

文章编号:1007-1180(2010)12-0134-06

基于 Mean-Shift 算子的多尺度视频跟踪算法研究

盛 磊, 刘旨春, 于晓波

(中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033)

摘 要: 为了提高靶场光测设备视频跟踪算法的稳定性、准确性以及抗干扰性, 开发了基于 Mean-Shift 算子的多尺度视频跟踪算法, 对该算法所采用的小波变换、小波包及 Mean-Shift 目标跟踪算法进行了研究。阐述了整个跟踪算法的原理及多分辨率图像选择依据; 介绍了小波变换和小波包原理, 说明了利用小波包将视频图像分解为多分辨率图像的方法; 介绍了 Mean-Shift 算子的原理以及对目标特征进行归一化表示; 最后说明了利用 Mean-Shift 算子对归一化目标的搜索区域进行预测的算法。实验结果表明, 本算法跟踪过程平稳、准确, 且抗干扰能力强, 收敛速度快。试验数据表明, 经过小波变换的 Mean-Shift 算法的收敛速度提高约 66%, 搜索准确性提高约 34%。基本满足了靶场测量中对视频跟踪算法更高的要求。

关键词: 视频跟踪; 小波变换; 小波包; Mean-Shift

中图分类号: TP391

文献标识码: A

DOI: 10.3788/OMEI 20102712.0134

Research on Multi-scale Video Tracking based on Mean-Shift Algorithm

SHENG Lei, LIU Zhi-chun, YU Xiao-bo

(Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

Abstract: In order to improve the stability, veracity and anti-jamming of video tracking algorithm in range instrumentation, an algorithm of multi-scale video tracking based on Mean-Shift was established and its applied algorithms such as wavelet transformation and wavelet-packet, moving target tracking based on Mean-Shift were investigated. The theory of the whole algorithm and the rule of selecting the multi-scale images were explained. The theory of wavelet transformation and wavelet-packet were presented. The method of image decomposing based on wavelet-transformation was analyzed. And then, the theory of Mean-Shift and unitary target expression were

presented. Finally, the algorithm of forecasting searching area of unitary target was analyzed. Experimental results indicated that by using the algorithm, the procedure of tracking had more stability, veracity and anti-jamming, the convergence speed of Mean-Shift improved 66%, and veracity improved 34%. It could satisfy the higher requirement to video tracking in range instrumentation.

Keywords: video tracking; wavelet transformation; wavelet packet; Mean-Shift

1 引言

随着我国国防工业的高速发展,对靶场光测设备视频跟踪算法的执行效率和抗噪性都提出了越来越高的要求。本文提出的基于 Mean-Shift 算子的多尺度视频跟踪算法,即使用小波变换将每幅数字视频按频域分解为不同分辨率的多维图像,根据需要,选择其中一维或多维图像作为输入,利用 Mean-Shift 算子预测下一帧数字视频的可能搜索范围,再配合模板匹配算法确定下一帧视频图像的跟踪点,从而完成对视频图像中选定目标的自动跟踪。本算法采用了多尺度(多维)方式,提高了算法的抗噪性,并且能够根据选定目标的特征,灵活地选定某一维度(即分辨率)下的图像进行目标匹配,大大提高 Mean-Shift 算子的收敛速度,提高了跟踪算法的执行效率。

近年来,小波分析作为一种先进的数学分析方式,被越来越多地使用于数据处理(融合)领域^[1-3]。小波变换是一种时间-频率分析方法,它具有多分辨率分析特点,在时频两域都具有表征信号局部特征的能力;是一种窗口大小固定不变但其形状可改变,时间窗和频率窗都可以改变的时频局部化分析方法。即在低频部分具有较高的频率分辨率,在高频部分具有较高的时间分辨率和较低的频率分辨率,很适合于探测正常信号中夹带的瞬态反常信号,被誉为分析信号的显微镜。本文即利用小波变换将视频图像分解为不同分辨率的子图像,再根据目标的特性选择其中一维图像进行 Mean-Shift 算子的目标搜索区域预测。Mean-Shift 作为一种非参数化的最优化算

