Auteur:
Louis PAGNIER

Visual Object Tracking Project

Préambule

Ceci est le rapport PDF, il n'inclut **pas** de vidéos des résultats de mon algorithme pour chaque TP. Afin d'avoir également les vidéos, vous pouvez visiter directement la version Markdown sur la page d'accueil de ce projet GitHub.

Introduction

Ce projet vise à implémenter un tracker multi-cibles (dans notre cas de personnes). Le projet est découpé en 5 TPs impliquants une amélioration continue du projet à chaque étape.

Les étapes sont les suivantes:

- **TP1**: Implémentation d'un filtre de Kalman pour prédire la position d'une balle.
- **TP2**: Association des détections entre 2 frames grâce l'IoU *(Intersection Over Union)*
- **TP3**: Utilisation de l'algorithme hongrois pour déterminer la meilleure distribution de la matrice de similarité.
- **TP4**: Application du filtre de Kalman développé dans le TP1 à notre algorithme actuelle.
- **TP5**: Ajout d'un modèle de deep learning capable d'extraire des vecteurs de features et mesure de nos algorithmes à l'aide du script TrackEval.

Les 5 TPs se trouvent dans le dossier **src/**.
Le premier TP est dans son dossier à part, tandis que les TP2-5 sont directement à la racine du dossier `src/`.

Architecture du projet

```
.
├── README.md                                   // Rapport Markdown (GitHub)
├── Report.pdf                                  // Rapport PDF (sans vidéos)
├── assets                                      // Images nécéssaires au
rapport
├── pyproject.toml                              // Dépendances pour Poetry
└── src                                         // Code des 5 TPs
    ├── TP1
    |   ├── Detector.py
    |   ├── KalmanFilter.py
    |   ├── objTracking.py
    |   └── randomball.avi
    ├── tp2.py
    ├── tp3.py
    ├── tp4.py
    ├── tp5.py
    ...
    ├── img1
    |   └── ...                                 // Dataset MOT15 ADL-Rundle-6
    ├── det
    |   └── det.txt                             // Détections fournies
    └── results                                 // Résultats des
identifications
        ├── TP3.txt
        ├── TP4.txt
        └── TP5.txt
```

TP1

Dans ce TP, j'ai implémenté la classe `KalmanFilter` avec les formules données dans le PDF.

Ce filtre possède une méthode `__init__` qui permet d'initialiser les données internes du filtre nécéssaires aux calculs.

Il y a également les méthodes `predict` et `update` permettant respectivement de

prédire la prochaine position à partir des positions précédentes, et la seconde de mettre à jour la position actuelle à partir d'une vérité terrain.

TP2

Pour ce TP ainsi que les TP suivants, le jeu de données utilisé est: *MOT15 ADL-Rundle-6*.

L'algorithme de mon programme est découpé en plusieurs étapes:

1. Création d'un dictionnaire comprenant toutes les détections groupées par n° de frame. (1ère partie de `process_frames`.
2. Ensuite, pour chaque frame, je calcul la matrice de similarité entre cette frame et celle d'après: `compute_similarity_matrix(detections_dict, i_frame, i_frame + 1)`.
3. Pour chaque détection, je prend celle *dans la frame suivante* qui est le plus similaire, et je lui assigne l'identifiant de celle qui lui correspond le plus *dans la frame actuelle*.

Algorithme Principale

```
def process_frames(detections_lines, sigma_iou):

    # On commence par créer un dictionnaire contenant les détections pour
chaque frame
    detections_dict = {}
    for detection in detections_lines:
        detection = detection.split(',')
        frame, _, x, y, width, height, conf, _, _, _ = [int(float(d)) for
d in detection]
        if frame not in detections_dict:
            detections_dict[frame] = []
        detections_dict[frame].append([x, y, width, height, conf, None])

    # On traite chaque frame en utilisant la matrice de similarité
    counter = 0
    for i_frame in range(1, 526):
        matrix = compute_similarity_matrix(detections_dict, i_frame,
i_frame + 1)
```

```
        for i in range(len(matrix)):
            max_iou = max(matrix[i])

            if detections_dict[i_frame][i][5] is None:
                # Si la détection n'a pas encore d'identifiant,
                # on lui en assigne un nouveau
                detections_dict[i_frame][i][5] = counter
                counter += 1

            if max_iou > sigma_iou:
                # Si la détection a une similarité suffisante avec une
autre
                # détection, on lui assigne le même ID
                j = matrix[i].index(max_iou)
                detections_dict[i_frame + 1][j][5] =
detections_dict[i_frame][i][5]
```

Avec pour chaque détection `dict[5] = id`.

