

引用格式:杨双祥,黄山. 提取目标不变矩的压缩感知跟踪[J]. 电光与控制,2018,25(7):54-57,67. YANG S X, HUANG S. Compressive tracking for extracting target invariant moments[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(7):54-57, 67.

提取目标不变矩的压缩感知跟踪

杨双祥, 黄山
(四川大学,成都 610065)

摘要: 原压缩感知跟踪算法由于偏向当前新样本,在遮挡情况下跟踪效果不良。为了提高遮挡时跟踪的准确性,实验首先通过样本分块提取样本的不变矩特征,并以此特征作为朴素贝叶斯分类器分类的标准,然后计算前后两帧目标的不变矩特征的差值,以该值判断目标是否发生遮挡,进而实现分类器的自适应更新。实验表明,该算法在目标出现部分遮挡时跟踪效果良好,对尺度变化有一定的鲁棒性,并且跟踪的准确度比原算法有所提高。当目标像素大小为 25×69 时,平均处理速度达58帧/s,满足实时性要求。

关键词: 目标跟踪; 遮挡; 压缩感知跟踪; 不变矩

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2018.07.011

Compressive Tracking for Extracting Target Invariant Moments

YANG Shuang-xiang, HUANG Shan
(Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: Since it relies on the current new sample, the original compressive tracking algorithm does not perform well, especially in the case of occlusion. In order to improve the tracking accuracy when there is occlusion, the invariant moments of samples are extracted by means of sample blocks, which are used as the classifying standard of Bayesian classifier. Then, the difference of the invariant moments between two sequential frames is calculated, and the value is used to judge whether the object is occluded or not, thus to achieve adaptive updating of the classifier. Experiments show that: 1) The algorithm has good tracking results when the object is partially occluded, and is robust to scale changes; 2) The tracking accuracy is improved compared with that of the original algorithm; and 3) When the object is 25×69 pixels, the average processing speed is 58 frames per second, which meets the real-time requirements.

Key words: object tracking; occlusion; compressive tracking; invariant moment

0 引言

视频目标跟踪的应用涉及交通管制、视觉导航以及军事侦察和战场监视等诸多领域。DONOHO^[1]于2006年首先提出压缩感知(CS)的概念,随即2012年ZHANG等^[2]便利用符合压缩感知RIP条件的随机测量矩阵对多尺度图像类haar特征进行降维,然后在降维后的特征上采用朴素贝叶斯分类器进行分类。该算法高效简单,实时性好,跟踪结果鲁棒性较好。但是仍然存在不足:算法偏向于当前样本,一旦跟偏便会越来越偏;跟踪结果不能自适应尺度变化。对于此,石武祯

等^[3]提出了对目标和背景具有判别性的特征选择方法和避免错误更新目标表面模型的准则,从而改进了压缩感知算法在复杂场景下的性能。李庆武等^[4]对压缩域特征进行在线选择,剔除被污染的样本特征,实现样本更新,并对跟踪中目标在摄像头中的尺度变化进行建模,实现了自适应目标尺度变化。ZHUANG^[5]提取了样本扩展的类haar特征,并融合了梯度直方图特征(Histogram of Oriented Gradients),提高了算法的跟踪性能。在处理遮挡问题方面,文献[2]算法表现不佳。实验针对该问题进行了进一步研究。

1 压缩感知跟踪算法(CT)简介

1.1 CT算法特征提取

随机矩阵 $R_s \in \mathbf{R}^{n \times m}$ ($n \ll m$)可以将高维空间向

收稿日期:2017-05-28

修回日期:2017-09-01

作者简介:杨双祥(1991—),男,四川眉山人,硕士生,研究方向为视频目标跟踪。

量 $X \in \mathbb{R}^n$ 投影到低维空间 $V \in \mathbb{R}^s$, 即

$$V = R_s X \quad (1)$$

如果低维向量 V 可完全地保留高维向量 X 的信息, 则可以在低维空间对高维信号进行分析。其中, R_s 即为满足 RIP 条件的随机投影矩阵, R_s 矩阵元素取值为

$$r_{ij} = \begin{cases} \sqrt{s} & \text{概率为 } \frac{1}{2s} \\ 0 & \text{概率为 } 1 - \frac{1}{s} \\ -\sqrt{s} & \text{概率为 } \frac{1}{2s} \end{cases} \quad (2)$$

ACHLIOPTAS^[6]证明了当 s 为 2 或 3 时, 此矩阵满足有限等距性质。

CT 算法提取的是样本的类 haar 特征, 通过积分图可快速得到特征值, 每个样本提取 50 个特征, 每个特征由一组多尺度矩形滤波器模板得到, 如图 1 所示。

