

文章编号:1007-2780(2011)04-0544-07

结合 SURF 与聚类分析方法实现运动目标的快速跟踪

李 英¹,李静宇^{2,3},徐正平²

(1. 长春理工大学 光电工程学院,吉林 长春 130022,E-mail:liyinflyinghn@163.com;
2. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所,吉林 长春 130033;
3. 中国科学院 研究生院,北京 100039)

摘 要: 为了解决运动目标快速跟踪过程的实时性与稳定跟踪问题,提出了结合 SURF(Speed Up Robust Features)与 K-means 聚类分析的运动目标快速跟踪算法(SURF-KMs),对图像的局部多尺度特征提取与描述进行了研究。首先,使用 SURF 算法在跟踪窗口内提取特征点,生成并匹配特征矢量。然后,利用K-means 算法估计目标特征点的质心位置,确定其聚集范围,实时更新窗口尺寸和位置。最后,建立目标模板更新策略,当目标发生形态变化而无遮挡时,更新目标模板。实验结果表明,当目标发生大角度旋转和快速缩放,同时发生颜色变化时,所提出的 SURF-KMs 算法仍能够实现稳定的跟踪,且满足运动目标实时跟踪的稳定可靠、精确度高、抗干扰能力强等指标要求。

关 键 词: SURF;聚类分析;运动目标;快速跟踪

中图分类号: TP311 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3788/YJYXS20112604.0544

Moving Target Fast Tracking Using SURF and Cluster Analysis Method

LI Ying¹, LI Jing-yu^{2,3}, XU Zheng-ping²

(1. College of Optoelectronic Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China, E-mail:liyinflyinghn@163.com;
2. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;
3. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

Abstract: In order to design a moving target fast tracking system with respect to a time-limited and stable tracking process, specially when the shape of moving objective or its environment condition change, a new approach named SURF-KMs which combines the advantage of SURF algorithm with a cluster analysis of K-means method is proposed. First, based on SURF algorithm, interest points and vectors are presented. Second, using K-means method, we can estimate the target-center, determine target's cluster scope and update the tracking window online. Finally, a self-adapting updating strategy for matching template is also proposed in order to track moving target automatically. Experimental results indicate that SURF-KMs is mostly able to achieve a stable tracking while the monitored target rotating, scale changing, and also the environment illumination glittering. Moreover, it can satisfy the system requirements of tracking stability, higher precision and anti-jamming.

Key words: SURF; cluster; moving target; fast tracking

1 引 言

在图像处理领域,运动目标的快速跟踪是指在有限时间内,快速估计被监测运动目标的状态,包括目标的位置、运动速度和加速度等,当目标发生形变、遮挡以及颜色变化时,应具有较强的鲁棒性。与静态图像识别和普通目标跟踪问题相比,运动目标的快速跟踪问题存在“实时性”与“稳定跟踪”两大技术难点。针对快速跟踪的实时性要求,国内外学者提出了一系列快速跟踪算法,如形心跟踪、重心跟踪、mean-shift 等跟踪方法等。但当目标在运动过程中会发生形变(例如缩放、旋转等)或者图像拍摄中发生遮挡以及光线的变化导致目标的颜色发生变化时,传统的目标跟踪算法一般不能对其实现稳定跟踪。

最近 10 年,随着特征提取技术和计算机技术的进一步研究与发展,使得对运动目标的快速且稳定的跟踪成为可能。Lingdeberg^[1]的尺度空间理论为局部不变性特征方法的研究奠定了理论基础,继而 Lowe^[2]在前人研究的基础上提出了 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)算法, SIFT 特征点在图像发生旋转、尺度变换、仿射变换和视角变换条件下都有很好的不变性^[3-5]。虽然目前 SIFT 算法已得到了广泛使用,但如果不借助于硬件的加速,仍然很难达到实时的程度。对于需要实时运算的场合,如导弹末制导中的目标识别与跟踪,通常需要在毫秒级内完成特征点搜索、特征矢量生成、特征矢量匹配、目标定位等工作,这样 SIFT 算法就很难适应这种需求。Bay^[6-7]等人提出的 SURF 算法借鉴了 SIFT 中简化近似的思想,将 Hessian 矩阵的行列式值 DoH(Determinant of Hessian)中的高斯二阶微分模板进行了近似简化,使得模板与图像的卷积运算简化为简单的加减法运算,并且计算量与滤波模板的尺寸无关。实验证明 SURF 算法较 SIFT 算法快 3 倍左右,综合性能也要优于 SIFT 算法^[8-9]。

