

## 基于红外与可见光的鲁棒压缩感知跟踪方法

朱 甦<sup>a,b</sup>, 何 亮<sup>a</sup>, 薄煜明<sup>a</sup>

(南京理工大学, a. 自动化学院, 南京 210094; b. 紫金学院电子信息与光电技术系, 南京 210046)

**摘 要:** 为了解决复杂背景下遮挡、光照变化或噪声干扰时跟踪的效果容易受到干扰的问题, 提出了一种基于红外与可见光的双通道鲁棒的压缩感知目标跟踪方法。该方法提取红外和可见光双通道的多个特征, 采用压缩感知的稀疏采样特性, 去除稀疏跟踪算法中非负性假设。提出了一种粒子滤波框架下的压缩感知的目标跟踪算法, 同时给出一种目标模板根据 Bhattacharyya 系数自适应更新方法。实验采用复杂环境下多组图像序列, 结果表明该方法与 3 种优秀的跟踪算法相比, 具有更强的鲁棒性与更高的跟踪精度, 同时减少了数据计算量, 实现了复杂环境下图像目标的稳定跟踪。

**关键词:** 目标跟踪; 压缩感知; 粒子滤波; 红外; 可见光

**中图分类号:** TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2016)10-0021-06

## Target Tracking with Robust Compression Sensing Based on Infrared and Visible Frames

ZHU Su<sup>a,b</sup>, HE Liang<sup>a</sup>, BO Yu-ming<sup>a</sup>

(Nanjing University of Science and Technology, a. School of Automation, Nanjing 210094;

b. Department of Electronic Information and Optoelectronic Technology of Zijin College, Nanjing 210046, China)

**Abstract:** Tracking of target is easy to be disturbed due to sheltering, changing of illumination, or interference of noise under complex background. To solve the problem, a robust target tracking method based on binary channels of infrared and visible frames was proposed. Multiple features of the two channels were extracted, and the sparse sampling feature of compressed sensing was used to eliminate the non-negative hypothesis in sparse tracking algorithms. A new algorithm of compressed sensing was presented based on particle filter framework, and an adaptive method for target template updating was given, which was based on the Bhattacharyya coefficients. Experiments were made using multiple groups of image sequences with complex terrain. The results show that: the proposed algorithm has better robustness, higher precision and lower computation burden than the other tracking algorithms, which can achieve a stable tracking of the image target in complex environment.

**Key words:** target tracking; compressive sensing; particle filter; infrared; visible light

### 0 引言

视频中的目标跟踪是计算机视觉中的一个重要任务和热点问题, 在诸如车辆跟踪、医学成像、机器人等方面引入目标跟踪算法来保证存在遮挡、光照变化或噪声干扰时的跟踪效果。近年来, 随着稀疏表示的提出和发展, 不断涌现基于稀疏表示理论的目标跟踪算

法<sup>[1]</sup>。2011 年, 文献[2]提出 L1 跟踪器, 在粒子滤波框架下引入稀疏逼近问题, 这种方法与均值漂移跟踪、协方差跟踪算法相比在处理遮挡、姿态变化和光照变化中具有更好的性能, 但该算法需要多次求解 L1 范数最小化, 数据计算量较大; 2012 年, 文献[3]提出 RTCST 算法, 将 L1 跟踪器实时化, 提高了跟踪速度, 并且减少了计算复杂度; 2013 年, 文献[4]提出加速梯度的方法, 该算法在许多复杂的情况下比标准 L1 跟踪器具有更高的精度和鲁棒性, 但不能够适应极端的照明变化。造成这种不足的主要原因是该算法直接使用目标图像生成目标模板, 导致对环境变化不敏感, 跟踪与背景相似的目标时不能稳定跟踪。2014 年, 文献[5]提出

收稿日期: 2015-08-27

修回日期: 2015-10-16

基金项目: 国家自然科学基金(U1330133)

作者简介: 朱 甦(1982—), 女, 江苏南京人, 博士, 讲师, 研究方向为目标跟踪算法和图像处理。

改进背景加权增强直方图显著性的鲁棒 Mean-Shift 跟踪算法来减少背景信息对目标定位的干扰;文献[6]提出了基于 L2 范数最小化的实时目标压缩跟踪算法,可以很好地应对遮挡、光线突变、尺度变化和非刚性形变等干扰,同时算法复杂度低,实时性有了较大的提高。

