

ICIP 2019 跟踪论文阅读

姜山

2019.10.14

目录

- 相关跟踪中的模型更新机制
- Boosting + Correlation filter
- Spatial-aware tracker

相关跟踪中的模型更新机制

- 线性更新(固定更新率)
- 时域正则项(在线被动攻击(PA)学习) [1]
- 在线高斯混合模型 [2]

[1] K. Crammer, O. Dekel, J. Keshet, S. Shalev-Shwartz, and Y. Singer. Online passive-aggressive algorithms. JMLR, 7(3):551–585 2006. 2, 4

[2] A. Declercq and J. H. Piater. Online learning of gaussian mixture models - a two-level approach. In VISAPP, 2008. 5

相关跟踪中的模型更新机制

- 在线被动攻击学习：新学习到的权重(滤波器)要对当前示例分类正确，并且要尽可能接近原有权重，从而能保留之前学习到的信息。
- 在线混合高斯模型：维护一个大小为 $N(=30)$ 的样本库(\mathbf{x}_k)和权值库(α_k)，记更新学习率为 η

相关跟踪中的模型更新机制

- 更新方式:

1. 若样本库不满，将新样本加入样本库，新样本权值赋为 η ，旧权值乘以 $(1 - \eta)$
2. 若样本库已满，其中一个样本权值小于预设定的遗忘阈值，用新样本代替该样本，权值赋为 η
3. 若样本库已满，新样本与所有旧样本的最小距离小于旧样本两两之间的最小距离，将新样本距离最近的旧样本加权融合，权值相加。
4. 若样本库已满，新样本与所有旧样本的最小距离大于旧样本两两之间的最小距离，加权融合最近的两个旧样本，将新样本插入到新位置。

相关跟踪中的模型更新机制

- 实现方式:

1. 维护一个 $N \times N$ 的gram矩阵 \mathbf{G} 和距离矩阵 \mathbf{D}

2. $G_{ij} = \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j$

3. $D_{ij} = ||\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j||^2$

4. $D_{ij} = ||\mathbf{x}_i||^2 + ||\mathbf{x}_j||^2 - 2G_{ij}$

- 优化目标函数(每隔5帧训练一次, 防止过拟合)

$$h = \underset{h}{argmin} \sum_{k=1}^N \alpha_k || \sum_{l=1}^d h_l * x_{kl} - y ||^2 + \lambda \sum_{l=1}^d ||h_l||^2$$

Boosting + Correlation Filter

- BOOSTING CORRELATION FILTER BASED TRACKING USING MULTI CONVOLUTIONAL FEATURES
- **Boosting**: 集成学习方法，多个有差异的弱分类器结合成强分类器。
（“三个臭皮匠，顶个诸葛亮”）
- 分类误差较小的分类器在最终分类结果中增大权重。
- 错分的样本在下一轮学习中增大权重。
- 集成 m 个弱相关滤波的响应，从加权响应和中估计目标位移。

$$r_w = \sum_{i=1}^m w_i r_i$$

Boosting + Correlation Filter

(T 通过大津阈值法从响应图得出)

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x > T \\ -1 & \text{Otherwise} \end{cases}$$

