

文章编号:1007-2780(2016)05-0497-09

基于压缩感知的变尺度目标跟踪技术

毛建森*, 屈玉福

(北京航空航天大学 仪器科学与光电工程学院, 北京 100191)

摘要:为解决变尺度目标的跟踪问题,本文基于压缩感知理论设计了一种具有目标尺度不变性的目标跟踪方法。该方法首先通过插值的方式将初始帧中要跟踪的目标扩展细化至设定的模板图像大小,提取其压缩感知变换后的低维 Haar-like 特征作为模板特征并初始化分类器,其次利用卡尔曼滤波对待跟踪的图像帧中目标所在位置和尺度变化趋势进行预测,然后在预测目标所在位置周围提取多个不同尺度的待测目标样本并提取其压缩感知变换后的低维 Haar-like 特征,最后将这些特征送入分类器进行分类得到真实目标并更新分类器。经过实验验证,本文所设计的跟踪方法的平均跟踪成功率为 77%,平均中心位置误差为 12 像素。能够实现对运动过程中发生尺度变化的目标的有效跟踪。

关键词:机器视觉;目标跟踪;压缩感知;变尺度;卡尔曼滤波

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/JYXS20163105.0497

Tracking of variable scale object based on compressive sensing

MAO Jian-sen*, QU Yu-fu

(*School of Instrument Science and Opto-Electronics Engineering,
Beihang University, Beijing 100191, China*)

Abstract: In order to solve the tracking of the variable scale object, a novel tracking algorithm with scale invariance is proposed in this paper. First, the tracked object in the initial frame is expanded to the size of the specified template image by the means of interpolation. Then the low-dimensional Haar-like features of the expanded object are extracted by compressive sensing and used as template features, and the classifier is initialized at the same time. Second, the target's center and scale variation in the frame to be processed are predicted by Kalman filtering. After that, object samples with different scales are collected around the predicted target center above and the low-dimensional Haar-like features of the object samples are extracted by compressive sensing. Finally, the low-dimensional Haar-like features are sent to the classifier to get the tracking target and the classifier is updated at the moment. Experiments show that the average success rate is 77% and the average center location error is 12 pixel. It indicates that the object tracking method proposed above is effective on the tracking of the moving target with scale variation.

Key words: machine vision; object tracking; compressive sensing; variable scale; kalman filtering

收稿日期:2015-09-12;修订日期:2015-10-09.

基金项目:国家自然科学基金(No. 51105027)

Supported by National Natural Science Foundation of China(No. 51105027)

* 通信联系人, E-mail: mjs110333@126.com

1 引言

目标跟踪问题是计算机视觉领域中的研究热点之一,在机器人导航、视频监控、医学图像处理以及人机交互方面都有着极其广泛的应用^[1-3]。尽管随着时代的发展,新技术和新理论不断地被应用到目标跟踪问题的研究中并取得了很大的发展,但依然有很多问题困扰着目标跟踪技术实现更大的突破,比如光照变化、目标尺度变化、目标运动姿态变化、遮挡、运动模糊以及复杂背景等。对于上述影响因素,研究人员也提出了许多解决方法,如 Mei 和 Ling^[4]提出的基于稀疏表示的跟踪方法可以有效处理目标遮挡问题,Su^[5]提出的基于多特征融合的目标跟踪方法可以适应光照的变化,Han^[6]提出的基于核及尺度不变特征的目标跟踪方法可以在一定程度上实现对变尺度目标的跟踪,李静宇^[7]提出的基于子空间的目标跟踪方法可以用来处理末制导跟踪系统中导弹和目标运动姿态变化的问题,Yoon^[8]等人提出多特征联合的方式进行跟踪可以在某种程度上克服复杂背景对目标跟踪的影响。

最近几年,在信号研究领域出现了一种比较新颖的理论——压缩感知(CS)。压缩感知理论突破了奈奎斯特采样定理等传统信号理论的限制,对整个信号采样方法产生一次革命性的影响。该理论指出,如果一个信号经过某个变换基变换后是稀疏的,那么就可以采用一个与该变换基不相关的观测矩阵将变换所得的高维信号投射到一个低维空间上,在使用该信号时,便可以依据相应的重构算法最大程度的重构出原始信号。由于压缩感知理论具有坚实的理论基础,并且已经由 Tao、Romberg 和 Donoho 等人搭建了具体的算法,因此在很多领域都有学者进行了深入研究并取得了较好的效果。如 Bhattacharya 等人^[9]利用压缩感知理论实现对合成孔径雷达原始数据进行快速的编码,美国 Rice 大学的 Takhar 等人^[10]基于压缩感知理论进行图像采集设备的开发,研制出了“单像素相机”,Li 等人^[11]通过压缩感知理论的相关知识对目标进行稀疏表示,在提高跟踪算法的处理速度方面取得了很好的效果。

