

计算机视觉——目标跟踪

2022年春季 高常鑫 cgao@hust.edu.cn



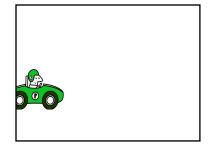
目标跟踪任务

Image 1

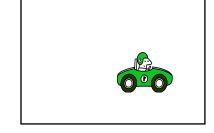


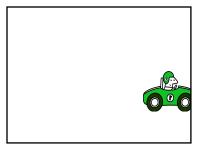












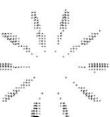
- 可以确定目标的位置吗?
- 可以确定目标的速度吗?
- 可以预测目标的位置吗?

目标跟踪问题

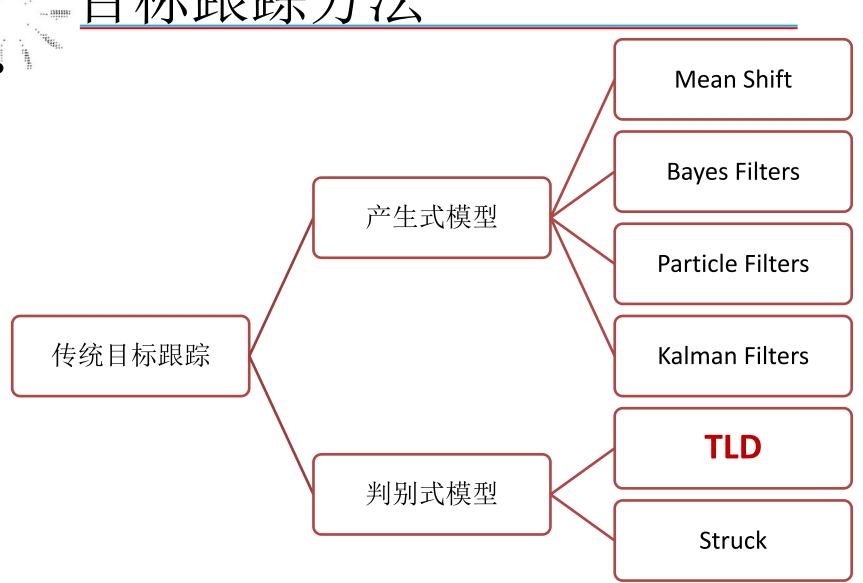
- 给定图像序列
- 找到运动目标的位置
- 摄像头可以是禁止或者运动

- 假定: 每一幅图像中都能找到目标
- 问题: 在序列图像上进行跟踪

• 目标跟踪是计算机视觉的基本问题之一



目标跟踪方法

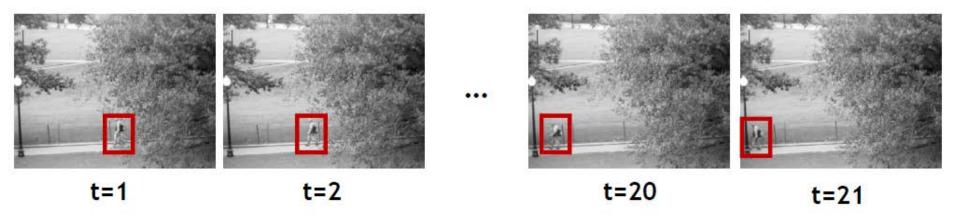


基于检测的目标跟踪方法

• 检测 VS 跟踪



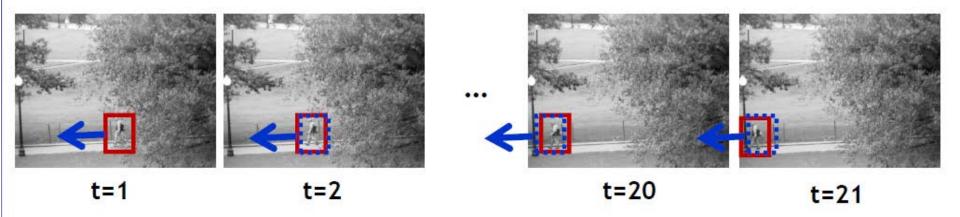
Detection vs. Tracking



Detection

We detect the object independently in each frame and can record its position over time, e.g., based on blob's centroid or detection window coordinates.

