European Environment Agency | Datahub

DataScientest

Les émissions de CO2 des véhicules en France pour l'année 2022

Les objectifs :

1) Identifier les véhicules qui émettent le plus de CO2 pour ensuite analyser les caractéristiques techniques qui jouent un rôle important dans la pollution.

2) Prédire cette pollution afin de pouvoir prévenir celle-ci dans le cas de l'apparition de nouveaux types de véhicules (nouvelles séries de voitures par exemple).

Sommaire

Données

Pour ce projet, deux liens étaient proposés pour choisir le jeu de données.

Depuis le site de l'ADEME :
Emissions de CO2 et de polluants des véhicules commercialisés en France - data.gouv.fr

Depuis le site de l'European Environment Agency (EEA)
https://www.eea.europa.eu/data-and-maps/data/co2-cars-emission-20

Les données provenant de l'EEA étant plus récentes et complètes, on choisit d'utiliser le jeu de données provenant de l'EEA.

Contexte et périmètre

Le règlement (UE) n° 2019/631 impose aux pays d'enregistrer des informations pour chaque nouvelle voiture particulière immatriculée sur leur territoire. Chaque année, chaque État membre soumet à la Commission toutes les informations relatives à ses nouvelles immatriculations.

Les objectifs d'émissions de CO2 pour l'ensemble du parc automobile de l'UE fixés dans le règlement sont les suivants :

2020 à 2024

- Voitures : 95 g CO2/km
- Camionnettes : 147 g CO2/km

2025 à 2029

- Voitures : 93,6 g CO2/km
- Camionnettes : 153,9 g CO2/km

2030 à 2034

- Voitures : 49,5 g CO2/km
- Camionnettes : 90,6 g CO2/km

À partir de **2035**, l'objectif de réduction des émissions de CO2 pour l'ensemble du parc automobile de l'UE, qu'il s'agisse de voitures ou de camionnettes, est de 100 %, soit **0 g de CO2/km.**

Jeu de données

La base de données de l'**EEA** contient toutes les données de tous les pays européens depuis 2010. Pour le projet, seules les données de l'**année 2022** (qui sont les plus récentes) et uniquement pour **la France** seront utilisées afin de limiter la taille du jeu de données (366Mb vs 2Gb).

Les données sont constituées via le protocole WLTP (**W**orldwide harmonized **L**ight vehicles **T**est **P**rocedures) qui est la procédure d'essai mondiale harmonisée pour les véhicules légers.

Il est important de noter que depuis 2010, certaines colonnes ont été ajoutées et d'autres abandonnées en raison de l'apparition de nouvelles spécifications ou de l'obsolescence de certaines normes.

Champs inutilisées en 2022

MMS,
Enedc (g/km),
Ernedc (g/km),
Erwltp (g/km),
De,
Vf

Le jeu de données brut contient **37 colonnes** et **1 638 878 lignes**, mais seuls les champs données en annexe sont utilisés pour l'année 2022

Structure

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	Country	1638878 non-null	object
1	VFN	1638878 non-null	object
2	Mp	1570268 non-null	object
3	Mh	1638878 non-null	object
4	Man	1638878 non-null	object
5	MMS	0 non-null	float64
6	Tan	1638878 non-null	object
7	T	1638878 non-null	object
8	Va	1638878 non-null	object
9	Ve	1638878 non-null	object
10	Mk	1638878 non-null	object
11	Cn	1638878 non-null	object
12	Ct	1638878 non-null	object
13	Cr	1638878 non-null	object
14	r	1638878 non-null	int64
15	m (kg)	1638878 non-null	int64
16	Mt	1638878 non-null	int64
17	Enedc (g/km)	297985 non-null	float64
18	Ewltp (g/km)	1638878 non-null	int64
19	W (mm)	1638878 non-null	int64
20	At1 (mm)	1638878 non-null	int64
21	At2 (mm)	1638878 non-null	int64
22	Ft	1638878 non-null	object
23	Fm	1638878 non-null	object
24	ec (cm3)	1428317 non-null	float64
25	ep (KW)	1638878 non-null	int64
26	z (Wh/km)	339030 non-null	float64
27	IT	1206951 non-null	object
28	Ernedc (g/km)	0 non-null	float64
29	Erwltp (g/km)	1206947 non-null	float64
30	De	0 non-null	float64
31	Vf	0 non-null	float64
32	Status	1638878 non-null	object
33	year	1638878 non-null	int64
34	Date of registration	1638878 non-null	object
35	Fuel consumption	1428317 non-null	float64
36	Electric range (km)	339030 non-null	float64

