



湖南師範大學
HUNAN NORMAL UNIVERSITY

基于优化集成学习与空间相关 滤波的视觉目标跟踪

学 生： 张三丰
指导老师： 李建闽 讲师

湖南师范大学工程与设计学院
“先进检测技术与智能信息处理”实验室
2020 年 12 月 19 日



研究背景及意义



基于逻辑回归的集成学习跟踪



目录

1. 研究背景及意义
2. 基于逻辑回归的集成学习跟踪

视觉跟踪

视觉跟踪的研究内容

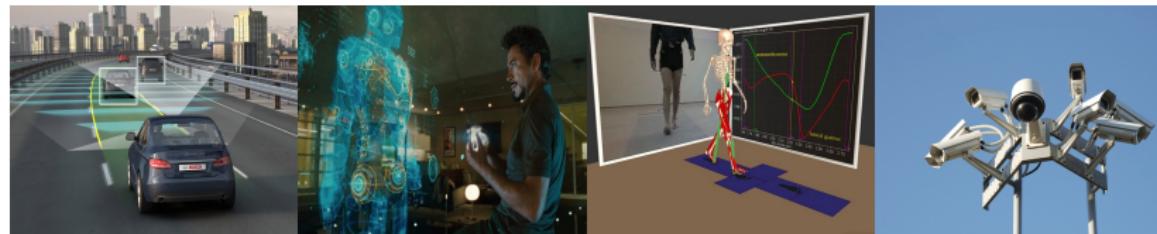
视觉跟踪即连续不断地定位运动目标。给定第一帧中的目标位置，跟踪算法能够在视频中预测出目标运动。



视觉跟踪

视觉跟踪的应用

跟踪是视觉监控系统的主要组成部分；在自动驾驶系统中，实时跟踪车辆并预测其运动是非常重要的；自主机器人跟踪它们周围的对象，以便识别人的意图；医学数据分析需要使用可变形模板来跟踪非刚性结构。



(a) 自动驾驶

(b) 人机交互

(c) 运动分析

(d) 智能监控

图 2: 视觉跟踪的实际应用

工作点 1

2. 基于逻辑回归的集成学习跟踪

2.1 算法简介

2.2 逻辑回归分类器

2.3 弱分类器

2.4 逻辑回归集成学习框架

2.5 实验结果

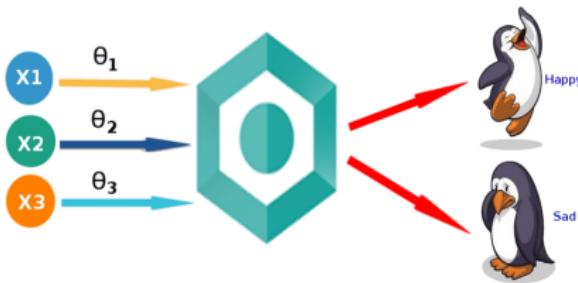
算法简介

算法简介

基于逻辑回归的集成学习跟踪算法借助简单快速的弱分类器预测目标。为克服弱分类器的性能缺陷，以逻辑回归对其进行选取和集成。该算法以简单特征（Haar-like 特征）和粗糙分类器为基础，并显著提高了跟踪的准确性。

逻辑回归分类器

逻辑回归



逻辑回归为概率型非线性回归模型，是研究分类观察结果与影响因素之间关系的一种多变量分析方法。

$$P(y|x, w) = \frac{1}{1 + \exp(-yx^T w)} \quad (1)$$

其中 $x \in \mathbb{R}^N$ 为一组解释变量或者特征变量, $y \in \{-1, +1\}$ 为相关的二进制输出。

模型参数

逻辑回归试图寻找特征空间中的以法向量 $w \in \mathbb{R}^N$ 为参数的分类超平面，将样本分为两类。假设给定一个训练或观测样本集合 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_M\}$ 与其对应标签 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_M\}$ ，模型参数 w 可通过样本的最大似然估计得到。最大似然估计函数最小化平均损失：

$$l_{avg}(w) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \log(1 + \exp(-y_i w^T x_i)) \quad (2)$$

弱分类器

Haar-like 特征弱分类器

本章算法使用 Haar-like 特征。每个弱分类器 h_k 由 1 个 Haar-like 特征 f_k 和 4 个在线估计的参数 $(\mu_+, \sigma_+, \mu_-, \sigma_-)$ 组成。分类器返回对数比值比：

$$\begin{aligned} h_k(x) &= \log \left[\frac{P(y = +1 | f_k(x))}{P(y = -1 | f_k(x))} \right] \\ &= \log \left[\frac{P(f_k(x) | y = +1) P(y = +1)}{P(f_k(x) | y = -1) P(y = -1)} \right] \end{aligned} \quad (3)$$