可见光传感器具有分辨率高、成本低的特点,但其性能易受光照变化、阴影的影响。红外传感器的成像依赖于物体的辐射,对光照和阴影变化具有鲁棒性,但信噪比低,在明暗对比强烈处存在光晕现象等缺点。将这 2 种传感器结合用于图像序列的目标跟踪,可以降低跟踪难度,扩大跟踪系统的应用范围,增强跟踪系统的稳定性和跟踪精度,提高跟踪方法的鲁棒性。事实上,该方法在多特征图像融合的人脸识别中已有应用。2012 年,文献[7]利用可见光图像的颜色特征和红外图像的轮廓特征,结合均值漂移算法和水平集曲线演化算法(IVDT)跟踪视频图像;2014 年,文献[8]利用红外的强度和边缘线索作为目标特征模板,采用粒子滤波跟踪行人的框架。以上所有算法可以较好地跟踪如光线变化、阴影和遮挡的环境,但仍需改进以应对更多复杂环境的变化。

因此,在以上研究的基础上,本文提出提取红外和可见光多个特征构成目标模型,提高目标模型的可靠性,结合压缩感知的稀疏采样特性,提出了一种粒子滤波框架下的压缩感知的目标跟踪方法,并提出一种目标模板根据 Bhattacharyya 系数自适应更新方法,提高了长时间跟踪的稳定性,采用多组实际场景下序列实验表明了本文方法的有效性。

## 1 相关工作

### 1.1 粒子滤波

粒子滤波提供了一种基于蒙特卡罗方法的离散贝叶斯迭代估计方法。一般对动态时变系统描述为

$$x_k = f_k(x_{k-1}, v_k) \quad (1)$$

$$y_k = h_k(x_k, \omega_k) \quad (2)$$

式中:  $x_k \in \mathbf{R}^n$  表示  $k$  时刻系统状态;  $y_k \in \mathbf{R}^m$  表示观测序列;  $v_k \in \mathbf{R}^n$ ,  $\omega_k \in \mathbf{R}^m$  分别为独立同分布的系统噪声和观测噪声序列。

假设状态  $x_k$  服从一阶 Markov 过程,状态  $x_k$  与测量序列  $y_k$  相互独立,初始状态  $x_0$  的先验分布为  $p(x_0)$ 。从  $p(x_{0:k}/y_{1:k})$  中抽取  $N$  个独立同分布的样本  $\{x_{0:k}^i, i = 1, \dots, N\}$ , 则状态的后验概率密度用经验算式逼近为

$$p(x_{0:k}/y_{1:k}) \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^i) \quad (3)$$

式中,  $\delta(g)$  表示 Dirac 函数。

从重要性分布函数  $q(x_{0:k}/y_{1:k})$  中独立抽取  $N$  个

样本  $\{x_{0:k}^i, i = 1, \dots, N\}$ , 则式(3)可用加权和的形式逼近为

$$p(x_{0:k}/y_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \bar{\omega}^{(i)} \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^{(i)}) \quad (4)$$

$$\bar{\omega}^{(i)} = \omega^{(i)} / \sum_{i=1}^N \omega^{(i)} \quad (5)$$

式中,  $\omega_k(x_{0:k}) = \frac{p(y_{1:k}/x_{0:k})p(x_{0:k})}{q(x_{0:k}/y_{1:k})}$  为重要性权值。

若选取重要性分布函数  $q(x_{0:k}/y_{1:k}) = q(x_{0:k-1}/y_{1:k-1})q(x_k/x_{0:k-1}, y_{1:k})$ , 则当测量序列依次到达时,在  $k$  时刻从  $q(x_k/x_{0:k-1}, y_{1:k})$  中抽取  $x_{0:k}^{(i)}$ , 令  $x_{0:k}^{(i)} = (x_{0:k-1}^{(i)}, x_k^{(i)})$ , 计算重要性权值  $\omega_k(x_{0:k}) = \frac{p(y_{1:k}/x_{0:k})p(x_{0:k})}{q(x_{0:k}/y_{1:k})}$

