

Cours Machine Learning

Annexes
Aide-mémoire, Glossaire, Ressources

Contenu :

- Aide-mémoire : Formules essentielles
- Glossaire : Terminologie ML
- Ressources : Bibliothèques, datasets, liens
- FAQ : Pièges courants et solutions

Table des matières

| | |
|---|-----------|
| 1 Aide-Mémoire : Formules Essentielles | 2 |
| 1.1 Algèbre Linéaire | 2 |
| 1.2 Probabilités | 2 |
| 1.3 Régression | 2 |
| 1.4 Classification | 3 |
| 1.5 Métriques | 3 |
| 1.6 Clustering | 3 |
| 1.7 Réseaux de Neurones | 3 |
| 1.8 CNN | 4 |
| 1.9 RNN/LSTM | 4 |
| 1.10 Reinforcement Learning | 5 |
| 2 Glossaire | 5 |
| 3 Ressources | 6 |
| 3.1 Bibliothèques Python | 6 |
| 3.1.1 ML Classique | 6 |
| 3.1.2 Deep Learning | 6 |
| 3.1.3 NLP | 6 |
| 3.1.4 Data Science | 6 |
| 3.1.5 Outils | 6 |
| 3.2 Datasets | 7 |
| 3.2.1 Débutant | 7 |
| 3.2.2 Intermédiaire | 7 |
| 3.2.3 Avancé | 7 |
| 3.3 Environnements RL | 7 |
| 3.4 Cours en Ligne | 7 |
| 3.5 Livres | 7 |
| 4 FAQ : Pièges Courants | 7 |
| 4.1 Données | 7 |
| 4.2 Modélisation | 8 |
| 4.3 Entraînement | 8 |
| 4.4 Évaluation | 8 |
| 4.5 Production | 9 |
| 5 Commandes Python Essentielles | 9 |
| 5.1 scikit-learn Workflow | 9 |
| 5.2 PyTorch Workflow | 9 |
| 6 Annexe D : Cheat Sheets par Framework | 10 |
| 6.1 scikit-learn : Workflow Complet | 10 |
| 6.2 PyTorch : Training Loop Standard | 11 |
| 6.3 Hugging Face Transformers : Fine-tuning | 12 |
| 7 Annexe E : Guide Hardware et Cloud | 13 |
| 7.1 Choix de GPU pour ML/DL | 13 |
| 7.2 Plateformes Cloud pour ML | 13 |

| | |
|---|-----------|
| 8 Annexe F : Carrières en Machine Learning | 14 |
| 8.1 Parcours Professionnels | 14 |
| 8.2 Certifications Recommandées | 14 |
| 8.3 Roadmap de Progression | 14 |
| 9 Annexe G : Outils et Librairies Essentiels | 15 |
| 9.1 Stack ML Complète | 15 |
| 9.2 Commandes Essentielles | 15 |
| 9.2.1 Installation Rapide | 15 |
| 9.2.2 Vérifier GPU PyTorch | 16 |

1 Aide-Mémoire : Formules Essentielles

1.1 Algèbre Linéaire

Produit Matriciel

$$\mathbf{C} = \mathbf{AB} \quad \text{où } C_{ij} = \sum_k A_{ik}B_{kj}$$

Dimensions : $(m \times n) \cdot (n \times p) = (m \times p)$

Valeurs Propres

$$\mathbf{Av} = \lambda \mathbf{v} \quad \Leftrightarrow \quad \det(\mathbf{A} - \lambda \mathbf{I}) = 0$$

SVD (Singular Value Decomposition)

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\Sigma\mathbf{V}^T$$

où \mathbf{U}, \mathbf{V} orthogonales, Σ diagonale (valeurs singulières)

1.2 Probabilités

Théorème de Bayes

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) \cdot P(A)}{P(B)}$$

Loi Normale

$$\mathcal{N}(\mu, \sigma^2) : \quad f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

1.3 Régression

Régression Linéaire

Modèle : $\hat{y} = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b$

Solution : $\mathbf{w}^* = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}$

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

Ridge (L2)

$$\mathbf{w}^* = (\mathbf{X}^T \mathbf{X} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}$$

Lasso (L1)

$$\min_{\mathbf{w}} \|\mathbf{X}\mathbf{w} - \mathbf{y}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{w}\|_1$$

