

•信号与信息处理•

## 基于JBLD度量的快速记忆梯度距离度量方法

郭 强

(中国刑事警察学院图书馆, 沈阳 110854)

**摘 要:**提出了一种新的简单高效记忆梯度协方差跟踪算法。首先,利用记忆梯度算法优化协方差目标模板与候选目标的距离函数以快速精确搜索最佳匹配目标,充分利用记忆梯度算法避免收敛到局部最优解,克服最速下降算法中穷尽局部搜索的低效。同时,为减少黎曼流形空间上高维正定对称协方差矩阵相似性度量的计算负担,用JBLD(Jensen-Bregman LogDet)方法进行协方差特征的相似性度量。该度量在基于梯度优化算法的框架下有助于梯度的快速计算。实验利用多场景视频标准测试库及新的评价指标,验证了文中算法性能优于对比算法。

**关键词:**视觉跟踪;协方差跟踪;记忆梯度;Jensen-Bregman LogDet 度量

**中图分类号:** TN911.73

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1673-1255(2016)-05-0051-04

## Fast Memory Gradient Algorithm Based on Jensen-Bregman LogDet Metric

GUO Qiang

(Library, National Police University of China, Shenyang 110854, China)

**Abstract:** A novel, simple and efficient memory gradient covariance tracking algorithm is proposed, which can optimize the distance function between the covariance target mould and the candidate target to search the best matched target quickly and accurately. In order to overcome the low efficiency of the exhaustive local searching in steepest descent algorithm, the memory gradient algorithm is taken full advantages to avoid converging to local optimal point. To reduce the calculation burden of the similarity metric for high dimensional positive symmetric covariance matrices under Riemannian space, Jensen-Bregman LogDet (JBLD) divergence metric is utilized to measure the similarity of covariance features. Besides that, the JBLD metric contributes to fast computation of the gradient under the framework of the gradient optimization algorithm. In the experiment, multi-scenario video standard testing library and new evaluation indexes are used. The experiment results show that the performance of the algorithm is better than compared algorithms.

**Key words:** visual tracking; covariance tracking; memory gradient; Jensen-Bregman LogDet divergence metric

视觉目标跟踪是计算机视觉领域的重要研究方向,广泛应用于场景监控、运动捕捉、机器人自主导航、人机交换等领域。视觉目标跟踪算法通常由表征目标的外观模型、产生候选目标位置的运动模型、具有相似性度量的观测模型等部分构成。协方差跟踪<sup>[1]</sup>对光线变化、强噪声、遮挡等都具有较好的

鲁棒性,但是协方差矩阵集合构成对称黎曼流形空间,不适合采用欧式空间进行相似性度量,目前针对协方差矩阵度量需要很大的计算成本。此外,没有任何优化的穷尽的目标搜索策略也影响算法的实时性。因此,更低计算成本的相似性度量和高效的搜索策略是提高现有协方差目标跟踪技术的关

收稿日期:2016-09-28

基金项目:国家自然科学基金(61603415);辽宁省教育厅科学基金项目(L2015558)

作者简介:郭强(1982-),男,沈阳人,博士,主要研究方向为计算机视觉技术。

键。

近年来,基于协方差矩阵目标跟踪的技术吸引了国内外研究者的注意,文献[2]用Log-Euclidean黎曼测度度量协方差矩阵之间的距离,但是逆矩阵及Log映射操作均增加了算法的时间复杂度。针对仿射不变测度的耗时问题,Cherian等<sup>[3]</sup>提出JBLD测度来度量两个协方差之间的距离,Mehrtash<sup>[4]</sup>将之用于处理高维正定对称阵,但是并没有用来解决协方差跟踪问题。此外,局部穷尽式搜索策略是协方差跟踪框架尚待改进之处,其计算量大,不能满足实时性。Tyagi等<sup>[5]</sup>采用最速下降法作为搜索策略,收敛速率和稳定性依然不高。

针对协方差目标跟踪算法所出现的问题,提出了一种基于记忆梯度优化算法的快速协方差目标跟踪方法。利用JBLD方法进行相似性度量,该度量对高维的目标协方差描述子具有更快的计算速度,在计算度量函数的梯度时,优势尤为明显。其次,采用记忆梯度法迭代搜索最佳候选目标。