并归一化,得到加权的粒子  $\{x_{0:k}^{(i)}, \omega_k^{(i)}; i = 1, \dots, N\}$ 。

### 1.2 压缩感知

对提取的目标特征进行表示。假设信号  $x \in \mathbf{R}^N$ , 能够用一组基  $\Psi = [\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_n]$  线性表示。

$$x = \sum_{i=1}^N s_i \psi_i \quad x = \Psi s \quad (6)$$

式中,  $s$  为  $N \times 1$  的系数向量。如果系数  $s_i$  仅有  $k$  个非零, 则称信号  $x$  在基  $\Psi$  上是稀疏的,  $\Psi$  为信号  $x$  的稀疏基或稀疏字典。对  $x$  的测量可以表示为

$$y = \Phi x \quad (7)$$

式中:  $\Phi \in \mathbf{R}^{m \times n}$  为测量矩阵;  $y \in \mathbf{R}^{m \times 1}$  为测量值。由于  $m < n$ , 信号  $x$  不能直接由测量值  $y$  求解。将式(6)代入式(7)得到

$$y = \Phi x = \Phi \Psi s = \Theta s \quad (8)$$

式中,  $\Theta = \Phi \Psi$  为  $m < n$  矩阵。稀疏系数  $s$  需要求解如下最优问题获得

$$\min_s \|s\|_1 \quad \text{s.t. } y = \Theta s \quad (9)$$

式(9)的最优化问题可以通过基于 L1 范数的最优化方法求解目标信号  $x$ , 那么信号也能够重建。CANDES 等人引入了观测矩阵  $\Theta = \Phi \Psi$  的 RIP 定义, 为信号重建提供了有利的保证。

### 1.3 L1 跟踪器和实时压缩感知跟踪

L1 跟踪器就是基于跟踪目标的稀疏表示。将目标图像像素的灰度值归一化, 然后转为一维的矢量  $y \in \mathbf{R}^d$ ,  $y$  可以表示为目标模板集  $T = [t_1, \dots, t_n] \in \mathbf{R}^{d \times n} (d \geq n)$  的线性组合

$$y \approx Ta = a_1 t_1 + a_2 t_2 + \dots + a_n t_n \quad (10)$$

式中,  $a = (a_1, a_2, \dots, a_n)^T \in \mathbf{R}^n$  为目标模板系数向量。为了减少遮挡和噪声的影响, 并保证目标模板系数都是非负的, 因此在模板集中加入琐碎模板  $I = [i_1, \dots, i_n] \in \mathbf{R}^{d \times d}$  和  $-I$ ,  $I$  为  $d \times d$  的单位矩阵, 由  $B = [T, I, -I]$  表示所有的模板集合。跟踪目标  $y \in \mathbf{R}^d$  可以表示为

$$y = [T \quad I \quad -I] \begin{bmatrix} a \\ e^+ \\ e^- \end{bmatrix} \triangleq Bc \quad \text{s. t. } c \geq 0 \quad (11)$$

式中,  $e^+ \in \mathbf{R}^d$ ,  $e^- \in \mathbf{R}^d$  分别称为正、负琐碎系数向量。对每一个候选跟踪目标  $y_i^j$  的系数向量  $c_i^j$  的稀疏表示, 就是求解 L1 范数最小化问题, 即

$$\min_c \frac{1}{2} \|y_i^j - Bc\|_2^2 + \lambda \|c\|_1 \quad c \geq 0 \quad (12)$$

式中,  $i = 1, \dots, N_s$  为粒子数目。粒子残差  $r_i^j = \|y_i^j - T_i a_i^j\|_2^2$  引入到粒子滤波估计跟踪结果。

实际上, 求解上述的 L1 范数最小化问题需要消耗大量的处理时间, 为加速求解过程, 使跟踪算法更贴近于实时性要求, 使用加速近端梯度优化方法可使稀疏系数的求解过程更快收敛。在式 (12) 增加一个琐碎系数向量的 L2 范数项, 可得到最小化模型为

$$\min_c \frac{1}{2} \|y - B'c\|_2^2 + \lambda \|c\|_1 + \frac{\mu_i}{2} \|e\|_2^2 \quad a \geq 0 \quad (13)$$

式中:  $B' = [T_i, I]$ ,  $c = [a, e]^T$ ,  $e = [e^+, e^-]^T$  分别为目标模板、遮挡模板与琐碎模板的稀疏系数;  $\mu_i$  为控制琐碎模板能量的参数。