dtypes: float64(10), int64(9), object(18)
memory usage: 475.1+ MB

Liste explicative des différentes variables (Details) :

Nom Variable	Définition	Exemple de valeur / Plus utilisé
ID integer	Numéro d'identification unique des données contenues dans le registre national	
Country	Pays	France
VFN varchar(50)	Identifiant de la famille du véhicule (Vehicle family identification number.)	IP-DGY____EAT82552-VR3-0
Mp varchar(50)	Pool du constructeur (Manufacturer pooling)	STELLANTIS
Mh varchar(50)	Nom du constructeur au standard Européen (Manufacturer name EU standard denomination)	PSA
Man varchar(50)	Déclaration OEM du nom du fabricant (Manufacturer name OEM declaration) OEM: Original Equipment Manufacturer	PSA AUTOMOBILES SA
MMS varchar(125)	Nom du fabricant enregistré MS (Manufacturer name MS registry denomination)	Nan (plus utilisé, remplacé par Man)
Tan varchar(50)	Numéro du type d'homologation (Type approval number)	e9*2018/858*11066*03
T varchar(25)	Type	N
Va varchar(25)	Variant	D
Ve varchar(35)	Version	DGYP-A1C000
Mk varchar(25)	Marque (Make)	CITROEN
Cn varchar(50)	Nom commercial (Commercial name)	C5 X
Ct varchar(5)	Catégorie du type de véhicule immatriculé (Category of the vehicle type approved)	M1
Cr varchar(5)	Catégorie du véhicule immatriculé (Category of the vehicle registered)	M1
r integer	Total des nouvelles inscriptions (Total new registrations)	1
m (kg) integer	Masse véhicule chargé (Mass in running order Completed/complete vehicle)	1797
Mt	Masse harmonisée WLTP (WLTP test mass)	1888
Enedc (g/km)	Réduction des émissions grâce à des technologies innovantes (Emissions reduction through innovative	30.0 (plus utilisé depuis 2019, remplacé par le Ewltp)

	technologies)	
Ewltp (g/km)	**Les émissions spécifiques de CO2 (WLTP) (Emissions reduction through innovative technologies (WLTP))**	**30**
W (mm) varchar(35)	Empattement (Wheel Base)	2785
At1 (mm) integer	Largeur de l'essieu directeur (Axle width steering axle)	1600
At2 (mm) interger	Largeur de l'essieu (Axle width other axle)	1605
Ft varchar(25)	Type de carburant (Fuel type)	PETROL/ELECTRIC
Fm varchar(1)	Mode de carburant (Fuel mode)	P
ec (cm3) integer	Cylindrée (Engine capacity)	1598.0
ep (Kw) integer	Puissance du moteur (Engine power.)	132
z (Wh/km) integer	Consommation électrique (Electric energy consumption)	159.0
IT varchar(25)	Technologie innovante ou groupe de technologies innovantes (Innovative technology or group of innovative technologies)	e2 28 29
Ernedc (g/km) float	Emissions spécifiques de CO2 (Specific CO2 Emission. Deprecated value, only relevant for data until 2016)	NaN
Erwltp (g/km) float	Réduction d'émissions spécifiques de CO2 par l'utilisation de technologies spécifiques (Emissions reduction through innovative technologies. Deprecated value, only relevant for data until 2016)	NaN
De	-	NaN
Vf	-	NaN
Status varchar(1)	P: donnée provisoire, F: donnée définitive (P = Provisional data, F = Final data.)	P
Year integer	Année d'enregistrement (Reporting year)	2022
Date of registration	Date d'enregistrement	2022-12-30
Fuel consumption float	Consommation	1.3
Electric range (km)	Autonomie électrique	59

On définit **Ewltp (g/km)** comme étant **la variable cible de notre projet**.

