

INF 1901 - Module 3 - Réseaux de neurones et apprentissage profond

Ce module explore l'univers fascinant des réseaux de neurones artificiels, moteurs de la révolution moderne de l'intelligence artificielle. Pendant plusieurs décennies, ces réseaux étaient perçus comme des outils intéressants en théorie, mais dont l'efficacité réelle restait limitée par la puissance des ordinateurs et la difficulté à les entraîner en profondeur. Tout a changé en 2012, lorsque trois chercheurs de l'Université de Toronto — Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever et Geoffrey Hinton — ont mis au point un modèle baptisé AlexNet. Ce réseau de neurones profond, composé de huit couches apprenant des représentations hiérarchiques des images, a été entraîné sur des cartes graphiques (GPU), alors principalement utilisées pour les jeux vidéo. Cette innovation matérielle, combinée à des idées nouvelles comme la fonction d'activation ReLU et la technique de dropout (pour éviter le surapprentissage), a permis à AlexNet d'accomplir un exploit spectaculaire : réduire de moitié le taux d'erreur lors du concours international ImageNet, qui consistait à reconnaître et classer plus d'un million d'images en mille catégories. Ce résultat, jusque-là inimaginable, a marqué un véritable point de bascule : en quelques mois, toute la communauté scientifique a compris qu'il était possible d'atteindre des performances inégalées grâce aux réseaux de neurones profonds, déclenchant une explosion de recherches, d'applications commerciales et de nouvelles architectures qui allaient bouleverser non seulement la vision par ordinateur, mais aussi le traitement automatique du langage, la reconnaissance vocale et bien d'autres domaines. Ce module vous guidera dans la découverte de ce tournant historique et des concepts fondamentaux qui l'ont rendu possible.

Qu'est-ce qu'un réseau de neurones?

Un réseau de neurones artificiel est un système inspiré du cerveau humain, composé d'unités appelées **neurones** organisées en couches. Chaque neurone réalise une opération mathématique simple, et l'ensemble du réseau transforme des données d'entrée en une prédiction ou une décision.

Les données

Les données sont la matière première. Elles peuvent être des images, du texte, du son ou des tableaux de nombres. Chaque exemple de données est représenté sous forme numérique, souvent sous forme de vecteurs ou de

matrices. C'est à partir de ces données que le réseau apprend à reconnaître des motifs.

La couche de poids

Une couche de poids est un ensemble de connexions entre les neurones. Chaque connexion possède un **poids**, un nombre qui détermine l'importance de la donnée transmise. Lorsqu'une entrée passe dans une couche, elle est multipliée par ces poids. Les poids sont les paramètres que l'apprentissage va ajuster.

Les noeuds

Un noeud (ou neurone) reçoit des entrées pondérées et applique une fonction dite **d'activation** (comme ReLU ou sigmoïde) qui introduit de la non-linéarité. C'est cette étape qui permet au réseau de modéliser des relations complexes et non simplement des relations linéaires.

La fonction d'erreur

La fonction d'erreur (ou fonction de perte) mesure à quel point les prédictions du réseau s'écartent de la vérité connue (l'étiquette attendue). Plus l'erreur est grande, plus le modèle est mauvais. Exemples de fonctions d'erreur : l'erreur quadratique moyenne, l'entropie croisée.

Le gradient de la fonction d'erreur

Le gradient indique comment modifier les poids pour réduire l'erreur. C'est une mesure de la pente locale de la fonction d'erreur par rapport à chaque poids. Le calcul de ces gradients est essentiel pour apprendre.

La backpropagation

La backpropagation est l'algorithme qui calcule efficacement les gradients pour tous les poids du réseau en partant de la sortie et en "remontant" couche par couche. C'est grâce à cet algorithme que l'entraînement des réseaux de neurones est devenu possible à grande échelle.

L'inférence

L'inférence correspond à l'utilisation d'un réseau déjà entraîné pour faire une prédiction sur de nouvelles données. À ce stade, les poids sont fixés, et le

réseau applique simplement ses transformations pour produire un résultat.

Quels sont les problèmes avec les réseaux de neurones classiques?

Les premiers réseaux de neurones avaient souvent seulement une ou deux couches cachées et souffraient de plusieurs limitations :

- Difficulté à capturer des relations complexes.
- Problèmes d'optimisation, comme le gradient qui disparaît quand on ajoute trop de couches.
- Manque de puissance de calcul pour entraîner des modèles plus profonds sur de gros ensembles de données.

