

基于压缩特征的稀疏表示运动目标跟踪

张红梅, 温荟然, 张向利, 李鹏飞

(桂林电子科技大学 信息与通信学院, 广西 桂林 541004)

摘要: 为了应对目标跟踪中光照、遮挡、以及自身运动等因素的影响,采用积分图方法提取目标模板的 haar-like 特征,用满足有限等距条件(RIP)的随机稀疏矩阵对特征投影压缩,简化目标特征字典的构建;同时,在字典中融入背景信息,利用目标与背景的简单关系提高跟踪的精度;最后,利用块正交匹配追踪(BOMP)算法进行成块重构目标,加快了对稀疏表示的求解,增强了跟踪的实时性.通过实验发现,使用基于压缩特征的块正交匹配跟踪算法(CF-BOMP Tracking)能构建一个有效的目标外观模型,增强跟踪的稳定性,提高跟踪的实时性.

关键词: 特征压缩;稀疏表示;粒子滤波;块正交匹配

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **doi:**10.13705/j.issn.1671-6833.2016.03.005

0 引言

稀疏表示是近年来信号处理领域的热点之一,为一种对原始信号的分解过程,该分解过程借助一个事先得到的字典,将输入信号表示为字典的线性近似.文献[1]首次在人脸识别中运用稀疏表示的方法;文献[2]则利用线性表示特征构建模板,结合稀疏表示理论,成功进行目标识别.随着稀疏表示运用领域的推广,在 ICCV 2009 上 L1 tracker 算法被首次提出来,文献[3]提出 L1 tracker 算法是将跟踪问题看成稀疏求解的过程,结合粒子滤波和稀疏表示思想,通过构建含有琐碎模板的目标外观模型,将跟踪问题转化为求解稀疏表示的问题;文献[4]将压缩感知理论应用到跟踪算法中,目的在于解决实时性问题;文献[5]通过设定 L1 正则范数的错误边界,减少求解稀疏表示待选目标个数,一定程度上提高了跟踪速度;文献[6]从重构算法入手对 L1 tracker 进行改进,采用 APG(Accelerated Proximal Gradient algorithm)重构算法,加快了 L1 求解的速度,提高了跟踪的效率.但以上方法在跟踪的实时性、准确性、稳定性方面仍面临着巨大挑战.

因此,笔者提出了一种利用压缩特征进行稀

疏表示的目标跟踪方法——CF-BMOP 算法.该算法基于压缩感知理论^[7-8]降维后的特征能够有效表征目标,简化目标特征模板的构建,并引入背景信息从而增强跟踪的准确性与稳定性;同时,根据结构关系采用了块正交匹配追踪(BOMP)重构算法优化了稀疏表示求解,实现对目标跟踪准确性与实时性的提升,通过实验证明了 CF-BOMP 算法在实时性和准确性方面得到提升.

1 字典构建与稀疏求解

1.1 目标的稀疏表示

目标的稀疏表示是对原始信号的分解过程,该分解过程借助事先得到的目标字典 $D = [s_1, s_2, \dots, s_n]$,将输入信号表示为字典的线性近似的过程.对于一个待检测的目标 y ,能够通过模板及向量线性组合重构,即

$$y = \sum_{i=1}^n \alpha_i s_i = D\alpha. \quad (1)$$

式中: $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]^T$ 是系数向量.考虑到干扰情况的存在,目标的重构情况为

$$y = D\alpha + \varepsilon_0 = [D, D_\varepsilon] \begin{bmatrix} \alpha \\ \alpha_\varepsilon \end{bmatrix} = A\omega. \quad (2)$$

式中: $A = [D, D_\varepsilon]$ 含有遮挡字典 D_ε 的目标的过

收稿日期:2015-10-10;修订日期:2016-01-20

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61461010,61363031);桂林电子科技大学研究生教育创新计划资助项目(GDYCSZ201413)

作者简介:张红梅(1970—),女,广西桂林人,桂林电子科技大学教授,主要从事嵌入式、信息安全及机器视觉等研究, E-mail:hmzh630@gmail.com.