TP3

Ce TP reprend le principe du TP précédent mais ajoute l'*algorithme hongarien* afin d'attribuer à chaque track une *unique* détection en trouvant la combinaison maximisant le score total.

Pour utiliser cet algorithme, j'ai utilisé comme indiqué dans le PDF la fonction `linear_sum_assignment` du module `scipy.optimize`.

Mon programme pour ce TP reprend une grande partie du précédent, mais j'ai tout de même refactorisé une partie du code pour qu'il soit plus simple à utiliser pour les TPs suivants.

Algorithme de mise à jour des tracks

```
def update_tracks(tracks, detections_dict, i_frame, sigma_iou, counter):

    matrix =
compute_similarity_matrix_hungarian(detections_dict[i_frame], tracks)
```

```
    row_ind, col_ind = hungarian_algorithm(matrix)

    for i in range(len(row_ind)):
        # Si le match l'IoU est trop faible, on supprime la track (id:
-1)
        if matrix[row_ind[i]][col_ind[i]] < sigma_iou:
            tracks[col_ind[i]][5] = -1
        # Sinon, on met à jour la track par rapport à la détection
associée
        else:
            track_id = tracks[col_ind[i]][5]
            tracks[col_ind[i]] = detections_dict[i_frame][row_ind[i]]
            tracks[col_ind[i]][5] = track_id
            tracks[col_ind[i]][6] = matrix[row_ind[i]][col_ind[i]]

    # Ici, on créé une nouvelle track pour chaque détection qui n'en a
pas
    for i in range(len(detections_dict[i_frame])):
        if detections_dict[i_frame][i][5] is None:
            detections_dict[i_frame][i][5] = counter[0]
            tracks.append(detections_dict[i_frame][i])

            # counter est une liste pour que la valeur soit passée par
référence
            counter[0] += 1

    # On filtre les tracks pour retirer celles marquées comme supprimées
    tracks = [track for track in tracks if track[5] != -1]

    return tracks
```

TP4

Le filtre de Kalman permet d'améliorer la précision de l'alogrithme car il va essayer de déterminer la prochaine position d'une détection en fonction de ses positions précédentes. Ainsi, on peut s'en servir pour calculer l'IoU entre cette prédiction et les détections de la frame suivante.

L'implémentation du filtre de Kalman au programme m'a fait revoir une grande partie du code. En effet, maintenant mes listes ne contiennent plus des listes de nombres mais des objet `Track` enveloppant un filtre `KalmanFilter`.

```python
class Track:
    def __init__(self, x, y, width, height, conf_d, track_id = None):
        self.width = width
        self.height = height
        self.centroid = (x + width / 2, y + height / 2)
        self.old_centroid = self.centroid
        self.conf_d = conf_d
        self.conf_h = 1
        self.track_id = track_id
        self.kalman_filter = KalmanFilter(dt=0.3, u_x=1, u_y=1,
std_acc=1,
                                          x_std_meas=0.1, y_std_meas=0.1,
                                          start_x=self.centroid[0],
                                          start_y=self.centroid[1])
        self.predict()

    def get_coordinates(self) -> Tuple[int, int, int, int]:
        # Retourne les coordonnées actuelles de la track: (x, y, largeur,
hauteur)
        x = self.kalman_filter.x_k_[0][0] - self.width / 2
        y = self.kalman_filter.x_k_[1][0] - self.height / 2
        return x, y, self.width, self.height

    def predict(self) -> None:
        # Met à jour la track avec la prédiction du filtre de Kalman
        tmp_centroid = self.kalman_filter.x_k_[0][0],
self.kalman_filter.x_k_[1][0]
        self.kalman_filter.predict()
        self.old_centroid = tmp_centroid
        self.centroid = self.kalman_filter.x_k_[0][0],
self.kalman_filter.x_k_[1][0]

    def update(self, z_k: np.ndarray) -> None:
        # Met à jour la track avec une vraie détection
        self.kalman_filter.update(z_k)
        self.centroid = self.kalman_filter.x_k_[0][0],
self.kalman_filter.x_k_[1][0]

    def clone(self) -> 'Track':
        # Créer une copie de la track
        x = self.kalman_filter.x_k_[0][0] - self.width / 2
        y = self.kalman_filter.x_k_[1][0] - self.height / 2
        return Track(x, y, self.width, self.height, self.conf_d,
self.track_id)
```

