

# 基于小波提升框架的图像序列中 运动目标检测算法

郑世友 费树岷 龙飞

(东南大学自动化研究所, 南京 210096)

**摘要** 图像序列中运动目标的检测和跟踪是智能监测系统中的重要问题,为了提高运动目标识别的效率和准确性,同时解决目标运动中的形变造成的检测困难,首先针对传统的运动目标检测算法所存在的局限,把小波提升框架运用到运动目标的检测中,然后充分利用小波的多分辨率特性和提升框架可以直接在时空域内设计的优点,再结合可变模板方法,提出了一种新的基于小波提升框架的运动目标检测算法。实验结果表明,新方法较好地解决了目标运动中因形变造成的检测困难,并提高了检测效率和速度。

**关键词** 多分辨率 运动目标检测 提升框架 变模板匹配 小波变换

**中图分类号**: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2005)05-0596-07

## A New Algorithm of Moving Target Detection in Image Sequence Based on the Lifting Scheme

ZHENG Shi-you, FEI Shu-min, LONG Fei

(Research Institute of Automation, Southeast University, Nanjing 210096)

**Abstract** In surveillance system, moving target detection in image sequence is a very significant and difficult problem. The objective of this research was to present a new detection method to enhance the efficiency and accuracy of moving target recognition, and to resolve the difficulties brought by target distortion. The detail theory and algorithm of a new detection method, which was based on the lifting scheme of wavelet and deformable template technique, were described. The multi-scale images were used to improve the target matching efficiency, and the deformable templates were used to tracking the target distortions. The results indicated that the moving objects detected by the new method based on the lifting scheme were more robust than those detected by traditional methods. In addition, the detection speed became more rapid. The results seem to suggest that the new method be with efficiency and accuracy advantages in computer version.

**Keywords** multiscale, moving target detection, lifting scheme, deformable matching, wavelet transform

## 1 引言

随着机器人和各种智能系统技术的发展,运动目标的检测和跟踪技术越来越受到关注,也开始在军事、国防和民用等诸多领域得到了广泛的应用,如自动视频监控、军事视觉制导、智能交通系统等等。基于图像序列的运动目标检测和跟踪是指在图像序列中实时地检测出运动目标,并跟踪它们<sup>[1]</sup>。

常见的运动目标检测算法有基于相邻帧差的算法<sup>[2]</sup>和基于背景图像与当前帧差的算法<sup>[3]</sup>,但运用基于相邻帧差的算法进行运动目标检测,常常存在如下不足:(1)当场景中的目标没有显著运动时,往往会在目标检测时,漏掉本应属于目标的区域<sup>[2]</sup>;(2)当物体被遮挡时(特别是全遮挡时)也会造成大的检测误差,需要进行相应的处理;(3)对由于树木摇动或是日照的变化造成的噪声较敏感。基于背景和当前帧差的算法是指利用背景图像与当前帧图像

收稿日期:2004-05-13;改回日期:2004-11-30

第一作者简介:郑世友(1972~),男。2003年获东南大学自动化所控制理论与控制工程专业工学硕士学位,现为东南大学自动化研究所博士研究生。现研究方向为小波分析、图像分析和理解、计算机视觉等。E-mail: automationbs@seu.edu.cn

的差进行目标检测,但使用这种方法进行目标检测和提取时,当场景中有目标从静止突然开始运动时,会出现错误的检测结果<sup>[2,3]</sup>。总之,传统的这些算法在实际场景中往往不能精确地检测,并提取出运动目标,从而给后续的处理带来一定的困难,而且由于这些方法大多是使用固定的模板对图像进行全局搜索匹配定位处理,常常因计算量比较大而不能满足一些实时系统对处理快速性的要求,因此如何提高目标检测和跟踪的速度和准确性越来越受到关注。另外由于固定模板也不能很好地适应目标运动中的形变,甚至会造成目标丢失或误跟踪,所以研究具有更好鲁棒性的检测和跟踪算法也是当务之急。

小波是一种有力的信号处理工具,由于其具有很好的时频特性,因此在运动目标检测和跟踪技术中得到了广泛的应用<sup>[3-5]</sup>。这些应用大多是使用传统的小波 Mallat 算法<sup>[6,7]</sup>来实现,但是由于 Mallat 算法是以傅里叶变换为基础,因此直接在时空域中设计滤波器比较困难,并且计算量较大。为克服这些局限,本文将近年来小波理论重要发展之一的小波提升框架(Lifting Scheme)<sup>[8-12]</sup>运用到运动目标的检测中,以充分利用小波提升框架可以直接在时空域中设计和计算量较小的优点,并结合变模板匹配技术,提出了一种新的检测算法。试验表明,新算法较好地解决了图像序列中运动目标变形的检测问题和传统方法漏检测的局限,不仅加快了算法的速度,而且提高了目标跟踪的匹配效率。

