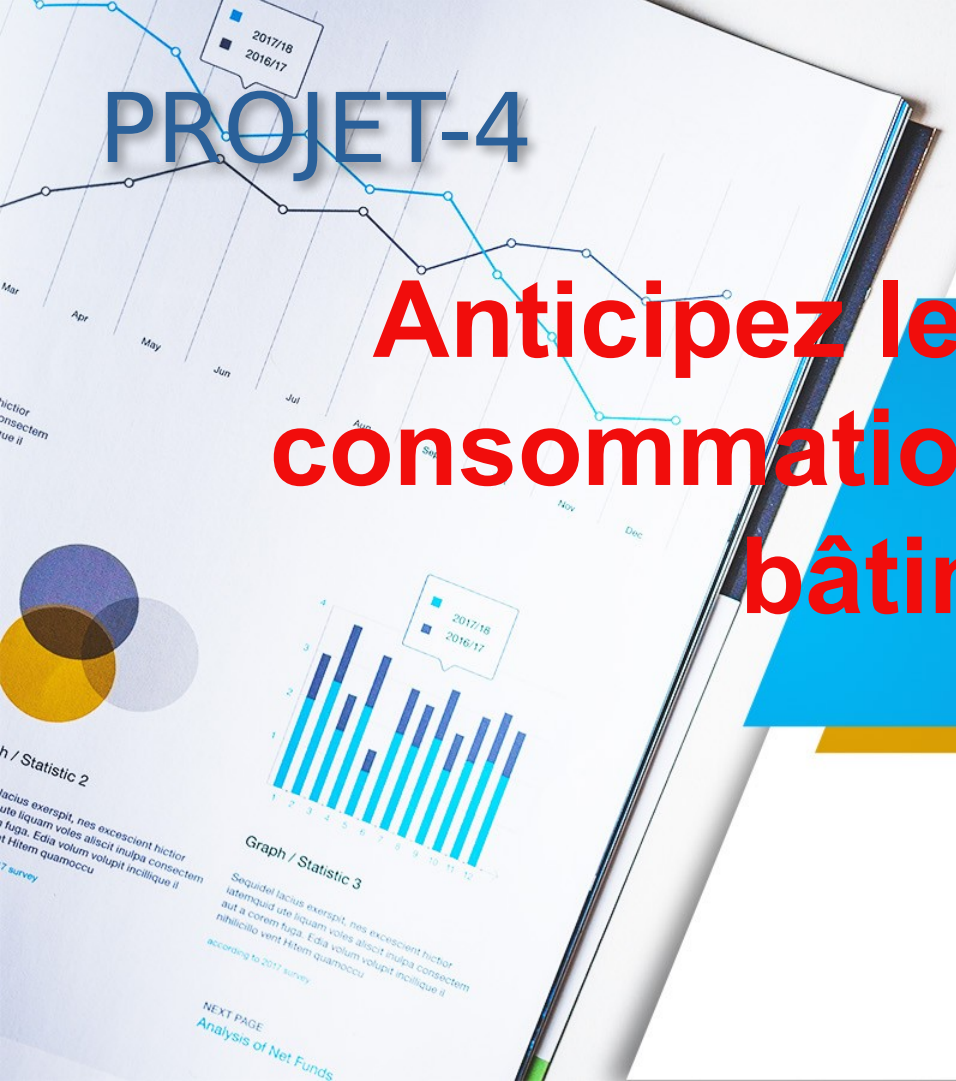
PROJET-4

Anticipez les besoins en consommation électrique de bâtiments



Plan de Présentation

1- Présentation de la problématique, de son interprétation et des pistes de recherche envisagées.(5 mn)

2- Présentation du cleaning effectué, du feature engineering et de l'exploration.(5mn)

3- Présentation des différentes pistes de modélisation effectuées.(10 mn)

4- Présentation du modèle final sélectionné ainsi que des améliorations effectuées.(5mn)

5- **5 à 10 minutes de questions-réponses**

(5mn=750 mots 10mn=1500 mots)

1-Problématique

La ville de Seattle veut atteindre son objectif de ville neutre en émissions de carbone en 2050.
Une étude est initiée et porte sur les émissions des bâtiments non destinés à l'habitation.

Des relevés minutieux ont été effectués en 2015 et en 2016. Cependant, ces relevés sont coûteux à obtenir, et à partir de ceux déjà réalisés, on va tenter de prédire les émissions de CO2 et la consommation totale d'énergie de bâtiments pour lesquels elles n'ont pas encore été mesurées.

