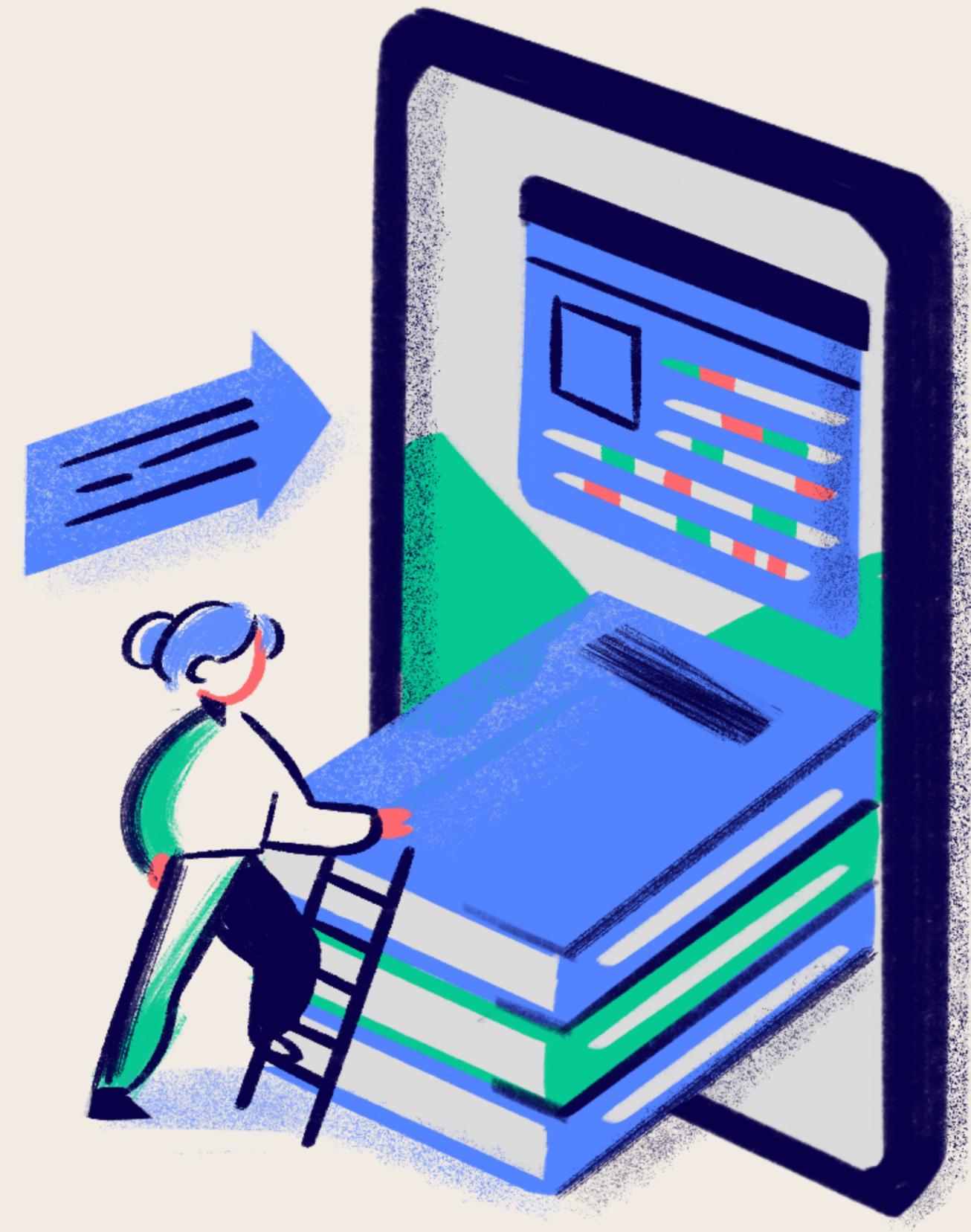
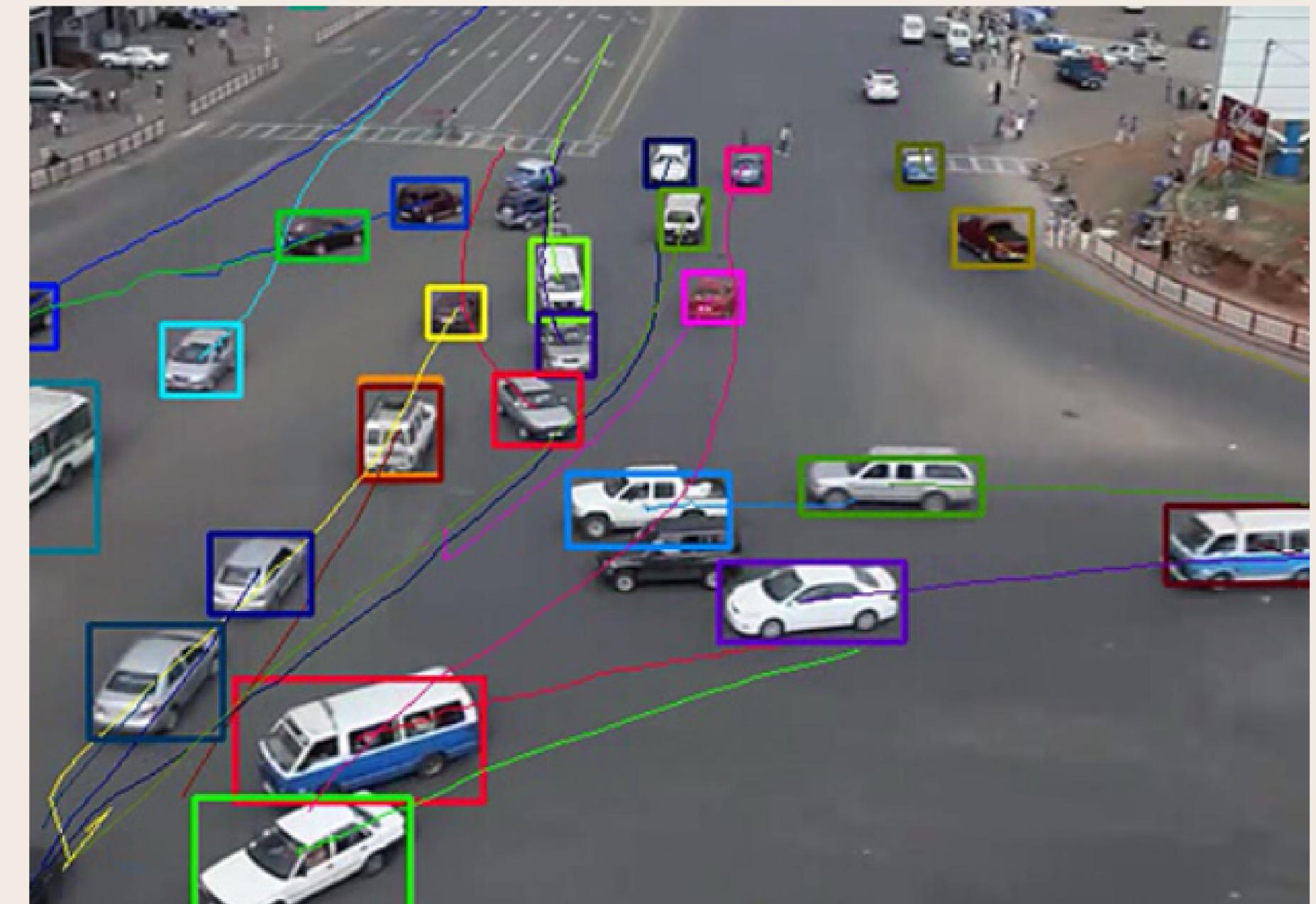