Detection vs. Tracking

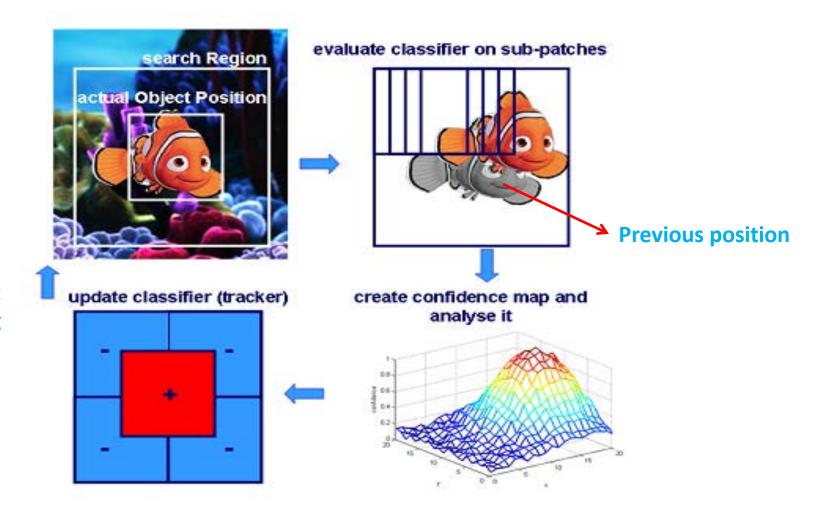


Tracking with dynamics:

We use image measurements to estimate the object position, but also incorporate the position predicted by dynamics, i.e., our expectation of the object's motion pattern.

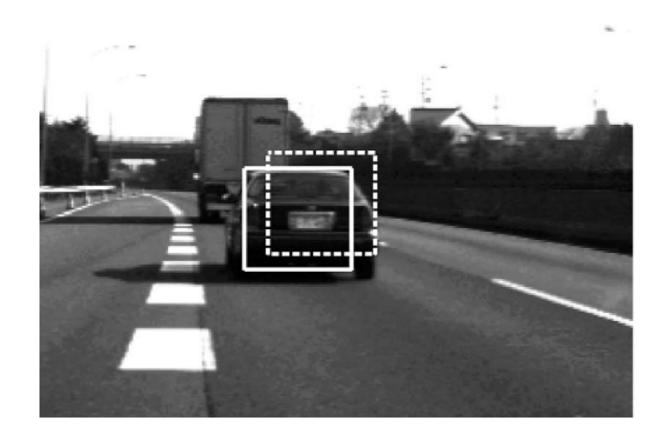


基于检测/分类的目标跟踪框架

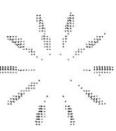


Different sampling methods

Support Vector Tracking



1: Avidan S., Support Vector Tracking. IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004.



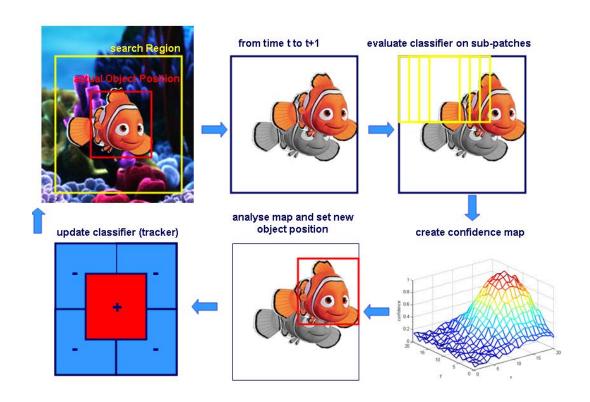
Support Vector Tracking

- 主要跟踪汽车的尾部
- 方法:
 - 求取边缘图像(主要基于这种特殊应用,汽车 尾部图像水平垂直边缘比较强)获取候选image patches
 - 用离线训练的SVM分类器来进一步验证该候选 image patch是否是真正的目标
- 特点
 - 必须有关于目标的先验知识,适应性不强