Ces obstacles expliquent pourquoi, malgré leur ancienneté, les réseaux de neurones profonds n'ont été largement utilisés que récemment.

La relation entre le feature engineering classique et l'apprentissage profond

Dans l'apprentissage machine classique, il fallait définir manuellement des **features**, c'est-à-dire des représentations pertinentes des données. Cela demandait une expertise importante et beaucoup d'essais. L'apprentissage profond a permis d'apprendre automatiquement ces représentations hiérarchiques, rendant inutile, dans de nombreux cas, le feature engineering manuel.

Réseaux de neurones profonds (plus de couches)

Un réseau profond comporte plusieurs couches cachées (parfois des dizaines, voire des centaines). Chaque couche apprend une transformation de plus en plus abstraite des données. Par exemple, pour une image, les premières couches apprennent à détecter des bords, puis des formes simples, puis des objets.

La hiérarchie de la représentation et des concepts

Dans un réseau profond, les couches successives construisent une hiérarchie de représentations. Cela signifie que le réseau apprend à recomposer des concepts simples en concepts plus complexes. Cette hiérarchie est l'une des raisons principales des performances élevées de l'apprentissage profond.

Qu'est-ce que la topologie d'un réseau de neurones?

La topologie désigne la manière dont les neurones sont connectés entre eux. Cela inclut :

- Le nombre de couches.
- Le nombre de neurones par couche.
- Les types de connexions (par exemple convolutionnelles, récurrentes, résiduelles).

La topologie influence fortement les capacités d'un réseau à apprendre.

Explosion de créativité dans les types de topologies

Au cours des années 2010, on a assisté à une explosion d'innovations :

- Les réseaux convolutifs (CNN) pour l'image.
- Les réseaux récurrents (RNN, LSTM) pour le texte et les séries temporelles.
- Les réseaux résiduels (ResNet) qui permettent d'entraîner des centaines de couches.
- Les architectures de type Transformer pour le langage naturel.

Ces topologies ont permis des progrès spectaculaires dans de nombreux domaines.

Qu'est-ce qu'un GPU?

Un GPU (processeur graphique) est initialement conçu pour traiter les images et les graphismes en parallèle. Il peut exécuter des milliers d'opérations simultanément. Comme l'entraînement d'un réseau de neurones consiste à faire beaucoup de calculs en parallèle (produits matriciels), les GPU se sont révélés idéaux pour accélérer l'apprentissage profond.

Qu'est-ce qu'un framework de calcul pour l'apprentissage profond?

Les frameworks comme Theano, TensorFlow ou PyTorch sont des bibliothèques logicielles qui facilitent :

- La définition des réseaux (topologie).
- Le calcul automatique des gradients (différentiation automatique).
- L'exécution efficace sur GPU.

Historiquement, Theano a été l'un des premiers à proposer cette approche, suivi par TensorFlow (Google) et PyTorch (Facebook). Ces outils ont permis à la fois la démocratisation et l'accélération des recherches en apprentissage profond.

Qu'est-ce qu'une Neural Turing Machine?

Une Neural Turing Machine (NTM) est un modèle avancé qui combine un réseau de neurones avec un système de mémoire externe que le réseau peut apprendre à lire et à écrire.

L'idée est inspirée de la notion de machine de Turing, un modèle théorique de calcul qui dispose d'une mémoire illimitée et qui peut exécuter n'importe quel algorithme en lisant et en modifiant cette mémoire.

Les NTMs cherchent à reproduire cette capacité en permettant au réseau de neurones de manipuler des informations de manière plus flexible et plus structurée qu'un réseau classique. Concrètement, une NTM comprend deux grandes parties:

- **Un contrôleur:** généralement un réseau de neurones récurrent qui décide quoi faire.
- **Une mémoire externe:** une sorte de tableau que le contrôleur peut interroger ou modifier via des mécanismes d'attention différentiables.

Grâce à cette combinaison, une NTM peut apprendre des tâches complexes qui nécessitent de stocker et rappeler des séquences d'informations, comme copier des chaînes, trier des données ou exécuter des procédures étape par étape.

Les NTMs sont un exemple de l'évolution des réseaux de neurones vers des systèmes de plus en plus généraux et puissants, capables de simuler des formes de calcul proches de celles des ordinateurs traditionnels, mais en restant entraînaibles de bout en bout par gradient.