法,引起越来越多的关注,并被应用到目标跟踪领域。本文中 Mean-Shift 算子作为一种基于核密度估计的无参数快速模式匹配算法,由于其不需要对目标的运行状态进行假设,从而具有极高的适应性和稳定性。

2 多尺度视频跟踪算法

多尺度视频跟踪算法描述如下:

- (1) 读入一帧视频图像,对视频图像进行小波变换,输出多分辨率的多幅图像;
- (2) 根据目标模板特征,选择其中某一分辨率的图像作为输入,进行目标运动预测;
- (3) 对目标特征进行描述,即进行加权归一化操作,使目标特征对遮挡和伸缩具有一定的不变性;
- (4) 将目标特征归一化后的图像输入 Mean-Shift 算子进行目标轨迹的预测,估计出目标在下一帧图像中可能的位置;
- (5) 输入下一帧视频图像,经过小波变换后生成多维图像,选择与(2)项描述相同的分辨率图像作为输入,以(4)项估算出的位置为中心,在设定好的窗口中进行目标模板匹配,从而完成两帧图像间的目标跟踪;
- (6) 算法转入(2)项,循环计算,直到视频序列结束,算法退出。

其中,小波变换及 Mean-Shift 算子将在下一节中详细描述,这里主要说明多分辨率图像的选择。

多分辨率图像依据目标模板特征(即跟踪目标选定区域图像特征)加以选择,即在此分辨率下,在剔除冗余的图像细节信息后,目标能够具有完整的

轮廓,即目标能够根据此轮廓进行提取。图1为多分辨率选择依据示意图,其中方框内为跟踪区(机尾标识)。

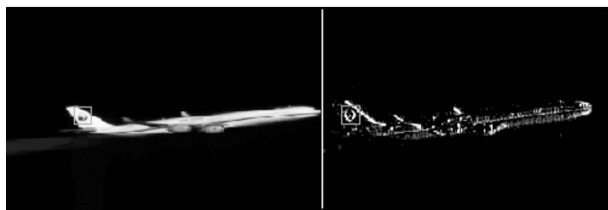


图1 多分辨率选择依据示意图

3 小波变换及 Mean-Shift 算子

3.1 小波变换和小波包

3.1.1 小波变换

设 $\Psi(t) \in L^2(R)$ 为一平方可积的函数,若其傅立叶变换 $\hat{\Psi}(\omega)$ 满足容许条件:

$$C_g = \int_R \frac{|\hat{\Psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty$$

则称 $\Psi(t)$ 为一基本小波母函数,由同一母函数 $\Psi(t)$ 经伸缩和平移后得到一组函数称为一族小波,小波的实质也就是用一族小波去表示信号或函数。

小波分析是通过小波变换把信号 S 分解成低频 A 和低频 D 两个部分,在分解中低频失去的信息由高频获得,低频 A 可以继续分解为低频和高频,以此类推,图2为3层小波分解树示意图。

小波变换作为一种新的时频分析方法,具有多种变形并适用于各种类型的信号处理领域。在图像处理方面,小波变换被广泛地应用于图像压缩、图像增强、图像匹配、图像镶嵌、图像去噪、图像目标检测、图像细化、图像融合以及图像分解等诸多领域。