* Il va falloir aussi évaluer l'intérêt de l'ENERGY STAR Score en modélisant Avec et sans.

* Nous allons donc entraîner plusieurs algorithmes de régression linéaires. A l'issue de l' apprentissage, nous allons retenir le ou les modèles de regression à performance élevée. Ensuite nous allons procéder à l'optimisation des paramètres en utilisant la méthode du Gridsearch.

1-Problématique(suite)

* Puisque nous devons prédire

-la consommation en énergie ‘SiteEnergyUse(kBtu)'

-l’émission en CO2 'TotalGHGEmissions'.

Il va falloir construire deux modèles prédictifs différents.

2-Présentation du cleaning effectué, du feature engineering et de l'exploration

A-Cleaning

Le Dataset se compose de 2 fichiers : 2015 et 2016.

Cleaning effectué:

1-Renommage des colonnes definissant les mêmes concepts:

Exemple:

'Comment' et 'Comments'
'GHGEmissionsIntensity(kgCO2e/ft2)' et 'GHGEmissionsIntensity'

2-Fusion des datasets 2015 et 2016 après alignement des variables.

3-Suppression de variables non pertinentes.

B-Feature Engineering

1-Decomposition de la variable 'location'

2-Calcul Pourcentage pour chaque type d' energie

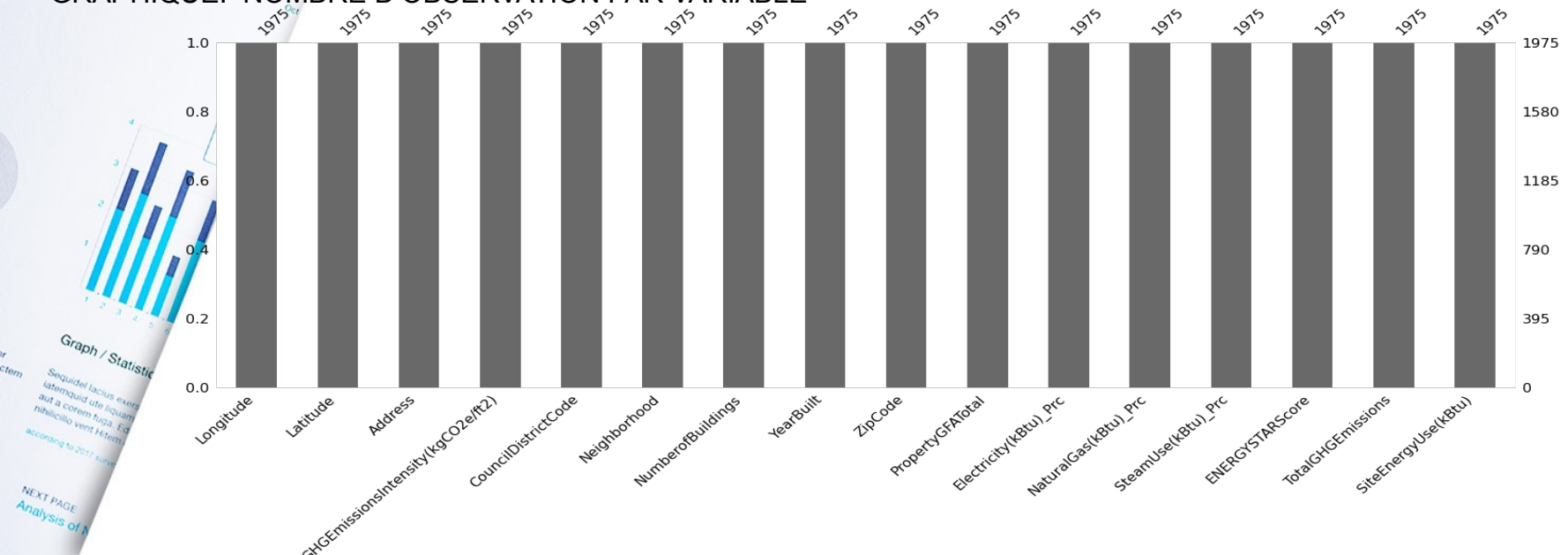
```
df15_16['Electricity(kBtu)_Prc']=df15_16['Electricity(kBtu)'].div(df15_16['AllTypeEnergy'])
df15_16['NaturalGas(kBtu)_Prc']=df15_16['NaturalGas(kBtu)']/df15_16['AllTypeEnergy']
df15_16['SteamUse(kBtu)_Prc']=df15_16['SteamUse(kBtu)']/df15_16['AllTypeEnergy'].
```

C-Exploration

Dimension DataSet final

Nombre de lignes : 1975.
Nombre de Colonnes: 17.