在本文中,针对变尺度运动目标的跟踪问题,通过把压缩感知理论中的稀疏随机投影表示方法

应用到不同尺度的目标表示中,设计了一种基于压缩感知的变尺度目标跟踪算法。并且利用卡尔曼滤波理论^[12-13]对目标在图像中的位置和尺度变化趋势进行预测,在保证算法性能的同时,提高了算法的执行效率,实现了对变尺度目标的跟踪。

2 方法概述

本文所设计跟踪算法大致可以分为以下 3 个部分:目标模板和分类器的初始化、目标搜索及检测、分类器的更新。图 1 所示为该算法的流程图。

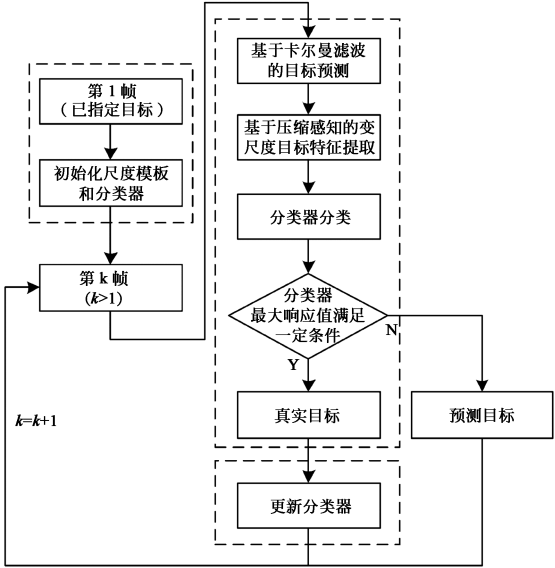


图 1 算法流程图
Fig. 1 Flow chart of the algorithm

目标模板和分类器的初始化部分:在该部分首先根据要跟踪的目标大小自动设置一个较大的模板,然后在离目标极近和稍远范围分别采集大小相同的图像块作为正负样本,并扩展细化至设定的模板图像大小,之后提取各样本块压缩感知变换后的低维 Haar-like 特征并分别初始化分类器中正负样本特征函数,实现目标模板及分类器的初始化。

目标搜索及检测部分:在该部分首先通过卡尔曼滤波器对待跟踪图像中目标所在位置和尺度变化趋势进行预测,在所预测位置周围提取多个不同尺度的待测目标块,然后将它们分别以插值的方式扩展细化至设定的模板图像大小并提取其压缩感知变换后的低维 Haar-like 特征,把所得到的待测目标块的低维 Haar-like 特征送入已经初

始化好的分类器。最终根据分类器的最大响应值,如果该值大于零且与前一次最大响应值之差满足一定阈值那么将此最大响应值所对应的目标块作为该帧中的跟踪目标。如果最大响应值不满足条件则将预测所得的目标块作为该帧中的跟踪目标。

分类器的更新部分:如果在上一部分中分类器的最大响应值满足设定的条件就可以利用上一帧所得到的目标来更新分类器,否则就不更新分类器。在更新分类器时分别在离目标极近和稍远的范围选取正负样本,将所得到的正负样本块分别扩展细化至设定的模板图像大小,并提取各样本块压缩感知变换后的低维 Haar-like 特征分别添加到正负样本特征容器中。在此过程中,如果正负样本容器发生溢出,则要将时间上离当前帧最远的样本特征删除,以保证分类器能及时有效的反映当前目标及其周围背景的特征信息。最后利用正负样本容器中各特征拟合出满足一定均值和方差高斯函数来分别表示正负样本特征的分布,从而构成新的分类器,实现分类器的更新。

3 基于压缩感知的变尺度目标检测

3.1 基于压缩感知的变尺度目标特征提取

由压缩感知理论可知,一个实值高维离散时

间信号 $X(n \times 1)$ 可以通过一个观测矩阵 $\Phi(m \times n)$ 变换到一个低维的空间 $Y(m \times 1)$, 如公式(1)所示。结合文献[14]和文献[15],可知如果一个随机矩阵可以满足 Johnson-Lindenstrauss 推论,那么这个随机矩阵同样满足压缩感知理论中的有限等距性质(RIP),并且如果此时信号 X 是可以稀疏表示的,那么就可以通过信号重构最大概率的从 Y 中恢复出 X ,

$$Y_{m \times 1} = \Phi_{m \times n} X_{n \times 1}, \tag{1}$$

其中: $m \ll n$ 。

在文献[14]中证明了,如公式(2)所示是一个非常稀疏的随机矩阵,其中如果 t 取为 2 或 3 时,该矩阵就可以满足 Johnson-Lindenstrauss 推论,作为观测矩阵,

$$\varphi_{i,j} = \sqrt{t} \times \begin{cases} 1 & \text{with probability } \frac{1}{2t} \\ 0 & \text{with probability } 1 - \frac{1}{t} \\ -1 & \text{with probability } \frac{1}{2t} \end{cases} . \tag{2}$$

