

文章编号: 1001-0920(2012)11-1720-05

## 基于人类视觉智能和粒子滤波的鲁棒目标跟踪算法

朱明清, 王智灵, 陈宗海

(中国科学技术大学 自动化系, 合肥 230027)

**摘要:** 与计算机视觉目标跟踪算法遇到的各种困难和瓶颈不同的是, 鲁棒视觉目标跟踪仅仅是人类视觉系统的一项基本功能. 为此, 基于自顶向下的视觉注意机制, 构建了一种相应的计算模型, 提出一种利用检测视觉注意力焦点区域的方法来模拟人类视觉系统的全局搜索过程, 并用粒子滤波跟踪来模拟人类视觉系统的局部跟踪过程的目标跟踪算法. 多组对比实验结果表明了所提出的算法在视觉目标跟踪中的优越性.

**关键词:** 生物视觉; 人类视觉智能; 视觉目标跟踪; 视觉注意

**中图分类号:** TP273

**文献标志码:** A

## Human visual intelligence and particle filter based robust object tracking algorithm

ZHU Ming-qing, WANG Zhi-ling, CHEN Zong-hai

(Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China. Correspondent: CHEN Zong-hai, E-mail: chenzh@ustc.edu.cn)

**Abstract:** Computer visual object tracking algorithms suffer from many difficulties and bottlenecks. However, robust visual object tracking is just a basic capability of human visual system(HVS). Therefore, a computational model simulating top-down visual attention mechanism is constructed, and an object tracking algorithm is proposed by detecting focus area of visual attention to imitate the global searching process of HVS and applying particle filter tracking to emulate the local tracking process of HVS. Comparative experimental results show the outperformance of the proposed algorithms in visual object tracking.

**Key words:** biological vision; human visual intelligence; visual object tracking; visual attention

### 1 引言

视觉目标跟踪任务的核心是如何增强对各种应用环境和干扰因素的鲁棒性. 目前, 常用的视觉跟踪算法有 Mean-Shift<sup>[1]</sup>, CamShift<sup>[2]</sup>, 粒子滤波(PF)<sup>[3]</sup>, 模板匹配法<sup>[4]</sup>和协方差跟踪<sup>[5]</sup>. 前3种属于局部性的跟踪算法, 后2种属于全局性的跟踪算法. 局部跟踪算法适应目标的形变, 可以得到目标较为准确的状态, 但无法适应目标全局范围转移和过快运动, 在丢失目标之后无法自动恢复跟踪; 全局跟踪算法可以实现全局定位目标, 但对目标形状变化较为敏感.

由于可靠持续的视觉目标跟踪仅仅是许多生物体(包括人)的视觉系统的一项基本功能, 近年来, 对人类视觉智能的研究逐渐兴起, 其中较为典型的是用人类视觉智能中的视觉注意机制来改进和完善计算

机视觉跟踪技术. 视觉生理学和视觉心理学的研究表明, 人类视觉系统的视觉注意机制包括两类<sup>[6]</sup>, 即自底向上(bottom-up)的视觉注意机制和自顶向下(top-down)的视觉注意机制. bottom-up机制是无意识引导的, 由图像特征的局部空间对比度引起, 属于一种低级的视觉智能. 而top-down机制是由主观意识引导, 任务驱动, 带有目的性, 用于完成一定的搜索任务, 属于一种高级的视觉智能. Liu等<sup>[7]</sup>把视觉目标跟踪问题视为人类视觉注意力的转移过程. 为提高目标模型的可靠性, Frintrop等<sup>[8]</sup>利用视觉注意机制检测目标中的视觉显著性区域, 将该区域的特征作为目标的特征. 为克服光线变化对粒子滤波跟踪的影响, Zhang等<sup>[9]</sup>利用视觉注意机制来检测粒子的视觉显著性并作为粒子的权重. 为提高协作跟踪的鲁棒性,

收稿日期: 2011-04-23; 修回日期: 2011-12-13.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61075073, 61005091); 高等学校博士学科点专项科研基金课题(20093402110014).

作者简介: 朱明清(1982—), 男, 博士生, 从事计算机视觉与模式识别的研究; 陈宗海(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统的建模仿真与控制、模式识别与智能工程研究.

