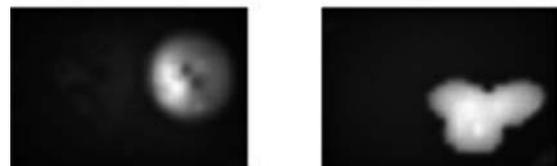
Fig. 4 Examples of orientation saliency maps



(a) 输入图像
(a) Original images



(b) 全局显著图
(b) Global saliency maps



(c) 最终显著图
(c) Final saliency maps

图 5 分步实验结果

Fig. 5 Experimental results with multiple steps

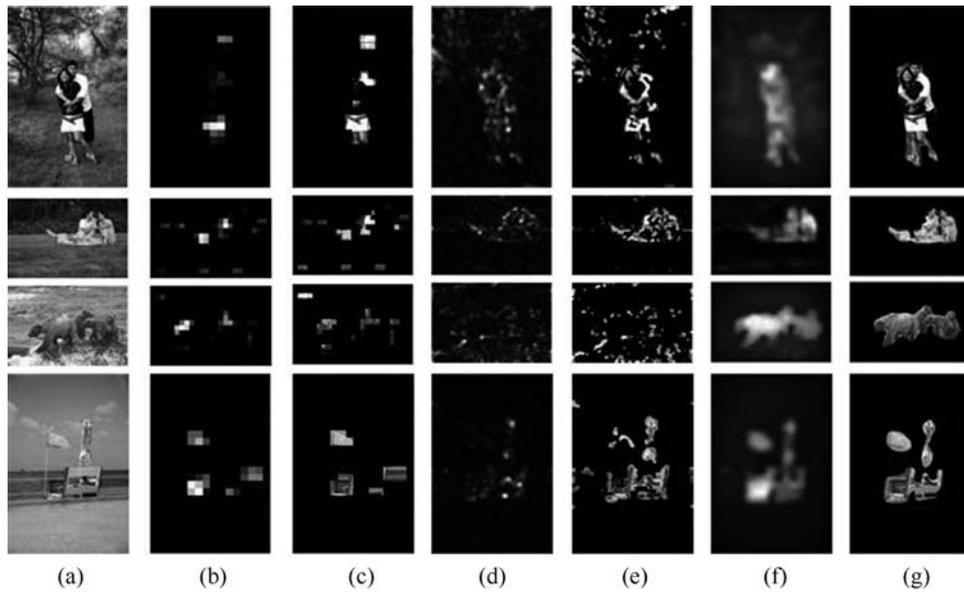


图 6 各类显著检测算法对比结果 ((a) 输入图像; (b) Itti 模型显著图; (c) Itti 模型目标检测; (d) 文献 [5] 算法显著图; (e) 文献 [5] 算法目标检测; (f) 本文算法显著图; (g) 本文算法目标检测)

Fig. 6 Comparison of experimental results with different methods ((a) Original images; (b) Saliency maps of Itti's method; (c) Salient objects of Itti's method; (d) Saliency maps of spectral residual method^[5]; (e) Salient objects of spectral residual method^[5]; (f) Saliency maps of the proposed method; (g) Salient objects of the proposed method)

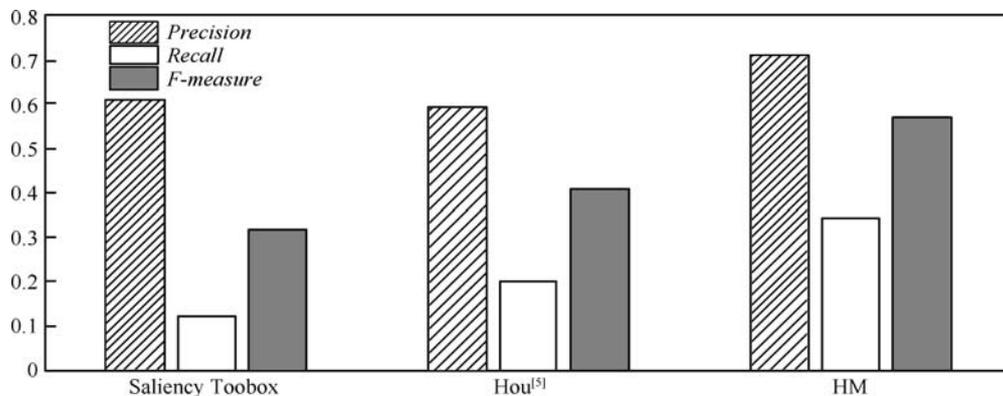


图 7 Itti 模型、文献 [5] 算法和本文算法 HM 的查准率、查全率和 F -Measure

Fig. 7 Comparison of average precision, recall, and F -Measure values of Itti's method^[2], spectral residual method^[5], and the proposed framework

3) 对比试验. 为了验证算法的性能, 将本文算法与 Itti 模型、文献 [5] 算法进行对比, 实验结果如图 6 所示. 从图中可以看出, Itti 模型可以较好检测到显著目标, 但是当背景较杂乱时会出现虚警现象, 见图 6 中第二、三个目标, 文献 [5] 所提算法当背景较杂乱时, 检测效果不够理想, 见图 6 中第三个目标, 同时存在大量的虚警情况. 与上述两种算法相比, 本文算法能够比较准确和全面地检测到显著目标, 而且较好地抑制杂乱背景影响. 但是, 当目标与背景差异较小或背景对目标存在较大干扰时, 所提算法会失败. 如果需要在背景较复杂条件下准确检测到显著目标, 需要加入更多的语义信息进行辅助处理.