由文献[16]可知对于一个 $W \times H$ 的样本,可以通过采用一系列多尺度的矩形滤波器 $\{f_{1,1}, \dots, f_{w,h}\}$ 进行卷积,每一种尺度的矩形滤波器定义如公式(3)所示:

$$f_{i,j}(x,y) = \begin{cases} 1, & 1 \leq x \leq i, 1 \leq y \leq j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} . \tag{3}$$

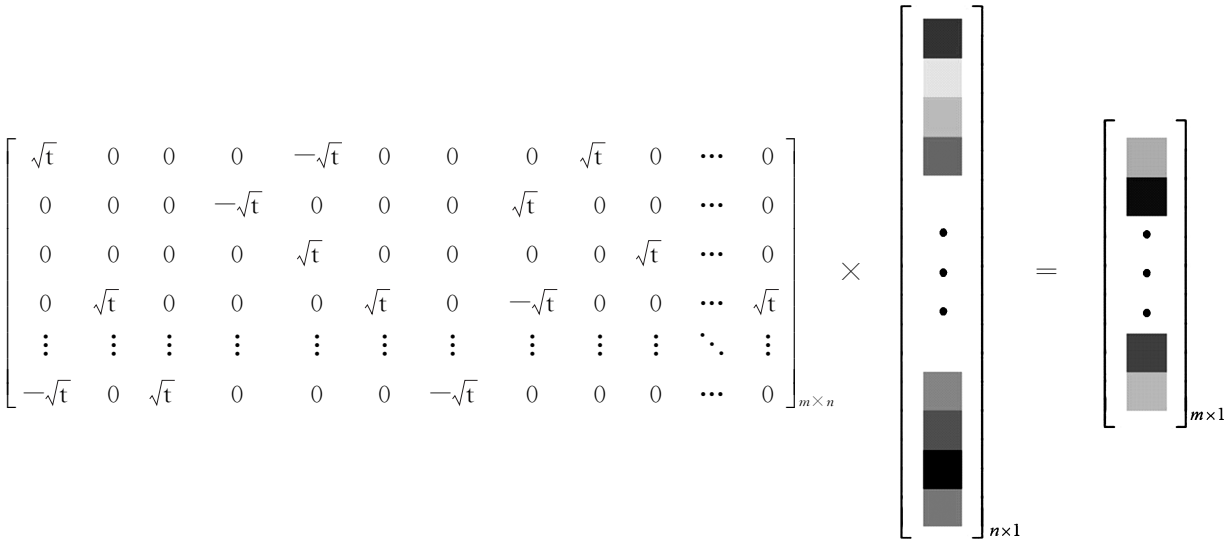


图 2 压缩感知变换示意图
Fig. 2 Sketch map of the compressive sensing transform

一个样本经过一种尺度滤波之后变为一个 $(W \times H)$ 维的列向量, 经过 $(W \times H)$ 种尺度滤波之后, 就可以用 $(W \times H)$ 个 $(W \times H)$ 维的列向量来表征该样本。在此, 可以将这些列向量连接起来形成一个 $(W \times H)^2$ 的非常高维的向量 X 。然后通过采用上面得到的稀疏矩阵 Φ , 将 X 投影到低维空间 Y , 实现对一个样本压缩感知特征的提取, 该过程如图 2 所示。

跟踪问题在本质上可以归结为目标检测, 要做的就是目标从背景中区分出来。在处理待跟踪的图片序列时, 对于已指定目标的初始帧, 在离指定目标极近的范围选取目标样本通过插值的方式扩展细化至设定的模板图像大小 $W \times H$, 在离指定目标稍远的范围选取与目标同样大小的块作为背景样本同样以插值的方式扩展细化至设定的模板图像大小 $W \times H$ 。然后分别提取目标样本和背景样本的压缩感知变换后的低维 Haar-like 特征, 通过函数拟合分别生成分类器的正负样本表示模型, 实现分类器的初始化。在下一帧中, 根据预测的尺度, 在所预测的目标中心位置周围选取一定范围内不同尺度的待测目标块, 同样以插值的方式扩展细化至 $W \times H$ 的大小。然后