Yang 等<sup>[10]</sup>从视觉显著性区域中筛选出有效的辅助性目标. Espinace 等<sup>[11]</sup>在视觉显著性区域中为移动机器人选择视觉路标. Xu 等<sup>[12]</sup>从人类视觉系统对目标特征的理解方式出发, 提出了特征学习与特征联想的动态模型.

针对局部性和全局性的视觉跟踪算法存在的问题, 本文以模拟人类视觉跟踪方式, 建立了与之对应的视觉目标跟踪框架, 提出一种自顶向下的视觉注意机制的计算模型, 建立了相应的视觉显著图, 在多尺度下分析了视觉显著图的熵密度, 兼具局部性跟踪算法和全局性跟踪算法的优点, 特别是在丢失目标之后能够自动恢复对目标的跟踪.

## 2 粒子滤波跟踪

粒子滤波是一种贝叶斯状态估计, 可以解决视觉目标跟踪中普遍存在的非线性、非高斯性问题. 其状态转移模型和观测模型可描述为

$$\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k), \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k). \quad (2)$$

其中:  $\mathbf{x}_k$  为目标状态,  $\mathbf{z}_k$  为观测值,  $\mathbf{u}_k$  和  $\mathbf{v}_k$  分别为独立同分布、零均值的过程噪声和观测噪声.

粒子滤波的核心思想是采用一组含有权值的随机粒子  $\{\mathbf{x}_k^i, \mathbf{w}_k^i\}_{i=1}^N$  逼近后验概率分布  $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$ , 利用贝叶斯准则修正粒子的权值, 通过粒子集加权融合的方式估计目标的状态  $\hat{\mathbf{x}}_k$ . 具体应用时, 粒子集是从一个容易抽样的建议分布  $\pi(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$  中采样得到的. 粒子的权值  $\mathbf{w}_k^i$  满足

$$\mathbf{w}_k^i \propto \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i) p(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i)}{\pi(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{z}_k)} = \hat{\mathbf{w}}_k^i, \quad (3)$$

粒子的归一化权值为  $\mathbf{w}_k^i = \hat{\mathbf{w}}_k^i / \sum_{j=1}^N \hat{\mathbf{w}}_k^j$ .

通过粒子集  $\{\mathbf{x}_k^i, \mathbf{w}_k^i\}_{i=1}^N$  加权融合, 估计出目标的状态

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^N \mathbf{w}_k^i \mathbf{x}_k^i. \quad (4)$$

最后, 为克服粒子退化的影响, 采用重采样方法重新采样一组粒子, 保留权值较大的粒子, 消除权值较小的粒子<sup>[13]</sup>, 即

$$\{\hat{\mathbf{x}}_k^*, 1/N\}_{i=1}^N \sim \{\mathbf{x}_k^i, \mathbf{w}_k^i\}_{i=1}^N. \quad (5)$$

## 3 自顶向下的视觉注意机制

视觉注意机制是目前普遍认可的类似于人类视觉智能的一种机制<sup>[6, 14-15]</sup>. 该机制如同现实世界的视觉刺激与大脑视皮层产生的视觉感知之间的调节器<sup>[16]</sup>, 使得大脑视皮层对海量的视觉信息具有较强的选择性, 把视觉注意力集中于有效的信息上.

本文利用自顶向下的视觉注意机制, 建立一种

计算模型用于检测图像的视觉显著性区域(视觉显著图), 在多尺度下分析视觉显著图的 Shannon 熵密度以检测显著性图像块, 并以此作为视觉注意力焦点所关注的位置.

### 3.1 计算模型

自顶向下的视觉注意机制是根据对目标特征的记忆, 把图像中存在目标的可能性图作为视觉特征图<sup>[17]</sup>. 由于目标的颜色直方图特征  $\mathbf{H}_o$  到图像  $\mathbf{I}$  的投影图 FeaImg 的每个位置反映了存在目标的概率(或称可能性), 可将其作为视觉特征图来建立显著图.

