# Cursus Ingénieur Machine Learning

Vincent Jugé

Soutenance Projet n°8

11/2022

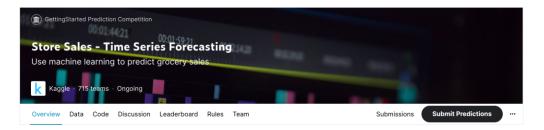
# Participez à une compétition Kaggle

## Choix du domaine - TSF

- Le Time Series Forecasting (TSF) est un champ du machine learning qui consiste à prédire des valeurs futures d'un phénomène temporel.
- Ce domaine couvre des applications très variées : météo, logistique, traitement du signal, sismologie, économie, finance, ...

# Challenge

- Store Sales Time Series Forecasting
  - https://www.kaggle.com/competitions/store-sales-time-series-forecasting/overview
  - Pas d'argent à gagner compétition pour les débutants sur Kaggle
- Goal of the Competition
  - o In this "getting started" competition, you'll use time-series forecasting to forecast store sales on data from Corporación Favorita, a large Ecuadorian-based grocery retailer.
  - Specifically, you'll build a model that more accurately predicts the unit sales for thousands of items sold at different Favorita stores. You'll practice your machine learning skills with an approachable training dataset of dates, store, and item information, promotions, and unit sales.



Overview

#### Goal of the Competition

Evaluation

Frequently Asked Questions

Description

In this "getting started" competition, you'll use time-series forecasting to forecast store sales on data from Corporación Favorita, a large Ecuadorian-based grocery retailer.

Specifically, you'll build a model that more accurately predicts the unit sales for thousands of items sold at different Favorita stores. You'll practice your machine learning skills with an approachable training dataset of dates, store, and item information, promotions, and unit sales.



#### Get Started

We highly recommend the Time Series course, which walks you through how to make your first submission. The lessons in this course are inspired by winning solutions from past Kaggle time series forecasting competitions.

#### Context

Forecasts aren't just for meteorologists. Governments forecast economic growth. Scientists attempt to predict the future population. And businesses forecast product demand—a common task of professional data scientists. Forecasts are especially relevant to brick-and-mortar grocery stores, which must dance delicately with how much inventory to buy. Predict a little over, and grocers are stuck with overstocked, perishable goods. Guess a little under, and popular items guickly sell out, leading to lost revenue and upset customers. More accurate forecasting, thanks to machine learning, could help ensure retailers please customers by having just enough of the right products at the right time.

Current subjective forecasting methods for retail have little data to back them up and are unlikely to be automated. The problem becomes even more complex as retailers add new locations with unique needs, new products, ever-transitioning seasonal tastes, and unpredictable product marketing.

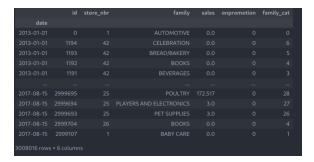
#### Potential Impact

If successful, you'll have flexed some new skills in a real world example. For grocery stores, more accurate forecasting can decrease food waste related to overstocking and improve customer satisfaction. The results of this ongoing competition, over time, might even ensure your local store has exactly what you need the next time you shop.

# Implementation

#### Dataset

- Le dataset est composés de plusieures sources de données
  - Données numériques et catégorielles
  - > 3'000'000 lignes
  - Données horodatées 01/01/2013 au 31/08/2017
  - On cherche à prédire le volume de ventes entre 16/08/2017 et 31/08/2017
- Des données complémentaires sont présentes:
  - o Promotion, évênements exceptionnels, cours du pétrole
- Le résultat à produire ou sous la forme d'un fichier "clé - valeur"



#### Dataset

- Variables retenues
  - Date, ID Store, Family, Sales
- Données Multi Variées
  - Complexité!
  - Besoin de splitter par ID Store et Familly
  - Besoin d'avoir un modèle compatible Multi Variate
- Données manquantes
  - o 25/12 manque
  - Traitement nécesaire : les modèles utilisés necessitent une continuité des series
- Prévisions
  - 16 jours, 54 stores, 33 familles = 28512 points à prédire

