## David FRECON Visual Tracking Object

#### TP1:

Ce premier a pour objectif d'introduire les filtres de Kalman. La classe kalman permet de prédire la position future d'un objet. Dans notre cas, une sphère avec des mouvements aléatoires et les résultats sont très convaincants. On peut se poser la question sur comment on pourrait utiliser ce filtre dans le suivi de plusieurs objets.

### TP2

Dans ce TP l'objectif est de faire un suivi d'objet primitif. Dans notre cas, un modèle nous donne des bounding box. Puis c'est à partir du score de l'IoU, que l'on va déterminer qu'une bounding box est la continuité d'une track ou une nouvelle track. L'algorithme d'assignement dans ce cas est un greedy algorithms, donc en associant les valeurs maximales de la matrice. Cela commence à donner des résultats mais il pourrait être amélioré.

#### TP3

Ce TP à pour d'améliorer les performances du suivie d'objet en modifiant l'assignation des tracking. Pour cela l'algorithme utilisé était l'hungarian method qui a pour but de maximiser les valeurs mais de minimiser des erreurs. Par exemple si on a deux valeurs 0.88 et 0.85, il pourrait être envisageable de prendre la valeur 0.85 si cela augmente la moyenne des assignations des autres valeurs.

#### TP4

Maintenant, il y a deux axes potentiels d'amélioration, soit améliorer le tracking soit améliorer la détection. L'axe le moins coûteux en calcul est en amélioration du suivi. Cela va se faire dans ce TP par l'ajout des filtres de kalman. Un filtre de kalman permet de suivre un objet donc on aura autant de filtre de kalman que d'objet a suivre. On va pouvoir utiliser la classe implémenter dans le TP1 avec quelque modification:

- Suivie de centroïde au lieu des bounding box
- Historique de la taille des bounding box
- Reconstruction des bounding box

Ces modifications permettent d'avoir les bounding box qui bouge et donc d'augmenter le score de similarité. Cette simple amélioration a permis de largement augmenter les performances du tracking.

#### TP5

Jusqu'alors nous utilisions seulement à quel point les bounding box se superposent. Maintenant nous allons ajouter des données externes, grâce à un modèle de classification. L'objectif ici est d'utiliser le vector embedding des images. Ce vecteur est une layer avant celle de classification et contient les information que le modèle va utilisé pour classifier. On va faire une nouvelle matrice composée des distances cosinus entre les différents vecteurs. Puis on va fusionner les matrices des vecteurs embedding et loU. Deux modèles pour obtenir l'embedding a été utilisé MobileNetV3 et ResNet50 pré-entraîner sur ImageNet-1K,

j'ai remarqué de meilleurs résultats avec MobileNet et également des temps d'inférence plus faibles.

# Benchmark:

TP3:

HOTA: TP3-pedestrian		DetA		DetRe	DetPr		AssPr			HOTA(0)		HOTALoca			
ADL-Rundle-6	17.276	33.903	9.0712	41.038	55.302	9.356	66.191	75.398	19.129	24.489	64.305	15.748			
ADL-Rundle-8	50.136	42.473	59.466	64.39		64.879	78.407	82.262	61.849			49.373			
ETH-Bahnhof	49.332		49.085	69.086	58.09	76.847	54.553	82.653	58.215	62.032	78.891	48.938			
ETH-Pedcross2	43.128	34.845	53.425	36.805	79.679	59.956		85.416	44.342	52.277	81.284	42.492			
ETH-Sunnyday	69.326	65.101	73.889	71.019	79.585	81.221	79.611	84.895	72.428	84.493	82.029	69.309			
KITTI-13	52.596	45.486	61.025	54.807	65.052	66.841	77.838	82.404		66.794	78.225	52.249			
KITTI-17	65.819		64.564	70.147	82.462	69.784	78.568	83.564	67.248	83.029	80.806	67.092			
PETS09-S2L1	64.006	66.56	61.591	74.467		68.321	73.354	79.493	67.668	88.448	74.897	66.245			
TUD-Campus					75.032	74.304	73.835	79.648		90.212					
TUD-Stadtmitte	63.243			70.688		70.999			65.693		71.442	63.867			
Venice-2	48.961	45.249		60.948				80.563	56.87	64.064					
COMBINED			53.632						56.073			48.905			
CLEAR: TP3-pedestrian				CLR_Re	CLR_Pr				SMOTA	CLR_TP	CLR_FN	CLR_FP			Frag
ADL-Rundle-6					68.98						2445				
ADL-Rundle-8	28.704		28.911							5247					
ETH-Bahnhof		80.01			70.823	59.649									
ETH-Pedcross2			39.646												
ETH-Sunnyday		83.088							63.099						
KITTI-13		80.241					40.476		34.096						
KITTI-17			83.602												
PETS09-S2L1															
TUD-Campus															
TUD-Stadtmitte															
Venice-2								3.8462							
COMBINED			48.681								11060				
Identity: TP3-pedestrian															
ADL-Rundle-6	20.055		23.54			2842									
ADL-Rundle-8	59.689	67.389	53.568			3962									
ETH-Bahnhof		67.553	56.801												
ETH-Pedcross2	55.002	40.204	87.038												
ETH-Sunnyday	85.666	81.055	90.832												
KITTI-13															
KITTI-17	86.076	79.649													
PETS09-S2L1			84.604	3907											
TUD-Campus	86.091														
TUD-Stadtmitte															
Venice-2	65.895														
COMBINED	62.096	60.819													

