

# Organisation

#### Séance 1

- Introduction sur l'évolution du Big Data et du Machine Learning
- Modélisation avec le Framework Spark (technique de Random Forest)
- Modélisation avec XGBoost (Gradient Boosting)

#### Séance 2

- Le pourquoi du Framework DASK?
- Utilisation de DASK via une régression logistique et un Gradient Boosting
- Introduction à l'explicabilité / interprétabilité des modèles (techniques Shap et Lime)
- Introduction à TPOT (algo évolutionniste génétique de sélection de modèles)

#### Séance 3

- Implémentation des techniques de clustering (KMeans, KNN, Spectral)
- Comparaison CPU vs GPU (Framework RAPIDS de Nvidia)

#### Séance 4

- Distinction des différentes méthodes de réseaux de neurones (Perceptron, CNN, RNN)
- Classification de texte, analyse de sentiment, NLP

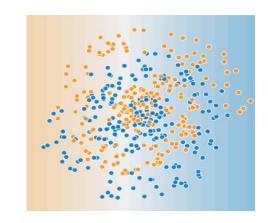
### Introduction

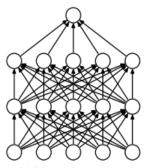
Vise à répondre à un problème de classification non linéaire

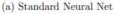
Il n'est donc pas possible de prédire avec exactitude une étiquette avec un modèle de la forme b + w1x1 + w2x2

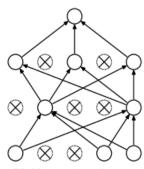
### Quelques caractéristiques :

- Les poids sont initialisés selon une loi N(0,1)
- Les données en entrées doivent être normalisées (x-mean/std)
- A chaque epoch, plusieurs batch de données sont passés au NN: prédiction, feed forward
- Ensuite une rétropropagation est réalisée (descente de gradient), pour ajuster légèrement les poids de connexion, de façon à réduire l'erreur. Le gradient de l'erreur est donc propagée jusqu'à la première couche.
- Possibilité d'utiliser la fonction drop\_out : supprime aléatoirement des unités de neurones, à chaque batch (évite l'overfitting, améliore les performances)
  - Il est conseillé de les utiliser sur les couches de fin, car les premières sont porteuses de beaucoup d'informations, les dernières peuvent être plus redondantes
- Early stopping également disponible pour arrêter l'entrainement si pas d'amélioration après X itérations, tout en permettant de conserver le meilleur modèle
- Le taux d'apprentissage









(b) After applying dropout.

### PMC (Perceptron multicouche)

Le perceptron multicouche se compose d'une couche d'entrée, d'une couche de sortie et d'une ou plusieurs couches cachées.

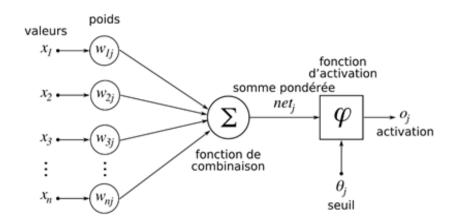
Chaque neurone de la couche cachée prend en entrée un vecteur de données, transforme les valeurs de la couche précédente en une somme pondérée, suivie d'une fonction d'activation non linéaire f (sigmoïde, tangente hyperbolique, RELU, ELU...)

 $Y = \sum (weight*input)+bias$ 

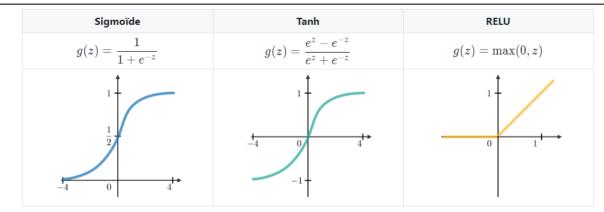
En théorie, il suffit donc d'ajouter un nombre de neurones suffisant au niveau de la couche cachée pour approximer n'importe quelle fonction non linéaire.

### Caractéristiques Keras:

- Ajout des différentes couches (sigmoïde, RELU, ELU...), appelées Dense()
- La première doit comporter le nombre de features en entrée
- Chacune doit comporter le nombre de neurones
- Ajout d'une couche/fonction softmax si besoin
- Ajout de l'optimiseur à utiliser (SDG, adam...), avec le taux d'apprentissage
- Ajout d'une fonction de coût / d'erreur : MSE, MAE...
- Ajout de métriques : accuracy...



### Les fonctions d'activation



#### Instabilité des gradients

#### Disparitions des gradients

Lorsque l'algo progresse vers les couches inférieures, et que les gradients deviennent de plus en plus petits, la modification des poids n'est pas assez significative, par conséquent l'entrainement ne converge pas.

#### Explosion des gradients

A l'inverse, les gradients qui deviennent de plus en plus gros, où de nombreuses couches reçoivent des poids importants, ce qui fait diverger l'algorithme. Principalement pour les réseaux récurrents.

#### Mort des RELU

Il arrive aussi pour la fonction ReLU qu'au cours de l'entrainement, les neurones arrêtent de produire autre chose que 0. En particulier si fort taux d'apprentissage. Se produit si la descente de gradient modifie les poids d'un neurone qui donne une somme pondérée négative de ses entrées, celui-ci commencera à produire 0 en sortie.

### CNN (Convolution)

Le CNN est utilisé pour de la reconnaissance / classification d'images. Détection d'objets, reconnaissance faciale...

CNN classification prend une image en entrée, et la classe dans une catégorie (animal, objet, humain...) Il analysera une matrice de pixels, qui dépend de la résolution de l'image.