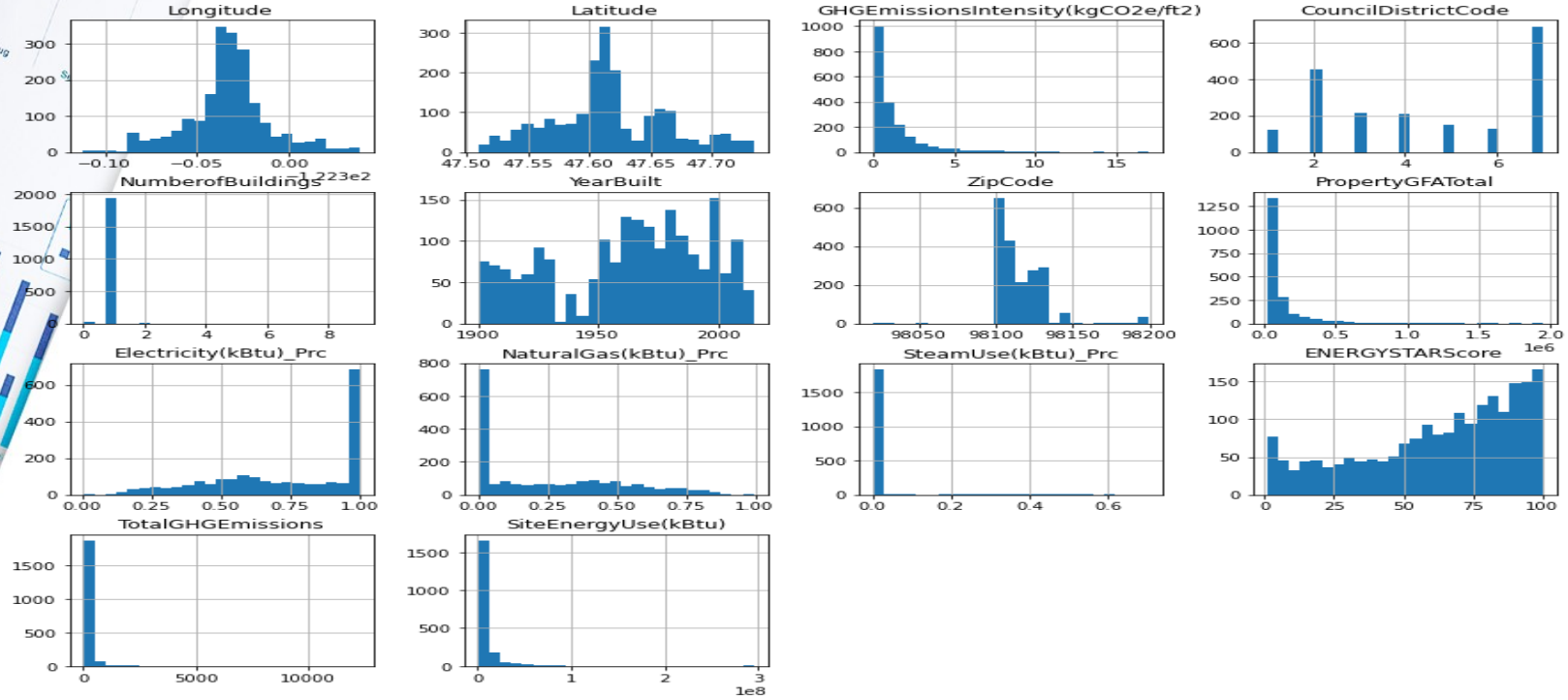
GRAPHIQUE: NOMBRE D'OBSERVATION PAR VARIABLE



C-Exploration(suite1)