完备基. 利用 \mathbf{A} 来线性组合表示目标, 主要目标就是求出系数向量 $\boldsymbol{\omega}$. 由于式(2)是欠定的, 有无穷多个解, 而求解该方程可以通过求解 0 范数来求解稀疏信号, 但 0 范数问题是一个 NP-hard 问题, 很难计算. Donoho 等人提出, 对于某些测量矩阵, 这个问题可以等价于 1 范数求解形式:

$$\begin{cases} \hat{\boldsymbol{\alpha}}_0 = \operatorname{argmin} \|\boldsymbol{\alpha}\|_1; \\ \text{s. t. } \|\mathbf{y} - \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}\|_2 < \varepsilon. \end{cases} \quad (3)$$

1.2 压缩特征提取

haar-like 特征是将目标物不同位置的像素灰度特征建模成不同的区域时具有较好的表征能力, 并且能够利用积分图来对 haar-like 特征进行加速计算.

另外, 对于提取每个样本 $\mathbf{z} \in \mathbf{R}^{w \times h}$, 为了表明矩形特征海量问题, 用多尺度的矩形滤波器跟 \mathbf{z} 做卷积, 得到样本的所有矩形特征, 滤波器集合 $H = \{h_{1,1}, h_{1,2}, \dots, h_{w,h}\}$, 定义如下:

$$h_{w,h}(x,y) = \begin{cases} 1, & 1 \leq x \leq w, 1 \leq y \leq h; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (4)$$

式中: w, h 分别是矩形滤波器的长与宽.

设定 $\mathbf{X} = (x_1, \dots, x_m)^T \in \mathbf{R}^m$ 是样本 \mathbf{z} 所有的矩形特征, 其中 $\mathbf{X} = \mathbf{z} \cdot H$, 每一个矩形滤波器与 \mathbf{z} 做卷积都会产生 $(wh)^2$ 个矩阵特征, 而滤波器集 H 的总数为 wh 个, 所以样本 \mathbf{z} 的矩形特征数达到 $(wh)^2$, 即 $m = (wh)^2$, m 的范围通常是 $10^6 \sim 10^{10}$, 这个数据是非常庞大. 因此我们引入一个满足有限等距条件 RIP 且非常稀疏的随机矩阵 $\mathbf{R} \in \mathbf{R}^{n \times m}$ ($n \ll m$), 矩阵的元素定义如下:

$$\mathbf{R}(i,j) = \sqrt{p} \times \begin{cases} 1, & \text{概率为 } 1/p; \\ 0, & \text{概率为 } 1 - 1/p. \end{cases} \quad (5)$$

其中, $1/p$ 为稀疏矩阵中不为零元素出现的概率, 本文中设置 $1/p = 4/m$.

将高维度特征空间 \mathbf{X} 投影到低维空间中, 即

$$\mathbf{V} = (v_1, \dots, v_n) = \mathbf{R}\mathbf{X}. \quad (6)$$

式中: $\mathbf{V} = (v_1, \dots, v_n)$ 代表压缩后的特征, 即通过投影矩阵提取的 haar-like 类特征组.

Haar-like 类特征投影如图 1 所示, 采用满足有限等距条件 RIP 的测量矩阵 $\mathbf{R}^{n \times m}$ 提取目标的 haar 类特征, 不仅保留了原始图像的大量信息, 保证了特征的有效性, 而且在目标模版出现部分遮挡时候, 减少了异常像素对于目标将产生的影响, 增强了特征的稳定性.

1.3 含有背景信息的字典构造

笔者在提取目标模板 N_f 的同时, 在其周围位置提取背景 N_b , 利用 1.2 节的特征提取压缩方

法, 得到目标模板与背景模板对应的特征 \mathbf{V}_f 与 \mathbf{V}_b ; 同时, 为了减少光照和遮挡带来的影响, 在目标模板中加入单位矩阵 $\mathbf{I} = (i_1, i_2, \dots, i_n) \in \mathbf{R}^{n \times n}$, 构成含有背景信息的目标过完备字典 \mathbf{A} :

$$\mathbf{A} = [\mathbf{V}_f, \mathbf{V}_b, \mathbf{I}]. \quad (7)$$

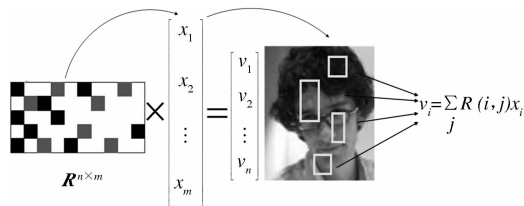


图 1 haar-like 类特征投影

Fig. 1 Haar-like feature projection

1.4 块正交匹配重构

在实际情况下, 稀疏信号出现的非零元素是具有一定的相关性, 在位置上表现出一定的结构性, 表现出成块出现非零元素的情况. 因此, 笔者使用块正交匹配追踪 (BOMP), 利用信号过完备字典的块稀疏结构, 选择残差最配子块进行更新, 提高了重构的速度. 块正交匹配追踪算法的步骤如下.

