# Anticiper les besoins en consommation électrique de bâtiments

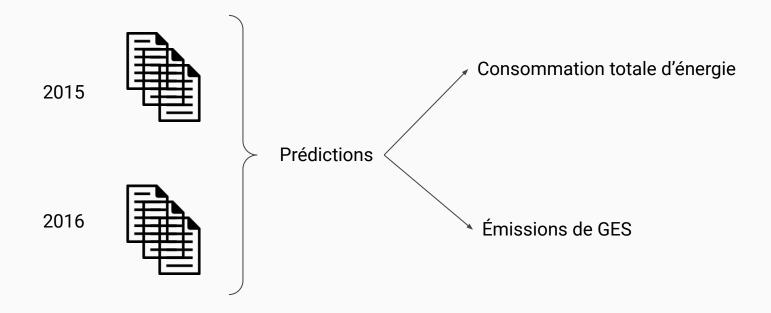
21/07/2021 - Parcours Data Scientist Sébastien Bourgeois

# Sommaire

- 1. Problématique
- 2. Nettoyage & exploration
- 3. Pistes de modélisation
- 4. Modèle final sélectionné

#### Problématique





#### Problématique

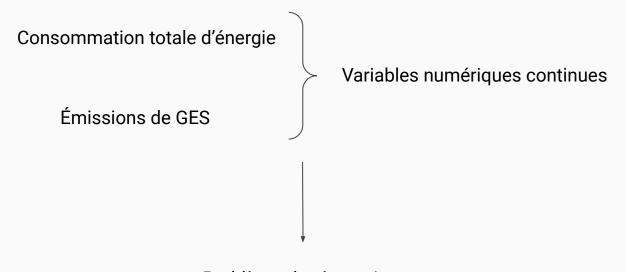


Évaluation



Prédictions des émissions de GES

#### Interprétation



Problème de régression

