

文章编号: 1001-0920(2013)09-1355-06

基于时空约束和稀疏表示分类的目标跟踪算法

匡金骏, 柴毅, 熊庆宇

(重庆大学自动化学院, 重庆 400030)

摘要: 针对经典稀疏分类目标跟踪算法中目标模板和目标基的建模及更新方式效率低, 跟踪性能不可靠等问题, 提出一种新的目标跟踪算法, 解释了时空约束原理, 目标基、背景基、时序特征池的创建方法以及选择与抛弃两种基更新机制; 该算法采用时序循环更新方式解决模板更新问题, 结合稀疏表示分类和标准对冲实时计算目标坐标. 相比其他几种经典目标跟踪算法, 有效提高了在复杂背景下的目标跟踪性能.

关键词: 目标跟踪; 时空约束; 稀疏表示分类; 标准对冲

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Visual object tracking via time-space constraints and sparse representation classification

KUANG Jin-jun, CHAI Yi, XIONG Qing-yu

(College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China. Correspondent: KUANG Jin-jun, E-mail: kjj@cqu.edu.cn)

Abstract: In order to solve template updating, basis construction and low efficiency problems in visual tracking tasks, a novel algorithm based on the space-time constrained and sparse representation classification is proposed. The details of space constraint, time constraint, both target and background basis construction methods, basis choosing, basis abandoning mechanisms and temporal feature pool construction methods are given. The temporal looping updating method is used to solve the template updating problem. The sparse representation classification method and normal hedge are combined for calculating target locations. The proposed tracking algorithm outperforms better than other state-of-art tracking algorithms in many difficult situations.

Key words: object tracking; space-time constraints; sparse representation classification; normal hedge

0 引言

视频运动物体的检测与跟踪问题是机器视觉的基础问题之一, 它是目标识别、行为识别等后续应用的基础, 在社会安全、航空航天等重大项目中有着广阔的应用前景. 多年来, 众多学者就目标跟踪问题提出了多种方法, 包括基于轮廓的方法^[1], 基于核的方法^[2], 基于统计的方法^[3]等.

传统跟踪算法主要存在两类问题:

1) 跟踪算法主要是对目标模板进行建模(例如定期更新目标模板等), 忽略了背景能够提供的信息. 此类跟踪算法在遇到背景中含有与目标相似特征的情况下, 跟踪性能不佳. 在此基础上, 一些算法^[4]具备自动选择高分度特征的能力, 实验证实了此类算法能

能够在某些情况下提升跟踪精度, 具有一定的实用价值. 但是, 此类算法在目标与环境变化速度较快的情况下性能不佳, 跟踪结果存在收敛于目标的部分区域的可能, 且对目标面积变化不敏感. 如在摄像头移动时, 目标和背景都会随时间改变, 此类算法的可靠性较低.

2) 部分跟踪算法具有目标模板更新功能, 这部分算法能够适应目标外观改变较快的情况. 此类算法通常手动选择第一帧图像作为模板^[5], 或使用关键帧作为先验知识, 然后定期更新目标模板. 然而无限制的模板更新方式会使目标模板中混杂一些背景特征, 从而导致模板漂移问题.

基于稀疏表示分类框架的目标跟踪算法^[6-7]在近期引起了较多学者的关注, 这些方法在理想情况下能

收稿日期: 2012-04-26; 修回日期: 2012-09-24.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60974090); 教育部博士点基金项目(102063720090013); 中央高校基本科研业务费项目(GDJXS10170010).

作者简介: 匡金骏(1984-), 男, 博士生, 从事图像处理、人工智能的研究; 柴毅(1962-), 男, 教授, 博士生导师, 从事信息处理、融合与控制、智能系统理论等研究.

够完成跟踪任务,然而它们没有对以上两个基本的跟踪问题进行解答,复杂情况下可靠性不佳.本文提出的基于时空约束和稀疏表示分类的目标跟踪算法能够有效解决以上问题,创新点归结如下:

1) 时空约束:提出了基于空间与时间的两种约束条件,这两种约束可被用以计算合适的特征权值,增强目标与背景之间的区分度,同时保证目标模板的时序连贯性与完整性.