其中 $P(f_k(x) | y = +1)$ 和 $P(f_k(x) | y = -1)$ 服从正态分布 $N(\mu_+, \sigma_+)$ 。这里令 $P(y = +1) = P(y = -1)$ ，根据贝叶斯规则可以求解上述等式。



弱分类器

弱分类器更新

当弱分类器获得新数据时，使用如下方法进行更新：

$$\mu_+ \leftarrow \gamma\mu_+ + (1 - \gamma) \frac{1}{M} \sum_{i|y_i=+1} f_k(x_i) \quad (4)$$

$$\mu_- \leftarrow \gamma\mu_- + (1 - \gamma) \frac{1}{M} \sum_{i|y_i=-1} f_k(x_i) \quad (5)$$

$$\sigma_+ \leftarrow \gamma \log \sigma_+ + (1 - \gamma) \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i|y_i=+1} (f_k(x_i) - \mu_+)^2} \quad (6)$$

$$\sigma_- \leftarrow \gamma \log \sigma_- + (1 - \gamma) \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i|y_i=-1} (f_k(x_i) - \mu_-)^2} \quad (7)$$

逻辑回归集成学习框架

跟踪流程

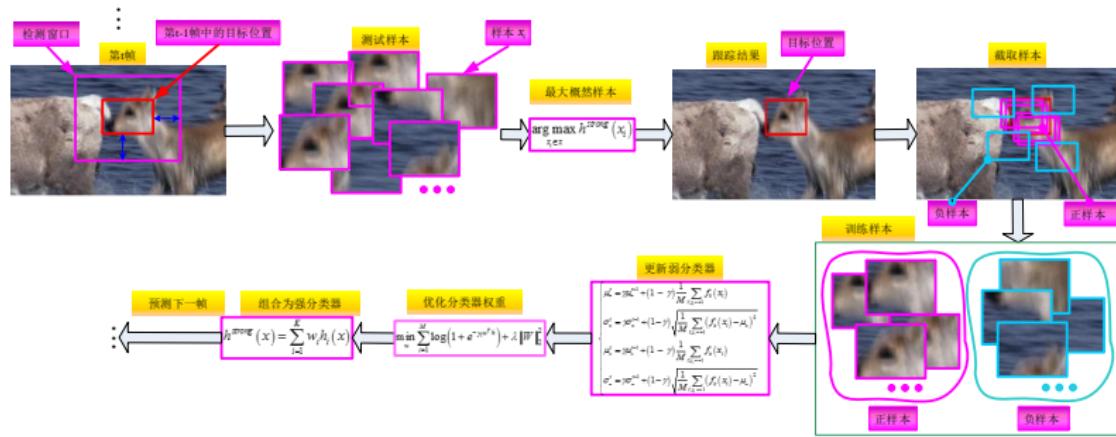


图 3: 逻辑回归集成学习跟踪模型

实验结果

中心位置误差 (CLE)

表 1: 中心位置误差 (像素)

Sequence	CT	CXT	DF	MIL	SCM	Struck	TLD	VTD	Ours
Basketball	89	215	18	92	53	118	269	6	10
David3	89	222	51	30	73	107	281	67	13
Football	12	13	9	12	17	17	14	14	12
Jogging	92	6	31	96	132	62	7	83	5
Liquor	186	132	221	142	99	91	100	60	57

中心位置误差 (Center Location Error, CLE), 即检测到的目标框中
心与真实目标框中心的平均欧式距离, 其值越小代表跟踪结果准确性
越高。

实验结果

重叠精度 (OP)

表 2: 阈值为 0.5 的重叠精度 (%)

Sequence	CT	CXT	DF	MIL	SCM	Struck	TLD	VTD	Ours
Basketball	25.93	2.48	71.59	27.45	60.28	10.21	2.48	92.41	81.51
David3	34.92	13.89	74.21	68.25	48.02	33.73	10.32	48.41	84.52
Football	78.45	65.19	84.25	73.76	57.18	66.02	41.16	76.80	78.72
Jogging	22.48	95.44	21.50	22.48	21.17	22.48	96.74	21.50	95.11
Liquor	20.85	20.96	22.92	20.10	32.45	40.61	56.17	57.96	69.79

阈值为 0.5 的重叠精度 (Overlap Precision, OP), 即所得目标边界框与真实边界框重叠率超过给定阈值的帧数占总视频的百分比 (本文实验中阈值为 0.5), 其值越大代表跟踪结果越好。