Pistes de recherche envisagées

Régression linéaire

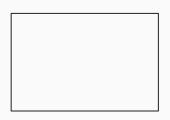
Modèles non linéaires

Autres modèles linéaires

Modèles ensemblistes

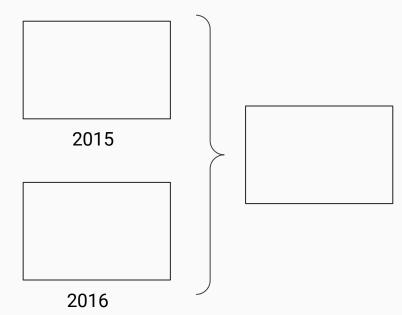
Nettoyage des données



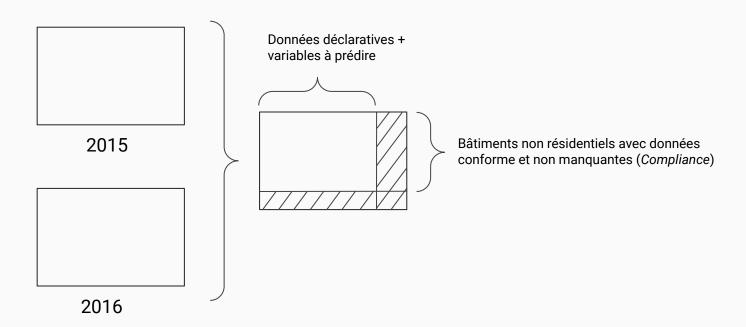


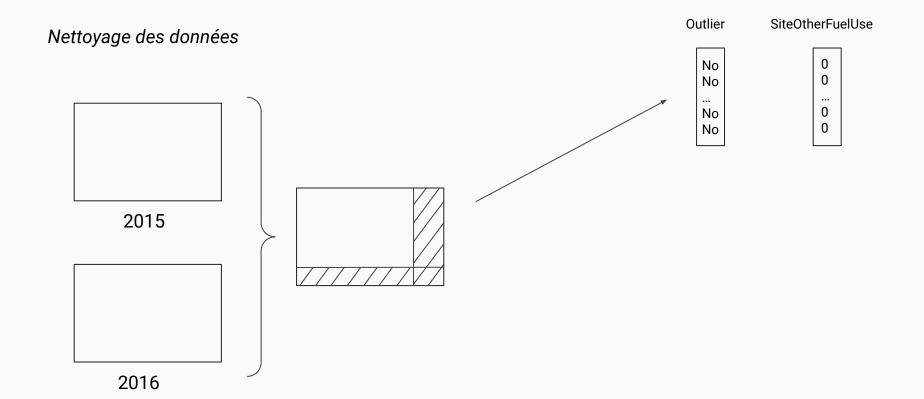
2016

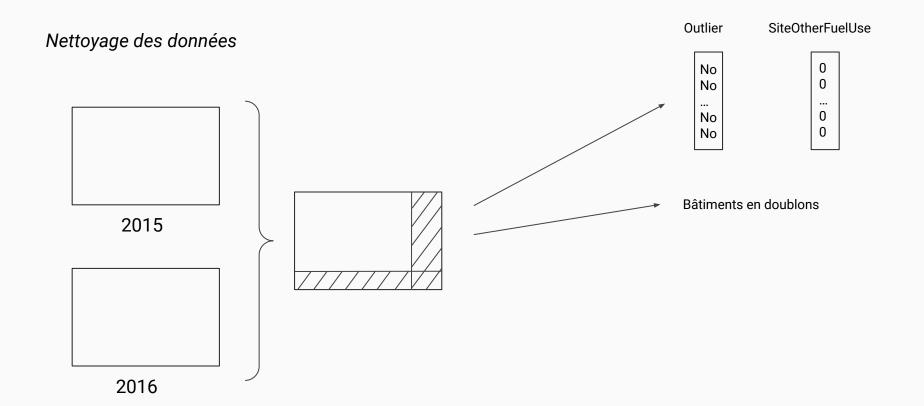
#### Nettoyage des données

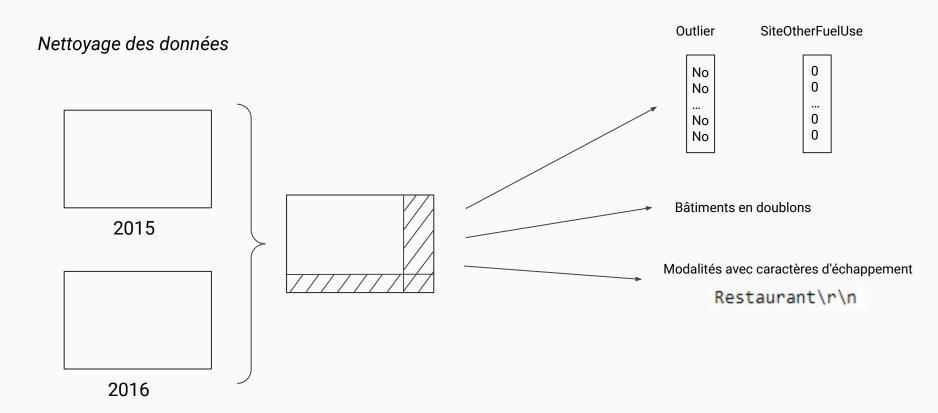


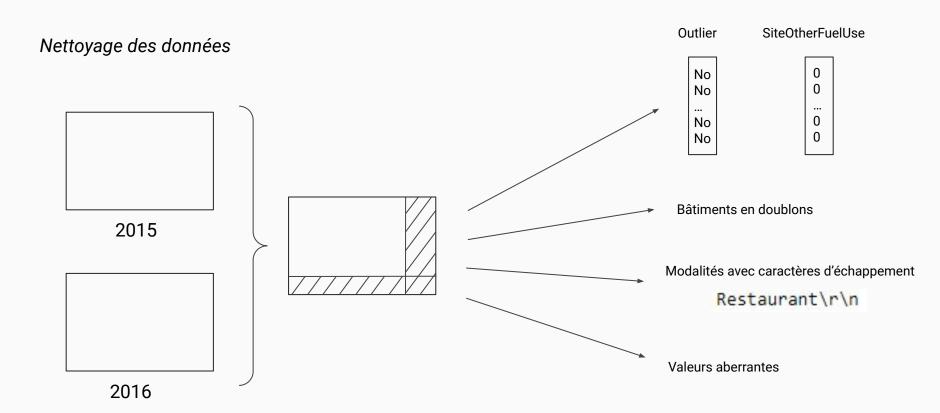