2) 基的创建与更新:提出了目标基 B_t 和背景基 B_b 的概念.提出了基于选择与抛弃机制的基更新算法,在相似距离函数的基础上,给出了通用更新方式与时序循环更新方式,并通过实验证明其能有效提升跟踪鲁棒性.

3) 标准对冲和稀疏表示分类:将稀疏表示分类嵌入标准对冲算法框架内用以计算目标的位置、面积以及旋转等隐藏态,与经典粒子滤波算法相比减少了所需粒子数量,减少了系统的计算量.

与现存基于稀疏表示框架的图像跟踪算法相比,本文算法在处理目标外形变化、遮挡、光照改变、背景与目标存在相似特征等复杂情况具有优势.

1 时空约束原理

本文将目标跟踪考虑为基于在线学习的2类分类问题.时空约束的本质是在跟踪进程中收集训练样本,并利用这些样本的时间和空间信息,训练一种在线分类器.此分类器具有线性大边界分类属性,通过对完备基(稀疏表示框架)所包含的特征进行加权,一方面增加目标与背景之间的空间区分度,另一方面保证目标模型的时序连贯性.

1.1 空间约束

目标模板和背景之间有一些特征是相似的,另外一些特征不相似.为了增强系统的跟踪精度,应对不相似的特征赋予较大的权值,而对相似的特征赋予较小的权值.根据这一思想,本文提出了基于空间约束的特征权值计算方法.

设特征用 f 表示,目标所包含的特征由 Q_f 表示,背景由 S_f 表示.为了保证目标特征的时间连续性,目标的特征集生成算法将在时间约束算法中详细介绍.背景 S 由多个子窗口组成的窗口特征值平均求得,即

$$q_f = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n S_f^i. \quad (1)$$

其中: S_f^i 为窗口 S^i 所对应的特征 f 的值, q_f 为背景区域特征 f 的值.因为背景特征组成复杂,且分布概率的时序规律性不强,所以背景信息在时间 t 的获取由在时间 $t-1$ 采样完成.

对于特征 f ,用对数似然方法计算其在时间 t 的

目标背景间区分度,即

$$L_f^t = \log \frac{\max(Q_f^{t-1}, \delta)}{\max(q_f^{t-1}, \delta)}, \quad (2)$$

其中 δ 为一个趋近于零的整数(本文取 0.01).若区分度大,则代表特征 f 基本仅由目标包含;若区分度低,则代表特征 f 在目标和背景中平均分布.

$$v_f^{1,t} = \max \left\{ \frac{2}{\pi} \arctan(L_f^t), 0 \right\}. \quad (3)$$

式(3)将高分度的特征映射为正值,将低区分度的特征映射为负值.为了让权值分布更集中,需要将 L_f^t 作归一化处理,则

$$\mathbf{W}^{1,t} = \{w_1^{1,t}, w_2^{1,t}, \dots, w_f^{1,t}\}, \quad (4)$$

$$w_f^{1,t} = \frac{v_f^{1,t}}{\sum_{f=1:n} v_f^{1,t}}, \quad (5)$$

其中 $\mathbf{W}^{1,t}$ 为在时间 t 特征向量的空间约束权值.

空间约束的原理可总结为:特征权值大小与特征的区分度成正比.此方法能增大目标与背景之间的区分度,扩大分类边界,增强跟踪系统的鲁棒性.

1.2 时间约束

如引言所述,在第1类跟踪问题中,仅考虑空间约束有可能会使系统只跟踪目标的一部分,忽略目标的面积变化,从而导致跟踪精度降低甚至跟踪失败,所以有效的跟踪需要建立目标的时序特征模型.