# BÁO CÁO TÌM HIẾU VỀ OBJECT TRACKING



# I) LÝ THUYẾT CHUNG VỀ OBJECT TRACKING

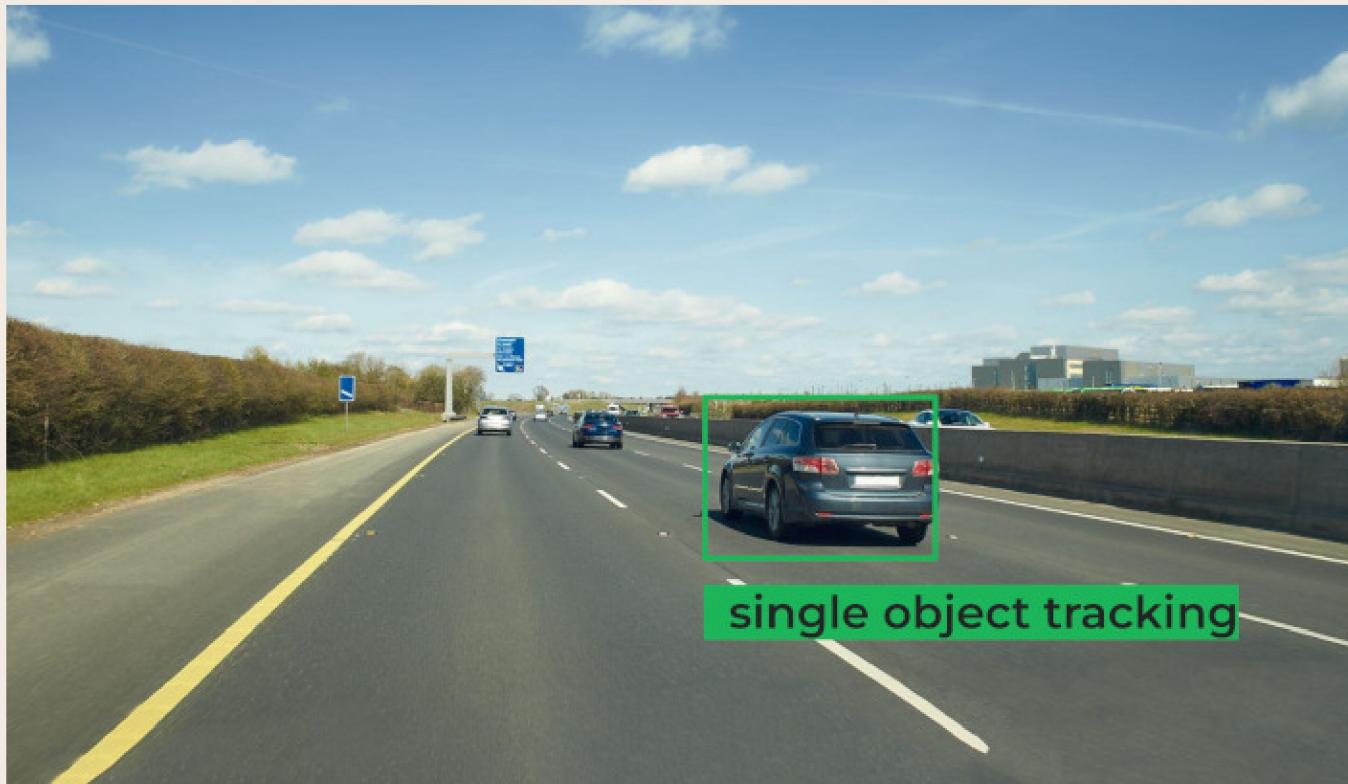


# 1. KHÁI NIỆM

- Object Tracking là bài toán theo dõi một hoặc nhiều đối tượng chuyển động theo thời gian trong một video. Hiểu một cách đơn giản nhất, nó là bài toán ở mức độ cao hơn so với object detection, khi đối tượng được xử lí không đơn giản là một hình ảnh mà là một video - chuỗi các hình ảnh.
- Bên cạnh việc xác định các bounding box, còn quan tâm đến khá nhiều yếu tố hoặc nhiễu khác nhau:
  - ID của mỗi đối tượng cần đảm bảo luôn không đổi qua các frame
  - Khi đối tượng bị che khuất hoặc biến mất sau 1 vài frame, hệ thống vẫn cần đảm bảo nhận diện lại được đúng ID khi đối tượng xuất hiện
  - Các vấn đề liên quan đến tốc độ xử lí để đảm bảo realtime và tính ứng dụng cao

## 2. PHÂN LOẠI

- Object Tracking có thể chia thành 2 cách tiếp cận chính:

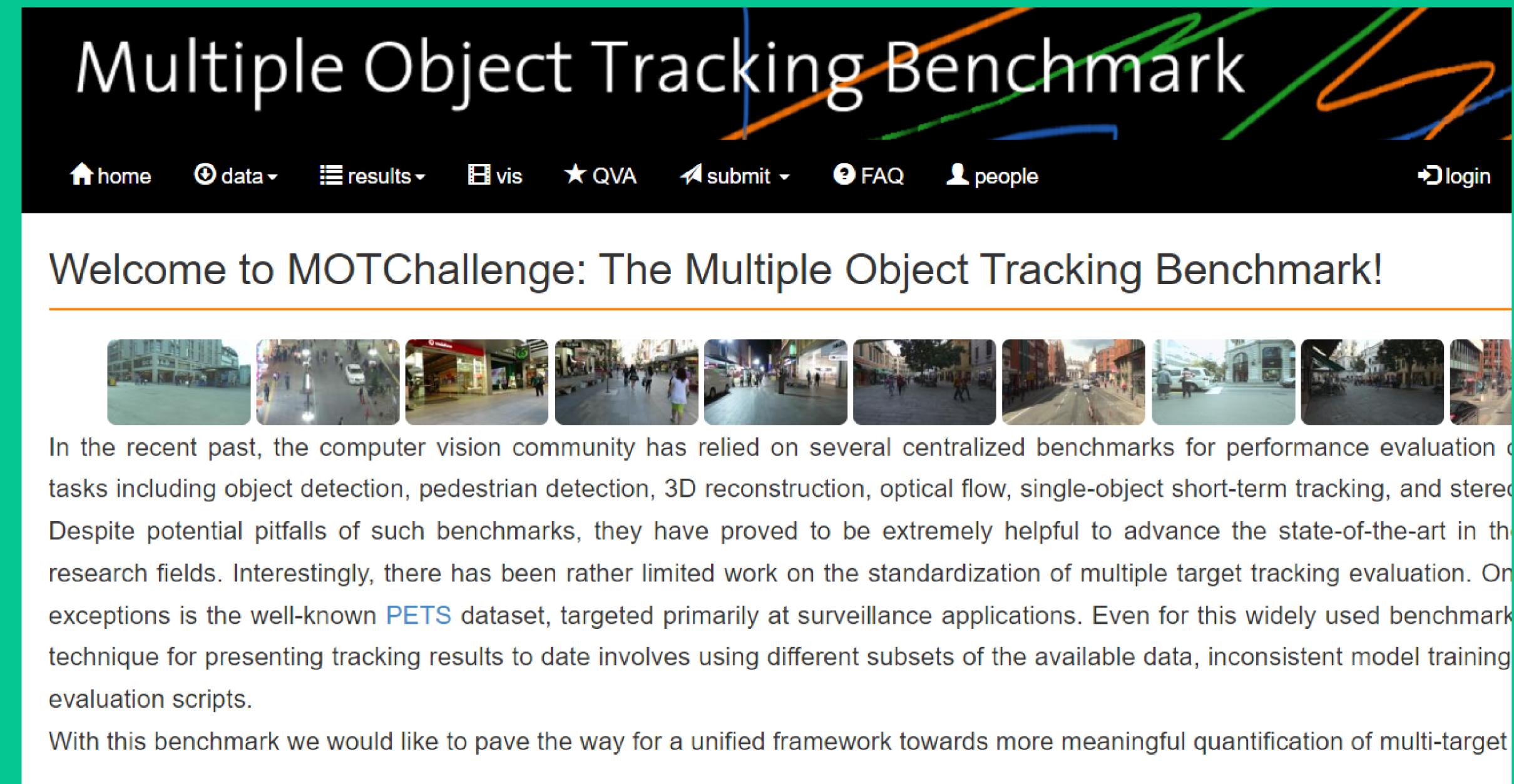


- Single Object Tracking (SOT)
- Multiple Object Tracking (MOT)

# 3. DATASET VÀ METRIC ĐÁNH GIÁ

MOT Challenge: MOT Challenge là một cuộc thi thường niên, dataset của MOT Challenge thường được sử dụng để đánh giá điểm chuẩn cho các phương pháp giải quyết bài toán

Multiple Object Tracking. (MOT15, MOT16, MOT17, MOT20, ...).



The screenshot shows the homepage of the MOTChallenge website. The header features the title "Multiple Object Tracking Benchmark" in large white font, with a stylized orange and green line graphic to its right. Below the title is a navigation bar with links: home, data, results, vis, QVA, submit, FAQ, people, and login. The main content area has a dark background with the text "Welcome to MOTChallenge: The Multiple Object Tracking Benchmark!" in white. Below this, there is a row of small video thumbnail images showing various tracking scenarios. A large block of text discusses the history and challenges of multi-target tracking benchmarks, mentioning the PETS dataset as an exception. At the bottom, a note expresses the goal of creating a unified framework for tracking evaluation.

Welcome to MOTChallenge: The Multiple Object Tracking Benchmark!

In the recent past, the computer vision community has relied on several centralized benchmarks for performance evaluation of tasks including object detection, pedestrian detection, 3D reconstruction, optical flow, single-object short-term tracking, and stereo. Despite potential pitfalls of such benchmarks, they have proved to be extremely helpful to advance the state-of-the-art in these research fields. Interestingly, there has been rather limited work on the standardization of multiple target tracking evaluation. One exception is the well-known PETS dataset, targeted primarily at surveillance applications. Even for this widely used benchmark technique for presenting tracking results to date involves using different subsets of the available data, inconsistent model training and evaluation scripts.

With this benchmark we would like to pave the way for a unified framework towards more meaningful quantification of multi-target

### 3. DATASET VÀ METRIC ĐÁNH GIÁ

- MOTA (Multiple Object Tracking Accuracy): đo lường độ chính xác tổng thể của trình theo dõi bằng cách tính đến số lượng phát hiện nhầm (FN), dương tính giả (FP) và chuyển đổi danh tính (IDSW).
- IDF1 (Identification F1 Score): đo lường độ chính xác của trình theo dõi trong việc xác định và theo dõi từng đối tượng theo thời gian. Nó được tính bằng cách lấy trung bình độ chính xác và độ nhớ lại của trình theo dõi.
- HOTA (HOta): cung cấp sự phân tích chi tiết hơn về hiệu suất của trình theo dõi bằng cách đo lường độ chính xác của trình theo dõi trong việc theo dõi các đối tượng bị che khuất nhiều, một phần và hoàn toàn hiển thị.
- MT (Mostly Tracked): đo lường tỷ lệ các đối tượng thực tế được theo dõi trong ít nhất 80% khung hình của chúng.

### 3. DATASET VÀ METRIC ĐÁNH GIÁ

- ML (Mostly Lost): đo lường tỷ lệ các đối tượng thực tế không được theo dõi trong ít nhất 20% khung hình của chúng.
- FP (False Positives): đo lường số lượng đối tượng mà trình theo dõi dự đoán sai là có mặt trong cảnh.
- FN (False Negatives): đo lường số lượng đối tượng thực tế mà trình theo dõi không dự đoán được.
- IDs (Identity Switches): đo lường số lần trình theo dõi gán nhầm danh tính mới cho một đối tượng hiện có.
- FPS (Frames Per Second): đo lường tốc độ của trình theo dõi.

