



# L'Intelligence Artificielle dans l'Économie Quantitative et la Gestion des Risques

Ammouri Bilel

in: ammouri-bilel  
o : bilelammouri  
■ : Ammouri-Bilel  
© : 0000-0002-5491-5172

# Objectives

- 1 **Présenter le rôle crucial de l'IA dans les domaines de l'économie quantitative et de la gestion des risques.**
- 2 **Explorer comment les techniques de Machine Learning (ML) et Deep Learning (DL) peuvent être appliquées pour résoudre des problèmes complexes et prendre des décisions plus précises.**

# Plan

- 1 Introduction
- 2 Machine Learning
- 3 Réseaux de neurones
- 4 Deep Learning
- 5 Critères d'Évaluation
- 6 Le cycle de vie d'un projet ML
- 7 Conclusion et Perspectives

# Contexte et Définition de l'IA

- Qu'est-ce que l'Intelligence Artificielle ?
  - ① L'IA est une branche de l'informatique visant à créer des machines capables de simuler l'intelligence humaine.
  - ② Applications de l'IA dans divers secteurs, avec un focus sur l'économie et la finance.
- Pourquoi l'IA est-elle importante aujourd'hui ?
  - ① Capacité d'analyser des volumes de données massifs en temps réel.
  - ② Précision accrue dans la prédiction et la prise de décision, notamment en gestion des risques.

# Contexte et Définition de l'IA

## Historique de l'IA



Alan Turing



1936

1950

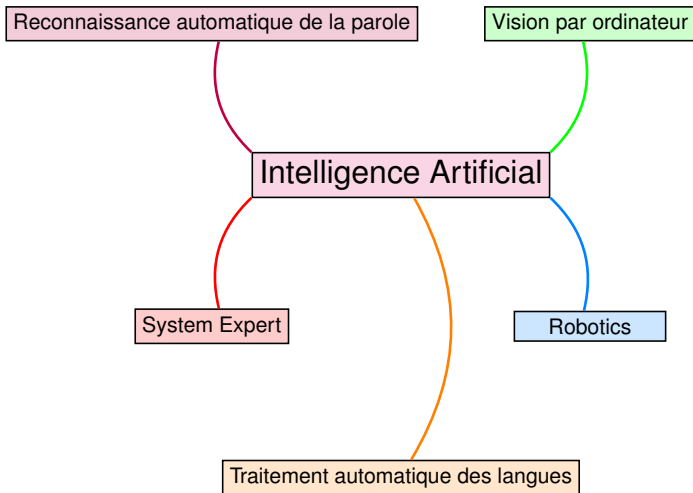
2010

Machine  
Universelle

Machine Calculable  
intelligente

Machine  
Learning

# Contexte et Définition de l'IA



# Importance de l'IA dans l'Économie Quantitative

- Utilisation de l'IA dans l'Économie Quantitative :
  - 1 Analyse de données massives : Utilisation de techniques de ML pour analyser les grandes bases de données économiques.
  - 2 Modélisation et prévision : L'IA aide à affiner les modèles économiques pour mieux prédire les tendances économiques.
- Exemples d'Application :
  - 1 Prédiction de la croissance économique et de l'inflation.
  - 2 Évaluation des risques financiers et des crises potentielles.

# Importance de l'IA dans la Gestion des Risques

- Rôle du ML et du DL dans la Gestion des Risques :
  - ① Détection des anomalies : Identifier les comportements inhabituels dans les données financières (fraude, erreurs).
  - ② Évaluation et gestion des risques : Analyse des risques financiers à partir de données historiques et en temps réel.
- Exemples d'Application :
  - ① Réduction des pertes financières.
  - ② Amélioration de la prise de décision stratégique.



## Notions de base

- Le ML est une branche de l'IA où les applications logicielles peuvent faire des prédictions précises sans nécessiter de programmation complexe.
- Le ML permet aux machines d'extraire de manière autonome des connaissances à partir des données, d'améliorer leurs performances en fonction d'expériences passées et de faire des évaluations prédictives.
- Le ML comprend un ensemble d'algorithmes qui fonctionnent sur de vastes ensembles de données. Ces algorithmes utilisent les données pour l'entraînement, la création de modèles et la génération de nouvelles prédictions en utilisant le modèle établi.

