

8INF912 - Sujet spécial en Machine Learning

Food Recognition

Université du Québec à Chicoutimi

Georges Cosson
11/06/2019

Présentation du projet

Le but de ce projet est de reconnaître les aliments d'une assiette à partir d'une photographie de ceux-ci. Il s'inscrit dans un cadre plus large visant à fournir un outil aux diabétiques leur permettant d'avoir une estimation des glucides de leur repas à partir d'une simple photographie depuis leur téléphone.

L'intégralité du code est disponible [ici](#).

Travail réalisé

Découverte de la détection d'objets

Découverte

- Recherche de datasets de nourriture et d'aliments
- Recherches et compréhension des différents algorithmes
- Familiarisation avec le dataset [Food-101](#)

Première expérience

- Mise en place d'une instance IBM Cloud Storage
- Upload d'une partie du dataset sur celle-ci
- Utilisation de l'outil Cloud Annotation Tool pour annoter ces images
- Entraînement d'un modèle SSD MobileNet sur une instance IBM Cloud Computing
- Récupération du modèle
- Installation et configuration d'une application ReactJS pour tester le résultat sur ma webcam

Bilan

Le dataset était beaucoup trop petit pour avoir des résultats pertinents. De plus, le choix de pouvoir détecter les aliments à partir d'une vidéo (ou webcam) n'est pas pertinent, on n'a pas besoin de sacrifier la performance pour augmenter le temps de calcul.

Création d'un dataset personnalisé

J'ai extrait environ 15 classes du dataset Food101, en choisissant celles qui avaient beaucoup de chance de contenir d'autres classes dans leurs images, afin de gagner du temps de scrapping et de labélisation (ex: burger, ketchup et fries souvent ensemble).

De plus, j'ai scrappé Google Images pour obtenir des classes personnalisées comme "salad", "ketchup" ou "bread" à l'aide de l'outil de téléchargement [Bulk Image Downloader](#).

J'ai donc obtenu environ 1900 images pour 19 classes, soit plus ou moins 100 images par classe. J'ai ensuite redimensionné celles-ci en format 250x250 pixels.

```
>>> df.count
<bound method DataFrame.count of
class
apple_pie          300    300    300    300    300    300    300
beer                1      1      1      1      1      1      1
bolonese_pasta     112    112    112    112    112    112    112
bread              169    169    169    169    169    169    169
burger             340    340    340    340    340    340    340
carbonara          89     89     89     89     89     89     89
carbonara_pasta    2      2      2      2      2      2      2
chantilly          53     53     53     53     53     53     53
coffee            1      1      1      1      1      1      1
cream              3      3      3      3      3      3      3
fries              2      2      2      2      2      2      2
fries              383    383    383    383    383    383    383
hotdog             122    122    122    122    122    122    122
icecream           515    515    515    515    515    515    515
ketchup            102    102    102    102    102    102    102
omelette           323    323    323    323    323    323    323
pie                2      2      2      2      2      2      2
potatoes           1      1      1      1      1      1      1
rice               290    290    290    290    290    290    290
salad              161    161    161    161    161    161    161
sandwich           1      1      1      1      1      1      1>
>>> len(df.index)
21
```

Annotation du dataset avec l'outil [LabelImg](#) au format PascalVOC.

Mise en place d'une VM AWS

Suite à de nombreux problèmes dans l'installation et configuration des outils de compilation de Tensorflow et de Python sous Windows, j'ai décidé de migrer sous Linux. J'ai donc mis en place une VM chez Amazon Web Services. VM de type g3.4xlarge, optimisée pour les calculs GPU (16 coeurs, 47 ECU et 122Gio de mémoire). Ensuite mise en place des dépendances et de Tensorflow.

Formattage & Répartition des données

- Transfert du dataset vers l'instance AWS

```
scp -i <key_path> -r <user>@<server> <local_path>
```

- Conversion des annotations du format PascalVOC vers un format CSV

```
python voc_to_csv.py
```

- Mise en place d'un script de séparation des ensembles de test et d'entrainement

```
python labels_test_train_split.py
```

- Compilation du dataset en un fichier tfrecord, à réaliser deux fois pour les subsets d'entrainement et de test.