为了进一步检测算法的性能, 本文以 MSRA 数据库中观察者提供的矩形框为显著目标的基准, 检测所提算法的查准率、查全率和 F -Measure, 实验结果图 7 所示. F -Measure

定义如下:

$$F\text{-Measure} = \frac{(1 + \alpha) \cdot \text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\alpha \cdot \text{Precision} + \text{Recall}} \quad (18)$$

其中, Precision 表示查准率, Recall 表示查全率, α 取 0.3. 从图 7 可以看出, 三种算法的查准率都比较高, 由于显著目标是以观察者提供的矩形框为基准, 因此三种算法查全率相对较低. 但本文提出算法的查准率、查全率和 F -Measure 都优于其他两种具有代表性的算法, 表明本文算法思路的合理性.

4 结语

依据显著目标是全局孤立、局部相似的思路, 提出一种

无监督的基于马尔科夫随机游走模型的显著目标检测算法。该方法将人类视觉对区域间的差异和区域内部的相似性的敏感特性引入到图像理解中,分别利用全连通图和 k -regular 图随机游走提取图像全局属性和局部属性模拟人类的视觉注意机制,突出全局较孤立的区域,增强局部较均匀的区域而抑制较杂乱的区域。将此方法应用于各类具有不同特点的图像进行仿真实验,得到较好的检测结果。相比于其他两种具有代表性的算法,该方法的检测结果更加准确、合理,但是本文模型也存在不足之处,因为只考虑到区域特征而没有考虑目标的边缘信息,导致所提算法还不能较准确的将显著目标提取出来,在今后的工作中,将致力于研究如何结合边缘信息进一步完善算法。

References

- 1 Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, **20**(11): 1254–1259
- 2 Walther D, Koch C. Modeling attention to salient proto-objects. *Neural Networks*, 2006, **19**(9): 1395–1407
- 3 Li Q, Wang S Z, Zhang X P. Hierarchical identification of visually salient image regions. In: Proceedings of the International Conference on Audio, Language and Image Processing. Shanghai, China: IEEE, 2008. 1708–1712
- 4 Zhang Jing, Shen Lan-Sun, Gao Jing-Jing. Region of interest detection based on visual attention model and evolutionary programming. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2009, **31**(7): 1646–1652
(张菁, 沈兰荪, 高静静. 基于视觉注意模型和进化规划的感兴趣区检测方法. 电子与信息学报, 2009, **31**(7): 1646–1652)
- 5 Hou X D, Zhang L Q. Saliency detection: a spectral residual approach. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis, USA: IEEE, 2007. 1–8
- 6 Guo C L, Ma Q, Zhang L M. Spatio-temporal saliency detection using phase spectrum of quaternion Fourier transform. In: Proceedings of the 26th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, USA: IEEE, 2008. 1–8
- 7 Guo C L, Zhang L M. A novel multiresolution spatiotemporal saliency detection model and its applications in image and video compression. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(1): 185–198
- 8 Xu Yuan-Nan, Zhao Yuan, Liu Li-Ping, Zhang Yu, Sun Xiu-Dong. Target detection of saliency map based on pseudo Wigner-Ville distribution and Renyi entropy. *Acta Physica Sinica*, 2010, **59**(2): 980–988
(许元男, 赵远, 刘丽萍, 张宇, 孙秀冬. 基于伪 Wigner-Ville 分布和 Renyi 熵的显著图目标检测. 物理学报, 2010, **59**(2): 980–988)
- 9 Gopalakrishnan V, Hu Y Q, Rajan D. Salient region detection by modeling distributions of color and orientation. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2009, **11**(5): 892–905
- 10 Zhang W, Wu Q M J, Wang G H, Yin H B. An adaptive computational model for salient object detection. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2010, **12**(4): 300–316
- 11 Wang Xiang-Yang, Yang Hong-Ying, Zheng Hong-Liang, Wu Jun-Feng. A color block-histogram image retrieval based

on visual weight. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(10): 1489–1492

(王向阳, 杨红颖, 郑宏亮, 吴俊峰. 基于视觉权值的分块颜色直方图图像检索算法. 自动化学报, 2010, **36**(10): 1489–1492)

- 12 Harel J, Koch C, Perona P. Graph-based visual saliency. In: Proceedings of the Neural Information Processing Systems. Vancouver, Canada: The MIT Press, 2006. 545–552
- 13 Gopalakrishnan V, Hu Y Q, Rajan D. Random walks on graphs to model saliency in images. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami, USA: IEEE, 2009. 1698–1705
- 14 Gao D S, Han S, Vasconcelos N. Discriminant saliency, the detection of suspicious coincidences, and applications to visual recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, **31**(6): 989–1005
- 15 Borji A, Ahmadabadi M N, Araabi B N, Hamidi M. Online learning of task-driven object-based visual attention control. *Image and Vision Computing*, 2010, **28**(7): 1130–1145

胡正平 燕山大学信息科学与工程学院教授、博士。主要研究方向为模式识别与图像处理。本文通信作者。E-mail: hzp@ysu.edu.cn

(HU Zheng-Ping Ph. D., professor at Yanshan University. His research interest covers pattern recognition and image processing. Corresponding author of this paper.)

孟鹏权 燕山大学信息科学与工程学院通信与信息系统专业硕士研究生, 主要研究方向为显著目标检测。

E-mail: mengpengquan0914@163.com

(MENG Peng-Quan Master student at Yanshan University. His main research interest is saliency detection.)