1.4 Classification**Logistic Regression**

$$\begin{aligned}\sigma(z) &= \frac{1}{1 + e^{-z}} \\ P(y = 1 | \mathbf{x}) &= \sigma(\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b) \\ \text{Loss} &: -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [y_i \log \hat{y}_i + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i)]\end{aligned}$$

Softmax

$$P(y = k | \mathbf{x}) = \frac{e^{z_k}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}}$$

1.5 Métriques**Classification**

$$\begin{aligned}\text{Accuracy} &= \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{Total}} \\ \text{Precision} &= \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \\ \text{Recall} &= \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \\ \text{F1-score} &= 2 \cdot \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}\end{aligned}$$

1.6 Clustering**K-Means**

$$\min_{\mu_1, \dots, \mu_K} \sum_{i=1}^n \min_{k=1, \dots, K} \|\mathbf{x}_i - \mu_k\|^2$$

1.7 Réseaux de Neurones**Forward Pass**

$$\begin{aligned}\mathbf{z}^{[l]} &= \mathbf{W}^{[l]} \mathbf{a}^{[l-1]} + \mathbf{b}^{[l]} \\ \mathbf{a}^{[l]} &= \sigma^{[l]}(\mathbf{z}^{[l]})\end{aligned}$$

Backpropagation

$$\begin{aligned}\delta^{[l]} &= \frac{\partial L}{\partial \mathbf{z}^{[l]}} \\ \frac{\partial L}{\partial \mathbf{W}^{[l]}} &= \delta^{[l]} (\mathbf{a}^{[l-1]})^T \\ \frac{\partial L}{\partial \mathbf{b}^{[l]}} &= \delta^{[l]}\end{aligned}$$

Optimiseurs

$$\text{SGD} : \theta \leftarrow \theta - \alpha \nabla L$$

$$\text{Momentum} : \mathbf{v} = \beta \mathbf{v} + (1 - \beta) \nabla L, \quad \theta \leftarrow \theta - \alpha \mathbf{v}$$

Adam : Combine momentum + RMSprop

1.8 CNN

Convolution 2D

$$\begin{aligned}\text{Output}[i, j] &= \sum_m \sum_n \text{Input}[i + m, j + n] \cdot \text{Kernel}[m, n] \\ \text{Taille sortie} &: \left\lfloor \frac{H + 2p - k}{s} \right\rfloor + 1\end{aligned}$$

1.9 RNN/LSTM

RNN

$$\mathbf{h}_t = \tanh(\mathbf{W}_{hh} \mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{W}_{xh} \mathbf{x}_t + \mathbf{b})$$

LSTM (simplifié)

$$\begin{aligned}\mathbf{f}_t &= \sigma(\mathbf{W}_f[\mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{x}_t]) \quad (\text{forget}) \\ \mathbf{i}_t &= \sigma(\mathbf{W}_i[\mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{x}_t]) \quad (\text{input}) \\ \mathbf{c}_t &= \mathbf{f}_t \odot \mathbf{c}_{t-1} + \mathbf{i}_t \odot \tilde{\mathbf{c}}_t\end{aligned}$$

Attention

$$\text{Attention}(\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}) = \text{softmax} \left(\frac{\mathbf{Q} \mathbf{K}^T}{\sqrt{d_k}} \right) \mathbf{V}$$

1.10 Reinforcement Learning

Q-Learning

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha[r + \gamma \max_{a'} Q(s', a') - Q(s, a)]$$