# 4. CÁC VẤN ĐỀ CẦN QUAN TÂM TRONG OBJECT TRACKING

- Một phương pháp Multiple Object Tracking cố gắng hướng đến việc theo dõi tất cả các đối tượng xuất hiện trong khung hình bằng việc phát hiện và gắn định danh cho từng đối tượng. Bên cạnh đó, các ID đã được gán cho 1 đối tượng cần đảm bảo nhất quán qua từng frame.
  - Phát hiện "tất cả" các đối tượng
  - Đối tượng bị che khuất 1 phần hoặc toàn bộ
  - Đối tượng ra khỏi phạm vi của khung hình và sau đó xuất hiện lại
  - Các đối tượng có quỹ đạo chuyển động giao nhau hoặc chồng chéo lên nhau

# 4. CÁC VẤN ĐỀ CẦN QUAN TÂM TRONG OBJECT TRACKING

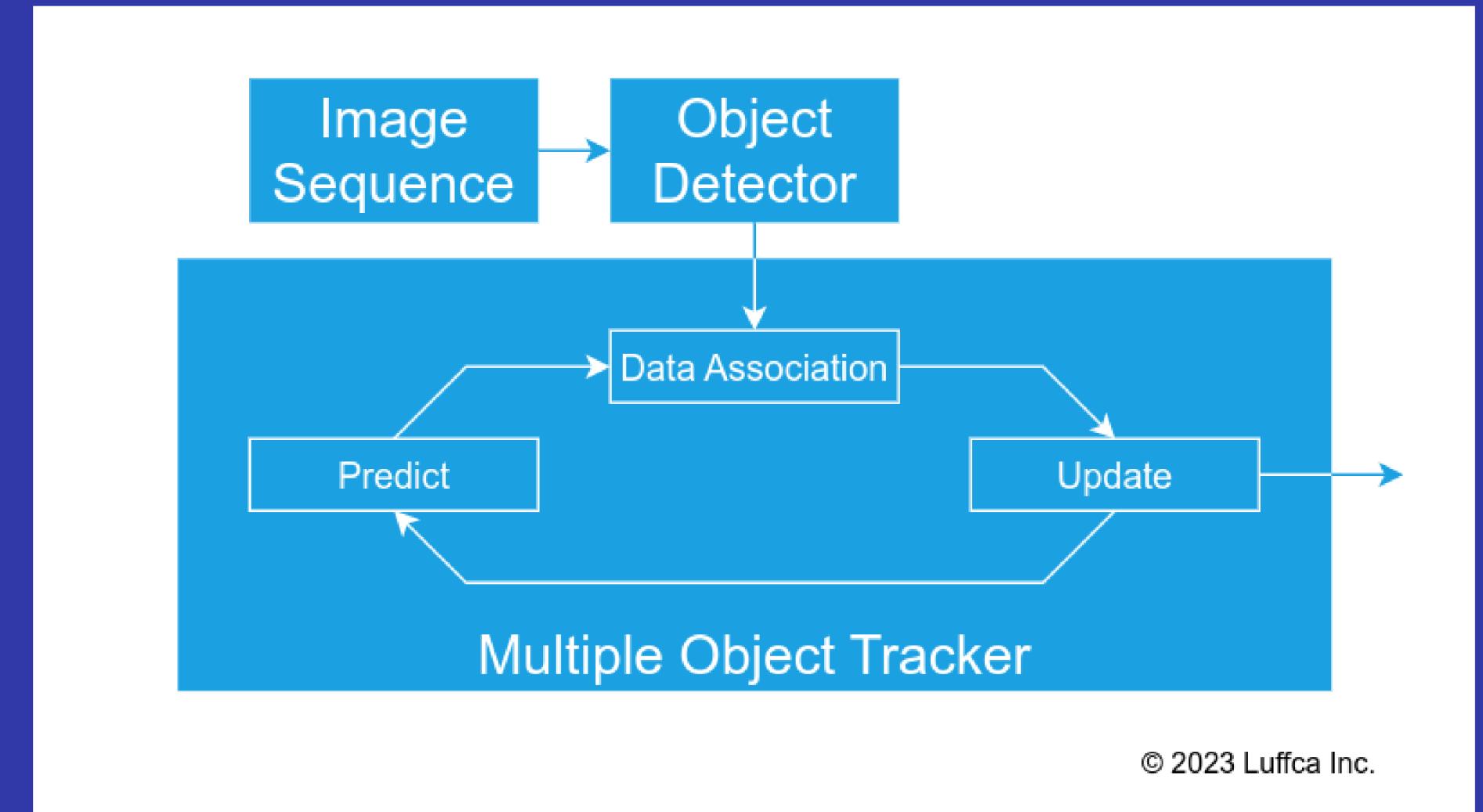
- Realtime Object Tracking: Quan tâm nhiều hơn về tốc độ xử lí của phương pháp. Thật sự mà nói, vẫn chưa có định nghĩa, tốc độ như thế nào mới được gọi là realtime (30 FPS, 40 FPS hay phải nhanh hơn thế nữa). Thay vì xét về tốc độ, chúng ta hãy định nghĩa realtime một cách dễ hình dung hơn. Phương pháp được gọi là realtime cần đảm bảo tốc độ đưa ra output là nhanh bằng hoặc gần bằng tốc độ đưa vào input.



## II) CÁC THUẬT TOÁN ĐƯỢC ÁP DỤNG PHỔ BIẾN

# 1. SORT - SIMPLE ONLINE REALTIME OBJECT TRACKING

- Đây là một thuật toán thuộc dạng Tracking-by-detection (hay Detection based Tracking). Đặc điểm của lớp các thuật toán Tracking-by-detection là tách object detection ra như một bài toán riêng biệt và cố gắng tối ưu kết quả trong bài toán này. Công việc sau đó là tìm cách liên kết các bounding box thu được ở mỗi frame và gán ID cho từng đối tượng.



© 2023 Luffca Inc.

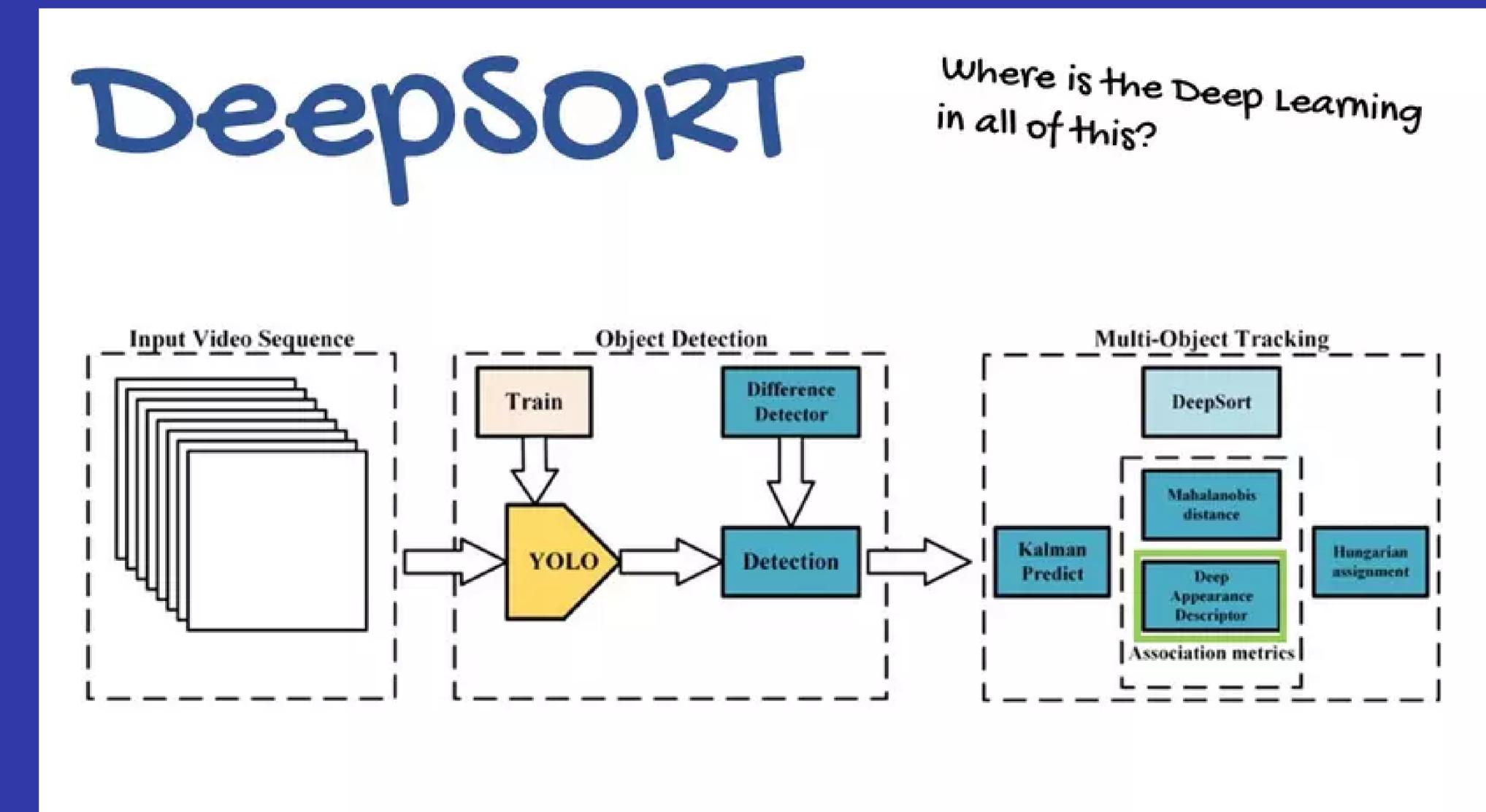
# 1. SORT - SIMPLE ONLINE REALTIME OBJECT TRACKING

- Những lý do SORT không được sử dụng rộng rãi
  - Giả định tuyến tính : SORT đang sử dụng Linear Kalman Filter trong thuật toán cốt lõi.
  - ID Switches : Đây là vấn đề lớn nhất của SORT hiện tại. Do việc liên kết giữa detection và track trong SORT chỉ đơn giản dựa trên độ đo IOU (tức SORT chỉ quan tâm đến hình dạng của đối tượng), điều này gây ra hiện tượng số lượng ID Switches của 1 đối tượng là vô cùng lớn khi đối tượng bị che khuất, khi quay đao trùng lặp, ...