#### Nettoyage des données

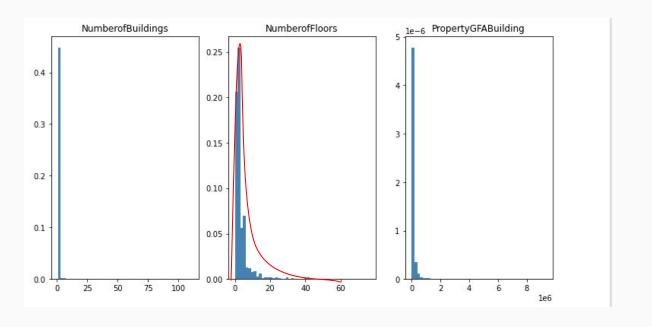


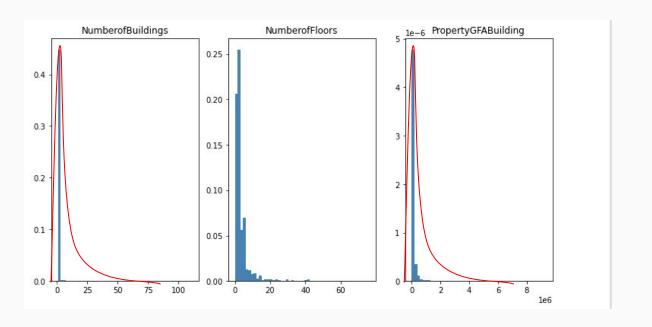


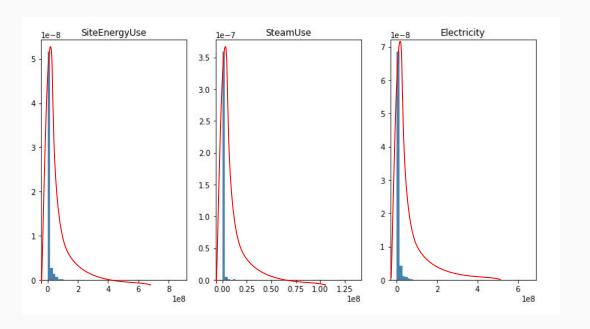


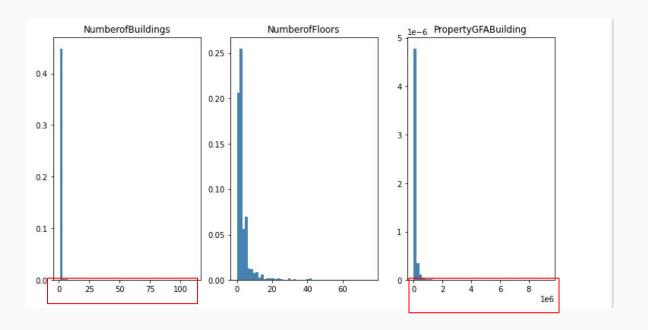


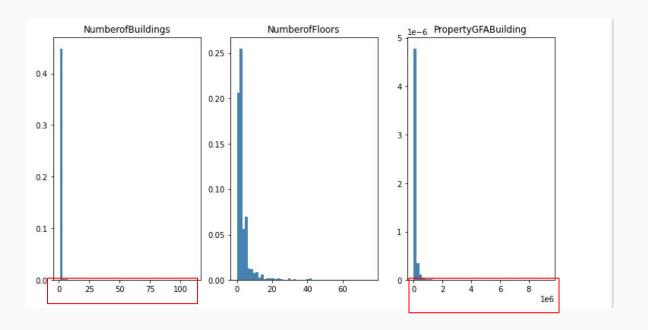






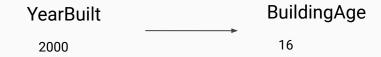






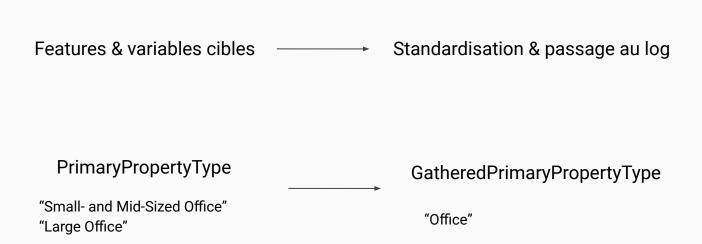


#### Features engineering



SteamUse, Electricity, NaturalGas, OtherFueluse 
$$0; +\infty[$$
 NumberOfUsedEnergies  $\{0, 1, 2, 3, 4\}$ 