2 Glossaire

| Terme | Définition |
|-------------------------------|--|
| Accuracy | Proportion de prédictions correctes |
| Activation Function | Fonction non-linéaire appliquée aux neurones (ReLU, sigmoid, etc.) |
| Adam | Optimiseur adaptatif combinant momentum et RMSprop |
| Backpropagation | Algorithme pour calculer gradients dans réseaux de neurones |
| Batch | Sous-ensemble de données utilisé pour une mise à jour |
| Batch Normalization | Normalisation des activations par batch |
| Bias | Biais (intercept) ou biais statistique (erreur systématique) |
| Bias-Variance Tradeoff | Compromis entre underfitting et overfitting |
| BPTT | Backpropagation Through Time (pour RNN) |
| CNN | Convolutional Neural Network (réseau convolutif) |
| Confusion Matrix | Tableau TP/TN/FP/FN pour classification |
| Cross-Entropy | Fonction de perte pour classification |
| Cross-Validation | Validation croisée (K-Fold) |
| Data Augmentation | Augmentation artificielle du dataset |
| Data Leakage | Fuite d'info du test vers train (erreur grave) |
| Dropout | Désactivation aléatoire de neurones (régularisation) |
| Early Stopping | Arrêt si validation loss n'améliore plus |
| Embedding | Représentation vectorielle dense (mots, etc.) |
| Ensemble | Combinaison de plusieurs modèles |
| Epoch | Une passe complète sur le dataset d'entraînement |
| F1-Score | Moyenne harmonique de Precision et Recall |
| Feature Engineering | Création/transformation de features |
| Fine-Tuning | Ajustement d'un modèle pré-entraîné |
| Gradient Descent | Optimisation itérative par descente de gradient |
| GRU | Gated Recurrent Unit (variante LSTM) |
| Hyperparameter | Paramètre fixé avant entraînement (LR, etc.) |
| L1/L2 Regularization | Pénalisation sur poids (Lasso/Ridge) |
| Learning Rate | Taille du pas de gradient descent |
| LSTM | Long Short-Term Memory (RNN avec mémoire) |
| MLP | Multi-Layer Perceptron (réseau fully-connected) |
| MSE | Mean Squared Error |
| Overfitting | Modèle trop complexe, bon sur train, mauvais sur test |
| PCA | Principal Component Analysis (réduction dim) |
| Pooling | Sous-échantillonnage (Max/Average) |
| Precision | $TP / (TP + FP)$ |

| Terme | Définition |
|---------------------------|---|
| Recall | TP / (TP + FN) |
| Regularization | Techniques contre overfitting (L1, L2, dropout) |
| ReLU | Rectified Linear Unit : $\max(0, x)$ |
| RNN | Recurrent Neural Network (séquences) |
| SGD | Stochastic Gradient Descent |
| Softmax | Fonction de sortie pour multi-classe |
| Transfer Learning | Réutilisation modèle pré-entraîné |
| Transformer | Architecture attention pour NLP |
| Underfitting | Modèle trop simple |
| Vanishing Gradient | Gradients 0 dans réseaux profonds |
| Validation Set | Données pour tuner hyperparamètres |

3 Ressources

3.1 Bibliothèques Python

3.1.1 ML Classique

- **scikit-learn** : ML complet (classification, régression, clustering)
- **XGBoost** : Gradient Boosting haute performance
- **LightGBM** : Gradient Boosting rapide (Microsoft)
- **CatBoost** : Gradient Boosting pour catégorielles (Yandex)

3.1.2 Deep Learning

- **PyTorch** : Framework DL flexible (recherche)
- **TensorFlow/Keras** : Framework DL production
- **FastAI** : Haut niveau sur PyTorch

3.1.3 NLP

- **Transformers (HuggingFace)** : BERT, GPT, T5, etc.
- **spaCy** : NLP industriel
- **NLTK** : NLP pédagogique

3.1.4 Data Science

- **NumPy** : Calcul numérique
- **Pandas** : Manipulation données tabulaires
- **Matplotlib/Seaborn** : Visualisation
- **Plotly** : Visualisation interactive

3.1.5 Outils

- **Jupyter** : Notebooks interactifs
- **MLflow** : Tracking expériences
- **Optuna** : Hyperparameter tuning
- **Weights & Biases** : Expérience tracking
- **DVC** : Version control données

3.2 Datasets

3.2.1 Débutant

- **MNIST** : Chiffres manuscrits (10 classes, 60K images)
- **Iris** : Classification florale (150 samples, 4 features)
- **Titanic** : Survie passagers (Kaggle)
- **Boston Housing** : Prédiction prix immobilier

3.2.2 Intermédiaire

- **CIFAR-10/100** : Images couleur (10/100 classes)
- **IMDB Reviews** : Sentiment analysis
- **Fashion-MNIST** : Vêtements (alternative MNIST)

3.2.3 Avancé

- **ImageNet** : 1.2M images, 1000 classes
- **COCO** : Détection objets, segmentation
- **SQuAD** : Question answering
- **Kaggle Competitions** : Datasets réels variés

