

# 基于 SIFT 特征目标跟踪算法研究

蔺海峰<sup>1</sup> 马宇峰<sup>1</sup> 宋涛<sup>1</sup>

**摘要** 在尺度不变特征变换 (Scale invariant feature transform, SIFT) 特征匹配算法的基础上, 提出了一种基于累积特征的多目标的跟踪算法, 通过对目标的 SIFT 特征进行实时更新来去除由噪声 (或形变) 带来的“过时”特征信息, 保证了特征的稳定, 提高了匹配准确度. 实验结果表明, 本算法能够有效处理目标由于旋转、形变而导致跟踪性能下降甚至跟踪目标丢失的问题, 同时对跟踪过程中多目标的关联, 也具有较好的鲁棒性.

**关键词** 多目标跟踪, 尺度不变特征变换, 非刚性形变, 稳定性

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2010.01204

## Research on Object Tracking Algorithm Based on SIFT

LIN Hai-Feng<sup>1</sup> MA Yu-Feng<sup>1</sup> SONG Tao<sup>1</sup>

**Abstract** Based on the scale invariant feature transform (SIFT), a novel motion-tracking algorithm for multi-targets utilizing the feature reserving priority of preference is proposed. The SIFT features of an object are updated in real time to store the stable features of a recent frame. Thus, it can realize the stable tracking of multi-objects by feature reserving priority of preference instead of prior information. Experimental results show that this method can not only handle the problems of target losing efficiently, which are induced by object's rotation and translation, but also has nice robustness to the conjunction of multi-targets in the process of object tracking.

**Key words** Multiple objects tracking, scale invariant feature transform (SIFT), non-rigid deformed, stability

序列图像中的目标跟踪算法是计算机视觉应用中的关键技术, 在军事视觉制导、医疗诊断、视觉监视等领域有着非常重要的实用价值和广阔的发展前景<sup>[1]</sup>. 近年来跟踪技术得到了蓬勃的发展, 比较典型的匹配跟踪算法有: Mean-shift、模板匹配法等目标跟踪算法. Mean-shift<sup>[2]</sup> 用于跟踪时, 通常采用颜色特征, 计算简单、实时性好. 但是在背景混乱、目标遮挡以及目标存在明显的尺度变化等情况下容易丢失目标. 模板匹配算法<sup>[3]</sup> 通过计算像素点邻域的相似度来判断两点的匹配度, 该算法简单, 但在求解整幅图像中的匹配点时需要遍历整张图片, 计算量大, 且在目标发生形变时失效. 为了解决非刚性运动目标由于旋转、缩放、与背景相似、被遮挡等情况给跟踪算法带来的问题<sup>[4]</sup>, 部分学者提出尺度不变特征变换 (Scale invariant feature transform, SIFT) 与其他跟踪算法相结合的思想. Akira Suga<sup>[5]</sup> 提出用 Mean-shift 与 SIFT 结合的方法, 其算法在跟踪稳定性上有所提高, 但是被跟踪目标需要手动选择, 跟踪比较单一. Suga 等<sup>[6]</sup> 用整张图像进行 SIFT 变换, 将匹配的特征点视为图分割的种子, 虽然识别准确, 并能解决一定程度的遮挡问题, 但是算法在整张图像进行 SIFT 变换时, 费时巨大, 并且需要被识别物体的先验信息.

基于以上问题, 本文提出基于 SIFT 特征的目标跟踪算法, 利用帧间差分构成背景, 对运动目标进行分割, 并对分割

后的目标进行 SIFT 特征变换, 最后利用目标的特征值进行运动分析. 实验证明, 算法对多目标能够稳定跟踪, 减小了跟踪误差, 解决了非刚性目标给传统跟踪带来的问题, 提高了系统的容错性和鲁棒性.

