

基于仿射不变闭合区域和 SURF 的图像匹配算法^{*}

杜 杰, 刘亚秋, 孙 垚

(东北林业大学 信息与计算机工程学院, 哈尔滨 150040)

摘 要: 针对现有基于自然特征的增强现实系统中图像匹配准确度低、计算量大和鲁棒性差的问题, 提出了一种基于仿射不变闭合区域和 SURF (speeded-up robust features) 的图像匹配方法。对输入的图像首先利用灰度直方图均衡进行图像增强得到二值化的图像, 提取图像中的闭合区域作为图像的仿射不变区域, 然后运用 SURF 检测算法提取闭合区域的图像特征描述, 最后使用 SURF 双向匹配算法实现图像的匹配。实验结果表明, 图像匹配的准确度有很大程度的提升, 同时计算耗时更少; 提出的方法能够满足增强现实系统的要求。

关键词: 图像匹配; 特征匹配; 闭合区域; 仿射不变性; 双向匹配

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2014)01-0295-04

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2014.01.070

Image matching algorithm based on affine-invariant closed region and SURF

DU Jie, LIU Ya-qiu, SUN Yao

(College of Information & Computer Engineering, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China)

Abstract: To solve the problem of low image matching accuracy, large amount of calculation and low robustness of the object on existing augmented reality system based on natural features, this paper proposed a new image matching algorithm based on affine-invariant closed region and SURF. First, the input image with histogram equalization for image enhancement to obtain a binary image and extracted the closed region in the image as the image of the affine invariant region. Second, it used SURF detection algorithm to extract the image of the closed region feature description. Finally, it finished the procedure of image matching using bidirectional matching with SURF algorithm. Experiment results indicate that the image matching accuracy largely improved while calculations consumed less time. The proposed method can meet the requirements of augmented reality systems.

Key words: image matching; feature matching; closed area; affine invariant; bidirectional matching

0 引言

利用图像的仿射不变性进行图像匹配越来越多地被应用到多个领域中。在图像匹配算法中, 现阶段最先进的方法主要有两大类: 基于点的方法和基于区域的方法^[1]。基于点的方法试图找到两种图像中的对应点和它们之间的对应关系; 基于区域的方法的重点在于对仿射不变区域的检测和描述, 使用基于区域的图像匹配方法能够增强匹配过程中的鲁棒性^[2]。基于区域的方法已经成为当前图像匹配研究的热点。

为了准确并且快速地探测图像的仿射不变区域, 近几年国内外专家提出许多算法。其中, SURF 和 SIFT (scale-invariant feature transform) 算法由于自身的优点而在很多领域中得到应用。SIFT 保持了局部图像的稳定性, 但缺点是计算量太大, 计算过程需要消耗大量时间; 而 SURF 算法是由 SIFT 改进而来, 计算速度快于 SIFT 的数倍, 满足了增强现实系统实时性的要求并且具有更好的鲁棒性。文献[3] 基于 SURF 算法和快速近似最近邻搜索算法实现了图像匹配, 文献[4] 使用 SURF 算法和形状特征相结合的方法提出了基于点的匹配方法, 提高了点模型的匹配精度, 因此, 本文采用 SURF 算法作为图像闭合区域特征检测、提取和匹配算法。

通过观察可以发现, 经过仿射变换前后的物理物体图像都是闭合的, 那么就可以从灰度图像中检测到闭合的仿射不变区域^[5]。文献[5] 使用了仿射不变闭合区域进行图像匹配, 但是该方法在取得闭合区域的过程和特征匹配中计算量太大。文献[6] 提出基于连通区域的仿射不变区域提取方法, 但是检测的闭合区域不够准确。文献[7] 采用一种楔形模型表征物体角的方向和角宽度而进行特征匹配的方法, 但是这种方法局限于物体图像有突出的边角。综合这些方法和方法, 本文提出基于仿射不变闭合区域和 SURF 的图像匹配算法。

1 仿射不变闭合区域提取

仿射不变闭合区域提取过程是首先对输入的图像利用直方图均衡的方法进行图像增强, 强调图像对比度, 突出图像中物体的边缘特征^[8], 增强过程需要将彩色转换为灰度图像, 因为只关心图像中物体的轮廓和几何形状; 然后将图像二值化后提取其中的闭合区域和不符合的区域, 从而确定仿射不变闭合区域。