## 2. DEEPSORT

### a) Ý tưởng

- Deep SORT được Nicolai Wojke và Alex Bewley phát triển ngay SORT nhằm giải quyết các vấn đề thiếu sót liên quan đến số lượng ID switches cao. Hướng giải quyết mà deep SORT đề xuất dựa trên việc sử dụng deep learning để trích xuất các đặc trưng của đối tượng nhằm tăng độ chính xác trong quá trình liên kết dữ liệu.



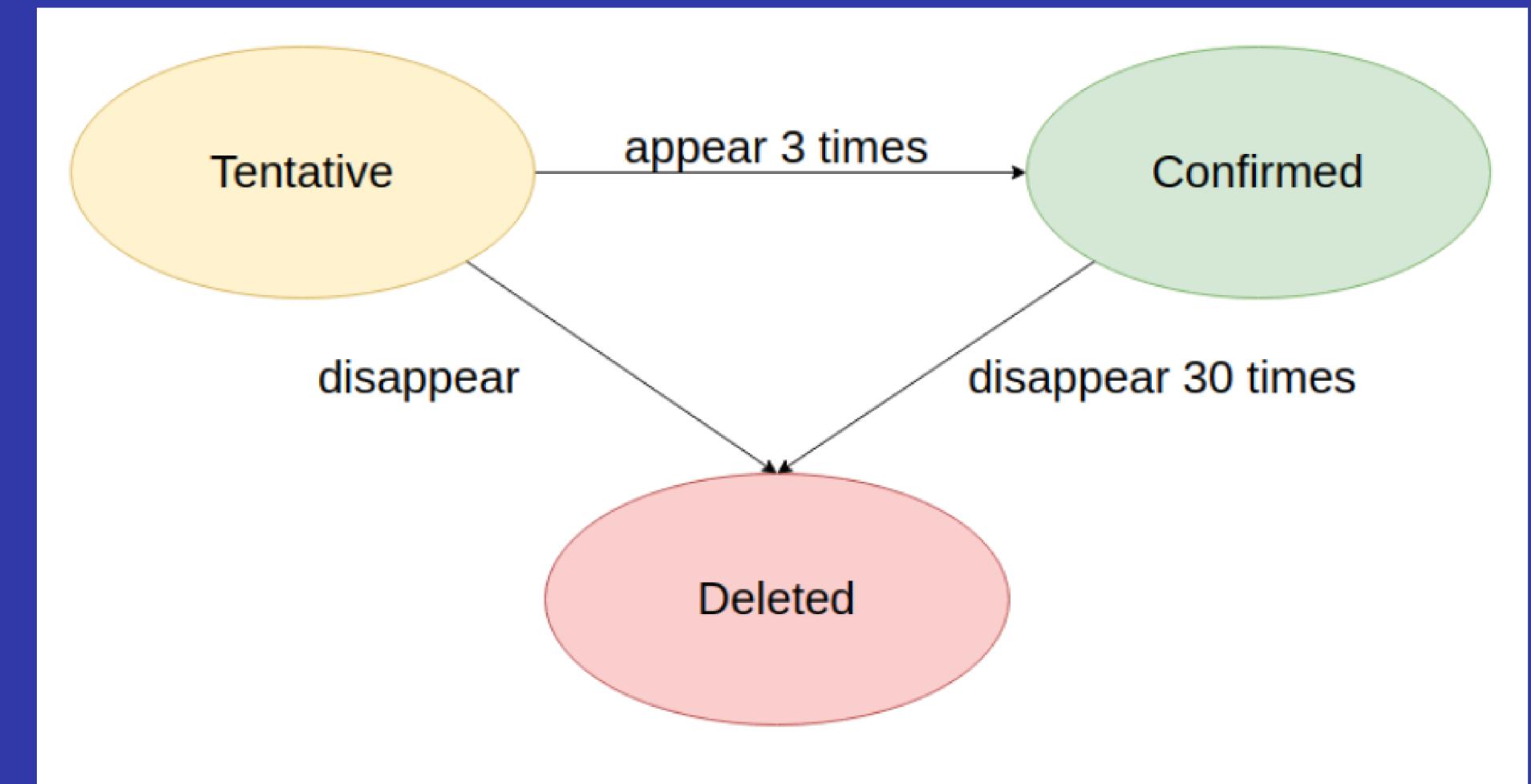
## 2. DEEPSORT

### b) Đặc điểm

- Trong multiple object tracking, đặc biệt là đối với lớp thuật toán tracking-by-detection, có 2 yếu tố chính ảnh hưởng trực tiếp đến performance của việc theo dõi:
  - Data Association: Quan tâm đến vấn đề liên kết dữ liệu, cụ thể là tiêu chí để xét và đánh giá nhằm liên kết một detection mới với các track đã được lưu trữ sẵn
  - Track Life Cycle Management: Quan tâm đến việc quản lý vòng đời của một track đã được lưu trữ, bao gồm, khi nào thì khởi tạo track, khi nào thì ngừng theo dõi và xóa track ra khỏi bộ nhớ, ...
- DeepSORT Sử dụng Wide Residual Network (WRN) và cosine softmax classifier.

## 2. DEEPSORT

- Deep SORT quản lý vòng đợi của 1 track dựa trên 1 biến trạng thái với 3 giá trị
  - Tentative
  - Confirmed
  - Deleted



## 2. DEEPSORT

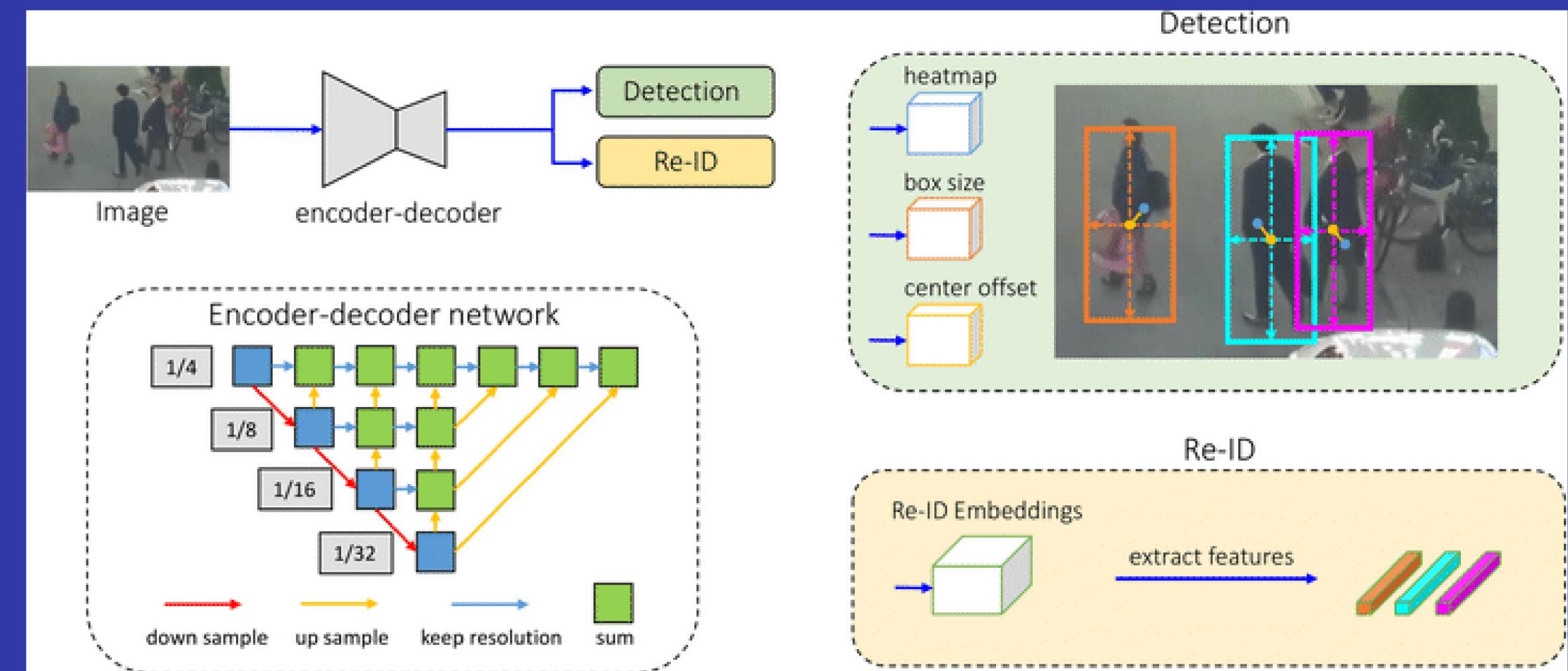
- DeepSORT đã hoạt động khá tốt về mặt thị giác. Tuy nhiên DeepSORT có nhiều nhược điểm như chuyển đổi ID, xử lý che khuất kém, nhòe chuyển động.
- Điểm mạnh ở đây là tốc độ khá tốt mà thuật toán mang lại.

```
***** MOT17-02-DPM.mp4 Evaluation *****
IDF1  IDP  IDR   | Rcll  Prcn  FAR   | GT    MT    PT    ML   | FP      FN      IDs   FM     | MOTA  MOTP  MOTAL
 31.5 55.8 22.0 | 30.6 77.9 2.70 | 62    7    19   36 | 1619  12887  87   187 | 21.5 77.9 21.9

[GT PREPROCESSING]: Removing non-people classes, remaining 14685/17450 boxes
[TRACK PREPROCESSING]: remove distractors and low visibility boxes,remaining 7776/8334 computed boxes
Distractors: 51, 52, 61, 62, 63, 64
...
43.0 66.4 31.8 | 37.4 81.6 2.89 | 202   24   81   97 | 6668  49474  236   702 | 28.6 79.7 28.9
```