### 1 运动目标检测

运动目标检测利用帧间信息, 旨在检测出运动目标的前景, 常用方法有帧间差分法、光流法、背景减除法等. 帧间差分能够快速有效地从帧间检测出运动目标. 此类方法的最大特点是速度快, 对环境整体光照变化不敏感, 具有较强的自适应性, 不足之处在于如果物体内部灰度分布均匀, 这种方法会造成目标重叠部分形成较大空洞, 造成目标分割不连通, 从而检测不到目标. 光流法是基于对光流的估算进行检测分割的方法, 但多数光流法的计算复杂、耗时, 难以满足实时监测的要求. 背景减除法克服了差分法不能完全检测出目标的缺点, 又克服了光流法运算的复杂性, 但是光线对背景减除法影响较大, 在背景光线变化剧烈时, 甚至不能检测出目标的存在. 有许多方法解决该问题, 各种方法的不同点在于背景模型和用来更新背景模型的过程. 如混合高斯模型, 需要不断地更新各个高斯分布的参数, 其缺点是计算量十分庞大, 很难满足对算法实时性的要求.

本文提出一种利用帧间差分信息提取背景的方法, 设  $I(x, y, t)$  为第  $t$  帧  $(x, y)$  处的像素值,  $D(x, y, t)$  为差分图像,  $B(x, y, t)$  为要构成的背景图像, 则差分图像可表示为

$$D(x, y, t) = |I(x, y, t) - I(x, y, t - 1)| \quad (1)$$

由于噪声的影响, 对检测得到的差分图像用  $5 \times 5$  的结构元膨胀, 再进行二值化处理, 得到二值化图像:

$$M(x, y, t) = \begin{cases} 1, & D(x, y, t) > TH_1 \\ 0, & D(x, y, t) < TH_1 \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $TH_1$  为二值化阈值, 经过处理, 在二值图像中, 运动区域为 1, 非运动区域为 0. 对二值化前景图像进行检测, 去除小的噪声团块, 对较大的二值化团块做最小外接矩阵运算, 将运动变化的区域最大限度地标定起来, 并将矩阵区域内所有像素置 1. 本算法的思想在于以下考虑: 更新非运动区域的像素, 对运动区域的像素采用之前时刻背景的像素值代替. 当最小外接矩阵运算完毕后, 对背景进行建立更新, 背景图像建立更新模型表示为

$$B(x, y, t) = \begin{cases} I(x, y, t), & M(x, y, t)=0 \text{ 且 } t=1 \\ 0, & M(x, y, t)=1 \text{ 且 } t=1 \\ (1-\alpha) \times I(x, y, t) + \alpha \times B(x, y, t-1), & M(x, y, t)=0 \text{ 且 } t>1 \\ B(x, y, t-1), & M(x, y, t)=1 \text{ 且 } t \neq 1 \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $\alpha$  为遗忘因子,  $t$  表示第  $t$  帧, 在背景建立过程中, 本文使用 30 帧来建立背景图像. 对  $\alpha$  调节, 只是对当前图像非运动区域背景实时更新的快慢, 当  $\alpha$  设置接近 1 时, 光线变化对算法提取目标影响较小, 更新的非运动区域像素与上一时刻帧图像相关性较大, 根据帧间差分法的特性, 背景能够快速适应光线变化. 由于目标是运动的, 当目标位置发生变化时, 运动区域转化为非运动区域, 此时, 算法对此区域背景进行更新, 在一段时间内 (30 帧), 全局背景得到更新. 实验表明该方法降低了计算的复杂度, 同时, 也可以消除天气、光线等微小变化, 克服了背景减除法的不足.

收稿日期 2009-10-21 录用日期 2010-03-02  
Manuscript received October 21, 2009; accepted March 2, 2010  
1. 西安通信学院 西安 710106  
1. Xi'an Communications Institute, Xi'an 710106

将得到的背景与当前帧进行差分运算, 通过去噪、形态学滤波以及二值图像最小外接矩阵框运算, 最终得到运动目标的分割图像。

## 2 运动目标跟踪

在目标的识别中通常要对图像中具有高度辨别性的特征进行提取, 比较典型的特征提取算法有 Harris 算法、SUSAN 算法等, 但这些算法在处理目标形变时往往无能为力, 当目标发生形变时, 提取的特征发生改变, 从而使得目标无法匹配或发生误匹配, 而 SIFT<sup>[7]</sup> 特征描述子正是具有这样性能的特征提取方法。该法从图像中提取出的特征点可以用于一个物体或场景不同视角下的可靠匹配, 对图像缩放、旋转、仿射扭曲、噪声干扰以及光照变化保持了不变性。同时, 这种特征还具有较高的辨别能力, 有利于后续的匹配跟踪。本算法就是利用 SIFT 的这种特性, 对目标进行识别跟踪。