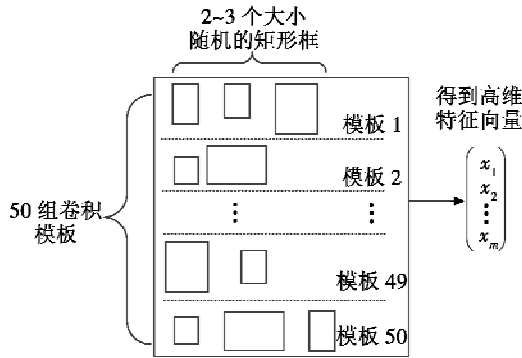


图 1 haar 特征提取

Fig. 1 Extraction of haar feature

然后将得到的高维特征向量通过随机投影矩阵进行降维, 得到的每一个特征向量表现为图像中若干个多尺度矩形特征的加权和, 如图 2 所示。

$$\begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1m} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2m} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \dots & r_{nm} \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} v_1 \\ \vdots \\ v_n \end{pmatrix}$$

$v_i = \sum_j r_{ij} x_j$

图 2 haar 特征降维

Fig. 2 Dimension reduction of haar feature

1.2 CT 算法样本分类

CT 算法是一种判别式在线跟踪算法, 对采集的样本通过朴素贝叶斯分类器判别出目标与背景。朴素贝叶斯分类器对满足独立分布的随机变量分类表现出高精度和高效率, 所以在跟踪中使用该分类器对目标与背景进行分类。朴素贝叶斯分类器 $H(v)$ 为

$$H(v) = \ln \left(\frac{\prod_{i=1}^n p(v_i | y = 1) p(y = 1)}{\prod_{i=1}^n p(v_i | y = 0) p(y = 0)} \right) =$$

$$\sum_{i=1}^n \ln \left(\frac{p(v_i | y = 1)}{p(v_i | y = 0)} \right) \quad (3)$$

DIACONIS 等^[7]证明了高维向量的随机投影大体服从高斯分布, 则样本的条件概率服从如下分布:

$$\begin{cases} p(v_i | y = 1) \sim N(\mu_i^1, \sigma_i^1) \\ p(v_i | y = 0) \sim N(\mu_i^0, \sigma_i^0) \end{cases} \quad (4)$$

式中, μ_i 与 σ_i 分别代表样本的均值与方差。

样本的采集方式为假设 I_t 为当前帧目标位置, 在以 I_t 为中心、 α 为半径的圆形区域内采集正样本, 以 ζ 和 β ($\alpha < \zeta < \beta$) 为半径的环形区域内采集负样本, 然后计算样本特征值, 并更新正负样本的均值与方差。更新方式为

$$\begin{cases} \mu = \lambda \mu_{t-1} + (1 - \lambda) \mu_t \\ \sigma = \sqrt{\lambda \sigma_{t-1}^2 + (1 - \lambda) \sigma_t^2 + \lambda(1 - \lambda) (\mu_{t-1} - \mu_t)^2} \end{cases} \quad (5)$$

式中: μ 与 σ 分别代表更新后的样本均值与方差; μ_{t-1} , μ_t 与 σ_{t-1} , σ_t 分别表示更新前及当前样本的均值与方差。

在处理下一帧时, 以 I_t 为中心、 γ 为搜索半径采集样本, 并计算样本特征值, 将分类器响应值最大的样本作为目标的跟踪位置, 完成跟踪。

2 提取不变矩特征的压缩感知目标跟踪

2.1 图像不变矩特征提取

几何矩是由 HU 于 1962 年提出的, 具有平移、旋转和尺度不变性, 所以又称之为 Hu 不变矩^[8]。HU 利用二阶与三阶归一化中心矩构造了 7 个不变矩, 相关算式如下。

中心矩 μ_{pq} 为

$$\mu_{pq} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (x - x_0)^p (y - y_0)^q f(x, y) \quad (6)$$

归一化中心矩 y_{pq} 为

$$y_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^r} \quad r = \frac{p+q+2}{2} \quad p+q=2, 3, \dots \quad (7)$$