## 2 基于红外与可见光的压缩感知方法

### 2.1 目标模板初始化

先前的研究表明多特征方法比单特征方法鲁棒性更好, 而且好的特征描述有助于稳定跟踪。在初始帧, 通过手动标定确定被跟踪的目标, 对目标区域提取特征建立目标模板模型。手动设定矩形区域即为目标, 定义  $y$  为矩形区域的中心目标, 设提取的目标为  $p^k(y)$ ,  $k = 1, \dots, N_f$ , 那么根据这些提取特征按列堆叠就形成了中心位置在  $y$  处的候选目标多特征目标观测矩阵  $p(y) = [p^1(y), p^2(y), \dots, p^k(y)]^T$ 。

考虑红外和可见光的特性, 本文特征提取的具体方法如下。对于可见光图像, 颜色特征是目标的最主要特征描述之一, 然而目标表面颜色常会由于光照变化、遮挡等因素而发生改变。为弥补颜色特征的不足, 在一个视频图像中, 视觉系统更容易被运动特征所吸引, 根据每帧图像及相邻帧来提取运动特征。红外视频中颜色不如可见光明显, 因此, 采用了对灰度信息比较敏感的 Harr-like 特征用于跟踪, 成像不受光照变化和阴影的影响, 具有一定的模糊弹性。

#### 2.1.1 颜色特征和运动特征

图像中颜色特征是很重要的视觉特征, 而且使用图像的直方图对目标进行建模是最常见的方法, 但是对相似颜色分布的目标不容易区分, 容易导致误追踪。为了解决这个问题, 本文采用核函数的直方图使靠近

目标图像中心位置的区域分配大的权值, 边缘区域分配小的权值来解决边缘遮挡等干扰因素的影响。设  $\{x_i\}$  ( $i = 1, 2, \dots, m$ ) 是目标图像, 由  $m$  个点构成,  $y$  是目标图像的中心点, 则目标图像的核函数直方图可以表示为

$$q_b = C \sum_{i=1}^m k\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right) \delta[B(x_i) - b] \quad (14)$$

式中:  $q_b$  为  $b$  的分量;  $B(x_i)$  根据像素点的颜色特征获取;  $h$  为核函数的固定宽度;  $C$  为常量, 可以由  $\sum_{b=1}^L q_b = 1$  计算得到, 即

$$C = \frac{1}{\sum_{i=1}^m k\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right)} \quad (15)$$

运动特征是视觉注意机制中显著的有用信息, 计算式为

$$M(x, y, t) = f(x, y, t) - f(x, y, t - 1) \quad (16)$$

式中,  $f(x, y, t)$  和  $f(x, y, t - 1)$  分别为像素  $(x, y)$  在  $t$  和  $t - 1$  时刻的帧图像中的取值。

#### 2.1.2 Harr-like 特征

Harr-like 矩形特征库是 PAPAGEORGIU C 等学者提出的。矩形特征的值是指图像上两个或多个形状大小相同的矩形内部白色矩形区域的所有像素灰度值之和减去黑色矩形区域所有像素灰度值之和。每个特征可以表示为

$$f_j = \sum_{i \in \{1, \dots, N\}} \omega_i \text{Rectsum}(r_i) \quad (17)$$

式中:  $N$  为组成特征  $f$  的矩形个数;  $\omega_i$  为矩形  $r_i$  的权值;  $\text{Rectsum}(r_i)$  为矩形图像的灰度积分。

### 2.2 改进算法

本文采用仿射图像表示连续两帧目标运动的形变。状态变量  $s_i$  定义为  $s_i = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, t_x, t_y)$ , 由变形参数  $(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4)$  与二维平移参数  $(t_x, t_y)$  组成。

基于上述提到的 L1 跟踪器, 由于多特征描述可以滤除噪声和遮挡, 所以可以用更简单的方式而不需要再做一个非负性的假设。如当跟踪行人时, 遮挡可能发生在可见光图像而不是相应的红外图像, 而且红外特征可以滤除遮挡。当目标特征集  $T$  初始化或更新之后, 可以得到观测值为

$$z = [T \quad I] \begin{bmatrix} X_t \\ X_c \end{bmatrix} \triangleq AX \quad (18)$$

式中:  $I$  为反映噪声与遮挡的模板集合;  $X_c$  为相应的噪声模板集的系数;  $X_t$  为目标系数向量。

多特征描述会增加鲁棒性和稳定性, 但也会增加计算量, 为了解决这样的问题, 本文采用压缩感知理论。选择随机高斯矩阵  $\Phi \in \mathbf{R}^{m \times n}$ ,  $\phi_{i,j} \sim N(0, 1)$  作为