Features engineering



#### Features engineering

#### **Imputation**

NumberOfFloors — Mode

PropertyGFABuilding — Médiane

#### Encodage variables catégorielles

BuildingType — BuildingType\_Campus

 $Building Type\_Non Residential$ 

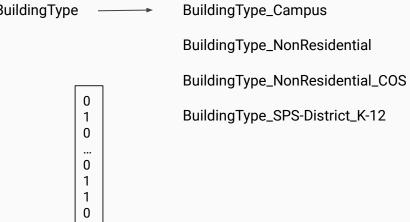
 $Building Type\_Non Residential\_COS$ 

BuildingType\_SPS-District\_K-12

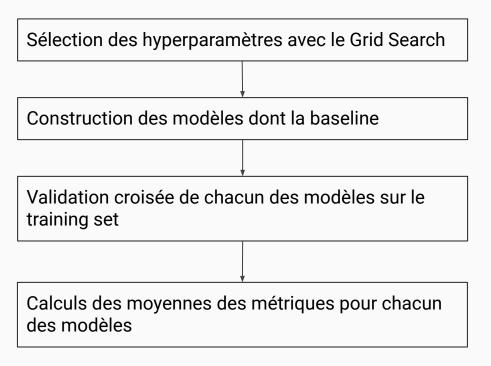
#### Features engineering

#### 

#### Encodage variables catégorielles



#### Méthodologie



Modèles simples

- 1 Baseline Prédiction par la moyenne
- 2 Régression linéaire classique

Modèles plus complexes

3 Elastic Net

Gridsearch — alpha & I1\_ratio

ElasticNet(alpha=0.5455594781168515, l1\_ratio=0)

Modèles plus complexes

4 Random Forest

Gridsearch ————

- profondeur maximum
- nombre maximum de features
- nombre d'arbres

RandomForestRegressor(max\_depth=20, max\_features=10, n\_estimators=250)

Modèles plus complexes

5 Gradient Boosting

Gridsearch ————

- learning rate
- profondeur maximum
- nombre d'arbres

GradientBoostingRegressor(learning\_rate=0.025, max\_depth=4, n\_estimators=400)

#### Résultats

	R2	MAE	RMSE	Temps
baseline	-0.0572	7.31694e+06	2.80556e+07	0.00559549
regression_lineaire	-1.22419e+27	4.44761e+19	8.29692e+20	0.291057
elastic_net	-1.45934e+06	1.54112e+09	2.86614e+10	0.152254
gradient_boosting	0.5438	4.18717e+06	1.9683e+07	1.8827
random_forest	0.4696	4.21628e+06	2.13886e+07	2.76984

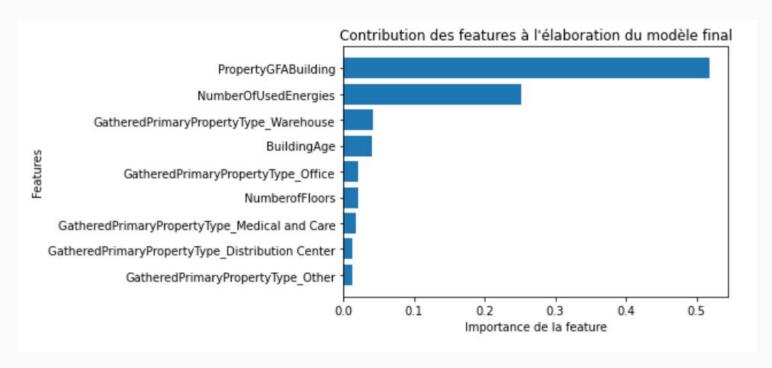
### 4. Modèle final sélectionné

Gradient Boosting : résultats sur le jeu de test

	Consommation d'énergie	Émissions de GES
R²	0.847	0.721
MAE	3 251 609.56	99.18
RMSE	7 877 011.31	424.86

#### 4. Modèle final sélectionné

#### Gradient Boosting: features importance



#### 4. Modèle final sélectionné

Gradient Boosting : pertinence de l'ajout de l'Energy Star Score

	Émissions de GES Sans Energy Star Score	Émissions de GES Avec Energy Star Score
R <sup>2</sup>	0.721	0.905
MAE	99.18	79.20
RMSE	424.86	239.90

# Questions/Réponses

# Fin.