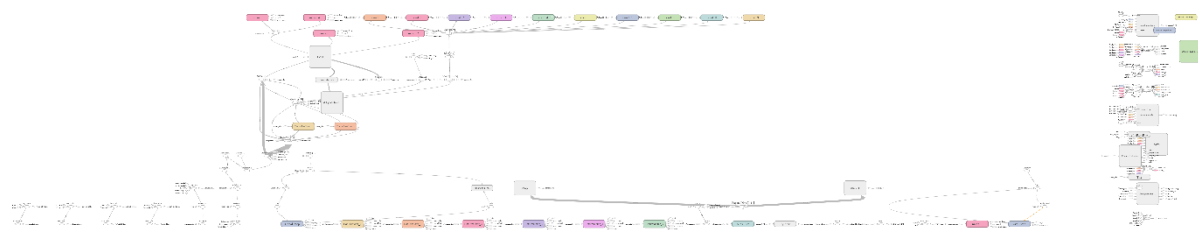
```
python generate_tfrecord.py
```

- Création du fichier de mappage des classes

Modèle

On utilise la méthode du transfer learning pour initialiser notre modèle à partir d'un modèle pré-entraîné sur des énormes quantités de données.

Nous avons le choix entre les modèles "légers" et plus "approximatifs", et des modèles plus lents et "précis". J'ai choisi la seconde catégorie suite à ma première expérience décrite plus haut. Le modèle est inception v2 entraîné sur le dataset Coco. On a fait le choix de reconnaître le bon aliment en plus de temps de calcul.



Installation

- On clone le projet à partir du GitHub de Tensorflow
- On l'intègre à notre projet et on configure le pipeline

Entraînement

On lance l'entraînement

```
python ../object_detection/model_main.py \
  --pipeline_config_path=training/inception_v2.config \
  --model_dir=resulting_model/ \
  --num_train_steps=50000 \
  --sample_1_of_n_eval_examples=1 \
  --alsologtostderr
```

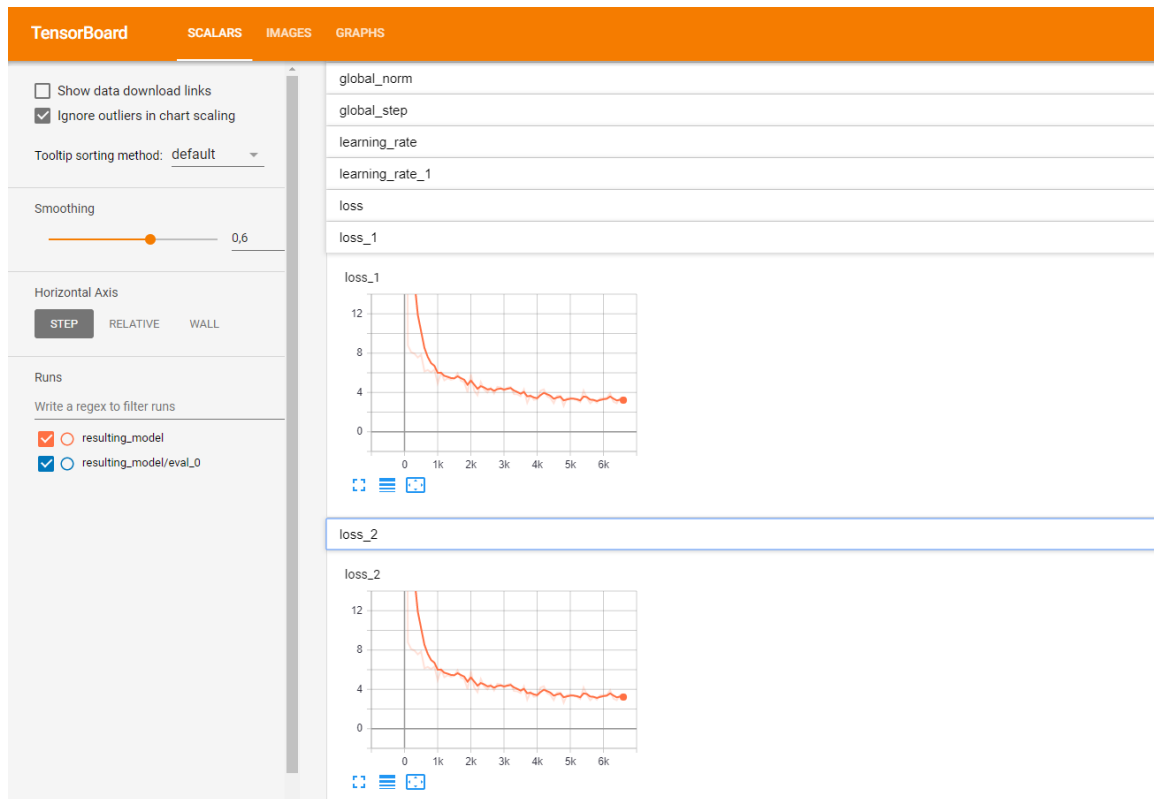
The screenshot shows a terminal window with the following output:

```
python ../object_detection/model_main.py \
  --pipeline_config_path=training/inception_v2.config \
  --model_dir=resulting_model/ \
  --num_train_steps=50000 \
  --sample_1_of_n_eval_examples=1 \
  --alsologtostderr
```