On-line boosting

Grabner, H., Bischof, H.: On-line boosting and vision. In: Proc. CVPR. Volume 1. (2006) 260-267

Grabner, H., Grabner, M., Bischof, H. Real-Time Tracking via On-line Boosting. BMCV, 2006



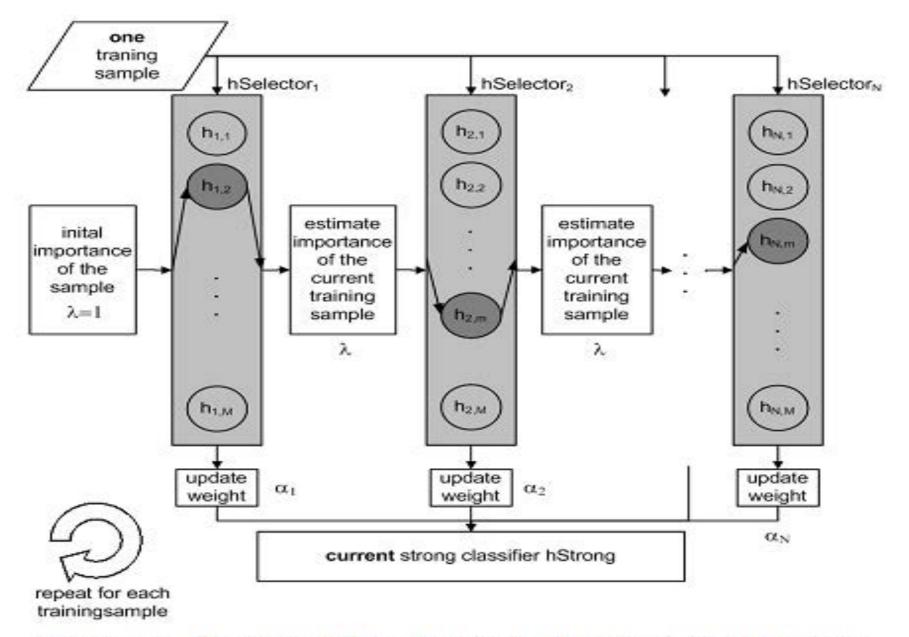
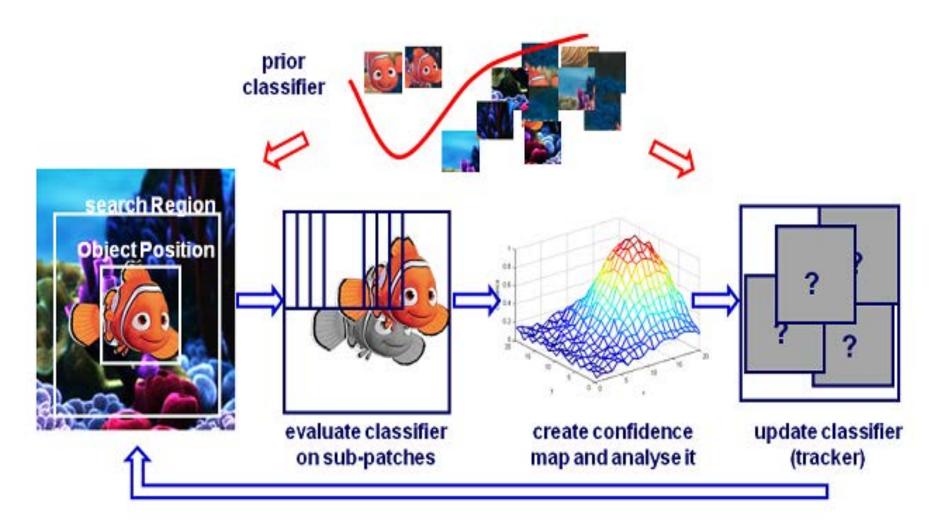
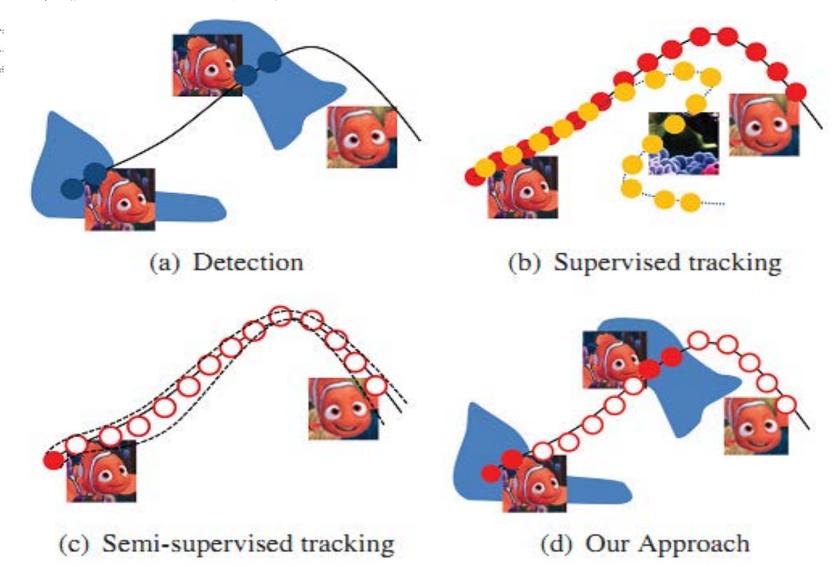