实验结果

代表性序列帧及对比算法跟踪结果



— CT — CXT — DT — MIL — SCM — Struck — TLD — VTD — Ours

实验结果

代表性序列帧及对比算法跟踪结果



■ CT ■ CXT ■ DT ■ MIL ■ SCM ■ Struck ■ TLD ■ VTD ■ Ours

工作点 3

算法简介

着眼问题

相关滤波器利用傅里叶域特性能够高效地预测，但边界效应对跟踪性能有显著的影响。

解决方案

本章提出一种结构化输出的相关滤波跟踪方法，在利用相关滤波密集取样优势的同时，显著减少边界效应带来的性能损失。

有限边界的相关滤波器

MOSSE 相关滤波器

MOSSE 相关滤波器可以在空间域中表示为求解岭回归问题：

$$E(h) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^D \|y_i(j) - h^\top x_i[\Delta\tau_j]\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|h\|_2^2 \quad (8)$$

其中 $y_i \in \mathbb{R}^D$ 是第 i 个观测 $x_i \in \mathbb{R}^D$ 的期望响应， λ 是正则项参数。 $\mathbb{C} = [\Delta\tau_1, \dots, \Delta\tau_D]$ 表示长度为 D 的信号的所有循环移位集合。

有限边界的相关滤波器

边界效应

相关滤波器从由 1 个真实示例与其他合成示例组成的非平衡集合中估计出判别性模板。这些合成的样本是通过对真实样本应用循环移位来创建的。

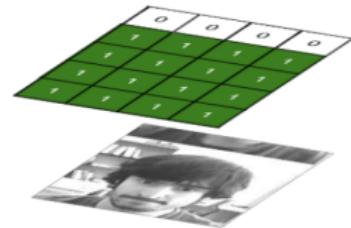
如右图所示，循环移位的样本都受循环边界效应的影响，并不能代表真实的移动。边界效应可以显著影响所得到的估计模板，使得相关滤波器对平移中的偏差特别敏感。



有限边界的相关滤波器

引入掩蔽矩阵

有限边界滤波器能够在空间上避免边界效应。其训练信号 $x \in \mathbb{R}^T$ 的大小比滤波器 $h \in \mathbb{R}^D$ 大。通过使用掩蔽矩阵 $P \in \mathbb{R}^{D \times T}$, 可以将等式 (8) 表示为:



$$E(h) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^T \|y_i(j) - h^\top P x_i[\Delta \tau_j]\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|h\|_2^2 \quad (9)$$

掩蔽矩阵 P 封装了信号, 其中的 1 和 0 决定哪一部分应该是有效的, 哪一部分是无效的。

有限边界的相关滤波器

样本对比



(a) 传统滤波器样本

(b) 有限边界滤波器样本

对于有限边界滤波器的改进

标签图



有限边界相关滤波器只对样本进行了加工，而未注意到样本与标签的匹配问题。由于扩大滤波器尺寸的同时仍采用了传统相关滤波器的平滑高斯函数生成标签，未包含目标的样本块同样被赋予了正标签。因而，滤波器无法学习到区分度高的特征。

图 5: 有限边界滤波器标签图

对于有限边界滤波器的改进

以结构化方式定义样本

借鉴图像检测中的结构化输出方法，以样本框的坐标作为样本标签，这使得样本描述与实际问题相一致。

$$E(h) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^T \|\widehat{l(y_i(j))} - \text{diag}(\hat{x}_i)^\top \sqrt{DFP^\top} h\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|h\|_2^2 \quad (10)$$

其中，评价函数 $l(y) = \frac{\text{Area}(y_i \cap y^*)}{\text{Area}(y_i \cup y^*)}$ 表示样本框与目标框的重叠率， y^* 为目标框的坐标表示，Area 表示求两个矩形框的面积。

实验结果

距离精度 (DP)

表 3: 20 个像素偏差内的距离精度

Sequance	Frag	OAB	SBT	MIL	Struck	CSK	CFwLB	Ours
Coke	0.034	0.168	0.048	0.117	0.942	0.739	0.918	0.959
David	0.121	0.151	0.204	0.229	0.236	0.236	0.144	0.396
Dog	0.173	0.157	0.079	0.197	0.157	0.144	0.858	0.992
Doll	0.663	0.663	0.149	0.433	0.688	0.218	0.947	0.986
Gym	0.369	0.016	0.046	0.329	0.219	0.091	0.113	0.801
KiteSurf	0.143	0.381	0.369	0.381	0.905	0.321	0.274	0.964
Surfer	0.176	0.045	0.133	0.088	0.157	0.005	0.468	0.997
Sylvester	0.685	0.680	0.430	0.546	0.929	0.717	0.921	0.947
Vase	0.166	0.155	0.129	0.166	0.140	0.166	0.181	0.657
mean	0.281	0.268	0.176	0.276	0.486	0.293	0.536	0.855