### 3. FAIRMOT

- FairMOT được giới thiệu nhằm giải quyết vấn đề tái nhận dạng trong bài toán theo dõi đối tượng. Hầu hết các thuật toán theo dõi đa đối tượng dựa trên học sâu không gặp khó khăn trong nhiệm vụ phát hiện đối tượng, nhưng thường gặp vấn đề trong việc tái nhận dạng chính xác



### 3. FAIRMOT

- One-shot object detection là một phương pháp phát hiện đối tượng trong một khung hình duy nhất. FairMOT sử dụng mô hình YOLOv5-L để thực hiện one-shot object detection. YOLOv5-L là một mô hình phát hiện đối tượng dựa trên kiến trúc YOLO. YOLOv5-L có thể phát hiện và phân loại đối tượng trong một khung hình duy nhất với độ chính xác cao.
- Re-identification là một phương pháp nhận dạng lại đối tượng trong các khung hình tiếp theo. FairMOT sử dụng mô hình SVDNet để thực hiện re-identification. SVDNet là một mô hình nhận dạng lại đối tượng dựa trên kiến trúc Siamese network. SVDNet có thể nhận dạng lại đối tượng trong các khung hình tiếp theo với độ chính xác cao.

### 3. FAIRMOT

Các vấn đề mà FairMOT giải quyết



Một anchor duy nhất chứa nhiều danh tính. Do đó, phần re-ID lại cho neo sẽ chứa các tính năng cho cả hai đối tượng.

Một danh tính duy nhất được bao bọc bởi nhiều anchor. Do đó, nhiều tính năng re-ID sẽ tương ứng với cùng một danh tính.

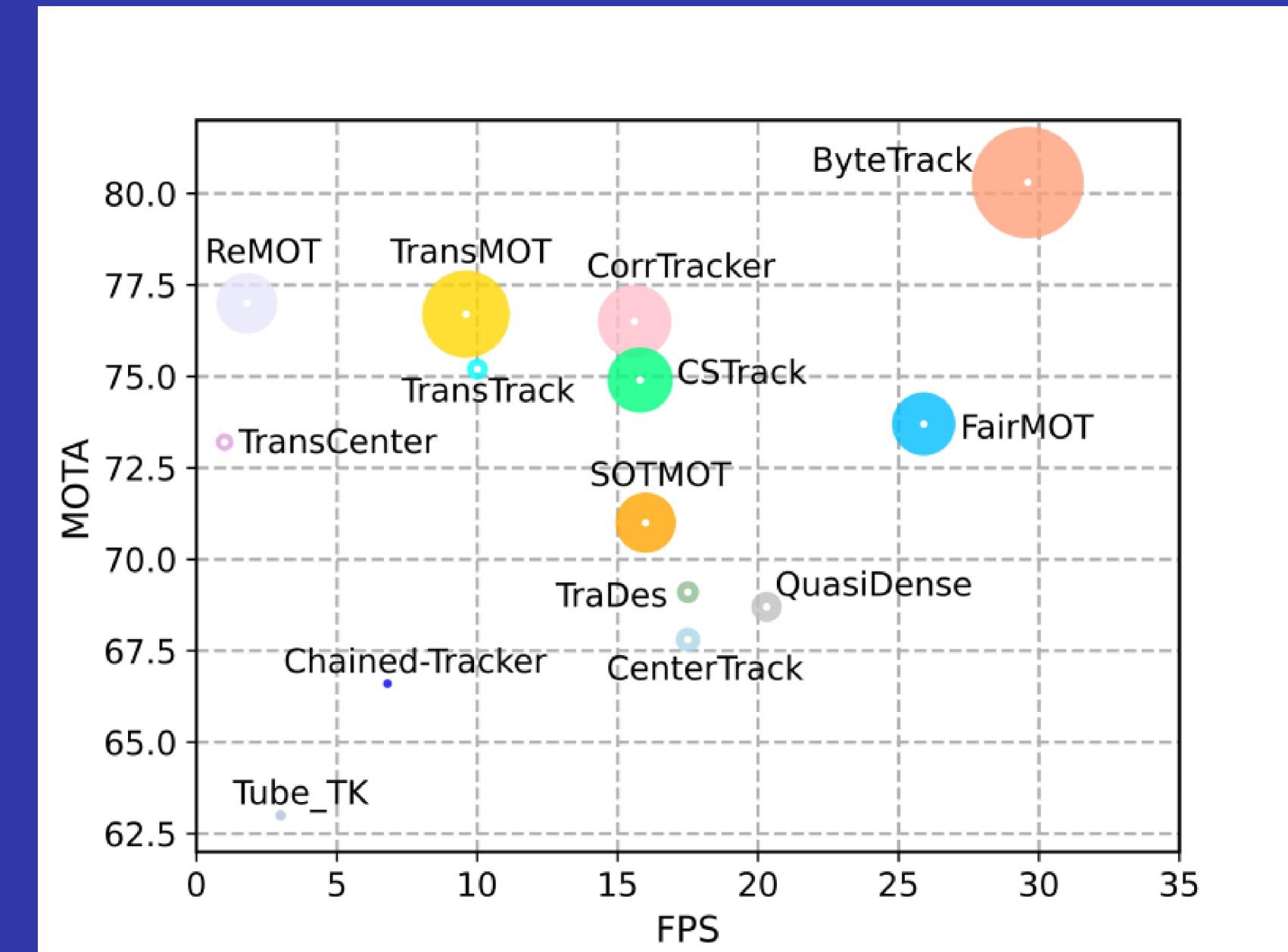
### 3. FAIRMOT

- Đánh giá dựa trên MOT

Dataset	MOTA	IDF1	IDS	MT	ML	FPS
2DMOT15	60.6	64.7	591	47.6%	11.0%	30.5
MOT16	74.9	72.8	1074	44.7%	15.9%	25.9
MOT17	73.7	72.3	3303	43.2%	17.3%	25.9
MOT20	61.8	67.3	5243	68.8%	7.6%	13.2

## 4. BYTETRACK

- Bytetrack là một thuật toán object tracking được phát triển bởi nhóm nghiên cứu của Đại học Thanh Hoá, Trung Quốc. Bytetrack là một thuật toán object tracking đa đối tượng (multi-object tracking) sử dụng kết hợp hai phương pháp tracking: single-shot object detection và tracking-by-detection.

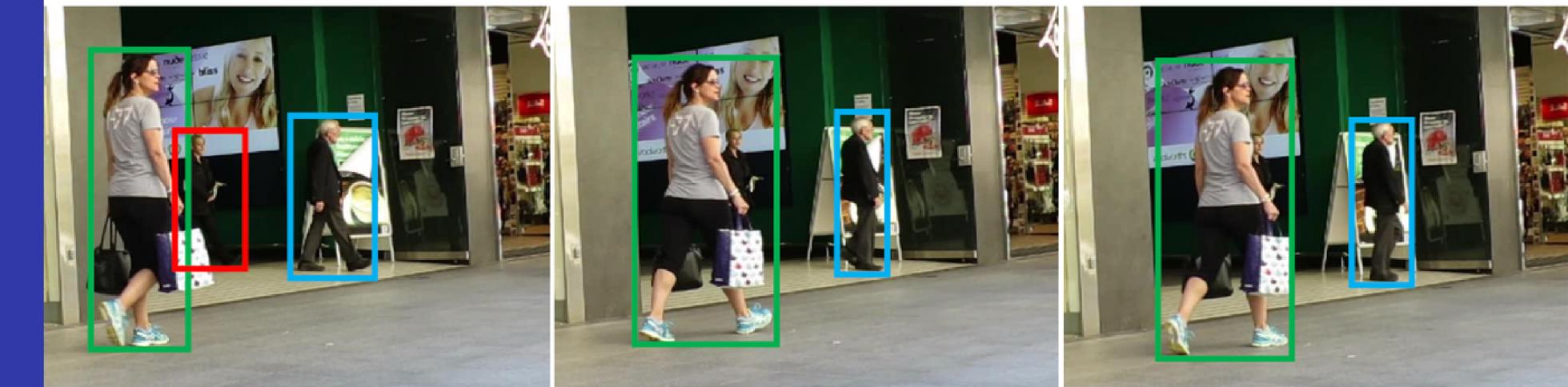


## 4. BYTETRACK

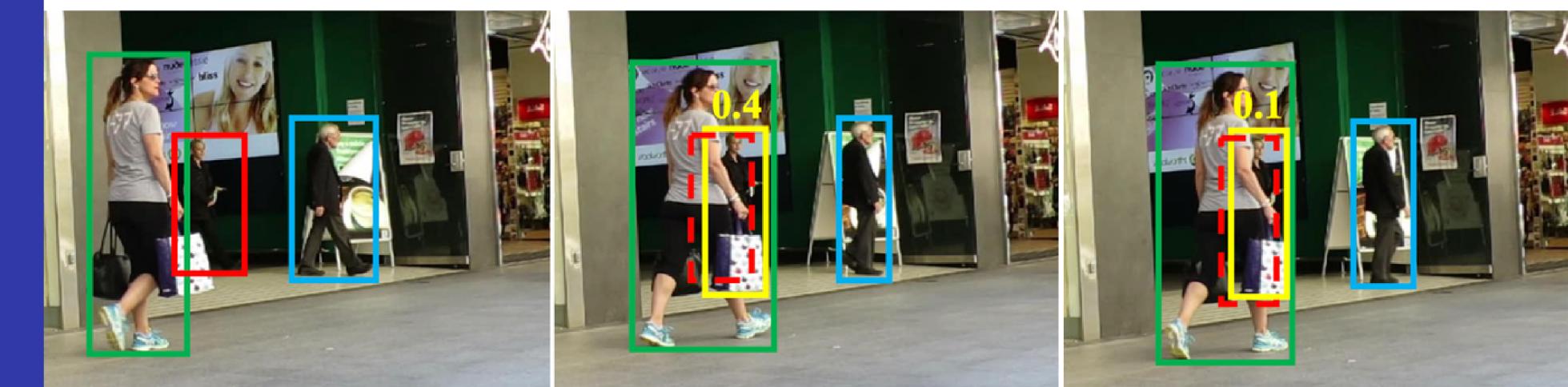
- Khi lựa chọn những đối tượng để bắt đầu theo dõi, hãy theo dõi những đối tượng có Confidence score cao. Sau đó, khi matching các bboxes của các đối tượng nằm trong danh sách được theo dõi với các bboxes được phát hiện trong các frame tiếp theo, kể cả những bboxes có Confidence score thấp cũng vẫn sẽ được xem xét.



