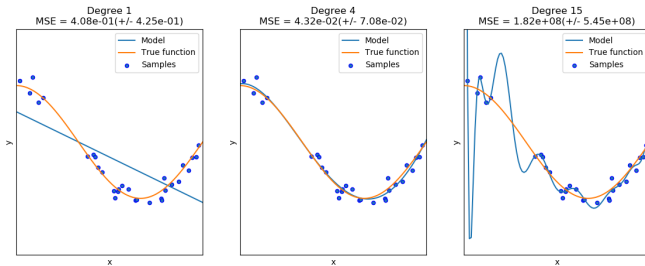


# Machine Learning

Apprentissage de modèles

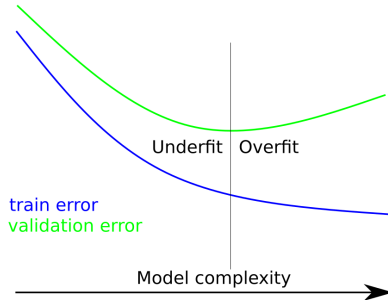
---

## Entraînement supervisé d'un modèle — overfit



Problème : trop minimiser la perte n'est pas bon !

# Apprentissage de modèles



→ Minimiser la perte sur un ensemble de validation

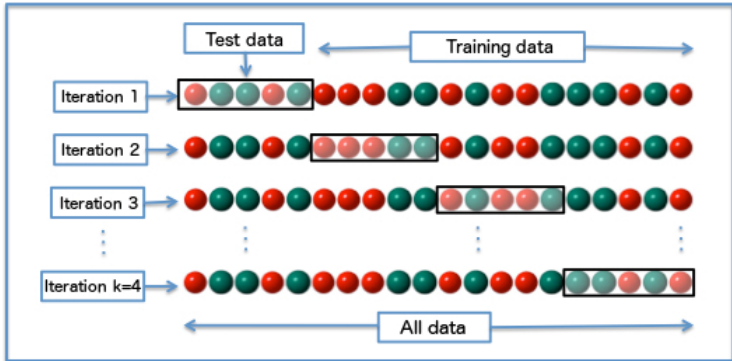
Séparation des données :

- ensemble d'entraînement
- ensemble de validation pour mesurer la généralisation
- ensemble de test (pour éviter le biais statistique)

→ Split 60/20/20 habituel.

# Apprentissage de modèles

Idéalement : Cross Validation Pour « perdre » moins de données et mieux tester la généralisation, cross-validation :



Ici, 4-fold cross-validation.

# Apprentissage de modèles

1 - initialisation aléatoire du modèle

2 - Tant que(critère arrêt == 0)

- Selection aléatoire d'un **batch** de données
- **Forward** : Passe avant du **batch** dans le modèle
- Calcul de l'erreur par rapport aux sorties attendues
- **Backward** : Rétropropagation du gradient de l'erreur en fonction des paramètres dans le modèle (mise à jour du modèle)
- Calcul critère arrêt

3 - Calcul de l'erreur sur un échantillon de données **qui n'ont JAMAIS été vues par le modèle pendant l'apprentissage !**

En classification :

**Précision**

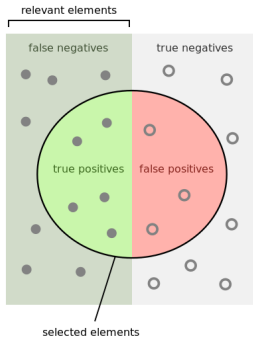
$$\frac{\text{vrais positifs}}{\text{vrais positifs} + \text{faux positifs}}$$

**Rappel**

$$\frac{\text{vrais positifs}}{\text{vrais positifs} + \text{faux négatifs}}$$

**F-mesure** moyenne harmonique entre précision et rappel (aussi appelée F1 score)

# Évaluation — outils — précision, rappel



How many selected items are relevant?

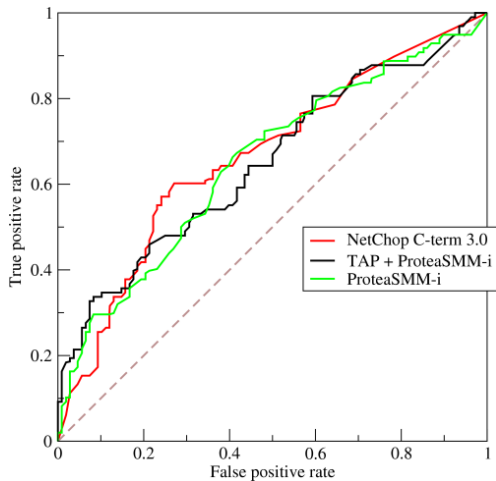
$$\text{Precision} = \frac{\text{true positives}}{\text{true positives} + \text{false positives}}$$

How many relevant items are selected?

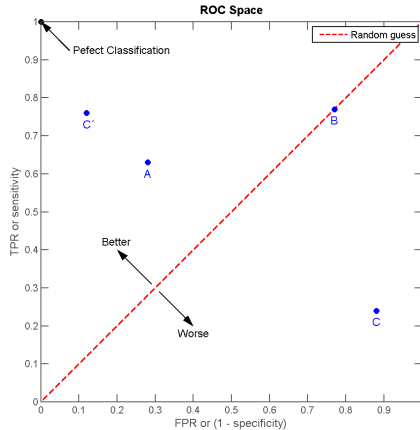
$$\text{Recall} = \frac{\text{true positives}}{\text{true positives} + \text{false negatives}}$$



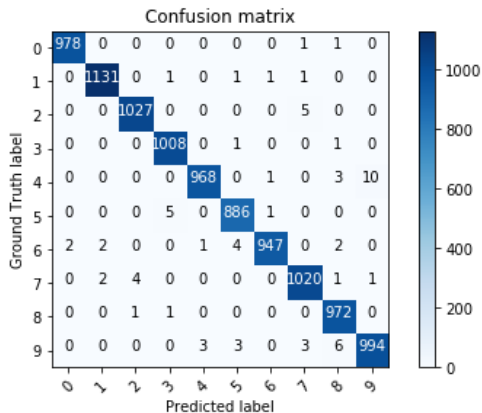
## Outils — courbe ROC



# Outils — courbe ROC



# Évaluation — outils — matrice de confusion



- extrêmement importante pour compléter les analyses après les retours business
- ensemble de bonnes pratiques

- garder une trace exacte du preprocessing

- garder une trace exacte du preprocessing
- de préférence utiliser des notebooks

- garder une trace exacte du preprocessing
- de préférence utiliser des notebooks
- faire attention au random (utiliser des seeds)

- garder une trace exacte du preprocessing
- de préférence utiliser des notebooks
- faire attention au random (utiliser des seeds)
- définir les datasets utilisés, dates comprises



- garder une trace exacte du preprocessing
- de préférence utiliser des notebooks
- faire attention au random (utiliser des seeds)
- définir les datasets utilisés, dates comprises
- garder une trace de l'environnement