



QCon 全球软件开发大会
INTERNATIONAL SOFTWARE
DEVELOPMENT CONFERENCE

BEIJING 2017

全天候 主/被动式 生物识别技术

冷彪

北京航空航天大学计算机学院

A toy sample



以下三对**主动式**图像中，是相同人的人脸的是（不定项选择题）？



A



B



C

以下三对**主动式**图像中，是相同人的人脸的是（不定项选择题）？



A ✓



B ✓



C ✓

以下三对**高清被动式**图像中，是相同人的人脸的是（不定项选择题）？



A



B



C

以下三对**高清被动式**图像中，是相同人的人脸的是（不定项选择题）？



~~A~~



~~B~~



~~C~~

以下三对**监控被动式**图像中，是相同人的人脸的是（不定项选择题）？



A



B



C

以下三对**监控被动式**图像中，是相同人的人脸的是（不定项选择题）？



A ✓

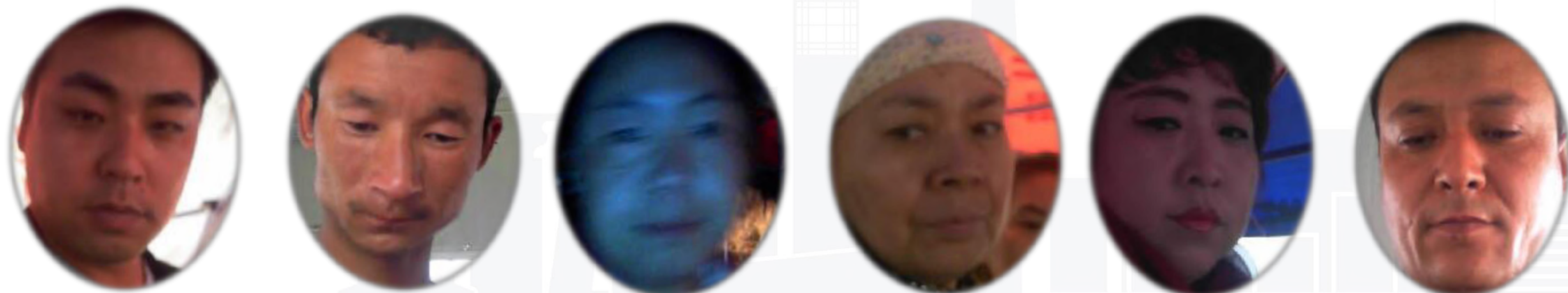


B ✓



C ✓

我们来试试6:6



我们来试试6:6



这尚且是 6 : 6 的人脸鉴别
假如是 100,000 : 100,000 呢?
如果是 1,000,000 : 1,000,000 呢?

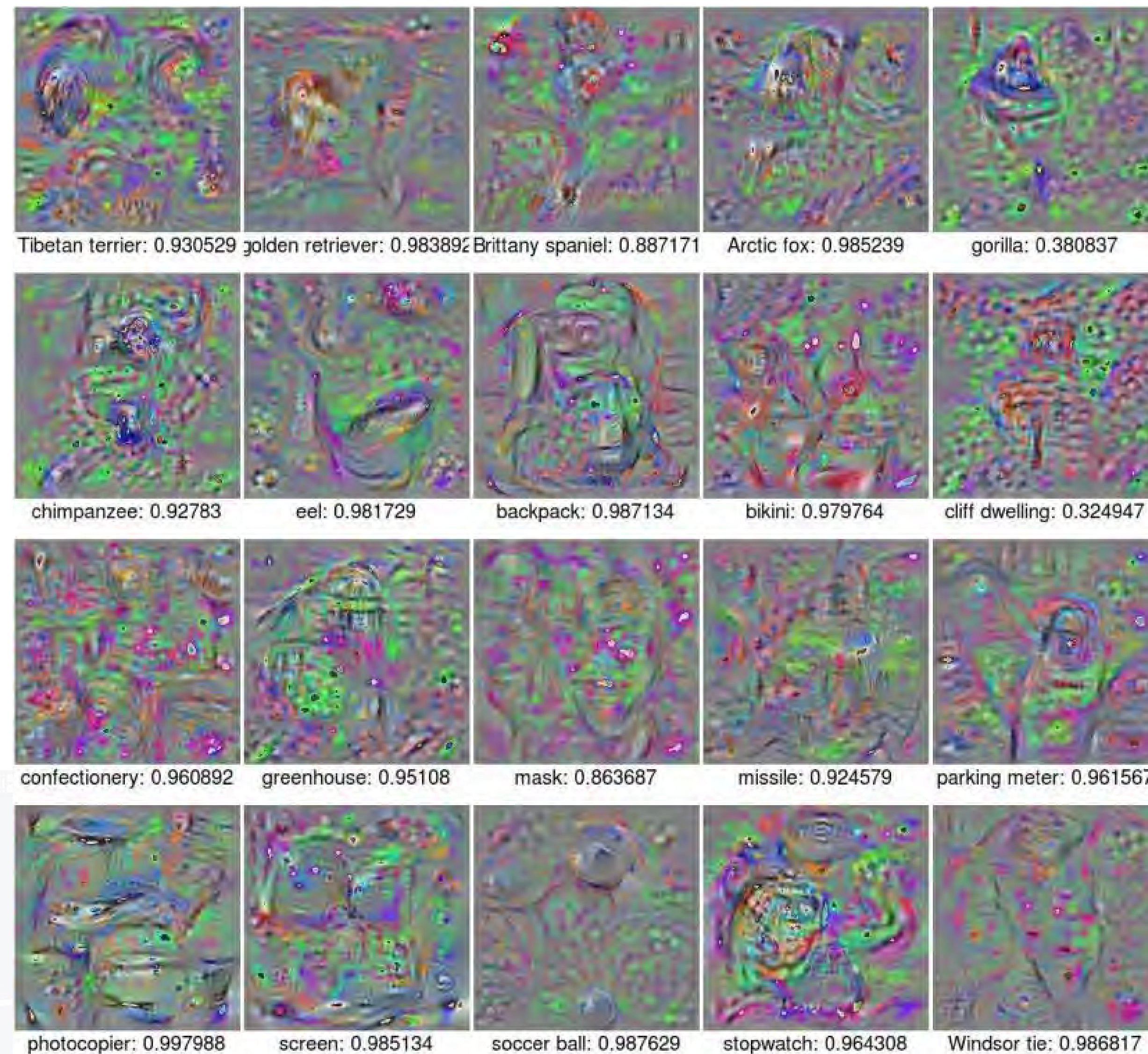
我们的模型在百万量级比对库上top1的正确率为60%，这意味着什么呢？

深度学习技术大爆发 人工智能是否值得完全信赖？



深度学习网络容易被愚弄

- 根据神经网络模型的特性，采用特定的手段生成一些毫无意义的图片，造成神经网络模型的误判。
- 右图为特定生成的毫无意义的图片，但分类器模型会以较高的置信度判定其为某一类物体。



深度学习网络容易被愚弄

- 右图为特定生成的毫无意义的图片，但分类器模型会以较高的置信度判定其为某一种数字。

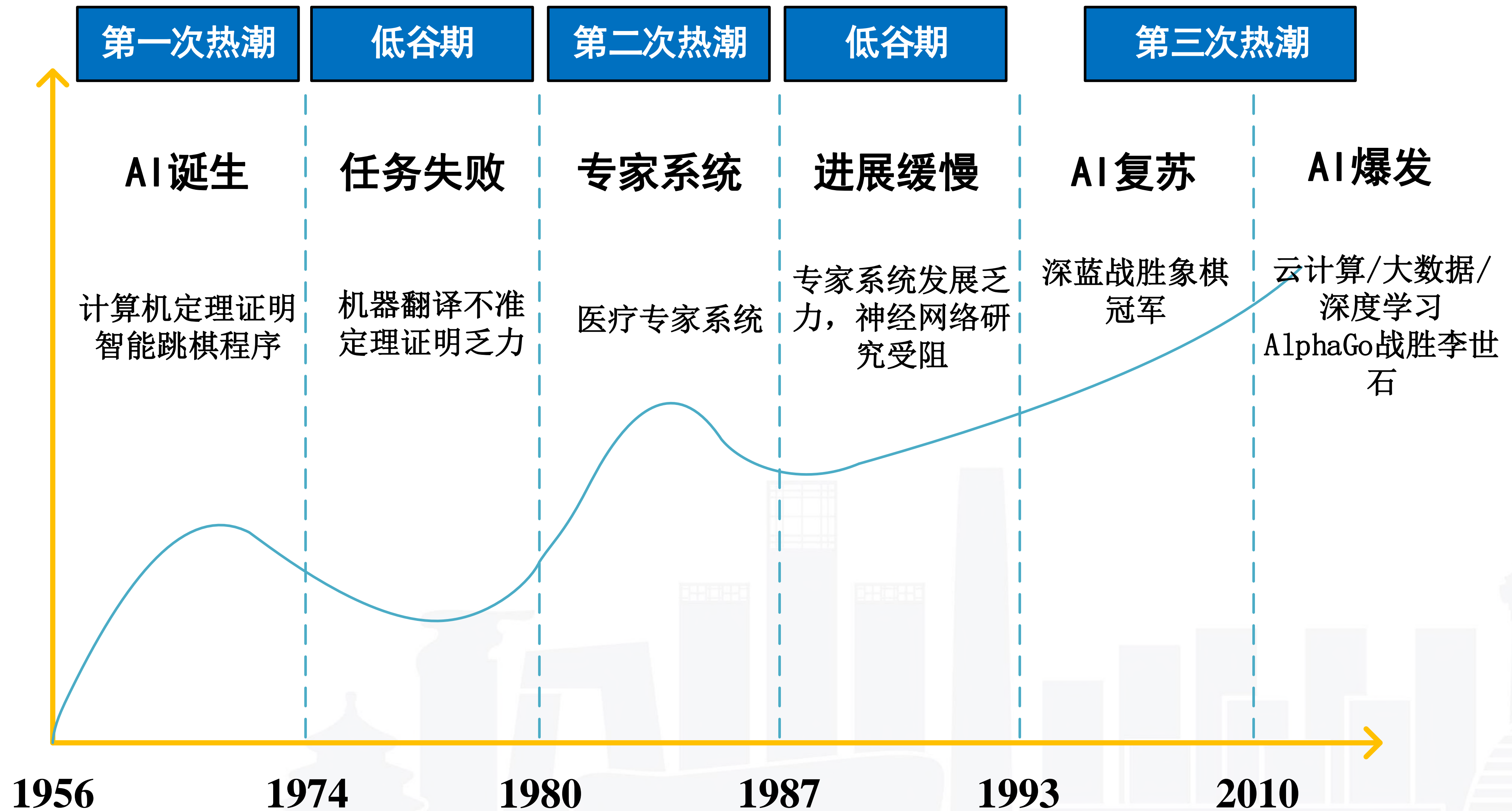
能否生成一张毫无意义的图片，
欺骗人脸识别模型呢？

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Median confidence
1											99.99
2											97.42
3											99.83
4											72.52
5											97.55
6											99.68
7											76.13
8											99.96
9											99.51
10											99.48
11											98.62
12											99.97
13											99.93
14											99.15
15											99.15