然而,尽管 SURF 算法的运算速度和性能都有了很大的提高,但由于快速跟踪的实时性要求,还不能直接应用于对运动目标跟踪和多应用图像场景配准。为了解决 SURF 实时性问题,本文将 SURF 算法与聚类分析方法相结合,使 SURF 算法具有了自主寻找目标最优位置的能力。同时能

够自适应更新跟踪窗口的位置和尺寸,建立了一套有效的目标模板更新策略。当目标形态发生变化时,更新目标模板;当特征点数目急剧减少时,即目标发生了大面积遮挡,利用运动估计方法估算出目标的位置,实现了对运动目标的快速、稳定跟踪。

2 SURF 算法

SURF 算法^[6-8]是对 DoH 斑点检测算法的改进,即将 DoH 中的高斯二阶微分模板近似为几个矩形区域,同一矩形区域内填充相同的数值,使得模板与图像的卷积运算变成了积分图像的求和运算,从而减少了程序的运行时间,提高了算法的实时性。

首先定义图像中某一点 $p(i, j)$ 处的 Hessian 矩阵 $H(i, j, \sigma)$:

$$H(i, j, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(i, j, \sigma) & L_{xy}(i, j, \sigma) \\ L_{xy}(i, j, \sigma) & L_{yy}(i, j, \sigma) \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, $L_{xx}(i, j, \sigma)$ 是高斯二阶微分模板 $\partial^2 g(\sigma)/\partial x^2$ 在点 p 处与图像的卷积,其数学表达为:

$$L_{xx}(i, j, \sigma) = \sum_{x=-L/2}^{L/2} \sum_{y=-L/2}^{L/2} \frac{\partial^2}{\partial x^2} g(x, y, \sigma) \times p(i-x, j-y) \quad (2)$$

其中, $g(x, y, \sigma)$ 为标准高斯函数模板元素, L 为模板尺寸。同理, $L_{yy}(i, j, \sigma)$ 和 $L_{xy}(i, j, \sigma)$ 具有相似定义。图 1 为 $\partial^2 g(\sigma)/\partial x^2$ 、 $\partial^2 g(\sigma)/\partial y^2$ 、 $\partial^2 g(\sigma)/\partial x \partial y$ 模板在 $\sigma=1.2$ 时生成的三维图像以及经过拉伸处理的二维投影图。

实际上图像与某一函数的卷积就是求取图像与函数的相似性。当图像中的斑点尺寸与函数的形状趋近一致时,此时的响应值达到最大。因此,利用不同尺寸的高斯二阶微分模板即选择不同的 σ 和 L 对同一输入图像进行卷积,可以检测出图像中所对应的大小不同的亮斑或者暗斑。

DoH 斑点检测算法通过进一步求解 Hessian 矩阵行列式的值 DoH:

$$\det(H(i, j, \sigma)) = L_{xx}(i, j, \sigma)L_{yy}(i, j, \sigma) - L_{xy}^2(i, j, \sigma) \quad (3)$$