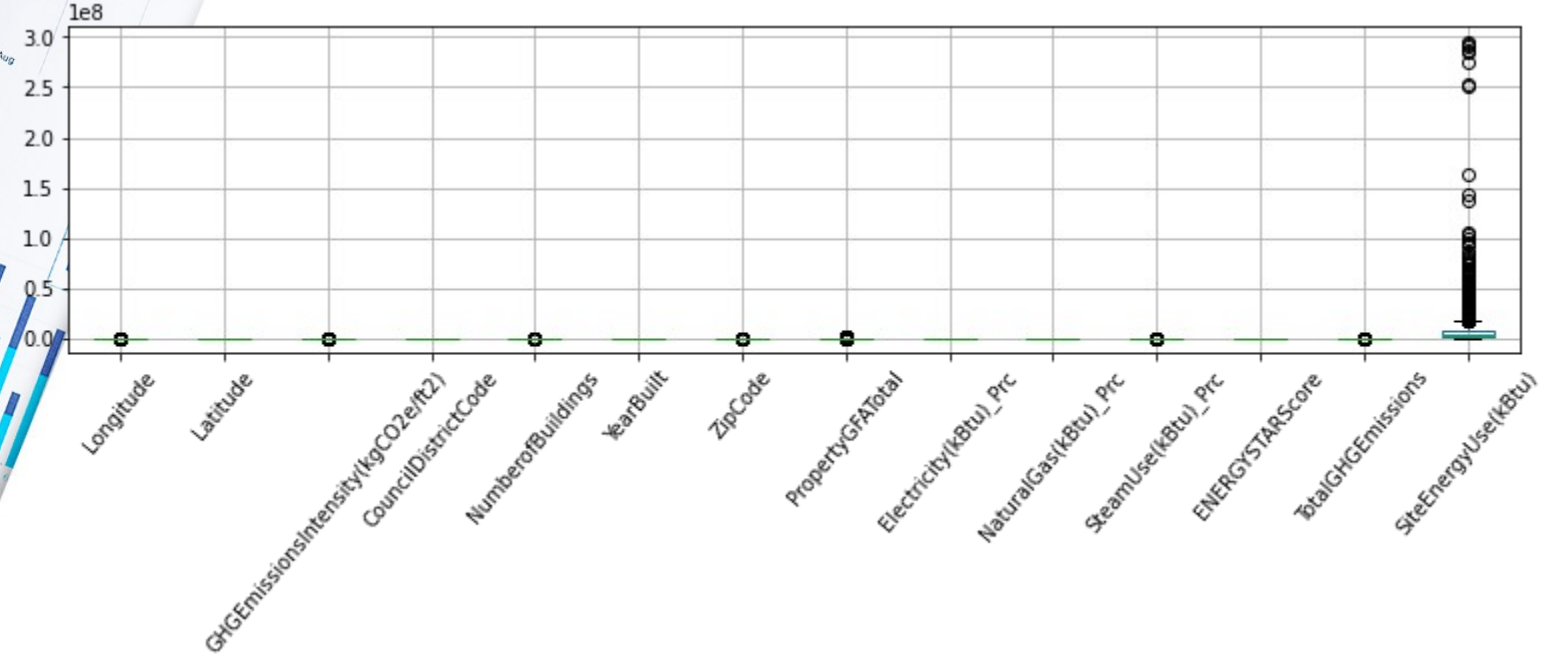
Analyses Univariées

1-Variables numeriques : histogramme



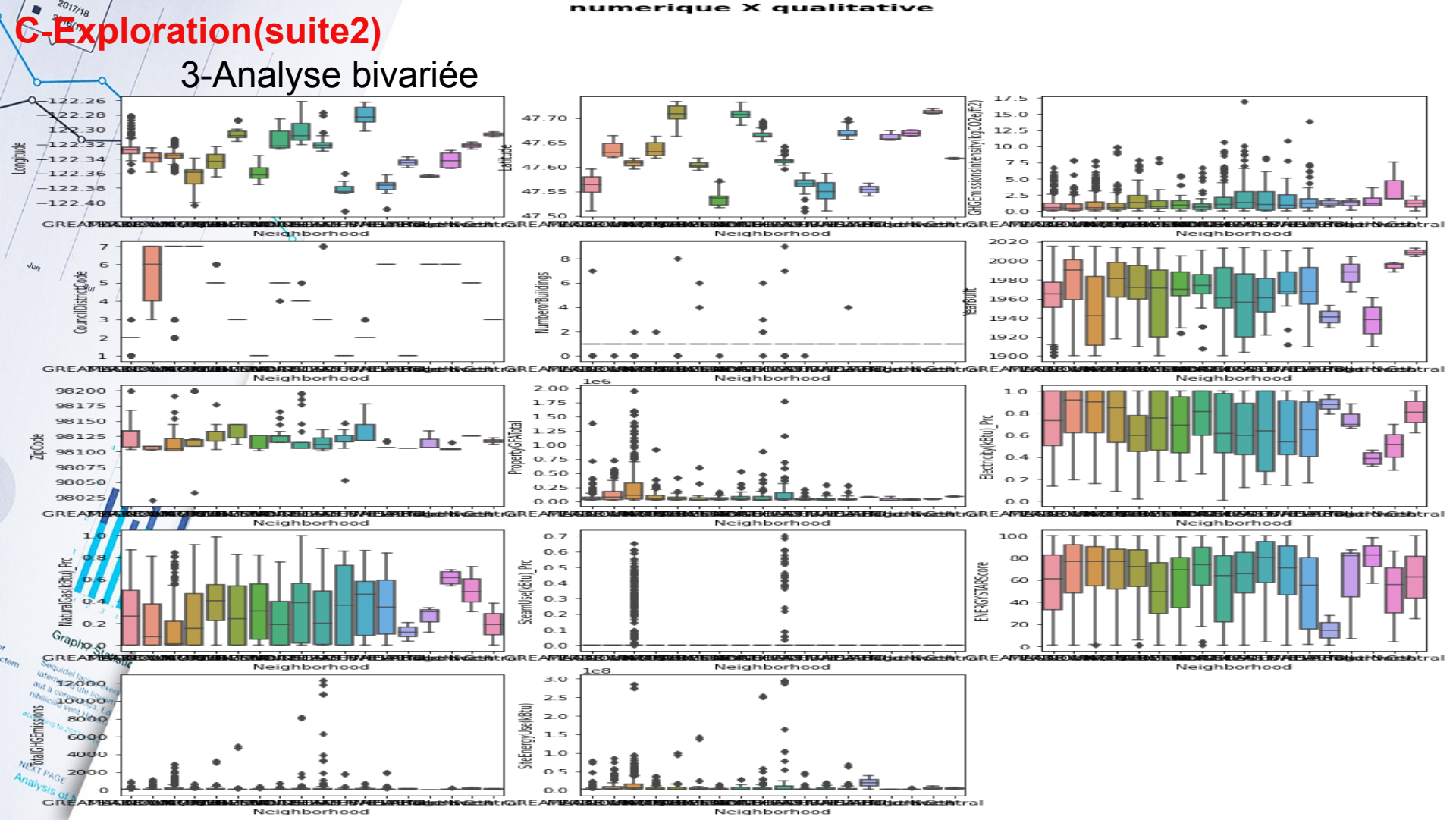
C-Exploration(suite2)