深度学习究竟何去何从？ 需要从历史的进程来看问题



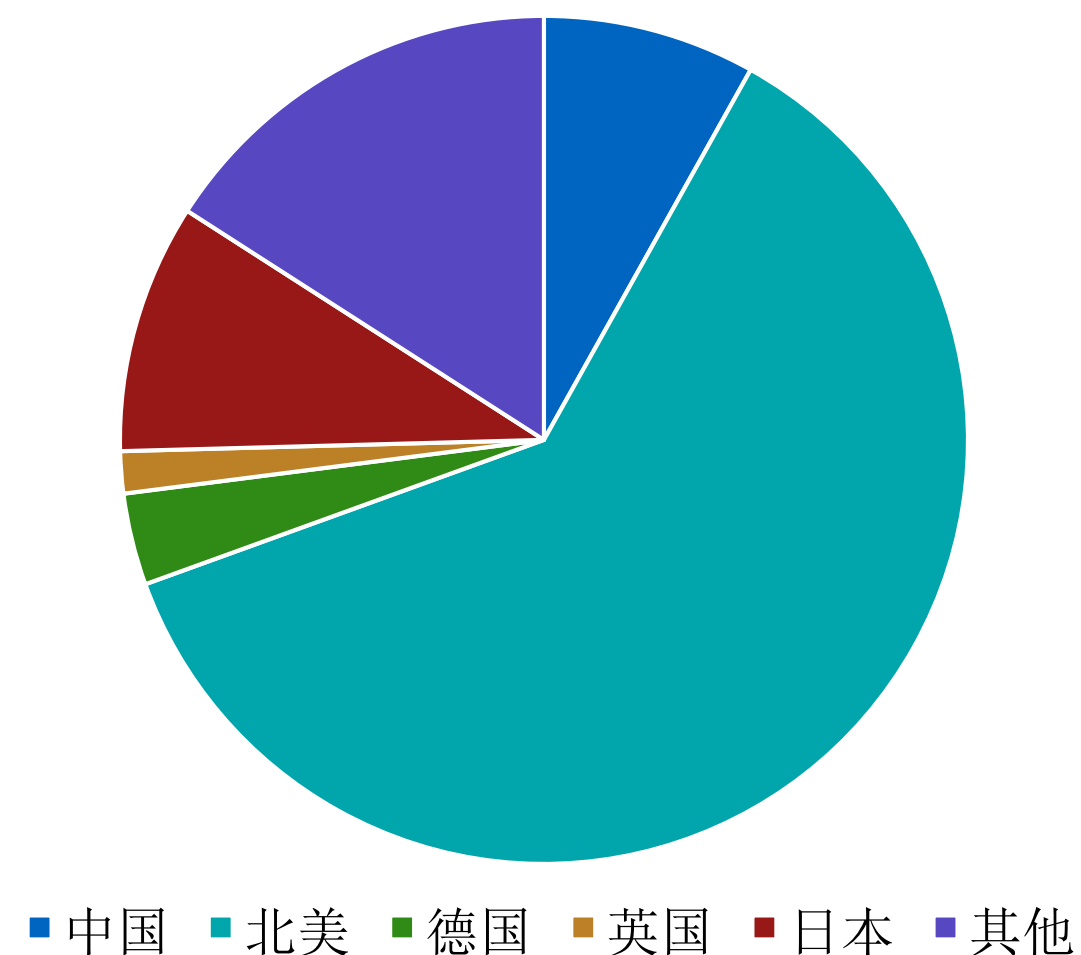
人工智能发展史



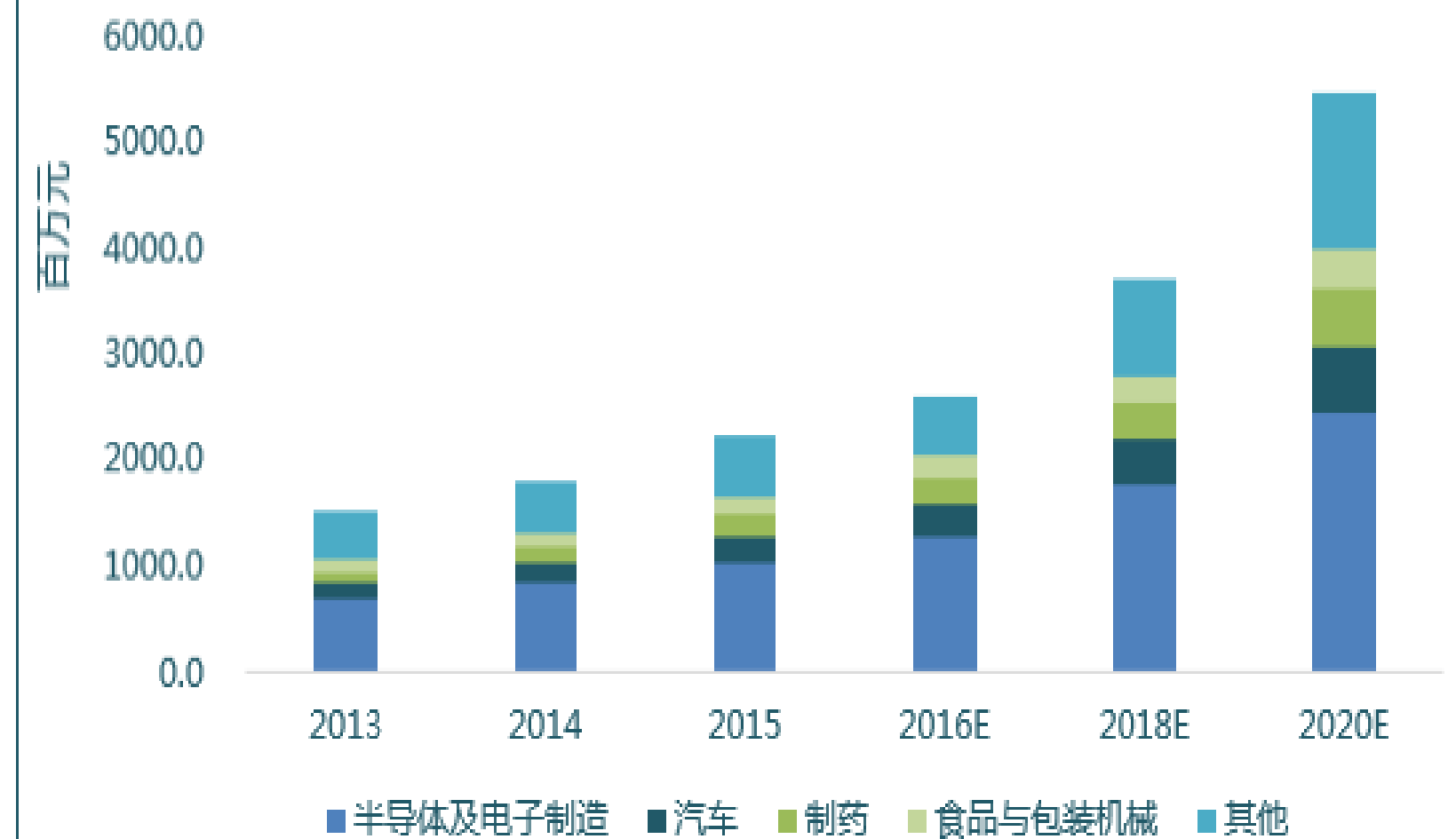
计算机视觉在工业界的进展

- 苹果、英特尔、Facebook、谷歌和亚马逊等互联网巨头沿着与主业有协同效应的方向布局，并购对象多为图像识别、建模，应用领域为无人驾驶、无人机、人脸识别等人工智能领域。
- 百度、腾讯、阿里三巨头也先后在计算机视觉领域发力，或自研或收购。其中百度斥巨资进行包括计算机视觉在内的人工智能研发与无人驾驶、盲人机器人等应用。阿里巴巴通过投资等占据人脸识别、VR 应用市场的强势地位；腾讯搭建“优图”平台。
- 国内计算机视觉企业在工控领域的应用主要集中在系统集成应用，而消费领域的应用多与人脸识别、图像处理相关。如排名第一的旷视科技主攻人脸识别，为阿里巴巴旗下支付宝等金融平台提供面部扫描系统。

全球机器视觉市场地区分布



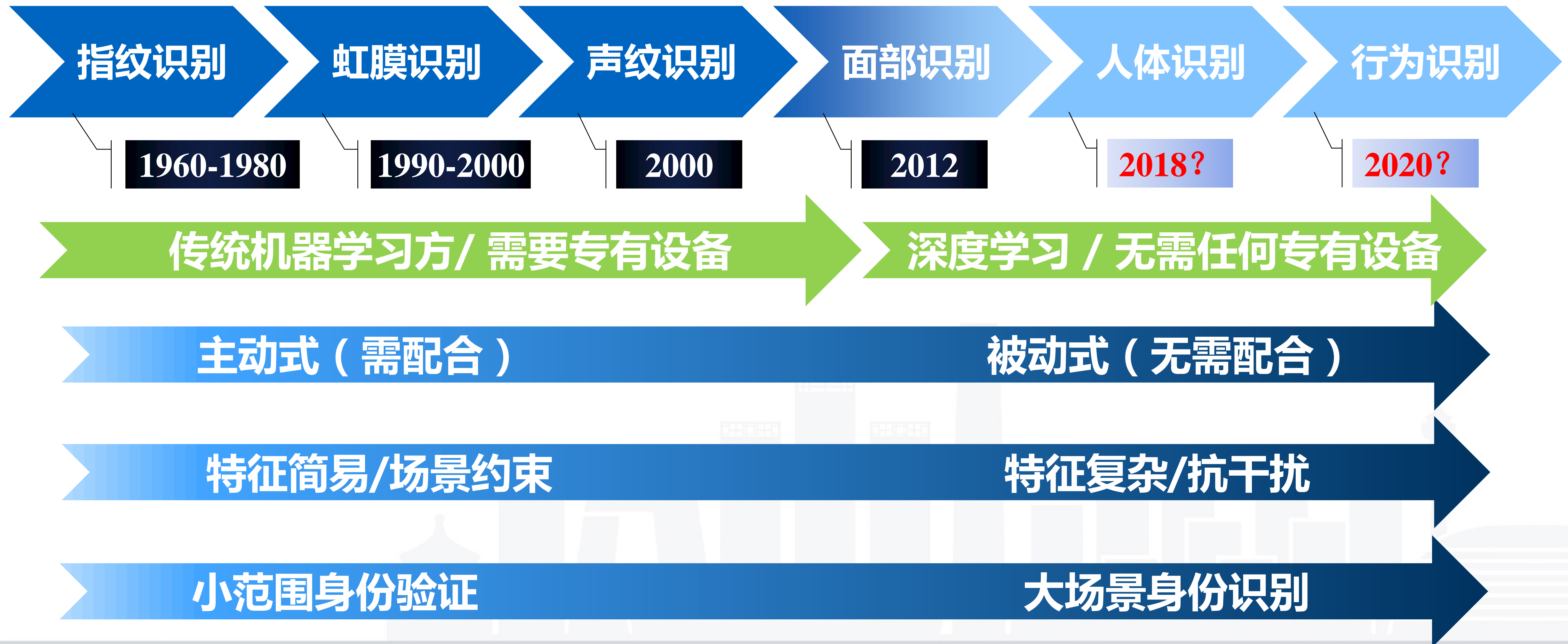
2013-2020年中国机器视觉应用情况



1997-2016年中国计算机视觉公司成立数量（个）



计算机视觉在生物识别技术的发展史



行业应用

机器人 小忆机器人 双乐陪伴 智能成长	虚拟个人助理 助理来也	无人驾驶 Google Baidu 百度 UISEE 驭势	智能安防 DEEPLINT 格灵深瞳	娱乐/营销 TUPU 图普科技	智能家居 云知声 Unisound
			智能医疗 IBM Watson	金融 Baidu 金融	可穿戴设备 出门问问

技术研究及服务

计算机视觉 DEEPLINT 格灵深瞳 megvii 依图 YITU SENSETIME 商汤科技 TUPU 图普科技	自然语言处理 科大讯飞 IFLYTEK 云知声 Unisound 智齿客服 www.sobot.com 小i机器人 Pachira 普强信息	人机交互 Video VR
深度学习研究		
IDL We make things happen amazingly	阿里巴巴 Alibaba.com	IBM Watson
		Microsoft Research 微软亚洲研究院

基础设施

传感器 PHILIPS CISTA freescale 大立科技 DALI TECHNOLOGY Hanwei	芯片 NVIDIA AMD intel QUALCOMM Horizon Robotics 中科寒武纪 tic	云计算服务 HUAWEI 阿里云 aliyun.com AWS Microsoft Azure 腾讯云
操作系统 TensorFlow Windows 10 watchOS 图灵机器人 TURING ROBOT Horizon Robotics tic	数据服务平台 IBM Analysis 易观国际 ACMR ORACLE 数据堂 Shujutang	网络运营商 中国移动 China Mobile 中国电信 China TELECOM unicom 中国联通 中国联通