构建所谓的“DoH 特征点”检测算子,提取被监测运动目标的特征信息,较好地抑制了长条形斑点的响应。

由于高斯二阶模板与图像的卷积运算量较大,

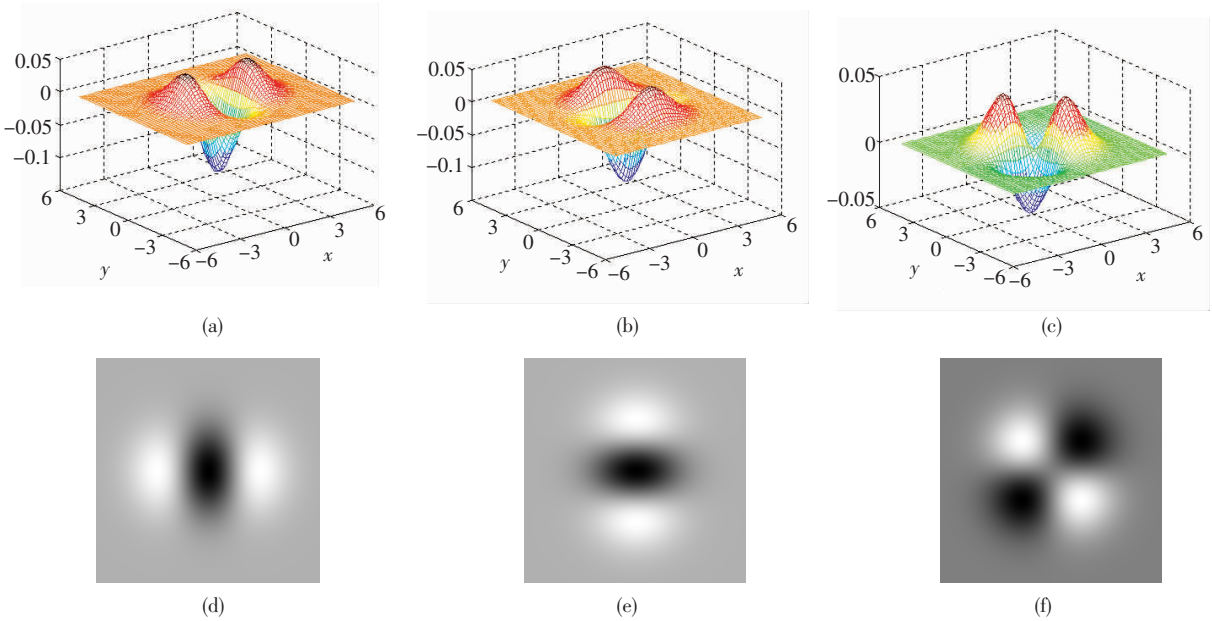


图 1 高斯二阶微分模板. (a) x 方向; (b) y 方向; (c) xy 方向; (d) x 方向; (e) y 方向; (f) xy 方向.

Fig. 1 Template of Gaussian second order partial derivatives. (a) x -direction; (b) y -direction; (c) xy -direction; (d) x -direction; (e) y -direction; (f) xy -direction.

因此需要对其进行简化。简化后的模板只由几个矩形区域组成,近似过程如图 2 所示,图中白色区域的值为 1,黑色区域为-1,灰色区域为 0。白色区域和黑色区域的宽度为高斯滤波器的响应长

度,整个图像的宽度为滤波器的尺寸。近似后的 DoH 可以写成:

$$\det(H_{\text{approx}}) = D_{xx}D_{yy} - (\alpha D_{xy})^2 \tag{4}$$

式中 α 为常数,一般取 $\alpha=0.9$ 。

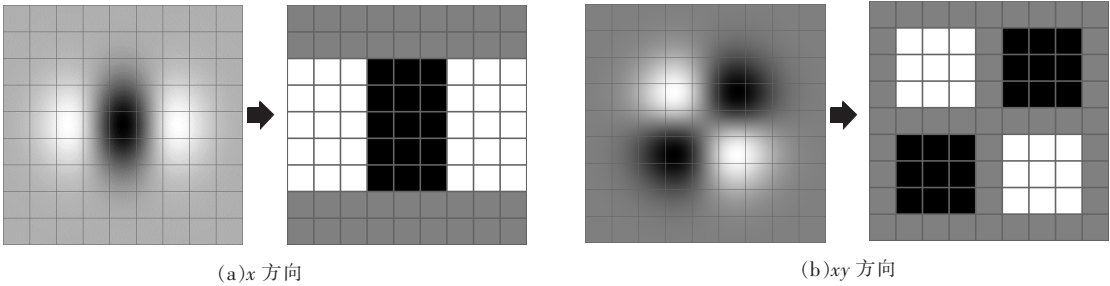


图 2 高斯二阶微分模板近似

Fig. 2 Approximating of the Gaussian second order partial derivatives template

DoH 特征点的检测步骤如下:

a. 多尺度 DoH 响应

将尺度空间划分成若干组,每个组代表了逐步放大的滤波器模板。每个组又由若干固定的层组成。下式给出了滤波器响应长度 l 、滤波器的尺寸 L 、组索引 o 、层索引 s 、尺度 σ 之间的相互关系:

$$l = 2^{\sigma+1}(s+1) + 1 \tag{5}$$

$$L = 3 \times l = 3 \times (2^{\sigma+1}(s+1) + 1) \tag{6}$$

$$\sigma = 1.2 \times \frac{L}{9} = 1.2 \times \frac{l}{3} \tag{7}$$

将公式(7)得到的 σ 带入式(4),针对同一输入图像产生一系列不同尺度的 DoH 响应图像。

b. DoH 特征点搜索

在每一组内相邻 3 层的 DoH 响应图像中寻找响应峰值点,如果 $p(i, j)$ 处的响应值满足式(8)时,即认为原图像中 p 点为 DoH 特征点,该特征点所具有的尺度为 $\sigma_{o,s}$ 。

$$\begin{aligned} \det(H_{\text{approx}}(i, j, \sigma_{o,s})) &= \min \max [H_{\text{approx}}(x, y, \sigma)] \\ x &= i-1, i, i+1 \\ y &= j-1, j, j+1 \\ \sigma &= \sigma_{o,s-1} \cdot \sigma_{o,s} \cdot \sigma_{o,s+1} \end{aligned} \quad (8)$$

得到 DoH 特征点后,要对其进行描述,生成特征矢量。首先,在该特征点周围以 2 倍尺度为半径画一圆域,利用角度直方图得到该特征点的主方向,将坐标轴旋转为特征点的主方向,以特征点为中心,划分出一个 20×20 的区域,并将其划分成 4×4 个子块,使用尺寸为 2 的 Haar 小波对每一子块进行响应值统计,分别得到沿主方向的 dy 和垂直于主方向的 dx ,然后,以特征点为中心,对 dy 和 dx 进行高斯加权计算。最后,得到每个子块的矢量:

$$V_i = [\sum dx, \sum |dx|, \sum dy, \sum |dy|] \quad (9)$$

由于共有 4×4 个子块,因此,特征描述子块由 $4 \times 4 \times 4 = 64$ 维特征矢量组成。

3 K-means 算法

K-means 算法^[10-11]是划分聚类中较流行的一种算法,它是一种迭代的聚类算法,迭代过程中不断移动簇集中的对象,直至得到理想的簇集为止,每个簇用该簇中对象的平均值来表示。本文主要利用 K-means 算法对 DoH 斑点群进行归类,一方面提高跟踪速度,另一方面可以有效判断跟踪目标的位置和尺寸,进一步为窗口位置和尺寸的更新做准备。

假设一个含有 n 个元素的数据集被表示为 $\vec{X} = \{\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n\}$, 每个数据为 l 维,如第 j 个数据被表示为 $\vec{x}_j = \{x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jl}\}$ 。假设要将这个数据集分为 k 个簇,这里 k 个中心被表示为 $\vec{Z} = \{\vec{z}_1, \vec{z}_2, \dots, \vec{z}_k\}$, 每个中心为 l 维,如第 j 个中心被表示为 $\vec{z}_j = \{z_{j1}, z_{j2}, \dots, z_{jl}\}$ 。K-means 算法实现特征点分类的主要步骤为:

- (1) 从 n 个数据对象中随机选取 k 个点作为初始簇中心;
- (2) 根据每个簇与中心的距离,分配给最近的簇;
- (3) 计算每个簇的平均值,并用该值代表相应的簇;