### TP4:

HOTA: TP4-pedestrian	HOTA	DetA	AssA	DetRe	DetPr	AssRe	AssPr	LocA	OWTA	HOTA(0)	LocA(0)	H0TALoc#	4(0)				
DL-Rundle-6		33.863															
DL-Rundle-8																	
TH-Bahnhof			49.085	69.086	58.09	76.847		82.653		62.032	78.891	48.938					
TH-Pedcross2		34.845		36.805	79.679												
TH-Sunnyday	69.326		73.889		79.585		79.611	84.895			82.029	69.309					
					65.052												
										83.029	80.806						
ETS09-S2L1	64.006																
UD-Campus					75.032			79.648		90.212							
				70.688		70.999						63.867					
	48.961			60.948				80.563		64.064							
OMBINED									56.005			48.837					
LEAR: TP4-pedestrian	MOTA	MOTP	MODA	CLR_Re	CLR_Pr		PTR		sMOTA	CLR_TP	CLR_FN	CLR_FP					Fraq
NDL-Rundle-6	20.543	71.835	28,209	51.208	69.007		91.667	8.3333	6.1202	2565	2444	1152	384				295
DL-Rundle-8	28.704	79.577	28.911	77.355	61.491	64.286	21.429	14.286	12.906	5247	1536	3286	14		6		57
TH-Bahnhof	49.307	80.01	49.529	84.229	70.823	59.649	18.713	21.637	32.47	4561	854	1879		102			105
TH-Pedcross2	39.422	83.293	39.646	42.919	92.914	14.286	28.571	57.143	32.251	2688	3575	205	14	19	38		13
TH-Sunnyday	77.18	83.088	77.287	83.262	93.305	60	16.667	23.333	63.099	1547	311	111		18			10
ITTI-13	47.113	80.241	47.507	65.879	78.193	33.333	40.476	26.19	34.096	502	260	140					
ITTI-17	83.309	81.133	83.602	84.334	99.139	55.556	44.444	0	67.397	576	107					0	
ETS09-S2L1	87.265	75.725	87,489	95.331	92.399	94.737	5.2632		64.124	4267	209		10				
UD-Campus	84.68	76.752	84.68	87.465	96.914		25		64.346	314	45	10	0				4
UD-Stadtmitte	91.436	71.845	91.609	95.329	96.245	100	0		64.596	1102		43					
enice-2	45.232	77.477	45.386	76.698	71.01	57.692	38.462	3.8462	27.957	5477	1664	2236		15			
OMBINED	47.548		48.686	72.287	75.387		27.4		31.818	28846	11059	9418	454	225			572
	IDF1				IDFN	IDFP											
dentity: TP4-pedestrian DL-Rundle-6		14.893	20.07	746	1DFN 4263	2971											
DL-Rundle-8	17.098 59.689	67.389	20.07 53.568	740 4571	2212	3962											
TH-Bahnhof	61.712	67.553	56.801	3658	1757	2782											
TH-Pedcross2	55.002	40.204	87.038	2518	3745	375											
			90.832		3745 352	375 152											
TH-Sunnyday ITTI-13	85.666 70.228	81.055 64.698	76.791	1506 493	269	149											
				493 544	139	37											
ITTI-17	86.076	79.649 87.288	93.632 84.604	3907	569	711											
ETS09-S2L1	85.925				65												
UD-Campus	86.091	81.894	90.741	294		30 135											
UD-Stadtmitte	87.788	87.37	88.21	1010	146												
enice-2	65.895	68.534	63.451	4894	2247	2819											
OMBINED	61.766	60.496	63.091	24141													