当前人工智能在学术/工业界的共同研究热点：

**全天候
被动式
实际场景**

下的生物检测和识别

两大核心问题

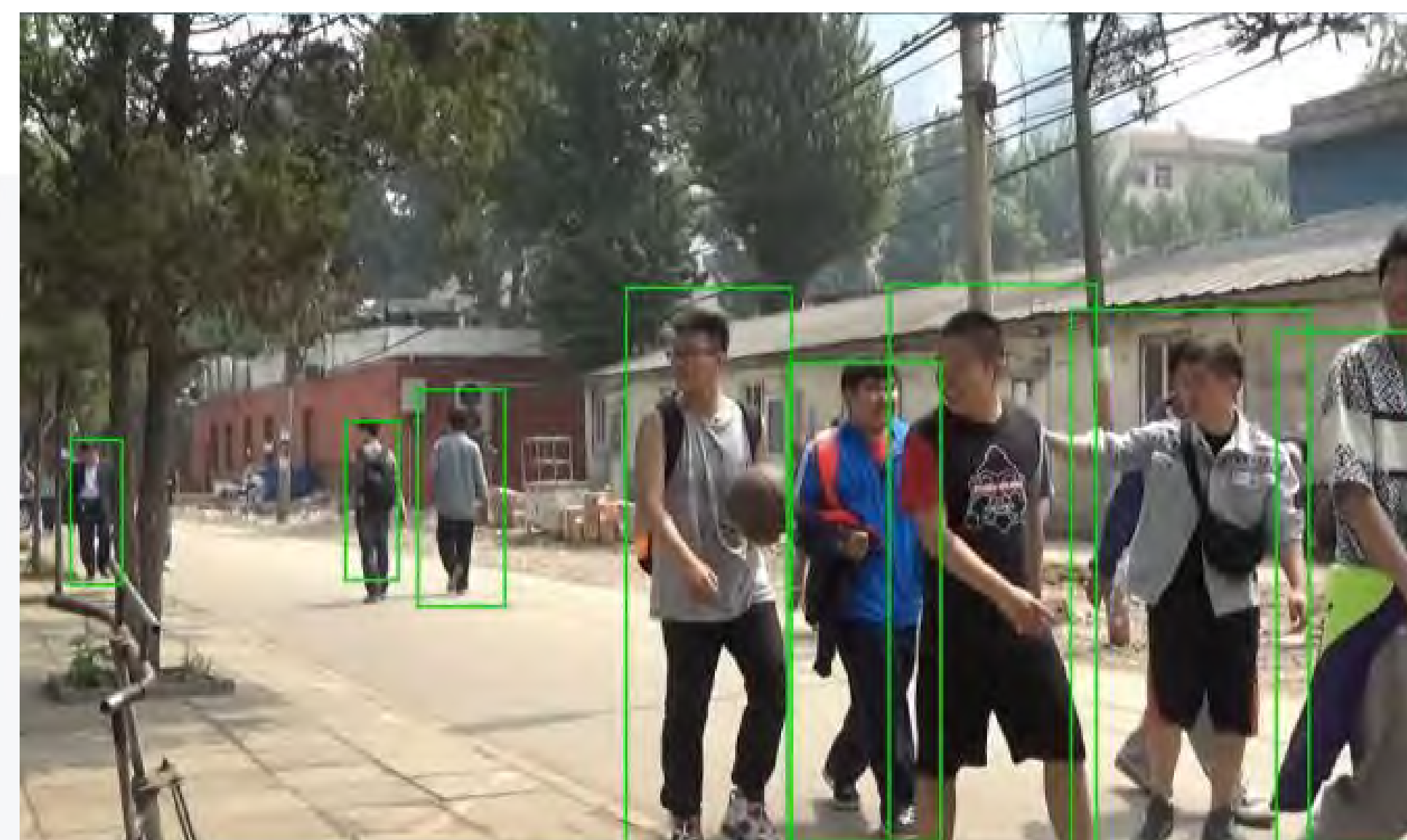
被动行人识别：监控场景等人脸模糊场景
人脸识别：近距离监控、金融认证等场景

一、被动式行人检测、识别



行人检测

- 行人检测具有极其广泛的应用：智能辅助驾驶，智能监控，行人分析以及智能机器人等领域。
- 从2005年以来行人检测进入了一个快速的发展阶段，但是也存在很多问题还有待解决，主要还是在性能和速度方面还不能达到一个权衡。
- 近年，以谷歌为首的自动驾驶技术的研发正如火如荼的进行，这也迫切需要能对行人进行快速有效的检测，以保证自动驾驶期间对行人的安全不会产生威胁。

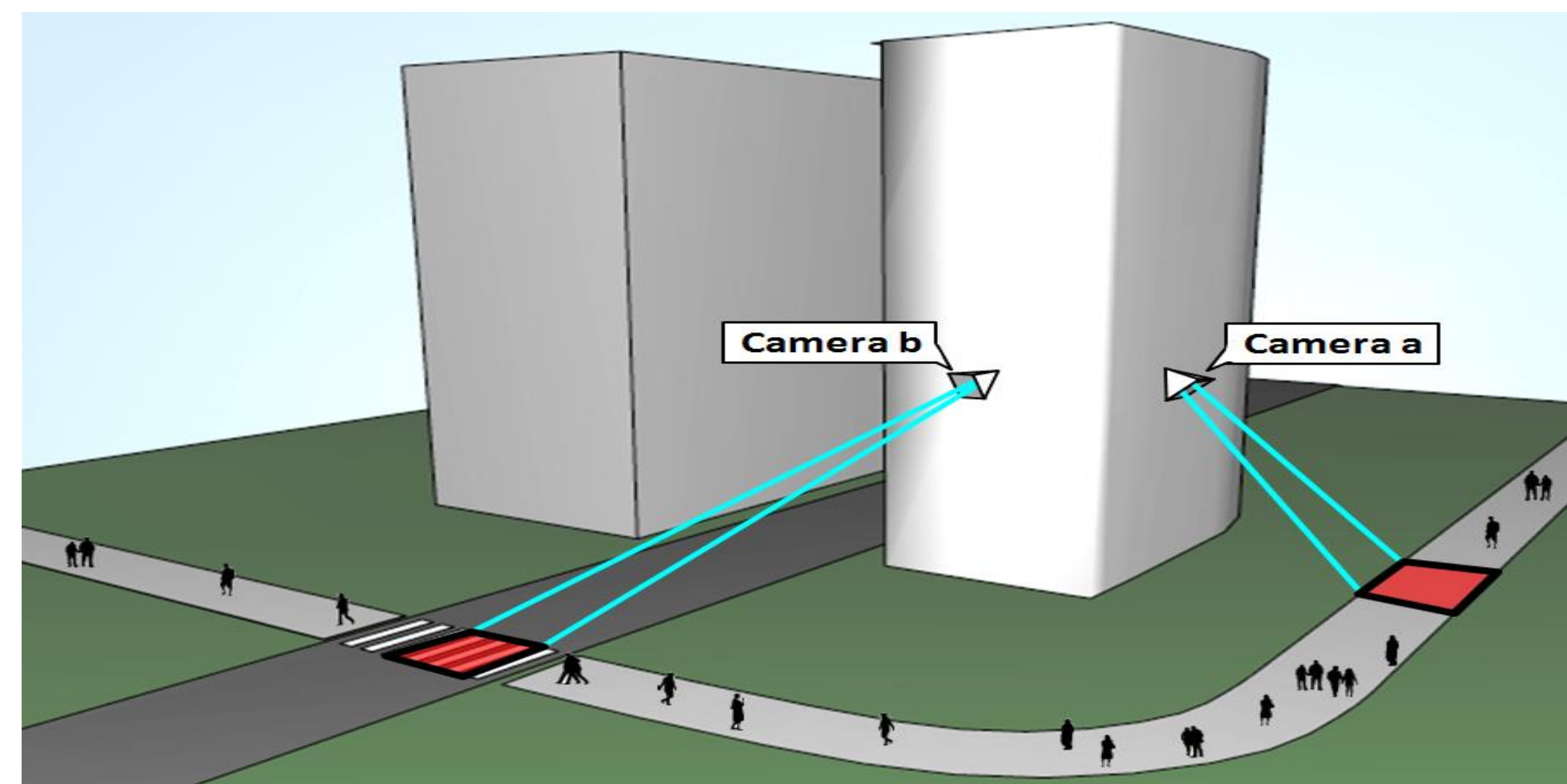


行人再识别

➤ 行人再识别是多摄像机跟踪分析的重要基础工作，可在视频中提取行人丰富的语义表达，然后对不同摄像机视频中进行关联分析。广泛应用于智能视频监控、行人跨摄像头追踪等领域。

➤ 在不同摄像机视域或者不同拍摄条件下，受到光照、视角、行人姿势以及遮挡等因素的影响，极大的加大了行人再识别的难度。

➤ 目前的研究大都是基于现有的数据集上，数据集的规模对于技术研究造成了很大的限制。



研究现状一：目标检测

➤传统目标检测方法

- 时间复杂度较高、鲁棒性差

➤R-CNN框架

- 时间开销大

➤SPP-NET

- 步骤比较繁琐，包括了微调网络，训练SVM，以及训练边框回归器

➤Fast R-CNN

- selective search算法开销大，不能满足实时性

➤Faster R-CNN

- 权衡速度和精度，计算量大

➤YOLO

- 牺牲精度换取速度

➤SSD

- 保证了YOLO速度快的特性，也提高了精度

由传统方法向深度学习方法发展，追求**速度快**、**精度高**满足**实时性**要求

研究现状二：特征提取

➤全局特征

- 从行人整体入手，提取颜色特征、纹理特征等

➤局部特征

- 将行人身体分成头部、躯干、大腿和小腿等部分，对各部分提取特征

➤深度特征

- PersonNet、FFN、FPNN等卷积神经网络提取行人高层语义特征

➤序列时空信息特征

- CNN+RNN等
- 利用视频序列丰富的信息来获取更为鲁棒性的特征表达

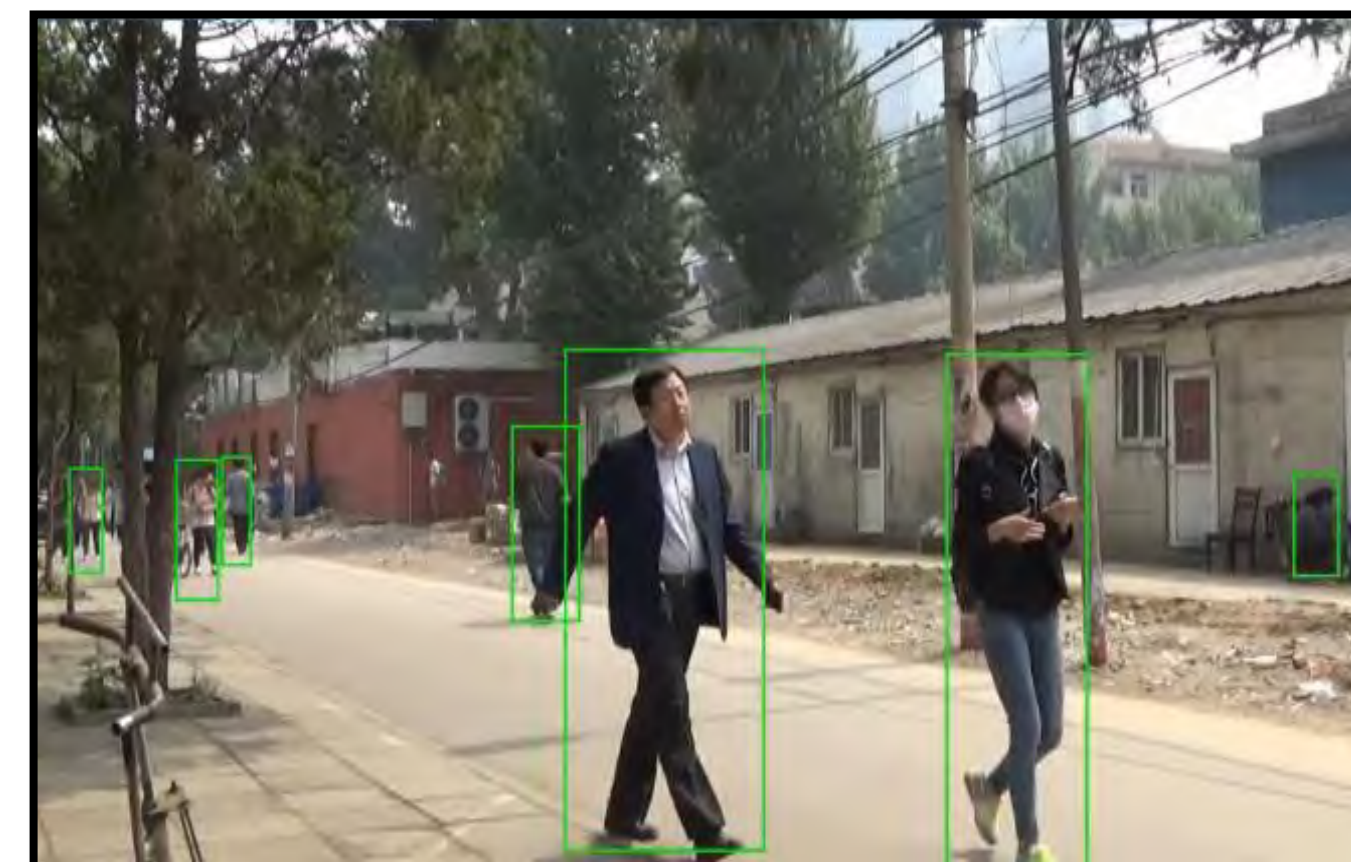
由传统特征向深度特征发展，追求更加**鲁棒**性的特征表达

应用场景

➤ 交通路口



➤ 社区



➤ 重点场所



实际案例：沃尔沃行人检测系统

沃尔沃正在测试的行人检测系统“行人和骑车人检测系统”