## 1 区域协方差描述子及JBLD相似性度量

协方差跟踪首先需要对目标和候选区域采用区域协方差描述子进行建模,利用度量得到候选区域与目标区域的相似性,由搜索结果确定目标位置。

### 1.1 区域协方差描述子

对于给定的一个目标区域图像 $M$ ,其大小为宽高 $w \times h$ , $\{f_i\}_{i=1}^N$ 是区域 $M$ 中 $d$ 维特征向量的集合,其中每一维度可以是颜色、梯度、位置等信息, $N$ 是区域中的像素数量。目标区域图像 $M$ 可以用所有特征点的协方差矩阵表示,定义为

$$C = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (f_i - \mu)(f_i - \mu)^T \quad (1)$$

其中, $\mu$ 是像素点特征向量的平均值; $f_i$ 是区域像素中某点包含梯度、位置等特征向量。协方差矩阵 $C$ 是 $d \times d$ 维度实对称正定阵,服从黎曼流形。

### 1.2 区域协方差的JBLD最佳相似度匹配

在对目标区域和候选区域进行相应的特征描述之后,利用对当前帧的搜索结果,从搜索区域中获得与目标模板最相似的候选区域,需要计算协方差矩阵所对应的目标同候选区域的距离,协方差跟

踪算法通常采用仿射不变黎曼度量(ARIM)进行相似度比较,但是计算复杂,且随着协方差维度的增加,计算时间显著增加,不利于度量函数梯度的计算。JBLD度量计算简单、高效。JBLD度量定义如下

$$J(X, Y) = Tr(\lg\left(\frac{X+Y}{2}\right) - \frac{1}{2}\lg(XY)) \quad (2)$$

式中, $\lg$ 是矩阵的对数; $Tr$ 是矩阵的迹,ARIM和JBLD的矩阵梯度公式如下

$$\nabla_X D_n^2(X, Y) = X^{-1} \lg(XY^{-1}) \quad (3)$$

$$\nabla_X J(X, Y) = (X+Y)^{-1} - \frac{1}{2}Y^{-1} \quad (4)$$

因为式(4)只需要计算矩阵 $X$ 、 $Y$ 的行列式,而式(3)中求矩阵对数操作更加耗时。JBLD的主要优势在计算梯度时,计算速度比ARIM快100倍以上<sup>[3]</sup>。

## 2 基于快速记忆梯度优化算法的协方差跟踪

Tyagi等<sup>[5]</sup>将跟踪作为距离目标函数的优化问题,采用最速下降算法避免了Porikli等<sup>[1]</sup>提出的穷尽式盲目搜索协方差算法,提高了收敛效率。采用更高效的记忆梯度法迭代求解距离度量函数优化最小化问题,以搜索最佳候选目标。

### 2.1 记忆梯度优化算法

记忆梯度法是共轭梯度法的改进,不用计算和存储矩阵,算法简单,特别适于求解大型无约束优化问题<sup>[6]</sup>。梯度算法属于最优化方法之一。通常采用迭代公式如下

$$x_{n+1} = x_n + \alpha_n d_n \quad n=0, 1, \dots \quad (5)$$

需要确定搜索更新方向 $d_n$ ,搜索步长因子 $\alpha_n$ 。在最速下降算法中,更新方向采用的是负梯度方向,而记忆梯度法搜索方向 $d_n$ 是由当前迭代点的负梯度方向 $-g_n$ 和前一迭代点的搜索方向 $d_{n-1}$ 线性组合而成;记忆梯度法增加了参数选择的自由度,既利用当前点的迭代信息,又利用了前一点迭代的信息,更有利于构造稳定的快速收敛。取 $\rho \in (0, 0.5)$ ,  $\beta \in (0, 1)$ ,  $x_1 \in R^n$ ,  $g(x_n)$ 为梯度,记为 $g_n$ 。

步骤1 若 $\|g(x_k)\| = 0$ ,则停止迭代;否则步骤2

步骤2 搜索方向 $g_n$

$$d_n = \begin{cases} -g_n & n=1 \\ -(1-\beta_n)g_n + \beta_n d_{n-1} & n \geq 2 \end{cases} \quad (6)$$