### Choix du Modèle

- GluonTs
  - Librairie avec approche probabiliste
  - Modèle Deep Learning
  - Donne de bons résultats out of the box
- Autres approches envisagés
  - Prophet (facebook.github.io/prophet)
  - XGBoost / LightGBM

# Focus GluonTS: ts.gluon.ai

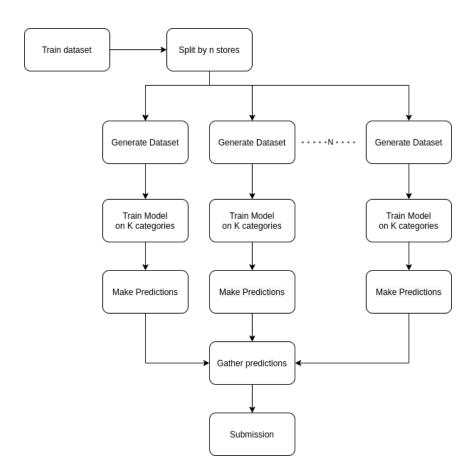
- Modèles à base de Deep Learning
  - RNNs, LSTM, Transformers, ...
  - Univariés, Multivariés
  - + 20 modèles pré-entrainés
- Open Source
- Format de données spécifique
  - Necessite un formattage
  - Contraintes de continuité des séries temporelles

### GluonTs - Format de données

- Splitte le dataset en 54 dataset correspondants à chaque stores
- PandasDataset permet de convertir depuis un DataFrame
  - https://ts.gluon.ai/stable/api/gluonts/gluonts.dataset.pandas.html
  - O Valeurs:
    - Target: feature qu'on souhaite prédire (sales)
    - Freq: fréquence de la time series (ici 1 jour)
    - Item\_id : feature categorielle pour différencier les time series (family)

# Workflow

 Détail du workflow implémenté pour traiter un problème multivarié



# Modèle retenu / Métrics

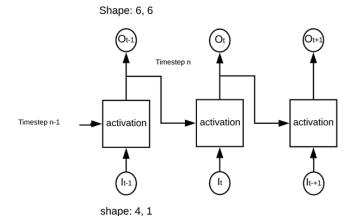
- Utilisation de DeepAR (RNN)
  - O <a href="https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169207019301888?via%3Dihub">https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169207019301888?via%3Dihub</a>
  - Auto regressive RNN

#### Hyper Parametres

- 5 epochs
- Learning rate: 10^-3
- O Batches par epoch: 10
- O Early stopping: 2
- Metric retenu: RMSE
  - Minimum ~285 en moyenne sur l'ensemble des prévisions, en fonction des couples ID Store / Famille de produit

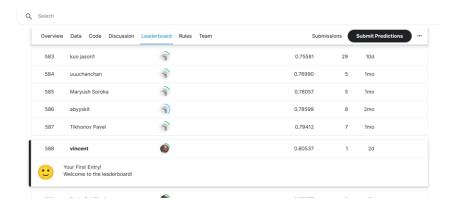
# Focus DeepAR / RNN

- Les RNN sont dérivés des Feedforward Neural Network (single-layer / multi layers perceptron)
- Les RNN retiennent une mémoire des données qu'ils ont déjà traitées, et donc peuvent apprendre des itérations précédentes.
- Développés initialement pour le NLP



### Résultats et Suite

- Soumission des résultats
  - Score 0.8
  - 588eme sur +700
  - https://www.kaggle.com/code/vincentjuge/notebookcfae1d1866
- Marges de manoeuvre
  - Data: Ajouter les evenements exceptionnels
  - Data: scaler / nettoyer les données (IQR)?
  - Modèle: ajuster les hyper parametres / grid search
  - Modèle : remplacer DeepAR par un modèle LSTM ? (LSTnet)
  - Modèle: changer complètement l'approche pour du Gradient Boosting?