设目标的颜色直方图特征为  $\mathbf{H}_o = \{q^{(u)}\}_{u=1}^{\Gamma}$ ,  $\Gamma$  为直方图的格间数,  $q^{(u)}$  为第  $u$  个格间的值,  $\sum_{u=1}^{\Gamma} q^{(u)} = 1$ .  $q^{(u)}$  是处于第  $u$  个格间的目标颜色特征的出现概率, 其值越大, 表示该颜色特征占目标特征的比重越大, 越容易引起人的视觉注意. 因此, 把  $\mathbf{H}_o$  投影到图像  $\mathbf{I}$  中, 得到视觉特征图 FeaImg, 即当  $\mathbf{I}(x, y)$  的颜色值属于  $\mathbf{H}_o$  的第  $u$  个格间时,  $\text{FeaImg}(x, y) = q^{(u)}$ . 故视觉特征图 FeaImg 的每一个像素值, 表示该像素位置存在目标的可能性.

按照中央强化-四周弱化的机制对视觉特征图 FeaImg 进行处理, 得到不同空间尺度下的视觉刺激图<sup>[18]</sup>

$$\text{FeaImg}(c, s) = |\text{FeaImg}(c) \ominus \text{FeaImg}(s)|. \quad (6)$$

其中:  $c$  和  $s$  为采样尺度, 相应的图像采样比例为  $1/2^c$  和  $1/2^s$ , 满足  $c \in \{2, 3, 4\}$ ,  $s = c + \delta$ ,  $\delta \in \{3, 4\}$ ; 符号“ $\ominus$ ”表示两种空间尺度图像相减, 具体过程为: 采取插值的方式, 把两幅图像转换为相同的尺寸, 再进行点对点地直接相减. 该方法也称为中央强化-四周弱化的处理方式. 按照该方式, 由 3 种  $c$  和 2 种  $\delta$  的 6 种组合可得到 6 幅视觉刺激图.

由于大脑视皮层存在侧抑制机制, 每幅视觉刺激图的不同位置会相互竞争视觉显著性, 对每幅视觉刺激图  $\text{FeaImg}(c, s)$  需要进行竞争作用  $N(\cdot)$  处理<sup>[18]</sup>, 之后将其放缩到原始图像大小, 再把它们相加(即把不同尺寸的图像放缩到相同尺寸并相加的操作, 用符号“ $\oplus$ ”标记), 从而得到自顶向下的视觉显著图

$$\mathbf{S} = \bigoplus_{c=2}^4 \bigoplus_{s=c+3}^{c+4} N(\text{FeaImg}(c, s)). \quad (7)$$

为便于后续处理, 本文将  $\mathbf{S}$  的值域规范化到  $[0, 1]$  上.

### 3.2 视觉显著性图像块

为了降低计算复杂度, 仅考察视觉显著图  $\mathbf{S}$  中大于一阈值  $\text{Th}$  的像素位置  $p \in M$ ,  $M$  为待考察像素的集合. 这里选  $\text{Th} = 0.8$ , 值域越小, 待考察的像素越多. 计算像素  $p(x, y)$  在多个尺度  $\text{scale}$  ( $\text{scale}_{\min} \leq$

$\text{scale} \leq \text{scale}_{\max}$ , 由于目标具有一定的尺度, 需要限定尺度范围) 下的 Shannon 熵密度, 有

$$\text{Density}(\text{scale}, p(x, y)) = - \sum_{\substack{0 \leq |i-x| \leq \text{scale}, \\ 0 \leq |j-y| \leq \text{scale}}} S(i, j) \log_2 S(i, j) / \text{scale}^2. \quad (8)$$

把最大的熵密度对应的图像块作为像素  $p$  对应的显著性图像块  $\mathbf{p}$ . 设  $M = \{\mathbf{p}_i\}_{i=1}^m$ ,  $\mathbf{M} = \{\mathbf{p}_i\}_{i=1}^m$ ,  $\mathbf{p}_i$  为  $p_i$  所确定的显著性图像块, 按照以下步骤剔除重叠的图像块, 选出合适的视觉显著性图像块集合  $M^*$ :

Step 1: 按照熵密度下降的顺序, 把  $M$  重新排序, 得到  $M'$ .

Step 2: 选出  $M'$  中的第 1 个元素放入  $M^*$ .

Step 3: 剔除  $M'$  中的第 1 个元素以及所有与该元素有重叠区域的元素. 如果  $M'$  中还有元素, 则返回 Step 2; 否则结束.

按照以上步骤选出的视觉显著性图像块的集合  $M^*$  即为视觉注意力焦点区域.