Pour ce TP, les trois grandes étapes de l'algorithmes sont les suivantes:

```
# On prédit la position des tracks
for track in tracks:
    track.predict()

# On associe les détections aux tracks, et on crée de nouvelles tracks si
nécessaire
tracks = update_tracks(tracks, detections_dict, i_frame, sigma_iou,
counter)

# On met à jour la position des tracks avec les détections associées
for track in tracks:
    for detection in detections_dict[i_frame]:
        if track.track_id == detection.track_id:
            new_x = detection.centroid[0]
            new_y = detection.centroid[1]
            track.update(np.array([[new_x], [new_y]]))
            break
```

TP5

Dans ce dernier TP, j'ai ajouter au calcul de similarité du score une similarité cosinus entre les vecteurs de features des détections.

Pour obtenir les vecteurs de features, j'ai utlisé le modèle *ResNet18* pré-entraîné sur *ImageNet*.

Pour obtenir les vecteurs de features, il faut récupérer l'avant-dernière couche du modèle.

Je fais ensuite une moyenne entre l'IoU et la similarité cosinus pour obtenir le score final qui sera ensuite passé à l'algorithme hongrois.

Résultats

Voici les résultats obtenus l'aide du script `TrackEval` sur les TP3, 4 et 5.

TP3

All sequences for TP3Track finished in 1.42 seconds

HOTA: TP3Track-pedestrian	HOTA	DetA	AssA	DetRe	DetPr	AssRe	AssPr	LocA	OWTA	HOTA(0)	LocA(0)	HOTALocA(0)
ADL-Rundle-6	17.577	31.563	10.056	44.151	45.115	10.497	60.35	74.647	20.913	26.348	61.489	16.201
ADL-Rundle-8	50.136	42.473	59.466	64.39	51.185	64.879	78.407	82.262	61.849	64.3	76.786	49.373
ETH-Bahnhof	49.332	49.76	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	77.316	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	57.796	66.794	78.225	52.249
KITTI-17	65.819	67.111	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	72.178	68.321	73.354	79.493	67.668	88.448	74.897	66.245
TUD-Campus	65.434	62.782	68.271	67.717	75.032	74.304	73.835	79.648	67.956	90.212	74.449	67.162
TUD-Stadtmitte	63.243	65.932	61.173	70.688	71.368	70.999	66.49	76.57	65.693	89.398	71.442	63.867
Venice-2	48.961	45.249	53.144	60.948	56.428	58.579	75.212	80.563	56.87	64.064	76.123	48.768
COMBINED	49.301	45.78	53.446	59.108	59.792	62.751	72.054	81.109	56.158	64.019	75.498	48.333

CLEAR: TP3Track-pedestrian	MOTA	MOTP	MODA	CLR_Re	CLR_Pr	MTR	PTR	MLR	sMOTA	CLR_TP	CLR_FN	CLR_FP	IDSW	MT	PT	ML	Frag
ADL-Rundle-6	6.6281	71.64	11.419	54.642	55.834	0	91.667	8.3333	-8.8682	2737	2272	2165	240	0	22	2	302
ADL-Rundle-8	28.704	79.577	28.911	77.355	61.491	64.286	21.429	14.286	12.906	5247	1536	3286	14	18	6	4	57
ETH-Bahnhof	49.307	80.01	49.529	84.229	70.823	59.649	18.713	21.637	32.47	4561	854	1879	12	102	32	37	105
ETH-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	76	13
ETH-Sunnyday	77.18	83.088	77.287	83.262	93.305	60	16.667	23.333	63.099	1547	311	111	2	18	5	7	10
KITTI-13	47.113	80.241	47.507	65.879	78.193	33.333	40.476	26.19	34.096	502	260	140	3	14	17	11	5
KITTI-17	83.309	81.133	83.602	84.334	99.139	55.556	44.444	0	67.397	576	107	5	2	5	4	0	4
PETS09-S2L1	87.265	75.725	87.489	95.331	92.399	94.737	5.2632	0	64.124	4267	209	351	10	18	1	0	62
TUD-Campus	84.68	76.752	84.68	87.465	96.914	75	25	0	64.346	314	45	10	0	6	2	0	4
TUD-Stadtmitte	91.436	71.845	91.609	95.329	96.245	100	0	0	64.596	1102	54	43	2	10	0	0	2
Venice-2	45.232	77.477	45.386	76.698	71.01	57.692	38.462	3.8462	27.957	5477	1664	2236	11	15	10	1	15
COMBINED	45.801	78.183	46.578	72.718	73.558	45	27.4	27.6	29.937	29018	10887	10431	310	225	137	138	579