3.3 Environnements RL

- **OpenAI Gym** : Environnements RL standards
- **Stable Baselines3** : Implémentations RL
- **PettingZoo** : Multi-agent RL

3.4 Cours en Ligne

- **Fast.ai** : Deep Learning pratique
- **CS231n (Stanford)** : CNN pour vision
- **CS224n (Stanford)** : NLP avec Deep Learning
- **Coursera - Andrew Ng** : ML et DL
- **DeepLearning.AI** : Spécialisations DL

3.5 Livres

- Géron - *Hands-On Machine Learning (3rd ed, 2023)*
- Goodfellow et al. - *Deep Learning*
- Bishop - *Pattern Recognition and Machine Learning*
- Hastie et al. - *The Elements of Statistical Learning*
- Sutton & Barto - *Reinforcement Learning*
- Chollet - *Deep Learning with Python (2nd ed)*

4 FAQ : Pièges Courants

4.1 Données

Q : Dois-je normaliser mes données ?

A : Oui, pour la plupart des algorithmes (SVM, réseaux de neurones, K-Means). Non pour les arbres de décision. Utiliser StandardScaler ou MinMaxScaler selon le contexte.

Q : Comment gérer les valeurs manquantes ?

A : (1) Supprimer si < 5%, (2) Imputer médiane/moyenne pour numériques, (3) Mode pour catégorielles, (4) Créer indicateur "missing".

Q : Qu'est-ce que le data leakage ?

A : Utiliser des informations du test set pendant l'entraînement. Erreurs courantes :

- Scaler fit sur toutes les données
- Features du futur dans séries temporelles
- Duplicatas entre train et test

4.2 Modélisation**Q : Mon modèle a 99% d'accuracy mais ne marche pas bien ?**

A : Classes probablement déséquilibrées. Utiliser F1-score, Precision/Recall ou AUC-ROC au lieu d'accuracy.

Q : Overfitting vs Underfitting ?

A :

- **Overfitting** : Train error faible, val error élevé Régularisation, plus de données
- **Underfitting** : Train et val errors élevés Modèle plus complexe

Q : Combien de données faut-il ?

A : Règle empirique :

- ML classique : 10× le nombre de features minimum
- Deep Learning : 1000+ par classe minimum
- Transfer Learning : 100+ par classe peut suffire

4.3 Entraînement**Q : Mon loss est NaN ?**

A : (1) Learning rate trop élevé, (2) Explosion gradients gradient clipping, (3) Données non normalisées.

Q : Mon modèle n'apprend pas (loss stagne) ?

A : (1) Learning rate trop faible, (2) Mauvaise initialisation, (3) Dead ReLU (tous neurones inactifs).

Q : Quelle taille de batch ?

A : 32-128 généralement. Plus grand = plus rapide mais moins de généralisation. Plus petit = meilleure généralisation mais plus lent.

4.4 Évaluation**Q : Puis-je utiliser le test set plusieurs fois ?**

A : **NON !** Le test set ne doit être utilisé qu'**une seule fois** pour l'évaluation finale. Utiliser validation set pour tuning.

Q : Cross-validation ou simple train/val/test ?

A :

- CV : Petites données (< 10K), évaluation robuste
- Train/Val/Test : Grandes données, DL

4.5 Production

Q : Comment déployer mon modèle ?

A : (1) Sauvegarder avec joblib/pickle, (2) API REST (FastAPI/Flask), (3) Containeriser (Docker), (4) Monitoring.

Q : Mon modèle se dégrade en production ?

A : Distribution shift (data drift). Solution : Monitoring, réentraînement périodique, détection d'anomalies.

5 Commandes Python Essentielles

5.1 scikit-learn Workflow

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.metrics import classification_report

# Split
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X, y, test_size=0.2, random_state=42, stratify=y
)

# Scale
scaler = StandardScaler()
X_train_scaled = scaler.fit_transform(X_train)
X_test_scaled = scaler.transform(X_test) # Pas de fit!