时序特征池:本文提出的基更新算法将并行于跟踪过程生成一系列的目标基与背景基,其中目标基包含多个时刻的目标特征集合.这部分目标基可称为时序特征池.在跟踪过程中目标的大部分特征值虽然会变化,但不同的特征变化的速率是不同的,变化速率较慢的特征具有更强的目标表达能力.本文选择在连续时间特征状态空间中变化速率较小的目标特征,抛弃变化速率高的特征,去粗存精,兼顾跟踪算法精度和鲁棒性.

设时序特征池 $\mathbf{P} = \{\mathbf{p}_{t-i}, \dots, \mathbf{p}_t\}$, 其中 \mathbf{p}_t 为在时间 t 的目标特征向量, $\mathbf{p} = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$. 对 \mathbf{p}_t 创建时序特征权值

$$\mathbf{W}^{2,t} = \{w_1^{2,t}, w_2^{2,t}, \dots, w_f^{2,t}\}, \quad (6)$$

其中

$$w_f^{2,t} = \frac{\lambda_f^t \times w_f^{2,t-1}}{\sum_{f=1:n} v_f^{2,t}} \quad (7)$$

为在时间 t 特征 f 的权值.

原则上,当特征 f 的权值与其变化速率成反比时,设 λ_f^t 表示特征 f 在时间 t 的变化速率, var_f 表示特征的一阶绝对变化值,则

$$\lambda_f^t = \exp \left(- \frac{(\text{var}_f)^2}{c} \right). \quad (8)$$

其中: c 为学习率, 需人工设定; $\text{var}_f = \|f_t - f_{t-1}\|_1$ 且 $0 \leq \text{var}_f \leq 1$.

对于空间约束中的目标特征 Q_f , 应该保证其具有时间连续性. 在实验中发现, 时序特征池中越新的目标基的有效性越高, 因此设 κ 为遗忘因子, 对于时序特征池 $P = \{p_{t-i}, \dots, p_t\}$, 时刻 t 的目标特征

$$Q_f^t = \frac{\sum_{i=0:n} (1 - \kappa)^i p_f^{t-i}}{\sum_{f=1:m} Q_f^t}, \quad (9)$$

其中 n 为时序特征池的最长保存时间.

1.3 时空权值融合

在获取了特征向量的空间约束权值 $\mathbf{W}^{1,t}$ 和时间约束权值 $\mathbf{W}^{2,t}$ 后, 需要将两类权值有效融合. 设 α 为特征融合变量, 时刻 t 的时空约束权值为

$$\mathbf{W}^t = \alpha \cdot \mathbf{W}^{1,t} + (1 - \alpha) \cdot \mathbf{W}^{2,t}, \quad (10)$$

其中 α 为融合比例系数.

2 基的在线更新原理

解决引言中第2类问题的关键是保证所更新的目标是完整且纯净的. 对于稀疏表示框架的跟踪系统, 基必须保证是稀疏的, 同时, 基中原子数量决定了算法的计算时间. 与只包含目标基 B_t 的稀疏表示框架跟踪系统^[6-7]不同, 本文算法不仅包含 B_t , 而且在每个时刻都更新 B_b , 对背景建模能够有效增加系统基的完备性, 提高跟踪精度. 下面介绍基的在线更新准则.

设跟踪抽样图像与现存目标基 B_t 之间的相似距离 δ 为

$$\delta(i) = -\log \left(\frac{\|\max(c_i^t)\|_1}{\|c_i^t\|_1} \right). \quad (11)$$

其中: i 为抽样图像编号, C_i^t 为抽样图像 i 对应的稀疏分解系数(只使用 B_t 作为基). 定义最小阈值 ξ_{\min} 与最大阈值 ξ_{\max} .

2.1 选择机制

如图1所示, 如果 $\delta(i) < \xi_{\min}$, 则表示抽样图像 i 能够被目标基表示, 此抽样图像无需被转化为新的目标基. 如果 $\delta(i) > \xi_{\min}$, 则表示抽样图像 i 完全不能由目标基表示, 并且系统不能保证此抽样为目标.