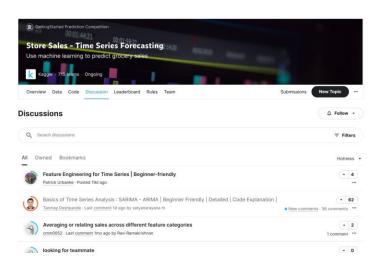


### Conclusion

- Première compétition!
- Résultats encourageants
  - Participer à d'autres compétitions futures
- Grande Communauté
  - Permet de découvrir de nouvelles approches
  - Par ex. XGBoost

#### Regrets

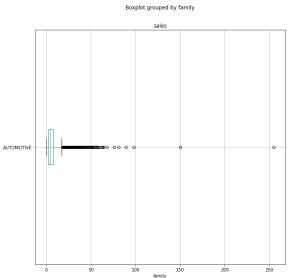
- Developpement en local kernel kaggle est trop lent / cher
- Manque de temps pour optimiser
- On ne peut pas voir les meilleurs notebook pour comprendre et apprendre

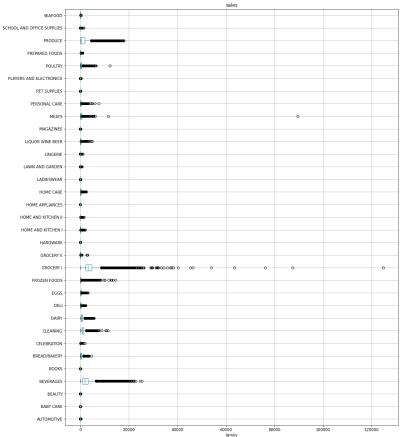


# Compléments

# Scaling des données

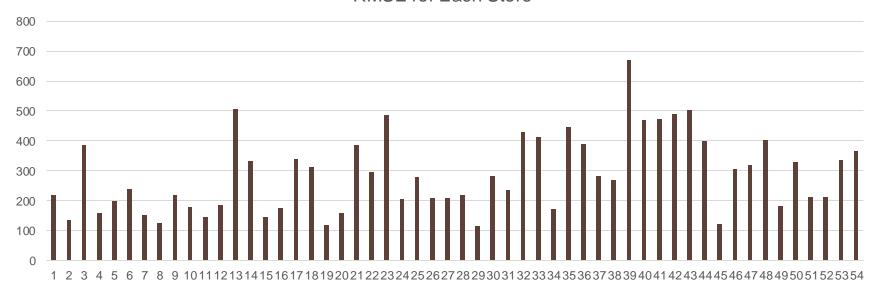
Outliers présents





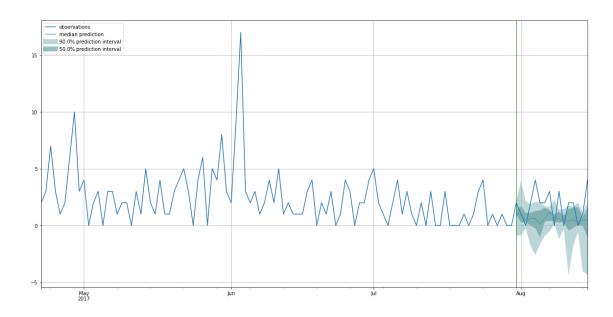
### **RMSE**

#### RMSE for Each Store



## **Predictions**

- Predictions pour un store
- RMSE = 136



### Liens utiles

- Website avec les notebooks : <a href="https://vjuge.github.io/oc-iml">https://vjuge.github.io/oc-iml</a>
- Repo Git : <a href="https://github.com/vjuge/oc-iml">https://github.com/vjuge/oc-iml</a>
  - Notebook: <a href="https://github.com/vjuge/oc-iml/blob/master/modules/P8/module-p8.ipynb">https://github.com/vjuge/oc-iml/blob/master/modules/P8/module-p8.ipynb</a>
- Notebook

Kaggle: https://www.kaggle.com/code/vincentjuge/notebookcfae1d1866/edit/run/112055289

# Last Minute Update

Including Oil data, gives a better score of 0.75 (-5% gain)