测量矩阵,通过测量  $z' = \Phi z = \Phi A x$ ,然后采用 ROMP 算法,利用下式重建系数向量  $x$

$$\min \|x\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \|\Phi A x - \Phi z\|_2 \leq \varepsilon. \quad (19)$$

### 2.3 算法步骤

输入:可见光视频帧  $I_v^h \in \mathbf{R}^{h \times \omega}$  和红外光视频帧  $I_r^h \in \mathbf{R}^{h \times \omega}$ ;粒子数  $s_{k-1}^i, i=1,2,\dots,N_s$ ;粒子测量矩阵  $\Phi \in \mathbf{R}^{m \times n}$ ;设置模板集  $A = [T \ I] \in \mathbf{R}^{n \times (n+N)}$ ;常数  $\lambda > 0$ 。

- 1) 初始化  $\Phi A$  的每一列。
- 2) 根据状态转移分布生成粒子  $s_k^i, i=1,2,\dots,N_s$ 。

For  $i=1 \rightarrow N_s$ 。

- 3) 根据粒子  $s_k^i$  获得目标候选  $g_i$  和相应的候选中心  $y_i$ 。

4) 计算可见光视频帧的颜色特征  $P_{\text{RGB}}$ ,运动特征  $P_{\text{move}}$  及红外光视频帧的 Harr-like 特征  $P_{\text{Harr}}$ 。

5) 建立观测矩阵  $z_i = [P_{\text{RGB}} \ P_{\text{move}} \ P_{\text{Harr}}]^T$ ,得到测量值  $z' = \Phi z_i$ 。

6) 使用 ROMP 算法解式(1)得到系数向量  $x$ 。

7) 计算残差  $r_i = \|\Phi z_i - \Phi A x_i\|_2$ 。

8) 得到观测相似度  $l_i = \exp(-\lambda r_i)$ 。End。

9) 根据  $l_i$  重新采样粒子  $s_k^i$ 。

10) 根据 MSE 预测当前视频帧中跟踪目标  $g$  的状态值  $s_k$ ,并得到目标观测值  $\hat{z}$ 。

11) 根据步骤 10) 中得到的对目标的观测值  $\hat{z}$  重新求解式(17)得到  $\hat{x}$ 。

12) 更新目标模板集  $T$ 。

输出:跟踪目标  $g$ ;更新目标动态状态  $s_k$ ;更新目标模板集  $T$ 。

### 2.4 目标模板模型更新

实际场景中,由于目标自身的运动、视角的变化及环境条件的改变,使用固定的目标模板模型不能长时间稳定地跟踪目标,因此需要对目标模板模型进行及时动态更新,以适应目标的变化。注意  $x_i$  是  $z$  的稀疏表示, $x_i$  越大, $t_i$  越重要。Bhattacharyya 系数测量目标观测值  $\hat{z}$  与具有最大系数  $x_m$  的模板  $t_m$  的相似性。

$$\rho(\hat{z}, t_m) = \sum_{i=1}^n \sqrt{\hat{z}_i t_{m_i}} \quad (20)$$

式中,  $\rho(\cdot)$  的典型值在  $(0,1)$  之间,而且  $\rho(\hat{z}, t_m)$  越大表示  $\hat{z}$  越接近于  $t_m$ 。采用 2 个阈值  $\tau_2 > \tau_1$  来更新进程,  $\rho(\hat{z}, t_m) < \tau_2$  表示  $\hat{z}$  与  $t_m$  不等。当  $\rho(\hat{z}, t_m)$  在某个阈值范围内增加时,  $\rho(\hat{z}, t_m) < \tau_1$  表示在跟踪过程中发生了干扰。

该模板更新算法概括如下。

输入:新的跟踪目标  $g$  和相应的观测值  $\hat{z}$ ;目标系数向量  $x_i$ ;模板集  $A = [T \ I] \in \mathbf{R}^{n \times (n+N)}$ ;Bhattacharyya