如果 $\xi_{\min} < \delta(i) < \xi_{\max}$, 即 $\delta(i) \in r_1$, 则此抽样

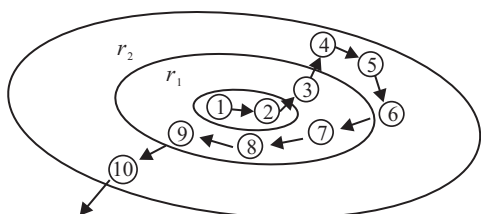


图1 基的在线更新

图像为目标模板, 转化为目标基. 图1中, ③,⑦,⑧和⑨ 都将被转化为目标模板. 在大部分时候, 通用模板更新方法结合时空约束能够保证目标基是纯净的; 但在目标外观变化程度大、速度快的情况下, 无法保证目标基的完备性. 对此问题, 本文提出基于时序循环模板更新方法: 设循环时间阈值为 θ , 考虑抽样图像 i 在时间 θ 内相似距离由 $\delta(i) < \xi_{\max}$ 变为 $\delta(i) > \xi_{\max}$, 说明抽样图像已不再由目标基稀疏表示, 但系统不能完全确定抽样图像不是目标图像, 即系统不能完全确定跟踪失败. 此时将所有抽样图像保存在临时抽样池中, 若在时间阈值 θ 内, 相似距离由 $\delta(i) > \xi_{\max}$ 变为 $\delta(i) < \xi_{\max}$, 说明跟踪没有失败, 则零时抽样池中的所有模板都可作为候选目标基. 注意将候选目标基转换为目标基也需遵循稀疏原则, 即按顺序检查候选目标基 i 的相似距离, 若 $\xi_{\min} < \delta(i) < \xi_{\max}$, 则转换目标基, 反之则删除. 如果在时间阈值 θ 内相似距离保持 $\delta(i) > \xi_{\max}$, 则说明跟踪失败. 图1中, 时序循环方法接受 ③~⑨. 通用模板更新方法与时序循环模板更新方法能够最大可能地收集目标的各种外观, 同时保证目标基的稀疏性和完整性. 另外, 背景基的创建方式较为简单, 对于每一帧图像, 系统可在目标周围进行随机采样, 然后将采样图像转化为背景基.

2.2 抛弃机制

在长时间跟踪过程中, 由选择机制创建的目标基可能变得非常庞大, 这将导致求解系数速度降低, 制约跟踪性能. 针对此问题, 本文提出了基于使用基于固定大小的加权抛弃机制. 对于在时刻 t 有目标的稀疏系数向量 C^t , 有

$$\mathbf{H} = \frac{C^{t-1} + \psi \cdot C^t}{A}. \quad (12)$$

其中: $\mathbf{H} = (h_1, h_2, \dots, h_n)$ 为基的权值系数向量, ψ 为预置的权值系数, $A = \sum (C^{t-1} + \psi \cdot C^t)$ 为归一化系数. 在每一时刻若跟踪系统通过选择机制采集了新的目标基, 则抛弃 \mathbf{H} 中权值最小系数所对应的目标基.

3 稀疏表示分类算法与标准对冲算法

本文使用稀疏表示分类方法来计算标准对冲算法中粒子的损失值 $l_{i,t}$. 稀疏表示能够去除图像中的噪声, 对遮挡和光影变化等干扰也不敏感. 稀疏表示问题为

$$\hat{C} = \arg \min_C (\|C\|_1), \text{ s.t. } \|x - B \cdot C\|_2 < \varepsilon. \quad (13)$$

其中: $x \in R^{N \times 1}$ 为图像的特征向量, $B \in R^{N \times M}$ 为基(目标基 B_t 与背景基组成的系统基 B_b), $\hat{C} \in R^{M \times 1}$ 为稀疏系数, $\|X\|_p = \left(\sum_{i=1:n} x^p \right)^{1/p}$, 残差 $r = \|x - B \cdot C\|_2$.

