

Machine Learning

Data Mining

Data Mining



Attention aux différents biais de vos données !

- **variables confondantes** (Ex : “obésité” dans la corrélation entre “conso. viande” et “cancer colon”)

Attention aux différents biais de vos données !

- **variables confondantes** (Ex : “obésité” dans la corrélation entre “conso. viande” et “cancer colon”)
- **biais statistiques**

Attention aux différents biais de vos données !

- **variables confondantes** (Ex : “obésité” dans la corrélation entre “conso. viande” et “cancer colon”)
- **biais statistiques**
 - sélection, autosélection

Attention aux différents biais de vos données !

- **variables confondantes** (Ex : “obésité” dans la corrélation entre “conso. viande” et “cancer colon”)
- **biais statistiques**
 - sélection, autosélection
 - mesure

Attention aux différents biais de vos données !

- **variables confondantes** (Ex : “obésité” dans la corrélation entre “conso. viande” et “cancer colon”)
- **biais statistiques**
 - sélection, autosélection
 - mesure
 - attrition

Attention aux différents biais de vos données !

- **variables confondantes** (Ex : “obésité” dans la corrélation entre “conso. viande” et “cancer colon”)
- **biais statistiques**
 - sélection, autosélection
 - mesure
 - attrition
 - ...

Attention aux différents biais de vos données !

- **variables confondantes** (Ex : “obésité” dans la corrélation entre “conso. viande” et “cancer colon”)
- **biais statistiques**
 - sélection, autosélection
 - mesure
 - attrition
 - ...
- trouver de fausses variables explicatives

Attention aux différents biais de vos données !

- **variables confondantes** (Ex : “obésité” dans la corrélation entre “conso. viande” et “cancer colon”)
- **biais statistiques**
 - sélection, autosélection
 - mesure
 - attrition
 - ...
- trouver de fausses variables explicatives

Attention aux différents biais de vos données !

- **variables confondantes** (Ex : “obésité” dans la corrélation entre “conso. viande” et “cancer colon”)
- **biais statistiques**
 - sélection, autosélection
 - mesure
 - attrition
 - ...
- trouver de fausses variables explicatives

→ Le garder en tête pendant toute l'étude.

Meilleures données > Meilleurs modèles
(trash-in, trash-out)

→ À garder en tête pendant toute l'étude, en particulier durant l'entraînement de modèles

- valeurs manquantes
- preprocessing (texte, image)
- standardisation
- transformation

Gênant pour certains modèles. Plusieurs options :

- supprimer les enregistrements

Gênant pour certains modèles. Plusieurs options :

- supprimer les enregistrements
- remplacer par une valeur (imputation) :

Gênant pour certains modèles. Plusieurs options :

- supprimer les enregistrements
- remplacer par une valeur (imputation) :
 - constante

Gênant pour certains modèles. Plusieurs options :

- supprimer les enregistrements
- remplacer par une valeur (imputation) :
 - constante
 - moyenne de la colonne

Gênant pour certains modèles. Plusieurs options :

- supprimer les enregistrements
- remplacer par une valeur (imputation) :
 - constante
 - moyenne de la colonne
 - prédiction d'un autre modèle

- tokenizer, POS-tagger le texte (<https://spacy.io/>)
- utiliser un réseau de neurones préentraîné sur les images (<https://keras.io/applications/>)
- appliquer une transformée de fourier sur le son
- ...

Beaucoup de modèles travaillent mieux avec des données normales et sont plus efficaces autour de $[-5, 5]$:

- centrer sur la moyenne puis diviser par l'écart-type
- transformation de Box-Cox en cas d'asymétrie
- transformations spécifiques en fonction de la distribution

Quand un modèle n'accepte pas de données catégorielles :

- label encoding si ordinal
- one-hot encoding sinon

Si les données sont ordinales :

Ordinal :

Température
Froid
Froid
Tiède
Chaud
Tiède

Label encoding :

Température
1
1
2
3
2

Préparation des données — one-hot encoding

Remplacer une feature par n features avec n le nombre de catégories.