阈值  $\tau_1, \tau_2, 1 > \tau_2 > \tau_1 > 0$ 。

1)  $m \leftarrow \operatorname{argmax}_{1 \leq i \leq N_t} x_i$ 。

2) If  $\tau_2 > \rho(\hat{z}, t_m) > \tau_1$

3)  $n \leftarrow \operatorname{argmin}_{1 \leq i \leq N_t} x_i$ 。

4)  $t_n \leftarrow \hat{z}$ 。

5) End。

6) 标准化模板  $T$  每列数据。

输出:更新模板集  $A = [T \ I]$ 。

## 3 实验结果和分析

为了测试本文跟踪算法的有效性,选择目前具有代表性的 L1 跟踪器<sup>[2]</sup>、RTCST<sup>[3]</sup> 和 IVDT<sup>[7]</sup> 跟踪算法,采用实际拍摄的多个可见光和红外视频序列进行对比测试。视频序列来源于 OTCBVS 基准数据集中 Dataset 03 彩色热量数据库,传感器参数如下:红外传感器为 Raytheon PalmIR 250D,可见光传感器为 Sony TRV87 Handycam;红外图像为 8 位灰度表示,大小为 320 像素  $\times$  240 像素;可见光图像为 24 位彩色表示,大小为 320 像素  $\times$  240 像素。本文分别对算法的跟踪精度进行了定性与定量评价。其中,定量评价采用中心误差曲线来描述,中心误差表示目标实际中心与跟踪结果中心之间的距离,距离越小表示误差越小,跟踪精度越高。

实验 1 的测试序列 A 中跟踪对象为行人,其中两行人相互交叉,出现了部分遮挡。从可见光序列中可以看到,整个场景光照良好,两行人是彼此不同的,但在相应的红外序列中两行人是彼此相似的。为了评估本文提出的跟踪框架的性能,与 L1 跟踪器、RTCST 和 IVDT 进行比较。实验中初始目标在第 1 帧中手动选择。表 1 给出了不同方法下部分图像帧的跟踪结果。本文方法同时在可见光序列和红外序列中标出行人目标;各列依次为第 100 帧、第 116 帧、第 122 帧、第 132 帧和第 148 帧。从表 1 可以看出,在简单场景下,尽管所有的跟踪方法都可以跟踪目标行人,但 IVDT, RTCST 和本文方法比 L1 跟踪器更能精确稳定地跟踪到目标。

实验 2 对另一个更复杂场景的测试序列 B 进行跟踪,对象为行人,场景变化包括阴影、遮挡、光照变化和类目标干扰(指其他行人干扰),参与对比的方法与实验 1 相同,表 2 给出了不同方法下部分图像帧的跟踪结果。在视频帧的初始阶段,同样以手动选取的方式标定目标,测试序列第 200 帧作为跟踪的起始帧,各列依次为第 240 帧、第 350 帧、第 420 帧、第 560 帧和第 600 帧。

整个视频序列按照场景变化可以分为 5 个部分:第 1 个部分从起始帧 200 到 290 帧,可见光帧中目标位于阴影区并与背景混淆,但红外帧中目标明显;第 2

部分从 290 到 400 帧,目标与行人行走方向遇见的第一个街灯重叠,然后目标走出阴影,光照条件急剧变化;第 3 部分从 400 到 460 帧,目标经过行人行走方向遇见的第二个街灯,在可见光和红外帧中该街灯均遮挡目标行人;第 4 部分从 460 到 580 帧,目标被穿红色外套行人遮挡,然后几帧,目标前行经过行人行走方向遇见的第 3 个街灯;最后,从 580 到 700 帧,目标进入广场区域,完成整个跟踪过程。

由表 2 可以看到,L1 跟踪器与 RTCST 在第一部分跟踪失败,主要原因是这两种算法只能识别可见光帧的像素信息。IVDT 可以跟踪前两个部分,但是在第 3 部分发生遮挡时丢失目标。本文方法则能准确跟踪全序列目标。对比多特征跟踪方法 IVDT,本文方法数据计算量少,而对比 L1 跟踪器与 RTCST,本文方法精度更高,在处理遮挡和剧烈的光照变化等复杂环境时有较好的鲁棒性。

表 1 不同方法在视频序列 A 中的跟踪结果

Table 1 Tracking results to sequence A by using different methods

跟踪方法	第 100 帧	第 116 帧	第 122 帧	第 132 帧	第 148 帧
L1 跟踪器					
IVDT					
RTCST					
本文方法					

表 2 不同方法在视频序列 B 中的跟踪结果

Table 2 Tracking results to sequence B by using different methods

跟踪方法	第 240 帧	第 350 帧	第 420 帧	第 560 帧	第 600 帧
L1 跟踪器					
IVDT					
RTCST					
本文方法					

