

# **DEFI-IA 2022**

Prédire les précipitations cumulées en des stations météorologiques

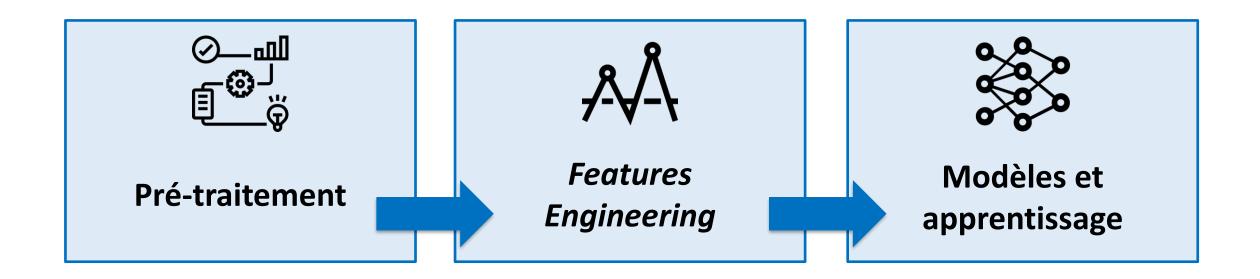
Tuteurs : David Bertoin
Adil Zouitine

Quentin DOUZERY Alexia GHOZLAND Dario MOED

> Vendredi 7 Janvier 2022 Année Académique 2021/2022



### Sommaire







## 0. Jeux de données





Observations météorologiques au jour **J-1** : wind speed, wind dir., temperature, dew point temp., humidity, precip

 $X_{forecast}$ 



Prévisions de METEO FRANCE pour le jour J



Précipitations cumulées pour le jour J





### I. Pré-traitement

Ajout des coordonnées géographiques

Latitude, longitude, altitude

Alignement des échantillons entre eux

Alignement de  $X_{train}$  et  $y_{train}$ Alignement de  $X_{test}$  sur  $X_{train}$  Gestion des données manquantes

Suppression des *NaNs* ou Méthode *backfill* 

**Suppression des outliers** 

Suppression des valeurs impossibles Suppression des valeurs extrêmes Suppression de certaines stations Normalisation des données

Normalisation de  $X_{test}$  avec  $\mu_{train}$  et  $\sigma_{train}$ 



#### Transformation des variables initiales

Somme des précipitations sur la journée

Moyenne des variables (excepté *precip*)

- Journée entière
- Distinction nuit/journée/soir
- 2 méthodes: all/just24

Récupérer la dernière valeur enregistrée de la journée

- Uniquement si la journée comporte 24 heures
- Capter une certaine temporalité

### Ajout de nouvelles variables

Récupération du mois et de la saison

Saisons définies en fonction des précipitations

Calcul de la *smooth mean* associée \

- Estimateur Bayésien
- Calculée sur la variable precip
- Éviter le surapprentissage

$$\mu = \frac{n \times \bar{x} + m \times w}{n + m}$$

n: nombre de valeurs

 $\bar{x}$ : estimation de la moyenne

w : globale moyenne

m: poids attribué à la moyenne globale



#### Conversion de la variable month

Expression de *month* sous la forme d'une combinaison d'un sinus et d'un cosinus

- Fonctions cycliques ( $2\pi$ -périodiques)
- Récupérer l'information temporelle

Observation	month
$x_0$	1
$x_1$	1
$x_n$	12



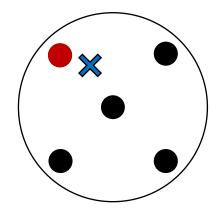
Observation	cos_month	sin_month
$x_0$	0.87	0.50
$x_1$	0.87	0.50
$x_n$	1	0



### Incorporation du modèle physique

Ajout de la prévision météo

- Utilisation de la baseline forecast
- Récupération au point le plus proche de la station