求解系数 C 可由多种方法完成, 如匹配追踪、基追踪等. 本文使用改进收敛残差的正交匹配追踪算法 (OMP) 求解稀疏系数 C . OMP 算法流程如下:

Step 1: 初始化残差 $r_0 = y$, 迭代计数器 $i = 0$.

Step 2: 求取最合适的 B_{ti} 能求解 $\max |B_{ti}' \cdot r_{i-1}|$, 并且将 B_{ti} 加入已选择变量中, 更新 $c_i = c_{i-1} \cup \{t_i\}$.

Step 3: 设 $P_i = B(c_i)(B(c_i)'B(c_i))^{-1}B(c_i)'$, 更新 $r_i = (I - P_i)y$.

Step 4: 如果收敛条件已达成, 则退出, 否则返回 Step 2.

文献 [8] 证明 OMP 算法在 d 次迭代后能够无误差重构图像, 对于目标跟踪任务其计算量太高. 对于分类问题, 一定范围内的重构误差并不会降低分类正确率; 并且, 设 OMP 算法的收敛速度与 MP 相同, r_k 为重构残差, k 为常数, $r_k = k/\sqrt{i}$, $t < n$. 可知若重构残差 r_k 增加 10 倍, 算法消耗时间减少可达 100 倍以上. 另外, 残差 r_k 也可被认为是不可重建的噪声信号, 忽略这些信号能够增强系统的鲁棒性. 在求取了图像 i 的稀疏系数 C_i 之后, 可由式 (11) 求出其对应的损失值, $l_{i,t} = \delta(i)$.

标准对冲算法与粒子滤波算法具有一定的相似性, 可用于计算物体在复杂环境状态空间的隐藏态. 标准对冲算法首先通过对每个粒子所在位置进行采样并计算与目标模版之间的差异求得损失值, 然后通过迭代运算估算目标的隐藏态. 下面详细介绍标准对冲算法原理, 即

$$l_{A,t} = \sum_{i=1}^N \omega_{i,t}^N l_{i,t}, \quad (14)$$

其中 $l_{i,t} = \delta(i)$ 为粒子 i 的损失值.

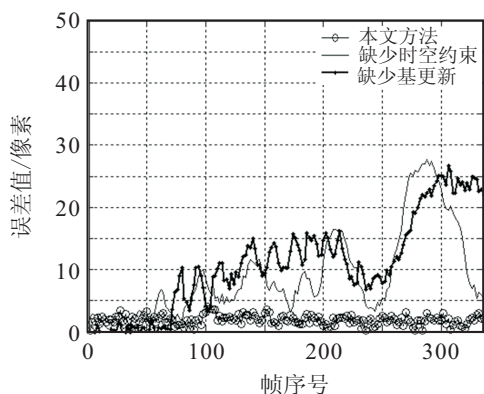


图2 3种情况下的跟踪误差值

粒子 i 在时刻 t 的懊恼值为 $r_{i,t} = l_{A,t} - l_{i,t}$, 在时刻 t 的累积懊恼值为

$$R_{i,t} = r_{i,\tau} + (1 - \lambda) \cdot R_{i,t-1}. \quad (15)$$

如果 $R_{i,t} < 0$, 则在目标位置按照高斯分布重置此粒子.

标准对冲基于半正态分布函数为

$$\Phi(x, c) = \exp\left(-\frac{(\max(0, x))^2}{2c}\right). \quad (16)$$

其中: $x \in R, c > 0$. 除了 $R_{i,t}$, 标准对冲算法还包含一个尺度参数 c_t , $R_{i,t}$ 和 c_t 满足下式:

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \exp\left(-\frac{(\max(0, R_{i,t}))^2}{2c_t}\right) = e. \quad (17)$$

在时刻 t 分配给粒子 i 的权值为

$$\omega_{i,t} = \frac{[R_{i,t-1}]_+}{c_{t-1}} \exp\left(-\frac{([R_{i,t-1}]_+)^2}{2c_{t-1}}\right), \quad (18)$$