Catégoriel :

Couleur
Rouge
Rouge
Jaune
Vert
Jaune

One-hot :

Rouge	Jaune	Vert
1	0	0
1	0	0
0	1	0
0	0	1
0	1	0

But :

- se rendre compte des prétraitements à effectuer (Box-Cox, imputations, etc)

But :

- se rendre compte des prétraitements à effectuer (Box-Cox, imputations, etc)
- comprendre la variable de sortie : distribution, équilibre des classes, features les plus corrélées, ...

But :

- se rendre compte des prétraitements à effectuer (Box-Cox, imputations, etc)
- comprendre la variable de sortie : distribution, équilibre des classes, features les plus corrélées, ...
- détecter les corrélations

But :

- se rendre compte des prétraitements à effectuer (Box-Cox, imputations, etc)
- comprendre la variable de sortie : distribution, équilibre des classes, features les plus corrélées, ...
- détecter les corrélations
- appréhender la complexité nécessaire du modèle

But :

- se rendre compte des prétraitements à effectuer (Box-Cox, imputations, etc)
- comprendre la variable de sortie : distribution, équilibre des classes, features les plus corrélées, ...
- détecter les corrélations
- appréhender la complexité nécessaire du modèle

Attention : garder des données de côté (test set) et ne pas les regarder.

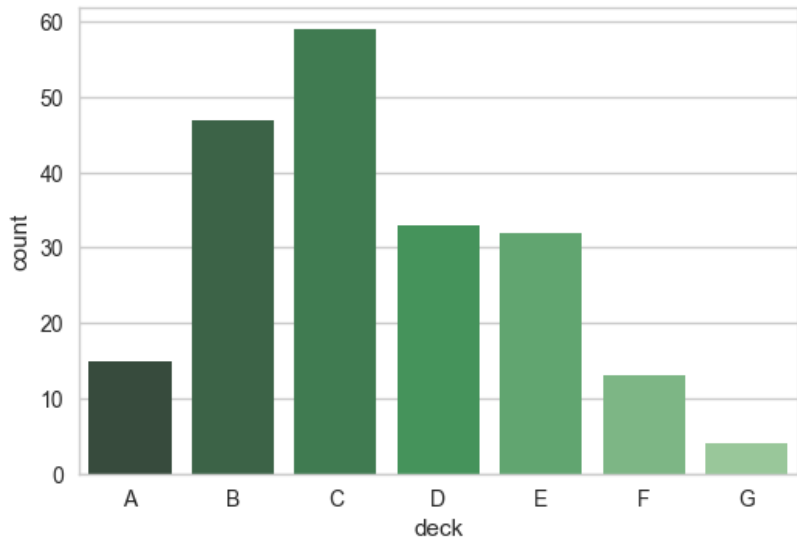
Sinon biais statistique énorme.

Plusieurs outils sont disponibles pour explorer des données. On utilise principalement des plots pour :

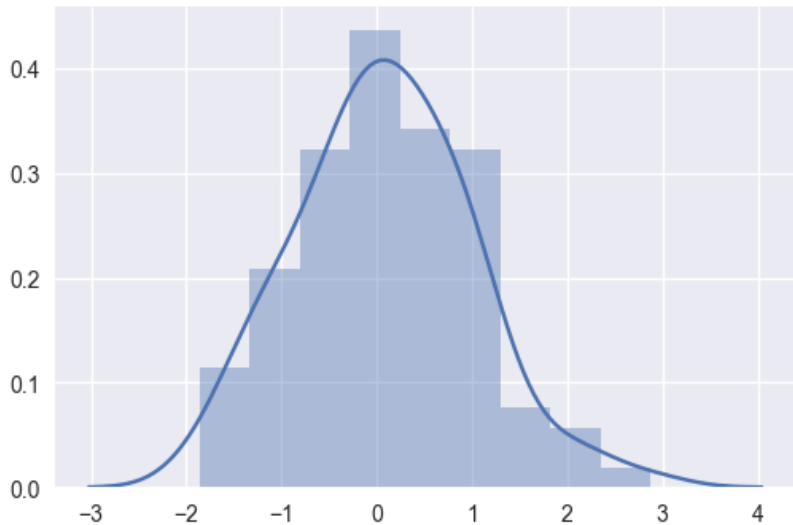
- se renseigner sur une distribution
- se renseigner sur la corrélation de deux distributions
- visualiser des corrélations linéaires

Les outils suivants sont sauf mention contraire présents dans seaborn.