Analyse du dataset

Valeurs nulles

	index	NA	% NA		index	NA	% NA		index	NA	% NA
0	Country	0	0.00	12	Ct	0	0.00	25	ep (KW)	0	0.00
1	VFN	0	0.00	13	Cr	0	0.00	26	z (Wh/km)	1299848	79.31
2	Mp	68610	4.19	14	r	0	0.00	27	IT	431927	26.36
3	Mh	0	0.00	15	m (kg)	0	0.00	28	Ernedc (g/km)	1638878	100.00
4	Man	0	0.00	16	Mt	0	0.00	29	Erwltp (g/km)	431931	26.36
5	MMS	1638878	100.00	17	Enedc (g/km)	1340893	81.82	30	De	1638878	100.00
6	Tan	0	0.00	18	Ewltp (g/km)	0	0.00	31	Vf	1638878	100.00
7	T	0	0.00	19	W (mm)	0	0.00	32	Status	0	0.00
8	Va	0	0.00	20	At1 (mm)	0	0.00	33	year	0	0.00
9	Ve	0	0.00	21	At2 (mm)	0	0.00	34	Date of registration	0	0.00
10	Mk	0	0.00	22	Ft	0	0.00	35	Fuel consumption	210561	12.85
11	Cn	0	0.00	23	Fm	0	0.00	36	Electric range (km)	1299848	79.31
				24	ec (cm3)	210561	12.85				

On remarque que certaines colonnes sont vides à 100%, ce qui correspond aux valeurs qui ne sont plus utilisées pour le fichier 2022 (**MMS**, **Ernedc (g/km)**, **De** et **Vf**)

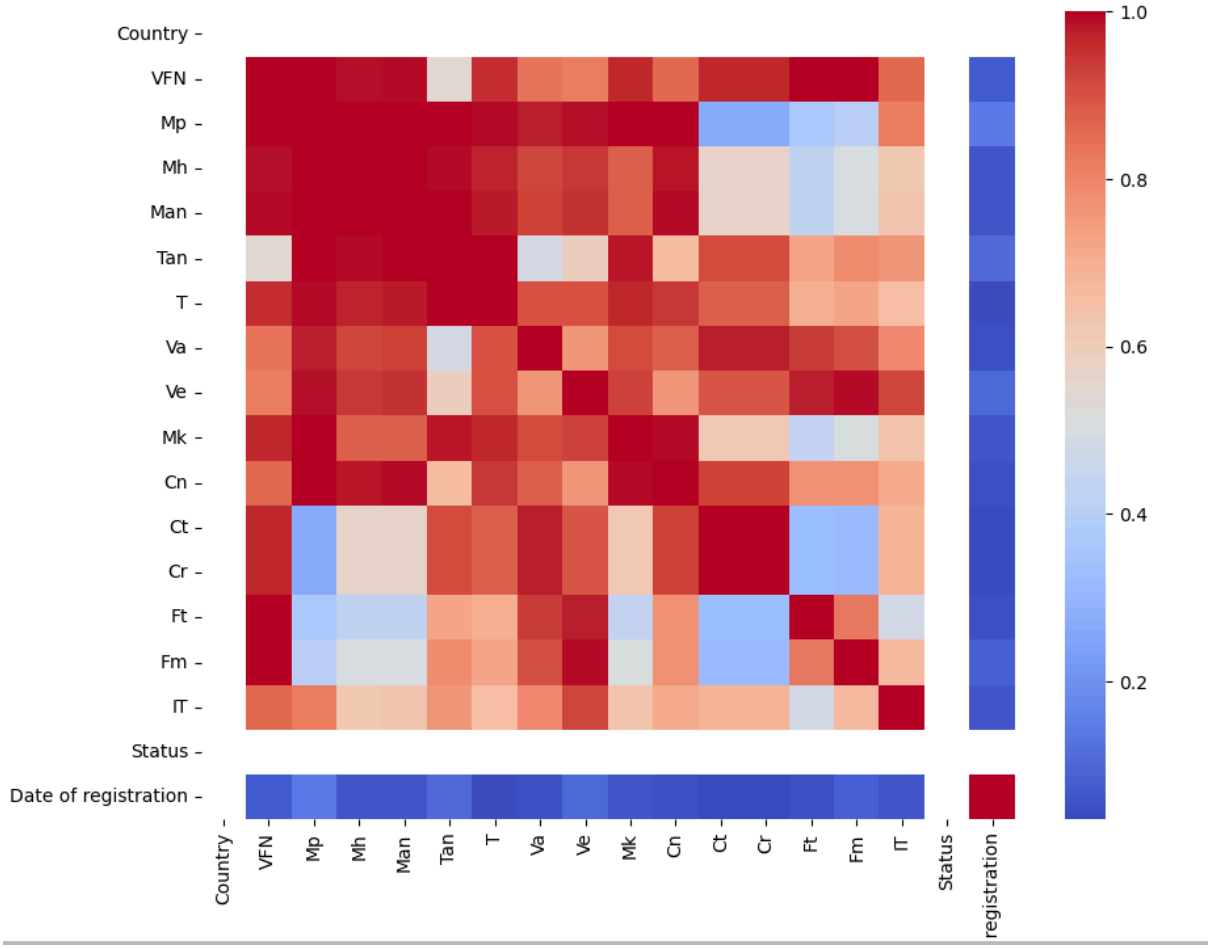
Quant aux 2 colonnes **Enedc (g/km)** et **Erwltp (g/km)** pour lesquelles il manque 82% et 26% des valeurs, cela correspond à des champs qui ne sont plus complétés depuis 2019.
(MS Guide 22 - Page 19)