➤通过摄像头对巴士周围的环境进行扫描；

➤利用图像处理系统和算法对行人和骑车人进行检测；

◆红色框：预警--近距离行人；

◆绿色框：提示—远距离行人；

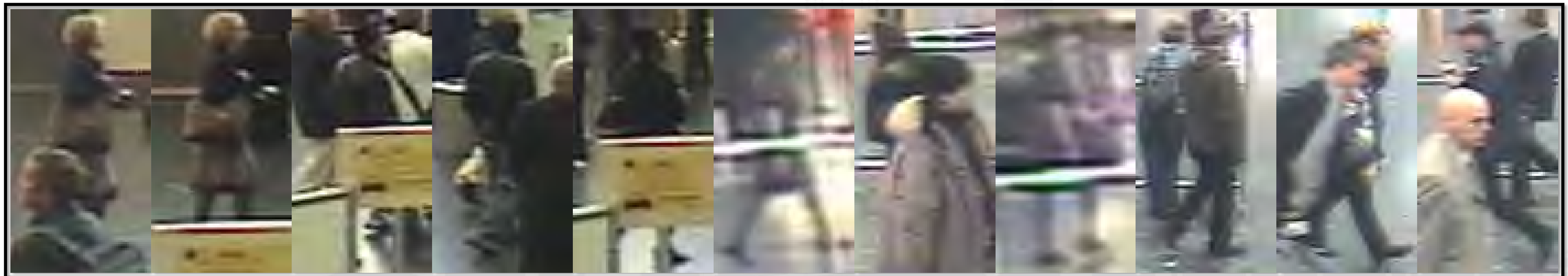
存在问题及技术难点

➤行人检测

- 行人的多姿势变化问题；
- 检测场景的复杂性问题；
- 行人检测系统实时性的问题；
- 遮挡问题；

➤行人再识别

- 光照、拍摄角度变化问题；
- 行人多姿势、多角度变化问题；
- 视频中的遮挡问题；
- 图像低分辨率问题；

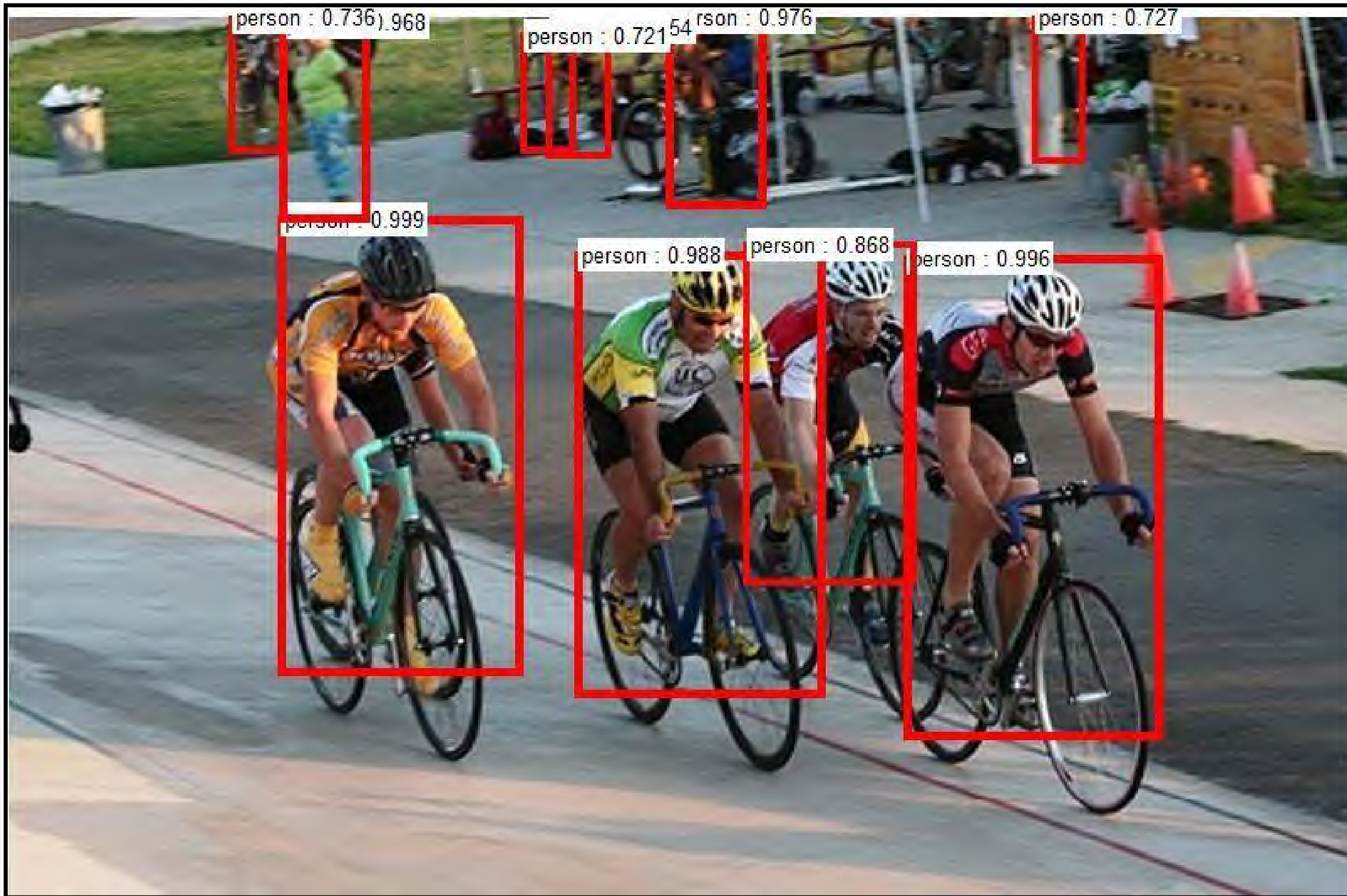


针对上述问题 我们提出了最前沿的解决方案



人体检测技术

✓ 精准识别任意姿态的人体

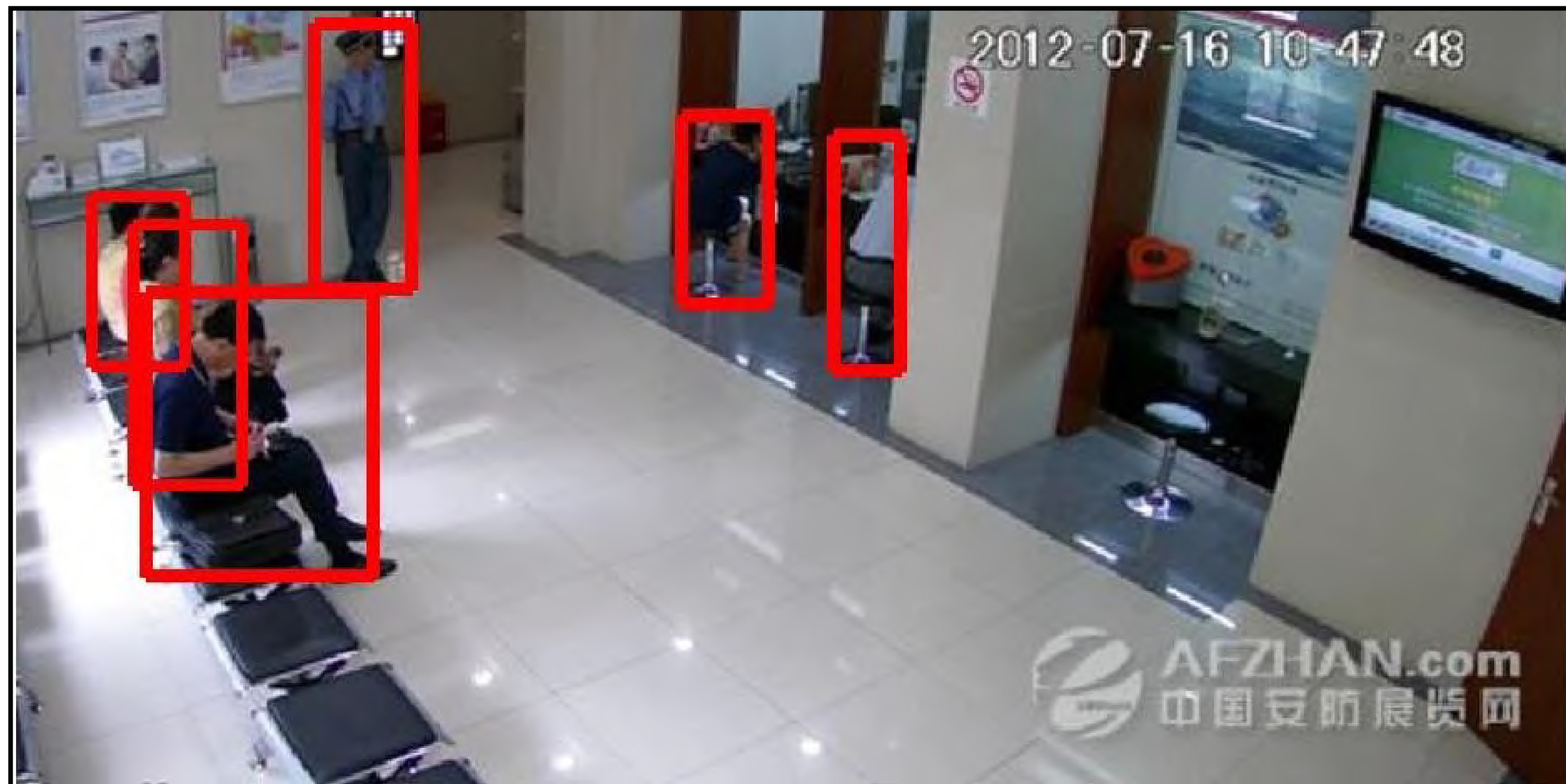


✓ 人体大量被遮挡后依然可精准识别

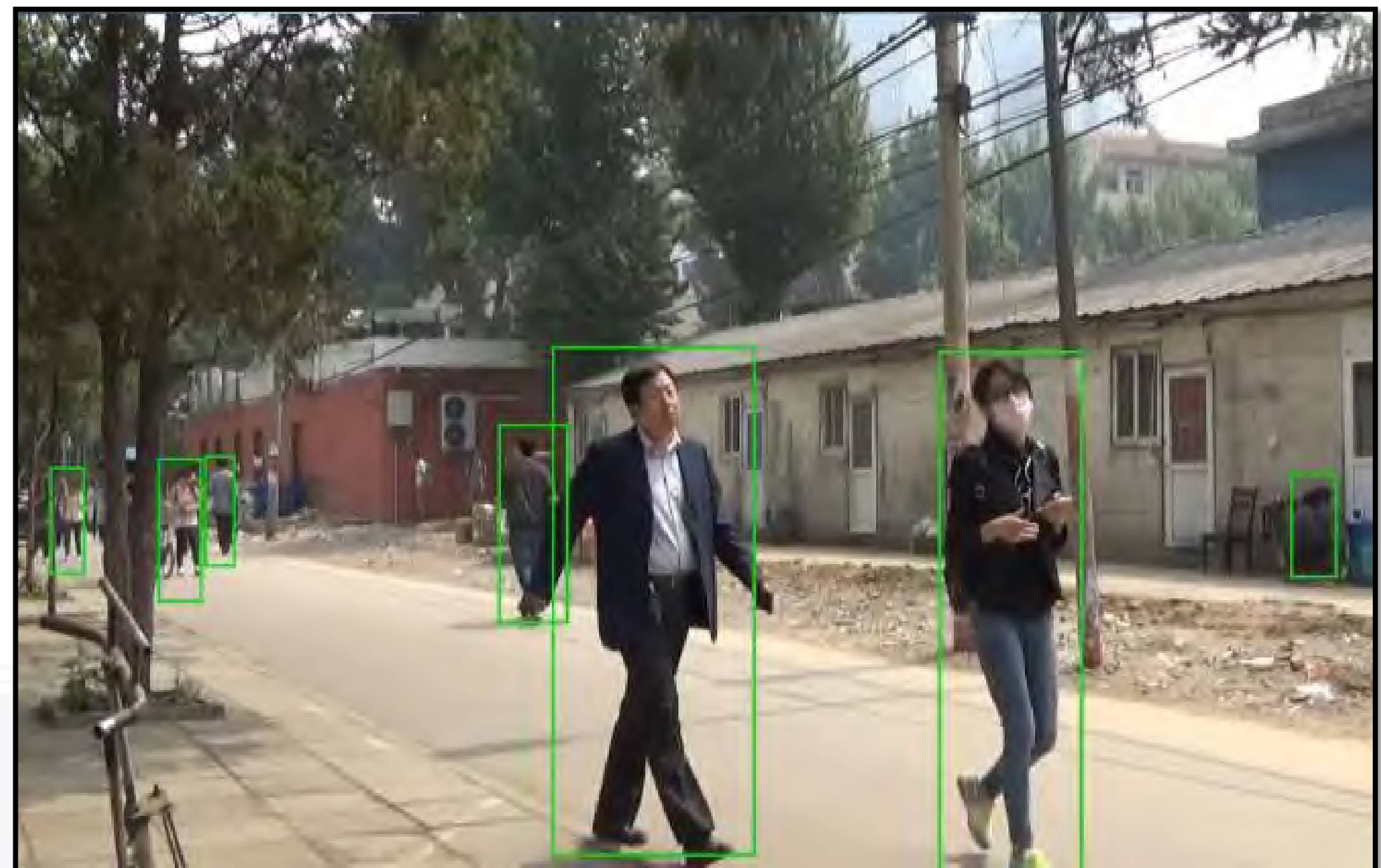


人体检测技术

✓对低分辨率、光照、遮挡场景具有较好的鲁棒性



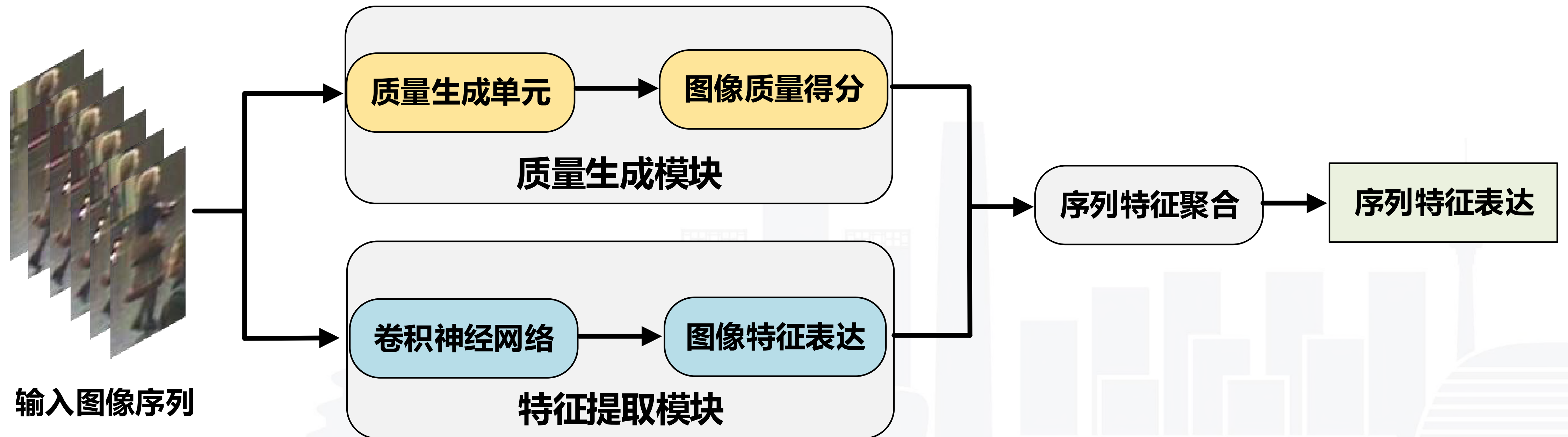
✓对光照、遮挡都具有比较好的鲁棒性



行人再识别技术

➤ 基于大规模序列匹配技术的部分质量评判模型（PQAN）

- 利用无监督训练方式，对同一幅图像中的不同部分进行质量得分评判，利用视频序列丰富的语义信息，来获取不同图像帧之间的互补性信息。
- PQAN网络由质量生成模块和特征提取模块构成。