(1) 初始化步骤. 设定初始化残差 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{y}$, 测量矩阵为 Φ , 初始化块稀疏度为 K .

(2) 感知步骤. 进行第 k 步迭代, 计算残差 \mathbf{r}_{k-1} , 并选择与残差 \mathbf{r}_{k-1} 最匹配的块:

$$\mathbf{i}_k = \arg \max_i \|\Phi^T(i)\mathbf{r}_{k-1}\|_2. \quad (8)$$

(3) 残差更新步骤. 令 $\mathbf{E}_k = \mathbf{E}_{k-1} \cup \mathbf{i}_k$, 然后对残差进行更新:

$$\mathbf{r}_k = (\mathbf{I}_{kp} - \Phi_{\mathbf{E}_k} \Phi_{\mathbf{E}_k}^T) \mathbf{y}. \quad (9)$$

(4) 收敛条件. 判断 k 与 K 的大小关系, 如果 k 小于 K , 返回步骤 2 继续迭代; 否则停止迭代.

2 稀疏表示目标跟踪

2.1 粒子滤波

粒子滤波主要由预测和更新递推得到:

$$p(x_k | z_{1:k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | z_{1:k-1}) dx_{k-1}. \quad (10)$$

$$p(x_k | z_{1:k}) = \frac{p(z_k | x_k) p(x_k | z_{1:k-1})}{p(z_k | z_{1:k-1})}. \quad (11)$$

式中: $p(x_k | x_{k-1})$ 为状态转移概率; $p(z_k | x_k)$ 为观测概率. 上面两公式构成最优的贝叶斯估计. 粒子滤波的核心思想就是利用随机样本的加权来表示后验概率密度. 设 k 时刻的粒子为 $\{x_k^i\}_{i=1}^N$, 对应的归一化权重为 $\{w_k^i\}_{i=1}^N$, 则后验概率表示为

$$p(x_k | z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(x_k - x_k^i). \quad (12)$$

权重更新方法为

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_{1:k})}. \quad (13)$$

其中上式分母为采样粒子的建议分布.

2.2 基于稀疏表示的观测

基于稀疏表示的系数向量 α , 笔者用组建的目标压缩特征字典 A 对候选目标的压缩特征进行重构, 根据候选样本的目标观测计算重构残差:

$$\|y - A\alpha\|_2 = \|y - (V_f, V_b, I)(\alpha_f, \alpha_b, \alpha_i)^T\|_2. \quad (14)$$

式中: α_f 、 α_b 分别为目标模板部分与背景模板部分的稀疏系数向量. 如果候选目标为跟踪目标, 那么候选目标对应于目标模板部分的重构误差会很小, 而在背景模板中的重构误差会很大, 反之亦然. 因此, 定义基于重构误差比的观测值为

$$r(z) = \frac{\|y - V_f \alpha_f\|}{\|y - V_b \alpha_b\|}. \quad (15)$$

基于重构误差比的观测似然函数为

$$p(z_k | x_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} e^{-\lambda^2(z)^2}}. \quad (16)$$

式中: λ 是控制参数. 当目标的重构误差越小的时候, 式(13)所表示的权重就会越大, 也就证明候选样本与目标样本越相似.

2.3 字典模板更新

目标的外观以及背景关系会随着自身运动或者环境的变化而发生改变, 为了保证跟踪的稳定性, 需要对目标及背景模板进行实时更新. 针对背景模板在短时间内变化小的情况, 采用间隔 n 帧进行重新采样更新的方法, 设置 $n = 5$. 同时, 采用文献[3]的方法进行目标模板更新, 步骤如下.

(1) 记 v_y 代表跟踪的结果所对应的 haar-like 特征; a 是 v_y 在目标模板特征下的稀疏表示系数; τ 是设定的阈值.