Variables catégorielles

Modalités :

0	Country	1	9	Mk	67
1	VFN	2421	10	Cn	932
2	Mp	10	11	Ct	2
3	Mh	69	12	Cr	2
4	Man	68	13	Ft	9
5	Tan	1935	14	Fm	6
6	T	360	15	IT	77
7	Va	1748	16	Status	1
8	Ve	7092	17	Date of registration	356

Heatmap de la matrice de corrélation des variables catégorielles avec le test du khi-deux :



Les modalités des variables 'Country' et 'Status', étant uniques et corrélées avec aucune variable catégorielle, on supprime ces deux variables.

D'après la heatmap, on voit qu'il y a une forte corrélation entre les variables **VFN**, **Mp**, **Mh**, **Man** et **T**.

En faisant un test **ANOVA** pour savoir si **VFN** a une influence sur **Ewltp (g/km)** on obtient :

	sum_sq	df	F	PR(>F)
VFN	4.007153e+07	1219.0	11625.847402	0.0
Residual	4.288801e+04	15168.0	NaN	NaN

Par ailleurs, avec le test de Fisher, on obtient une p-value = 0.0 (< 5%).

On en conclut que la variable **VFN** n'a pas d'impact sur les émissions de CO2 et par extension, les variables **Mp**, **Mh** et **Man** non plus ; on peut donc supprimer ces colonnes.

En faisant d'autres tests **ANOVA**, on peut aussi supprimer la variable **IT**.
(MS Guide - page 13)

Les variables **T**, **Va** et **Ve** étant trois paramètres d'identification d'un même véhicule selon les différents pays européens, elles n'apportent pas d'informations techniques. On les supprime.

Concernant les variables **Ct** et **Cr**, elles sont identiques. Ainsi, il ne semble pas pertinent de conserver les deux variables. Nous choisissons de garder **Ct** car elle correspond à la catégorie officielle/approuvée contrairement à **Cr,** qui ne contient que la catégorie enregistrée par le constructeur.