2-Valeurs numeriques :boxplot



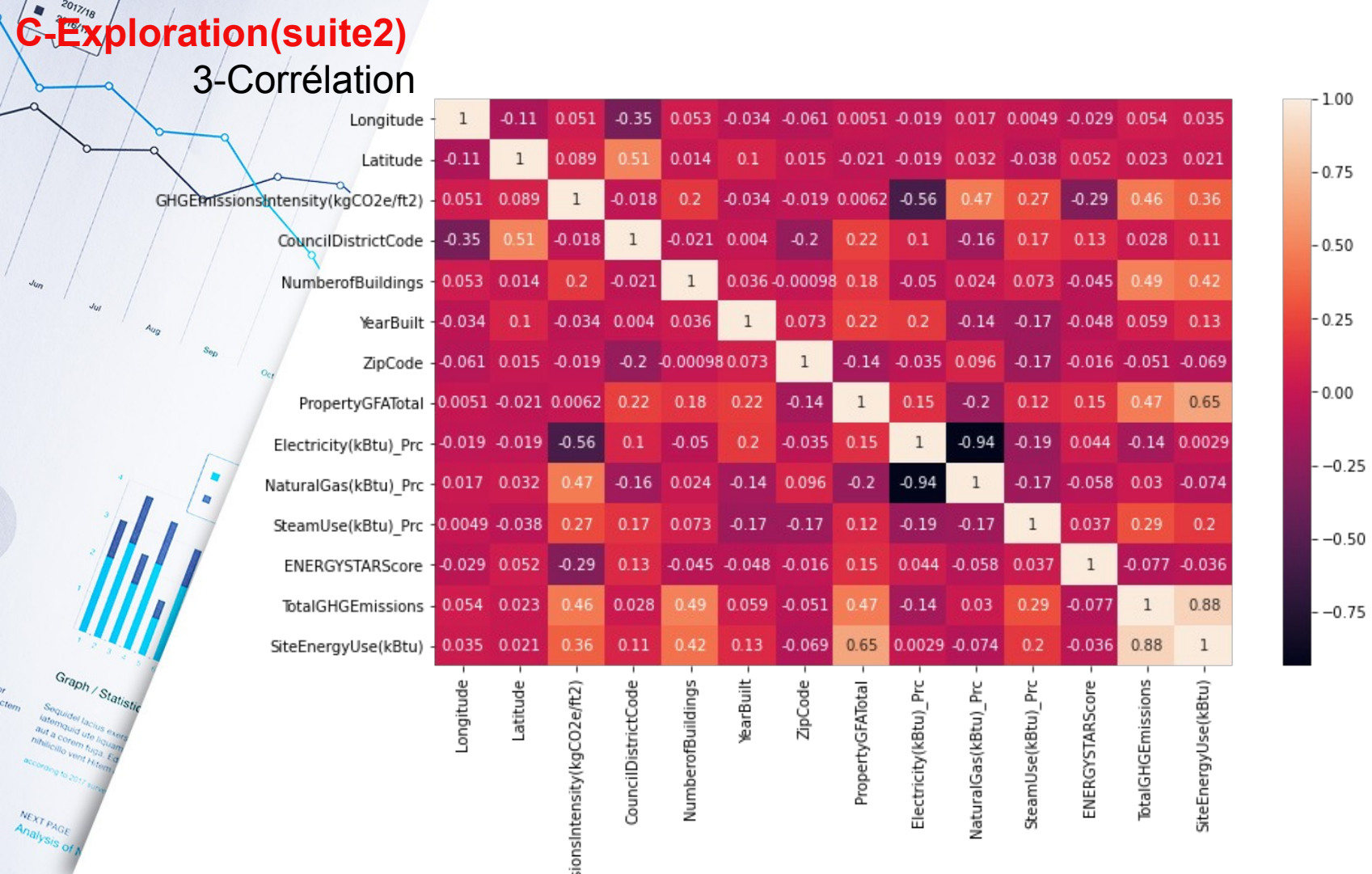
C-Exploration(suite2)

3-Analyse bivariée



C-Exploration(suite2)