## 2 小波提升框架及其优点

小波提升框架<sup>[8-12]</sup>是由 Sweldens 等人于 1994 年开始提出的一种小波快速算法。小波提升框架有别于小波变换传统 Mallat 算法的是:传统 Mallat 算法是先对信号滤波,再进行抽二采样,而小波提升框架则是先将原始离散样本信号进行奇偶分割,然后再对奇偶样本点进行滤波处理。实践表明,它比传统的 Mallat 算法至少减少了一半运算量。

为了简单清楚地说明其工作原理,且不失一般性,这里先以 1 维信号变换为例来进行说明。简单的说,小波提升框架由分割、预测和修正 3 步组成(如图 1 所示)。

分割(lazy wavelet transform) 把  $j+1$  尺度下的信号  $\lambda_{j+1}$  分成偶抽样点  $\lambda_j$  和奇抽样点  $\gamma_j$ 。

预测(对偶提升) 由  $\lambda_j$  预测  $\gamma_j$ ,并用预测误差

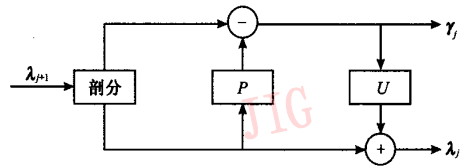


图 1 1 维小波提升框架:正变换  
Fig. 1 The 1D lifting scheme, transform

代替  $\gamma_j$ :

$$\gamma_j \leftarrow \gamma_j - P(\lambda_j)$$

其中,  $P$  为预测算子。

修正(提升) 用  $\gamma_j$  修正  $\lambda_j$ :

$$\lambda_j \leftarrow \lambda_j + U(\gamma_j)$$

其中,  $U$  为修正算子。

用提升框架实现小波变换的一个很重要的优点是它把滤波器问题分解为一些基本的步骤,不仅其中每一步都是可逆的,并且逆变换非常简单,其也是 3 步(如图 2 所示)。

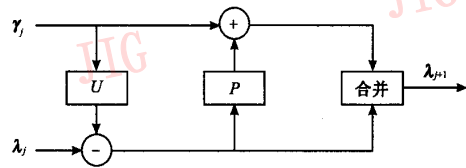


图 2 1 维小波提升框架:逆变换  
Fig. 2 The 1D lifting scheme, inverse transform

反修正  $\lambda_j \leftarrow \lambda_j + U(\gamma_j)$

反预测  $\gamma_j \leftarrow \gamma_j - P(\lambda_j)$

合并  $\lambda_{j+1} \leftarrow \lambda_j \cup \gamma_j$

从小波提升框架的工作原理可以看出,提升小波具有如下优点<sup>[8-10]</sup>:

- (1) 本位操作 由于所有运算可作本位操作,因此可节省内存资源;
- (2) 效率高 利用复合复制,减少了浮点运算量;
- (3) 并行性 一个提升步骤中的所有操作是并行的,而多个提升步骤之间是串行的;
- (4) 逆变换 由于逆变换只需简单地改变代码执行的先后顺序,因此具有与正变换相同的计算复杂性;
- (5) 通用性 由于变换过程中不必依赖傅里叶变换,因此很容易推广到一般性的应用领域;
- (6) 易于构造非线性小波变换(如整数变换)。

若将其推广到 2 维图像,则 2 维离散小波变换的变换与逆变换过程如图 3、图 4 所示。图中  $A_{2j+1}^d f$  为  $j+1$  尺度上的原始图像,  $A_{2j}^d f$ 、 $D_{2j}^1 f$ 、 $D_{2j}^2 f$ 、 $D_{2j}^3 f$  为