目标坐标为

$$X_{A,t} := \sum_{i=1}^N \omega_{i,t}^N x_{i,t}. \quad (19)$$

4 实验与仿真

本文实验分为两个部分: 1) 测试不包含时空约束算法和基更新算法的跟踪精度; 2) 横向比较本文算法与其他 3 种经典跟踪算法的跟踪精度. 实验使用 4 种公开测试视频 (PETS-2009、PETS-2006、openvisor 和 karl-wilhelm-strabe). 这些视频包含了一些具有挑战的跟踪场景, 如尺度变化, 长时间遮挡, 背景和目标包含有相似的模式等. 目标的获取是通过手工标定完成的. 实验平台为基于 Windows 7 操作系统的工作站, 处理器频率为 2 GHz, 内存容量为 4 GB, 使用 Matlab 编程.

实验 1 测试视频为 openvisor: Video for indoor people tracking with occlusions, 选用其中 360 帧. 选择此视频的原因是因为其目标与背景含有大量相似特征, 目标多次被部分或完全遮挡, 另外目标形变较大, 能够考验跟踪算法的性能. 图 2 显示了 3 种算法的平均错误率, 结果是 100 次试验结果的平均值. 图 3 中显示的是数帧关键的图像, 图 3(a) 为不包含时空约束的跟踪示例. 在目标被遮挡之后时空约束能够区分目



(a) 不包含时空约束



(b) 不包含自适应基更新



(c) 本文算法

图3 实验1, 使用20个粒子

标与背景, 并保证目标的完整性. 可见, 若没有时空约束, 则目标被遮挡会导致跟踪失败. 图3(b)为不包含基更新算法的跟踪示例. 可见, 在目标外形未发生较大变化之前, 即使发生部分遮挡, 系统也能够保持较好的跟踪精度, 但目标外形变化之后, 系统无法精确跟踪目标. 图3(c)为完整的本文算法的示例. 如图3所示, 在部分遮挡、形变等具有挑战性场景, 系统能够精确跟踪目标. 图2和图3证明了时空约束能够增强当目标与背景具有相似特征时的跟踪精度, 基的自动更新能够让跟踪系统适应目标的外观变化.

实验2 实验目的是将本文算法的跟踪结果与无迹粒子滤波(UPF)^[9]、粒子滤波(PF)^[10]、AdaSR^[11]的跟踪结果进行比较. 实验中一些关键帧如图4所示, 目标由方框标注. 该实验使用3种视频进行测试, 在第1种视频中目标和背景具有相似特征(PETS-2009), 在第2种视频中目标被部分遮挡(PETS-2006), 在第3种视频中人工加上了10 dB 高斯白噪声(karl-wilhelm-strabe). 本文算法与UPF算法都使用30个粒子. 其中, 综合评价指数定义与文献[12]相同, 设待评价算法的代号分别为 $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, 评价指标分别为 $\{C_1, C_2, \dots, C_n\}$, 各评价指标的权重分别为 $\{w_i\}_{i=1:m}$, $\sum_{i=1:m} w_i = 1$, $C_i(X_k)$ 是算法 X_k 对应于评价指标 C_i 的性能指数. 算法 X_k 综合评价指数为

$$CEI(X_k) = \sum_{i=1}^m \frac{C_i(X_k)}{\max_{i \leq j \leq n} C_i(X_j)} \times w_i, \quad (20)$$

CEI值越小, 表明算法的综合性能越好. 本文设3种权重相同, 均为0.333.