Après avoir supprimé ces colonnes, le jeu de données contient encore des valeurs nulles :

	index	NA	% NA
0	Cr	0	0.00
1	m (kg)	0	0.00
2	Mt	0	0.00
3	Ewltp	0	0.00
4	W (mm)	0	0.00
5	At1 (mm)	0	0.00
6	At2 (mm)	0	0.00
7	Ft	0	0.00
8	Fm	0	0.00
9	ec (cm3)	210561	12.85
10	ep (KW)	0	0.00
11	z (Wh/km)	1299848	79.31
12	Fuel consumption	210561	12.85
13	Electric range (km)	1299848	79.31

La variable **Ft** représente le type d'énergie du véhicule avec les valeurs suivantes :

PETROL, **DIESEL**, **ELECTRIC**, **PETROL/ELECTRIC**, **LPG**, **E85**, **DIESEL/ELECTRIC**, **HYDROGEN** et **NG**.

L'étude concernant les émissions de CO2, les voitures de type **HYDROGEN** ou **ELECTRIC** qui n'en rejettent pas par définition ne sont pas pertinentes.

On décide donc de supprimer les lignes contenant l'une de ces deux valeurs.

Valeurs manquantes après suppressions des colonnes non pertinentes et des véhicules non thermiques :

	index	NA	% NA
0	Cr	0	0.00
1	m (kg)	0	0.00
2	Mt	0	0.00
3	Ewltp	0	0.00
4	W (mm)	0	0.00
5	At1 (mm)	0	0.00
6	At2 (mm)	0	0.00
7	Ft	0	0.00
8	Fm	0	0.00
9	ec (cm3)	0	0.00
10	ep (KW)	0	0.00
11	z (Wh/km)	1299655	90.99
12	Fuel consumption	0	0.00
13	Electric range (km)	1299655	90.99

Remplacement des valeurs nulles

Z (Wh/km) : Electric energy consumption
Electric range (km) : Autonomie électrique

On remarque dans notre tableau que les variables **z** et **Electric range (km)** ont chacune un taux de valeurs manquantes qui a augmenté puisqu'elles sont dépendantes des valeurs **Hydrogen** et **Electric**.

Le moteur des véhicules thermiques ne consommant pas d'énergie électrique, il semble cohérent de remplacer les valeurs manquantes de notre variable **z** par 0.

Pour la variable **Electric range** (autonomie électrique), les véhicules thermiques n'ayant pas de réserve en électricité, il semble correct de remplir les valeurs nulles par 0.

Ainsi, à ce stade, il n'y a plus de valeurs nulles dans le jeu de données.

Suppression des lignes dupliquées

Le jeu de données comporte 1 333 323 lignes dupliquées. On les supprime pour avoir des véhicules uniques.

