## **Magasins Rossman**

Projet OpenClassrooms

Par Xavier Montamat

## **Problématique**

Prévoir avec précision le chiffre d'affaire de chaque magasin Rossmann.

Ce à partir de l'historique des ventes de chaque magasin, et divers informations additionnelles.

La prévision doit être faite de manière journalière sur une période de 2 mois.

## Axes d'approche envisagés

#### Approche en réseau de neurones

- Peu de transformation de données
- Réseau de neurones existant
- Configurer les couches

#### **Approche machine learning**

- Algorithmes plus classiques de régression
- Utiliser des techniques de pointe
- Optimiser les paramètres

## Plan de réalisation

#### Analyse et traitements

- Chiffre d'affaire
- Analyse temporelle
- Intemporelle
- Transformations

#### Modèlisation

- Prophet
- Modèle XGboost

#### Résultats

- Résultats
- Autres approches
- Conclusion
- Améliorations

# Analyse et traitements

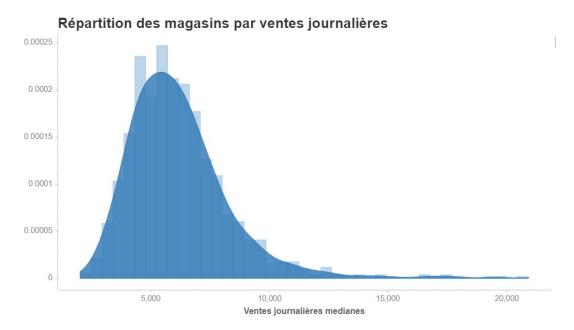
Réalisons une analyse des données afin d'avoir une bonne vision du problème, et des informations disponibles.

Puis exposons les transformations effectuées sur nos features

## Chiffre d'affaire

#### La valeur cible du sujet

• 1115 Magasins Rossmann



#### **Observations**

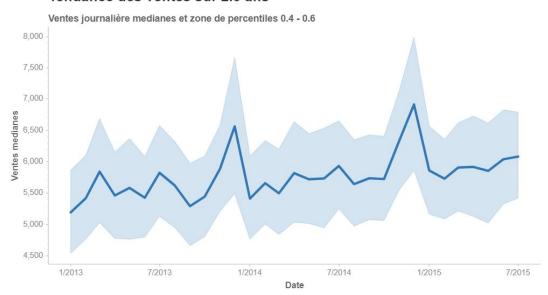
- Distribution Gaussienne des magasins
- Mediane 6000€
- Minimale 2000€
- Maximale 21000€

Variations importantes

## **Analyse temporelle**

#### **Tendance globale**

#### Tendance des ventes sur 2.5 ans



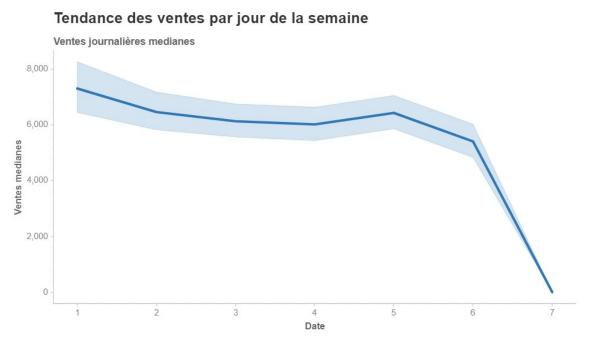
- Historique 2.5 ans
- Prédictions sur 48 jours

#### **Observations**

- Légère croissance globale
- Percentiles 0.4-0.6 éloignées
- Pics de ventes en fin d'année

## **Analyse temporelle**

#### **Tendance hebdomadaire**



#### **Observations**

Différence de 20% entre lundi et samedi

Fermeture le dimanche

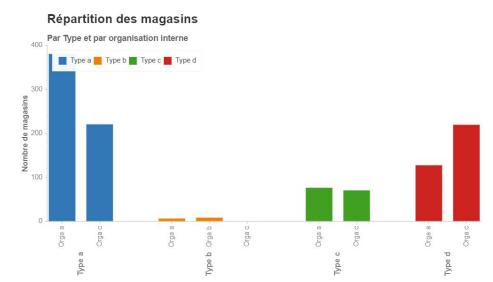
## Analyse données intemporelles

- Catégorie de magasin (A-D)
- Organisation interne (A-C)