(4) 比较上次和本次差值,如果小于某常数 α 或已超过最大迭代次数,终止运算;否则转到第 2 步,重新计算簇的平均值。

4 SURF-KMs 算法

众所周知,单纯使用 SURF 算法无法实现对快速运动物体的图像跟踪。其主要问题在于: SURF 算法虽然对求解 DoH 特征点进行了简化,但它往往针对整幅图像以相同的权重进行搜索和匹配,而由于被监测目标在相邻帧中的位置和尺寸变化是有规律的,只需要对目标所在的关键区域进行搜索和匹配。因此动态更新跟踪窗口和匹配模板尤为重要。为了解决上述快速跟踪问题,本文提出 SURF-KMs 算法,分为快速生成 SURF 特征矢量、快速匹配 SURF 特征矢量、更新跟踪窗口和建立模板更新策略 4 个部分。

4.1 快速生成 SURF 特征矢量

首先,选择不同尺寸的滤波器模板,与图像进行卷积,在尺度空间和位置空间搜索 DoH 响应峰值点。本文将尺度空间划分为 3 组,每组有 5 层。图 3 为滤波器组尺寸的图形表示。

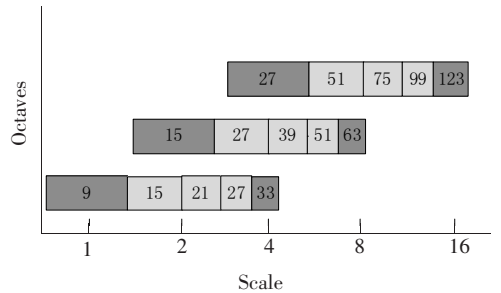


图 3 滤波器组尺寸

Fig. 3 Scales of filter group

由于 SURF 算法对 DoH 中的高斯二阶微分模板做了简化,模板与图像的卷积运算可简化为积分图像的求和。

积分图像中任意一点 (i, j) 的值 $\text{Int}(i, j)$, 为原图像左上角到任意点 (i, j) 相应的对角线区域灰度值的总和,即:

$$\text{Int}(i, j) = \sum_{0 \leq i' < i, 0 \leq j' < j} I(i, j) \quad (10)$$

其中, $I(i, j)$ 表示原图像中点 (i, j) 处的灰度值, $\text{Int}(i, j)$ 可用下面两式迭代计算得到:

$$R(i, j) = R(i, j-1) + I(i, j) \quad (11)$$

$$\text{Int}(i, j) = \text{Int}(i-1, j) + R(i, j) \quad (12)$$

其中 $R(i, j)$ 表示第 i 行的积分值, 且 $R(i, -1) = 0$, $\text{Int}(-1, j) = 0$ 。只需对原图像中所有像素进行一遍扫描就可以求出积分图像。

下面以 $\partial^2 g(\sigma) / \partial x^2$ 算子为例, 说明卷积运算的求解过程。如图 4 所示, 模板中黑色区域与图像的卷积变为积分图像中所对应的黑色区域求和再乘以 -1 , 计算如式 (13) 所示, 白色区域可采用同样的方法进行计算。原本复杂的卷积运算只需要 3 步加减运算即可得到, 并且计算量与窗口尺寸无关, 大大提高了运算速度。

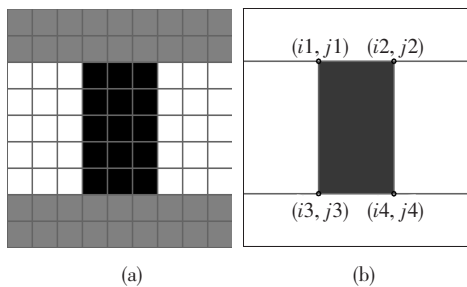


图 4 卷积运算的简化。(a)高斯二阶模板;(b)积分图像。
Fig. 4 Simplification of convolution, (a) Gaussian second order template; (b) integral image.

$$\sum = \text{Int}(i_4, j_4) - \text{Int}(i_2, j_2) - \text{Int}(i_3, j_3) + \text{Int}(i_1, j_1) \quad (13)$$

根据式 (4), 可以快速求出图像的 DoH 响应值, 并按照公式 (8) 在位置空间和尺度空间搜索 DoH 特征点, 由式 (9) 构建特征描述矢量。

4.2 SURF 特征矢量匹配

本文采用改进的 Kd 树最近邻查询 BBF (Best Bin First) 查询机制, 匹配 SURF 特征矢量^[12]。Kd 树搜索大部分时间花费在检查节点上, 而只有一部分节点满足最近邻条件。BBF 能确保优先检索包含最近邻点可能性较高的空间, 同时设置了运行超时限定, 当优先级队列中所有的节点都经过检查或者超出时间限定时, 检索算法返回当前找到的最好结果作为近似的最近邻。