(2) w 是当前目标模板特征组对应的权重, 即 $w_i = \|v_f^i\|_2^2$. 其中 v_f^i 为第 i 个位置对应的目标模板特征组.

(3) 根据 v_y 在目标模板特征下的稀疏表示系数对权重 w 进行更新, 即 $w_i = w_i \cdot \exp(a_i)$.

(4) 记 $m = \arg \max_{1 \leq i \leq n} a_i$, $k = \sin(v_y, v_f^m)$, \sin 是相似函数, 本文取余弦函数. 如果 $k < \tau$, 则进行替换: 令 $i_0 = \arg \min_{1 \leq i \leq n} w_i$, $v_f^{i_0} = v_y$, $w_{i_0} = \text{median}(w)$.

当跟踪结果的特征 v_y 与最优目标模板特征的相似度小于给出的阈值, 则用跟踪结果的特征 v_y 代替目标模板特征中权重最小的模板. 为了防止偏移, 其权重设为目标模板权重的中值.

2.4 算法流程

笔者提出的 CF-BOMP 算法流程如下:

(1) 前 M 帧时, 快速提取目标模板与背景模板的压缩 haar-like 特征, 添加单位矩阵 I , 构建融入背景信息的目标特征完备字典.

(2) 下一帧时, 在上一帧目标中心附近采样候选目标, 并提取候选目标的压缩 haar-like 特征.

(3) 利用完备字典对候选目标特征进行稀疏表示, 采用 BOMP 重构算法来快速精确重构, 计算重构残差并引入观测似然函数对目标进行最大似然估计, 求出最佳候选目标.

(4) 根据跟踪结果, 计算模板与最新结果相似度, 替换相似度最小模板, 更新目标完备字典.

(5) 返回继续执行第 2 步操作, 实现对目标下一帧的跟踪, 直到视频序列结束.

3 实验结果

实验设置: 候选目标的搜索半径为 $r = 15$, 对前 20 帧取样构建初始目标模板, 目标模板个数为 $n_f = 20$, 背景目标模板数 $n_b = 10$, 采样的候选目标数是 $n = 600$, 目标模板更新的阈值设置为 $\tau = 40$, 所有实验都是在 CPU 为 i5-3230M、内存 2GB 的计算机上运用 Matlab 2010b 进行仿真.

评价指标: 使用中心坐标误差衡量. 若一个视频序列第 i 帧跟踪到的目标物中心坐标为 (x', y') , 而目标物中心的标准坐标是 (x, y) , 定义该帧的跟踪误差为: $\text{Err}(i) = ((x' - x)^2 + (y' - y)^2)^{\frac{1}{2}}$, 中心坐标误差越小, 代表该帧的跟踪精度越高.

为了检验多种干扰情况下的跟踪效果, 实验选用公认测试帧: David indoor、Girl、Coke, 其特性如表 1 所示. 选用 CT 算法^[10]、L1-APG 算法^[6]和 MIL 算法^[11]进行对比实验, 文献[10]提出的 CT 算法是基于 haar 压缩特征的二分类判别式跟踪方法. 而 L1-APG 算法是一种基于 L1 tracker, 采用加速逼近梯度重构算法 (APG) 优化求解速度, 但含有仿射模型来应对目标尺度变化的问题. MIL 算法将多示例学习方法加入到 Online Boosting 中, 进而利用具有学习能力分类判决器跟踪目标.

稀疏求解的重构算法直接影响了跟踪的效果^[12] (准确度与速度), 为充分验证块正交匹配算法 (BOMP) 能够提高目标跟踪的准确性与实时性, 本文在相同情况下, 对算法的重构精度和运行速度进行比较, 对比了正交匹配追踪算法 (OMP)、增广拉格朗日算法 (ALM)、加速共轭梯

度算法 (APG), 表 2 显示了各重构算法在 3 种视频帧中的平均重构误差, 可以看出, BOMP 误差最小。

表 1 测试视频帧特性

Tab.1 Characteristics of frames

视频序列	主要特性	帧数	格式
David indoor	视角变化, 快速运动, 光照变化, 部分遮挡	770	JPG
Girl	视角变化, 快速运动, 旋转, 遮挡	502	PNG
Coke	快速运动, 光照变化, 旋转, 完全遮挡	291	JPG