行人再识别技术

- 质量生成模块对图像不同部分生成的质量得分；
- 具有遮挡、变形等噪声的图像部分其质量得分就越低，该部分特征对于序列整体特征的影响就越小。



行人再识别技术

行人再识别标准Benchmark PRID 2011和iLIDS-VID

PRID 2011				
METHOD	CMC1	CMC5	CMC10	CMC20
OurMethod	92.4	98.8	99.6	100.0
CNN+XQDA	77.3	93.5	-	99.3
CNN+RNN	70	90	95	97
STA	64.1	87.3	89.9	92.0
TDL	56.7	80.0	87.6	93.6
eSDC	48.3	74.9	87.3	94.4
KISSME	34.4	61.7	72.1	81.0

iLIDS-VID				
METHOD	CMC1	CMC5	CMC10	CMC20
OurMethod	76.1	92.9	97.5	99.3
CNN+XQDA	53.0	81.4	-	95.1
CNN+RNN	58	84	91	96
STA	44.3	71.7	83.7	91.7
TDL	56.3	87.6	95.6	98.3
eSDC	41.3	63.5	72.7	83.1
KISSME	36.5	67.8	78.8	87.1

行人再识别技术

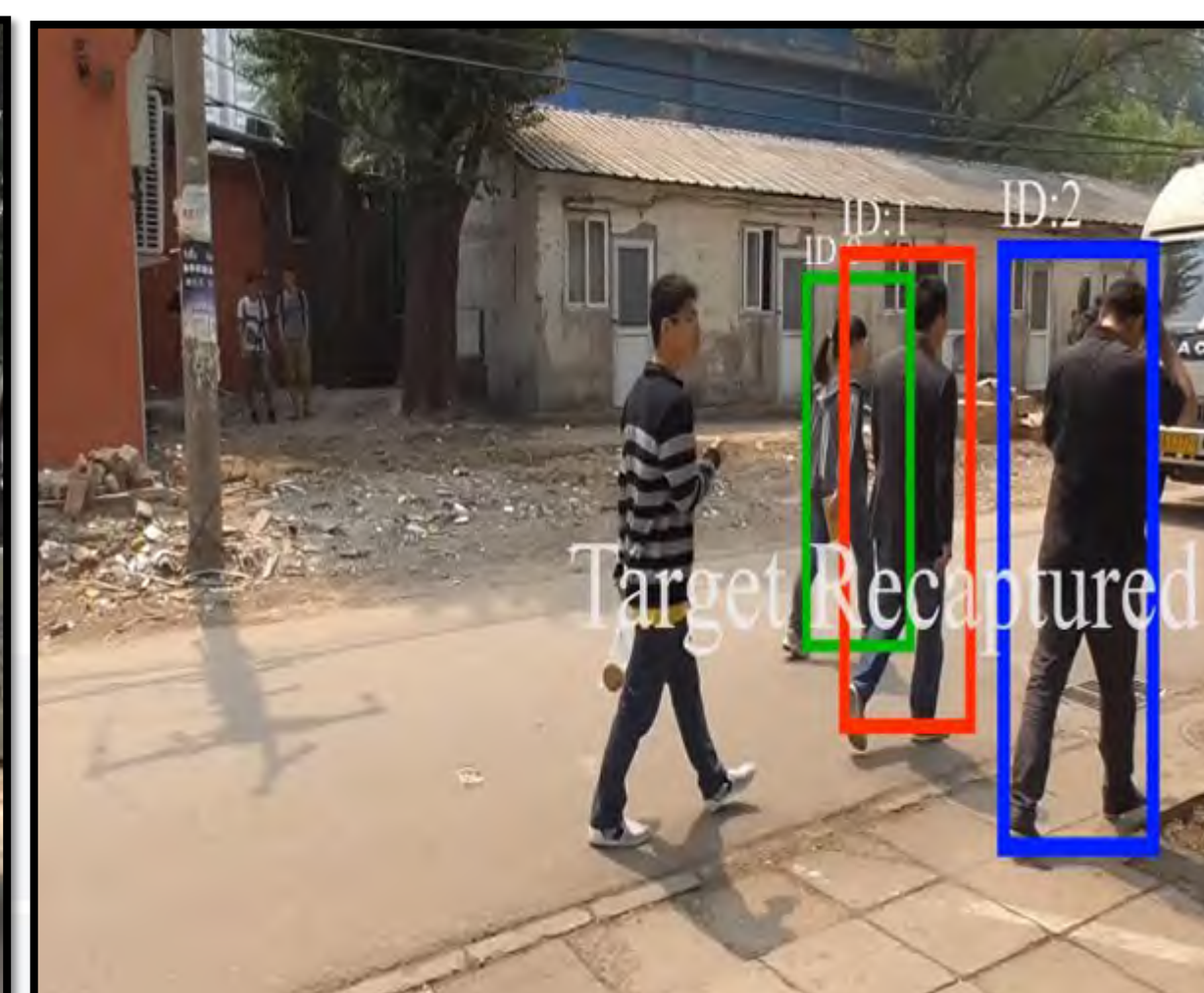
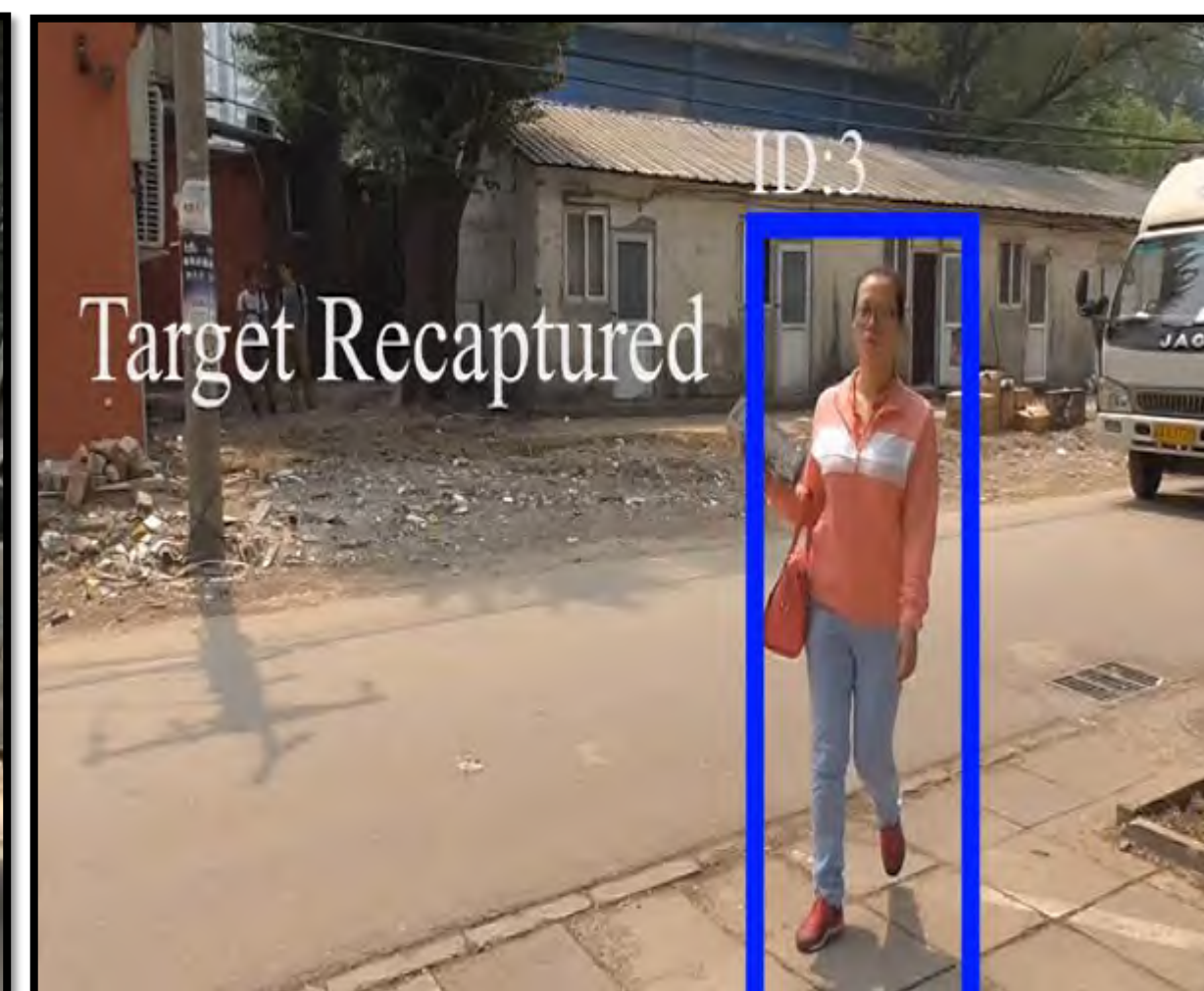
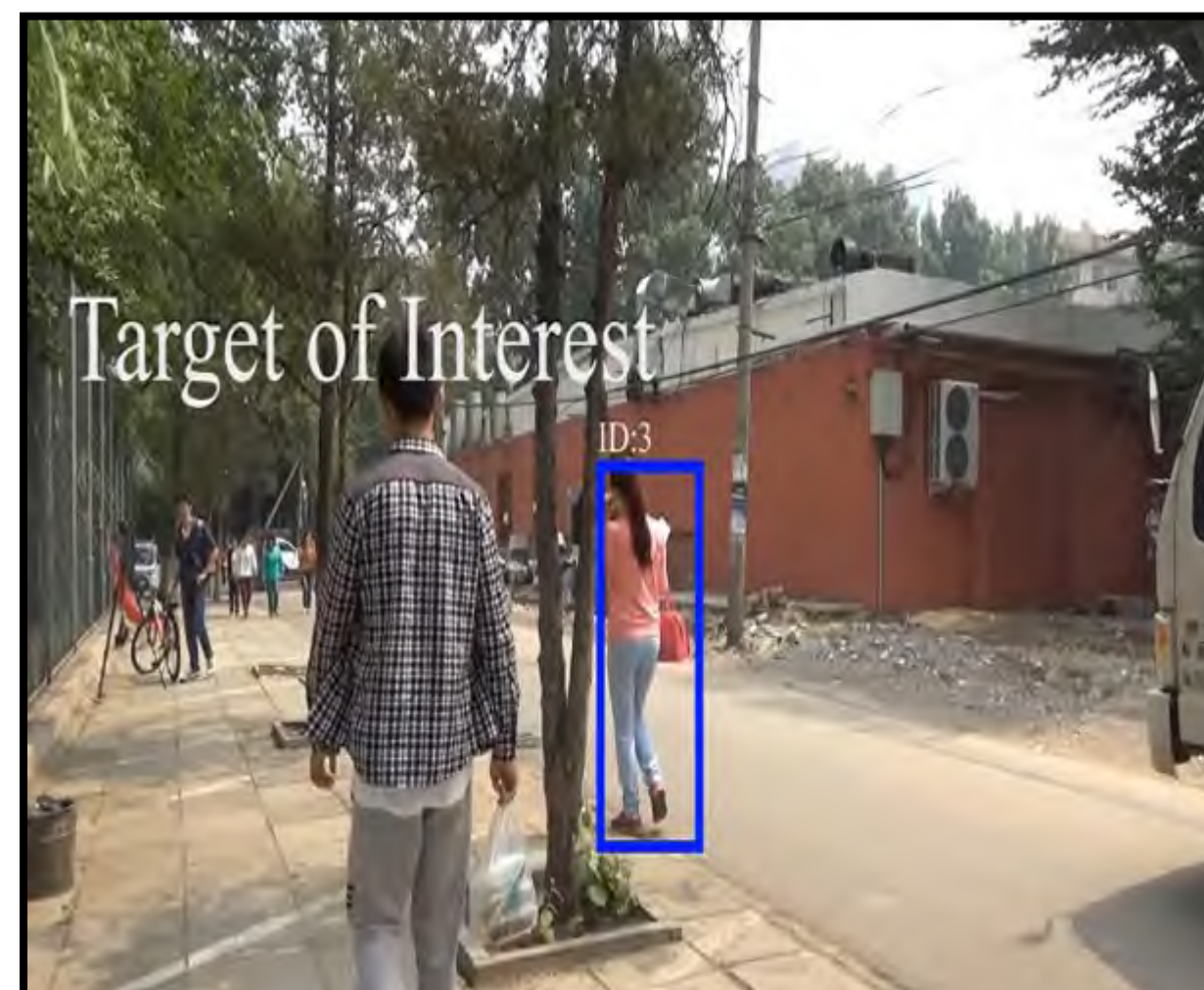
➤对视频中的影响因素具有较强的鲁棒性:

- 光线;
- 部分遮挡;
- 变形;
- 噪声;



行人再识别技术

➤ 行人再识别算法对跨监控区域的行人匹配



行人检测、识别演示视频

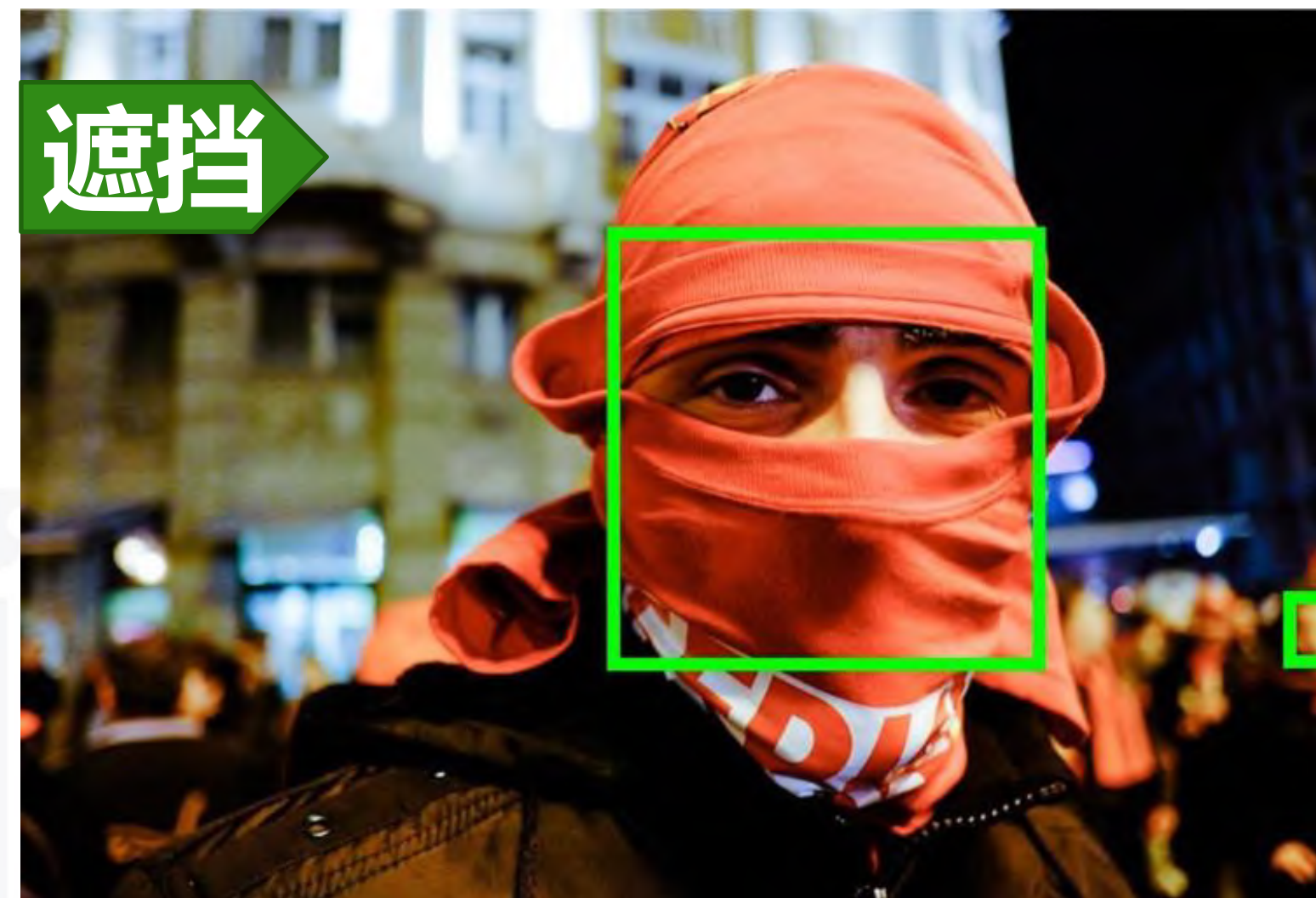


二、人脸被动式检测与识别



人脸检测

- 人脸检测是计算机视觉领域诸多分支的前提，为人脸识别、人脸验证和人脸跟踪等技术奠定了基础；
- 现如今人脸检测算法的鲁棒性已进一步提高，能够解决遮挡、光照、化妆、视角变化等实际问题；
- 人脸检测技术的实时性也在不断提高。越来越多的算法在时间开销和模型大小上有了一定的提升。



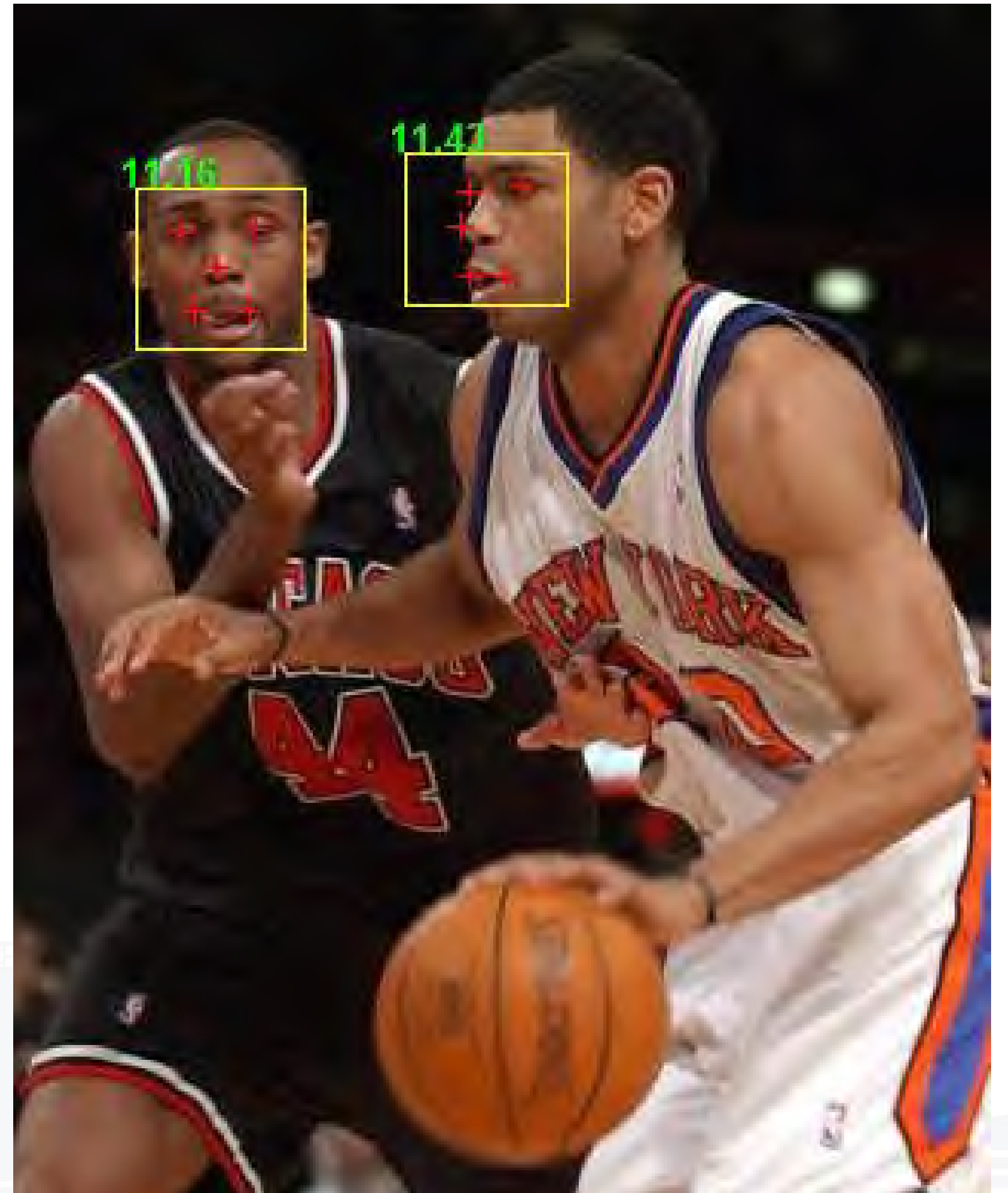
针对人脸检测 我们提出的最新方法



人脸检测技术

➤使用人脸关键点进行训练

- 传统思路对图片直接回归边框信息，没能充分考虑人脸内部的联系。
- 提出一种多任务训练的结构，训练集中采用人脸关键点信息：左眼，右眼，鼻子，左嘴角，右嘴角。
- 在测试时，对原图中的人脸得到五个关键点，从而计算出人脸边界框。



