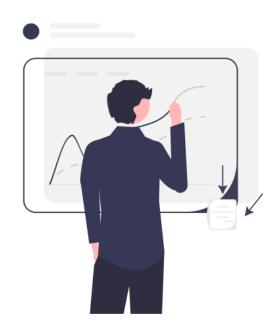
Projet - Prédicteur de prix

Théo Lemaire - Aymane Ichou ${\it April~25,~2024}$



Contents

1	Introduction					
2	Scrapper2.1 Bibliothèques utilisées2.2 Fonctionnement du scrapper	4				
3	Corpus					
4	Modèle d'IA	4				
5	Phase de test	4				

1 Introduction

Dans le cadre du cours d'ingénieurie des langues, nous avons implémentés en langage Python un modèle de prédiction de prix de voitures d'après le marché de l'occasion. De la réalisation de ce projet a découlé plusieurs sous-projets que nous allons détailler.

2 Scrapper

Dans un premier temps, il a fallu réaliser un scrapper qui récolte les données souhaitées avec le minimum de bruit possible. Nous avons séléctionné le site internet https://www.autosphere.fr/, car celui-ci permettait un scrapping efficace. D'une part, avec un nombre d'annonces correct (environ 15,000 annonces). Et d'autre part, un code HTML ordonné, facilitant le parcours des différentes balises des annonces sur chaque page.

2.1 Bibliothèques utilisées

Pour mener à bien ce projet, nous avons utilisés les librairies : Pandas, Sklearn, xgboost, datetime, math, scrapy

2.2 Fonctionnement du scrapper

Le fichier "quotes spider.py" situé dans le sous-répertoire de "car price predictor/spiders/" est le fichier qui se charge du scrapping. Par défaut lors de son exécution, il récupèrera l'ensemble des véhicules présent sur le site et les stockera dans le fichier "scrapped/". Pour chaque page de recherche sur site, nous récupérons les liens d'annonces, et pour chaque annonce, nous récupérons les attributs suivant d'un véhicule :

- marque
- modele
- couleur
- kilométrage
- boite de vitesse
- annee
- prix
- puissance fiscale
- carburant
- nombre de portes
- nombre de places

Nous avons séléctionné ces caractéristiques car ce sont celles qui impactent le plus le prix d'un véhicule d'occasion. A titre d'exemple, la puissance d'un véhicule impacte plus son prix que les options proposées sur celui-ci sur le marché de l'occasion.

A chaque annonce scrappé, nous récupérons les caractéristiques du véhicule sous la forme d'un fichier .json, qui sera ensuite placé dans le sous-repertoire "scrapped".

```
{
    "annee": 2023,
    "kilometrage": 19000,
    "places": 5,
    "portes": 5,
    "marque": "peugeot",
    "modele": "408",
    "couleur": "rouge",
    "boite_de_vitesse": "automatique",
    "puissance_fiscale": 7,
    "carburant": "essence"
}
```

Nous avons choisis le format .json afin d'effectuer plus facilement la serialisation de notre objet en Python. En effet, comme Json est un format très utilisé dans le monde du développement, des bibliothèques proposent directement des fonctions qui prennent en entrée un fichier Json, et retournent un objet Python crée à partir des caractéristiques présentes dans le fichier (fonction json.load).

3 Corpus

Une fois nos données textuelles créée, il a fallut créer un dataset pour le fournir à notre futur modèle. Pour ceci, nous avons choisis le format csv. Grâce à la bibliothèque "csv" de Python, nous avons pu récupérer l'ensemble des fichiers .json et les insérer dans notre "dataset.csv". Cependant, cela n'était pas suffisant. En effet, il a fallut traiter d'avantage nos données afin de retirer un maximum de "bruit" dans notre dataset.

```
// Pour le champ kilométrage
Ex: 12,000Km --> 12000.0
// Pour le nombre de portes / places
Ex: 5 portes, 5 places --> 5 5
```

Une fois le bruit enlevé, nous obtenons des données très satisfaisantes, avec à peu près la moitié de variables d'entrées catégorielles et l'autre moitié, quantitatives (Illustration partiellement représentative de la totalité des champs).

marque	modele	couleur	kilometrage	boite_de_vitesse	annee	prix_ttc
peugeot	308sw	grisartense(m)	38543.0	automatique	2023.0	27499.0
volkswagen	id.5	bleucrépusculemétallisée/toitnoir	9017.0	automatique	2022.0	47990.0
mercedes	classea	grismontagnemétallisé	27112.0	automatique	2021.0	35499.0
peugeot	2008	grisartense	79144.0	manuelle	2018.0	13499.0
peugeot	2008	grisartense	80482.0	manuelle	2017.0	11980.0
renault	clio	bleu	2810.0	manuelle	2022.0	18999.0
suzuki	across	platiniumwhitepearlmetallic	5000.0	automatique	2023.0	49990.0
nissan	qashqai	noirmétallisé	71238.0	automatique	2019.0	21990.0

4 Modèle d'IA

Dans un premier temps, nous avons essayé de créer une phrase avec toutes les caractéristiques d'un véhicule. Pour ensuite utiliser un modèle de langue pré-entrainé, et l'ajuster pour notre utilisation. Cependant deux faits nous ont écartés de cette piste : premièrement, l'ajustement de ce modèle est extrêmement coûteux en ressources. Deuxièmement, nous avons un bon nombre de variables quantitatives comme le kilométrage, l'année, le nombre de porte/places. Ce type de modèle n'était donc pas adapté car il est plus performant avec des variables non catégorielles.

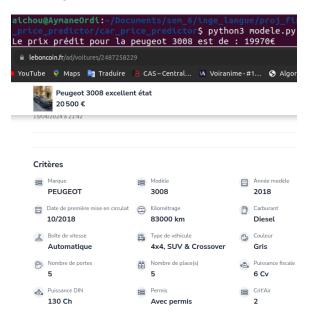
Pour notre modèle, nous avons donc fait le choix d'implémenter un modèle de régression XG-Boost, sur les conseils de notre professeur Mr Louis Falissard. Ce modèle est particulièrement bien adapté sur les données dites "tabulaires", ou quand il s'agit d'entrainer un modèle avec des objets avec des propriétés similaires. Ce type de modèle est beaucoup moins coûteux en ressources que la solution précédente.

Nous avons donc séparé nos variables d'entrée (catégorielles/quantitatives) grâce à un préprocesseur, puis nous avons instancié un "XGBRegressor()", et entraîner notre modèle. Nous ne prenons pas en compte l'erreur quadratique de notre modèle lors de son entrainement car lorsqu'on fait de la prédiction des données de cet ordre, même de petites erreurs relatives dans la prédiction des prix des voitures peuvent conduire à des erreurs quadratiques importantes.

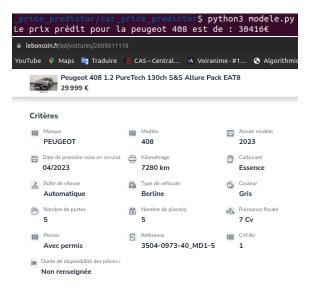
5 Phase de test

Une fois notre modèle entrainé, nous avons pu le tester sur plusieurs modèles en comparant directement les prédictions de celui-ci aux prix du marché de l'occasion en France.

Prédiction pour un Peugeot 3008, on obtient une différence de 0.44~%



Prédiction pour un Peugeot 408, on obtient une différence de 1.39 %



Prédiction pour une Audi A3, on obtient une différence de 2.59 %