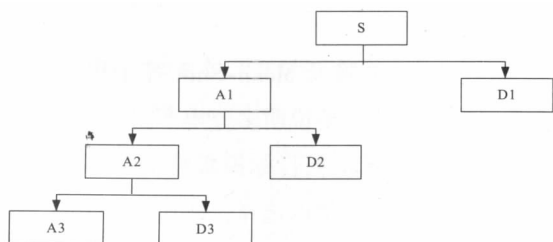


图2 3层小波分解树示意图

3.1.2 小波包

小波分析可以对信号进行有效的时频分解,但由于其尺度是二进制变化的,因此在高频段其频率分辨率较差,而在低频段其时间分辨率较差。小波包分析能够为信号提供一种更加精细的分析方法,它将频带进行多层次划分,对小波分析没有细分的高频部分进一步分解,并能够根据被分析信号的特征,自适应地选择相应的频带,使之与信号的频谱相匹配,从而进一步提高了时频分辨率。

图3为3层小波包分解树示意图。

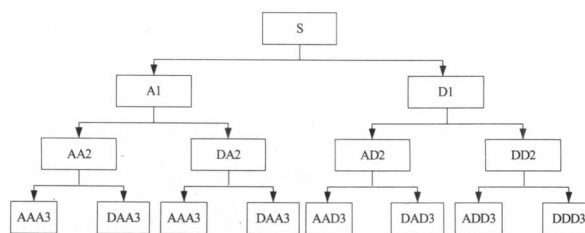


图3 3层小波包分解树示意图

本文将小波变换应用于视频跟踪,小波包变换可以看作一组带通滤波器,在不同尺度下选择不同的宽度,把视频图像分解为不同分辨率的一组图像,再根据目标特征选择其中一维作为 Mean-Shift 算子的输入,大大提高了其收敛速度和抗干扰性^[4-7]。

3.2 Mean-Shift 目标跟踪算法

3.2.1 Mean-Shift 算子理论基础

Mean-Shift 这个概念最早是由 Fukunaga 等人于1975年在一篇关于概率密度梯度函数的估计中提出来的^[8],其最初含义正如其名,就是偏移的均值向量,即给定 d 维空间 R^d 中的 n 个样本点 $x_i, i=1, \dots, n$, 在 x 点的 Mean Shift 向量的基本形式定义为:

$$M_h(x) = \frac{1}{k} \sum_{x \in S_h} (x_i - x)$$

其中, S_h 是一个半径为 h 的高维球区域,满足以下关系的 y 点的集合:

$$S_h(x) \equiv \{y: (y-x)^T(y-x) \leq h^2\}$$

k 表示在这 n 个样本点 x_i 中,有 k 个点落入 S_h 区域中,从平均上来说, S_h 区域内的样本点更多地落在沿着概率密度梯度的方向。因此,对应的 Mean-Shift

向量 M_h 应该指向概率密度梯度的方向。图 4 为 Mean-Shift 示意图。

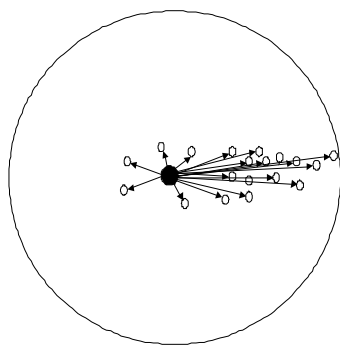


图 4 Mean-Shift 示意图

图中大圆圈所圈定的范围就是 S_h , 小圆圈代表落入 S_h 区域内的样本点 $x_i \in S_h$, 黑点就是 Mean Shift 基准点 x , 箭头表示样本点相对于基准点 x 的偏移向量。很明显地可以看出, 平均的偏移向量 $M_h(x)$ 会指向样本分布最多的区域, 也就是概率密度函数的梯度方向^[9-10]。

函数 $K(x)$ 被称为核函数, X 代表一个 d 维的欧氏空间, x 是该空间中的一个点, 用一系列向量表示。 x 的模 $\|x\|^2 = x^T x \cdot R$ 表示实数域, 如果一个函数 $K: X \rightarrow R$ 存在一个剖面函数 $k: [0, \infty] \rightarrow R$, 即:

$$K(x) = k(\|x\|^2) \quad (3)$$

并且满足:

- (1) k 是非负的;
- (2) k 是非增的, 即如果 $a < b$, 那么 $k(a) \geq k(b)$;
- (3) k 是分段连续的, 并且 $\int_0^\infty k(r) dr < \infty$ 。将核函数

引入, 扩展 Mean-Shift 为:

$$M_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i)} - x \quad (4)$$

其中, $G_H(x_i - x) = |H|^{-1/2} G[H^{-1/2}(x_i - x)]$; $G(x)$ 是一个单位核函数; H 是一个正定的对称 $d \times d$ 矩阵, 称之为带宽矩阵。本文中 $H = h^2 I$; $w(x_i) \geq 0$ 是一个赋给采样点 x_i 的权重; (4) 式右边的第一项记为 $m_h(x)$, 即

$$m_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i)} \quad (5)$$

Mean-Shift 算法可归纳为: 给定一个初始点 x , 核函数 $G(X)$, 容许误差 ε , Mean Shift 算法循环地执行下面 3 步, 直至结束条件满足:

- (1) 计算 $m_h(x)$;
- (2) 把 $m_h(x)$ 赋给 x ;
- (3) 如果 $\|m_h(x) - x\|$, 结束循环; 否则执行 (1)。

Mean Shift 算法本质上是一个自适应的梯度上升搜索峰值的方法, 即无参数化的最优化算法。

3.2.2 目标归一化

本文通过对目标特征的加权归一化描述, 使目标匹配过程尽量不受目标旋转、尺度(大小)及部分遮挡的影响, 具体描述为将每个像素点灰度值按到目标中心的距离加权, 距离越小, 权值越大, 那么在发生部分遮挡时, 目标边缘处权值较小的灰度值的贡献较小, 而靠近目标中心权值较大的灰度值贡献较大, 这样的特征显然对部分遮挡有一定的抗干扰能力。再将作为加权值的距离按目标的尺寸进行归一化, 那么当目标发生缩放时, 由于作为加权值的距离已被归一化到 $(0, 1]$ 而不再变化, 这样就使得特征对目标的尺度变化具有很好的不变性。综上所述, 描述目标的特征可以通过每个像素点灰度值按到目标中心的归一化距离进行加权来获得。

假设目标中心位于 x_0 , 则该目标特征区域归一化后可以表示为:

$$\hat{q}_u = C \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x_i^5 - x_0}{h}\right\|^2\right) \delta[b(x_i^5) - u] \quad (6)$$

候选的位于 y 的物体可以描述为:

$$\hat{p}_u(y) = C_h \sum_{i=1}^{n_h} k\left(\left\|\frac{x_i^5 - y}{h}\right\|^2\right) \delta[b(x_i^5) - u] \quad (7)$$

3.2.3 目标搜索位置预测

对于归一化后的目标, 跟踪可以简化为寻找最优的 y , 使得 $\hat{p}_u(y)$ 与 \hat{q}_u 最相似。 $\hat{p}_u(y)$ 与 \hat{q}_u 的最相似性

用Bhattacharria 系数 $\hat{\rho}(y)$ 来度量分布:

$$\hat{\rho}(y) \equiv \rho[p(y), q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y) \hat{q}_u} \quad (8)$$

在 $\hat{p}_u(y_0)$ 点泰勒展开可得:

$$\rho[p(y), q] \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{p(y_0) q_u} + \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m p_u(y) \sqrt{\frac{q_u}{p_u(y_0)}} \quad (9)$$

把式 (7) 带入可得 (10) 式:

$$\rho[p(y), q] \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{p(y_0) q_u} + \frac{C_h}{2} \sum_{i=1}^n w_i k \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right) \quad (10)$$

其中:

$$w_i = \sum_{u=1}^m \delta[b(x_i) - u] \sqrt{\frac{q_u}{p_u(y_0)}} \quad (11)$$

对等式右边第二项利用 Mean Shift 算法进行最优化, 即用 Mean-Shift 算子完成目标预测。

目标位置预测算法归纳为:

- (1) 估计当前帧中在 y 处候选目标的特征 \hat{p}_u ;
- (2) 使用 Mean-Shift 算法, 利用 (10) 式计算目标新位置 y_0 ;
- (3) 将新位置 y_0 代入, 更新 \hat{p}_u 和 \hat{q}_u , 如果 $\hat{\rho}(y_0) < \hat{\rho}(y)$, 则线性近似 $y_0 = 1/2(y_0 + y)$;
- (4) 如果 $\|y_0 - y\| < \varepsilon$, 说明找到目标新位置, 停止, 否则转 (2)。其中 ε 选取使 y_0 和 y 间距小于 1 个像素。

4 测量实验与结果

图 5 为不经过小波变换的跟踪图像。

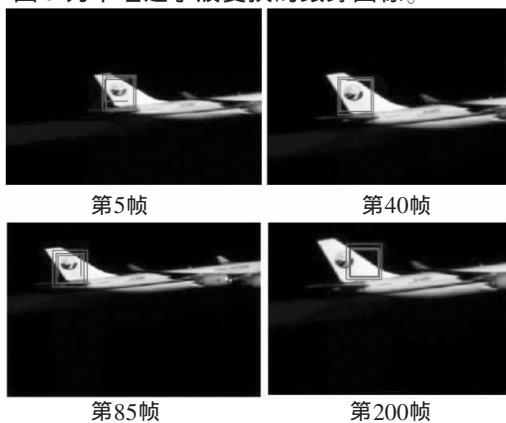


图5 非小波跟踪图像

从图 5 可以看出, 未经过小波变换的视频跟踪, 在光线变换等因素的影响下, 会出现跟踪区移位现象, 直到完全不能捕获目标特征区域。

图 6 为经过小波变换后的跟踪图像。

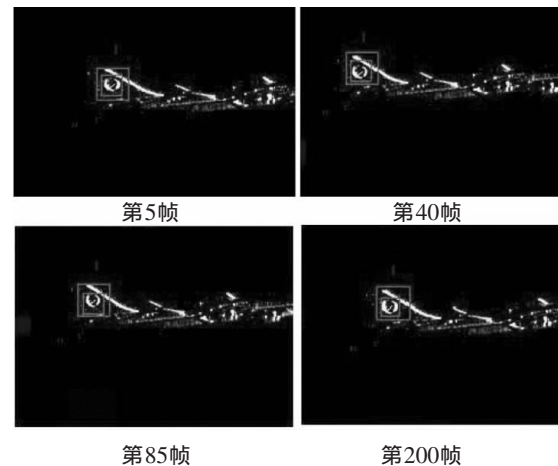


图6 小波后跟踪图像

从图 6 可以看出, 本文提出的多频跟踪算法使跟踪过程非常的准确和平稳。

图 7 为收敛速度比较示意图, 上图为未经过小波变换的跟踪收敛示意图, 下图为小波变换后 Mean-Shift 收敛, 右侧为对应的收敛速度示意图。

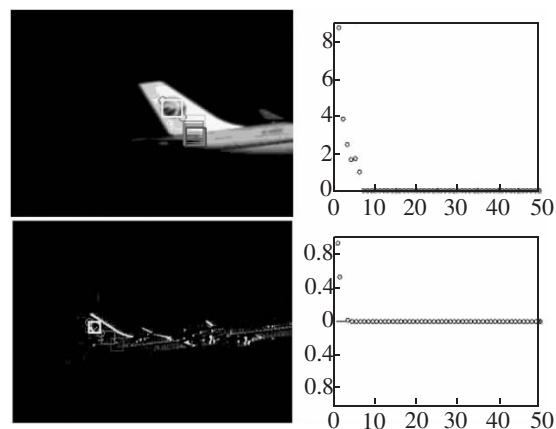


图7 收敛速度比较示意图

从图 7 可看出, 未经过小波变换的收敛步骤为 6 次, 而小波变换的收敛为 2 次, 收敛速度提高约 66%。

图 8 为搜索准确性比较示意图, 即视频脱靶量比较, 上方曲线为未经过小波变换的脱靶量, 下方

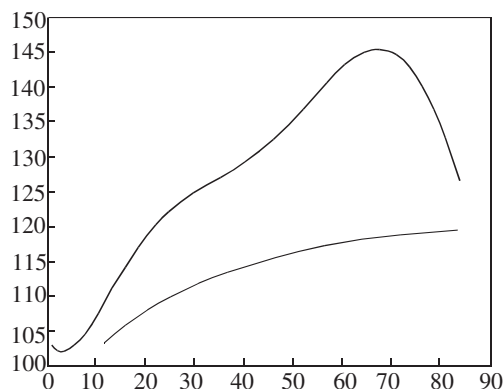


图8 搜索准确性比较示意图

曲线为小波变换后的脱靶量。试验数据表明, 经过小波变换的视频脱靶量比未经变换的脱靶量值减小约 34%, 并且脱靶量曲线更加平滑。

5 结 论

本文根据现代化靶场测量设备视频跟踪算法高速、高准确性及高可靠性的需求, 研究了 Mean-Shift 算子的多尺度视频跟踪算法。阐述了整个跟踪算法的原理及维数选择方式, 介绍了小波变换的原理, 说明了利用小波包算法将视频转换为多分辨率图像的方法, 还介绍了 Mean-Shift 算子的理论基础和目标归一化表示, 最后说明了基于 Mean-Shift 算子的目标跟踪算法。实验结果证明, 对比普通跟踪算法, 本文提出的算法, 跟踪过程平稳、准确, 且抗干扰能力强, 收敛速度快。试验数据表明, 经过小波变换的 Mean-Shift 算法的收敛速度提高约 66%, 搜索准确性提高约 34%。

参考文献

- [1] Castle man Kenneth R. *Digital Image Processing*[M]. Prentice Hall Instel, 1998, 6: 247-283.