### 2.1 SIFT 特征的提取

SIFT 特征算法由 Lowe<sup>[7]</sup> 提出, 这些特征在 DoG (Difference-of-Gaussian) 尺度空间中检测局部极值作为特征点, 使特征具备良好的独特性和稳定性。DoG 算子利用不同尺度的高斯差分核与图像卷积生成, 如下所示:

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (4)$$

式中,  $L$  代表了图像的尺度空间,  $I(x, y)$  代表图像在位置  $(x, y)$  的像素值, 二维高斯核函数为

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

其中,  $\sigma$  代表了高斯正态分布的均方差, 称为尺度空间因子。为了检测出分割后目标图像矩形框的关键点, 检测参数设置如下:  $O = (\log_2(\min(M, N))) - o_{\min} - S$ ,  $o_{\min} = -1$ ,  $S = 3$ , 式中,  $O$  表示层 (Octave) 数,  $o_{\min}$  表示首个 Octave,  $S$  表示 Scale sub-level 数,  $M, N$  分别为分割出的每个目标图像块相应的行数与列数。尺度因子  $\sigma$  如下所示:

$$\sigma(o, s) = \sigma_0 2^{\frac{o+s}{S}} \quad (6)$$

式中,  $s \in [S_{\min}, S_{\max}] = [-1, S]$ ,  $\sigma_0 = 1.6 \times 2^{1/S}$ ,  $o \in [o_{\min}, O]$ 。在极值点所处的位置和尺度上, 利用  $2 \times 2$  的 Hessian 矩阵  $H$  作为稳定性判别标准剔除不稳定的特征点, 以增强匹配稳定性、提高抗噪声能力。然后利用特征点邻域像素的梯度方向分布特性为每个特征点指定方向信息, 为每个关键点生成  $m$  维的 SIFT 特征向量。实际计算过程中, 为了增强匹配的稳定性, Lowe 建议对每个关键点使用  $2 \times 2$  邻域内共 16 个种子点来描述, 即最终形成 128 维的 SIFT 特征向量。

将检测过程得到的运动目标图像块标号, 并按标号存储每个目标块所生成的 SIFT 特征向量。每个目标的特征向量为  $m \times n$  的结构 ( $m$  通常为 128), 其中  $n$  代表目标生成的特征向量的数目。对检测出的多个目标矩形块做相同的处理, 得到每个目标图像的特征向量。

### 2.2 基于累积特征的跟踪算法

算法思想是: 建立目标库, 将第一帧中运动目标图像块提取出来, 进行 SIFT 变换后将特征数据存入目标库中, 每个目标特征包括目标标号、质心坐标、目标图像块以及 SIFT 特征信息。然后以目标库为中介, 与第二帧中目标 SIFT 特征

信息进行匹配, 找到前后两帧各目标的关联性, 确定被跟踪目标的位置及轨迹, 然后利用库中目标与第二帧目标的匹配关系, 采用特定策略更新、淘汰目标库信息。之后再以目标库为中介继续对后续帧处理。

本文算法分为匹配与更新两个过程。匹配过程通过两目标特征的匹配概率, 找出前后两帧相同的目标, 并对目标关联; 而更新过程则是在匹配的基础上对目标库信息进行补充与更新, 确保目标库信息与最近几帧目标保持相似性, 保证匹配识别的正确性。

#### 2.2.1 匹配过程

本算法包含两种匹配过程, 分别为 SIFT 特征向量匹配和目标匹配过程。SIFT 特征向量匹配用来对两个目标的特征点进行匹配, 是点到点的匹配; 目标匹配则根据两目标特征点的匹配情况来决定两个目标是否为同一物体。

1) SIFT 特征向量匹配: 两目标的 SIFT 特征向量生成后, 采用特征点特征向量的欧氏距离来作为两目标中特征点的相似性判定度量<sup>[7]</sup>。取目标 1 中的某个特征点, 并找出其与目标 2 中欧氏距离最近的前两个关键点, 在这两个关键点中, 如果最近距离与次最近距离之间的比值小于某个阈值, 则接受这一对匹配点, 认为特征匹配。