Figure 1. Novel on-line boosting for feature selection.

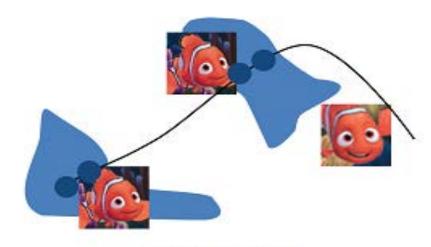
Semi-supervised on-line boosting

H. Grabner, C. Leistner, and H. Bischof. Semi-supervised on-line boosting for robust tracking. In Proc. ECCV, 2008.

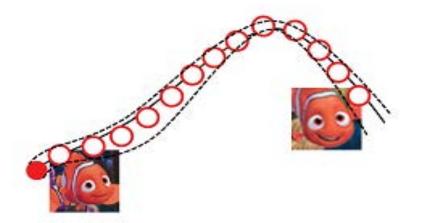




Detection: 固定的检测器,避免漂移的能力,但是没有自适应能力

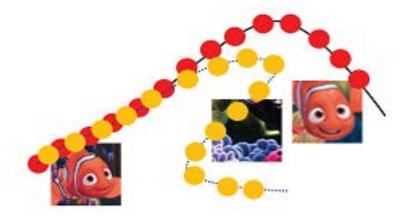


(a) Detection

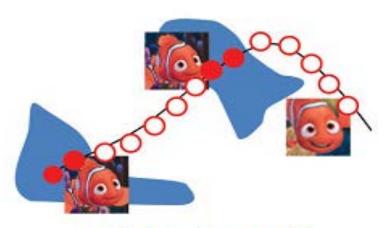


(c) Semi-supervised tracking

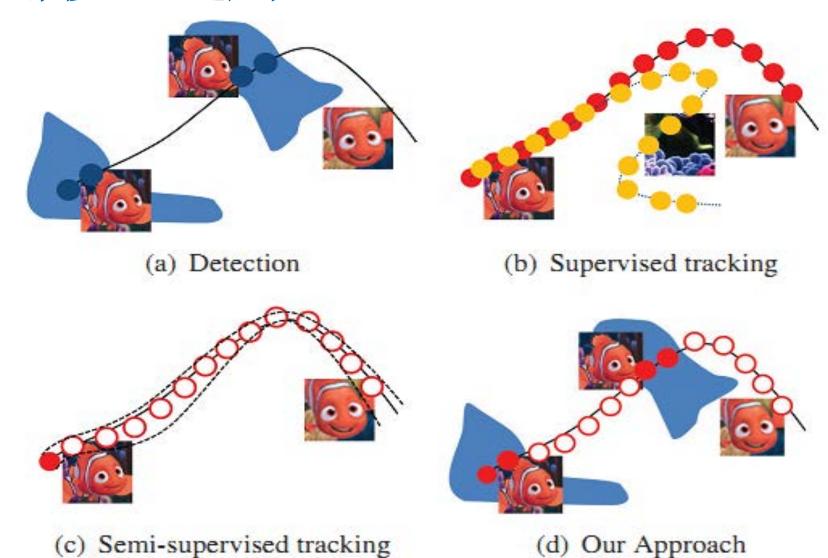
Supervise tracking: 适应目标变化



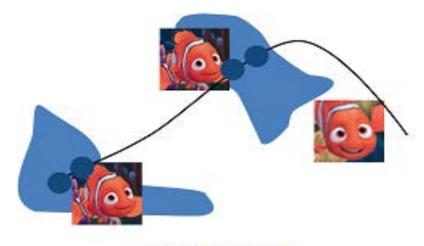
(b) Supervised tracking



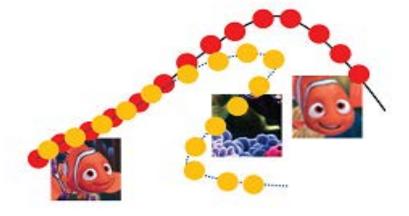
(d) Our Approach



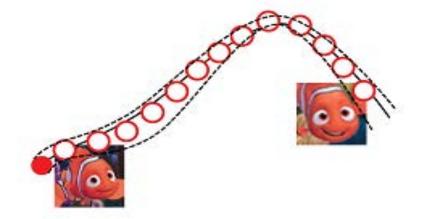
Semi-supervised tracking: 漂移和自适应直接平衡



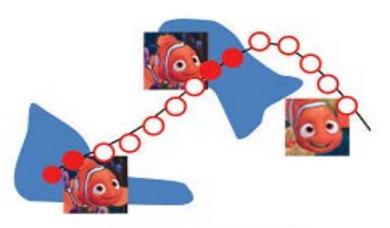
(a) Detection



(b) Supervised tracking



(c) Semi-supervised tracking



(d) Detector, recognizer and tracker