表 2 平均重构误差

Tab.2 Average reconstruction error

视频帧	重构算法			
	BOMP	OMP	APG	ALM
David indoor	17.3	18.1	21.0	19.4
Girl	21.4	22.0	22.3	21.5
Coke	5.2	5.7	7.0	7.1

表 3 显示了各重构算法的重构平均帧率, 由于 BOMP 利用重构系数的结构关系, 能够成块地对目标进行重构, 提高了重构速度。综合表 2 与表 3 的结果可以看出, 块正交匹配算法 (BOMP) 在稀疏表示重构中能够提高重构的效率。

表 3 平均重构帧率

Tab.3 Average reconstruction speed

视频帧	重构算法			
	BOMP	OMP	APG	ALM
David indoor	11.9	9.7	8.6	4.1
Girl	13.6	12.1	9.8	3.7
Coke	13.1	12.2	10.2	2.5

图 2 ~ 图 4 分别显示了 4 种算法在测试帧 David indoor、Girl、Coke 中的跟踪情况。综合分析可知, CT 算法和 MIL 算法在跟踪的过程中易受光照变化与目标旋转的干扰, 一旦发生偏移, 会使目标模板更新并引入错误信息, 逐渐远离目标。LI-APG 算法虽然能够在目标变小时利用仿射模型准确跟踪目标, 但在快速运动与目标旋转的过程中易受到干扰, 引起跟踪失败。CF-BOMP 算法在整个过程中能够有效跟踪目标, 应对光照变化、目标旋转、快速运动、遮挡等干扰。

表 4 记录了 CF-BOMP 算法、CT 算法和 LI-APG 算法、MIL 算法所对应的 3 套测试帧的跟踪中心误差数值范围, 而该误差能够有效表征跟踪算法的稳定性。通过实验对比发现, CF-BOMP 算

法误差浮动范围小, 跟踪更加稳定。

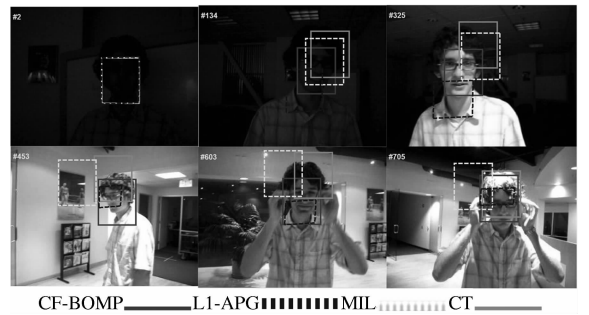


图 2 David indoor 跟踪结果

Fig.2 Tracking result for David indoor

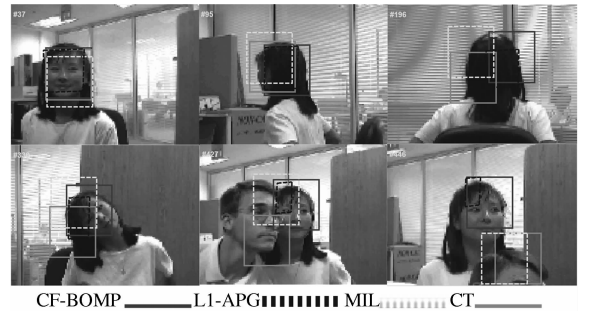


图 3 Girl 跟踪结果

Fig.3 Tracking result for Girl

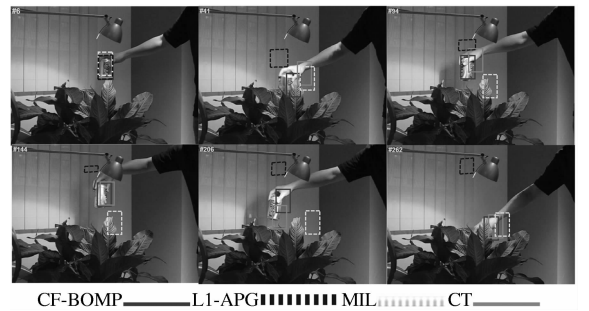


图 4 Coke 跟踪结果

Fig.4 Tracking result for Coke

表 4 跟踪误差范围

Tab.4 Tracking error

视频帧	CF-BOMP		LI-APG		CT		MIL	
	Min	Max	Min	Max	Min	Max	Min	Max
David indoor	0.5	41.7	1.6	54.69	1.1	85.8	2.2	139.7
Girl	2.1	56.3	2.1	64.9	0.5	111.0	1.5	94.4
Coke	1.0	62.6	1.1	275.9	1.4	81.0	2.2	154.6
平均值	1.2	53.5	1.6	131.8	1.0	92.6	2.0	129.6