2) 目标匹配: 将当前目标的所有特征向量与库中目标分别进行匹配, 记录匹配结果  $N_i$ ,  $N_i$  表示当前目标与目标库中第  $i$  个目标相匹配特征向量的个数, 设  $N$  为当前目标特征向量的总个数, 则此目标与目标库中第  $i$  个目标的匹配率可记为:  $P_i = N_i/N$ 。由于 SIFT 算法做图像匹配时, 不同物体图像匹配率极低<sup>[8]</sup>, 因此可以利用这一特性来判别当前目标与目标库中目标是否匹配。设阈值为  $TH_2$ , 当  $P_i > TH_2$  时, 表明两目标匹配程度较高, 可认为当前目标与目标库第  $i$  个目标匹配。

设目标库中目标个数为  $M$ , 将当前目标与目标库中目标分别进行匹配, 得到匹配结果  $\{P_i (i = 1, \dots, M)\}$ , 记  $n$  为  $\{P_i | P_i > TH_2, i = 1, \dots, M\}$  中元素的个数, 则当  $n = 1$  时, 表明此目标与目标库中第  $i$  个目标匹配, 为同一目标; 当  $n > 1$  时, 表明有多个目标与当前目标相似, 则采用以下方法对目标进行进一步识别:

一般情况下, 两帧之间同一运动物体位移相对较小, 利用此特性可以对目标进行识别。设当前目标与目标库中第  $i$  个目标的欧氏距离  $L_i$  为

$$L_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} \quad (7)$$

式中,  $x, y$  为新目标在当前帧目标的质心坐标,  $x_i, y_i$  为目标库中第  $i$  个目标最后出现的质心坐标, 根据

$$J_i = \beta \times P_i + (1 - \beta) \times \frac{\sum L_i - L_i}{(n - 1) \sum L_i} \quad (8)$$

其中,  $\beta$  为遗忘因子, 最大  $J_i$  值所对应的目标, 即被认为是匹配目标。

#### 2.2.2 更新过程

在目标库中存放的是近期内视频中出现过的物体, 经过一帧后, 必须对库中目标进行实时更新, 放入新出现的目标, 并淘汰长久不出现的目标, 因此目标库存在一个更新过程。在更新过程中, 为目标库中每个目标的每个特征点设置特征留存优先级  $R$ , 设目标  $i$  的第  $j$  个特征留存优先级为  $R_{ij}$ , 它表明该目标  $i$  的特征点  $j$  能被留存在特征库的可能度, 优先级越高, 留下的概率越大。更新的策略如下:

1) 新目标的添加: 若当前目标  $K$  与目标库所有目标均不匹配时, 则认为此目标为新出现的目标, 将目标质心、目标图像以及特征点信息添加进目标库, 其中特征点信息包括特征向量、特征点坐标以及特征留存优先级. 因其为最新出现目标, 其特征留存程度应该最大, 所以令其所有特征点  $R_{ki} = R_{\max}$ .

2) 匹配目标特征的更新: 若当前目标  $K$  与目标库第  $i$  个目标匹配, 对目标库第  $i$  个目标的特征进行更新. 对于第  $i$  个目标中相匹配的特征点, 其所对应的  $R_{ij}$  均置为  $R_{\max}$ , 并将其对应的特征点坐标替换为当前目标相匹配的特征点坐标; 对于第  $i$  个目标未匹配的特征点, 其  $R_{ij}$  减 1; 另外将当前目标中未匹配的特征点信息加入目标库第  $i$  个目标中, 所对应  $R_{ij}$  均置为  $R_{\max}$ .

3) 目标库未匹配目标的更新: 在当前帧所有目标匹配完毕后, 若目标库中仍有目标未得到匹配, 则认为此目标库目标为暂时消失 (未检测到) 或离开场景的目标, 将此目标所有特征留存优先级减 1.

4) 目标特征信息的删除: 由于光线变化、目标形变、拍摄条件等外界因素, 常常使目标局部像素发生变化, 局部像素灰度值的改变导致像素的梯度发生变化, 部分帧产生的 SIFT 的关键点特征属于噪声特征, 当目标某特征留存优先级为 0 时, 说明此特征长期没有得到匹配, 可认为此特征是由局部像素变化引起, 删除目标此点对应的所有特征信息.

5) 目标信息的删除: 当目标所有特征点  $E_{ij}$  均为 0 时, 说明此目标长期没有得到匹配, 是离开场景的目标, 删除此目标 SIFT 特征信息, 只保留目标标号、质心坐标以及目标图像块.