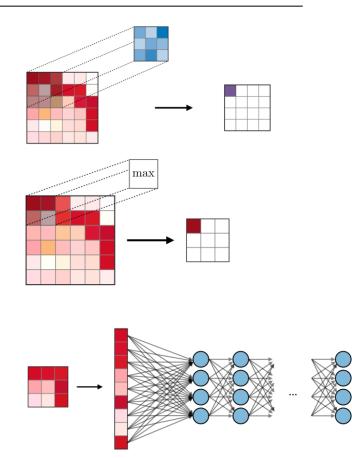
#### Caractéristiques :

- Convolution: On recherche une ou des caractéristique(s) dans l'image et on dresse une matrice de correspondance (la caractéristique peut se trouver plusieurs fois dans l'image)
  - Un motif dans une image, la détection d'un pattern.
  - Utilisation d'une taille de fenêtre + pas de la fenêtre/avancement
- Pooling: On réduit la matrice de pixel, en ne gardant qu'à chaque fenêtre la valeur maximum (la plus importante) ou la valeur moyenne (de toutes les valeurs).
  - Utilisation d'une taille de fenêtre + pas de la fenêtre/avancement
- Flatten : mise à plat d'une matrice de valeurs en un vecteur pour la couche ReLU
- ReLU: Toute valeur négative est remplacée par 0
- Rétropropagation
- Les dernières couches après la mise à plat des matrices, peut s'apparenter à la méthode du perceptron

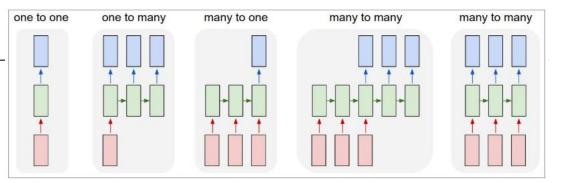
CNN (Convolution)

Les couches de convolution et de pooling représente le preprocessing pour les analyses d'images

- La couche de convolution peut être vu comme un filtre / produit scalaire (avec sa matrice de poids + biais)
- La couche de pooling est une opération de souséchantillonnage, après une couche de convolution
  - Chaque opération de pooling sélectionne la valeur maximale de la surface
- La couche flatten, permet une mise à plat de la matrice en un vecteur, permettant une classification un NN classique



RNN (Récurrent)



Création de séquences utilisées pour le traitement du langage naturel, ou la reconnaissance vocale (LSTM, GRU, Transformer...)

Classification de sentiment

### Les étapes de preprocessing sont ici :

- En amont du NN : Tokenizer, stop words...
- Embedding: Création d'une relation géométrique entre les mots (vecteurs de mots), relation sémantique. Les mots relativement proches possèdent une forte relation
- Les sequences de RNN

## **NLP**

### Les librairies utilisées



- spaCy: word2vec, NER, pretrained models (+60 languages), tockenisation, word vectors, lemmatisation, POS, sentiment analysis...
  - Plusieurs modules: \*\_core\_news\_sm, \*\_core\_news\_md, \*\_core\_news\_lg, \*\_core\_news\_trf (transformer) => différentes taille de key word, vectors...
- NLTK: stop words / ponctuation list, tockenisation, NER, parse tree, API sur standford/coreNLP
  - Lib très bas niveau, là où spaCy permet de faire en quelques lignes ce que NLTK fait en 20 lignes
  - Toutes les fonctionnalités NLP sont quasiment implémentables via cette lib
- standfordnlp / coreNLP : Pos tagging, tockenizer, lemmatisation, NER, dépendances entre les mots (suj / veb...), coréférences (Pierre, il, lui...)
- Polyglot: tokenisation, NER, sentiment analysis (polarité)...
- Worldcloud : Génération de nuages de mots à partir de fichier texte...
- Gensim





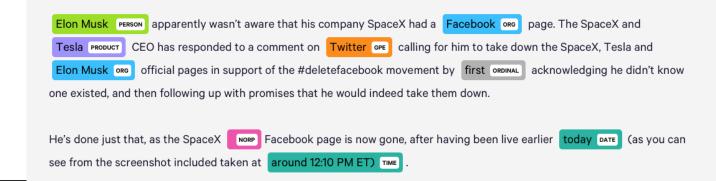
## NLP

### Quelques méthodes

NER (name entity recognition) : catégorisation des mots dans des classes (nom, organisation, adresse, num tel, quantité, pourcentage, valeur monétaire... )

POS (part of speech tagger): tag chaque mot avec des propriétés grammaticales (genre, nombre, [verbe, article, nom]...)

Word embedding / vecteurs de mots : les mots apparaissant dans des contextes similaires auront des vecteurs relativement proches dans un espace vectoriel (ex : chien et chat)



## NLP

### Quelques méthodes

- Stop Words: retirer via un dictionnaire de mots, les mots communs porteur de peu d'informations: articles, conjonctions de coordination, pronoms...
- TF-IDF: importance d'un mot dans un document, relative à un corpus de documents

TF = 2/38 (2 = nombre de mots python, sur 38 mots présents dans le document)

IDF = log (base 2) 3/2 : (3 documents total, et le mot python est présent que dans 2 documents)

#### Poids final:

- Doc 1 = 2/38. Log(3/2) = 0.0092
- Doc  $2 = 0/38 \cdot Log(3/2) = 0$
- Doc  $3 = 1/40 \cdot Log(3/2) = 0,0044$

Le doc 1 est donc plus pertinent par rapport au mot python

## Exercice

### NLP avec spaCy

- Analyser les tweets de Trump
- <u>Lien du Notebook Google Colab</u>