#### 4 目标跟踪框架

人眼跟踪目标的过程可以描述为: 依据对目标特征的记忆, 首先判断目标是否处于视觉注意力焦点区域. 如果目标在视觉注意力焦点区域附近, 则视觉注意力焦点将在局部范围内紧盯目标, 跟随目标运动(局部跟踪). 如果目标不在注意力焦点附近, 则视觉注意力焦点将在视觉注意机制的引导下, 在显著性图像块之间转移, 搜索与目标特征最为相关的显著性图像块, 并在该图像块附近仔细观察, 进而判断是否已经重新定位目标(全局搜索). 如果重新定位了目标, 则视觉注意力焦点将转入局部跟踪目标.

可以认为人类视觉系统是通过局部跟踪和全局搜索的有机结合来完成视觉目标跟踪任务. 局部跟踪能力, 使得人类视觉系统能够紧跟目标运动; 全局搜索能力, 使得人类视觉系统具有初始定位目标以及在丢失目标之后自动恢复跟踪目标. 这正是目前计算机视觉目标跟踪算法的两大难题. 本文采用粒子滤波来表达视觉注意力焦点对目标的局部跟踪过程, 采用自顶向下的视觉注意机制来表达视觉注意力焦点对目标的全局搜索过程, 以此设计由人类视觉智能启发的粒子滤波跟踪框架, 如图 1 所示. 其中, 全局搜索又分为粗略定位和仔细观察两个阶段. 粗略定位是指: 如果目标已经丢失, 则利用自顶向下的视觉注意机制的计算模型来建立视觉显著图, 利用检测视觉显著性图像块作为视觉注意力焦点将要转移到的区域, 根据各个图像块与目标特征的相关性确定最有可能存在目标的图像块作为目标的粗略位置. 仔细观察是指: 采用粒子滤波在最有可能存在目标的图像块附近采样

粒子, 估计在该区域附近目标的更加精确的状态.

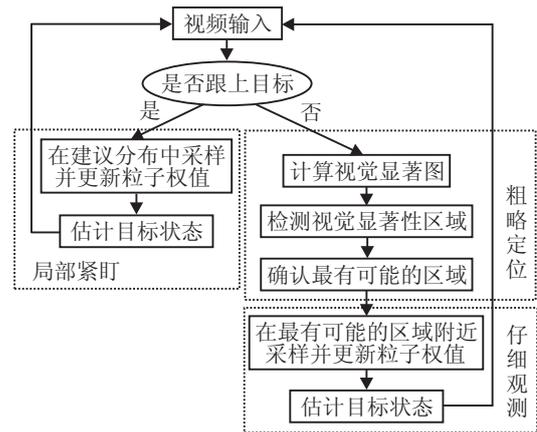


图 1 人类视觉智能启发的粒子滤波视觉跟踪框架

#### 5 目标跟踪算法

基于第 4 节的目标跟踪框架, 用粒子滤波来模拟局部跟踪和全局搜索中的仔细观察过程, 这里采用一种以颜色直方图为目标特征模型的粒子滤波跟踪算法<sup>[19]</sup>, 用 Bhattacharyya 系数作为相似性度量准则.

记  $k$  时刻目标的状态为

$$\mathbf{x}_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k, h_x, h_y]^T. \quad (9)$$

其中:  $(x_k, y_k)$  为目标区域的中心位置,  $(\dot{x}_k, \dot{y}_k)$  为目标在  $X$  和  $Y$  方向的速度,  $(h_x, h_y)$  为目标区域的宽度和高度.

选择一阶自回归模型作为目标的状态转移模型

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{u}_k. \quad (10)$$

其中:  $\mathbf{A}$  为状态转移矩阵,  $\mathbf{u}_k$  为过程噪声.

用目标状态估计的观测概率表示跟上目标的程度, 观测概率越大, 跟上目标的可能性越大. 设定阈值  $\text{Th}$ , 采用变量  $\text{objLost}$  表示是否已经跟上目标的判断结果. 当目标状态估计的观测概率大于阈值  $\text{Th}$  时, 置  $\text{objLost} = 1$ , 表示跟上目标; 否则, 置  $\text{objLost} = 0$ , 表示丢失目标. 其跟踪流程描述如下.