$A_{2^j+1}^d, f$  分解后的图像,  $P$  是预测算子,  $U$  是修正算子。

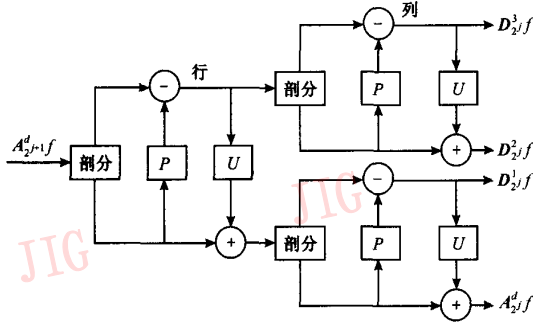


图 3 2 维小波提升框架: 正变换  
Fig. 3 The 2D lifting scheme, transform

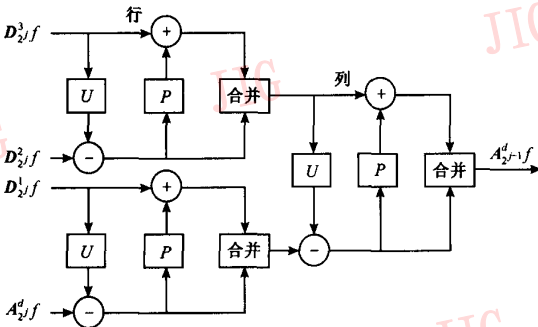


图 4 2 维小波提升框架: 逆变换  
Fig. 4 The 2D lifting scheme, inverse transform

### 3 使用小波提升框架对图像序列进行变换

由于小波提升框架保持了小波的传统优点, 还具有传统 Mallat 算法无法比拟的独特优点, 同时一些学者已经开始研究它的硬件实现<sup>[13]</sup>, 具有良好的工程前景, 特别是它可以直接在时空域中设计, 且计算量小, 因此将它引入目标检测和跟踪是一个很有

意义的选择。

从小波提升框架工作原理可以知道, 它是基于这样的假设, 即对于一个有意义的 1 维离散信号样本来说, 由于相邻样本具有较大的相关性, 因此可以使用偶样本点来预测奇样本点, 其预测误差即为小波系数, 同时用预测误差来修正偶样本, 然后即可将结果作为较粗尺度下的信号。

为了使用 2 维小波提升框架来对图像序列进行变换, 本文做如下假设: 从待跟踪或检测场景获得的图像序列, 其相邻两帧之间对应像素点的灰度值具有很高的相关性。业已证明, 大多数有意义的实际系统都能满足这个假设。考虑如下理想情况: 如果光照和环境条件保持不变, 也不考虑摄影机本身运动 (不考虑视角变化) 和噪声影响, 则同一场景获得的相邻两帧图像中除了运动物体所在的区域部分外, 其他对应像素点的灰度值都相同。因此, 图像序列中的相邻两帧可以相互预测。

所谓图像序列的小波变换是指对图像序列中相邻两帧融合生成的图像进行小波变换。融合图像的求取方法如下:

设  $I_{k-1}(i, j)$  和  $I_k(i, j)$  (其中  $i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$ ) 为图像序列中的第  $k-1$ 、 $k$  帧  $m \times n$  大小的图像  $(i, j)$  像素点的灰度值, 且

$$I_{k-1} = \begin{bmatrix} I_{k-1}(1,1) & I_{k-1}(1,2) & \dots & I_{k-1}(1,n) \\ I_{k-1}(2,1) & I_{k-1}(2,2) & \dots & I_{k-1}(2,n) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ I_{k-1}(m,1) & I_{k-1}(m,2) & \dots & I_{k-1}(m,n) \end{bmatrix}$$

$$I_k = \begin{bmatrix} I_k(1,1) & I_k(1,2) & \dots & I_k(1,n) \\ I_k(2,1) & I_k(2,2) & \dots & I_k(2,n) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ I_k(m,1) & I_k(m,2) & \dots & I_k(m,n) \end{bmatrix}$$

则经过间隔插值后的第  $k$  帧融合图像为

$$A_k = \begin{bmatrix} I_{k-1}(1,1) & I_k(1,1) & I_{k-1}(1,2) & I_k(1,2) & \dots & I_{k-1}(1,n) & I_k(1,n) \\ I_k(1,1) & I_k(1,1) & I_k(1,2) & I_k(1,2) & \dots & I_k(1,n) & I_k(1,n) \\ I_{k-1}(2,1) & I_k(2,1) & I_{k-1}(2,2) & I_k(2,2) & \dots & I_{k-1}(2,n) & I_k(2,n) \\ I_k(2,1) & I_k(2,1) & I_k(2,2) & I_k(2,2) & \dots & I_k(2,n) & I_k(2,n) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ I_{k-1}(m,1) & I_k(m,1) & I_{k-1}(m,2) & I_k(m,2) & \dots & I_{k-1}(m,n) & I_k(m,n) \\ I_k(m,1) & I_k(m,1) & I_k(m,2) & I_k(m,2) & \dots & I_k(m,n) & I_k(m,n) \end{bmatrix}$$