响应图上每个像素值为都是对目标的一个循环移位的分类结果

第 i 个分类器正确率 $p_i = \text{sum}(\beta_i \odot \delta(h(r_w) \odot h(r_i)))$

在下一轮迭代中增大对错分样本的权重

$$\beta_{i+1} = \frac{1}{Z_\beta} \beta_i e^{-w_i h(r_w) h(r_i)}$$

Boosting + Correlation Filter

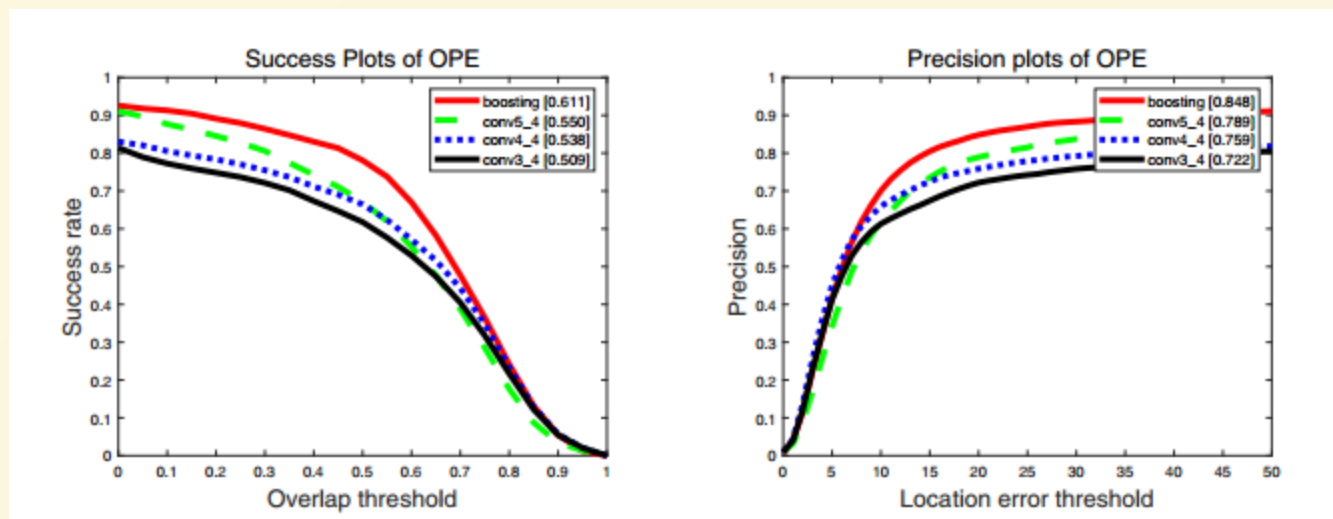
在下一轮迭代中更新各个弱分类器的权重。

$$w_i^{new} = \frac{1}{Z_w} \log \frac{p_i}{1 - p_i}$$

- 实验：结合三个CF跟踪器，分别使用VGG-19的conv3_4, conv4_4, conv5_4。
- 三个系数初始化为[0.33 0.33 0.33]
- 每帧在检测阶段迭代三次。

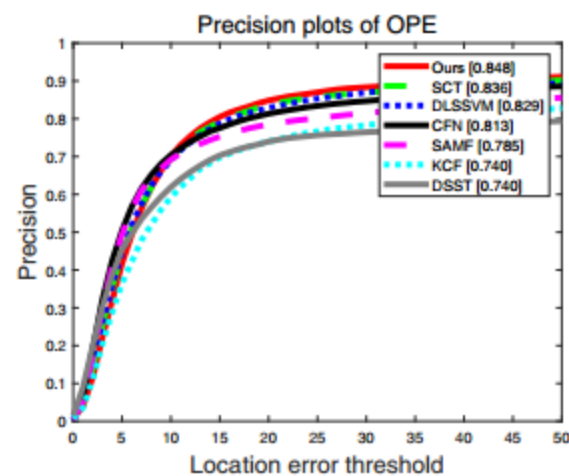
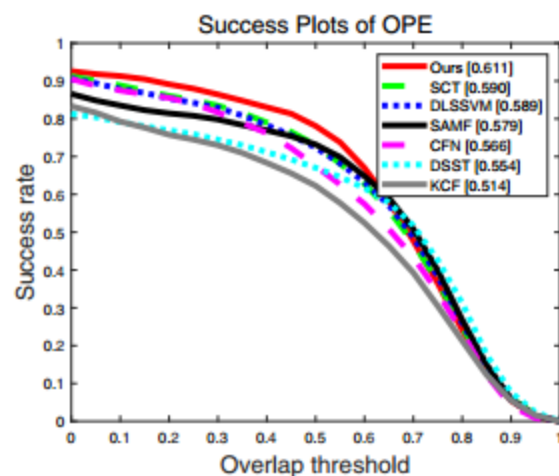
Boosting + Correlation Filter

- 实验：融合前与融合后对比



Boosting + Correlation Filter

- 实验： 其他跟踪器对比



Spatial-aware tracker

- A SPATIAL-AWARE TRACKER
- Siamese跟踪器与K=7个CF跟踪器结合，自适应选择搜索范围。
- 记第T帧Siamese跟踪器最大响应为 ρ_T ，若 $\rho_T < \beta M$ ，M为Siamese响应的历史均值，搜索范围扩大到四倍。 β 取值自适应调整。
- 衡量检测到的目标位置与上一帧目标位置的相对距离。

$$D^r(p_s, p_{T-1}) = \frac{D(p_{T-1}, p_s)}{\sqrt{w_{T-1} * h_{T-1}}}$$

若与上帧相对距离大于一定阈值，使用相关滤波器判断是否选择此结果。

Spatial-aware tracker

- 使用相关滤波器辅助判断是否应该选择Siamese跟踪器的结果。
- 原始目标状态记为 S_o ， Siamese跟踪器得到的目标状态记为 S_e 。

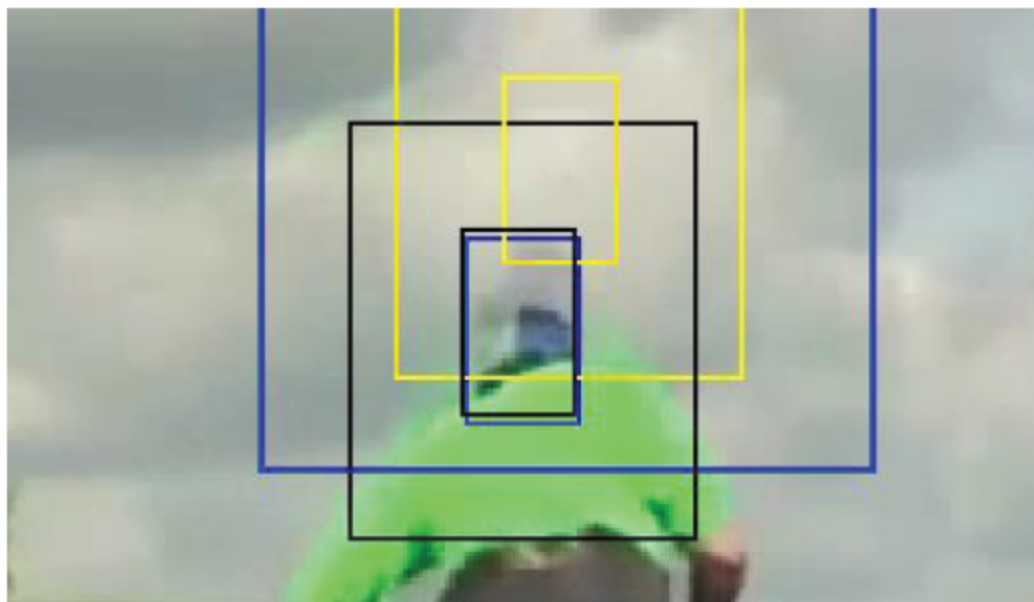
$$Score(S_o) = \gamma R(S_o) + (1 - \gamma) C(S_o)$$