The output shows the training progress, including the number of steps completed, the current loss, and the accuracy. The training is running on a GPU (Tesla K80) and is taking approximately 1.5 hours to complete.

On supervise l'entrainement avec TensorBoard (évaluation jobs).

```
ssh -L 127.0.0.1:<remote_port>:127.0.0.1:<local_port> <user>@<server>
cd path/to/project
tensorboard log_dir=.
```



Enfin on sauvegarde le model en tant que fichier .pb.

```
python export_inference_graph.py \
  --input_type image_tensor \
  --pipeline_config_path training/inception_v2.config \
  --trained_checkpoint_prefix resulting_model/model.ckpt-2406
  --output_directory ./fine_tuned_model
```

Planification

- Script de conversion du modèle du format .pb à JSON pour l'utiliser sur le web en NodeJS (avec Tensorflow JS)
- Modifier l'application "démon" pour pouvoir tester sur des images et non sur la webcam le nouveau modèle.

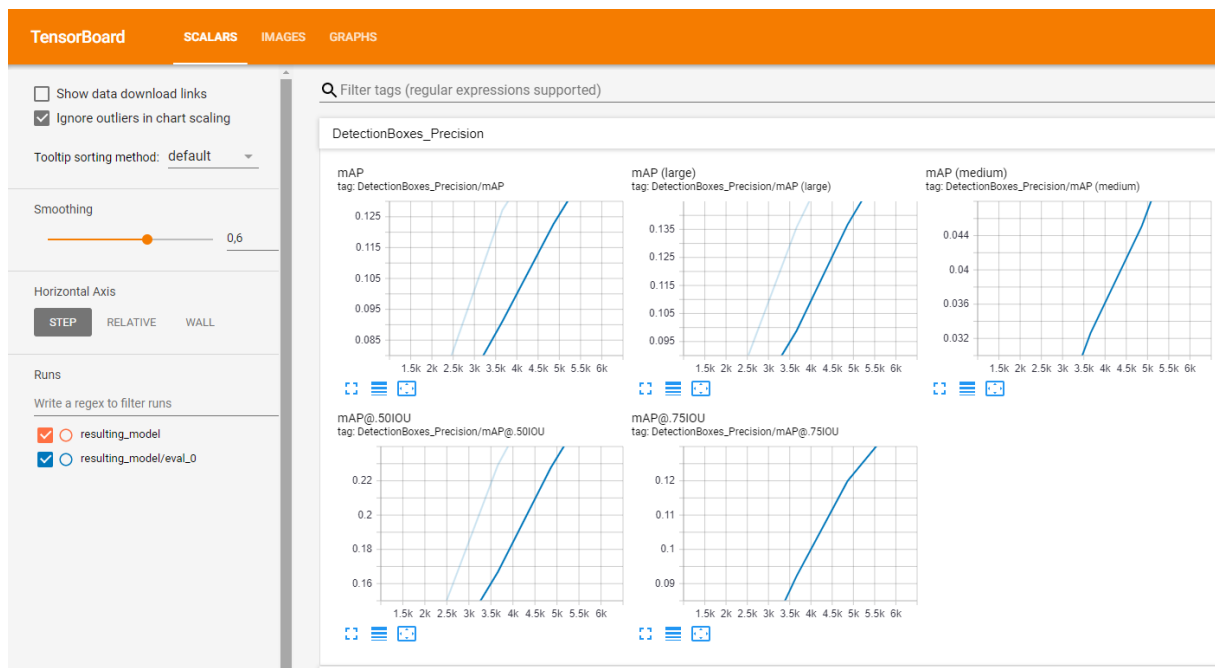
- Réitérer la recherche du meilleur modèle sur lequel réentraîner
- Optimisation du modèle choisi
- Mise en place d'une API servant notre modèle
- Refactor l'architecture du projet pour respecter les bonnes pratiques
- Ajouter des classes à reconnaître

Bilan

J'ai rencontré beaucoup de difficultés à mettre en place un environnement de travail sous Windows, de plus la création d'un dataset est un processus très long et répétitif.

J'ai pris beaucoup de plaisir à mettre en place un dataset unique, et à le coupler à un modèle de Deep Learning. De plus, malgré beaucoup d'optimisations possibles, le modèle reconnaît déjà ses premières images.