提取各尺度待测目标块的压缩感知变换后的低维 Haar-like 特征, 并将满足一定条件的最大分类器响应值所对应的待测目标样本作为该帧的真实目标, 完成对变尺度目标的检测。

3.2 分类器的设计和更新

从样本中提取的 Haar-like 特征经过压缩感知变换后存放入 Y 中, 我们假设 Y 中各元素之间是相互独立且同等重要的, 根据朴素贝叶斯分类器^[17]来建立正负样本的分类模型, 如公式(4)为分类器的响应函数。其中, l 为正负样本的类别标签, y_i 为 Y 中的元素。

$$C(Y) = \log \left(\frac{\prod_{i=1}^m p(l=1 | y_i)}{\prod_{i=1}^m p(l=0 | y_i)} \right). \quad (4)$$

由贝叶斯公式可得式(5):

$$\begin{cases} p(l=1 | y_i) = \frac{p(y_i | l=1) p(l=1)}{p(y_i)} \\ p(l=0 | y_i) = \frac{p(y_i | l=0) p(l=0)}{p(y_i)} \end{cases}. \quad (5)$$

这里我们假设任何一个样本属于正负样本的先验概率相同即 $p(l=1) = p(l=0) = 0.5$ 。由公式(4)和公式(5)可得分分类器的响应函数如公式(6)所示:

$$C(Y) = \log \left(\frac{\prod_{i=1}^n p(y_i | l=1) p(l=1)}{\prod_{i=1}^n p(y_i | l=0) p(l=0)} \right) = \sum_{i=1}^n \log \left(\frac{p(y_i | l=1)}{p(y_i | l=0)} \right). \quad (6)$$

由文献[18]可知, 高维随机向量的随机投影几乎是符合高斯分布的, 所以我们假设 Y 中的某一个元素在不同的样本中是符合高斯分布的, 如公式(7)所示:

$$\begin{cases} p(y_i | l=1) \sim N(u_i^1, \sigma_i^1) \\ p(y_i | l=0) \sim N(u_i^0, \sigma_i^0) \end{cases}. \quad (7)$$

为了在跟踪过程中能够动态的反映目标外观的改变, 需要对分类器进行动态更新。但由于每次得到真实目标后所采集的正负样本数量比较少, 不能很好的反映出 Y 中元素所服从的高斯分布, 因此本文建立两个 $m \times s$ 样本容器分别用来存储当前帧的前几帧中的正负样本, 通过这种方式增加正负样本的数量来拟合出更能有效表示 Y 中元素分布的高斯分布函数。在跟踪过程中, 该样本容器不断的去除离当前帧较远的正负样本, 并不断添加符合更新条件的新的正负样本, 从而保持分类器的良好性

能。因此公式(7)中, $\mu_i^l = \frac{1}{s} \sum_{k=0|l}^{s-1} y_i(k)$ 和 $\sigma_i^l = \sqrt{\frac{1}{s} \sum_{k=0|l}^{s-1} (y_i(k) - \mu_i^l)^2}$ 分别代表正负样本容器中 m 个经过压缩感知变换后所得低维特征的均值和方差。

这里的更新条件是当所有待测样本的分类器响应值的最大值大于零且与上一次最大值之差大于 D 时, 即满足公式(8):

$$\begin{cases} C_{\max}^k = \max_Y \{C^k(Y)\} > 0 \\ C_{\max}^k - C_{\max}^{k-1} > D \end{cases}. \quad (8)$$

4 基于卡尔曼滤波的变尺度目标预测

由于本文在采集待测样本时, 采集了不同尺度的待测目标块, 因此使得待测目标样本数量变

的比较多,在计算待测样本的 Haar-like 特征时需要花费比较多的时间。而通过采用卡尔曼滤波^[12-13]对待跟踪的图像帧中目标所在位置和尺度变化趋势进行预测,可以在减小目标的搜索范围的同时,根据预测的尺度变化趋势,减小尺度上的设定范围,最终达到减少待测目标的样本数量,提高算法执行效率的目的。另外经试验发现通过引入卡尔曼滤波可以在一定程度上改善跟踪算法处理遮挡因素的性能。

在图片序列中进行目标跟踪时,相邻两帧之间的拍摄间隔比较短,目标的运动状态变化并不大,所以可以假设目标在单位时间内的位置变化和尺度变化是匀变速进行的,因此整个系统的状

态可以设定为一个九维列向量 $\mathbf{x}_k$ 。该九维列向量 $\mathbf{x}_k = (p_x, p_y, p_z, v_x, v_y, v_z, a_x, a_y, a_z)$ 分别表示目标在 X、Y 方向上的位置变化状态和在尺度方向上的变化状态。