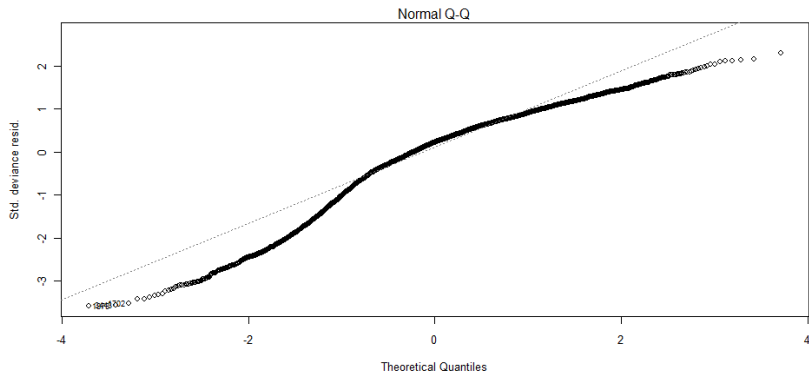
Outils — count plot



Outils — dist plot

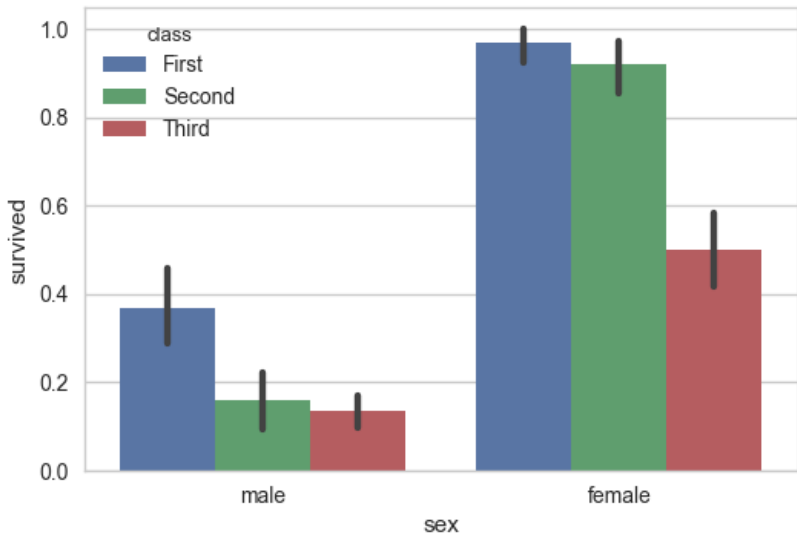


Outils — qq plot

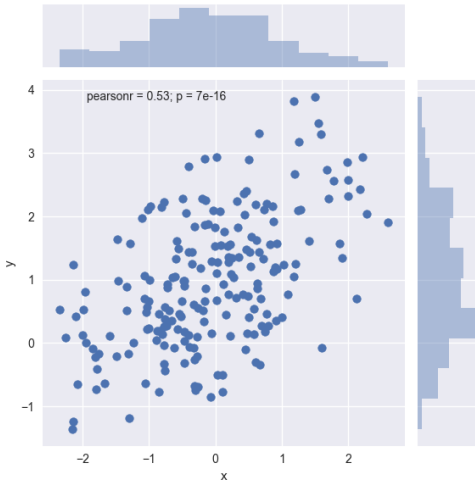


Attention, pas seaborn mais statsmodel ou scipy.stats.