1.1 图像增强

为了更加突出捕捉图像中物体的轮廓和边缘几何形状, 在进行仿射不变区域的提取之前应用直方图均衡的方法进行图

收稿日期: 2013-05-03; **修回日期:** 2013-06-18 **基金项目:** 国家科技支撑计划课题(2012BAD32B04); 高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20120062110012)

作者简介: 杜杰(1988-), 男, 甘肃镇原人, 硕士研究生, 主要研究方向为智能信息处理与控制(theworkonly@gmail.com); 刘亚秋(1971-), 男, 教授, 主要研究方向为信息控制与智能计算; 孙垚(1982-), 女, 辽宁凤城人, 硕士, 主要研究方向为智能信息处理与控制。

像增强处理。图像增强分两个步骤:

a) 彩色图像转换为灰度图像。设定彩色原图像为 F , 灰度图像为 G , 灰度化过程为

$$G = [0.299 \quad 0.587 \quad 0.114] \times [F_R \quad F_G \quad F_B]^T \quad (1)$$

其中: F_R, F_G, F_B 代表彩色原图像的每个像素的 R, G, B 分量。

b) 直方图均衡增强。设定用 n_i 来表示灰度 i 在图像中出现的次数, 那么图像中灰度为 i 的像素出现的概率可以表示为

$$p_i = \frac{n_i}{n} \quad i \in 0, \dots, L-1 \quad (2)$$

其中: L 表示灰度图像中所有的灰度数, n 表示图像的所有像素数。

设定 C 作为对应于 p 的累积概率分布函数, 那么 C 可以被定义为

$$C(i) = \sum_{j=0}^i p_j(j) = \sum_{j=0}^i \frac{n_j}{n} \quad i \in 0, \dots, L-1 \quad (3)$$

对于灰度图像 G , 灰度化后的灰度等级范围在 $G_{\min} \sim G_{\max}$ 之间, 对 G 按照累计概率分布函数 C 进行直方图均衡后的输出的图像 g 可以表示为

$$g = G_{\min} + (G_{\max} - G_{\min}) C(G) \quad (4)$$

均衡后的图像各个灰度分布均匀, 并且对应图像的直方图呈现规律的曲线趋势, 为此将该直方图利用最小二乘法拟合为曲线, 记为

$$y = \varphi(k) \quad k = 0, 1, \dots, 255 \quad (5)$$

经过图像增强处理之后的图像去掉了原图像上诸多的干扰区域, 很大程度上降低了噪声的影响, 并且直方图均衡增强了图像的对比度, 在保持了原有物体几何形状完整性的基础上, 更加突出物体边缘轮廓特征, 这给以后的特征提取和仿射不变区域确定操作很有帮助。

1.2 闭合区域的提取

对图像 g 应用不同的阈值 t_i , 可以得到多个二值化图像 B_i , 从灰度图像 g 到二值化图像 B_i 的转换公式定义为

$$B_i = \begin{cases} 1 & \text{if } g(x, y) \geq t_i \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

其中: t_i 决定着 B_i 中区域的数量, 选择图像 g 的灰度等级作为 t_i 的值, 即 $t_i = \varphi(k)$, 取不同的灰度等级值就会得到不同的图像, 图像中的闭合区域个数也不相同。仿射不变区域也就从 B_i 中提取。

1.3 去除不符合的闭合区域

从式(6)中可以知道, 在二值化图像 B_i 中有很多个闭合的区域。然而这些区域不全部是仿射不变区域, 有的区域像素面积过大, 有的像素面积很小, 这就需要去除部分不准确的区域:

a) 首先要去掉 B_i 中与图像边框连通的区域, 因为这些区域可能只是真实物理物体的一部分, 并不能完整地保存仿射变换后的图像。将二值化图像看做二维数组, 那么当前操作的图像像素的值可以表示为 $\text{value}(h, w)$, h, w 表示行号、列号。该过程可以用以下算法进行描述:

(a) 读取图像的高度 H 和宽度 W , 初始化整型数组 $\text{order}[W] = \{-1\}$ 。

(b) 从图像左上角第一个像素开始, 找到第一块连续的白色像素点, 然后把这个像素点所在的列号依次存入 order 数组中, 同时将这些白色像素点置为黑色。

(c) 在第 $h(h \geq 2)$ 行时, 依次读取 order 数组中大于零的数 $\text{order}[w]$, 取得图像的像素值 $\text{value}(h, w)$ 。

(d) 如果取得图像处是白色的, 那么检测与该处像素值

$\text{value}(h, w)$ 相同的连续像素点, 然后把这些连续的像素点的列号和数组原有的序号重新依次存入 order 数组中, 同时把这些白色像素点置为黑色, h 的值加 1, 转到步骤(c)。

(e) 如果取得图像处是黑色的, 那么将 $\text{order}[w]$ 的值置为 -1 , 转到步骤(c)。

(f) 在步骤(e)中, 若满足退出条件, 则退出当前循环。

(g) 重复步骤(c) ~ (f), 直到最后一行, 即 $h = H$ 。

退出条件: 数组 order 中不再出现大于 0 的数。

b) 去掉像素面积小于 δ 的区域, 这些区域受到噪声干扰, 也可能是噪声干扰区域。将剩下的图像记做 B'_i , 很显然 B'_i 中区域个数少于 B_i 。假定 B'_i 中有 m 个区域, 并且通过计算第 j 区域的面积为 S_j , 那么区域总面积记为 S , S 的表达式为

$$S = \sum_{j=1}^m S_j = S_1 + S_2 + \dots + S_m \quad j = 1, \dots, m \quad (7)$$

设定 W_i 表示第 i 个区域的面积权重, 那么 W_i 可以被定义为

$$W_i = \frac{S_i}{S} \quad i = 1, \dots, m \quad (8)$$

依据每个区域的面积权重可以计算出 m 个区域的平均面积 μ , 其表示为

$$\mu = \sum_{j=1}^m W_j S_j = \sum_{j=1}^m \frac{S_j^2}{S} \quad j = 1, \dots, m \quad (9)$$

那么, δ 的表达式就可以定义为

$$\delta = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^m (S_j - \mu)^2}{n}} \quad j = 1, \dots, m \quad (10)$$

1.4 确定仿射不变区域

通过检测去掉了 B_i 中与图像边框连通而残缺的区域, 然后针对剩余区域计算 δ 值, 去掉小于 δ 的噪声或面积过小的闭合区域, 经过筛选得到了 B'_i 。至此, 就将 B'_i 中的闭合区域作为图像中的仿射不变区域。

2 SURF 特征提取和匹配

综合评比了多种算法的优缺点之后, 选择 SURF 算法作为本文图像特征提取和匹配算法。SURF 算法利用图像积分生成图像区域的特征向量, 避免了对图像的重复操作, 在减少计算量的同时也增强了鲁棒性^[9]。利用 SURF 的检测算子检测并提取仿射不变闭合区域的特征点生成特征向量, 然后使用 SURF 双向匹配实现图像的匹配。

2.1 特征点检测

SURF 算法用框型滤波器(boxfilter)代替了 SIFT 算法中的高斯值作为近似值, 并且利用大小不同的框型滤波器构造图像的尺度空间, 之后使用 Hessian 矩阵检测出每个尺度中的极值点。

设定图像 F 中的一点 $P(x, y)$, 那么在尺度 σ 上的 Hessian 矩阵就可以定义为

$$H = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f(\sigma)}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f(\sigma)}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 f(\sigma)}{\partial y \partial x} & \frac{\partial^2 f(\sigma)}{\partial y^2} \end{bmatrix} \quad (11)$$

当 $P(x, y)$ 是临界点时, 就有 $\frac{\partial^2 f(\sigma)}{\partial x \partial y} - \frac{\partial^2 f(\sigma)}{\partial y \partial x} = 0$, 那么矩阵就可以转换为

$$H = \frac{\partial^2 f(\sigma)}{\partial x^2} \frac{\partial^2 f(\sigma)}{\partial y^2} - \left(\frac{\partial^2 f(\sigma)}{\partial x \partial y} \right)^2 \quad (12)$$