基于二阶矩的不变矩对二维物体的旋转、缩放和平移保持性比较好, 因此本文选择 M_1 作为样本特征。 M_1 算式为

$$M_1 = y_{20} + y_{02} \quad (8)$$

由于 CT 算法提取特征时是采用随机大小的矩形框, 当矩形框分布比较集中时, 可能会存在提取的样本信息不全的情况。因此本文将样本平均分为 $p \times q$ 个小块, 对每个小块计算 M_1 不变矩特征值 v_i , 表示为

$$v_i = |\ln(|M_1|)| \quad (9)$$

从而形成样本的特征矢量 $x_i = (v_1, v_2, \dots, v_{p \times q})$, 其流程如图 3 所示。

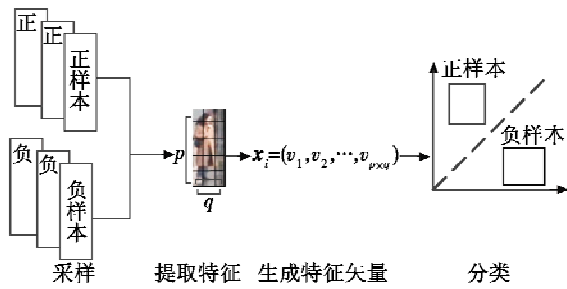


图3 不变矩特征提取

Fig. 3 Feature extraction of invariant moments

2.2 部分遮挡问题处理

CT 算法采用的是实时更新样本模板,没有遮挡判断机制,当目标发生遮挡时会将遮挡物视作目标模板,一旦跟踪漂移,便会跟丢目标。本文通过对比前后两帧目标的 M_1 不变矩特征值来判断目标是否发生了遮挡。实验截取了目标从无遮挡到发生遮挡时的 6 张图像,像素大小为 36×88 。如图 4 所示。

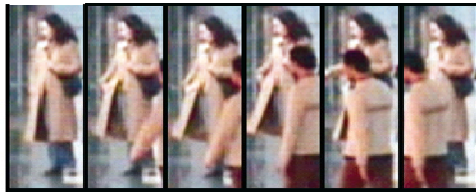


图4 同尺度遮挡序列图

Fig. 4 Sequence diagram of occlusion with the same scale

对应的不变矩特征值及变化情况见表 1。

表1 遮挡时目标不变矩特征变化表

Table 1 Change of invariant moments when the object is occluded

$v_i = \ln(M_1) $	相邻增量	与无遮挡时比较
6.315 5	-	-
6.325 25	0.009 75	-
6.329 62	0.004 37	0.014 12
6.331 76	0.002 14	0.016 26
6.343 25	0.011 49	0.027 75
6.368 4	0.025 15	0.052 9

从数据结果上可以看出,当目标发生遮挡时,跟踪框中出现遮挡物导致不变矩特征值随着遮挡的程度逐渐变大,于是可通过设置阈值 T 来判断目标是否发生了遮挡,从而决定是否更新目标样本。更新公式为

$$\begin{cases} v_i - v_{i-1} \geq T & \text{发生遮挡,不更新} \\ v_i - v_{i-1} < T & \text{未发生遮挡,更新} \end{cases} \quad (10)$$

式中: v_i, v_{i-1} 分别表示当前帧与上一帧目标的不变矩特征值。

2.3 算法流程

图 5 所示为跟踪算法的流程。

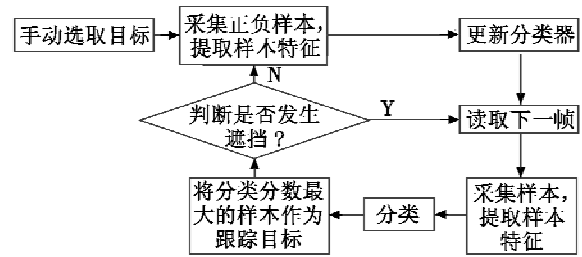


图5 算法流程

Fig. 5 Flow chart of the algorithm

3 实验和结果

3.1 跟踪效果展示

实验在 Visual Studio2013 开发平台下基于 Opencv 2.4.10 编程实现。下文展示了视频 1 与视频 2 的跟踪效果,视频分辨率像素大小分别为 $384 \times 288, 320 \times 240$ 。目标跟踪框像素大小分别为 $29 \times 82, 100 \times 54$ 。正样本采集半径为 4 像素,负样本采集半径为 8~23 像素,搜索半径为 15 像素,提取的特征为 48 个,学习速率 $\lambda = 0.85$,遮挡判断阈值 $T = 0.01$ 。跟踪结果见图 6、图 7。



a CT 算法



b 本文算法

图6 视频1跟踪结果

Fig. 6 Tracking results of Video 1



a CT 算法



b 本文算法

图7 视频2跟踪结果

Fig. 7 Tracking results of Video 2

3.2 跟踪结果分析

3.2.1 跟踪准确度分析

对于跟踪结果的准确性度量,采用矩形跟踪框的几何中心坐标与目标实际位置中心坐标的差值进行衡量。实验对视频 1 从第 55 帧到第 140 帧,对视频 2 从第 100 帧到第 240 帧的跟踪位置进行了分析,结果如图 8、图 9 所示。

