# L'entraînement de réseaux neuronaux, en pratique



Par: Carl Lemaire



#### **Partenaires financiers**































#### Plan



- 1. Bibliothèques logicielles
- 2. Graphe de calcul
- 3. Matériel
- 4. Gestion des données
- 5. Hyperparamètres

## Les bibliothèques

Numpy, Scikit-Learn, TensorFlow, PyTorch





	Spécialité	Caractéristiques	Matériel
Numpy	Mathématiques numériques	Peut être utilisé pour faire des NN (don't)	CPU
Scikit-Learn	ML général	Variété de modèles encapsulés et standardisés (ex. NN)	CPU
TensorFlow (TF) PyTorch	Deep Learning	Flexibilité et expressivité pour les NN	CPU GPU TPU

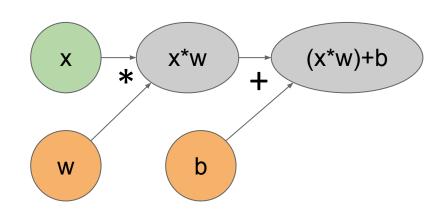
## Graphe de calcul

Explicite, implicite, statique, dynamique





- NN: graphe d'opérations
- Rétropropagation
- Pourquoi construire le graphe?
  - Différentiation automatique





## Construction du graphe

Construction explicite (statique)

- TF 1
- "Define-and-run"

Construction implicite (dynamique)

- TF 2, PyTorch
- "Define-by-run"



## **Graphe explicite**

```
model = Sequential()
model.append(FullyConnectedLayer())
model.append( FullyConnectedLayer() )
# "model" contient le graphe
y = model.predict(x)
```





```
fc1 = FullyConnectedLayer()
fc2 = FullyConnectedLayer()
y = fc2.forward( fc1.forward( x ))
# "y" contient le résultat ET le graphe
(construit pendant le calcul)
```



## **Graphe explicite (TF 1)**

```
in = Input()
fc1, fc2 = FullyConnected(), FullyConnected()
out = fc2(fc1(in))
# "in" et "out" sont des "placeholders"
model = Model(input=in, output=out)
y = model.predict(x) # "y" est le résultat
```



## Construction du graphe

Construction explicite (statique)

- TF 1
- "Define-and-run"
- Désavantages
  - Flot de contrôle (boucles, branchages)
  - Déboguage



## Construction du graphe

Construction implicite (graphe dynamique)

- TF 2, PyTorch
- "Define-by-run"
- Désavantages
  - Manipulation du graphe
  - Optimisation, compilation

## **Dynamique / Statique**





Flexible Moins portable

Optimisé Plus portable

#### **Code (graphe dynamique)**

Langage intermédiaire

**Graphe statique** 

Q

y = torch.matmul(x, w)

TorchScript scripting

TorchScript tracing



y = tf.matmul(x, w)

tf.function + AutoGraph

tf.function tracing

## TF v.s. PyTorch: historique



- Époque antique (avant 2019)
  - Compétition dans les approches
  - TF 1.x
    - explicite seulement
    - orienté production
    - Keras pour simplifier le prototypage
  - PyTorch 0.x
    - implicite seulement
    - orienté prototypage
- Époque contemporaine (depuis 2019)
  - Convergence des approches
  - Définition toujours implicite (define-by-run)
  - Tracing et langage intermédiaire





## **Matériel**

## Accélérateurs (GPU, TPU)



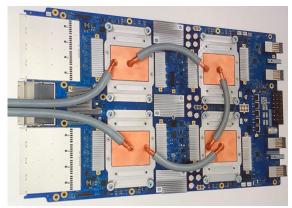
#### GPU

- Graphics Processing Unit
- Spécialisé pour: Géométrie vectorielle

#### • TPU

- Tensor Processing Unit
- Spécialisé pour: Deep Learning
- ~30x plus de performance/Watt en inférence v.s. GPU (Jouppi et al. 2017)
- Seulement chez Google Cloud