特征留存优先级的设置有利于保留较为稳定的特征, 当稳定特征匹配时, 特征留存优先级更新为  $R_{\max}$ , 近几帧内该特征将一直被保留; 而噪声 (局部像素发生变化) 引起的特征, 由于很难被匹配, 优先级不断减小, 最终将被淘汰. 实验证明, 该处理过程提高了算法对刚性目标与非刚性目标在帧间匹配的稳定性, 实验对视频帧中不同目标进行算法处理, 匹配识别率达到 95% 以上. 算法流程及步骤如图 1 所示.

本文目标跟踪算法步骤如下:

**步骤 1.** 提取运动目标前景, 对目标前景进行 SIFT 变换.

**步骤 2.** 将得到的目标 SIFT 特征与目标库目标分别进行匹配, 找到匹配的目标, 将目标库目标标号赋给与其匹配的当前帧目标, 并对目标库目标信息进行更新.

**步骤 3.** 当一帧所有目标处理完毕, 目标库目标更新完成, 此时用库中目标对视频中的运动目标进行运动分析. 检测目标库中更新了特征坐标的目标, 这些目标就是在当前帧出现的目标, 根据匹配的目标特征坐标, 做最小外接矩形运算, 按标号标定目标位置. 另外, 目标的质心坐标可以用来进行轨迹分析, 目标图像则可以提供不同时刻监控场景所出现的目标.

相对传统算法, 本算法的创新点在于: 1) 由文献 [7] 知, 对于相同目标匹配时,  $P_i$  的值很大, 对于不属于同一目标时,  $P_i$  的值为 0 或者值很小, 另外, 相邻两帧由于目标在较短时刻位移很小, 所以可以得出以下结论, 目标  $L_i$  越小, 则越可能是同一目标, 因此采用双阈值  $P_i$  与  $L_i$ , 大大提高了目标的关联性. 2) SIFT 产生的特征对形变有一定的处理能力, 如果仅仅采用前后两帧的特征向量进行运动分析, 匹配并不稳定, 常常会因为目标的局部像素发生变化而出现跟踪丢失的情况, 对较大的形变 (如转体) 匹配效果也不佳. 因此, 本文引

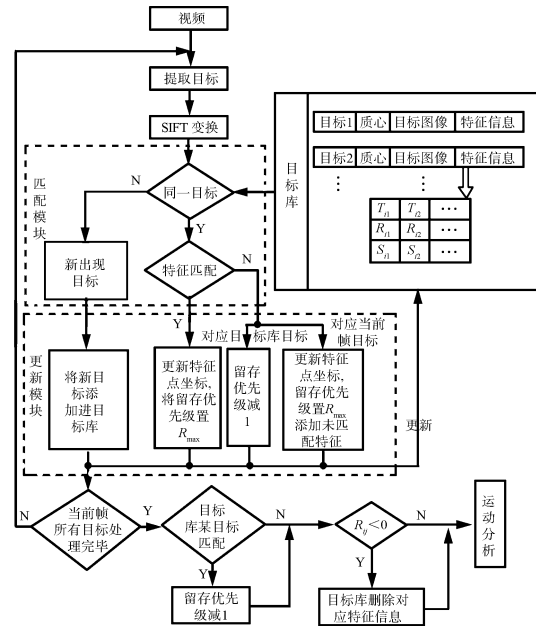


图 1 跟踪系统流程图

Fig. 1 Procedure of the tracking system

入特征留存优先级, 使目标库累积存放目标近几帧所出现的特征, 这样, 当前帧目标并不是与上一帧特征匹配, 而是与其之前近几帧内所出现的特征进行匹配, 增加了目标匹配的稳定性, 克服了形变给跟踪带来的丢失问题. 3) 利用特征留存优先级更新特征, 在保留稳定特征的同时滤除了噪声等引起的特征, 增强了匹配的稳定性. 设置较大的  $R_{\max}$ , 能够使形变产生的特征保留更长时间, 对较大幅度形变也有较好的处理能力, 保证了算法对目标形变、旋转跟踪性能的鲁棒性. 4) 对部分遮挡的鲁棒. 只要目标未被遮挡图像依然产生 SIFT 特征, 就能与目标库目标匹配, 找到关联的目标, 从而继续进行跟踪.