#### Chiffre d'affaire

# Ventes journalière medianes des magasins Par Type et par organisation interne Type a Type b Type c Type d T

#### **Distribution**



## **Transformations effectuées**

- → Competition
- → Promotions
- → Jours feriés
- → Vacances scolaires

→ Ventes médianes trimestre

→ Ventes médianes semestre

→ Ventes médianes semaine année précédente





## **Modèlisation**

Pour notre modèle, nous montrerons d'abord un modèle 'state of the art' nommé Prophet

Puis nous le comparerons à une approche plus classique en utilisant XGBoost

## **Prophet**

#### **Qu'est ce que Prophet?**

- Librairie de prédiction temporelle
- Développée par Facebook
- Apparue en 2017

#### **Avantages**

- Simple et intuitif
- Performante
- Rapide

#### **Fonctionnement**

- Détection de tendances
- Saisonnalité
- Vacances et jours fériés

#### Limitations

- 1 seule entrée par date
- Pas de paramètres intemporels
- Peu de personnalisation

## **Analyse par Prophet**

#### **Tendance Globale**

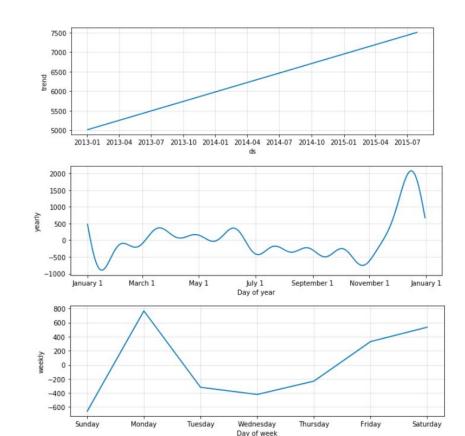
Croissance linéaire

#### **Tendance Annuelle**

- Bon chiffres en fin d'année
- Baisse en février

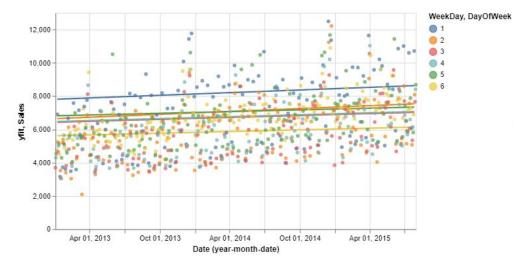
#### **Tendance Hebdomadaire**

Creux en milieu de semaine



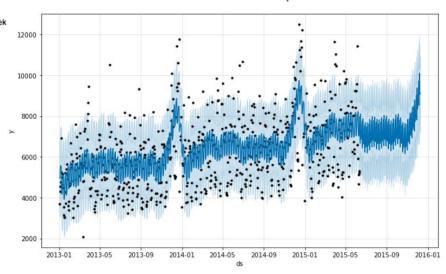
## **Prophet Modélisation**





 Variations hebdomadaires importantes

#### Prévisions Prophet



- Semblent réalistes
- Pics de fin d'année
- Interval d'erreur

## Résultats

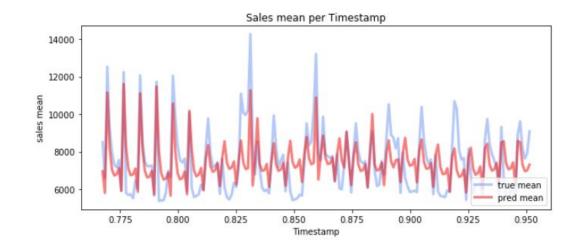
#### Métrique de score: RMSPE

Root Mean Square Percent Error

$$ext{RMSPE} = \sqrt{rac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(rac{y_i-\hat{y}_i}{y_i}
ight)^2},$$

## Résultats Prophet sur l'ensemble des magasins

RMSPE: 0.22



## **XGBoost**

#### **Qu'est ce que XGBoost?**

- eXtreme Gradient Boosting
- Modèle de classification / regression
- Evolution de Random forests
- Apparu en 2014