Identity: TP3Track-pedestrian	IDF1	IDR	IDP	IDTP	IDFN	IDFP
ADL-Rundle-6	19.715	19.505	19.931	977	4032	3925
ADL-Rundle-8	59.689	67.389	53.568	4571	2212	3962
ETH-Bahnhof	61.712	67.553	56.801	3658	1757	2782
ETH-Pedcross2	55.002	40.204	87.038	2518	3745	375
ETH-Sunnyday	85.666	81.055	90.832	1506	352	152
KITTI-13	70.228	64.698	76.791	493	269	149
KITTI-17	86.076	79.649	93.632	544	139	37
PETS09-S2L1	85.925	87.288	84.604	3907	569	711
TUD-Campus	86.091	81.894	90.741	294	65	30
TUD-Stadtmitte	87.788	87.37	88.21	1010	146	135
Venice-2	65.895	68.534	63.451	4894	2247	2819
COMBINED	61.426	61.075	61.781	24372	15533	15077

Count: TP3Track-pedestrian	Dets	GT_Dets	IDs	GT_IDs
ADL-Rundle-6	4902	5809	667	24
ADL-Rundle-8	8533	6783	66	28
ETH-Bahnhof	6448	5415	108	171
ETH-Pedcross2	2893	6263	57	133
ETH-Sunnyday	1658	1858	24	30
KITTI-13	642	762	38	42
KITTI-17	581	683	9	9
PETS09-S2L1	4618	4476	26	19
TUD-Campus	324	359	6	8
TUD-Stadtmitte	1145	1156	9	10
Venice-2	7713	7141	58	26
COMBINED	39449	39905	1060	500