Annexes



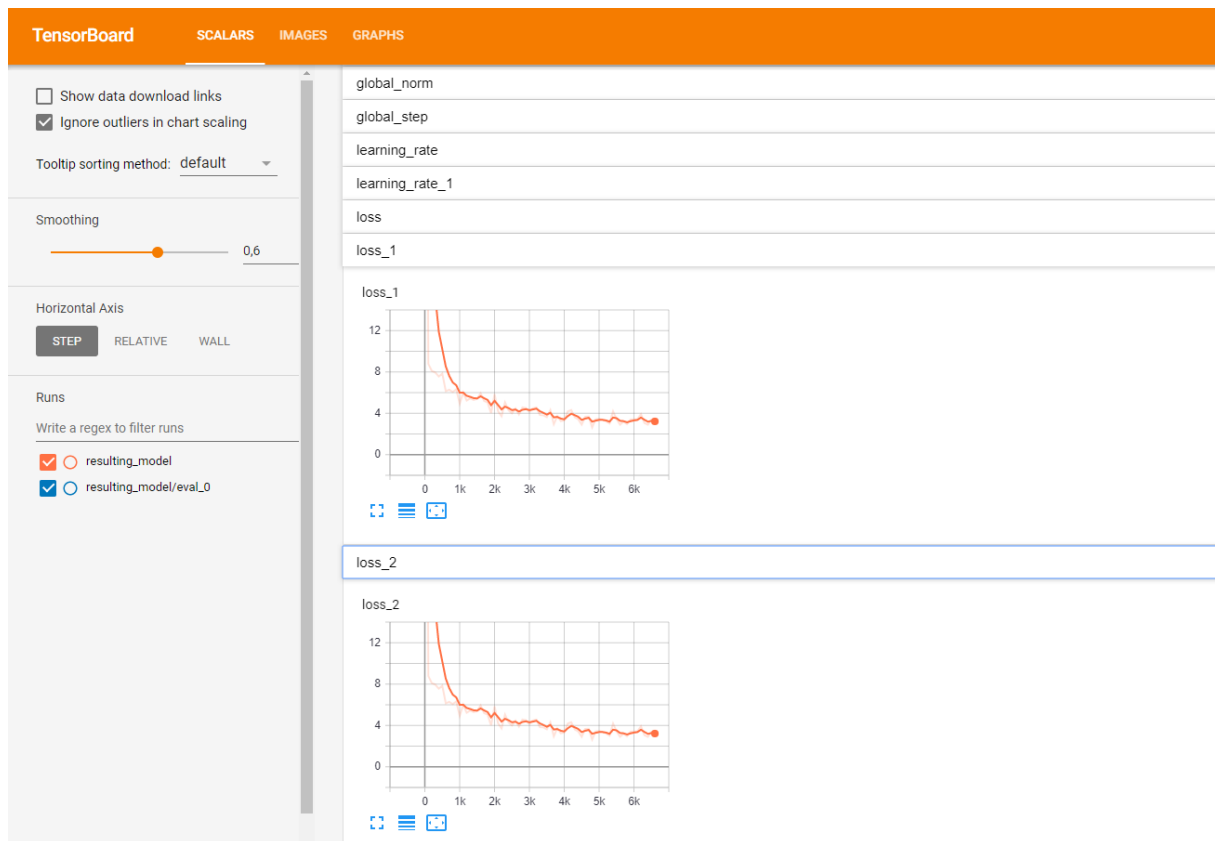


Figure 1: Capture d'écran de TensorBoard

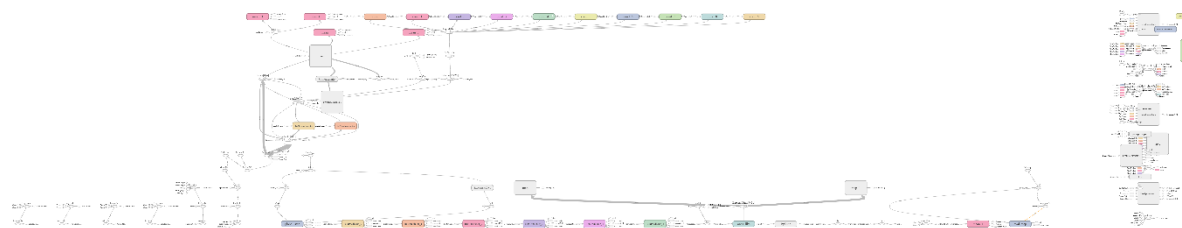


Figure 2: Graph d'Inception v2

```
>>> df.count
<bound method DataFrame.count of
class
apple_pie          300    300    300    300    300    300    300
beer                1      1      1      1      1      1      1
bolonese_pasta     112    112    112    112    112    112    112
bread              169    169    169    169    169    169    169
burger             340    340    340    340    340    340    340
carbonara          89     89     89     89     89     89     89
carbonara_pasta    2      2      2      2      2      2      2
chantilly          53     53     53     53     53     53     53
coffee            1      1      1      1      1      1      1
cream              3      3      3      3      3      3      3
fries              2      2      2      2      2      2      2
fries             383    383    383    383    383    383    383
hotdog            122    122    122    122    122    122    122
icecream          515    515    515    515    515    515    515
ketchup           102    102    102    102    102    102    102
omelette          323    323    323    323    323    323    323
pie                2      2      2      2      2      2      2
potatoes           1      1      1      1      1      1      1
rice              290    290    290    290    290    290    290
salad             161    161    161    161    161    161    161
sandwich           1      1      1      1      1      1      1>
>>> len(df.index)
21
```