### 3 实验结果及分析

跟踪方法分别对室内环境与室外环境进行实验. 视频分辨率均为 320 像素  $\times$  240 像素, 目标匹配算法运行在 2.0 GHz Core™ CPU 处理器上, 算法用 Matlab 实现. 实验中 SIFT 特征生成和匹配的参数设置与第 2.1 节中的相同.

#### 3.1 背景检测实验结果与分析

##### 3.1.1 与帧间差分法的比较

图 2 是本文第 1 节算法与帧间差分法的对比, 两种算法二值化阈值设为 20. 实验结果证明, 本文算法能够提取出前景目标所有相关的特征像素点, 克服了帧间差分法在运动实体内部容易产生空洞现象的不足.

##### 3.1.2 与背景减除法的比较

如图 3 所示, 背景减除法的背景更新模型为

$$B(x, y, t) = \alpha \times I(x, y, t) + (1 - \alpha) \times B(x, y, t - 1) \quad (9)$$

遗忘因子  $\alpha$  分别取值为 0.1 与 0.25. 实验结果表明, 当  $\alpha = 0.1$  时, 提取的背景较好, 但是遗忘因子  $\alpha$  对背景更新较慢, 历史帧对当前检测影响较大, 检测到的前景尾部较大; 当  $\alpha = 0.25$  时, 遗忘因子  $\alpha$  对背景更新快, 但是提取的背景效果不佳. 相对背景减除法, 本文算法提取的背景与目标前景更为准确.

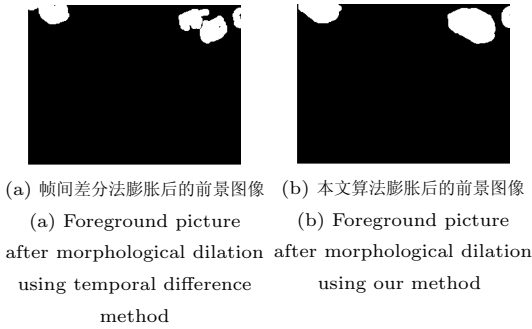


图 2 本文算法与帧间差分法提取前景效果比较  
Fig. 2 Comparison of foreground subtraction between temporal difference method and ours

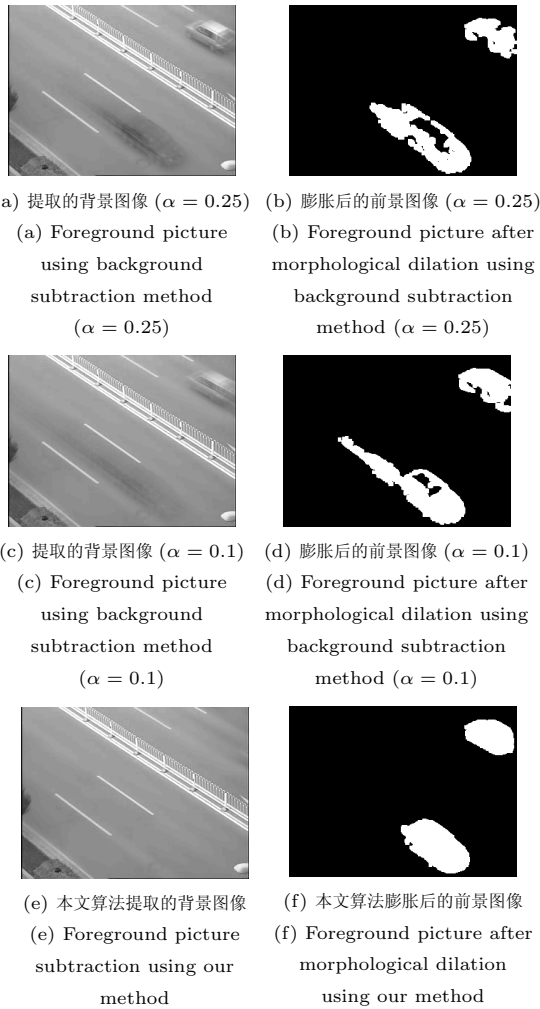


图 3 本文算法与背景减除法提取前景效果比较  
Fig. 3 Comparison of foreground subtraction between background subtraction method and ours