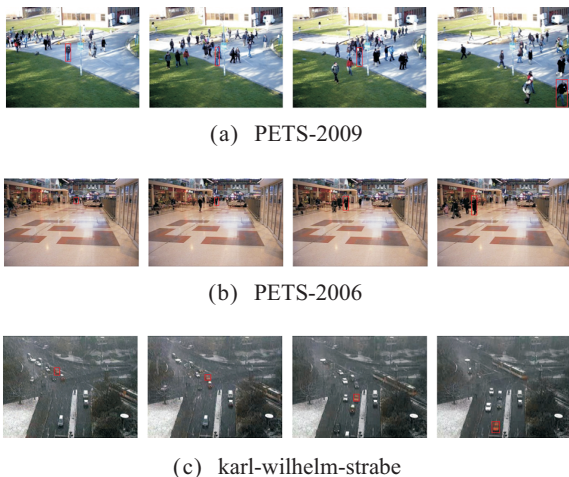


图4 实验2的一些关键帧, 目标由方框标注

由表1可知, 在目标与背景具有相似特征的情况下, 其他几种经典算法平均方差较大, 通过时空约束, 本文算法能够保持跟踪的精确度. 由表2可知, 在遮挡和目标形变环境中, 其他几种算法因为模板更新机制欠缺, 跟踪精度有所下降, 而本文算法提出的基更

新方式能够保证跟踪系统的鲁棒性. 由表3可知, 在白噪声环境中, 基于稀疏表示分类的跟踪算法跟踪精度最高, 抗噪声能力最强. 由此可知, 本文算法性能较其他3种经典算法有一定优势, 特别是在目标形变和遮挡的情况下, 跟踪精度稳定. 本文算法的缺点是计算量比AdaSR算法略大, 这是因为本文算法具有更复杂的处理机制, 在更理想的环境中进行跟踪时, 可通过减少粒子数量来提升算法速度, 同时保持跟踪系统的鲁棒性.

表1 目标和背景具有相似特征

算法	均值	50次平均方差	平均每帧耗时	综合评价指数
本文算法	5.33	2.89	0.062	0.462
UPF	12.67	3.61	0.131	0.844
AMSR	15.32	5.12	0.093	0.903
AdaSR	8.21	4.05	0.049	0.567

表2 目标形变与被部分遮挡

算法	均值	50次平均方差	平均每帧耗时	综合评价指数
本文算法	7.61	2.68	0.071	0.595
UPF	15.42	1.32	0.128	759
AMSR	17.37	3.39	0.088	0.896
AdaSR	16.24	2.45	0.052	0.688

表3 人工加高斯白噪声(10 dB)

算法	均值	50次平均方差	平均每帧耗时	综合评价指数
本文算法	6.25	2.91	0.067	0.552
UPF	14.74	4.02	0.132	1.000
AMSR	13.21	3.18	0.090	0.790
AdaSR	8.91	3.87	0.054	0.659

5 结论

本文总结了经典跟踪算法的两种难题, 针对这两种难题, 提出了时空约束与基更新下的自适应稀疏表示目标跟踪算法. 大量实验结果证明, 本文算法适用于复杂背景下的跟踪任务, 在目标被遮挡或目标与背景有相似特征模式的情况下都能保持较高的跟踪精度, 能够有效解决以上两个难题. 本文算法相对其他两种跟踪算法有较大优势, 具有实用价值.

展望未来, 作者将在本文算法基础上继续研究机器视觉跟踪的其他难点问题, 例如并行多目标跟踪、跟踪失败后自动恢复跟踪等.

参考文献(References)

- [1] Jaward M, Bull D, Canagarajah N. Sequential monte carlo methods for contour tracking of contaminant clouds[J]. Signal Processing, 2010, 90(1): 249-260.
- [2] Chen Q, Sun Q, Heng P A, et al. Two-stage object tracking method based on kernel and active contour[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2010, 20(4): 605-609.