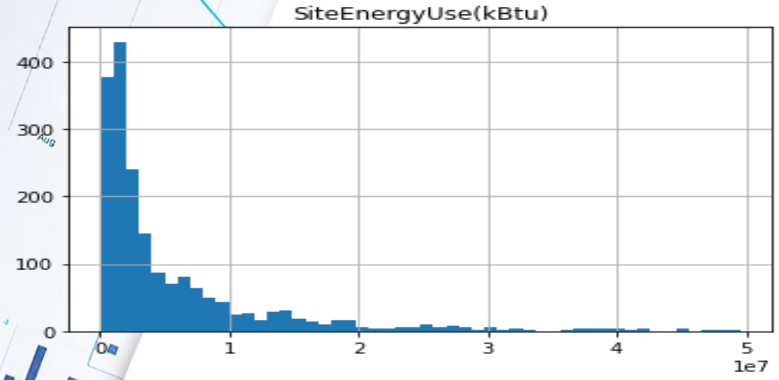
3-Corrélation

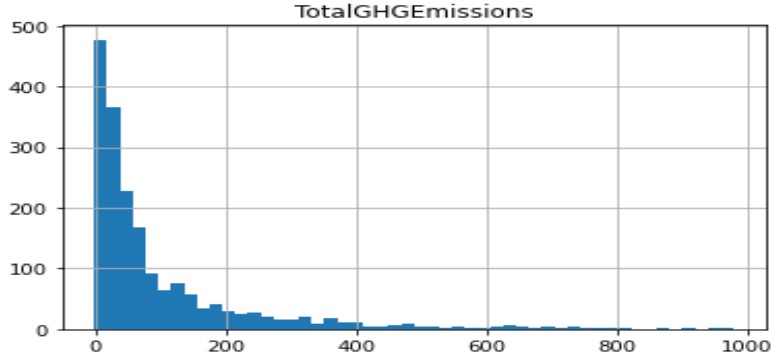


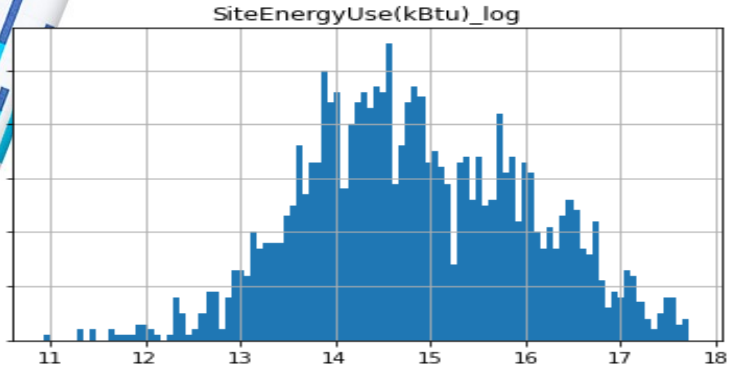
3-Modélisation et Amélioration

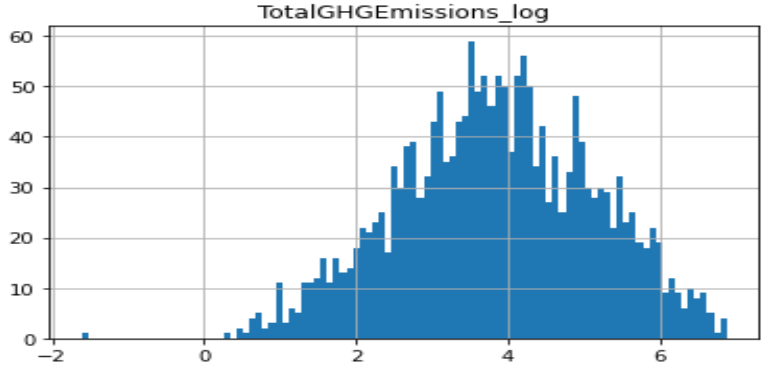
A-Variables à prédire : SiteEnergyUse(kBtu) et TotalGHGEmissions

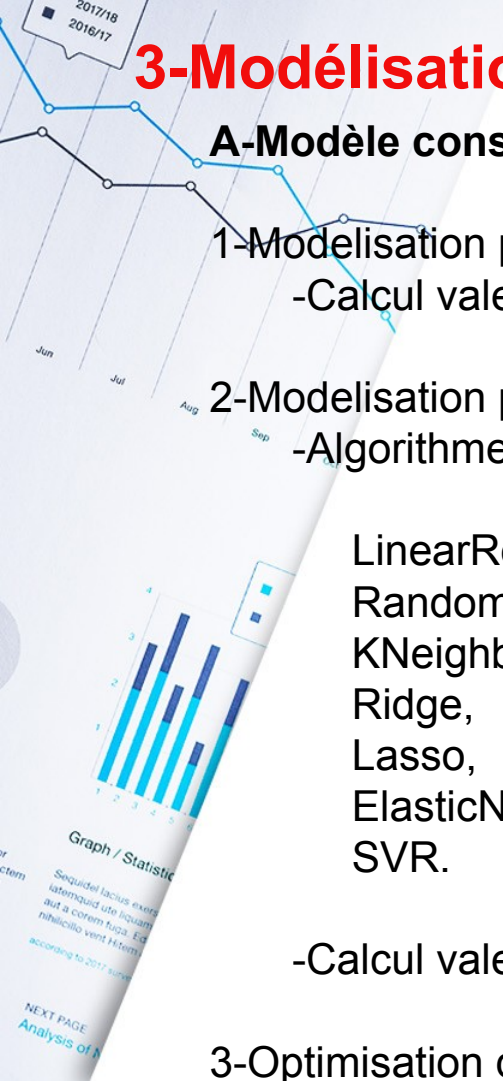
Sans transformation et avec transformation logarithmique.











3-Modélisation et Amélioration(suite1)

A-Modèle consommation energie(sans Energy Star Score) :

1-Modelisation par regression linéaire

-Calcul valeurs des métriques

2-Modelisation par plusieurs algorithmes de régression

-Algorithmes

LinearRegression,
RandomForestRegressor,
KNeighborsRegressor,
Ridge,
Lasso,
ElasticNet,
SVR.