选择这样融合图像的原因是为了在提升框架中能够用第  $k$  帧图像来预测第  $k-1$  帧图像, 因为小波

图像可以反应两帧图像的差异, 以便使更新后的第  $k$  帧图像可作为融合图像在较粗尺度下的图像。

与此相对应,一幅  $2m \times 2n$  大小的离散图像  $A$  可以经过如下方法间隔采样成  $m \times n$  大小的奇采样子图  $A^{odd}$  和  $m \times n$  大小的偶采样子图  $A^{even}$ 。设

$$A = \begin{bmatrix} A(1,1) & A(1,2) & \cdots & A(1,2n) \\ A(2,1) & A(2,2) & \cdots & A(2,2n) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ A(2m,1) & A(2m,2) & \cdots & A(2m,2n) \end{bmatrix}$$

则间隔采样后的子图像为

$$A^{odd} = \begin{bmatrix} A(1,1) & A(1,3) & \cdots & A(1,2n-1) \\ A(3,1) & A(3,3) & \cdots & A(3,2n-1) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ A(2m-1,1) & A(2m-1,3) & \cdots & A(2m-1,2n-1) \end{bmatrix}$$

$$A^{even} = \begin{bmatrix} A(2,2) & A(2,4) & \cdots & A(2,2n) \\ A(4,2) & A(4,4) & \cdots & A(4,2n) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ A(2m,2) & A(2m,4) & \cdots & A(2m,2n) \end{bmatrix}$$

使用小波提升框架对图像序列进行变换的详细算法如下:

(1) 根据实际系统要求,设计合适的预测算子  $P$  和修正算子  $U$ ,其详细的设计算法见文献[8~11]。设计时,应考虑因摄像机的平移和旋转带来的图像配准问题,其解决方法是设计几组  $P$ 、 $U$ ,其中一组针对摄影机没有运动的情况,其他组针对摄影机运动的情况。这里假定摄影机的运动规律预先已知。

(2) 将图像序列的第  $k-1$ 、 $k$  帧  $m \times n$  大小的图像,采用间隔插值方法融合后构成第  $k$  帧融合图像  $A_k$ 。

(3) 将融合图像  $A_k$  带入预先设计好预测算子  $P$  和修正算子  $U$  的提升框架中进行变换。

### 4 运动目标区域的确定

设计合适的  $P$  和  $U$  就可以得到意义明确的小波图像和较粗尺度下的图像。由提升框架原理可知,对于图像序列的相邻两帧,使用间隔插值方法融合后的图像  $A_{2j+1}^d$ ,其第 1 次变换后的行高频列高频小波图像  $D_{2j}^3 f$  反映的是两帧图像的差异,它虽然不是传统定义的差分图像,但也能反应出运动物体造成的差异,本文称它为类差分图像  $\Delta E$ ,其  $(i,j)$  点的灰度值为  $\Delta E(i,j)$ 。这样,在确定目标运动区域时,可先对  $\Delta E$  进行一些预处理,即可得到反映运动目标可能存在区域的图像  $M_k$ 。

如果  $I_{k-1}(i,j)$ 、 $I_k(i,j)$  为图像序列第  $k-1$ 、 $k$  帧

图像在  $(i,j)$  点的灰度值,且用序列图像的小波变换方法进行一次变换计算出了类差分图像  $\Delta E_k$ ,则第  $k$  帧图像的  $M_k$  可以用下式获得:

$$M_k(i,j) = \begin{cases} I_k(i,j) & \Delta E_k(i,j) \geq T_{\Delta E} \\ 0 & \Delta E_k(i,j) < T_{\Delta E} \end{cases}$$

其中,类差分图像灰度阈值  $T_{\Delta E}$  由实验确定,本文  $T_{\Delta E}$  选择量化器灰度级数的 15%。例如量化器可提供 256 个灰度级,则可以选择  $T_{\Delta E} \approx 40$ 。

求出第  $k$  帧图像  $M_k$  后,即可在其基础上求出第  $l$  个可能的目标运动区域  $R_l^{motion}$ 。可能的目标运动区域可用如下方法求取:

设  $N = \{(i,j) | i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n\}$  为图像  $M_k$  的所有像素点集合,且图像  $M_k$  中存在  $t$  个区域,其第  $l$  个区域为  $S_l = \{x | M_k(x) \neq 0\}$ ,  $l = 1, 2, \dots, t$ ,  $S_a \cap S_b = \emptyset$ , 如果  $\forall \omega \in N, M_k(\omega) \neq 0$ , 且存在  $\theta \in S_l$ , 使  $|\theta - \omega| < T$ , 则  $\theta \in S_l$ 。并将区域  $S_l$  的外接矩形  $R_l^{motion}$  (矩形的长宽为区域水平和垂直方向长度) 称为可能的目标运动区域,这里距离可以使用传统的欧式距离或者街坊距离等,  $T$  为预先设定的阈值。用上述方法可以在  $M_k$  中求出  $t$  个可能的目标运动区域,记为  $R_1^{motion}, R_2^{motion}, \dots, R_t^{motion}$ 。显然图像  $M_k$  包含的这些运动区域是由所有运动物体产生的。为去除这些区域中的干扰区域,以便缩小后面的匹配搜索范围,需首先预测 2 维图像中运动目标的速度矢量  $V = [u, v]^T$  (像素/帧时)<sup>[14]</sup>。假设对第  $k$  帧进行计算,如果此时第  $k-2$ 、 $k-1$  帧已经匹配成功,且匹配区域为  $\hat{R}_{k-2,l}^{motion}, \hat{R}_{k-1,l}^{motion}$ , 则  $V$  可以用前面匹配区域  $\hat{R}_{k-2,l}^{motion}$  和  $\hat{R}_{k-1,l}^{motion}$  的中心来预测 (如图 5 所示,假设运动目标为车辆)。如果是对图像序列的开始两帧进行计算,则设置经验初始速度  $V_0$ 。

然后使用下面的算法求取期望的目标运动区域。

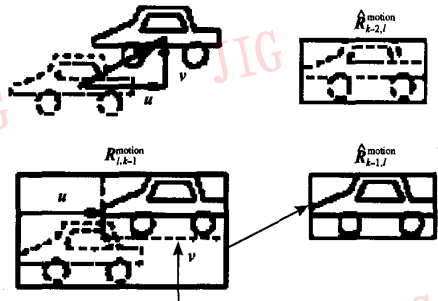


图 5 速度矢量  $V$  的求取和运动区域的修剪

Fig. 5 The velocity vector of the target in 2D image and motion cropping

(1) 首先去除过小的区域。如果区域  $R_{l,k-1}^{\text{motion}}$  ( $0 \leq l \leq t$ ) 的长宽小于目标模板长宽的  $\eta$  ( $0 < \eta < 1$ ) 倍,则认为它不可能是目标的运动区域,应予以去除。

(2) 以前一次的匹配中心为圆心,以  $\alpha \|V\|$  ( $\alpha \geq 1$ ) 为半径画圆,先将和圆有交点或者包含在圆内的区域  $R_{l,k-1}^{\text{motion}}$  ( $0 \leq l \leq t$ ) 作为期望的目标运动区域,然后调整  $\alpha$  ( $\alpha \geq 1$ ) 的值,直到至少有一个这样的区域存在。

(3) 如果使用后面的匹配算法,在求取出的所有期望目标运动区域中没有匹配成功,则去除这些运算过的区域,然后增加  $\alpha$  ( $\alpha \geq 1$ ) 的值,返回步骤(2)。如果匹配成功,则停止;否则,继续步骤(3),直到圆覆盖整个图像为止。

## 5 运动目标的检测算法

本算法以待检测物体的目标图作为初始模板,在跟踪过程中,可根据运动分析获得的可变模板的位置以及现有参数来更新模板。算法步骤为:(1)计算图像序列和模板的小波变换;(2)由类差分图像确定运动目标可能存在的区域;(3)利用由粗到精的模板和对应尺度下的图像目标区域匹配定位来精确确定运动目标的位置,以完成对运动目标的检测。

在图像中检测物体的基本方法之一是模板匹配,一种传统的匹配算法为:设已知目标对象的图像模板为  $D$ ,其大小为  $J \times K$ ,待考察的图像  $F$  的大小为  $L \times W$  ( $L > J, W > K$ ),其匹配过程是把模板  $D$  叠加到图像  $F$  上,并比较  $D$  与它覆盖下的子图像的差别。如果差别小于某事先设定的阈值,则认为  $D$  在该处与  $F$  的子图有较好的匹配,即检测出了目标对象。若对待匹配的区域进行逐个像素的扫描,并实施上述运算,则可在检测是否存在目标的同时,就可以确定目标的精确位置。匹配的数学描述为

$$\varphi(i, j) = \sum_{m=1}^J \sum_{n=1}^K [F_{(i,j)}(m, n) - D(m, n)]^2$$

$\varphi(i, j)$  的值越小,则表明图像在该点和模板的匹配越好。如果  $\varphi(i, j) = 0$ ,则表示在该点两者完全匹配。

另一种匹配算法就是相关系数法<sup>[15]</sup>。 $L \times W$  大小的数字图像  $F$  与  $J \times K$  大小的子图像  $D$  在图像  $F$  中像素点  $(i, j)$  的相关系数值  $r(i, j)$  定义为

$$r(i, j) = \frac{\sum_m \sum_n F(m, n) D(m - i, n - j)}{\left[ \sum_m \sum_n F^2(m, n) \right]^{1/2}}$$