(a) detection boxes



(b) tracklets by associating high score detection boxes



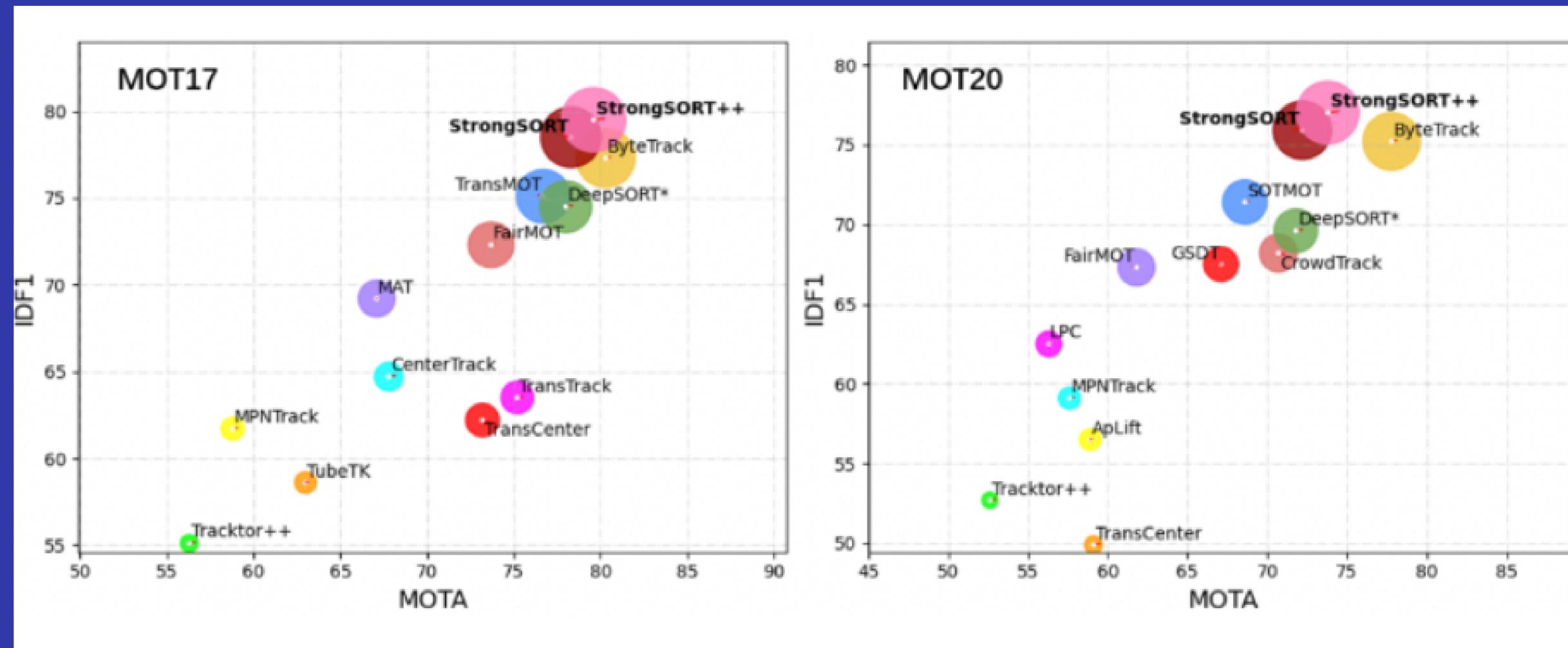
(c) tracklets by associating every detection box

## 4. BYTETRACK

Dataset	MOTA	IDF1	HOTA	MT	ML	FP	FN	IDs	FPS
MOT17	80.3	77.3	63.1	53.2%	14.5%	25491	83721	2196	29.6
MOT20	77.8	75.2	61.3	69.2%	9.5%	26249	87594	1223	13.7

## 5. STRONGSORT

- StrongSORT là một thuật toán object tracking được phát triển bởi nhóm nghiên cứu của Đại học Quốc gia Singapore. StrongSORT là một thuật toán object tracking đa đối tượng (multi-object tracking) sử dụng kết hợp hai phương pháp tracking: single-shot object detection và tracking-by-matching.



## 5. STRONGSORT

- Single-shot object detection là một phương pháp phát hiện đối tượng trong một khung hình duy nhất. StrongSORT sử dụng mô hình Yolov5-L để thực hiện single-shot object detection. Yolov5-L là một mô hình phát hiện đối tượng dựa trên kiến trúc YOLO. Yolov5-L có thể phát hiện và phân loại đối tượng trong một khung hình duy nhất với độ chính xác cao.
- Tracking-by-matching là một phương pháp theo dõi đối tượng bằng cách khớp các đối tượng trong các khung hình tiếp theo. StrongSORT sử dụng thuật toán tracking-by-matching dựa trên kiến trúc Siamese network. Kiến trúc Siamese network có thể khớp các đối tượng trong các khung hình tiếp theo với độ chính xác cao.

## 5. STRONGSORT

- Những ưu điểm chính của StrongSORT
  - StrongSORT là mô hình chính xác hơn DeepSORT, như được thể hiện trong so sánh độ chính xác của MOT17 và MOT20.
  - StrongSORT là cách tiếp cận theo dõi đối tượng có hệ thống hơn, vì nó dựa trên phương pháp SDE, cho phép tối ưu hóa riêng biệt các mô hình phát hiện và theo dõi.
  - StrongSORT linh hoạt hơn các phương pháp theo dõi khác, vì nó có thể theo dõi đối tượng bằng cả đặc trưng xuất hiện và thông tin chuyển động.

# 5. STRONGSORT

- Thông số đánh giá của StrongSort

Method	Ref.	HOTA(↑)	IDF1(↑)	MOTA(↑)	AssA(↑)	DetA(↑)	IDs(↓)	FPS(↑)
SORT [3]	ICIP2016	34.0	39.8	43.1	31.8	37.0	4,852	<b>143.3</b>
DAN [51]	TPAMI2019	39.3	49.5	52.4	36.3	43.1	8,431	6.3
TPM [39]	PR2020	41.5	52.6	54.2	40.9	42.5	1,824	0.8
DeepMOT [65]	CVPR2020	42.4	53.8	53.7	42.7	42.5	1,947	4.9
Tracktor++ [1]	ICCV2019	44.8	55.1	56.3	45.1	44.9	1,987	1.5
TubeTK [37]	CVPR2020	48.0	58.6	63.0	45.1	51.4	4,137	3.0
ArTIST [45]	CVPR2021	48.9	59.7	62.3	48.3	50.0	2,062	4.5
MPNTrack [6]	CVPR2020	49.0	61.7	58.8	51.1	47.3	<b>1,185</b>	6.5
CenterTrack [77]	ECCV2020	52.2	64.7	67.8	51.0	53.8	3,039	3.8
TransTrack [50]	arxiv2021	54.1	63.5	75.2	47.9	61.6	3,603	59.2
TransCenter [64]	arxiv2021	54.5	62.2	73.2	49.7	60.1	4,614	1.0
GSDT [59]	ICRA2021	55.5	68.7	66.2	54.8	56.4	3,318	4.9
PermaTrack [54]	ICCV2021	55.5	68.9	73.8	53.1	58.5	3,699	11.9
MAT [19]	NC2022	56.0	69.2	67.1	57.2	55.1	1,279	11.5
CSTrack [30]	arxiv2020	59.3	72.6	74.9	57.9	61.1	3,567	15.8
FairMOT [74]	IJCV2021	59.3	72.3	73.7	58.0	60.9	3,303	25.9
ReMOT [67]	IVC2021	59.7	72.0	77.0	57.1	62.8	2,853	1.8
CrowdTrack [48]	AVSS2021	60.3	73.6	75.6	59.3	61.5	2,544	140.8
CorrTracker [57]	CVPR2021	60.7	73.6	76.5	58.9	62.9	3,369	15.6
RelationTrack [68]	arxiv2021	61.0	74.7	73.8	61.5	60.6	1,374	8.5
TransMOT [9]	arxiv2021	61.7	75.1	76.7	59.9	63.7	2,346	1.1
GRTU [58]	ICCV2021	62.0	75.0	74.9	62.1	62.1	1,812	3.6
MAATrack [49]	WACVw2022	62.0	75.9	79.4	60.2	64.2	1,452	<b>189.1</b>
ByteTrack [73]	arxiv2021	63.1	77.3	<b>80.3</b>	62.0	<b>64.5</b>	2,196	29.6
DeepSORT* [62]	ICIP2017	61.2	74.5	78.0	59.7	63.1	1,821	13.8
StrongSORT	ours	63.5	78.5	78.3	63.7	63.6	1,446	7.5
StrongSORT+	ours	<b>63.7</b>	<b>79.0</b>	78.3	<b>64.1</b>	63.6	1,401	7.4
StrongSORT++	ours	<b>64.4</b>	<b>79.5</b>	<b>79.6</b>	<b>64.4</b>	<b>64.6</b>	<b>1,194</b>	7.1