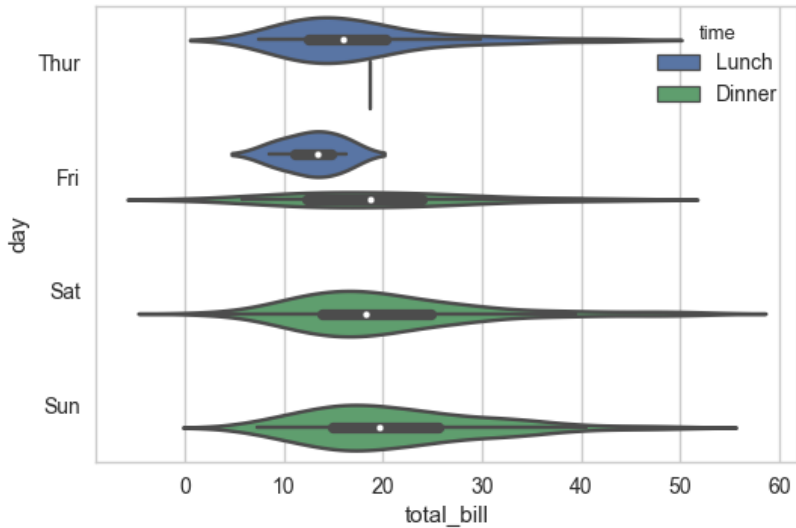
Outils — bar plot



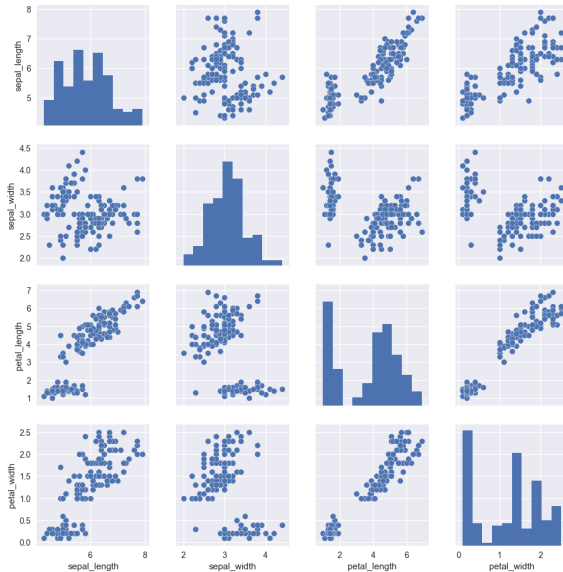
Outils — scatter plot



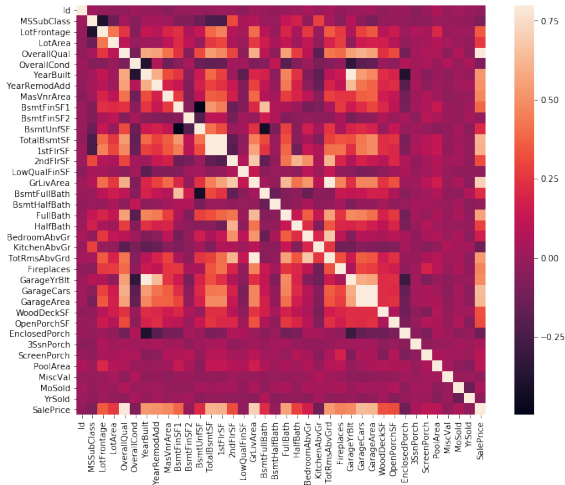
Outils — violin plot



Outils — pair plot



Outils — correlation matrix



Bonnes pratiques pour explorer un dataset :

- analyser la(es) variable(s) de sortie (countplot/distplot)

Bonnes pratiques pour explorer un dataset :

- analyser la(es) variable(s) de sortie (countplot/distplot)
- trouver les corrélations linéaires les plus fortes

Bonnes pratiques pour explorer un dataset :

- analyser la(es) variable(s) de sortie (countplot/distplot)
- trouver les corrélations linéaires les plus fortes
- analyser les variables correspondantes

Bonnes pratiques pour explorer un dataset :

- analyser la(es) variable(s) de sortie (countplot/distplot)
- trouver les corrélations linéaires les plus fortes
- analyser les variables correspondantes
- regarder s'il y a des outliers évidents dans ces variables