实验结果

中心位置误差 (CLE)

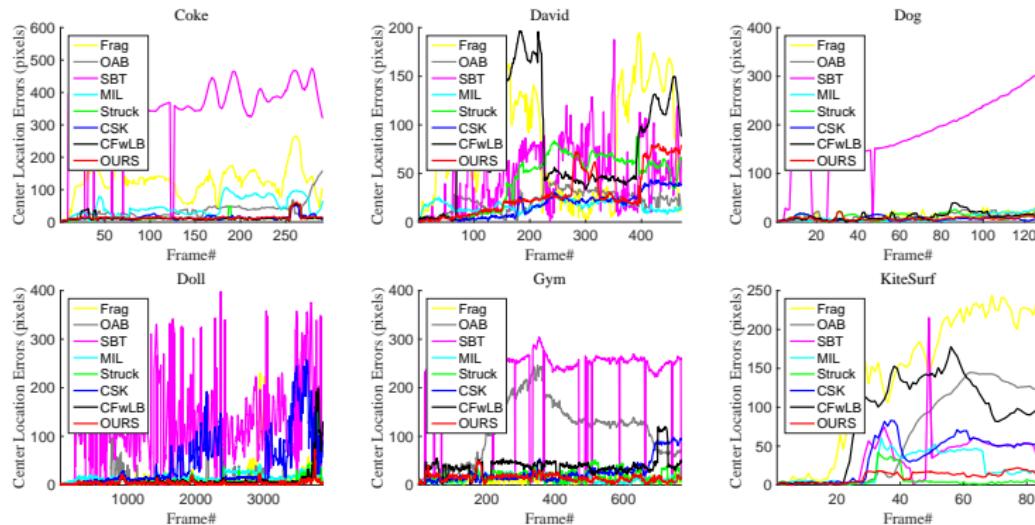
表 4: 平均中心位置误差

Sequance	Frag	OAB	SBT	MIL	Struck	CSK	CFwLB	Ours
Coke	124.8	35.9	365.3	46.7	12.1	13.6	13.2	12.9
David	82.1	21.7	47.1	16.9	42.8	17.7	73.6	28.9
Dog	12.2	10.7	172.5	8.2	10.4	7.0	11.8	6.8
Doll	13.7	12.4	113.9	16.7	8.9	44.7	9.5	4.6
Gym	10.0	111.0	230.4	11.8	18.5	27.1	9.5	4.6
KiteSurf	141.1	64.6	32.9	22.6	6.1	36.5	85.7	10.6
Surfer	51.6	72.1	218.5	17.0	9.0	161.7	25.3	6.5
Sylvester	15.0	14.8	101.5	15.2	6.3	9.9	8.8	7.0
Vase	18.2	34.7	172.3	19.0	24.3	12.9	59.7	16.7
mean	52.1	52.0	161.6	19.3	15.4	36.8	33.0	11.0



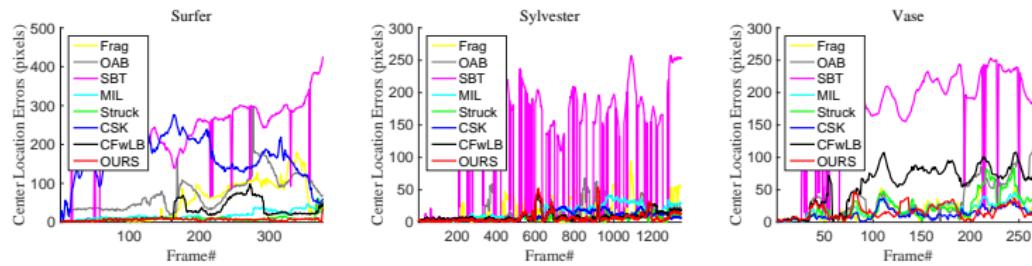
实验结果

中心位置误差对比



实验结果

中心位置误差对比



三种模型的适用范围

赵五老师：

所提出的三个算法分别是解决跟踪算法中的哪些对应的技术难点？请分析说明三种模型的适用范围

基于逻辑回归模型的集成学习跟踪从传统方法角度着眼，解决跟踪问题；

自适应目标响应的长时相关滤波跟踪多模块协作，适用于长时跟踪，能够应对复杂场景；

结构化输出的相关滤波跟踪以原始像素为特征，速度约 80fps，适用于实时性要求高的环境。



湖南師範大學
HUNAN NORMAL UNIVERSITY

谢谢!