在所设计的卡尔曼滤波算法中状态方程为:

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1}. \quad (9)$$

在上式中, $\hat{\mathbf{x}}_k^-$ 是 9×1 维的列向量,表示 k 时刻系统状态的先验估计。 $\mathbf{w}_{k-1}$ 也是 9×1 的列向量,表示 $k-1$ 时刻系统状态的过程激励噪声,在本文中假设其为零均值的高斯白噪声。 $\mathbf{A}$ 作为 9×9 的方阵,表示系统从 $k-1$ 时刻到 k 时刻的状态转移,如公式(10)所示。

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & (\Delta t)^2/2 & 0 & 0 \\ & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & (\Delta t)^2/2 & 0 \\ & & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & (\Delta t)^2/2 \\ & & & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 \\ & & & & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 \\ & & & & & 1 & 0 & 0 & \Delta t \\ & & & & & & 1 & 0 & 0 \\ & & & & & & & 1 & 0 \\ & & & & & & & & 1 \end{bmatrix}. \quad (10)$$

在公式(10)中 Δt 表示连续两帧图像间的时间间隔,可以根据所拍摄图片序列两帧之间的时间间隔进行设定。

该卡尔曼滤波预测算法的观测方程为:

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{v}_k. \quad (11)$$

在上式中, $\mathbf{z}_k$ 是系统在 k 时刻的观测向量。由于在图像帧中只能观测到目标的中心位置和尺度大小,所以取 $\mathbf{z}_k = [p_x, p_y, p_z]$ 。 $\mathbf{v}_k$ 是 k 时刻的观测噪声,本文假设其为零均值的高斯白噪声序列。 $\mathbf{H}$ 是一个 3×9 维的矩阵,表示 k 时刻的观测矩阵,如公式(12)所示:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (12)$$

卡尔曼滤波预测算法的更新方程为:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}(\mathbf{z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_k^-). \quad (13)$$

式中 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 是 k 时刻系统状态的后验估计值。其中 $\mathbf{K}$ 为卡尔曼增益,使后验估计 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 的协方差

$\hat{\mathbf{P}}_k$ (公式(16))达到最小的最优卡尔曼增益为 $\mathbf{K}_k$, 如公式(14)所示:

$$\mathbf{K}_k = \hat{\mathbf{P}}_k^- \mathbf{H}^T (\mathbf{H}\hat{\mathbf{P}}_k^- \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1}. \quad (14)$$

先验估计协方差和后验估计协方差分别如公式(15)和公式(16)所示:

$$\hat{\mathbf{P}}_k^- = \mathbf{A}\hat{\mathbf{P}}_{k-1}\mathbf{A}^T + \mathbf{Q}. \quad (15)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H})\hat{\mathbf{P}}_k^-. \quad (16)$$

在以上式子中, $\mathbf{Q}$ 和 $\mathbf{R}$ 分别为 $\mathbf{w}_k$ 和 $\mathbf{v}_k$ 的协方差矩阵,即 $\mathbf{Q} = E\{\mathbf{w}_k \mathbf{w}_k^{-1}\}$ 和 $\mathbf{R} = E\{\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^{-1}\}$, 在本文中假设它们均为常值。

5 实验结果和分析

为了验证算法的有效性,本文从文献[3]中的 50 个标准图片序列中选取 5 个具有代表性的图片序列对算法进行验证,5 个图片序列分别是 Car4, CarScale, Trellis, Walking, Walking2。另

外将本文算法与 3 个目前比较流行的 CT 算法^[16]、Struck 算法^[19]、SemiB 算法^[20]进行比较。对参与比较的算法本文均采用原算法推荐的参数设置进行指标分析,并通过多次运行得出其平均性能作为最终的性能指标参与评价。最后,本文中参与比较的所有算法是在 Windows 7 系统下的 VS2010 上运行,计算机的配置是 Intel(R) Core(TM) i7-2600 3.4GHz CPU,4 GB RAM。

5.1 算法比较指标设定

为了对跟踪算法的性能进行评价,本文采用文献[3]中提到的评价方法:(1)平均中心位置误差(ACLE),即对于图片序列各帧,跟踪算法所得目标中心和标定所得真实目标中心的欧氏距离平均值,该指标越低,说明跟踪算法在精度方面的性能越好。(2)成功率(SR),如果记跟踪算法所得目标框为 r_t ,标定所得目标框 r_a ,那么重叠率 $S = \frac{|r_t \cap r_a|}{|r_t \cup r_a|} \times 100\%$ 。其中 $\cap$ 和 $\cup$ 分别代表两个区域的交集和并集, $|\cdot|$ 表示相应区域中的元素个数。通过计算在一个图片序列中重叠率 S 大于给定阈值 t_o 的帧所占的百分比来衡量跟踪算法的性能,该指标越高,说明跟踪算法的性能越好。