81st ACADEMY AWARDS NOMINEES







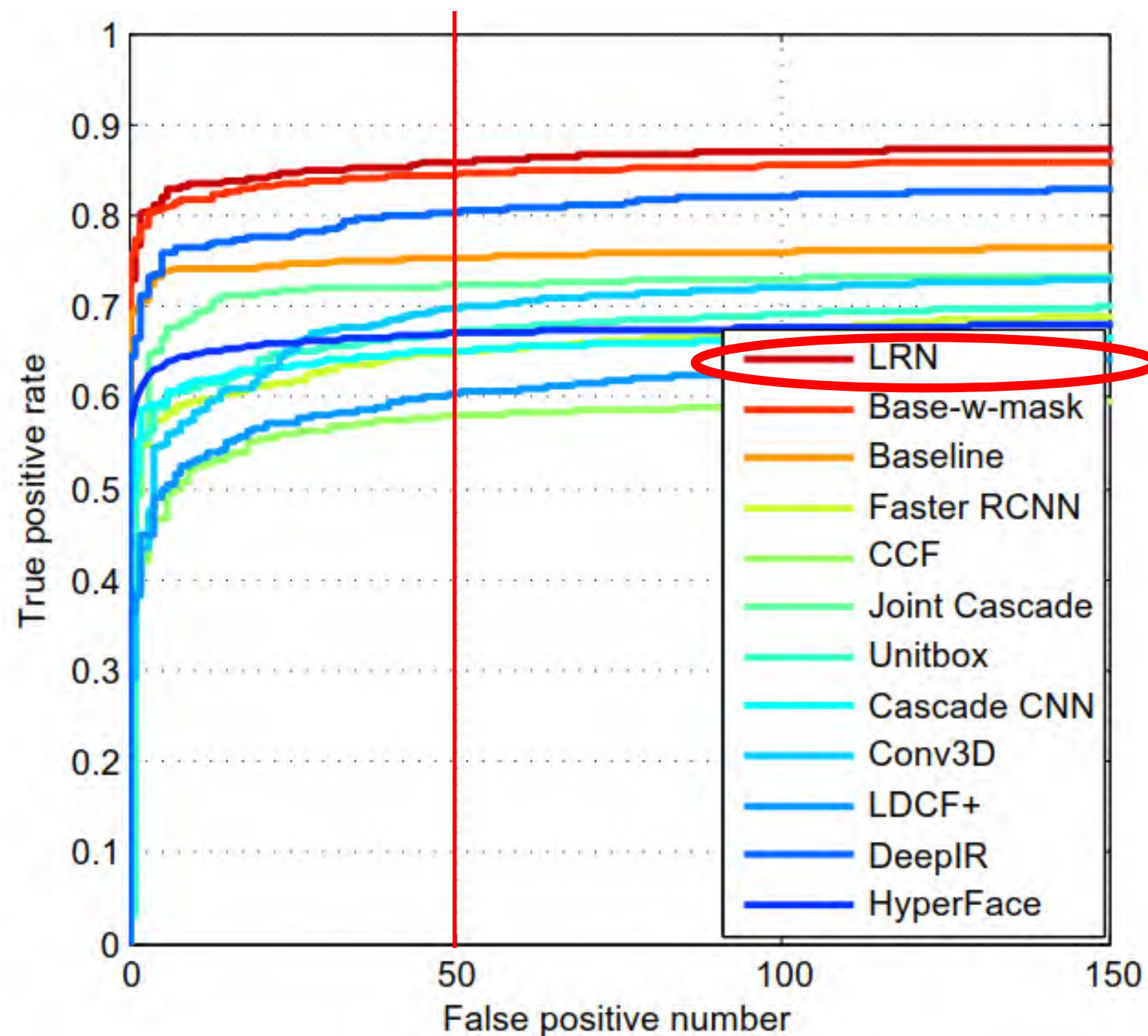
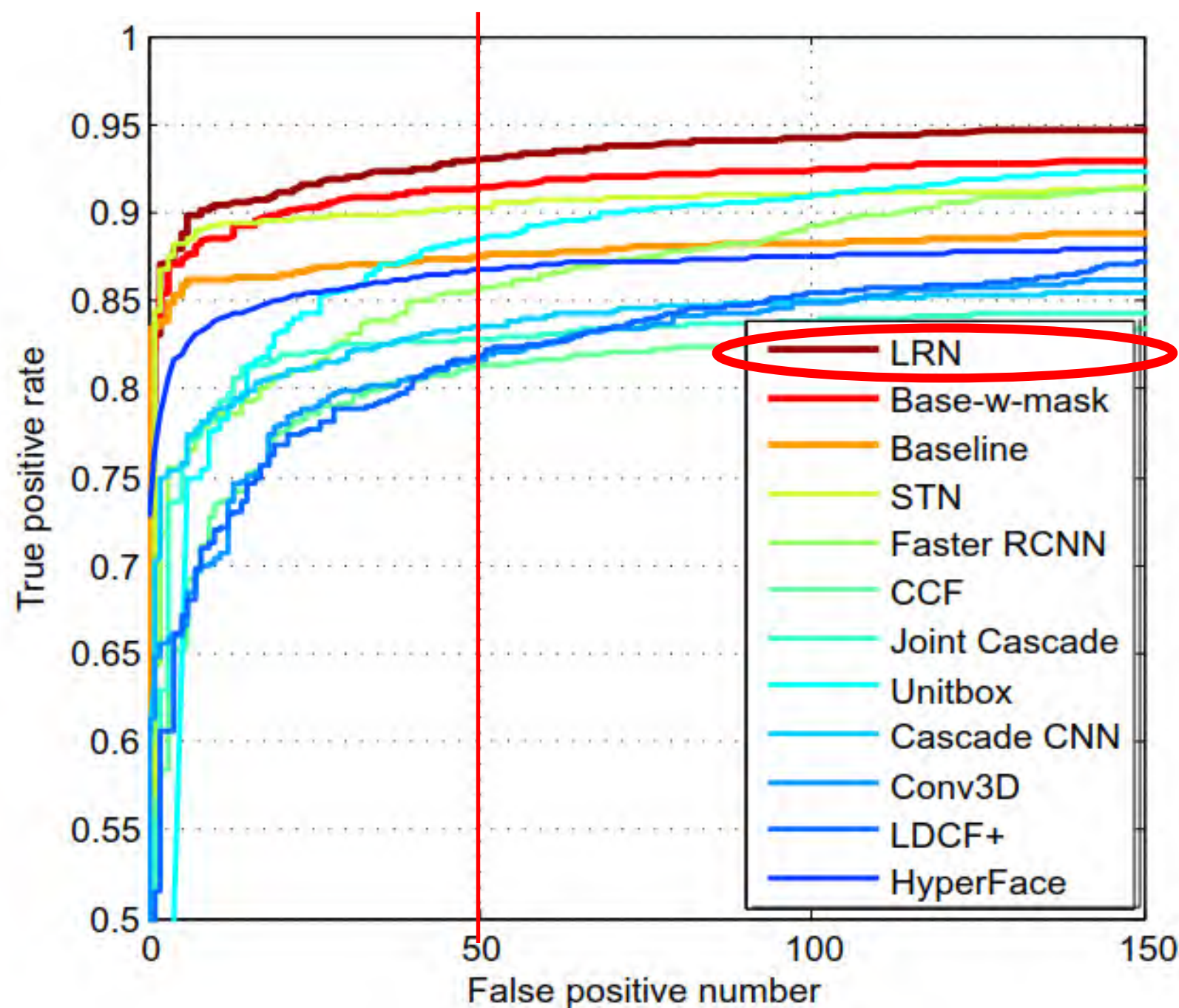


人脸检测方法在各大国际benchmark中的结果

➤ Fddb数据集

Fddb discrete

Fddb continuous

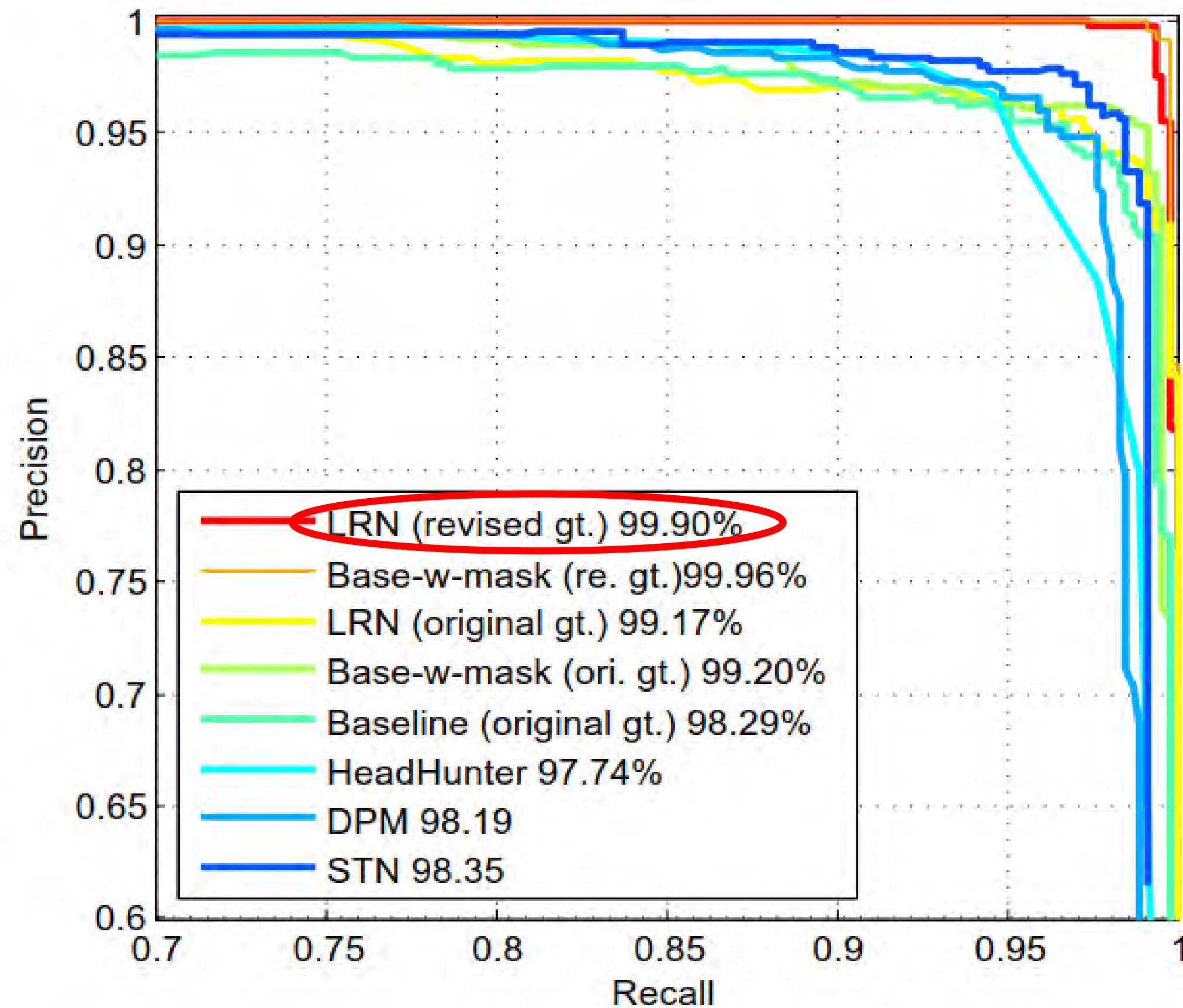


算法	Fddb discrete	Fddb concrete
LRN (our mehtod)	93.2%	85.1%
Xiaomi (cvpr 2016排第1)	90.8%	79.4%
Baidu-IDL	90.5%	80.4%
Websoft	85.2%	66.7%

注：评价指标为检错50张人脸时的召回率
(结果图中红线标注处的y值)

人脸检测方法在各大国际benchmark中的结果

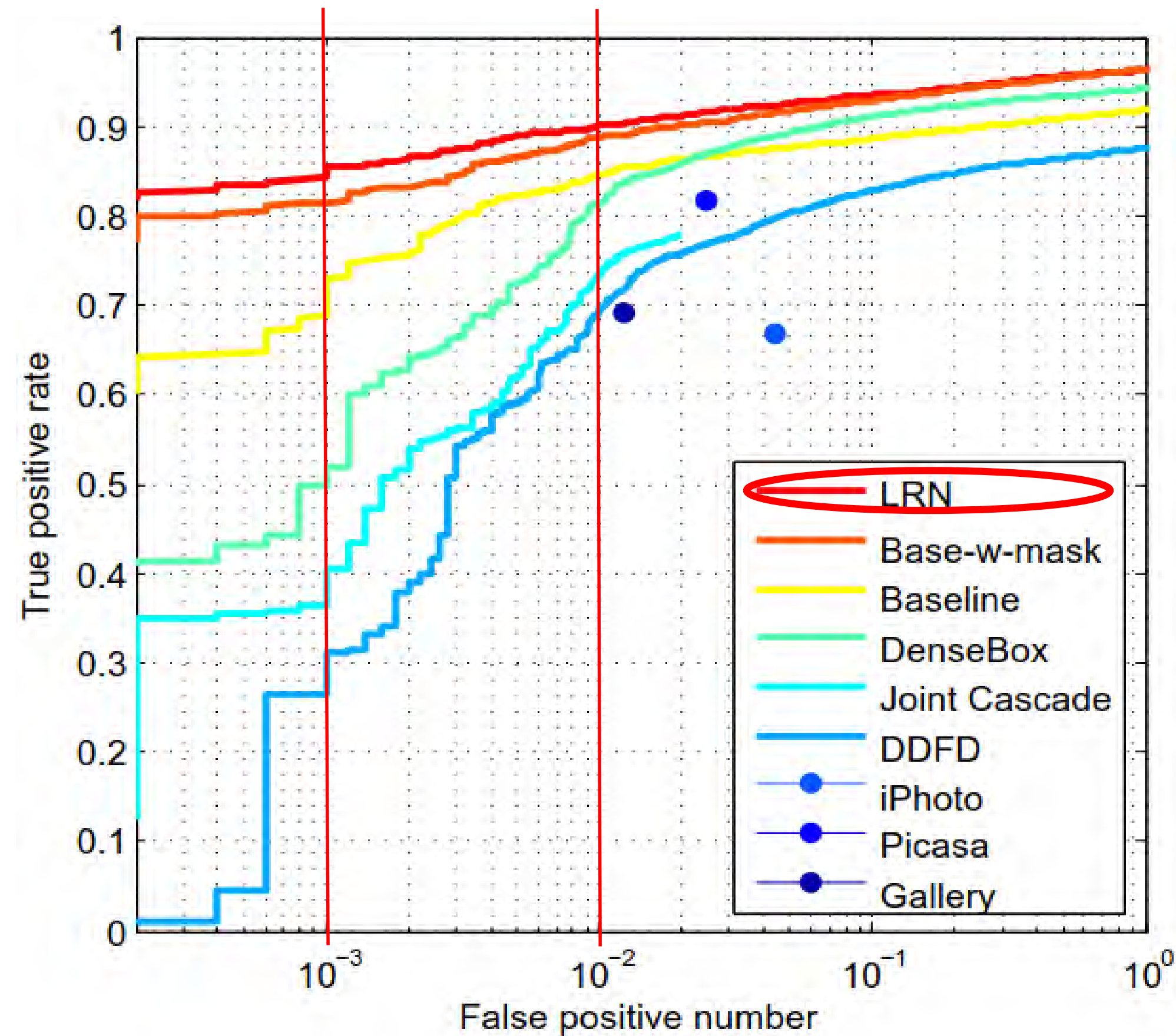
➤ AFW数据集



算法	AUC
LRN (our mehtod)	99.90%
STN(Microsoft)	98.35%
DPM(人脸检测经典算法)	98.29%
HeadHunter	97.74%