**Step 1** 初始化.

1) 令  $k = 0$ , 初始化目标区域  $(x_0, y_0, h_{x_0}, h_{y_0})$ , 计算目标的颜色直方图特征模型  $\mathbf{H}_0 = \{q^{(u)}\}_{u=1}^L$ ; 从初始分布中采样  $N$  个粒子  $\{x_k^i\}_{i=1}^N$ , 把粒子权值  $w_0^i$  赋为  $1/N$ ; 设定阈值  $\text{Th}$ , 把标志  $\text{objLost}$  置为 1.

2) 令  $k = 1$ .

**Step 2** 如果  $\text{objLost} = 0$  (目标丢失: 首先粗略定位, 然后仔细观察), 则:

1) 采用第 3.1 节提出的方法计算视觉显著图  $\mathbf{S}$ .

2) 采用第 3.2 节提出的方法检测视觉显著性图像块集合  $M^* = \{\mathbf{p}_i^*\}_{i=1}^{\Phi}$ .

3) 计算每个显著性图像块的颜色直方图

$$\mathbf{HP}_i = \{\text{hp}_i^{(u)}\}_{u=1}^{\Gamma}. \quad (11)$$

4) 计算  $\mathbf{HP}_i$  与目标模型  $\mathbf{H}_o$  之间的相关性

$$r[\mathbf{HP}_i, \mathbf{H}_o] = \frac{\left( \Gamma \sum_{u=1}^{\Gamma} \text{hp}_i^{(u)} q^{(u)} - \sum_{u=1}^{\Gamma} \text{hp}_i^{(u)} \sum_{u=1}^{\Gamma} q^{(u)} \right)}{\left( \sqrt{\Gamma \sum_{u=1}^{\Gamma} (\text{hp}_i^{(u)})^2 - \left( \sum_{u=1}^{\Gamma} \text{hp}_i^{(u)} \right)^2} \times \sqrt{\Gamma \sum_{u=1}^{\Gamma} (q^{(u)})^2 - \left( \sum_{u=1}^{\Gamma} q^{(u)} \right)^2} \right)}. \quad (12)$$

5) 选择相关性最强的显著性图像块的状态作为目标状态  $\hat{\mathbf{x}}_k$ , 至此完成粗略定位.

6) 复制  $N$  个状态为  $\hat{\mathbf{x}}_k$  的粒子, 按照式 (10) 演化它们并采样粒子  $\{\mathbf{x}_k^i\}_{i=1}^N$ .

7) 计算每个粒子的颜色直方图  $\mathbf{H}_i = \{p_k^{(u)}\}_{u=1}^{\Gamma}$ .

8) 计算每个粒子的模型与目标模型之间的 Bhattacharyya 系数

$$\rho[\mathbf{H}_i, \mathbf{H}_o] = \sum_{u=1}^{\Gamma} \sqrt{q^{(u)} p_i^{(u)}}. \quad (13)$$

9) 计算每个粒子的高斯观测概率

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left\{ -\frac{1 - \rho[\mathbf{H}_i, \mathbf{H}_o]}{2\sigma^2} \right\}, \quad (14)$$

其中  $\sigma$  为高斯密度标准差.

10) 更新粒子的权值  $\hat{w}_k^i = w_{k-1}^i p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i)$ .

11) 计算粒子的归一化权值  $w_k^i = \hat{w}_k^i / \sum_{j=1}^N \hat{w}_k^j$ .

12) 估计目标状态  $\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^N w_k^i \mathbf{x}_k^i$ , 至此完成仔细观察.

**Step 3** 如果  $\text{objLost} = 1$  (目标还在: 局部紧盯), 则:

1) 按式 (10) 演化上一时刻的粒子并采样当前时刻的粒子  $\{\mathbf{x}_k^i\}_{i=1}^N$ .

2) 重复 Step 2 中的 7)~9), 估计出目标的状态  $\hat{\mathbf{x}}_k$ .

3) 按式 (5) 进行粒子重采样, 至此完成局部紧盯.