其中,  $i = 0, 1, \dots, L - 1; j = 0, 1, \dots, W - 1$ 。

图像像素点  $(i, j)$  的归一化相关系数值  $r_{\text{normal}}(i, j)$  定义为

$$r_{\text{normal}}(i, j) = \frac{\sum_m \sum_n F(m, n) D(m - i, n - j)}{\left[ \sum_m \sum_n F^2(m, n) \right]^{1/2}}$$

当像素点的坐标  $(i, j)$  变化时,子图像  $D$  沿着图像  $F$  移动,即可以得到归一化相关系数集  $r_{\text{normal}} = \{r_{\text{normal}}(i, j) | i = 0, 1, \dots, L - 1; j = 0, 1, \dots, W - 1\}$ 。如果在  $(i, j)$  点,其归一化相关系数值  $r_{\text{normal}}(i, j)$  最大,就表明  $D$  和  $F$  在此处最匹配。

通过平移模板图像进行逐点模板匹配的方法存在下列局限:

(1) 计算量大。计算量随着模板所包含的像素增加而迅速增大,而且匹配计算的次数也随着待匹配区域的增大而增多。

(2) 对因视角变化或者因目标的非刚性运动而造成的目标形变,跟踪匹配效果不好。甚至当误差积累到一定程度会丢失目标。

(3) 对光照、噪声和灰度变化很敏感。

针对这些不足,本文提出一种可变模板匹配的思想,用来进行运动目标的检测。

### 5.1 模板的选取和更新

变模板匹配法<sup>[14,16,17]</sup>就是在计算归一化相关系数或是差别系数的基础上,再使用本文第4部分方法获得的第  $l$  个目标运动区域  $R_{l,k-1}^{\text{motion}}$  和当前的模板  $D_k$  来更新模板,并作为下一帧和后续帧的匹配模板和基础。

一种简单的更新方法是:如果在第  $k$  帧时,需要更新模板,设  $R_{l,k-1}^{\text{motion}}$  ( $0 \leq l \leq t$ ) 为第  $k - 1$  帧中第  $l$  个运动目标所在的运动区域,并将使用图5所示的方法对  $R_{l,k-1}^{\text{motion}}$  进行修剪后的区域记为  $\hat{R}_{k-1,l}^{\text{motion}}$ ,则

$$D_k = \hat{R}_{k-1,l}^{\text{motion}}$$

如果不考虑其他运动物体的运动区域和目标的运动区域间的重叠或者粘连,上述方法能够使模板较好地跟踪目标的形变,但是由于实际系统常常要面临运动区域的重叠或是粘连的情况,故本文将上述方法作一些改进:

除了求取  $\hat{R}_{k-1,l}^{\text{motion}}$  外,还以第  $k - 1$  帧时的匹配位置为中心,以  $D_{k-1}$  的长宽在第  $k - 1$  帧原图像上截取子图像  $P_{k-1}$ ;然后分别计算  $\hat{R}_{k-1,l}^{\text{motion}}$  与  $\hat{D}_{k-1}$  的相关系数的最大值  $r_{\text{max}}$  和第  $k$  帧截取的子图像  $P_k$  与  $D_{k-1}$  的相关系数  $r_1$ ,其中  $\hat{D}_{k-1}$  求取方法如下:设  $\hat{R}_{k-1,l}^{\text{motion}}$  为  $m \times n$  大小的图像,  $D_{k-1}$  为  $t \times s$  大小的图

像,取  $M = \max\{m, t\}$ ,  $N = \max\{n, s\}$ , 将  $D_{k-1}$  扩展成  $M \times N$  大小的图像  $\hat{D}_{k-1}$ , 且将图像扩展部分的灰度值设置为 0, 则

$$D_k = \begin{cases} \hat{R}_{k-1,l}^{\text{motion}}, & r_{\max} > r_1 \\ P_{k-1}, & r_{\max} \leq r_1 \end{cases}$$

为了避免模板更新过于频繁,可计算前一次和当前匹配的相关系数的差值  $\Delta r_i = r_{i-1} - r_i$ , 只有当相关系数差值  $\Delta r_i$  大于给定的阈值  $\Delta r$  时,才更新模板。相关系数阈值  $\Delta r$  是由实验得出的经验值,本文选择  $\Delta r = 0.2$ , 且在  $r < 0.95$  时,更新模板。

### 5.2 检测算法

虽然目标图像中感兴趣目标会随着帧与帧之间视角变化而发生变化,同时运动目标的非刚性运动也会造成形状和光照强度等信息的变化,但是由于目标运动和变形在相邻连续几帧之间的变化并不大,因此可以使用当前图像帧为下一帧和后续帧提供合理的初始信息。结合小波变换优良的多分辨率特性,本文设计了一种新的运动目标检测算法,其详细的运动目标检测过程如下(这里使用相关系数匹配法):