5.2 算法比较结果分析

5.2.1 客观分析评价

利用上文中描述的评价方法对参与比较的各个跟踪算法进行性能的客观评估。

表 1 列出了各个参与比较的算法在处理不同图片序列时的平均位置误差。由该表可以看出,针对所测试的 5 个图片序列,本文算法在 2 个图片序列中表现最佳,在 2 个图片序列中表现次佳,算法的 5 个图片序列的平均 ACLE 与文献[3]中表现最为突出的 Struck 算法持平,由此可以看出本文所提出的算法在精度方面具有比较好的性能。

表 1 平均中心位置误差(像素)

Tab. 1 Average center location error(in pixels)

Sequence	Algorithm			
	CT	Struck	SemiB	This method
Car4	14	4	10	16
CarScale	14	29	77	10
Trellis	22	10	75	18
Walking	6	8	278	5
Walking2	14	8	12	12
Average	14	12	90	12

注:每个图片序列的最优处理结果被加粗。

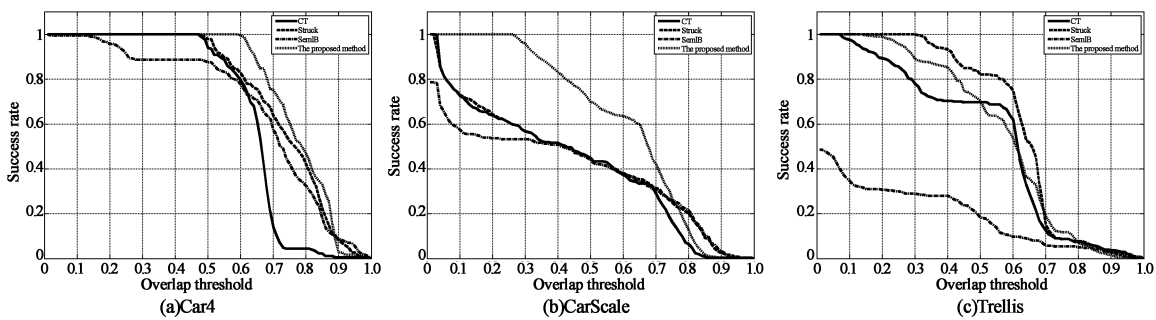
表 2 成功率(%)

Tab. 2 Success rate(%)

Sequence	Algorithm			
	CT	Struck	SemiB	This method
Car4	94	97	87	100
CarScale	44	45	44	70
Trellis	69	82	18	69
Walking	55	55	34	57
Walking2	76	82	74	88
Average	68	72	51	77

注:每个图片序列的最优处理结果被加粗。

由于平均中心位置误差只是反映真实框和跟踪框中心之间的欧氏距离之差,不能非常有效地来衡量跟踪算法处理不同尺度目标时的性能。而跟踪成功率是对两框重叠率的分析,该项指标更能有效的反映出跟踪算法对目标运动过程中尺度发生变化的适应能力。在表 2 中列出了重叠率大于给定阈值 50%时参与比较的算法在处理不同图片序列时的跟踪成功率,通过对该表进行分析



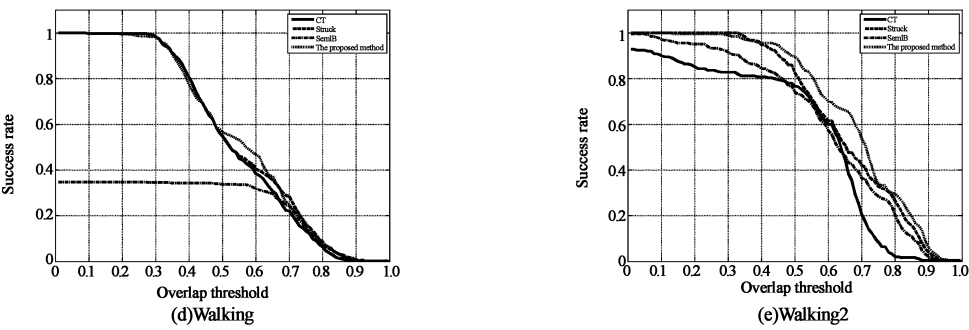


图 3 成功率曲线图
Fig. 3 Plots of SR

可以看出,对于参与测试的 5 个图片序列,本文所提出的算法,在 4 个图片序列中表现最佳,在另外一个图片序列中表现次佳。并且在 5 个图片序列的平均成功率中,本文所提出的算法较其它算法具有较大的优势。