人脸检测方法在各大国际benchmark中的结果

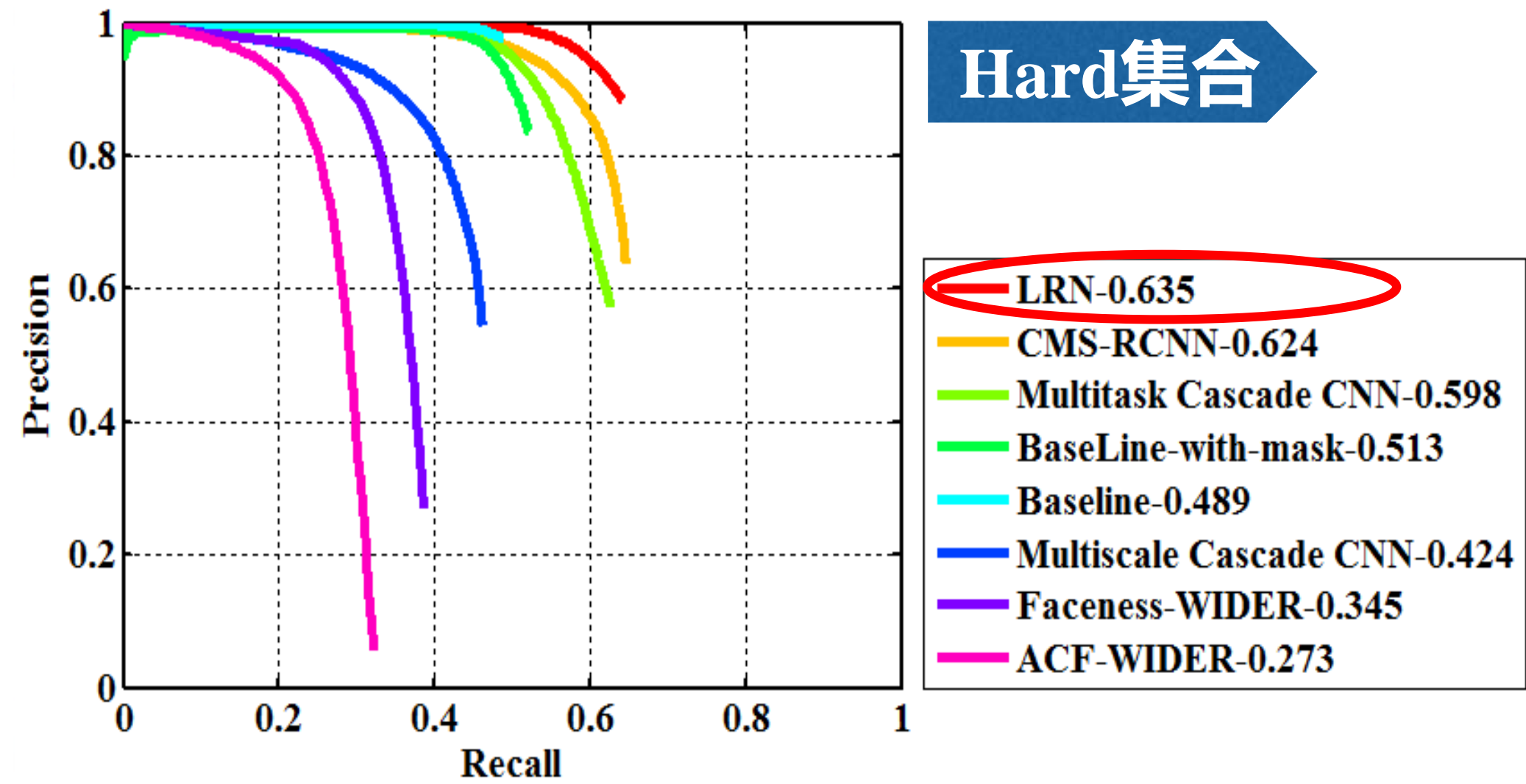
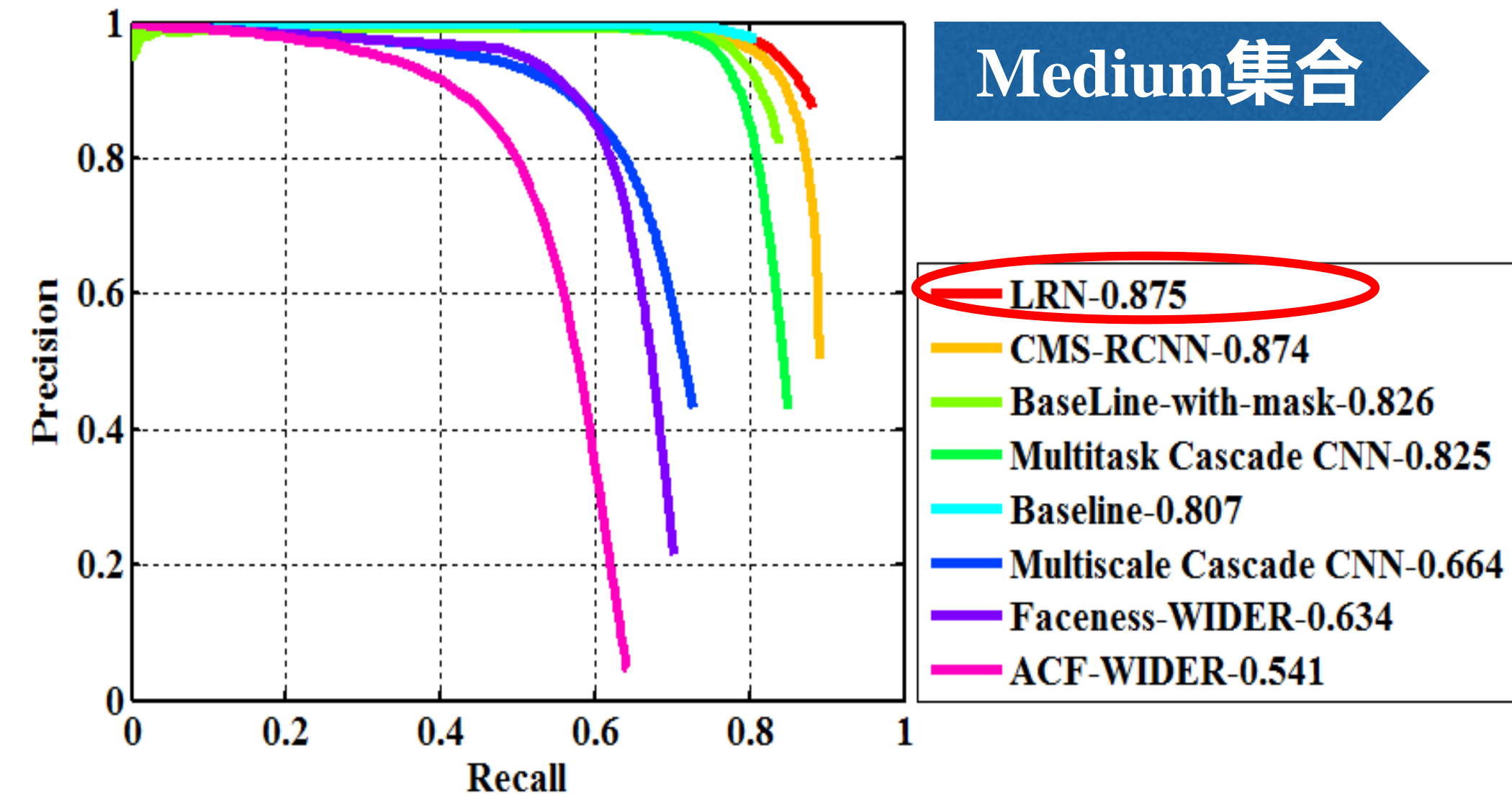
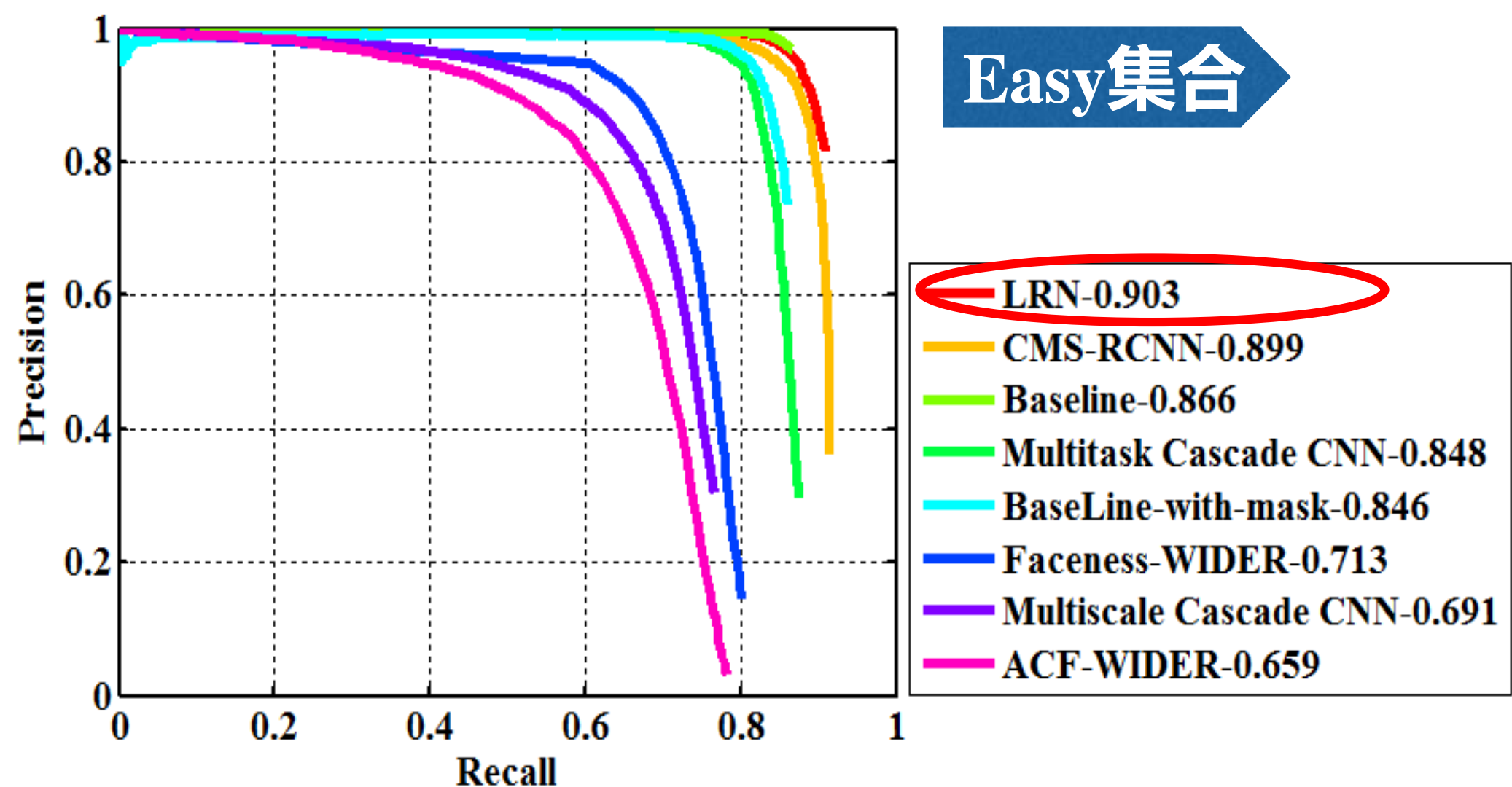
➤MALF数据集



算法	Fpr=0.001	Fpr=0.01
LRN (our mehtod)	93.2%	85.1%
DenseBox	52.6%	82.4%
Picasa(Google)		81.2%
Gallery(Android)		69.9%
Iphoto(苹果公司)		67.1%

注：评价指标为Fpr为千分之一和百分之一时的Tpr（结果图中红线标注处的y值）

人脸检测方法在国际最复杂benchmark WIDER FACE中的结果



算法	Easy 集合	Medium集合	Hard 集合
LRN (Our method)	0.903	0.875	0.635
CMS-RCNN (cvpr 2016排第1)	0.899	0.874	0.624

人脸识别技术

- 特征维度小：每张脸128维单精度浮点数；
- 提取速度快：每张脸平均耗时10ms-13ms on CPU(i5)；
- 识别率高：世界第一集团；
- **算法模型直接工程应用；**
- 仅需百万级人脸训练库；

人脸识别国际标准库LFW	
Methods	准确度
Tencent	99.80%
Baidu	99.77%
BruceLeng	99.65%
Google	99.63%
Sensetime	99.53%
Face++	99.50%
Facebook	97.60%
人眼识别能力	97.53%

人脸识别技术 1:1

➤公安部一所：200多万中国人脸测试库（2017年）

- 误识率为百分之一，准确率为**97.2%**；
- 误识率为千分之一，准确率为**95.4%**；（第一家超过90%）
- 误识率为万分之一，准确率为**91.0%**；

人脸识别技术 1 : N

➤公安部一所人脸测试库（2017年）

- 1:2000，准确率为**93.7%**；
- 1:10000，准确率为**82.4%**；
- 1:100000，准确率为**71.2%**；

注：其中N为底库

人脸检测、识别演示视频



欢迎技术沟通与合作

微信：BruceLeng0101
邮箱：lengbiao@buaa.edu.cn



关注QCon微信公众号，
获得更多干货！

Thanks!



主办方 **Geekbang** > **InfoQ**
极客邦科技