Nombre de lignes dupliquées : **1 333 323**

Lignes restantes : **94 994**

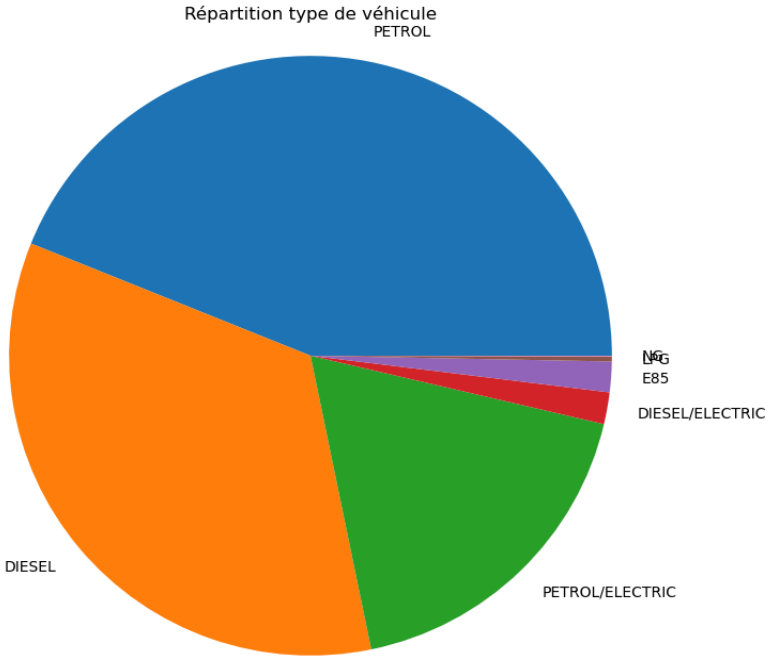
Jeu de données final

```
Index: 94994 entries, 77798939 to 77955102
Data columns (total 14 columns):
 #   Column               Non-Null Count  Dtype
---  ------               --------------  -----
 0   Cr                   94994 non-null  object
 1   m (kg)               94994 non-null  int64
 2   Mt                   94994 non-null  int64
 3   Ewltp                94994 non-null  int64
 4   W (mm)               94994 non-null  int64
 5   At1 (mm)             94994 non-null  int64
 6   At2 (mm)             94994 non-null  int64
 7   Ft                   94994 non-null  object
 8   Fm                   94994 non-null  object
 9   ec (cm3)             94994 non-null  float64
 10  ep (KW)              94994 non-null  int64
 11  z (Wh/km)            94994 non-null  float64
 12  Fuel consumption     94994 non-null  float64
 13  Electric range (km)  94994 non-null  float64
dtypes: float64(4), int64(7), object(3)
```

Visualisations

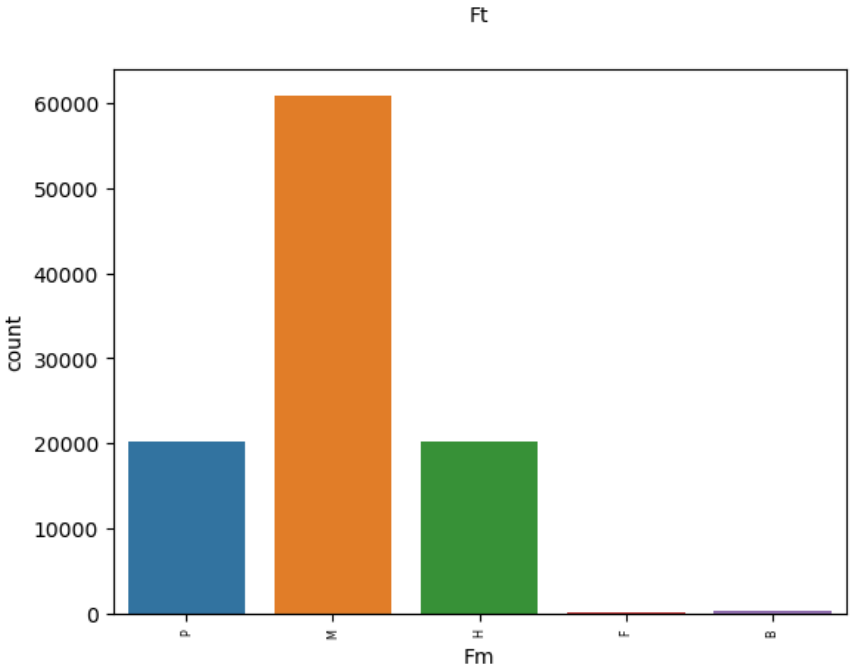
Variables qualitatives

Répartition du type de véhicule



On voit que les 3 catégories de véhicules dominantes dans notre dataset sont les types Essence, Diesel et Hybride.