Method	Ref.	HOTA(↑)	IDF1(↑)	MOTA(↑)	AssA(↑)	DetA(↑)	IDs(↓)	FPS(↑)
SORT [3]	ICIP2016	36.1	45.1	42.7	35.9	36.7	4,470	<b>57.3</b>
ArTIST [45]	CVPR2021	41.6	51.0	53.6	40.2	43.3	1,531	1.0
Tracktor++ [1]	ICCV2019	42.1	52.7	52.6	42.0	42.3	1,648	1.2
TransCenter [64]	arxiv2021	43.6	49.9	59.1	37.0	51.8	4,597	1.0
ApLift [22]	ICCV2021	46.6	56.5	58.9	45.2	48.2	2,241	0.4
MPNTrack [6]	CVPR2020	46.8	59.1	57.6	47.3	46.6	1,210	6.5
LPC [10]	CVPR2021	49.0	62.5	56.3	52.4	45.8	1,562	0.7
GSDT [59]	ICRA2021	53.6	67.5	67.1	52.7	54.7	3,131	0.9
CSTrack [30]	arxiv2020	54.0	68.6	66.6	54.0	54.2	3,196	4.5
FairMOT [74]	IJCV2021	54.6	67.3	61.8	54.7	54.7	5,243	13.2
CrowdTrack [48]	AVSS2021	55.0	68.2	70.7	52.6	57.7	3,198	9.5
RelationTrack [68]	arxiv2021	56.5	70.5	67.2	56.4	56.8	4,243	4.3
MAATrack [49]	WACVw2022	57.3	71.2	73.9	55.1	59.7	1,331	14.7
SOTMOT [76]	CVPR2021	57.4	71.4	68.6	57.3	57.7	4,209	<b>224.0</b>
ReMOT [67]	IVC2021	61.2	73.1	<b>77.4</b>	58.7	<b>63.9</b>	1,789	0.4
ByteTrack [73]	arxiv2021	61.3	75.2	<b>77.8</b>	59.6	<b>63.4</b>	1,223	17.5
DeepSORT* [62]	ICIP2017	57.1	69.6	71.8	55.5	59.0	1,418	3.2
StrongSORT	ours	61.5	75.9	72.2	63.2	59.9	1,066	1.5
StrongSORT+	ours	<b>61.6</b>	<b>76.3</b>	72.2	<b>63.6</b>	59.9	<b>1,045</b>	1.5
StrongSORT++	ours	<b>62.6</b>	<b>77.0</b>	73.8	<b>64.0</b>	61.3	<b>770</b>	1.4

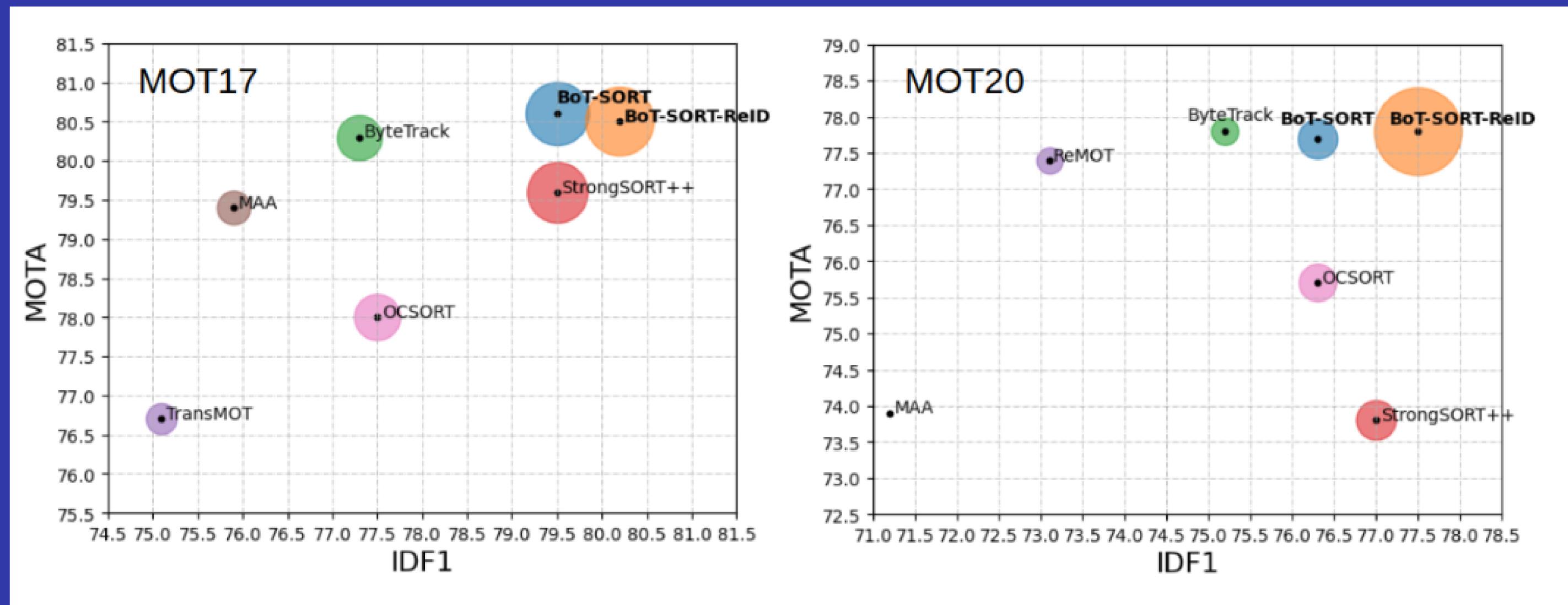
- MOT17

- MOT20

## 6. BOT-SORT, BOT-SORT-REID

- Bot-Sort và Bot-Sort-ReID là hai thuật toán object tracking được phát triển bởi nhóm nghiên cứu của Đại học Tel Aviv, Israel. Cả hai thuật toán đều sử dụng kết hợp hai phương pháp tracking: single-shot object detection và tracking-by-detection.
  - Single-shot object detection là một phương pháp phát hiện đối tượng trong một khung hình duy nhất. Bot-Sort và Bot-Sort-ReID sử dụng mô hình Yolov8 để thực hiện single-shot object detection. Yolov8 là một mô hình phát hiện đối tượng dựa trên kiến trúc Yolov. Yolov8 có thể phát hiện và phân loại đối tượng trong một khung hình duy nhất với độ chính xác cao.
  - Tracking-by-detection là một phương pháp theo dõi đối tượng bằng cách phát hiện đối tượng trong các khung hình tiếp theo. Bot-Sort và Bot-Sort-ReID sử dụng thuật toán tracking-by-detection dựa trên thuật toán Kalman filter. Kalman filter là một thuật toán dự đoán trạng thái của một đối tượng dựa trên các giá trị đo được trong quá khứ.

# 6. BOT-SORT, BOT-SORT-REID



## 6. BoT-SORT, BoT-SORT-ReID

Results on MOT17 challenge test set ↗

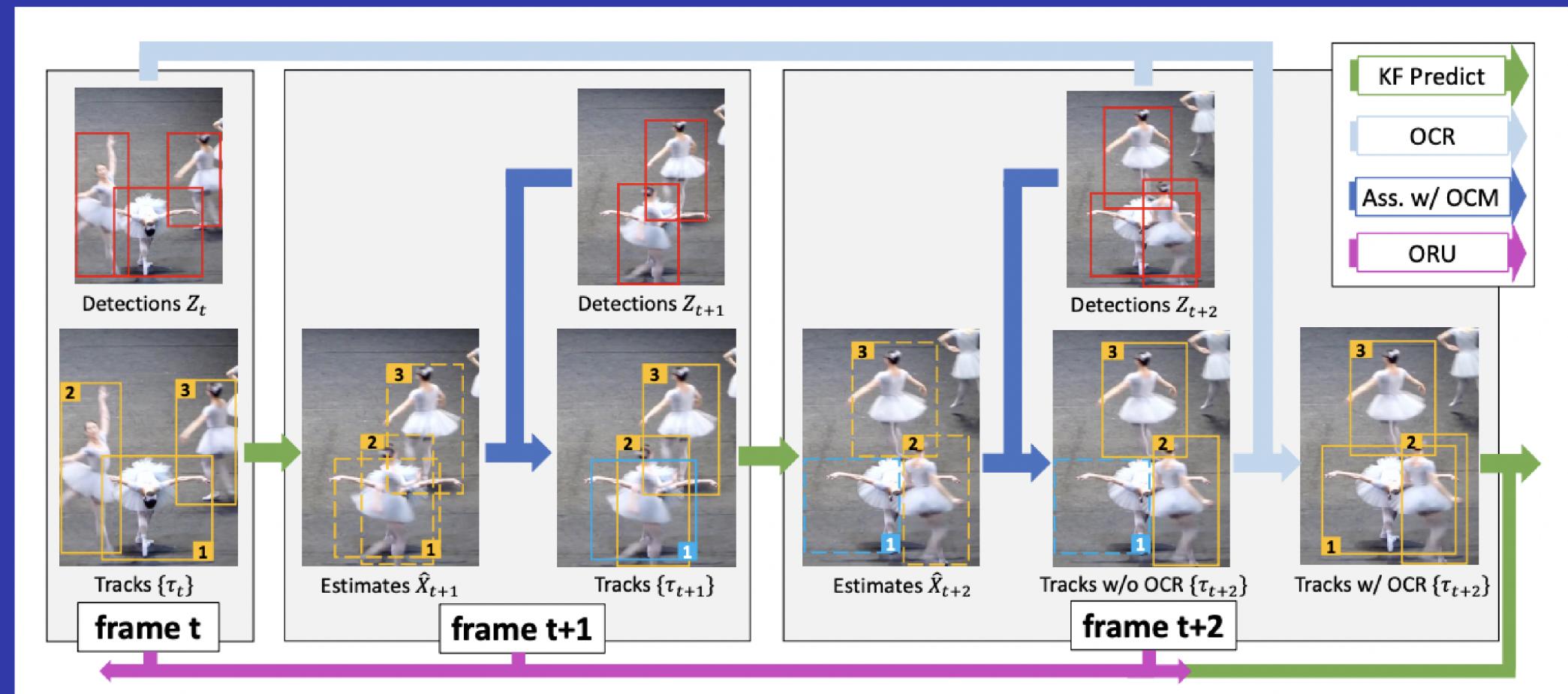
Tracker	MOTA	IDF1	HOTA
BoT-SORT	80.6	79.5	64.6
BoT-SORT-ReID	80.5	80.2	65.0