#### **Avantages**

- Versatile
- Très réputé
- Plus rapide que random forests

#### **Fonctionnement**

- Arbres sequentiels
- Gradient Descent

#### **Limitations**

- Potentiel overfitting
- Hyperparamètres
- Pensé pour la classification

## XGBoost paramètres

#### subsample

Ignorer entrées au hasard

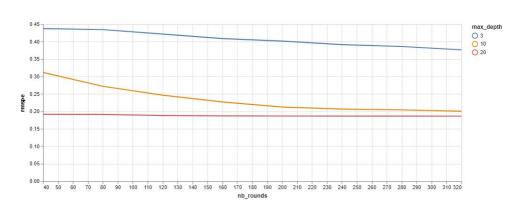
#### max\_depth

Limiter la profondeur

#### eta/learning\_rate

• Equilibrer rapidité et précision

#### Impact de la profondeur maximum



## XGBoost Résultats

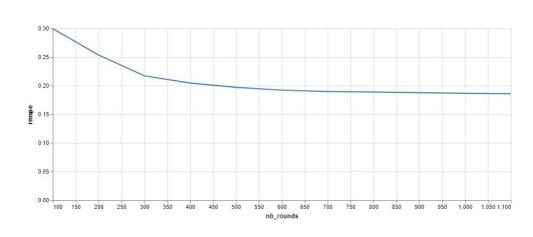
Métrique de score : RMSPE

Root Mean Square Percent Error

Résultats XGBoost sur l'ensemble des magasins

RMSPE: **0.18** 

#### Entrainement final



# Résultats & Conclusion

Regardons dans le détails les résultats obtenus.

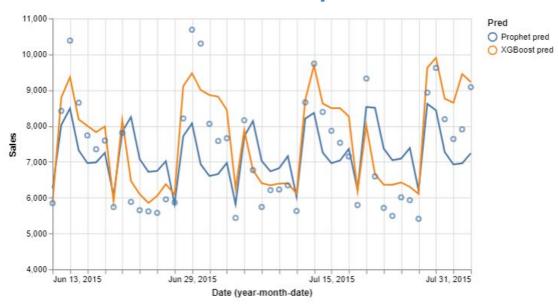
Puis une autre approche envisagée

Avant de conclure et exposer quelques améliorations possibles

## **Comparaison visuelle**

#### Prédictions sur l'interval cible de 48 jours

#### **XGBoost vs Prophet**



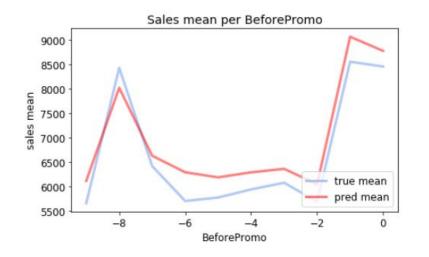
#### **Observations**

Prophet ne parvient pas à prédire la double tendance observée

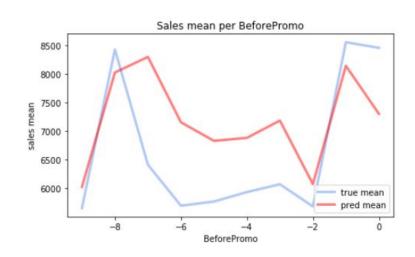
## **Comparaison visuelle**

#### Comparaison sur la variable de promotion

#### **XGBoost**



#### **Prophet**



## Une approche hybride

**Combiner Prophet + XGBoost** 

#### **Avantages**

- Meilleur des deux mondes
- Erreur réduite (0.14)

#### **Inconvénients**

- Peu prévisible
- Effet Black Box
- Maintenance
- Temps d'entrainement

**XGBoost classique plus** 

## **Conclusion**

XGBoost toujours compétitif (Dans certaines conditions)

Prophet très simple d'utilisation mais cas particuliers peu complexes.

## **Améliorations possibles**

Mieux diviser le modèle par magasin Appliquer des poids XGBoost

## Questions