4.3 更新跟踪窗口的位置和尺寸

利用第 3 节中介绍的 K-means 方法找到目标区域簇集中心点, 定义一个距离阈值, 当距离大于阈值时, 舍弃该特征点, 保留小于阈值的特征点, 使算法对噪声、背景等有强的鲁棒性, 防止了误匹配而导致跟踪失败。

4.4 模板更新策略

由于跟踪过程中要对模板与当前帧图像的特征点进行匹配, 如果每一帧都更新模板, 不仅会增加程序的运行时间, 而且当图像发生遮挡或干扰时更新模板还会造成目标信息的丢失而导致跟踪过程失败。因此, 本文建立如下的模板更新策略:

条件 A: 模板与当前帧跟踪窗内匹配特征点数目有明显下降;

条件 B: 跟踪窗口内特征点数目大于固定阈值 NUM1, 本文中 NUM1=5;

条件 C: 模板与跟踪窗口内匹配特征点的数目大于阈值 NUM2, 本文中 NUM2=5;

当同时满足上述 3 个条件时, 更新目标模板, 否则不更新。下面分别对上述 3 个条件做一说明:

(1) 条件 A, 匹配特征点数目下降, 说明目标发生了形变, 如果不更新模板, 当变化加大时, 可能 SURF 算法也难以识别出目标。

(2) 条件 B, 跟踪窗内特征点要大于阈值, 由于相机抖动或大气干扰, 使图像变得模糊, 导致特征点数目减少, 如果此时更新模板, 同样也会导致后续的跟踪失败。

(3) 条件 C, 当目标被大幅遮挡时会导致匹配的特征点数目减少, 因此为了避免大幅遮挡时仍更新模板, 匹配特征点数目应大于阈值。

5 实验结果

本文应用 720×576 的真彩色视频图像并以其中的汽车为目标进行跟踪实验。图 5 为应用本文提出的 SURF-KMs 算法与传统 mean shift 算法对汽车进行跟踪实验的效果图。图中绿色矩形为本文算法的跟踪结果, 矩形内的小圆点代表 SURF 特征点, 位于矩形中心位置的较大圆点代表目标区域的簇集中心。黑色矩形为 mean shift 跟踪结果。

从图中可以看出, 整个跟踪过程中汽车发生了较大角度的旋转和缩放, 而且由于光照的影响, 汽车的颜色分布也有较大变化, 由于传统的 mean shift 算法不能自适应调整跟踪窗口的尺寸从而导致不稳定的跟踪。而本文算法能够自适应调整跟踪窗口的位置和尺寸, 整个过程均实现了稳定跟踪。图 6 为应用本文算法对后续视频图像的跟踪结果。