Figure 3: Capture d'écran des différentes classes

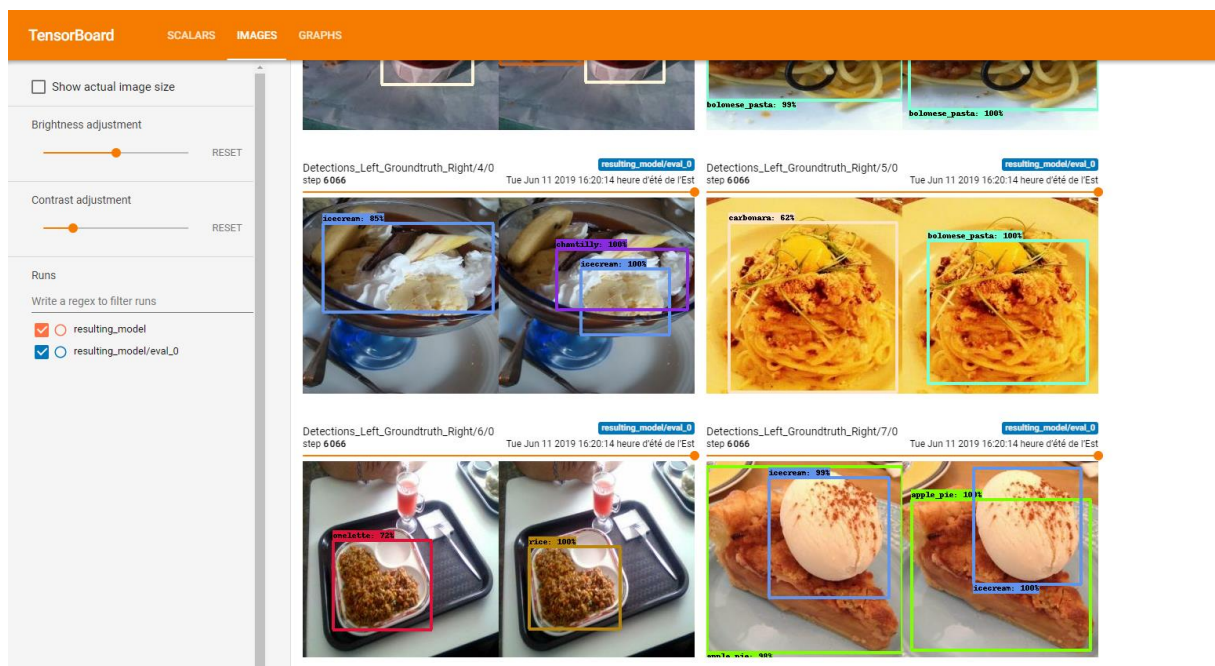


Figure 4: Exemples de prédictions vs annotations

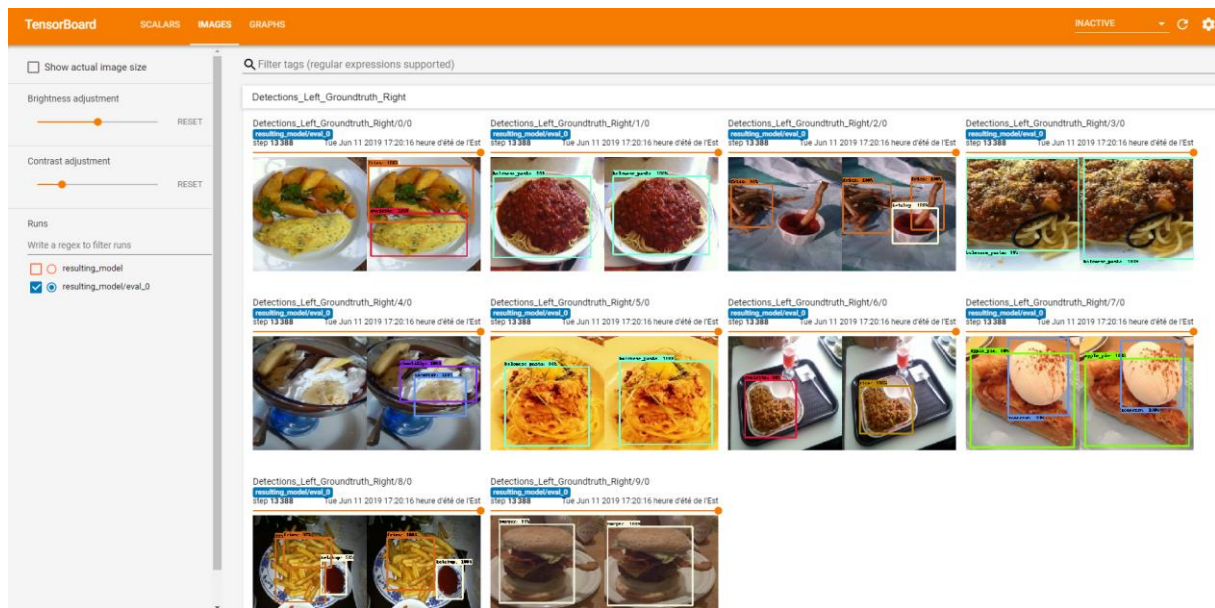