在半监督基础上又加了对特定目标的先验

TLD: Tracking-Learning-Detection

- Z. Kalal, K. Mikolajczyk, and J. Matas, "Tracking-Learning-Detection," Pattern Analysis and Machine Intelligence 2011.
- Z. Kalal, K. Mikolajczyk, and J. Matas, "Face-TLD: Tracking-Learning-Detection Applied to Faces," International Conference on Image Processing, 2010.
- Z. Kalal, K. Mikolajczyk, and J. Matas, "Forward-Backward Error: Automatic Detection of Tracking Failures," International Conference on Pattern Recognition, 2010, pp. 23-26.
- Z. Kalal, J. Matas, and K. Mikolajczyk, "P-N Learning: Bootstrapping Binary Classifiers by Structural Constraints," Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2010.

目标

长期,实时 目标跟踪(未知类别)

• 挑战

- 表观变化
- 部分或全部遮挡
- 目标可能短期消失
- 相似物体
- 实时性能

—

模型更新:

逐帧更新 选择更新

目标

长期,实时 目标跟踪(未知类别)

• 挑战

- 表观变化
- 部分或全部遮挡
- 目标可能短期消失
- 相似物体
- 实时性能

—

通过检测器初始化跟踪器

目标

长期,实时 目标跟踪(未知类别)