Results on MOT20 challenge test set ↗

Tracker	MOTA	IDF1	HOTA
BoT-SORT	77.7	76.3	62.6
BoT-SORT-ReID	77.8	77.5	63.3

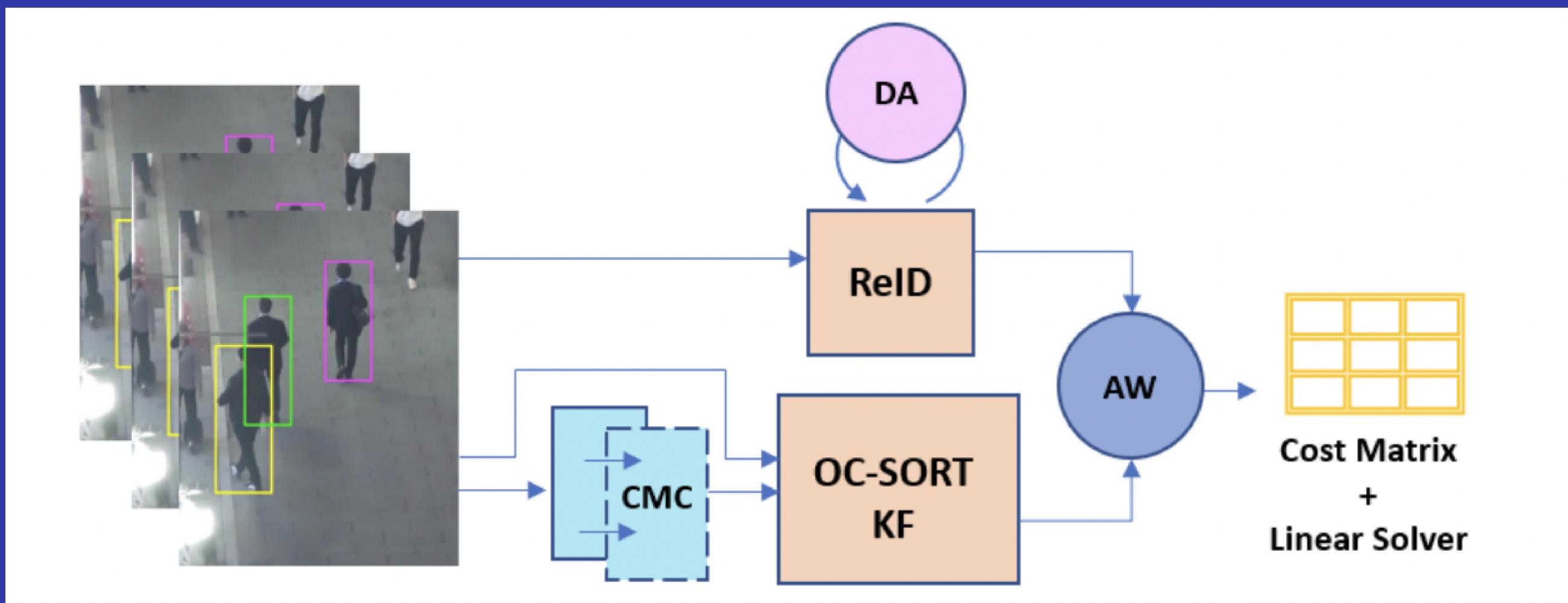
## 7. OC-SORT, DEEP-OC-SORT

- Observation-Centric SORT (OC-SORT) là một trình theo dõi đối tượng nhiều mục tiêu dựa trên mô hình chuyển động thuần túy. Nó nhằm mục tiêu nâng cao tính ổn định trong việc theo dõi trong các cảnh đông đúc và khi các đối tượng di chuyển theo đường cong. Nó được thiết kế bằng cách nhận biết và khắc phục nhược điểm trong bộ lọc Kalman và SORT. Nó linh hoạt để tích hợp với các bộ dò khác nhau và các mô-đun so khớp, như tương đồng về hình dáng. Nó vẫn duy trì tính đơn giản, trực tuyến và thời gian thực.



## 7. OC-SORT, DEEP-OC-SORT

- Deep-OC-Sort là một kỹ thuật phát hiện bất thường tiên tiến xây dựng trên các khái niệm của OC-Sort bằng cách tích hợp các mô hình học sâu, cụ thể là autoencoders, để cải thiện biểu diễn và phát hiện sự bất thường trong các tập dữ liệu phức tạp.



# 7. OC-SORT, DEEP-OC-SORT

- Điểm BenchMark của OC-Sort và Deep-OC-Sort

Dataset	HOTA	AssA	IDF1	MOTA	FP	FN	IDs
MOT17 (private)	63.2	63.2	77.5	78.0	15,129	107,055	1,950
MOT17 (public)	52.4	57.6	65.1	58.2	4,379	230,449	784
MOT20 (private)	62.4	62.5	76.4	75.9	20,218	103,791	938
MOT20 (public)	54.3	59.5	67.0	59.9	4,434	202,502	554
KITTI-cars	76.5	76.4	-	90.3	2,685	407	250
KITTI-pedestrian	54.7	59.1	-	65.1	6,422	1,443	204
DanceTrack-test	55.1	38.0	54.2	89.4	114,107	139,083	1,992
CroHD HeadTrack	44.1	-	62.9	67.9	102,050	164,090	4,243

Dataset	HOTA	AssA	IDF1	MOTA	IDs
MOT17	64.9	65.9	80.6	79.4	1,950
MOT20	63.9	65.9	79.2	75.6	779

- Cho đến ngày 9 tháng 3 năm 2023, Deep-OC-SORT đứng đầu so với các phương pháp đã công bố trên MOT17 và MOT20 đối với HOTA. Nó cải thiện hiệu suất theo dõi trên DanceTrack so với OC-SORT khoảng 6 HOTA.

# III. TỔNG QUAN

Phương pháp nhận dạng đối tượng	Phương pháp nhận dạng lại đối tượng	Ưu điểm	Nhược điểm	Độ chính xác	Tốc độ	Khả năng mở rộng
DeepSort	Phát hiện đối tượng + Theo dõi theo khung	Độ chính xác tốt, hiệu suất cao, khả năng mở rộng tốt	Có thể kém chính xác trong trường hợp đối tượng bị che khuất hoặc nhiễu động	Trung bình	Cao	Tốt
FairMOT	Phát hiện đối tượng + Theo dõi sự biến dạng	Độ chính xác cao, hiệu suất cao, khả năng chống nhiễu tốt	Yêu cầu bộ dữ liệu lớn, có thể phức tạp hơn các thuật toán khác	Cao	Cao	Tốt
BotSort	Phát hiện đối tượng + Theo dõi sự biến dạng	Độ chính xác cao, hiệu suất cao, khả năng chống nhiễu tốt	Yêu cầu bộ dữ liệu lớn, có thể phức tạp hơn các thuật toán khác	Cao	Trung bình	Tốt
BortSort-reID	Phát hiện đối tượng + Re-identification	Độ chính xác cao, hiệu suất cao	Yêu cầu bộ dữ liệu re-identification lớn, có thể kém hiệu quả trong điều kiện ánh sáng yếu hoặc nhiễu động	Cao	Thấp	Tốt
ByteTrack	Phát hiện đối tượng + Theo dõi theo khung	Độ chính xác tốt, hiệu suất cao, khả năng mở rộng tốt	Có thể kém chính xác trong trường hợp đối tượng bị che khuất hoặc nhiễu động	Trung bình	Cao	Tốt
StrongSort	Phát hiện đối tượng + Theo dõi theo khung	Độ chính xác tốt, hiệu suất cao	Có thể kém chính xác trong trường hợp đối tượng bị che khuất hoặc nhiễu động	Cao	Trung bình	Tốt
OcSort	Phát hiện đối tượng + Theo dõi theo khung	Độ chính xác tốt, hiệu suất cao, khả năng mở rộng tốt	Có thể kém chính xác trong trường hợp đối tượng bị che khuất hoặc nhiễu động	Trung bình	Trung bình	Tốt
DeepOcSort	Phát hiện đối tượng + Theo dõi theo khung	Độ chính xác tốt, hiệu suất cao	Có thể kém chính xác trong trường hợp đối tượng bị che khuất hoặc nhiễu động	Trung bình	Trung bình	Tốt

**THANK  
YOU VERY  
MUCH!**