- [2] Cohen A, Matei B. Nonlinear subdivisions schemes: applications to image processing[C]. *Tutorial on Multiresolution in Geometric Modeling*, Springer, 2002: 110-124.
- [3] 聂祥飞, 谭泽富, 郭军. 应用小波变换的人脸光照补偿[J]. 光学 精密工程, 2008, 16(1): 150-156.
- [4] Gerommo J S, Hardin D P, Massopust P R. Fractal functions and wavelet expansions based on several scaling functions[J]. *J Approx. Theory*, 1994, 78: 373-401.
- [5] 曹万鹏, 陈刚, 车仁生, 等. 一种基于小波变换的照明无关边缘检测和模糊增强方法[J]. 光学 精密工程, 2007, 15(7): 1143-1151.
- [6] Mallat S A. Theory for multiresolution sinagle decomposition: the wavelet representation[J]. *IEEE Trans. On PaMI*, 1989, 11(7): 374-408.
- [7] Vetterli M, Kovacevie J. *Wavelet and Subband Coding*[M]. NJ: Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1995.
- [8] Fukunaga K, Hostetler L. The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern R recognition[J]. *IEEE transactions in Information Theory*, 1975: 32-40.
- [9] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Interlijencem*, 2002, 24(5): 603-619.
- [10] Collins R T. Mean-shift blob tracking through scale space[C]. *Proceedings of the 2003 IEEE Computer Society Conference on Compter Vision and Patern Recognition, Madison, WI*, 2003(2): 234-240.

作者简介: 盛磊 (1981-), 男, 汉族, 吉林长春人, 硕士, 助理研究员, 2006年于吉林大学获得硕士学位, 主要从事靶场光学测量项目的开发研究。E-mail: sljlu@163.com