TP5:

HOTA: TP5-pedestrian		DetA		DetRe	DetPr				OWTA	HOTA(0)			(0)		
ADL-Rundle-6				40.827	55.017					25.066	64.059	16.057			
ADL-Rundle-8	50.136		59.466	64.39		64.879	78.407		61.849		76.786	49.373			
ETH-Bahnhof	49.332		49.085	69.086	58.09	76.847	54.553	82.653	58.215	62.032	78.891	48.938			
ETH-Pedcross2		34.845		36.805		59.956									
ETH-Sunnyday			73.889		79.585		79.611	84.895			82.029				
KITTI-13				54.807	65.052	66.841									
KITTI-17										83.029	80.806	67.092			
PETS09-S2L1	64.006										74.897				
TUD-Campus					75.032			79.648		90.212					
TUD-Stadtmitte				70.688		70.999									
Venice-2	48.961			60.948				80.563		64.064					
COMBINED	49.697			58.691		63.047	70.891		56.076			48.907			
CLEAR: TP5-pedestrian				CLR_Re	CLR_Pr				sMOTA	CLR_TP	CLR_FN	CLR_FP			
ADL-Rundle-6		71.629	28.169		68.98			8.3333			2445		294		
ADL-Rundle-8	28.704		28.911			64.286		14.286	12.906	5247					
ETH-Bahnhof	49.307	80.01	49.529	84.229	70.823	59.649									
ETH-Pedcross2	39.422		39.646	42.919		14.286	28.571		32.251						
ETH-Sunnyday		83.088					16.667		63.099	1547					
KITTI-13		80.241					40.476		34.096			140			
KITTI-17			83.602												
PETS09-S2L1															
TUD-Campus	84.68		84.68		96.914				64.346						
TUD-Stadtmitte	91.436	71.845	91.609	95.329	96.245				64.596						
Venice-2	45.232		45.386	76.698	71.01	57.692	38.462	3.8462							
COMBINED		78.221	48.681	72.284	75.384				32.026	28845	11060	9419			
Identity: TP5-pedestrian	IDF1				IDFN	IDFP									
ADL-Rundle-6	20.238														
ADL-Rundle-8	59.689					3962									
ETH-Bahnhof		67.553	56.801			2782									
ETH-Pedcross2	55.002	40.204	87.038		3745										
ETH-Sunnyday	85.666	81.055	90.832												
KITTI-13	70.228	64.698													
KITTI-17	86.076	79.649	93.632	544											
PETS09-S2L1	85.925		84.604												
TUD-Campus	86.091	81.894		294											
TUD-Stadtmitte			88.21												
Venice-2	65.895	68.534	63.451		2247										
COMBINED	62.117	60.839	63.449	24278		13986									
· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·														 	

### Pour faire un résumé:

	нота	МОТА	IDF1
TP3	17.2	21.1	20
TP4	15.5	20.5	17
TP5	17.3	22.3	20.2

### Analyse:

On remarque que le TP3 seul à de très bonnes performances. Puis le TP4 ajoute le filtre de Kalman et on remarque des résultats en baisse. Cependant d'un point de vue humain on dirait que les résultats sont meilleurs. Puis le TP5 ajouté le vecteur embedding et on voit maintenant des résultats en hausse. On peut expliquer les résultats à cause des bounding box chaotiques dû à une prédiction pas très fiable. De plus, la comparaison se fait avec le ground truth qui est vraiment parfait, une erreur est rapidement punitive.