## Notions de base

### Machine Learning vs. Modelisation Traditionelle

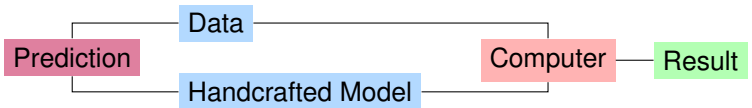


Figura 1: Modelisation Traditionelle

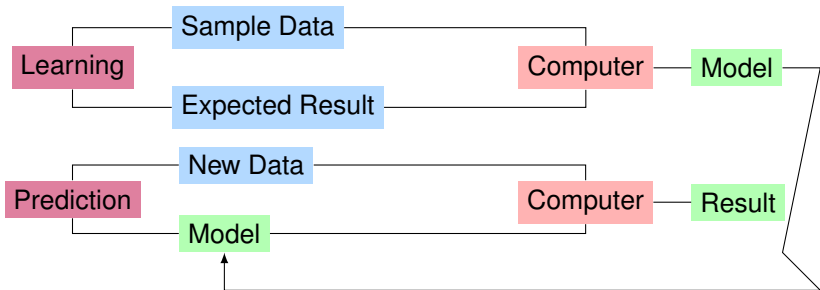
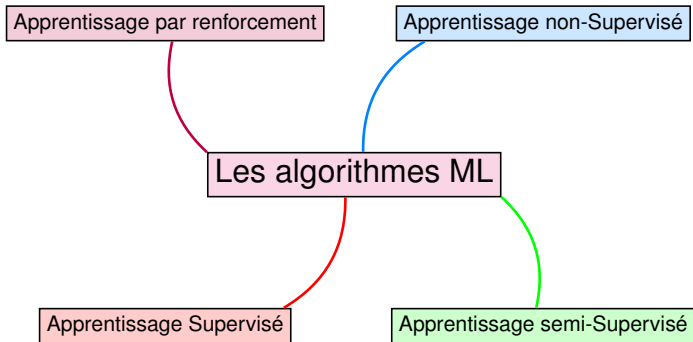


Figura 2: Modelisation ML

# Notions de base



# Notions de base

## Apprentissage Supervisé

- Les données d'entraînement sont étiquetées, où les entrées sont associées à des sorties correctes.
- Infère une fonction de correspondance des entrées aux sorties.
- **Exemples** : classification d'images, prédictions des prix des actions.

## Apprentissage Non-Supervisé

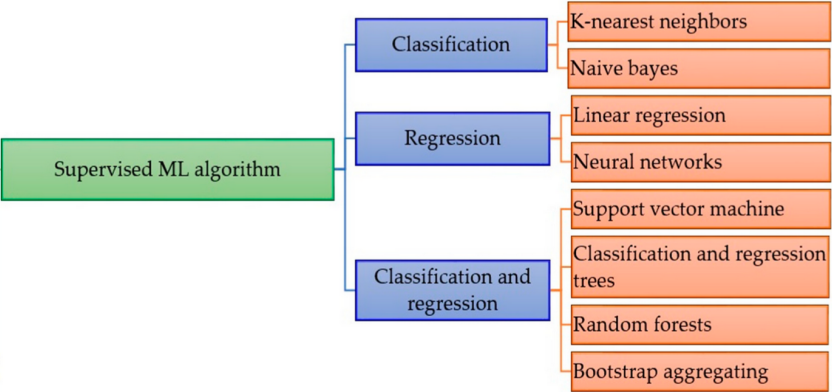
- Analyse et regroupe des ensembles de données non étiquetés.
- Découvre des motifs ou des catégories de données sans nécessiter d'intervention humaine.
- **Exemples** : regroupement ADN, détection d'anomalies.

## Apprentissage par Renforcement

- Les agents apprennent les comportements optimaux pour obtenir une récompense maximale grâce à leurs interactions avec l'environnement et à leurs observations de ses réactions.