表 5 显示了 4 种种算法在跟踪过程中的平均中心误差。从表 5 可以看出, CF-BOMP 算法中心误差在 3 组测试帧中均是最小, 说明跟踪精度最高, 跟踪更加精确。

图 5 为 4 种算法的每帧跟踪中心误差连接成的平滑曲线。从图 5 可以直观看出, CF-BOMP 算

法在 4 种算法中跟踪精度最高,跟踪的稳定性最好.

表 5 跟踪中心误差
Tab.5 Tracking error

视频帧	CF-BOMP	L1-APG	CT	MIL
David indoor	12.711 8	24.310 3	42.428 3	52.427 7
Girl	21.246 7	24.905 5	49.673 7	48.852 1
Coke	21.933 4	120.294 0	36.471 0	74.474 2
平均值	18.630 6	56.503 2	42.857 6	58.584 6

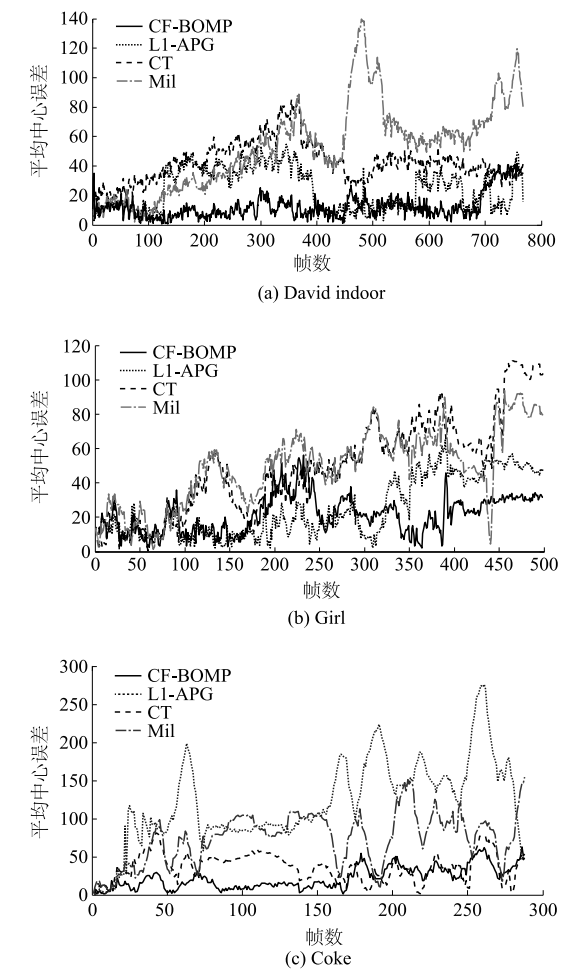


图 5 4 种算法的中心误差曲线
Fig.5 Tracking error on the videos

表 6 为 4 种算法的平均帧率. 表 6 中的 CF-BOMP 跟踪算法由于构建了简单的外观特征字典,而且使用 BOMP 算法加速重构计算速度,使得跟踪速度提高到同为稀疏表示跟踪的 L1-APG 算法速度的 2 倍左右,是多示例学习的 MIL 算速度的 3 倍左右,但与判决式的 CT 算法相比,速度还是逊色不少. 但是,判决式的跟踪一旦判决失误,目标模板大面积更新后,就不能反映出目标本身的特性,跟踪结果的偏离会更大. 而 CF-BOMP 算法可以利用过完备字典中的背景信息提高跟踪

精度,同时在产生新结果后,能够把重构贡献最小的粒子更新掉,但之前其他粒子模板仍会保留,也就保留了跟踪目标多个时态特征,保证跟踪效果的稳定.