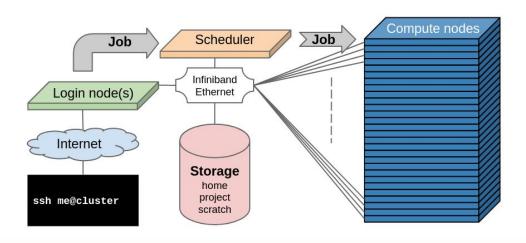
## Grappe de calcul



#### a.k.a. "Superordinateur"

- Centaines de noeuds (ordinateurs) gérés par un ordonnanceur (scheduler)
- Allocation de ressources
- Soumissions de tâches (jobs)
- Stockage partagé(Douleur partagée)

À lire: <u>Using Compute Canada</u> <u>Clusters for ML Research</u>



#### Gestion des données



#### Gestion des données

Situation: ImageNet sur stockage partagé

- Dataset avec 1 million de petites images
- Stockage partagé centralisé (grappe)
- Problème: Accès disque/réseau inefficient
- Solution: Encapsuler et transférer au lieu de calcul
- Exemple: tar (archiver sans compresser)



#### Gestion des données

Situation: Énorme base de données, complexe

- Arborescence de données (tenseurs ou autre)
- Utiliser pickle?
- Problème: Pas possible de tout charger en RAM
- Solution: Utiliser HDF5
- Hierarchical Data Format







	Encapsulation	Hiérarchique	Accès partiel
Dossier de fichiers			
tar	V		
torch.save / pickle	V	V	
HDF5	V	V	V

## Hyperparamètres



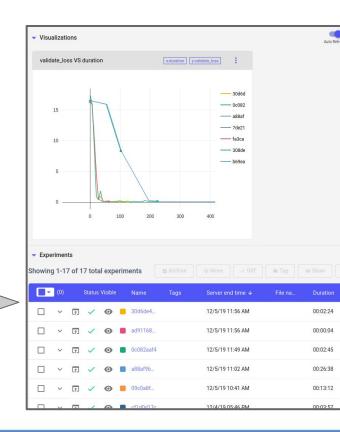


- Paramètres: "poids" dans le réseau
- Hyperparamètres: "configuration"
  - Exemple: # couches, learning rate, weight decay
- Problème d'optimisation en soi!

## Hyperparamètres



- Approches
  - Essai-erreur (a.k.a "l'expérience")
  - Grid search, random search
  - Algorithmes d'optimisation
- Outils
  - Weights & Biases, Comet.ml
  - $\rightarrow$  Ax
  - Keras tuner





#### 1. Connexion

- a. S'assurer de pouvoir se connecter au serveur
- b. Vous aurez tous un username et mot de passe

#### 2. Transfert des données et du code

- a. Base de données TinylmageNet (tinyimagenet.tar)
- b. Code fourni: <a href="mailto:github.com/lemairecarl/atelier-dl-cc">github.com/lemairecarl/atelier-dl-cc</a>



- 3. Concevoir le script de soumission
  - a. Faire fonctionner le code (tâche interactive)
- 4. Soumettre la tâche
  - a. Tâche "batch" (100% automatisée)



- 5. Récupérer les sorties de la tâche
  - a. Std out/err
  - b. Checkpoints, prédictions
- 6. Suivre le déroulement de la tâche
  - a. Tensorboard
  - b. % utilisation GPU

#### **Tutoriels**



Il vous est fortement recommandé de suivre ce tutoriel sur PyTorch:

https://pytorch.org/tutorials/beginner/deep learning 60min blitz.html

Ces tutoriels sur TensorFlow pourraient aussi vous intéresser:

https://www.tensorflow.org/tutorials/quickstart/beginner

https://www.tensorflow.org/tutorials/keras/classification

https://www.tensorflow.org/guide/gpu