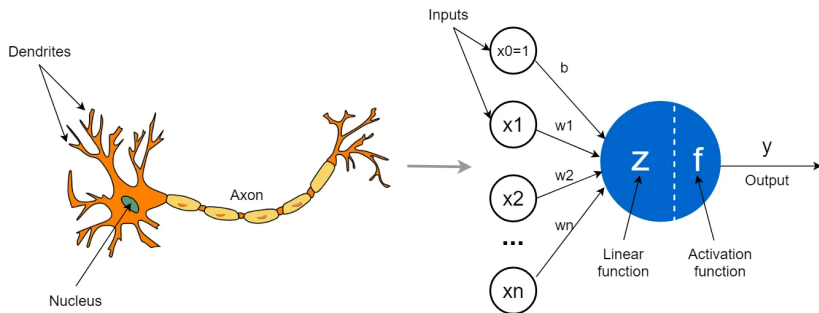
# Notions de base

## Taxonomy des algorithmes supervisés



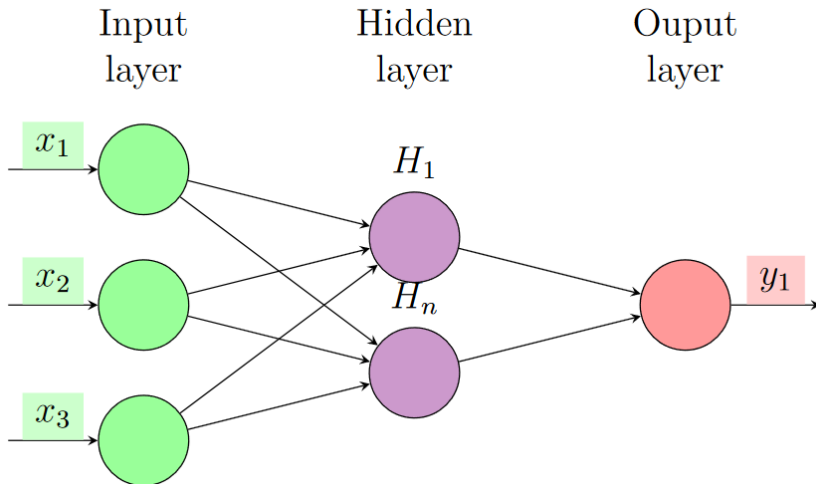
Source: [www.mdpi.com](http://www.mdpi.com)

# Anatomie d'un neurone

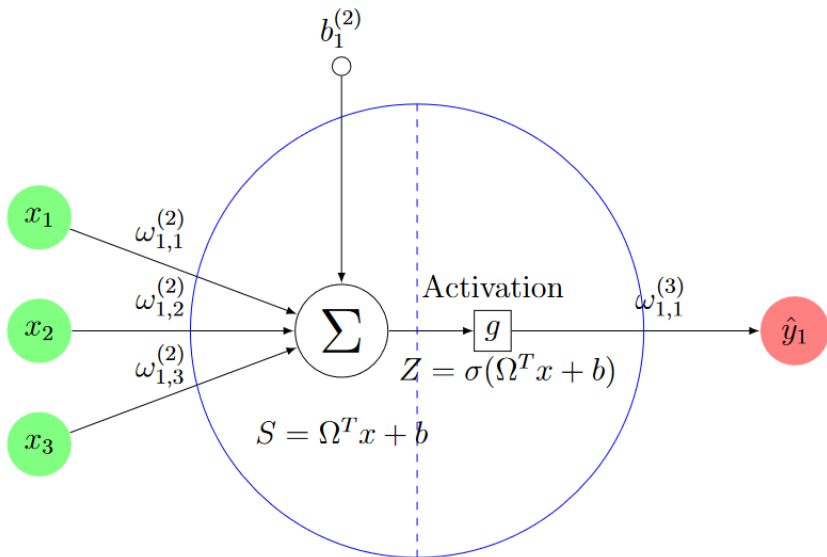


Source: [towardsdatascience.com](https://towardsdatascience.com)

# Architecture d'un réseau neuronal artificiel



# Perceptron





# Notions de base

- L'apprentissage profond (DL) constitue un sous-ensemble du ML qui s'inspire du fonctionnement du cerveau humain. Plus précisément, le terme "apprentissage profond" fait généralement référence à l'utilisation de **réseaux de neurones artificiels profonds**.
- Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont des représentations des réseaux neuronaux présents dans le cerveau humain. Les RNA visent à reproduire les processus cognitifs du cerveau humain.
- Le DL permet d'instruire efficacement les ordinateurs à effectuer des tâches que les humains maîtrisent naturellement, comme apprendre par l'exemple.