# Train
model = RandomForestClassifier(n_estimators=100, random_state=42)
model.fit(X_train_scaled, y_train)

# Evaluate
y_pred = model.predict(X_test_scaled)
print(classification_report(y_test, y_pred))
```

5.2 PyTorch Workflow

```
import torch
import torch.nn as nn
import torch.optim as optim

# Model
model = nn.Sequential(
    nn.Linear(input_dim, 128),
    nn.ReLU(),
```

```

        nn.Dropout(0.2),
        nn.Linear(128, output_dim)
    )

# Loss et optimizer
criterion = nn.CrossEntropyLoss()
optimizer = optim.Adam(model.parameters(), lr=0.001)

# Training loop
for epoch in range(num_epochs):
    model.train()
    for X_batch, y_batch in train_loader:
        optimizer.zero_grad()
        outputs = model(X_batch)
        loss = criterion(outputs, y_batch)
        loss.backward()
        optimizer.step()

```

6 Annexe D : Cheat Sheets par Framework

6.1 scikit-learn : Workflow Complet

```

# Pipeline scikit-learn classique
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split, GridSearchCV
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.metrics import classification_report

# 1. Split des données
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X, y, test_size=0.2, random_state=42, stratify=y
)

# 2. Pipeline avec preprocessing
pipeline = Pipeline([
    ('scaler', StandardScaler()),
    ('clf', RandomForestClassifier(random_state=42))
])

# 3. Grid Search pour hyperparameters
param_grid = {
    'clf__n_estimators': [100, 200, 300],
    'clf__max_depth': [10, 20, None],
    'clf__min_samples_split': [2, 5, 10]
}

grid = GridSearchCV(pipeline, param_grid, cv=5,
                     scoring='f1_weighted', n_jobs=-1)
grid.fit(X_train, y_train)

# 4. Evaluation
print(f"Best params: {grid.best_params_}")
print(f"Best CV score: {grid.best_score_:.3f}")

```

```
y_pred = grid.predict(X_test)
print(classification_report(y_test, y_pred))
```

6.2 PyTorch : Training Loop Standard

```
# Training loop PyTorch typique
import torch
import torch.nn as nn
import torch.optim as optim
from torch.utils.data import DataLoader, TensorDataset

# 1. Préparation des données
train_dataset = TensorDataset(
    torch.tensor(X_train, dtype=torch.float32),
    torch.tensor(y_train, dtype=torch.long)
)
train_loader = DataLoader(train_dataset, batch_size=32, shuffle=True)

# 2. Définition du modèle
model = nn.Sequential(
    nn.Linear(input_dim, 128),
    nn.ReLU(),
    nn.Dropout(0.3),
    nn.Linear(128, 64),
    nn.ReLU(),
    nn.Linear(64, num_classes)
)

# 3. Loss et optimizer
criterion = nn.CrossEntropyLoss()
optimizer = optim.Adam(model.parameters(), lr=0.001)
scheduler = optim.lr_scheduler.ReduceLROnPlateau(optimizer, patience=5)

# 4. Training loop
for epoch in range(num_epochs):
    model.train()
    total_loss = 0
    for batch_X, batch_y in train_loader:
        optimizer.zero_grad()
        outputs = model(batch_X)
        loss = criterion(outputs, batch_y)
        loss.backward()
        optimizer.step()
        total_loss += loss.item()

    # Validation
    model.eval()
    with torch.no_grad():
        val_outputs = model(X_val)
        val_loss = criterion(val_outputs, y_val)

    scheduler.step(val_loss)
    print(f"Epoch {epoch+1}/{num_epochs} | "
          f"Train Loss: {total_loss/len(train_loader):.4f} | "
          f"Val Loss: {val_loss:.4f}")
```

6.3 Hugging Face Transformers : Fine-tuning

```
# Fine-tuning BERT avec Hugging Face
from transformers import (BertTokenizer, BertForSequenceClassification,
                         Trainer, TrainingArguments)

# 1. Tokenizer et modèle
tokenizer = BertTokenizer.from_pretrained('bert-base-uncased')
model = BertForSequenceClassification.from_pretrained(
    'bert-base-uncased', num_labels=2
)

# 2. Tokenization
train_encodings = tokenizer(train_texts, truncation=True,
                            padding=True, max_length=128)
val_encodings = tokenizer(val_texts, truncation=True,
                          padding=True, max_length=128)

