



Machine Learning – Introduction

Pierre Lepetit ENM, le 18/10/2024





Intelligence artificielle:

- 1943 Neurone formel
- 1956 Conférence de Dartmouth.
- 1957 Perceptron
- 1966 Eliza (IA symbolique)
- 1986 Back-prop → Connexionisme
- 1998 LeNet 5 / MNIST
 - → succès en 'pattern recognition'

Statistiques:

- 1918 Fisher GLM $Y = X \beta + ε \text{ avec } ε \sim N(0, \sigma)$
- 1922 Fisher Max. Vraisemblance
- 1956 Paradoxe de Stein
- 1957 K-moyennes
- 1970s 1980s : régularisation, sélection de modèle, validation croisée
- 1995 Théorie de l'apprentissage statistique





Les années 1990 - 2000 : domination des approches data driven

1997 – Définition formelle du Machine Learning (Tom Mitchell) :

« A computer program is said to learn from experience E with respect to some class of tasks T and performance measure P if its performance at tasks in T, as measured by P, improves with experience E »

- Diversité des « programmes » : ANN, LSTM, SVM;kkk, Random Forests, etc
- Diversification des domaines/tâches : pattern recognition, bioinformatique, NLP, recommandations, etc
- Diversification des contextes :
 Apprentissage supervisé / Faiblement-supervisé / Semi-supervisé / Unsupervised
 Dataset déséquilibré/ Apprentissage par transfert, par Curriculum, etc





Les années 2010 - 2020 : Deep Learning era

- 2012 AlexNet (Dataset ~10⁶ samples, GPU) → I
- Définition formelle Goodfellow, Bengio & Courville 2016

Sous classe du machine learning. Artificial neural network + multiple processing layers + hierarchcal representations with multiple levels of abstraction.

- Abandons des « descripteurs » et post-traitements → entraînements « end-to-end »
- Diversifications des Réseaux : ResNet (2014), GCN (2016), Transformers (2017), etc
- Radiation méthodologique :

Optimisation + DL ? Régularisation + DL ?

Transfer learning + DL ? Clustering + DL ? Semi/non supervisé + DL ?

Nouveautés : GAN, Diffusion, Autoregressive LM





Les années 2020 - 2025 :

- Avancées significatives :
 - Méthodes propres aux LLM (Pretraining, SFT, Alignement, Prompt engineering, CoT)
 - Traitement de longues séries temporelles (S4, Mamba, RWKV, etc)
 - IA multimodale (Clip, Perceiver), IA agentique (alphaevolve)
- Impact sur l'industrie/la société
 - Datasets 10 TB 10 PB, réseaux très lourds
 - Mort de paperwithcodes, émergence de HuggingFace
 - Risques environnementaux/sociaux croissants
 - Percée dans le quotidien (plantnet, Dall-e, chatGPT, vo3, suno, etc)





Quel est le cadre de ce cours ?

1. Apprentissage machine **supervisé**:

C'est une classe de problèmes où l'on dispose :

- D'entrées x (ex : images, bandes son, texte, variable gaussienne)
- De cibles y (ex : classes, classes par pixel, images)

Et où l'un cherche un « modèle » (i.e. une fonction paramétrée) z = f(x; w) qui « fasse le lien » entre les x et les y.





Quel est le cadre de ce cours ?

- 1. Apprentissage machine supervisé
- 2. « Modèles » du **Deep Learning** : réseaux de neurones profonds → TPs 1 4
 - Percetrons multicouches
 - Réseaux de convolutions
 - Transformers
 - GNN
 - ...

- Expressivité?
- Entraînement?
- Performances en généralisation ?





Quel est le cadre de ce cours ?

- 1. Apprentissage machine supervisé
- 2. « Modèles » du **Deep Learning** : réseaux de neurones profonds → TPs 1 4
- 3. Tâches tirées de la « vision par ordinateur »
 - Classification
 - Segmentation
 - Débruitage
 - Génération d'images
 - Learning to rank
 - Clustering ou Traitement de séries temporelles
 - ...





Aspects pratiques

- Cours 20 % TPs 80 % :
 - Cours en début de séance
 - 1 TP = 1h30 (sous colab, en anglais)
 - Matériel sur GitHub
- Exercices disponibles :
 - Fiches d'exercice
 - Annales depuis 2022
- Evaluation :
 - Tests de 15 minutes en début de cours
 - TP final (3h) sous pytorch

Accès libre aux **LLM** sauf pour les tests en début de cours. **Mais** ...

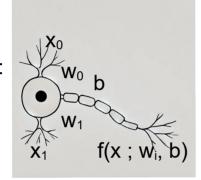
10/10/2025 Introduction 9/12





TP n°1: perceptron + classification + SGD

Neurone formel:

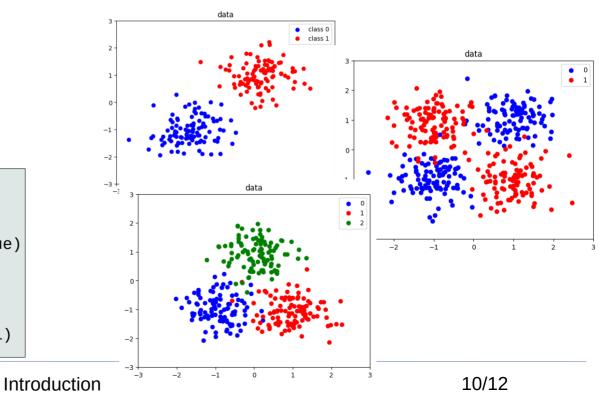


Perceptron sous pytorch:

```
class Perceptron(nn.Module):
    def __init__(self):
        super(P1, self).__init__()
        self.fc = nn.Linear(2, 1, bias=True)

def forward(self, x):
        x = self.fc(x)
        x = x.sigmoid()
        return torch.cat((x, 1 - x), dim=1)
```

Tâches de classification :



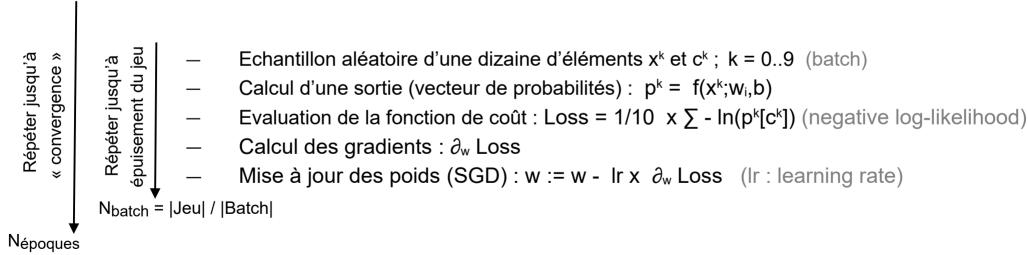




TP n°1: perceptron + classification + SGD

Entraînement d'un perceptron par descente de gradient stochastique (SGD)

- Etape 1 : Initialisation des paramètres
- Etape 2 : boucle d'apprentissage (incomplète):







TP n°1: perceptron + classification + SGD

Entraînement d'un perceptron par descente de gradient stochastique (SGD)

- Etape 1 : Initialisation des paramètres
- Etape 2 : boucle d'apprentissage (incomplète):

```
loader = DataLoader(dataset, bs=10, shuffle=True)
for epoch in range(Nepochs):
    for x, targets in loader:
        optimizer.zero_grad() # zeroing gradients
        output = model(x) # compute outputs
        l = loss_fn(output, targets) # compute loss
        l.backward() # calculation of gradients
        optimizer.step() # weight update
```