图 3 给出了 4 个算法的成功率曲线图,从图中可以看出对于图片序列 Car4、CarScale、Walking2

这些目标运动过程中尺度变化较大的情景,该算法较其它流行算法取得了优异的表现。

5.2.2 主观分析评价

通过上文中的客观分析评价,可以初步地了解本文所提出算法的优势所在。图 4 是 4 个跟踪算法在所选择的 5 个图片序列上的部分跟踪效果图。



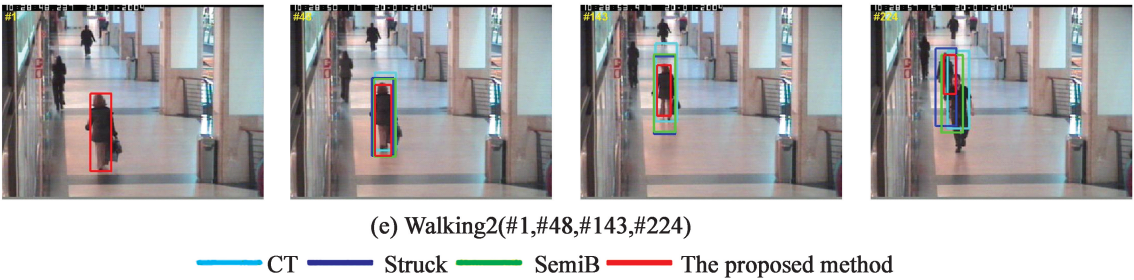


图 4 跟踪结果截图

Fig. 4 Screenshots of some tracking results

在目标运动较慢或光照变化较小时 CT 算法的跟踪效果比较好,如在图片序列 Car4 和 Walking 中所示。但是在图片序列 Trellis 中,由于 # 268 中的光照较之前发生了较大变化,CT 算法的跟踪框便会出现较大的偏差。Struck 算法整体上来讲表现的非常稳定,跟踪框的中心基本不会偏离目标中心太远,但是由于其并不具备变尺度的功能,当目标尺度发生较大变化时,如在图片序列 CarScale 的 # 158 和 Walking 的 # 356 中,会出现跟踪框过小和过大的问题,这将会严重影响跟踪算法的成功率。由于 SemiB 算法对于初始帧的依赖性比较强,当目标本身被遮挡、姿态发生改变或者目标所处环境因素如光照等因素发生变化时,该算法很容易跟踪偏离甚至完全丢失目标,如在 CarScale 的 # 158 和 Walking 的 # 181 和 # 356 中就发生了彻底跟丢的状况。而本文所提出的算法,由于在分类器中设计了两个正负样本容器,并且按照舍远取近的思路来填充样本容器,减小了光照的变化对跟踪算法所带来的不利影响,并且避免了跟踪算法对初始帧的过度依赖,这在图片序列 Trellis 的 # 268 和序列 Car4 的 # 182 中都有体现。并且由于在检测真实目标时对不同尺度的可能目标都进行检测,从而实现了

对变尺度目标的跟踪,在图片序列 Car4、CarScale 和 Walking2 中,该算法对目标的尺度变化都能较好的适应。此外通过引入卡尔曼滤波理论,使得本文所提出的算法对目标位置和尺度变化具有一定的预测能力,在发生较轻遮挡时,算法依然能跟踪上目标。如在图片序列 CarScale 的 # 158 中所示,通过对位置的预测,算法可以克服树木对车辆的遮挡,继续对目标进行有效的跟踪。

6 结 论

针对变尺度目标的跟踪问题,设计了一种基于压缩感知理论的具有目标尺度不变性的目标跟踪方法。算法通过将不同尺度的目标样本统一到同一尺度下,然后基于压缩感知原理提取目标样本的低维 Haar-like 特征送入分类器进行分类得到真实目标,来实现对变尺度目标的跟踪。在对下一帧目标进行搜索过程中,同时在位置和尺度两个方向上应用卡尔曼滤波进行预测,缩小搜索范围的同时减少了待测目标的样本数量。实验结果表明,该方法的平均跟踪成功率为 77%,平均中心位置误差为 12 像素,具有一定的抗遮挡性,能够实现对变尺度目标的稳定跟踪。

参 考 文 献:

[1] YILMAZ A, JAVED O, SHAH M. Object tracking: a survey [J]. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 2006, 38 (4): 13.

[2] 侯志强, 韩崇昭. 视觉跟踪技术综述[J]. *自动化学报*, 2006, 32(4): 603-617.

