

# Introduction à l'IA - Deep Learning

Christophe Rodrigues

06 mai 2019

Ce TP est divisé en deux parties. La première consiste à réussir à exécuter et comprendre un réseau de neurones. La deuxième partie est réservée au projet final à la concertation des étudiants et aux questions éventuelles.

## 1 Deep Learning en pratique

Google Colab permet d'exécuter du code directement et gratuitement dans le cloud de Google. Ce qui nous intéresse le plus ici, c'est qu'il permet de lancer des calculs directement sur des cartes graphiques(GPU). Il permet de gérer des notebooks Jupyter en Python. Il est possible de le coupler avec votre Google drive afin de charger/sauvegarder des données/résultats. Il n'est pas possible de lancer des calculs de plus de 12 heures et Google se réserve le droit d'interrompre vos calculs s'ils supposent des abus (minage, code malveillants...). Pour info en terme de GPU nous avons accès à des cartes K80 mais l'allocation de la puissance est opaque et doit dépendre de la charge des machines du cloud.

<https://colab.research.google.com>

Si un écran d'accueil vous est proposé il faut sélectionner : « nouveau notebook en python 3 » sinon cliquer sur « fichier » puis « nouveau notebook en python 3 ».

Ensuite cliquer sur « modifier » puis « Paramètres du notebook »

Il faut vérifier que vous avez bien Python3 sélectionné et enfin vous devez activer l'accélération matériel : « GPU ».

Il existe différentes librairies pour faire du deep learning. TensorFlow est la plus utilisée et surtout elle possède une surcouche Keras qui simplifie grandement l'écriture de modèles.

Différents exemples de modèles prêts à l'utilisation sont disponibles sur la documentation officielle de Keras.

Nous allons regarder en détails un problème très simple devenu un classique en Machine Learning : il s'agit de la base de données MNIST constituée d'images de chiffres écrits à la main :



Plus précisément elle est composée de 60000 exemples d'apprentissages et de 10000 exemples de test. Chaque exemple est une image associée à une classe. Il y a 10 classes possibles (les 10 chiffres) et enfin chaque image est une matrice de taille 28x28 en nuance de gris.

## 1.1 Lancement d'un modèle

Copier le contenu du code à cette adresse :

[https://github.com/keras-team/keras/blob/master/examples/mnist\\_mlp.py](https://github.com/keras-team/keras/blob/master/examples/mnist_mlp.py)

et le coller dans votre Google Colab. A l'exécution (cliquer sur le triangle, play) vous devrez obtenir un affichage semblable à celui-ci :

← → ↻ 🏠 <https://colab.research.google.com/drive/10wvd-YH3XdiWq3OeLnOkZxZFz8zylt#scrollTo=l0unniGRfCTL>

**CO** Untitled0.ipynb ☆

Fichier Modifier Affichage Insérer Exécution Outils Aide

CODE TEXTE CELLULE CELLULE

```

epochs=epochs,
verbose=1,
validation_data=(x_test, y_test))
score = model.evaluate(x_test, y_test, verbose=0)
print('Test loss:', score[0])
print('Test accuracy:', score[1])

```

60000 train samples  
10000 test samples

Layer (type)	Output Shape	Param #
dense_27 (Dense)	(None, 512)	401920
dropout_25 (Dropout)	(None, 512)	0
dense_28 (Dense)	(None, 512)	262656
dropout_26 (Dropout)	(None, 512)	0
dense_29 (Dense)	(None, 10)	5130

Total params: 669,706  
Trainable params: 669,706  
Non-trainable params: 0

Train on 60000 samples, validate on 10000 samples

Epoch 1/20  
60000/60000 [=====] - 3s 53us/step - loss: 0.2463 - acc: 0.9247 - val\_loss: 0.1132 - val\_acc: 0.9667

Epoch 2/20  
60000/60000 [=====] - 2s 33us/step - loss: 0.1026 - acc: 0.9687 - val\_loss: 0.0835 - val\_acc: 0.9750

Epoch 3/20  
60000/60000 [=====] - 2s 33us/step - loss: 0.0755 - acc: 0.9774 - val\_loss: 0.0682 - val\_acc: 0.9795

Epoch 4/20  
60000/60000 [=====] - 2s 32us/step - loss: 0.0607 - acc: 0.9821 - val\_loss: 0.0641 - val\_acc: 0.9825

Epoch 5/20  
60000/60000 [=====] - 2s 32us/step - loss: 0.0517 - acc: 0.9846 - val\_loss: 0.0807 - val\_acc: 0.9792

Epoch 6/20  
60000/60000 [=====] - 2s 33us/step - loss: 0.0440 - acc: 0.9869 - val\_loss: 0.0749 - val\_acc: 0.9802

Epoch 7/20  
60000/60000 [=====] - 2s 36us/step - loss: 0.0366 - acc: 0.9892 - val\_loss: 0.0827 - val\_acc: 0.9818

Epoch 8/20  
60000/60000 [=====] - 2s 36us/step - loss: 0.0348 - acc: 0.9899 - val\_loss: 0.0820 - val\_acc: 0.9821

Epoch 9/20  
60000/60000 [=====] - 2s 33us/step - loss: 0.0322 - acc: 0.9905 - val\_loss: 0.0806 - val\_acc: 0.9841

Epoch 10/20  
60000/60000 [=====] - 2s 32us/step - loss: 0.0300 - acc: 0.9914 - val\_loss: 0.0917 - val\_acc: 0.9813

Epoch 11/20  
60000/60000 [=====] - 2s 32us/step - loss: 0.0268 - acc: 0.9928 - val\_loss: 0.0927 - val\_acc: 0.9798

Epoch 12/20

## 2 Bonus

A partir d'autres modèles disponibles ici :  
<https://github.com/keras-team/keras/tree/master/examples>  
 les testez et évaluez l'impact des différents paramètres.