• 挑战

- 表观变化
- 部分或全部遮挡
- 目标可能短期消失
- 相似物体
- 实时性能

—

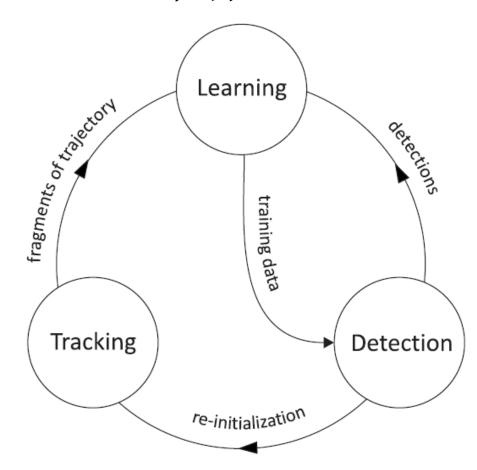
重识别

目标

长期,实时 目标跟踪(未知类别)

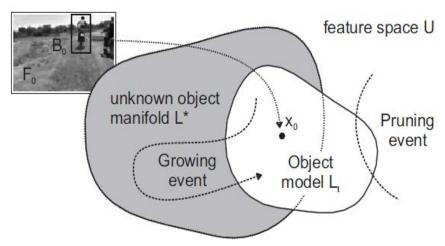
- 挑战
 - 表观变化
 - 部分或全部遮挡
 - 目标可能短期消失
 - 相似物体
 - 实时性能
 - **—**
- 方法
 - TLD: a Framework that integrates adaptive Tracking with online Learning of object-specific Detector

TLD 框架



- 跟踪器是观察帧与 帧之间的目标运动
- 检测器将每帧图像 当成独立的,然后 去定位。检测器可 以定位之前所有出 现的目标
- 学习器评估检测器的误差,并更新检测器防止后续错误

• TLD 框架



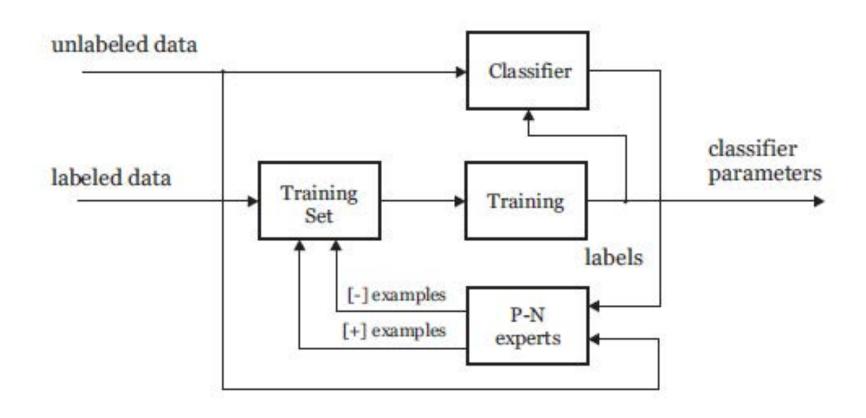
- Growing events 通过在线模型扩展空间
- Pruning events 去除错误样本

- 目的: 提高检测器性能。采用半监督学习方法进行在线 检测器更新,每一帧评估当前检测器,针对错误情况 进行更新避免将来出现类似错误
- 两类检测器错误: 假阴 && 假阳
- P-N learning主要思想是利用两类"专家(expert)"解决这两类错误
 - P-expert: 识别假阴
 - N-expert:识别假阳

- P-N learning主要思想是利用两类"专家(expert)
 - "解决这两类错误
 - P-expert: 识别假阴
 - N-expert:识别假阳
- 专家的特点
 - 采用独立的信息
 - 可以反驳对方
 - 可能发生错误

- ■数据
 - 标记数据集: $L_l = (\mathcal{X}, \mathcal{Y})$
 - 未标记数据集: X_u = (X)
- P-N学习的任务是根据标记数据集学习一个分类器 f: X → Y , 并利用未标记数据集提升其性能
- 分类器 $f: X \to Y$ 为一个来自由参数 Θ 参数 化的函数族 F 的函数,训练过程和参数 Θ 的估计有关