- [3] Jing L, Vadakkepat P. Interacting mcmc particle filter for tracking maneuvering target[J]. *Digital Signal Processing*, 2010, 20(2): 561-574.
- [4] Collins R, Liu Y, Leordeanu M. Online selection of discriminative tracking features[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(10): 1631-1643.
- [5] 蔺海峰, 马宇峰, 宋涛. 基于 SIFT 特征目标跟踪算法研究[J]. *自动化学报*, 2010, 36(8): 1204-1208.
(Lin H F, Ma Y F, Song T. Research on object tracking algorithm based on sift[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2010, 36(8): 1204-1208.)
- [6] Li H, Shen C, Shi Q. Real-time visual tracking using compressive sensing[C]. *2011 IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)*. Colorado Springs, 2011: 1305-1312.
- [7] Chen F, Wang Q, Wang S, et al. Object tracking via appearance modeling and sparse representation[J]. *Image and Vision Computing*, 2011, 29(11): 787-796.
- [8] Pati Y C, Rezaiifar R, Pati Y C, et al. Orthogonal matching pursuit: Recursive function approximation with applications to wavelet decomposition[C]. *Proc of the 27th Annual Asilomar Conf on Signals, Systems, and Computers*. Los Alamitos, 1993: 40-44.
- [9] Rui Y, Chen Y Q. Better proposal distributions: Object tracking using unscented particle filter[C]. *Conf on Computer Vision and Pattern Recognition*. Hawaii, 2001: 786-793.
- [10] Isard M, Blake A. Condensation-conditional density propagation for visual tracking[J]. *Int J of Computer Vision*, 1998, 29(1): 5-28.
- [11] Han Z, Jiao J, Zhang B, et al. Visual object tracking via sample-based adaptive sparse representation(adasr)[J]. *Pattern Recognition*, 2011, 44(9): 2170-2183.
- [12] 朱明清, 王智灵, 陈宗海. 基于灰色预测模型和粒子滤波的视觉目标跟踪算法[J]. *控制与决策*, 2012, 27(1): 53-57.
(Zhu M Q, Wang Z L, Chen Z H. Visual tracking algorithm based on grey prediction model and particle filter[J]. *Control and Decision*, 2012, 27(1): 53-57.)

(上接第1354页)

- [7] Park S, Kim Y, Lim M. Novel adaptive particle filter using adjusted variance and its application[J]. *Int J of Control, Automation, and Systems*, 2010, 8(4): 801-807.
- [8] Bagdanov A D, Bimbo A D, Dini F, et al. Adaptive uncertainty estimation for particle filter-based trackers[C]. *The 14th Int Conf on Image Analysis and Processing*. New York: IEEE Press, 2007: 331-336.
- [9] Brasnett P, Mihaylova L, Bull D, et al. Sequential Monte Carlo tracking by fusing multiple cues in video sequences[J]. *Image and Vision Computing*, 2007, 25(8): 1217-1227.
- [10] Maggio E, Smeraldi F, Cavallaro A. Adaptive multi-feature tracking in a particle filtering framework[J]. *IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Technology*, 2007, 17(10): 1348-1359.
- [11] Zhou S K, Chellappa R, Moghaddam B. Visual tracking and recognition using appearance-adaptive models in particle filters[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2004, 13(11): 1491-1506.
- [12] Arulampalam S, Maskell S, Gordan N, et al. A tutorial on particle filters for online non-linear/non Gaussian Bayesian tracking[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174-188.
- [13] Cappe O, Godsill S J, Moulines E. An overview of existing methods and recent advances in sequential monte carlo[J]. *Proc of the IEEE*, 2007, 95(5): 899-924.
- [14] Van der Merwe R, Doucet A, de Freitas N, et al. *The unscented particle filter*[R]. London: Cambridge University, 2000.
- [15] 宁小磊, 王宏力, 徐宏林, 等. 加权逼近粒子滤波算法及其应用[J]. *控制理论与应用*, 2011, 28(1): 118-124.
(Ning X L, Wang H L, Xu H L, et al. Weight approaching particle filter and its application[J]. *Control Theory & Applications*, 2011, 28(1): 118-124.)
- [16] Fu X, Jia Y. An improvement on resampling algorithm of particle filters[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2010, 58(10): 5414-5420.
- [17] Zhang G, Cheng Y, Yang F, et al. Design of an adaptive particle filter based on variance reduction[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2010, 36(7): 1020-1024.