HOU Z Q, HAN C Z. A survey of visual tracking [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2006, 32(4): 603-617. (in Chinese)

[3] WU Y, LIM J, YANG M H. Online object tracking: a benchmark [C]. *Proceedings of the 2013 IEEE Conference on Computer vision and pattern recognition (CVPR)*, Portland, OR: IEEE, 2013: 2411-2418.

[4] MEI X, LING H B. Robust visual tracking using ℓ_1 minimization [C]. *Proceedings of the 2009 IEEE 12th Inter-*

- national Conference on Computer Vision*, Kyoto: IEEE, 2009: 1436-1443.
- [5] SU J, YIN G S, WEI Z H, *et al.* Self-adaptive visual tracking method for illumination varying based on multi-feature fusion [C]. *Proceedings of International Conference on Information Technology and Computer Science*, 2009. ITCS 2009, Kiev: IEEE, 2009, 2: 461-464.
 - [6] HAN R S, JING Z L, LI Y X. Kernel based visual tracking with scale invariant features [J]. *Chinese Optics Letters*, 2008, 6(3): 168-171.
 - [7] 李静宇,王延杰. 基于子空间的目标跟踪算法研究[J]. 液晶与显示, 2014, 29(4): 617-622.
LI J Y, WANG Y J. Subspace based target tracking algorithm [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(4): 617-622. (in Chinese)
 - [8] YOON J H, KIM D Y, YOON K J. *Visual Tracking Via Adaptive Tracker Selection with Multiple Features* [M]. FITZGIBBON A, LAZEBNIK S, PERONA P, *et al.* Computer Vision - ECCV 2012, Berlin Heidelberg: Springer, 2012: 28-41.
 - [9] BHATTACHARYA S, BLUMENSATH T, MULGREW B, *et al.* Fast encoding of synthetic aperture radar raw data using compressed sensing [C]. *Proceedings of the IEEE/SP 14th Workshop on Statistical Signal Processing*, 2007. SSP07, Madison, WI, USA: IEEE, 2007: 448-452.
 - [10] TAKHAR D, LASKA J N, WAKIN M B, *et al.* A new compressive imaging camera architecture using optical-domain compression [C]. *Proceedings of the SPIE 6065, Computational Imaging IV*, San Jose, CA: SPIE, 2006: 606509.
 - [11] LI H X, SHEN C H, SHI Q F. Real-time visual tracking using compressive sensing [C]. *Proceedings of 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Providence, RI: IEEE, 2011: 1305-1312.
 - [12] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems [J]. *Transactions of the ASME - Journal of Basic Engineering*, 1960, 82(Series D): 35-45.
 - [13] CHUI C K, CHEN G R. *Kalman Filtering: with Real-Time Applications* [M]. Berlin Heidelberg: Springer, 2009.
 - [14] ACHLIOPTAS D. Database-friendly random projections: Johnson-Lindenstrauss with binary coins [J]. *Journal of Computer and System Sciences*, 2003, 66(4): 671-687.
 - [15] BARANIUK R, DAVENPORT M, DEVORE R, *et al.* A simple proof of the restricted isometry property for random matrices [J]. *Constructive Approximation*, 2008, 28(3): 253-263.
 - [16] ZHANG K H, ZHANG L, YANG M H. *Real-Time Compressive Tracking* [M]. FITZGIBBON A, LAZEBNIK S, PERONA P, *et al.* Computer Vision - ECCV 2012. Berlin Heidelberg: Springer, 2012: 864-877.
 - [17] HARRINGTON P. *Machine Learning in Action* [M]. Shelter Island, NY: Manning Publications, 2012.
 - [18] DIACONIS P, FREEDMAN D. Asymptotics of graphical projection pursuit [J]. *The Annals of Statistics*, 1984: 793-815.
 - [19] HARE S, SAFFARI A, TORR P H S. Struck: structured output tracking with kernels [C]. *Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Barcelona: IEEE, 2011: 263-270.
 - [20] GRABNER H, LEISTNER C, BISCHOF H. *Semi-Supervised on-line Boosting for Robust Tracking* [M]. FORSYTH D, TORR P, ZISSERMAN A. Computer Vision - ECCV 2008. Berlin Heidelberg: Springer, 2008: 234-247.

作者简介:毛建森(1991—),男,河南焦作人,硕士研究生,主要从事目标识别与跟踪方面的研究。E-mail: mjs110333@126.com

屈玉福(1976—),男,陕西靖边人,副教授,硕士生导师,主要从事光电检测和计算成像方面的研究。E-mail: qyf@buaa.edu.cn