-Calcul valeurs des métriques.

3-Optimisation des paramètres du meilleur modèle avec GridsearchCV.

3-Modélisation et Amélioration(suite2)

B-Modèle d'émission CO2(avec et sans Energy Star Score) :
(Même étape que précédemment).

1-Modelisation par regression linéaire
-Calcul valeurs des métriques

2-Modelisation par plusieurs algorithme de regression
-Algorithmes

LinearRegression,
RandomForestRegressor,
KNeighborsRegressor,
Ridge,
Lasso,
ElasticNet,
SVR.

-Calcul valeurs des métriques.

3-Optimisation des paramètres du meilleur modèle GridSearchCV.

COMPARAISON METRIQUES

A-Consommation Energie

ALGORITHMES	RMSE	RMSE(avec log)
• Linear regression	13832782.600	0.8850754448
• Random Forest	10798669840950.254	0.3140493867
		-

COMPARAISON METRIQUES(2)

B-Emission CO2 sans EnergyStar Score

ALGORITHMES	RMSE	RMSE(avec log)
• Linear regression	8413779.67037	0.8850754448
• Random Forest	0.320411	0.312661947453
		-

COMPARAISON METRIQUES(3)

C-Emission CO2 avec EnergyStar Score

ALGORITHMES	RMSE	RMSE(avec log)
• Linear regression	8413779.67037	0.8850754448
• Random Forest	0.320411	0.31557151230
•		-
•		
•		

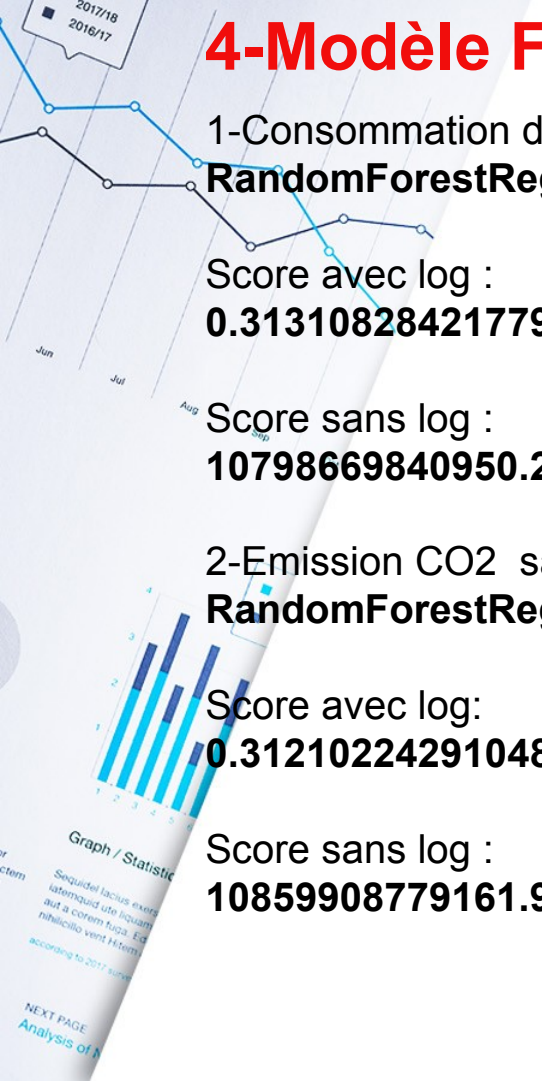
CONCLUSION:

Peu d’influence de EnergyStar Score

COMPARAISON METRIQUES(4)

D-Tableau Récapitulatif

Consommation Energie	Algorithmes	*RMSE avec log*	*RMSE sans log*
	regression	0.8850754448439829	13832782.600850401
	randomforest	0.318629	0.321654
Emission avec EnergyStarScore	regression	0.8850754448439829	8413779.670372294
	randomforest	0.3207	0.322755
Emission sans EnergyStarScore	regression	0.8850754448439829	8413779.670372294
	randomforest	0.319950	0.320411



4-Modèle Final

1-Consommation d’ énergie :
RandomForestRegressor(max_features=8, n_estimators=300)

Score avec log :
0.31310828421779 06

Score sans log :
10798669840950.254

2-Emission CO2 sans EnergyStar Score
RandomForestRegressor(max_features=8, n_estimators=500)

Score avec log:
0.312102242910481 05

Score sans log :
10859908779161.967