3.1.3 与高斯背景建模的对比

图 4 为本文算法与高斯混合模型提取前景的比较, 其中高斯混合模型数为 3。由实验结果可知, 本文算法与高斯混合模型背景建模, 能够较为完整地提取目标前景图像, 通过对 100 帧图像处理的时间记录可知 (见表 1), 本文算法较高斯背景建模效率明显提高。

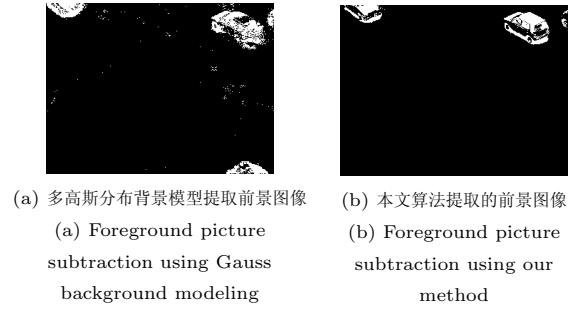


图 4 本文算法与高斯背景建模的对比  
Fig. 4 Comparison of foreground subtraction between Gauss background modeling method and ours

表 1 本文算法与高斯背景建模处理视频帧效率对比  
Table 1 Comparison of video processing efficiencies between Gauss background modeling method and ours

算法	帧数	平均费时 (s)
本文算法	100	0.2081
高斯背景建模	100	0.6699

3.2 跟踪算法实验结果与分析

3.2.1 算法对多目标关联的鲁棒性

图 5 中, 左上图为算法的跟踪结果 (图中当前帧与目标库目标匹配的特征点用“+”表示), 右上图为提取的前景目标, 左下图是帧间差分构建的背景, 右下图是原始帧。对一段视频进行本文跟踪算法处理, 得到表 2 结果。



图 5 本文算法对多个目标的跟踪效果  
Fig. 5 Effect of multi-object tracking using our method

表 2 算法在不同场景下目标跟踪的匹配结果  
Table 2 Results of object matching process using our method in different scenes

环境	人	车	$R_{max}$	匹配的人	匹配的车	精度 (%)
室外	0	100	1	0	75	75
室外	0	100	2	0	84	84
室外	0	100	3	0	97	97
室内	100	0	5	91	0	91

由表 2 知, 算法对多目标匹配关联较为稳定, 当  $R_{max}$  值为 3 时, 对刚性目标识别的精度在 95% 以上, 由于非刚性形变在移动中特征发生改变, 要稳定跟踪目标, 需要保留的帧信息较多, 本文算法设置  $R_{max}$  的值为 5 时, 跟踪的精度达到 91%。

### 3.2.2 留存优先级 $R_{\max}$ 对算法的影响

由于监控摄像头拍摄视频的角度原因,图5中各机动目标在监控场景中出现的帧数不同,如在快车道的车辆可能出现了30多帧,在慢车道却只有几帧.为了统一标准,本算法将出现帧数超过25帧的目标车辆作为样本,对50个样本作统计,记录  $R_{\max}$  值对目标匹配稳定性的影响.统计结果如图6所示.

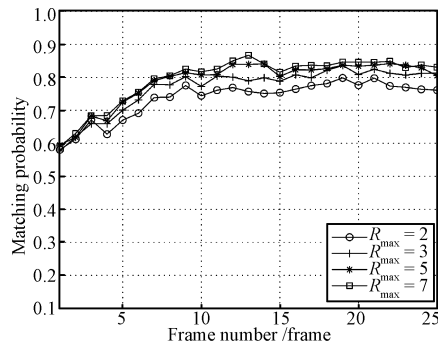


图6 留存优先级  $R_{\max}$  对算法匹配概率的影响

Fig. 6 Influence of  $R_{\max}$  on matching probability

由图6知,对于单个目标曲线,目标在1~7帧时,由于目标进入场景中的车体面积逐渐增大,特征数目也逐渐增多,因此匹配的概率不断增大,在8~25帧时,目标车体完全出现在监控场景当中,匹配趋于稳定.取不同  $R_{\max}$  值,研究  $R_{\max}$  对目标算法稳定性影响,可以看到  $R_{\max}$  值越大,匹配越稳定,当  $R_{\max}$  值为7时,匹配的概率趋于0.8~0.9之间.在实验中,当  $R_{\max}$  取值为1或2时,由于目标保留的特征信息少,在目标刚出现在场景时,暴露在摄像头中的实物图像小,产生的特征少,容易跟踪丢失(如表2所示);当  $R_{\max}$  取值过大,虽然匹配稳定性得到增强,但是存储的帧信息过多(保留的噪声特征也多),匹配花费的时间也相应增加.因此,本算法对于刚性目标跟踪  $R_{\max}$  取值为3,非刚性目标跟踪  $R_{\max}$  取值为5.