P-N learning



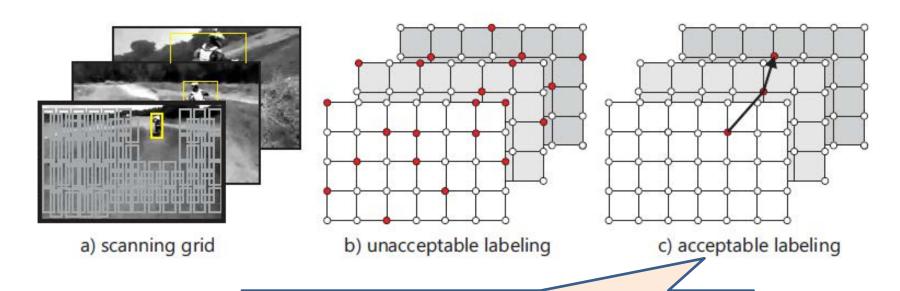
- Procedures of P-N Learning
 - 学习过程的初始化:将标记数据集 L 嵌入训练集
 - ・训练集用于监督学习,训练一个分类器,即估计初始参数 Θ¹
 - 在第 k 次迭代中,利用之前训练好的分类器对未标记样本进行分类, $y_u^k = f(x_u|\Theta^{k-1})$,for $all x_u \in X_u$.
 - P-N experts对分类进行性能评估,找到错误分类的 样本,并加入训练集
 - 重新训练分类器,即估计参数 Ok
 - 迭代,直到收敛或者达到迭代次数

- P-N learning
 - P-N Learning的关键要素
 - 估计分类器的错误: 将两种错误分别处理

- P-N Learning的关键要素
 - 估计分类器的错误: 将两种错误分别处理
 - 无监督的数据集根据当前分类器分为两部分,每部分都用不同的expert处理
 - P-expert 分析错分的负样本,赋予正的标签并加入训练集。在第 k 次迭代,P experts输出n+(k) 个正样本
 - N-expert 分析错分的正样本,赋予负的标签并加入训练集。在第 k 次迭代,N experts输出n-(k) 个负样本