- (1) 输入图像序列和初始化目标模板;
- (2) 先用间隔插值法融合当前图像和前一帧图像,再用同样的方法融合两幅当前模板。

(3) 将融合后的图像分别用具有相同预测算子和修正算子的小波提升框架进行变换,即得到一系列低分辨率的图像和小波图像。设  $A_{2^j}^d f, D_{2^j}^1 f, D_{2^j}^2 f, D_{2^j}^3 f$  为图像  $A_{2^{j+1}}^d f$  分解后的图像,则使用第 1 次迭代的小波系数  $D_{2^j}^3 f$  来确定期望的目标运动区域  $\hat{R}_{l_1}^{\text{motion}}, \hat{R}_{l_2}^{\text{motion}}, \dots, \hat{R}_{l_p}^{\text{motion}}$  ( $0 < p \leq t$ ), 再分别对这些区域进行偶间隔采样,即可获得一系列不同分辨率下图像的运动区域,然后就可利用这些区域定位目标在

相应分辨率图像上的区域约束。如果没有运动区域,则转步骤(5)。

(4) 对第  $g$  个期望的目标运动区域  $\hat{R}_g^{\text{motion}}$ ,  $g \in \{l_1, l_2, \dots, l_p\}$  如果在尺度  $j$  下的检测目标与期望目标的最大相关系数  $r_{\max}^{(j)}$  大于或等于预先设定的此分辨率下检测目标与期望目标的相关系数阈值  $T_h^{(j)}$ , 就认为检测到匹配目标,则停止搜索;如果  $T_l^{(j)} \leq r_{\max}^{(j)} < T_h^{(j)}$  (其中,  $h$  代表 high,  $l$  代表 low), 则搜索较高尺度下的区域;如果  $r_{\max}^{(j)} < T_l^{(j)}$  则认为此区域不存在运动目标,则跳出此区域,搜索下一个区域;如果从粗到精搜索完也没有匹配结果,且各个尺度下检测目标与期望目标的最大相关系数的最大值  $r_{\max} \geq \hat{T}$  ( $\hat{T}$  为期望的阈值), 则更新模板后,重新搜索,否则跳出此区域,搜索下一个区域。如果搜索完所有期望的运动区域也没有检测到目标,则用第 4 部分的算法来求取新期望运动区域,并重新搜索。如果还是没有匹配成功,则转步骤(5)。

(5) 搜索当前原始图像,以上一次匹配区域为中心扩展搜索区域,并用原模板去匹配。如果检测到目标,则停止;否则直到搜索完整个图像为止。

## 6 实验结果及分析

图 6 是使用新方法对车辆进行检测和跟踪的实验结果,同时与使用传统的方法进行了比较:从实验数据上比较,使用传统算法,跟踪到 40 帧时,固定模板已经不能适应目标的形变,以致目标丢失;而采用新算法后,由于算法对目标形变的适应性大大提高,因此到 380 帧时,目标的检测和跟踪依然很精确,并且跟踪的效率有很大的提高。

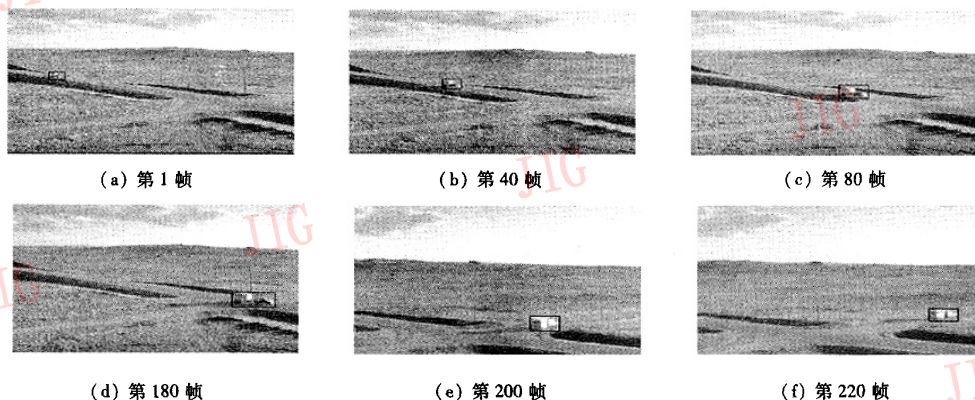


图 6 使用新方法对车辆进行检测和跟踪的结果

Fig. 6 Detection and tracking of a vehicle using the new method

实验用图像为  $456 \times 272$  的灰度图像, 初始模板的大小为  $24 \times 18$ 。图 6(a) ~ 图 6(f), 分别是第 1、40、80、180、200、220 的跟踪情况。从实验结果可以看出, 新方法目标定位准确、跟踪的鲁棒性很好, 即使在图像灰度变化较大、目标变形时, 也可以很好地跟踪目标。