**Step 4** 参照 Step 2 的 7)~9) 的计算方法, 计算目标状态估计  $\hat{\mathbf{x}}_k$  的观测概率  $p(\hat{\mathbf{x}}_k | \mathbf{x}_k^i)$ . 当  $p(\hat{\mathbf{x}}_k | \mathbf{x}_k^i) \geq \text{Th}$  时, 置  $\text{objLost} = 1$ ; 否则, 置  $\text{objLost} = 0$ , 并放弃本次的跟踪结果.

**Step 5** 令  $k = k + 1$ , 回到 Step 2.

## 6 实验研究

为检验本文提出的基于人类视觉智能和粒子滤波的跟踪算法 (HVI-PF) 的性能, 重点考察 HVI-PF

的鲁棒性, 包括自动恢复跟踪和目标搜索, 并将其与相位相关跟踪 (PC), 协方差跟踪 (CT), 粒子滤波跟踪 (PF) 以及均指转移跟踪 (MS) 进行对比实验. 在实验中, HVI-PF 判断目标是否丢失的目标状态估计观测概率的阈值设定为 0.7; HVI-PF 和 PF 的粒子数均为 100; PF, MS 和 HVI-PF 都以 RGB 颜色空间的  $6 \times 6 \times 6$  的直方图为目标的特征模型. CT 采用的目标特征包括像素位置  $x$  和  $y$ ; 像素颜色 R, G 和 B; 光强的一阶梯度  $I_x$  和  $I_y$  以及二阶梯度  $I_{xx}$  和  $I_{yy}$ .

为检验 HVI-PF 的自动恢复跟踪目标的能力, 用长度为 225 帧包含两次完全遮挡的视频片段作为实验样本. 图 2 给出了全过程中 HVI-PF 的目标状态估计的观测概率. 表 1 列出了几种跟踪算法在前半段、后半段以及整段实验中的成功跟踪率. 成功跟踪率是指, 成功跟踪目标的帧数与视频总帧数的比值.

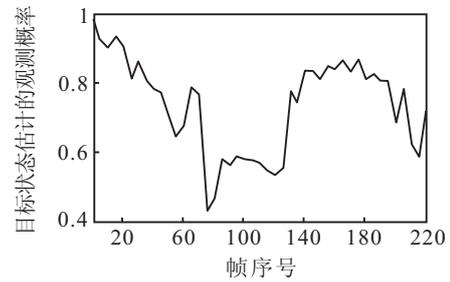


图 2 目标状态估计的观测概率

表 1 成功跟踪率

算法	前一阶段	后一阶段	全过程
	第 1 帧 ~ 第 195 帧	第 196 帧 ~ 第 225 帧	
PC	3/195	—	3/195
CT	6/195	—	6/195
PF	74/195	—	74/195
MS	143/195	16/30	159/225
HVI-PF	143/195	27/30	170/225

为检验 HVI-PF 的目标搜索能力, 用几组图片序列作为实验样本, 根据已知的目标图片, 在图片序列中找出该目标. 共进行 5 组搜索, 图 3 显示了每组搜索中的一次搜索结果, 其中: 从左到右分别为: 目标图片、目标搜索结果和对应的视觉显著图; 第 3 组~第 5 组采用了相同的目标图片. HVI-PF 在每张图片中搜索目标的初始时刻都假定目标不在视觉注意力焦点位置 (即目标丢失状态), 因此先采用全局搜索策略在视觉显著性区域中搜索目标 (图 3 第 3 列), 再采用粒子滤波进行局部跟踪 (图 3 第 2 列).

从图 3 可以看出, HVI-PF 在 5 组搜索中都 100% 找到了目标. HVI-PF 之所以能够搜索到目标, 是因为它成功地运用了自顶向下的视觉注意机制检测到目标的大致位置.