步骤3  $n = n + 1$ , 转步骤1

记忆梯度法增加了参数选择的自由度,既利用当前点的迭代信息,又利用了前一点迭代的信息,比最速梯度法更有利于构造稳定的快速收敛。非单调 Armijo 线搜索,具有易于实现、无矩阵运算、迭代次数少,每次迭代充分下降降低运算量等优点。

### 2.2 快速记忆梯度优化跟踪算法

跟踪问题可看作是最小化跟踪目标与候选目标距离函数的优化问题,此问题常用梯度下降算法迭代搜索下一帧的最佳匹配目标进行求解。用记忆梯度追踪算法来实现快速搜索,采用协方差描述子作为目标外观模型,JBLD度量进行相似度量测。将跟踪目标所在位置记为  $x = [x, y]^T$ ,由最小化目标函数  $\min f(x)$  得到下一帧目标所在位置,  $f(x)$  表示如下

$$f(x) = J(A, B) = \lg \det\left(\frac{A+B}{2}\right) - \frac{1}{2} \lg \det(AB) = \operatorname{tr}\left[\lg\left(\frac{A+B}{2}\right)\right] - \frac{1}{2} \operatorname{tr} \lg A - \frac{1}{2} \operatorname{tr} \lg B \quad (7)$$

式中,  $A$  是由协方差矩阵特征表征的目标模型;  $B$  是在位置  $x$  的候选目标协方差矩阵特征,计算最优优化问题  $\min f(x)$  需要计算目标函数的梯度方向,有下式

$$g_n = \nabla f(x) = [\partial_x f(x), \partial_y f(x)]^T \quad (8)$$

式中,  $\nabla f(x)$  是度量距离函数的梯度,与  $g_n$  等同。 $\partial_x f(x)$  和  $\partial_y f(x)$  为相对  $x$  和  $y$  的偏导数。 $\partial_x f(x)$  可以推导得到下式

$$\partial_x f(x) = \operatorname{tr}[(A+B)^{-1} \partial_x B_x] - \frac{1}{2} B^{-1} \partial_x B_x \quad (9)$$

式中,  $\partial_x B_x$  和  $\partial_y B_y$  可以由文献[7]得到。 $Z$  是正定对称矩阵,  $\det$  是矩阵的行列式。

模板更新策略<sup>[2]</sup>处理目标外观变化。记忆梯度跟踪算法(memory gradient tracker, MGT)如下

#### Algorithm 1 基于JBLD度量的快速记忆梯度协方差跟踪算法

输入:时间  $t-1$  点目标所在位置  $(x_{t-1}, y_{t-1})$  记为  $x_{t-1}$ , 迭代阈值  $\delta$ , 最大迭代次数  $N$

- (1) 计算协方差描述子  $C_{t-1} \in R^d, n=1$ ;
- (2) Repeat until stop criteria  $i > N \ \&\& \ \|g_n\| < \delta$ ;
- (3) 采用式(8)计算梯度;

- (4) 计算记忆梯度方向和步长;
  - (5) 式(5)计算近似解;
  - (6) 转步骤(2);
  - (7) 得到当前帧的最佳候选目标;
  - (8) 模板更新策略。
- 输出:跟踪结果  $(x_t, y_t)$

### 3 实验结果和分析

为了验证文中提出算法性能,对标准测试序列库进行试验,文中提出的MGT与基于最速下降协方差跟踪算法(SDT)<sup>[8]</sup>、全局搜索经典协方差跟踪算法(FCT)<sup>[11]</sup>、基于meanshift跟踪算法(MST)<sup>[9]</sup>进行比较。

文中所采用的测试标准库<sup>[10]</sup>是由Wu等提出的国际上权威的跟踪算法评测库,该库搜集了51个公开的测试序列包括光照变化、遮挡、旋转、尺度变化、复杂背景等多种跟踪场景。