图 8、图 9 显示了两个视频在本文算法与 CT 算法

下目标横纵坐标与实际横纵坐标位置曲线。只要横坐标或者纵坐标与实际位置偏离,就表示跟踪出现了漂移。通过曲线图可以看出,本文算法在跟踪准确度上高于原 CT 算法,并计算得出本文算法跟踪视频 1 的结果与目标实际位置平均偏差为(1.3,3.8)像素,原 CT 算法结果与目标实际位置平均偏差为(12.6,10.2)像素;对视频 2 跟踪偏差分别为(2.1,5.3)像素与(21.5,4.3)像素。

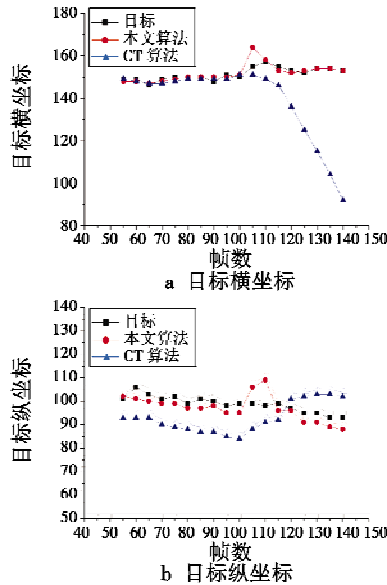


图 8 视频 1 跟踪位置曲线图

Fig. 8 Tracking position curve of Video 1

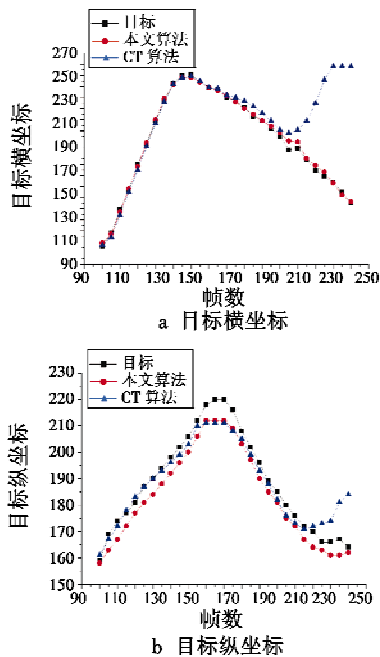


图 9 视频 2 跟踪位置曲线图

Fig. 9 Tracking position curve of Video 2

3.2.2 算法实时性分析

实验对视频 1 从第 55 帧到第 140 帧,对视频 2 从

第 100 帧到第 240 帧的帧率进行了统计分析。如图 10 所示。

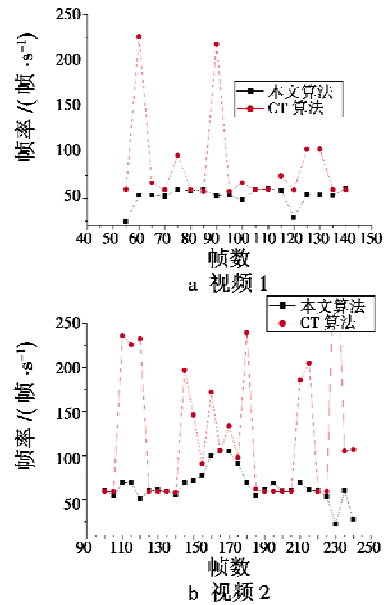


图 10 跟踪速度曲线图

Fig. 10 Tracking speed curves

从图 10 可以看出,在平均跟踪速度上原 CT 算法比本文算法要快,而本文算法跟踪速度比较稳定。计算得出 CT 算法与本文算法跟踪视频 1 的平均速度分别为 85 帧/s 和 52 帧/s,跟踪视频 2 的平均速度分别为 125 帧/s 和 65 帧/s,虽然速度不及原 CT 算法,但是仍然完全满足实时性要求。

4 结束语

本文将原 CT 算法提取的 haar 特征替换为 Hu 不变矩特征,并改变了特征提取的方式,使更多的目标区域特征被提取到,并增加了目标遮挡的判断机制,有效地抑制了把遮挡物当作目标样本的情况。本文算法的不足之处是对光照变化的鲁棒性不好,跟踪框尺度不自适应,这些都有待于进一步的研究改进。