为了方便计算, 将式(12)记为

$$H = L_{xx}(x, \sigma) L_{yy}(x, \sigma) - L_{xy}(x, \sigma)^2 \quad (13)$$

SURF 算法利用 9×9 框型滤波器使用近似值(记做 D)代替尺度 $\sigma = 1.2$ 的高斯值 L , 减少了计算量和计算的复杂度。近似的 Hessian 矩阵就可以表示为

$$H' = D_{xx} D_{yy} - (\omega D_{xy})^2 \quad (14)$$

在计算中权重系数 ω 被设定为 0.9, 从而能计算 H' 的值。当 $H' > 0$ 时, $D_{xx} > 0$, 那么 $P(x, y)$ 为局部极小点; $D_{xx} < 0$, 那么 $P(x, y)$ 是局部极大点。找到极点之后, 在每一个极点的 $3 \times 3 \times 3$ 立体相邻空间内进行局部最大值搜索, 如果搜索到的点的值都大于或小于它当前所在尺度和相邻尺度附近的 26 个邻域值, 那么这个点可以作为候选特征点, 然后在候选点的尺度空间和图像空间进行插值计算就能获取稳定的特征点的位置和它所在的尺度。

2.2 特征向量描述

为了能够描述图像在旋转的方式发生仿射变换后的仿射不变性, 首先以已经获取的稳定特征点为中心, 计算以 6σ 为半径的邻域圆内所有的点在 z, y 方向上的 Harr 小波响应值, 并且依据每个点到特征点的距离赋予它们不同的高斯权重, 使得距离越小权重越大, 越远权重值越小。其次把这个圆平均分为 72 个小扇区, 计算相邻 12 个小扇区内所有响应值的和形成新的矢量, 遍历整个圆形区域, 选择最长的矢量定义为该特征点的主方向。这个过程可以用图 1 表示。

接下来沿着先前选择的主方向构造一个大小为 20σ 的正方形区域, 将该区域规律地分为 4×4 的方形子区域。在每一个子区域计算每一个点在水平方向和垂直方向上的 Harr 小波响应值, 并且计算每个子区域响应值的和。这样每一个子区域就得到一个四维的向量 V_{sub} :

$$V_{sub} = (\sum dx, \sum |dx|, \sum dy, \sum |dy|) \quad (15)$$

从式(15)中可以得知, SURF 的特征描述符是 $4 \times 4 \times 4 = 64$ 维的。基于小波的特征描述能够保证对光照的不变性, 而对比度的实现只需要将特征描述符归一化。归一过程如下:

$$V = \frac{\{V_{sub1}, V_{sub2}, V_{sub3}, V_{sub4}\}}{\sqrt{V_{sub1}^2 + V_{sub2}^2 + V_{sub3}^2 + V_{sub4}^2}} \quad (16)$$

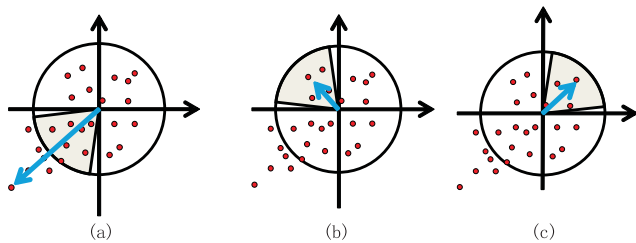


图1 灰色滑块遍历圆形区域

2.3 特征匹配

通过上述步骤已经得到了两张图像 I_1, I_2 在同一仿射不变区域的特征点向量。假定 $V_1 = (x_1, x_2, \dots, x_{64})$ 、 $V_2 = (x'_1, x'_2, \dots, x'_{64})$ 分别为图像 I_1, I_2 中的某个待匹配特征点 m_1, m_2 的特征向量, 那么这两点距离可以表示为

$$d(m_1, m_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^{64} (x_i - x'_i)^2} \quad (17)$$

双向匹配算法步骤如下:

a) 对于图像 I_1 中的特征点, 利用式(17)计算某个特征点 m_1 和在图像 I_2 中所有特征点的距离 d , 这些距离可以表示为集合, 记为 $D(d_1, d_2, \dots, d_n)$, n 为特征点的个数。设定阈值为