# 3. Dataset PyTorch
class CustomDataset(torch.utils.data.Dataset):
    def __init__(self, encodings, labels):
        self.encodings = encodings
        self.labels = labels

    def __getitem__(self, idx):
        item = {key: torch.tensor(val[idx])
                for key, val in self.encodings.items()}
        item['labels'] = torch.tensor(self.labels[idx])
        return item

    def __len__(self):
        return len(self.labels)

train_dataset = CustomDataset(train_encodings, train_labels)
val_dataset = CustomDataset(val_encodings, val_labels)

# 4. Training arguments
training_args = TrainingArguments(
    output_dir='./results',
    num_train_epochs=3,
    per_device_train_batch_size=16,
    per_device_eval_batch_size=16,
    warmup_steps=500,
    weight_decay=0.01,
    logging_dir='./logs',
    logging_steps=100,
    evaluation_strategy="epoch",
    save_strategy="epoch",
    load_best_model_at_end=True
)

# 5. Trainer
trainer = Trainer(
```

```

    model=model ,
    args=training_args ,
    train_dataset=train_dataset ,
    eval_dataset=val_dataset
)

# 6. Fine-tuning
trainer.train()

```

7 Annexe E : Guide Hardware et Cloud

7.1 Choix de GPU pour ML/DL

| GPU | VRAM | Prix | Use Case | Performance |
|-------------|-------|--------|---------------|----------------------------|
| GTX 1660 Ti | 6 GB | \$280 | Apprentissage | Entrée de gamme |
| RTX 3060 | 12 GB | \$330 | ML léger | Bon rapport qualité/prix |
| RTX 3080 | 10 GB | \$700 | DL moyen | Très bon pour entraînement |
| RTX 4090 | 24 GB | \$1600 | DL lourd | Top performance |
| A100 (40GB) | 40 GB | \$10k+ | Production | Datacenters |

TABLE 2 – Comparaison GPUs pour Machine Learning (2024)

Recommandations selon budget :

- Budget < 500\$: RTX 3060 (12GB) - Excellent pour débuter
- Budget 500-1000\$: RTX 3080/4070 - Bon pour projets sérieux
- Budget 1000-2000\$: RTX 4090 - Top pour recherche/production
- Budget illimité : Multiple A100 ou H100 - Datacenters

VRAM nécessaire selon modèle :

- ResNet-50 : 4-6 GB
- BERT-base : 8-12 GB
- BERT-large : 16-20 GB
- GPT-2 (1.5B) : 20-24 GB
- Fine-tuning LLaMA 7B : 40+ GB (ou quantization)

7.2 Plateformes Cloud pour ML

| Plateforme | GPU disponibles | Prix/h | Avantages |
|---------------------|-----------------|-------------------|-----------------------|
| Google Colab Pro+ | T4, A100 | Gratuit-\$50/mois | Simple, notebooks |
| AWS SageMaker | P3, P4 | \$3-10/h | Complet, scalable |
| Google Cloud AI | V100, A100, TPU | \$2-8/h | TPUs puissants |
| Azure ML | NC, ND series | \$2-10/h | Intégration Microsoft |
| Lambda Labs | A100, H100 | \$1-3/h | Moins cher |
| Paperspace Gradient | RTX 4000-A100 | \$0.5-3/h | Simple, abordable |

TABLE 3 – Comparaison plateformes Cloud ML (2024)

Recommandations :

- Débutants : Google Colab Pro (gratuit tier généreux)
- Prototyping : Paperspace Gradient (rapport qualité/prix)
- Production : AWS SageMaker ou GCP AI Platform (robustesse)
- Recherche : Lambda Labs (GPUs puissants, moins cher)

8 Annexe F : Carrières en Machine Learning

8.1 Parcours Professionnels

1. ML Engineer

- **Rôle** : Développer et déployer des modèles ML en production
- **Compétences** : Python, ML libs, MLOps, CI/CD, cloud
- **Salaire (France)** : 45k-70k (junior), 70k-110k (senior)
- **Demande** : Très forte (croissance 40%/an)

2. Data Scientist

- **Rôle** : Analyser données, créer modèles prédictifs, insights business
- **Compétences** : Stats, Python/R, ML, visualisation, communication
- **Salaire** : 40k-65k (junior), 65k-100k (senior)
- **Demande** : Forte mais saturation dans certaines régions

3. Research Scientist (ML/DL)

- **Rôle** : Recherche fondamentale, publications, nouveaux algorithmes