## 7 结 论

本文首先介绍了传统的运动目标检测算法, 并分析了其利弊; 然后针对其存在的局限, 结合可变模板方法和小波的多分辨率特性, 提出了一种快速的基于提升框架的图像序列中运动目标检测算法。实验表明, 该算法具有良好的性能。本文的贡献之一在于把小波提升框架引入序列图像中, 将两幅相邻图像帧间间隔插值方法进行融合后再进行小波变换, 从而扩展了差分图像的算法, 并且利用这些小波图像来缩小需要搜索的目标区域; 另一个贡献是可充分利用小波良好的多分辨率特性和结合变模板技术来减少匹配计算量, 并较好地解决了图像序列中运动目标变形的检测问题和传统方法漏检测的局限, 这不仅加快了算法的速度, 而且提高了目标跟踪的匹配效率, 但是对于序列图像中的细小运动物体, 新算法的优势不是很明显, 需要继续研究改进。

## 参考文献 (References)

- Rice T R A, Alouani T A. Single-model asynchronous fusion of correlated tracks [A]. In: Proceedings of the SPIE [C], Washington, USA, 1999, 3692(3): 234 ~ 245.
- Cavan R A. Improved tracking and data fusion through sensor management and control [A]. In: Proceedings on Data Fusion Symposium [C], Monterey, California, USA, 1987: 66 ~ 65.
- Hong L, Wang W C, Logan M, et al. Multiplatform multisensor fusion with adaptive-rate data communication [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(1): 123 ~ 126.
- Gu Hai-jun, Zhao Xiao-hui. Target tracking based on wavelet model matching [J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2003, 21(4): 123 ~ 126. [顾海军, 赵晓晖. 基于小波模板匹配的目标跟踪 [J]. 吉林大学学报 (信息科学版), 2003, 21(4): 123 ~ 126.]
- Yu Li, Wang Run-sheng. Object detection and recognition based on multiscale deformable template [J]. Journal of Computer Research and Development, 2002, 39(10): 1325 ~ 1330. [余莉, 王润生. 基于多尺度变形模板的检测与识别 [J]. 计算机研究与发展, 2002, 39(10): 1325 ~ 1330.]
- Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674 ~ 693.
- Mallat S. Characterization of signals from multi-scale edges [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(7): 710 ~ 732.
- Sweldens W. The lifting scheme: A construction of second generation wavelets [J]. SIAM Journal on Mathematical Analysis, 1997, 29(2): 511 ~ 546.
- Sweldens W, Schroder P. Building your own wavelets at home [R]. Technique Report 1995: 5, Technical Report of Industrial Mathematics Initiative, Department of Mathematics, University of South Carolina. Columbia, South Carolina, USA, 1995.
- Daubechies I, Sweldens W. Factoring wavelet transforms into lifting steps [J]. Journal of Fourier Analysis and Applications, 1998, 4(3): 247 ~ 269.
- Sweldens W. The lifting scheme: A custom-design construction of biorthogonal wavelets [J]. Application Computer Harmonic Analysis, 1996, 3(2): 186 ~ 200.
- Calderbank R, Daubechies I, Sweldens W. Wavelet transforms hat map integers to integer [R]. Princeton University, New Jersey, USA, 1996.
- Meng Jun, Wei Tong-li. Principles and architectures of digital image coding with discrete wavelet transform [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2002, 32(6): 842 ~ 847. [孟军, 魏同立. 数字图像离散小波变换的原理与硬件实现分析 [J]. 东南大学学报 (自然科学版), 2002, 32(6): 842 ~ 847.]
- Lipton A, Fujiyoshi H. Moving target classification and tracking from real-time video [A]. In: Proceedings of the 1998 DARPA Image Understanding Workshop (IUW '98) [C], Monterey, California, USA, 1998.
- Zheng Nan-ning. Computer vision and pattern recognition [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1998. [郑南宁. 计算机视觉与模式识别 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1998.]
- Simard P, Ferrie F P. Image-based model updating [A]. In: Proceedings of The 13th British Machine Vision Conference [C], Wales, UK, 2002: 363 ~ 372.
- Raman R K. Active contour models for object tracking [D]. University of Cambridge Computer Laboratory, Cambridge, UK, 2003.