表 6 平均帧率
Tab.6 Average frame rate frame

算法	帧率/(F · s ⁻¹)		
	David indoor	Girl	Coke
CF-BOMP	9.352 288 4	10.377 319 3	11.118 399 8
CT	18.030 342 0	16.371 622 0	14.276 280 9
L1-APG	5.404 195 7	5.491 079 7	4.879 613 2
MIL	3.588 970 9	3.814 797 8	3.498 183 2

4 结论

笔者提出了一种基于压缩特征的块正交匹配跟踪算法即 CF-BOMP 算法. 该算法在粒子滤波框架下,运用积分图加速计算跟踪目标 haar-like 特征,并将特征投影到满足有限等距条件 RIP 的随机稀疏矩阵上,实现对特征的压缩,达到降维的目的,简化目标特征的过完备字典. 同时,在过完备字典中融入背景信息,利用目标与背景存在的简单关系提高跟踪的精确度. 最后,在稀疏表示求解过程中,根据实际情况利用块正交匹配追踪 (BOMP) 提高求解 L1-min 的速度,引入基于重构误差比的观测模型,实现对目标的快速预测与跟踪,并根据跟踪结果实时更新目标特征模板. 通过实验发现,该跟踪方法简化了过完备字典,构建了有效的外观模型,提升了跟踪的实时性,并能够稳定跟踪目标.

参考文献:

[1] WRIGHT J, YANG A, GANESH A, et al. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2009, 31(2):2368-2378.
[2] 张勇,党兰学. 线性判别分析特征提取稀疏表示人面识别方法[J]. 郑州大学学报(工学版),2015,36(2):94-98.
[3] MEI Xue, LING Haibin. Robust visual tracking and vehicle classification via sparse representation[J]. IEEE Transactions on software engineering, 2011, 33(11): 2259-2272.
[4] LI Haixi, SHEN Chunhua, SHI Qinfeng. Real-time visual tracking using compressive sensing[C]//2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern

- Recognition (CVPR). Colorado Springs, CO, USA: IEEE press, 2011: 1305 – 1312.
- [5] Mei Xue, Ling Haibin, Wu Yi, et al. Minimum error bounded efficient ℓ_1 tracker with occlusion detection [C] // 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Washton DC, USA: IEEE press, 2011: 1257 – 1264.
- [6] BAO Chenglong, WU Yi, LING Haibin, et al. Real time robust ℓ_1 tracker using accelerated proximal gradient approach [C] // 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Providence, Rhode Island: IEEE press, 2012: 1830 – 1837.
- [7] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on information theory, 2006, 52(4): 1289 – 1306.
- [8] CANDES E J, TAO T. Near-optimal signal recovery from random projections: Universal encoding strategies [J]. IEEE Transactions on information theory, 2006, 52(12): 5406 – 5425.
- [9] ELDAR Y C, KUPPINGER P, BOLCSKEI H. Block-sparsesignals; uncertainty relations and efficient recovery [J]. IEEE Transactions on signal processing, 2010, 58(6): 3042 – 3054.
- [10] ZHANG Kaihua, ZHANG Lei, YANG Ming-Hsuan. Real-time compressive tracking [C] // Computer Vision-ECCV 2012. Berlin, Heidelberg: Springer, 2012: 864 – 877.
- [11] BABENKO B, YANG, M H, BELONGIE, S. Robust object tracking with online multiple instance learning [J]. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2011, 33(8): 1619 – 1632.
- [12] GONZLEZ R C, WOODS R E. 数字图像处理 [M]. 阮秋琦, 阮宇智, 译. 2 版. 北京: 电子工业出版社, 2007.

Sparse Representation Tracking Based on Compressed Features

ZHANG Hongmei, WEN Huiran, ZHANG Xiangli, LI Pengfei

(School of Information and Communication Engineering, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: In order to deal with the influence of the factors such as light, shade, movement of object and etc., the integral graph method is used to extract the Haar-like features of the target template, and the features are compressed by a random sparse matrix which meets the limited equidistant conditions (RIP), then the construction of the target features dictionary is simplified. Meanwhile, the background information is added in the dictionary, and the simple relationship between the target and the background is used to improve the accuracy of tracking. At last, the target can be reconstructed in block by using the block orthogonal matching pursuit (BOMP) reconstruction algorithm, through which can enhance tracking speed. The experimental results show that, the block orthogonal matching pursuit tracking algorithm based on compression feature is powerful in valid target appearance model construction. And it also enhances the tracking stability and improves tracking speed.

Key words: features compression; sparse representation; particle filter; block orthogonal matching