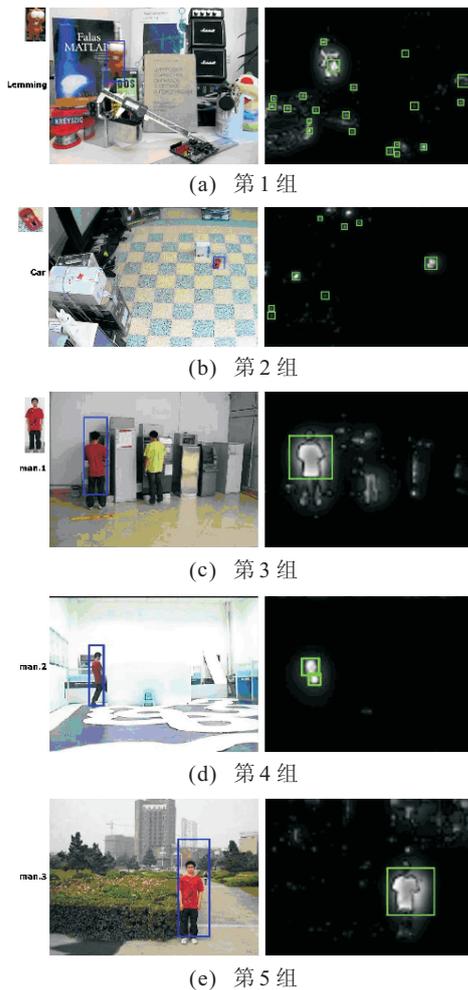


图 3 目标搜索

## 7 结 论

本文模拟人类视觉跟踪过程,给出了一种自顶向下的视觉注意机制的计算模型,建立了该机制下的视觉显著图.在多尺度下分析视觉显著图的 Shannon 熵密度,用于检测视觉显著性图像块作为视觉注意焦点的转移区域.通过多组对比实验,所得结果表明,本文方法不仅继承了粒子滤波具有的局部跟踪能力和跟踪精度的优势,而且具有自动恢复对目标的跟踪能力,从而实现长时间可靠的目标跟踪任务.

### 参考文献(References)

- [1] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P, et al. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-577.
- [2] Allen J G, Xu Y D, Jin J S. Object tracking using CamShift algorithm and multiple quantized feature spaces[C]. Proc of the Pan-Sydney Area Workshop on Visual Information Processing. Darlinghurst, 2004: 3-7.
- [3] Loose H, Franke U, Stiller C. Kalman particle filter for lane recognition on rural roads[C]. 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Xi'an, 2009: 60-65.
- [4] Zhu S, Ma K K. A new diamond search algorithm for fast block matching motion estimation[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2000, 9(2): 287-290.
- [5] Porikli F, Tuzel O, Meer P. Covariance tracking using model update based on Lie algebra[C]. IEEE Computer Society Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, 2006: 728-735.
- [6] Treisman A M, Gelade G. A feature-integration theory of attention[J]. Cognitive Psychology, 1980, 12(1): 97-136.
- [7] Liu H, Shi Y. Robust visual tracking based on selective attention shift[C]. Control Applications(CCA) & Intelligent Control. Saint Petersburg, 2009: 1176-1179.
- [8] Frintrop S, Kessel M. Most salient region tracking[C]. IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Kobc, 2009: 1869-1874.
- [9] Zhang G, Yuan Z, Zheng N, et al. Visual saliency based object tracking[C]. Proc of the Asian Conf on Computer Vision. Xi'an, 2009: 193-203.
- [10] Yang G, Liu H. Visual attention & multi-cue fusion based human motion tracking method[C]. The 6th Int Conf on Natural Computation. Yantai, 2010: 2044-2054.
- [11] Espinace P, Soto A. Improving the selection and detection of visual landmarks through object tracking[C]. IEEE Computer Society Conf on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Latin, 2008: 1-7.
- [12] Xu X X, Wang Z L, Chen Z H. Visual tracking model based on feature-imagination and its application[C]. Int Conf on Multimedia Information Networking and Security. Nanjing, 2010: 370-374.
- [13] Gordon N, Salmond D, Smith A. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation[J]. IEEE Proc on Radar and Signal Processing, 1993, 140(2): 107-113.
- [14] James W. The principles of psychology[M]. New York: Holt H, 1890: 1-919.
- [15] Posner I M, Petersen E S. The attention system of the human brain[J]. Annual Review of Neuroscience, 1990, 13(1): 25-42.
- [16] Simons D, Chabris C. Gorillas in our midst: Sustained inattention blindness for dynamic events[J]. British J of Developmental Psychology, 1995, 13(2): 113-142.
- [17] Maunsell J, Treue S. Feature-based attention in visual cortex[J]. Trends in Neurosciences, 2006, 29(6): 317-322.
- [18] 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.
- [19] Nummiaro K, Koller-Meier E, Van Good L. An adaptive color-based particle filter[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(1): 99-110.