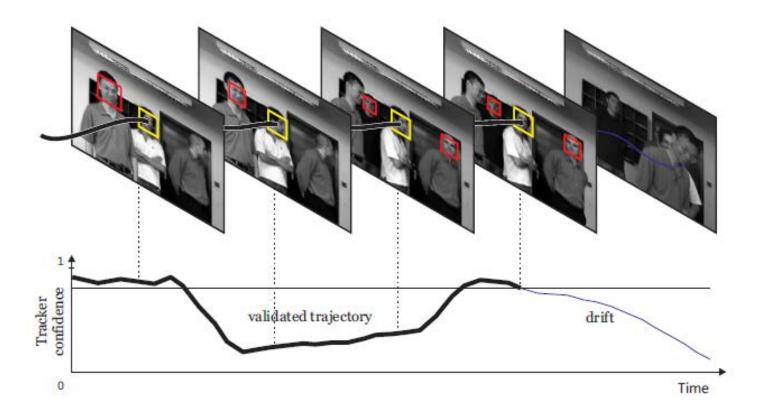
❖P-N learning

Design of experts



- 每个图像块的标签是独立的
- 这种唯一连续的性质称为结构性
- P-N 学习的关键就是找到这种结构性的数据
 - ,来判别检测器所产生的错误标签

- P-N learning
 - Design of experts



P-N learning

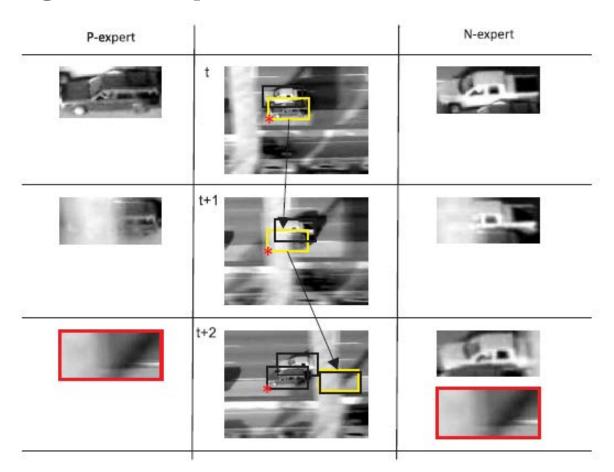
Design of experts

P-experts寻找视频序列中的时域上的结构性特征,并且假设目标是沿着轨迹线移动的。P-experts记录目标在上一帧中的位置,并根据帧与帧之间的跟踪算法来预测目标在当前帧中的位置。如果检测模块将目标在当前帧中的位置标记为负标签,那么P-experts就产生一个正样本。

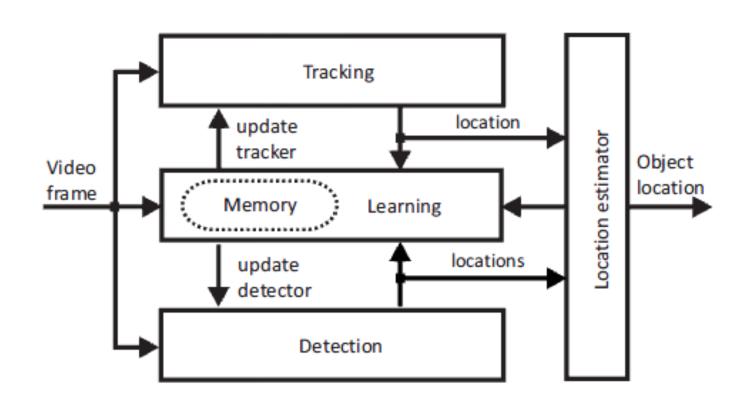
N-experts寻找视频序列中的空域上的结构性特征,并且假设目标在一个视频帧中只可能出现在一个位置。N-experts对检测模块在当前帧中的所有输出结果以及跟踪模块的输出结果进行分析,并找到置信度最高的结果。同置信度最高区域之间没有重叠的图相片被认定为负样本。另外,具有最大可能性的那个区域,被用于重新初始化跟踪模块。

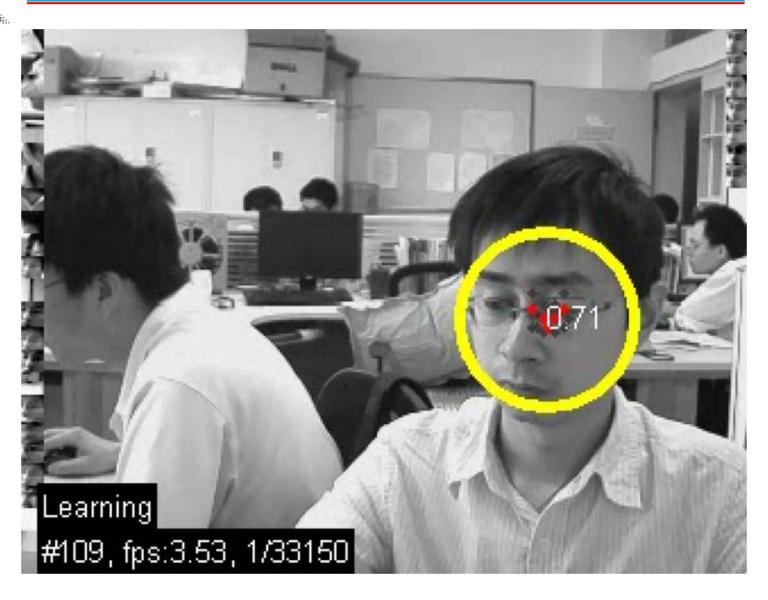
P-N learning

Design of experts



❖TLD实现





- 局限性
 - 不能很好解决发生平面外旋转问题
 - 不能很好跟踪铰链式的物体
 - 仅适合单目标跟踪
 - **—**

计算机视觉



The end!