# Plateforme de DL

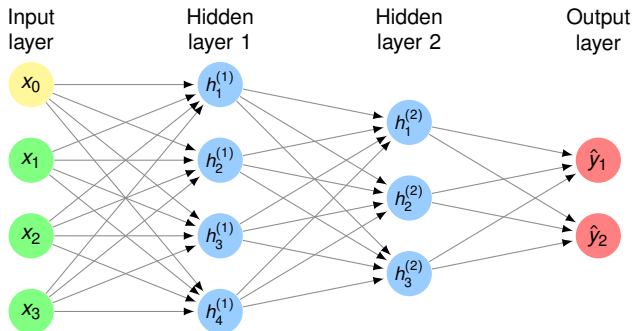


# Plateforme de DL

## Comparaison des plateformes de Deep Learning

Plateforme	Langage	Développeur	Interface Haut Niv.	Interopérabilité	GPU
<b>Keras</b>	Python	Google	Oui)	TensorFlow, Theano, CNTK	Oui
<b>TensorFlow</b>	Python, C++	Google	Oui	ONNX, Keras	Oui
<b>PyTorch</b>	Python, C++	Meta (Facebook)	Oui	ONNX, TorchScript	Oui
<b>Sonnet</b>	Python	DeepMind	Oui	TensorFlow	Oui
<b>Swift</b>	Swift	Google	Oui	TensorFlow	Oui
<b>MXNet</b>	Python, Scala, Julia	Apache	Partiel	ONNX, Gluon	Oui
<b>DL4J</b>	Java, Scala	SkyMind	Non	ND4J, ONNX	Oui
<b>Gluon</b>	Python	AWS, Apache	Oui	MXNet	Oui
<b>Caffe</b>	C++, Python, MATLAB	Berkeley Vision	Non	ONNX	Oui
<b>ONNX</b>	interopérabilité	Microsoft, Facebook	Non	multi-frameworks	Variable
<b>Microsoft Toolkit (CNTK)</b>	Python, C++	Microsoft	Non	ONNX, Keras	Oui

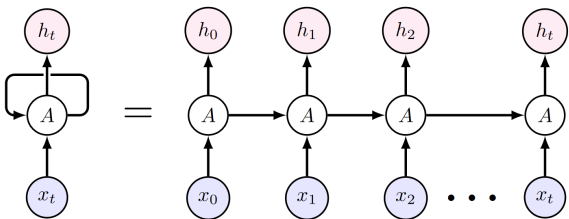
# Architecture d'un réseau neuronal profond



# Réseaux de Neurones Récurrents (RNN)

## Introduction

- Les Réseaux de Neurones Récurrents (RNN) sont un type de réseau de neurones conçu pour le traitement des séquences de données (par ex. : séries temporelles, texte).
- Contrairement aux réseaux de neurones classiques, les RNN possèdent des boucles récurrentes qui permettent d'intégrer les informations des états précédents dans les états futurs.
- Ils sont particulièrement efficaces pour les tâches séquentielles où l'ordre des informations est important.



# Réseaux de Neurones Récurrents (RNN)

## Fonctionnement des RNN

- **Mémoire** : Les RNN conservent une "mémoire" des états passés grâce aux boucles récurrentes, leur permettant de capturer les dépendances temporelles dans les données.
- **Propagation** : Chaque unité récurrente reçoit en entrée l'état actuel et l'état précédent, ce qui l'aide à apprendre les relations séquentielles.
- **Formule de base** :  $h_t = f(W_{xh} \cdot x_t + W_{hh} \cdot h_{t-1} + b_h)$

# Réseaux de Neurones Récurrents (RNN)

## Applications

- **Traitement du Langage Naturel (NLP)** : Traduction automatique, analyse de sentiments, génération de texte.
- **Prévisions de Séries Temporelles** : Prédiction des prix boursiers, consommation énergétique.
- **Reconnaissance de la Parole** : Transcription de discours en texte.

# Réseaux de Neurones LSTM (Long Short-Term Memory)

## Introduction

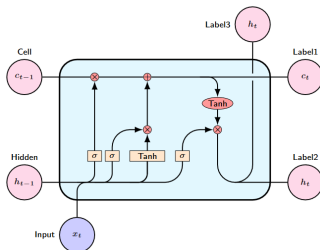
- Les LSTM sont une variante des réseaux de neurones récurrents (RNN) conçue pour surmonter les limitations des RNN classiques, en particulier le problème de gradient qui disparaît.
- Grâce à leur structure interne, les LSTM sont capables de capturer des dépendances à long terme dans les séquences de données.
- Ils sont particulièrement adaptés aux tâches nécessitant une "mémoire longue", comme le traitement de séquences de longue durée.



# Réseaux de Neurones LSTM (Long Short-Term Memory)

## Structure des LSTM

- Chaque unité LSTM comprend trois "portes" principales : la **porte d'oubli**, la **porte d'entrée**, et la **porte de sortie**.
- **Porte d'oubli** : Détermine quelles informations de l'état précédent doivent être oubliées.
- **Porte d'entrée** : Contrôle les nouvelles informations à ajouter à la mémoire.
- **Porte de sortie** : Décide des informations qui seront utilisées dans l'état actuel.
- **Formules** :
  - $f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$  : porte d'oubli
  - $i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$  : porte d'entrée
  - $o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$  : porte de sortie
  - $C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$  : état de mémoire



# Réseaux de Neurones LSTM (Long Short-Term Memory)

## Applications

- **Analyse de Texte** : Résumé de texte, génération de texte, traduction automatique.
- **Reconnaissance d'Image** : Description d'image, vidéosurveillance.
- **Prévisions à Long Terme** : Prévisions météo, analyse financière, séries temporelles de grande envergure.