Prévisions du modèle physique

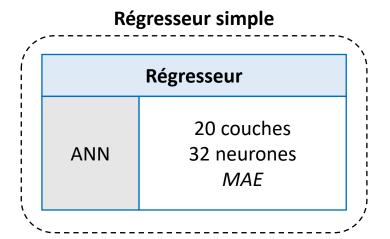
Station

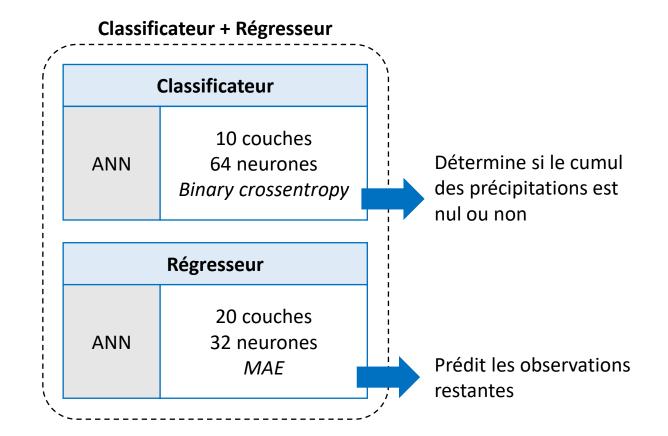
Prévision attribuée à la station



### III. Modèles et apprentissage

#### Les différents modèles implémentés

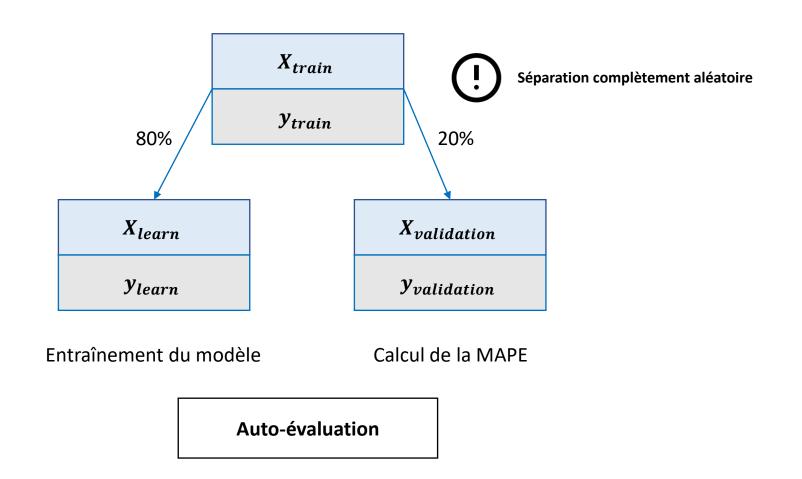






## III. Modèles et apprentissage

#### Méthode de validation et paramètres d'apprentissage



#### Hyperparamètres

Époques = 20 Batch size = 200

« Optimisation » à la main, en tâtonnant

### **Discussion**

K-means

Partitionnement des stations en clusters Entraînement/Test sur chacun des clusters

 $X_{forecast}$ 

Prise en compte des prévisions météo du jour J Considérer les **N** prévisions **les** plus proches

Distance [station – mer]

Ajout d'une feature pour considérer l'influence maritime

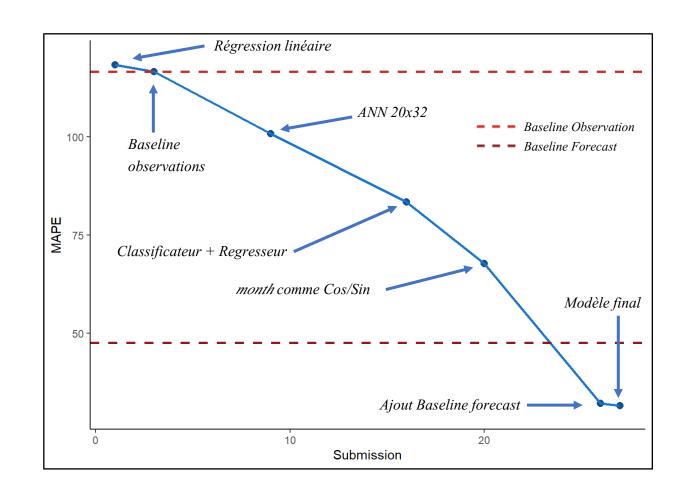
MAPE comme fonction coût

La MAPE pénalise surtout les surestimations Intérêt de n'avoir que des petites prédictions



### **Discussion**

#### Évolution de la MAPE en fonction des méthodes utilisées







Quentin DOUZERY Alexia GHOZLAND Dario MOED

5<sup>ème</sup> année – Mathématiques appliquées

Tuteurs : David Bertoin Adil Zouitine Vendredi 7 Janvier 2022 Année Académique 2021/2022