T , 可以表示为

$$T = \mu D_{\min} \quad (18)$$

其中: $D_{\min}$ 表示集合 D 的最小值。实验中 μ 的取值为 6。将距离大于 T 的点 m_2 作为 m_1 的候选特征点, 剔除集合 D 中不符合阈值要求的特征点。

b) 对于图像 I_2 中的特征点进行同样的处理过程, 得到 m_2 的候选特征点 m'_1 。

c) 判断 m_2 的候选特征点。如果 $m_1 = m'_1$, 那么就认为特征点 m_1, m_2 匹配成功, 否则从匹配候选集合中剔除该点。

经过以上三步计算, 确定了两张图像 I_1, I_2 仿射不变区域中的特征点之间的对应匹配关系, 从而实现了图像的特征匹配。

3 实验结果及其分析

实验中采用多幅不同类型的图像法的性能和可靠性。用 MATLAB 模拟算法的实现过程, 进行了匹配实验, 并发现本文提出的算法提高了匹配的精确度。图 2 是风景图像原图, 图 3 是风景图像测试的增强效果, 大小为 320×213 。通过对比表明, 图像增强更清晰地保持了图像的轮廓和纹理。



图2 风景原图



图3 图像增强效果

图 4 为选用的动画图像进行测试提取的闭合区域的原图, 大小为 320×260 。图 5 是动画图像的灰度图像。选取不同的灰度值得到不同数目闭合区域的二值化图像, 从而提取闭合仿射不变区域。图 6 为灰度为 50 和 130 时的闭合区域。图 7 是选取不同角度拍摄的墙原图, 图像大小为 360×250 。图 8 是本文算法的效果图。

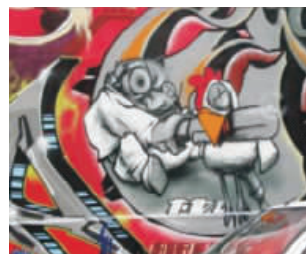


图4 动画原图



图5 动画灰度图



(a) 灰度为 50

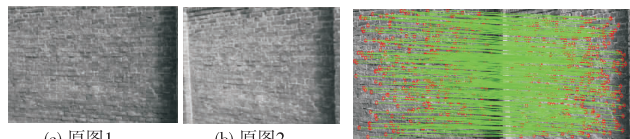


(b) 灰度为 130

图6 不同灰度的闭合区域

为了评估算法的性能, 将本文算法和其他常用的三种算法 (Harr 特征匹配、SURF、SIFT) 进行了比较, 结果如表 1~3 所示。Harr 特征匹配是图像识别中常用的方法, 它运用积分图像的概念降低图像尺度提高了计算速度, 但是在降低尺度的同

时也减少了图像的特征点。通过表 1~3 可以看出,相同条件下 Harr 特征匹配的对数总是最少,所以 Harr 特征匹配更适合在对匹配要求不高的应用中。由于本文方法在仿射不变闭合区域的基础上提取图像的特征点并采用 SURF 算法,如前文所述,SURF 在 SIFT 基础上提高图像匹配精确度的同时能够满足较少计算量的要求,同时该方法有较强的鲁棒性^[10]。



(a) 原图1 (b) 原图2
图7 墙原图

图8 匹配效果图

表 1 风景图像不同匹配算法比较

算法	匹配对数	正确率/%	耗时/ms
本文算法	192	96	1012
SIFT	219	86	1319
SURF	239	88	1102
Harr	153	81	981

表 2 动画图像不同匹配算法比较

算法	匹配对数	正确率/%	耗时/ms
本文算法	317	91	1768
SIFT	319	71	2192
SURF	320	78	1878
Harr	228	65	1276

表 3 墙图像不同匹配算法比较

算法	匹配对数	正确率/%	耗时/ms
本文算法	446	78	2463
SIFT	503	66	3034
SURF	495	57	2622
Harr	375	45	2213