TP4

```
All sequences for TP4Track finished in 1.42 seconds

HOTA: TP4Track-pedestrian         HOTA     DetA     AssA     DetRe    DetPr    AssRe    AssPr    LocA     OWTA     HOTA(0)  LocA(0)  HOTALocA(0)
ADL-Rundle-6                      17.331   31.52    9.811    44.088   45.124   10.297   61.06    74.693   20.623   26.247   61.64    16.179
ADL-Rundle-8                      50.136   42.473   59.466   64.39    51.185   64.879   78.487   82.262   61.849   64.3     76.786   49.373
ETH-Bahnhof                       49.332   49.76    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   77.316   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   57.796   66.794   78.225   52.249
KITTI-17                          65.819   67.111   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   72.178   68.321   73.354   79.493   67.668   88.448   74.897   66.245
TUD-Campus                        65.434   62.782   68.271   67.717   75.032   74.304   73.835   79.648   67.956   90.212   74.449   67.162
TUD-Stadtmitte                    63.243   65.932   61.173   70.688   71.368   70.999   66.49    76.57    65.693   89.398   71.442   63.867
Venice-2                          48.961   45.249   53.144   60.948   56.428   58.579   75.212   80.563   56.87    64.064   76.123   48.768
COMBINED                          49.29    45.776   53.425   59.1     59.796   62.734   72.098   81.116   56.143   64.01    75.522   48.342

CLEAR: TP4Track-pedestrian        MOTA     MOTP     MODA     CLR_Re   CLR_Pr   MTR      PTR      MLR      sMOTA    CLR_TP   CLR_FN   CLR_FP   IDSW     MT       PT       ML       Frag
ADL-Rundle-6                      5.8095   71.569   11.579   54.642   55.926   0        91.667   8.3333   -9.7255  2737     2272     2157     289      0        22       2        298
ADL-Rundle-8                      28.704   79.577   28.911   77.355   61.491   64.286   21.429   14.286   12.986   5247     1536     3286     14       18       6        4        57
ETH-Bahnhof                       49.307   80.01    49.529   84.229   70.823   59.649   18.713   21.637   32.47    4561     854      1879     12       102      32       37       105
ETH-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       76       13
ETH-Sunnyday                      77.18    83.088   77.287   83.262   93.305   60       16.667   23.333   63.099   1547     311      111      2        18       5        7        10
KITTI-13                          47.113   80.241   47.507   65.879   78.193   33.333   40.476   26.19    34.096   502      260      140      3        14       17       11       5
KITTI-17                          83.309   81.133   83.602   84.334   99.139   55.556   44.444   0        67.397   576      107      5        2        5        4        0        4
PETS09-S2L1                       87.265   75.725   87.489   95.331   92.399   94.737   5.2632   0        64.124   4267     209      351      10       18       1        0        62
TUD-Campus                        84.68    76.752   84.68    87.465   96.914   75       25       0        64.346   314      45       10       0        6        2        0        4
TUD-Stadtmitte                    91.436   71.845   91.609   95.329   96.245   100      0        0        64.596   1102     54       43       2        10       0        0        2
Venice-2                          45.232   77.477   45.386   76.698   71.01    57.692   38.462   3.8462   27.957   5477     1664     2236     11       15       10       1        15
COMBINED                          45.699   78.176   46.598   72.718   73.573   45       27.4     27.6     29.829   29018    10887    10423    359      225      137      138      575

Identity: TP4Track-pedestrian     IDF1     IDR      IDP      IDTP     IDFN     IDFP
ADL-Rundle-6                      18.621   18.407   18.839   922      4087     3972
ADL-Rundle-8                      59.689   67.389   53.568   4571     2212     3962
ETH-Bahnhof                       61.712   67.553   56.801   3658     1757     2782
ETH-Pedcross2                     55.002   40.204   87.038   2518     3745     375
ETH-Sunnyday                      85.666   81.055   90.832   1506     352      152
KITTI-13                          70.228   64.698   76.791   493      269      149
KITTI-17                          86.076   79.649   93.632   544      139      37
PETS09-S2L1                       85.925   87.288   84.604   3907     569      711
TUD-Campus                        86.091   81.894   90.741   294      65       30
TUD-Stadtmitte                    87.788   87.37    88.21    1010     146      135
Venice-2                          65.895   68.534   63.451   4894     2247     2819
COMBINED                          61.294   60.937   61.654   24317    15588    15124

Count: TP4Track-pedestrian        Dets     GT_Dets  IDs      GT_IDs
ADL-Rundle-6                      4894     5809     811      24
ADL-Rundle-8                      8533     6783     66       28
ETH-Bahnhof                       6440     5415     108      171
ETH-Pedcross2                     2893     6263     57       133
ETH-Sunnyday                      1658     1858     24       30
KITTI-13                          642      762      38       42
KITTI-17                          581      683      9        9
PETS09-S2L1                       4618     4476     26       19
TUD-Campus                        324      359      6        8
TUD-Stadtmitte                    1145     1156     9        10
Venice-2                          7713     7141     50       26
COMBINED                          39441    39905    1204     500
```