Figure 5: Exemples de prédictions vs annotations

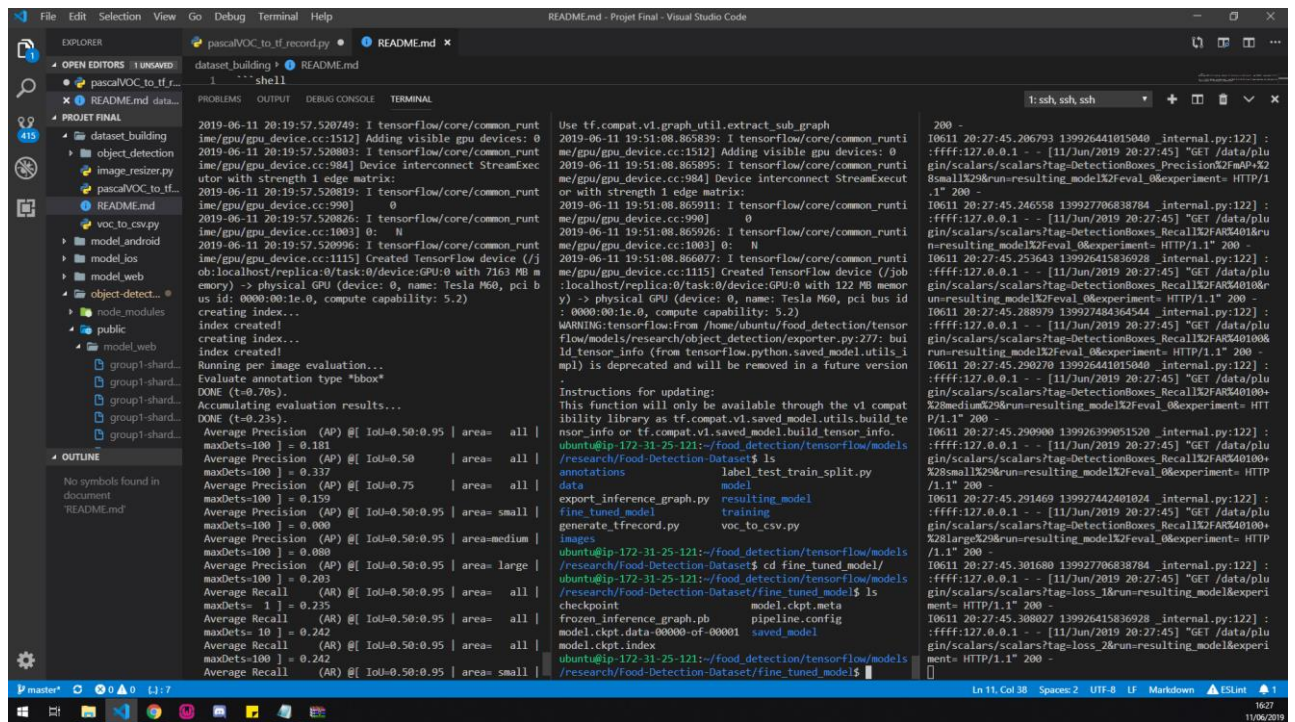


Figure 6: différents terminaux servant à lancer et monitorer l'entrainement du modèle