图 1 是本文方法与另 3 种方法针对视频序列 A 和 B 的跟踪中心误差曲线图。跟踪中心误差曲线定量评价

表明了本文方法具有最高的稳定性,对复杂环境下的遮挡、光照变化和类目标干扰等难点问题具有良好的

适应能力。

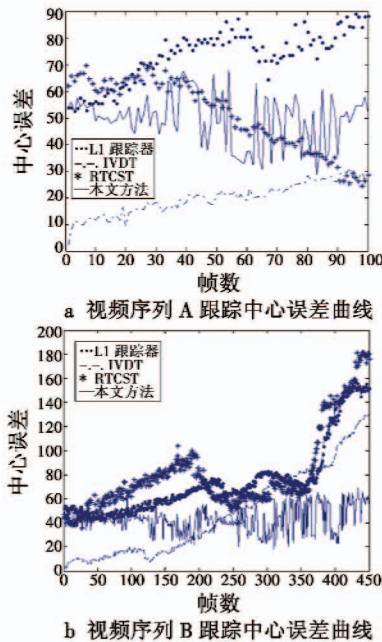


图1 跟踪中心误差曲线

Fig.1 Tracking center error curve

本文方法的实现是基于 Windows 操作系统,采用 Matlab 仿真软件,计算机配置为 Inter(R) Core(TM) i5-4200UCPU,1.60 GHz,2.00 GB 内存。表3是采用每秒传输帧数(帧/s)进行4种算法计算速度的比较。结果表明,本文算法具有更高的平均处理速度。

表3 算法速度比较

Table 3 Computational speed comparison 帧/s

跟踪方法	视频序列 A	视频序列 B
L1 跟踪器	28.438 1	29.180 3
IVDT	48.283 8	44.937 6
RTCST	34.762 9	40.752 7
本文方法	44.062 5	52.037 6

#### 4 结束语

本文提出了一种红外和可见光的多特征稀疏采样的实时目标跟踪方法。采用红外图像的 Harr-like 特征、可见光图像颜色和运动共3个特征,建立目标模板集  $T$  和琐碎模板  $I$ ,然后基于粒子滤波框架下的压缩感知方法降低特征空间的高维特性,减少数据计算量,提升算法的速度,节省算法的硬件开销,有效地避免维数灾难;通过实时目标模型更新方法,实现了对长时间跟踪中目标自身变化的自适应和鲁棒性。实验结果表

明,在光照变化、阴影、背景纹理复杂及存在类目标干扰等复杂情况下,本文方法能够实现有效稳定的跟踪。但是,本文方法在每一次粒子相似度的计算中,均需要通过压缩感知的恢复计算求解信号的稀疏表示,这将带来额外的时间复杂度,通过考察感知矩阵的特性,减少相似度求解过程中的信号恢复运算是下一步的研究内容。

#### 参考文献

- [1] BARANIUK R. A lecture on compressive sensing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4):118-121.
- [2] MEI X, LING H B. Robust visual tracking and vehicle classification via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(11):2259-2272.
- [3] LI H, SHEN C, SHI Q. Real-time visual tracking using compressive sensing [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012: 1305-1312.
- [4] BAO C, WU Y, LING H, et al. Real time robust L1 tracker using accelerated proximal gradient approach [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013:1830-1837.
- [5] 刘翔,侯志强,余旺盛,等.基于改进背景加权的 Mean-Shift 目标跟踪算法[J].电光与控制,2014,21(10):1-4. (LIU X, HOU Z Q, YU W S, et al. Mean-Shift object tracking algorithm based on improved weighted background [J]. Electronics Optics & Control, 2014, 21(10): 1-4.)
- [6] 齐美彬,杨勋,杨艳芳,等.基于 L2 范数最小化的实时目标跟踪[J].中国图象图形学报,2014,19(1):36-44. (QI M B, YANG X, YANG Y F, et al. Real-time object tracking based on L2-norm algorithm [J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(1):36-44.)
- [7] ZHAO G, BO Y, YING M. An object tracking methods based on infrared and visible dual-channel video [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2012, 34(3):529-534.
- [8] LAMBERTI F, SANNA A. IVF<sup>3</sup>: exploiting intensity variation function for high-performance pedestrian tracking in forward-looking infrared imagery [J]. Optical Engineering, 2014, 53:1-15.