# Critères d'Évaluation pour la Régression

## Mesures d'Erreur

- **Mean Squared Error (MSE)** : Mesure la moyenne des carrés des erreurs entre les valeurs prédites et réelles.

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

- **Root Mean Squared Error (RMSE)** : Racine carrée de MSE, plus interprétable car elle est dans la même unité que la variable cible.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

- **Mean Absolute Error (MAE)** : Mesure la moyenne des valeurs absolues des erreurs.

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

## Critères d'Évaluation - Algorithmes de Classification

### Matrice de Confusion

- La matrice de confusion affiche les prédictions correctes et incorrectes pour chaque classe.
- Composée de quatre éléments :
  - Vrai Positif (VP), Faux Positif (FP)
  - Vrai Négatif (VN), Faux Négatif (FN)

# Critères d'Évaluation - Algorithmes de Classification

## Mesures Clés

- **Précision (Accuracy)** : Proportion des prédictions correctes.

$$\text{Accuracy} = \frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN}$$

- **Rappel (Recall)** : Taux de vrais positifs parmi les échantillons positifs réels.

$$\text{Recall} = \frac{VP}{VP + FN}$$

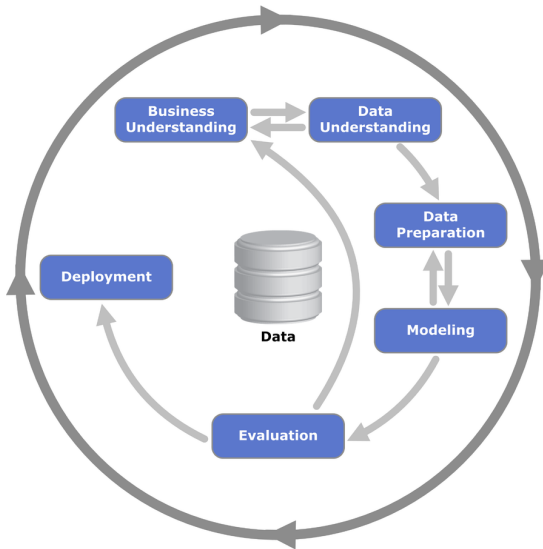
- **Précision (Precision)** : Taux de vrais positifs parmi les échantillons prédits comme positifs.

$$\text{Precision} = \frac{VP}{VP + FP}$$

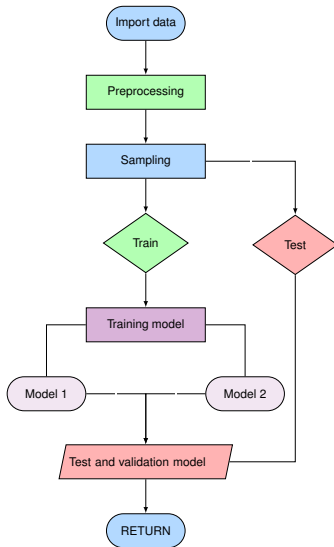
- **Score F1** : Moyenne harmonique de la précision et du rappel, utile pour des classes déséquilibrées.

$$F1 = 2 \cdot \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

# Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)



# Pipeline ML



## Conclusion

- **Impact de l'IA** : Les techniques d'intelligence artificielle jouent un rôle crucial dans l'amélioration des modèles d'analyse économique et de gestion des risques. Elles permettent de traiter des volumes de données élevés et d'obtenir des prévisions plus précises.
- **Amélioration de la prise de décision** : Les modèles prédictifs basés sur l'IA renforcent la capacité des entreprises et institutions financières à anticiper les risques et à adapter leurs stratégies.
- **Limites actuelles** : Malgré son potentiel, l'IA présente des défis en termes d'interprétabilité des modèles et de la nécessité de données fiables.



## Perspectives

- **Développement de modèles hybrides** : Combinaison de l'IA avec des méthodes économiques traditionnelles pour améliorer l'interprétabilité et la robustesse des modèles.
- **IA et Régulation** : Intégration des avancées en IA dans le cadre réglementaire pour une gestion des risques plus efficace, en tenant compte de la transparence et de l'éthique.
- **Nouvelles applications** : Exploration de l'IA pour l'analyse des risques systémiques, la gestion de portefeuille, et l'évaluation des impacts macroéconomiques.
- **Renforcement des capacités** : Formation continue pour les professionnels de la finance et de l'économie afin de maîtriser ces nouvelles technologies.

Merci pour votre attention