- **Compétences** : PhD, mathématiques avancées, PyTorch, publications
- **Salaire** : 60k-90k (postdoc), 90k-150k+ (senior, FAANG)
- **Demande** : Modérée mais très compétitive

4. MLOps Engineer

- **Rôle** : Infrastructure ML, CI/CD, monitoring, scalabilité
- **Compétences** : DevOps, Kubernetes, Docker, ML frameworks
- **Salaire** : 50k-75k (junior), 75k-120k (senior)
- **Demande** : En forte croissance (nouveau métier)

8.2 Certifications Recommandées

Certifications Cloud ML :

- **AWS Certified Machine Learning - Specialty** (difficulté : élevée)
- **Google Cloud Professional ML Engineer** (difficulté : élevée)
- **Microsoft Azure AI Engineer Associate** (difficulté : moyenne)

Certifications Académiques :

- **deeplearning.ai Specializations** (Coursera) : 5 spécialisations excellentes
- **fast.ai Practical Deep Learning** : Gratuit, très pratique
- **Stanford CS229 (Machine Learning)** : Théorique et rigoureux

8.3 Roadmap de Progression

Niveau Débutant (0-6 mois) :

1. Maîtriser Python et NumPy/Pandas
2. Comprendre ML supervisé (regression, classification)
3. Implémenter algorithmes from scratch
4. Compléter ce cours ML (chapitres 00-05)

Niveau Intermédiaire (6-18 mois) :

1. Deep Learning (PyTorch ou TensorFlow)
2. Projets Kaggle (top 25%)
3. Compléter chapitres 06-10 de ce cours
4. Contribuer à projets open-source

Niveau Avancé (18+ mois) :

1. Spécialisation (NLP, CV, RL, etc.)
2. Publications ou projets significatifs
3. MLOps et déploiement production
4. Compléter chapitres 11-14 + applications avancées

9 Annexe G : Outils et Librairies Essentiels

9.1 Stack ML Complète

Data Processing :

- **Pandas** : Manipulation de DataFrames
- **Polars** : Alternative ultra-rapide à Pandas
- **Dask** : DataFrames distribués pour big data
- **PySpark** : Processing distribué à grande échelle

Machine Learning :

- **scikit-learn** : ML classique (must-have)
- **XGBoost, LightGBM, CatBoost** : Gradient boosting
- **PyTorch** : Deep Learning (recommandé)
- **TensorFlow/Keras** : Deep Learning (alternative)
- **Hugging Face Transformers** : NLP state-of-the-art

Visualisation :

- **Matplotlib** : Base, flexible
- **Seaborn** : Statistical plots, esthétique
- **Plotly** : Interactif, dashboards
- **Weights & Biases** : Experiment tracking

MLOps :

- **MLflow** : Experiment tracking, model registry
- **DVC** : Version control pour données/modèles
- **Docker** : Conteneurisation
- **Kubernetes** : Orchestration à grande échelle
- **FastAPI** : APIs REST performantes

9.2 Commandes Essentielles

9.2.1 Installation Rapide

```
# ML Stack minimal
pip install numpy pandas scikit-learn matplotlib

# Deep Learning (PyTorch)
pip install torch torchvision torchaudio

# Deep Learning (TensorFlow)
pip install tensorflow

# NLP moderne
pip install transformers datasets tokenizers

# MLOps
pip install mlflow dvc fastapi uvicorn

# Gradient Boosting
```

```
pip install xgboost lightgbm catboost
```

9.2.2 Vérifier GPU PyTorch

```
import torch
print(f"CUDA disponible : {torch.cuda.is_available()}")
print(f"GPU : {torch.cuda.get_device_name(0)}")
print(f"VRAM : {torch.cuda.get_device_properties(0).total_memory / 1e9:.2f} GB")
```

Conclusion

Ce document d'annexes complète le cours complet de Machine Learning. Utilisez-le comme référence rapide pendant vos projets.

Points clés à retenir :

- Toujours commencer simple (baseline)
- Éviter le data leakage à tout prix
- Choisir la bonne métrique selon le problème
- Valider rigoureusement (CV ou train/val/test)
- Test set = une seule utilisation finale
- Documenter et versionner (code, données, modèles)

Bon apprentissage et bons projets ML !