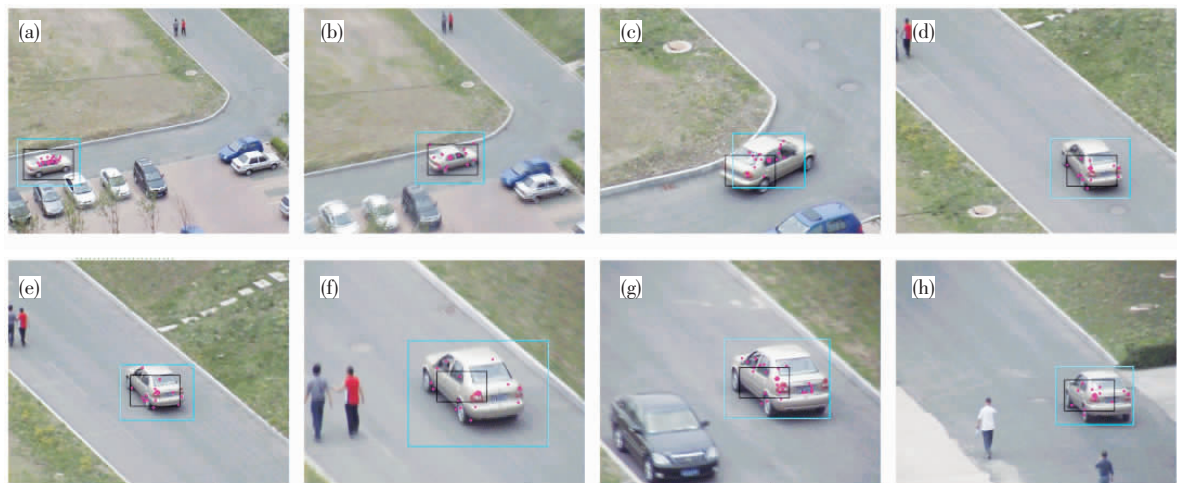


图 5 本文算法与 mean shift 算法的比较。(a)第 1 帧;(b)第 60 帧;(c)第 90 帧;(d)第 180 帧;(e)第 230 帧;(f)第 280 帧;(g)第 430 帧;(h)第 680 帧.

Fig. 5 Comparison of the proposed algorithm and mean shift. (a)Frame 1;(b)Frame 60;(c)Frame 90;(d)Frame 18;(e)Frame 230;(f)Frame 280;(g)Frame 430;(h)Frame 68.



图 6 汽车跟踪实验。(a)第 880 帧;(b)第 910 帧;(c)第 940 帧;(d)第 1 040 帧;(e)第 1 090 帧;(f)第 1 140 帧;(g)第 1 170 帧;(h)第 1 310 帧.

Fig. 6 Experiment of car tracking. (a)Frame 880;(b)Frame 910;(c)Frame 940;(d)Frame 1040;(e)Frame;1090(f;Frame 1 140;(g)Frame 1 170;(h)Frame 1 310.

6 结 论

针对运动目标跟踪问题存在的两大技术难点,提出了结合 SURF 与 K-means 的 SURF-KMs 算法,很好地解决了跟踪过程中目标尺寸、

形状、颜色发生变化导致跟踪失败的问题。本文分析了 SURF 算法应用于目标跟踪的可行性,并进行了大量的跟踪实验,实验结果表明,当目标发生大角度旋转和比例缩放时,仍能实现稳定、可靠的跟踪。

参 考 文 献:

[1] Lindeberg T. Feature detection with automatic scale selection [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1998, 30(2): 79-116.

- [2] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision (IJCV)*, 2004, 60(2):91-110.
- [3] 纪华,吴元昊,孙宏海,等. 结合全局信息的 SIFT 特征匹配算法[J]. *光学 精密工程*,2009,17(2):439-444.
- [4] 杨晓敏,吴炜,卿粼波,等. 图像特征点提取及匹配技术[J]. *光学 精密工程*,2009,17(9):2276-2282.
- [5] 程明明,王贺,安平,等. 基于特征点匹配的多视图像校正[J]. *液晶与显示*,2010,25(4):593-597.
- [6] Bay H, Tuytelaars T, Van Gool L. SURF: Speeded up robust features [C]// *European Conference on Computer Vision(ECCV)*, Graz Austria:TUG and University of Ljubljana, 2006, 3951: 404-417.
- [7] Bay H, Tuytelaars T, Van Gool L. Speeded-up robust features(SURF) [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [8] Neto H V, Nehmzow U. Automated exploration and inspection: Comparing two visual novelty detectors [J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*,2005,2(4):355-362.
- [9] Luo J, Oubong G. A comparison of SIFT, PCA-SIFT and SURF [J]. *International Journal of Image Processing*, 2009,3(4): 143-152.
- [10] 许丽利. 聚类分析的算法及应用 [D]. 长春:吉林大学,2010.
- [11] 张坤华,杨烜. 应用聚类和分型实现复杂背景下的扩展目标分割[J]. *光学 精密工程*,2009,17(7):1665-1671.
- [12] 王永明,王贵锦. 图像局部不变性特征与描述[M]. 北京:国防工业出版社,2010.