标准评测库实验对标准测试库进行测试,并列出了其中的四个测试序列结果。图1中心位置距离跟踪误差是评价跟踪算法的一个重要指标。表1是平均每帧执行时间的结果。

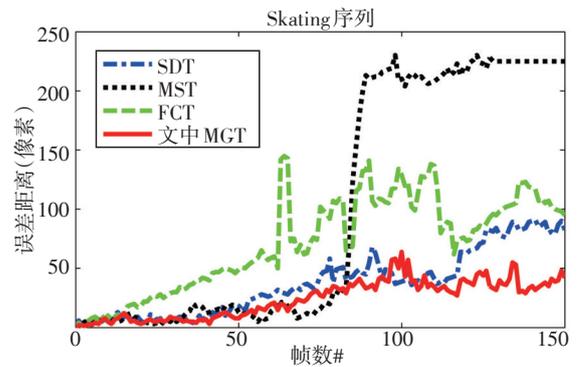


图1 实际目标中心与跟踪目标中心位置误差

表1 平均每帧执行时间/ms

	Lemming	Skating	Sylvester	Woman
FCT	2 104.58	2 835.39	944.61	1 087.23
MST	497.96	611.40	218.56	226.42
SDT	122.03	147.32	57.64	71.27
Ours	86.92	91.4	35.63	49.14

图2是部分标准测试序列的跟踪结果。Skating序列中,待跟踪目标运动员在复杂背景下快速移

动,在目标进行面外旋转至50帧前,所有的跟踪算法均能成功确定目标位置,文中算法跟踪精度最高。之后目标继续面外旋转并经历强烈的光照变化(见第75帧),FCT算法和SDT算法虽然跟上目标,但是均出现较大偏差,文中算法依然可以锁定目标主体。之后出现相似目标背景干扰和光照变化,FCT已经丢失目标,SDT依然偏差变大逐渐丢失目标。由图2可见,文中算法优于其他两种相关算法。



FCT算法



SDT算法



MGT算法



图2 Skating序列的部分跟踪结果,帧数#50,75,82,93

## 4 结论

提出一种新的高效协方差跟踪算法,将一种新的Jensen-BregmanLogDet度量方法融合到梯度优化协方差跟踪算法的框架内,记忆梯度算法搜索候选目标方向迭代优化相似度距离函数。仿真实验结果表明,与黎曼流形度量等其他度量法相比,新的度量方法更适于高维正定对称矩阵,结合梯度优化框架计算时间更快。对权威视频测试序列的实验表明,文中算法对光照变化、部分遮挡、形变等复杂环境具有较好鲁棒性,同时具备更低的时间复杂度。

## 参考文献

- [1] Porikli F, Tuzel O, Meer P. Covariance tracking using model update based on lie algebra[C]//Proc IEEE Conf Computer Vision and Pattern Recognition, New York, 2006: 728-735.
- [2] Arsigny V, Fillard P, Pennec X, et al. Log-Euclidean metrics for fast and simple calculus on diffusion tensors[J]. MagnReson Med, 2006, 56 (2): 411-421.
- [3] Cherian A, Sra S, Banerjee A, et al. Jensen Bregman Log-Det divergence with application to efficient similarity search for covariance matrices[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2013, 35(9): 2161-2174.
- [4] Harandi MT, Salzmann M, Hartley R. From manifold to manifold: geometry-aware dimensionality reduction for SPD matrices[J]. Proc European Conf Computer Vision, Zurich, 2014: 17-32.
- [5] Tyagi A, Davis JW, Potamianos G. Steepest descent for efficient covariance tracking[J]. Proc IEEE Workshop Motion and Video Computing, Copper Mountain, 2008: 1-6.
- [6] 时贞军. 一个新的无约束优化超记忆梯度算法[J]. 数学进展, 2006, 35(3): 265-373.
- [7] Cherian A, Sra S, Banerjee A, et al. Jensen-Bregman Log-Det Divergence for Efficient Similarity Computations on Positive Definite Tensors[R]. Technical Report, 2012: 2399-2406.
- [8] Tyagi A, Davis JW, Potamianos G. Steepest descent for efficient covariance tracking[J]. Proc IEEE Workshop Motion and video Computing, Copper Mountain, 2008: 1-6.
- [9] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, 2003, 25 (5): 564-577.
- [10] Wu Y, Lim J, Yang MH. Online object tracking: a benchmark[C]//Proc IEEE Conf Computer Vision and Pattern Recognition, Portland, 2013: 2411-2418.