4 结束语

本文提出一种基于仿射不变闭合区域和 SURF 的图像匹配算法,运用图像增强方法提取图像中的闭合区域作为图像的

仿射不变区域,提高了图像匹配的精确度,利用 SURF 算法实现图像的检测和匹配,在大大减少匹配计算量的同时,也增强了图像匹配的鲁棒性。实验证明了这一算法的可靠性和高效性。下一步工作将集中在算法的优化和向移动便携设备的移植工作上。

参考文献:

- [1] ZULIANI M, BERTELLI L, KENNEY C S, *et al.* Drums, curve descriptors and affine invariant region matching[J]. *Image and Vision Computing*, 2008, 26(3): 347-360.
- [2] SHIN D, TIAHJADI T. Clique descriptor of affine invariant regions for robust wide baseline image matching[J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(1): 3261-3272.
- [3] 赵璐璐, 耿国华, 李康, 等. 基于 SURF 和快速近似最近邻搜索的图像匹配算法[J]. *计算机应用研究*, 2013, 30(3): 921-923.
- [4] GUI Yang, SU Ang, DU Jing. Point-pattern matching method using SURF and shape context[J]. *Optik*, 2013, 124(14): 1869-1873.
- [5] ZHANG Wei, WU Q M J, WANG Guang-hui, *et al.* Image matching using enclosed region detector[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2010, 21(1): 271-282.
- [6] 陈秀新, 贾克斌. 基于连通区域的仿射不变区域提取方法[J]. *计算机工程*, 2011, 37(20): 18-20.
- [7] VINCENT E, LAGANIERE R. Detecting and matching feature points[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2005, 16(1): 38-54.
- [8] 武英. 基于双直方图均衡的自适应图像增强算法[J]. *计算机工程*, 2011, 37(4): 244-245.
- [9] 杨帆, 邓振生. 直方图均衡化与 SURF 重构的图像特征提取方法[J]. *计算机工程与应用*, 2013, 49(10): 188-190.
- [10] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, *et al.* Speeded-up robust features (SURF)[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.

(上接第 294 页)

参考文献:

- [1] SHI Ran, LIU Zhi, DU Huan, *et al.* Region diversity maximization for salient object detection[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2012, 19(4): 215-218.
- [2] WU Di, SUN Xiu-dong, XU Yuan-nan, *et al.* Computational model for salient object detection with anisotropy[J]. *Applied Optics*, 2012, 51(11): 1742-1748.
- [3] WU Yang, ZHENG Nan-ning, YUAN Ze-jian, *et al.* Detection of salient objects with focused attention based on spatial and temporal coherence[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2011, 56(10): 1055-1062.
- [4] LAFFERTY J, MCCALLUM A, PEREIRA F. Conditional random fields: probabilistic models for segmenting and labeling sequence data[C]//Proc of the 18th International Conference on Machine Learning. New York: ACM Press, 2001: 282-289.
- [5] GONZALEZ R C, WOODS R E, EDDINS S L. Digital image processing using MATLAB[M]. 2nd ed. Tennessee: Gatesmark Publishing, 2009.
- [6] ITTI L, KOCH C, NIEBUR E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(11): 1254-1259.
- [7] HOU Xiao-di, HAREL J, KOCH C. Image signature: highlighting sparse salient regions[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(1): 194-201.
- [8] GUO Chen-lei, ZHANG Li-ming. A novel multiresolution spatiotemporal saliency detection model and its applications in image and video compression[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2010, 19(1): 185-198.
- [9] LI Jian, LEVINE M, AN Xiang-jing, *et al.* Saliency detection based on frequency and spatial domain analyses[C]//Proc of the British Machine Vision Conference. [S. l.]: BMVA Press, 2011: 1-11.
- [10] LIU Tie, YUAN Ze-jian, SUN Jian, *et al.* Learning to detect a salient object[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(2): 353-367.
- [11] LAMPERT C H, BLASCHKO M B, HOFMANN T. Efficient subwindow search: a branch and bound framework for object localization[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(12): 2129-2142.
- [12] VALENTI R, SEBE N, GEVERS T. Image saliency by isocentric curvedness and color[C]//Proc of IEEE ICCV. 2009: 2185-2192.
- [13] LUO Yue, YUAN Jun-song, XUE Ping, *et al.* Saliency density maximization for efficient visual objects discovery[J]. *IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Technology*, 2011, 21(12): 1822-1834.