参考文献

- [1] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4):1289-1306.
- [2] ZHANG K, ZHANG L, YANG M H. Real-time compressive tracking[C]//European Conference on Computer Vision, Florence, 2012:864-877.
- [3] 石武斌,宁纪锋,颜永丰. 压缩感知跟踪中的特征选择与目标模型更新[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(6):932-939.
- [4] 李庆武,朱国庆,周妍,等. 基于特征在线选择的目标

表1中加粗的数值表示在相同条件下,性能最优的去噪算法。从表1可知,改进后的阈值EMD(EMD-i)去噪对于上述4类典型低空环境噪声的去噪效果总体最佳,具有较大的SNR和较小的RMSE。比如对于输入信噪比为0 dB的海浪噪声,改进阈值EMD去噪后的SNR为13.1098 dB, RMSE为0.0012,而EMD-h(EMD)去噪后的SNR为11.2672(10.1259)dB, RMSE为0.0051(0.0035), r 为9.2847%(4.4096%)。对于去噪后信号的平滑度,EMD去噪占优势,从阈值函数可以看出,改进阈值的性能是综合硬阈值与软阈值的优点,但也难免保留其缺点,改进阈值函数对于信号的平滑度没有改进,但是就整体性能来说,本文改进阈值EMD对大部分环境噪声的去噪效果更佳,达到去除噪声的同时尽可能多地保留有效信号的目的,并且信噪比提高较多。

3 总结

本文提出了改进阈值的EMD的低空环境噪声去除方法,定量分析其去噪性能。4种典型的战场低空环境噪声按输入信噪比-10 dB, -5 dB, 0 dB, 5 dB和10 dB加入到纯净的直升机声信号。运行大量仿真并利用信噪比、均方根误差和平滑度指标这3个量化去噪性能的参数验证了本文所提方法对低空环境噪声的去除能力较强,在去除噪声的同时,保留了较多的有用信号,为后续特征提取和目标识别奠定了坚实基础。

参考文献

- [1] 郭凤霞, 戚俊, 陈斐楠. 基于小波变换的声雷达模拟信号去噪研究[J]. 现代雷达, 2016, 38(3): 86-90.
- [2] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[M]. London: The Royal Society, 1998.
- [3] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R. A new view of nonlinear water waves: the Hilbert spectrum[J]. Annual Review of Fluid Mechanics, 2003, 31(1): 417-457.
- [4] KOPSINIS Y, MCLAUGHLIN S. Development of EMD-based denoising methods inspired by wavelet thresholding[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(4): 1351-1362.
- [5] 曾向阳, 杨宏晖. 声信号处理基础[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2015.
- [6] WU W, PENG H. Application of EMD denoising approach in noisy blind source separation[J]. Journal of Communications, 2014, 9(6): 506-514.
- [7] CRESSIE N. Deterministic/stochastic wavelet decomposition for recovery of signal from noisy data[J]. Technometrics, 2000, 42(3): 262-276.
- [8] FENG M, ZHOU Y, YU Z. EMD-based denoising for side-channel attacks and relationships between the noises extracted with different denoising methods[M]. Berlin: Springer International Publishing, 2013.
- [9] PATRICK F, PAULO G, GABRIEL R. EMD equivalent filter banks, from interpretation to applications[M]//DUAN J Q, LUDWIG A, ROBERTO C, et al. Hilbert-Huang Transform and Its Applications. Singapore: World Scientific, 2005.
- [10] YANNIS K, STEPHEN M. Empirical mode decomposition based denoising techniques[C]//The 1st IAPR Workshop on Cognitive Information Processing, CIP 2008, 2008: 57-74.
- [11] STÉPHANE M. A wavelet tour of signal processing[M]. Cambridge: Academic Press, 1998.
- [12] JOHNSON-LINDENSTRAUSS with binary coins[J]. Journal of Computer & System Sciences, 2003, 66(4): 671-687.
- [7] DIACONIS P, FREEDMAN D. Asymptotics of graphical projection pursuit[J]. Annals of Statistics, 1984, 12(3): 793-815.
- [8] HU M K. Visual pattern recognition by moment invariants IT-80[J]. IRE Transaction of Information Theory, 1962, 8(2): 179-187.

(上接第57页)

压缩跟踪算法[J]. 自动化学报, 2015, 41(11): 1961-1970.

- [5] ZHUANG J. Compressive tracking based on HOG and extended haar-like feature[C]//IEEE International Conference on Computer and Communications, 2017: 326-331.
- [6] ACHLIOPTAS D. Database - friendly random projections :