### 3.2.3 对非刚性目标形变的鲁棒

实验对非刚性目标采用  $180^\circ$  转体(如图7所示),在转

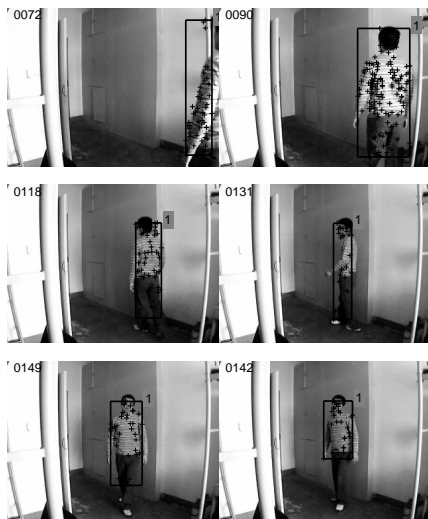


图7 算法在非刚性目标形变下的跟踪效果

Fig. 7 Effect of object tacking in no-rigid deformation conditions

体过程中,算法不断对历史特征进行更新.实验结果表明,算法对形变具有较高的鲁棒性.

## 4 结束语

针对目标跟踪中出现的难点,本文提出了一种基于SIFT累积特征点对目标进行运动分析的跟踪算法.用帧间差分信息建立更新背景,提取目标SIFT特征;然后对历史帧目标特征信息进行匹配更新,通过更新,算法保留了正确稳定的SIFT特征匹配点以及近几帧的特征信息,并有效地剔除了SIFT算法产生的误配点,显著地改善了SIFT算法对于视频中运动目标的匹配结果;最后利用匹配的目标特征对目标进行运动分析,确定目标位置.实验证明,该算法对多目标的关联进行了较好的匹配,对非刚性目标的形变、旋转具有较强的跟踪鲁棒性.

## References

- 1 Yilmaz A, Javed O, Shah M. Object tracking: a survey. *ACM Computing Surveys*, 2006, **38**(4): 229–240
- 2 Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**(5): 564–575
- 3 Feng Z R, Lu N, Jiang P. Posterior probability measure for image matching. *Pattern Recognition*, 2008, **41**(7): 2422–2433
- 4 Hu W M, Tan T N, Wang L, Maybank S. A survey on visual surveillance of object motion and behaviors. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, 2004, **34**(3): 334–352
- 5 Zhou H Y, Yuan Y, Shi C M. Object tracking using SIFT features and mean shift. *Computer Vision and Image Understanding*, 2009, **113**(3): 345–352
- 6 Suga A, Fukuda K, Takiguchi T, Ariki Y. Object recognition and segmentation using SIFT and graph cuts. In: *Proceedings of the 19th International Conference on Pattern Recognition*. Tampa, USA: IEEE, 2008. 1–4
- 7 Lowe D G. Distinctive image features from scale invariant key points. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **60**(2): 91–110
- 8 Lowe D G. Object recognition from local scale invariant features. In: *Proceedings of the 7th International Conference on Computer Vision*. Corfu, Greece: IEEE, 1999. 1150–1157

蔺海峰 西安通信学院硕士研究生. 主要研究方向为计算机视觉与智能系统. 本文通信作者. E-mail: hf\_jr@sina.com

(LIN Hai-Feng Master student at Xi'an Communications Institute. His research interest covers computer vision and intelligent system. Corresponding author of this paper.)

马宇峰 西安通信学院副教授. 主要研究方向为多媒体通信、图像处理、图像压缩与视频编码. E-mail: mauf@163.com

(MA Yu-Feng Associate professor at Xi'an Communications Institute. His research interest covers multimedia communication, image processing, image compression, and video coding.)

宋涛 西安通信学院硕士研究生. 主要研究方向为计算机视觉与智能系统. E-mail: stdbbjj@163.com

(SONG Tao Master student at Xi'an Communications Institute. His research interest covers computer vision and intelligent system.)