- $R(S_o)$ 为K个CF相应最大值平均值。
- $C(S_e)$ 为K个CF预测位置两两之间IOU平均值。
- 最终位置得分

$$Score(S_e) = \exp(-D^r(p_T^o, p_T^e) * w) * Score(S_e)$$

Spatial-aware tracker

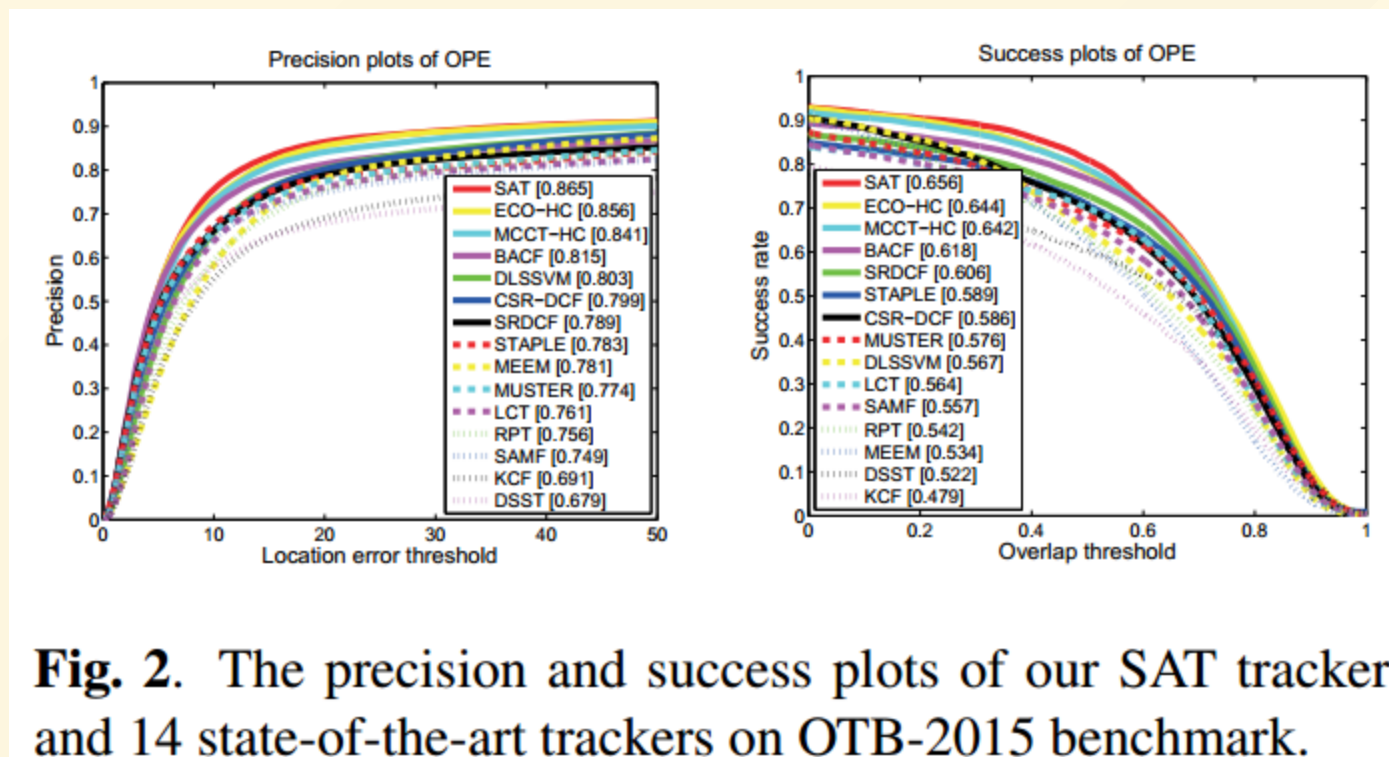
- 选择分数较大的位置作为目标状态。



— Siamese-fc patch — Original patch — Extended patch

Spatial-aware tracker

- 实验结果



主要问题

- 提升性能的方法创新性不够（**A**方法的**A1**模块嵌入**B**方法）
- 如何寻找创新点(创新点往往来源于方向外？)
- 实验做到什么程度可以开始写论文