TP5

```
All sequences for TP5Track finished in 1.43 seconds

HOTA: TP5Track-pedestrian         HOTA     DetA     AssA     DetRe    DetPr    AssRe    AssPr    LocA     OWTA     HOTA(0)  LocA(0)  HOTALocA(0)
ADL-Rundle-6                      17.357   31.456   9.8432   44.025   45.059   10.627   58.249   74.693   20.655   26.444   61.543   16.274
ADL-Rundle-8                      50.136   42.473   59.466   64.39    51.185   64.879   78.407   82.262   61.849   64.3     76.786   49.373
ETH-Bahnhof                       49.332   49.76    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   77.316   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   57.796   66.794   78.225   52.249
KITTI-17                          65.819   67.111   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   72.178   68.321   73.354   79.493   67.668   88.448   74.897   66.245
TUD-Campus                        65.434   62.782   68.271   67.717   75.032   74.304   73.835   79.648   67.956   90.212   74.449   67.162
TUD-Stadtmitte                    63.243   65.932   61.173   70.688   71.368   70.999   66.49    76.57    65.693   89.398   71.442   63.867
Venice-2                          48.961   45.249   53.144   60.948   56.428   58.579   75.212   80.563   56.87    64.064   76.123   48.768
COMBINED                          49.29    45.766   53.436   59.092   59.788   62.773   71.852   81.117   56.145   64.022   75.51    48.343

CLEAR: TP5Track-pedestrian        MOTA     MOTP     MODA     CLR_Re   CLR_Pr   MTR      PTR      MLR      sMOTA    CLR_TP   CLR_FN   CLR_FP   IDSW   MT       PT       ML       Frag
ADL-Rundle-6                      5.5101   71.587   11.38    54.542   55.823   0        91.667   8.3333   -9.9871  2732     2277     2162     294    0        22       2        299
ADL-Rundle-8                      28.704   79.577   28.911   77.355   61.491   64.286   21.429   14.286   12.906   5247     1536     3286     14     18       6        4        57
ETH-Bahnhof                       49.307   80.01    49.529   84.229   70.823   59.649   18.713   21.637   32.47    4561     854      1879     12     102      32       37       105
ETH-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       76       13
ETH-Sunnyday                      77.18    83.088   77.287   83.262   93.305   60       16.667   23.333   63.099   1547     311      111      2      18       5        7        10
KITTI-13                          47.113   80.241   47.507   65.879   78.193   33.333   40.476   26.19    34.096   502      260      140      3      14       17       11       5
KITTI-17                          83.309   81.133   83.602   84.334   99.139   55.556   44.444   0        67.397   576      107      5        2      5        4        0        4
PETS09-S2L1                       87.265   75.725   87.489   95.331   92.399   94.737   5.2632   0        64.124   4267     289      351      10     18       1        0        62
TUD-Campus                        84.68    76.752   84.68    87.465   96.914   75       25       0        64.346   314      45       10       0      6        2        0        4
TUD-Stadtmitte                    91.436   71.845   91.609   95.329   96.245   100      0        0        64.596   1102     54       43       2      10       0        0        2
Venice-2                          45.232   77.477   45.386   76.698   71.01    57.692   38.462   3.8462   27.957   5477     1664     2236     11     15       10       1        15
COMBINED                          45.661   78.179   46.573   72.705   73.561   45       27.4     27.6     29.796   29013    10892    10428    364    225      137      138      576

Identity: TP5Track-pedestrian     IDF1     IDR      IDP      IDTP     IDFN     IDFP
ADL-Rundle-6                      19.327   19.106   19.555   957      4052     3937
ADL-Rundle-8                      59.689   67.389   53.568   4571     2212     3962
ETH-Bahnhof                       61.712   67.553   56.801   3658     1757     2782
ETH-Pedcross2                     55.002   40.204   87.038   2518     3745     375
ETH-Sunnyday                      85.666   81.055   90.832   1506     352      152
KITTI-13                          70.228   64.698   76.791   493      269      149
KITTI-17                          86.076   79.649   93.632   544      139      37
PETS09-S2L1                       85.925   87.288   84.604   3907     569      711
TUD-Campus                        86.091   81.894   90.741   294      65       30
TUD-Stadtmitte                    87.788   87.37    88.21    1010     146      135
Venice-2                          65.895   68.534   63.451   4894     2247     2819
COMBINED                          61.382   61.025   61.743   24352    15553    15089

Count: TP5Track-pedestrian        Dets     GT_Dets  IDs      GT_IDs
ADL-Rundle-6                      4894     5009     717      24
ADL-Rundle-8                      8533     6783     66       28
ETH-Bahnhof                       6440     5415     108      171
ETH-Pedcross2                     2893     6263     57       133
ETH-Sunnyday                      1658     1858     24       30
KITTI-13                          642      762      38       42
KITTI-17                          581      683      9        9
PETS09-S2L1                       4618     4476     26       19
TUD-Campus                        324      359      6        8
TUD-Stadtmitte                    1145     1156     9        10
Venice-2                          7713     7141     50       26
COMBINED                          39441    39905    1110     500
```

Si on compare les métriques principales, on a le tableau suivant:

TP	HOTA	MOTA	IDF1
TP3	17.577	6.628	19.715
TP4	17.331	5.890	18.621
TP5	17.357	5.510	19.327

J'obtiens les meilleurs résultats avec le TP3 seul (l'algorithme hongrois).
En ajoutant le filtre de Kalman, les performances baissent. On peut essayer d'expliquer ça par le fait que les détections fournies dans `det.txt` sont un peu chaotiques et semblent se téléporter, ce qui fait faire des mauvaises prédictions au filtre de Kalman.