Répartition du Fuel mode



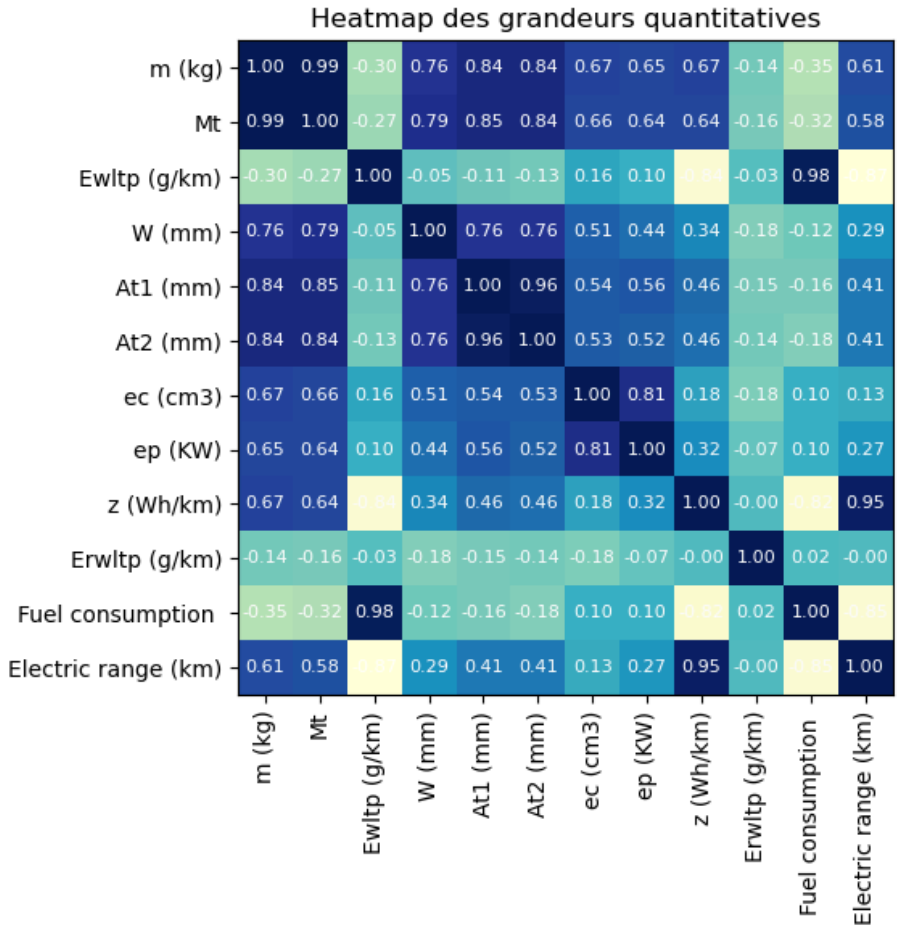
Les 3 modes les plus représentatifs sont :
H : Véhicules non électriques

P : Véhicules hybrides acceptant la charge externe

M : Véhicules hybrides autonomes (pas de charge à la borne)

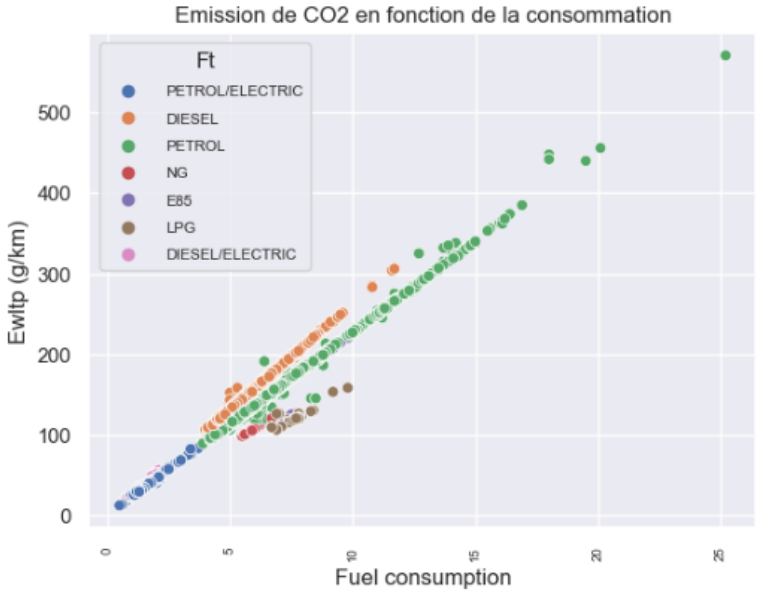
Variables quantitatives

Heatmap



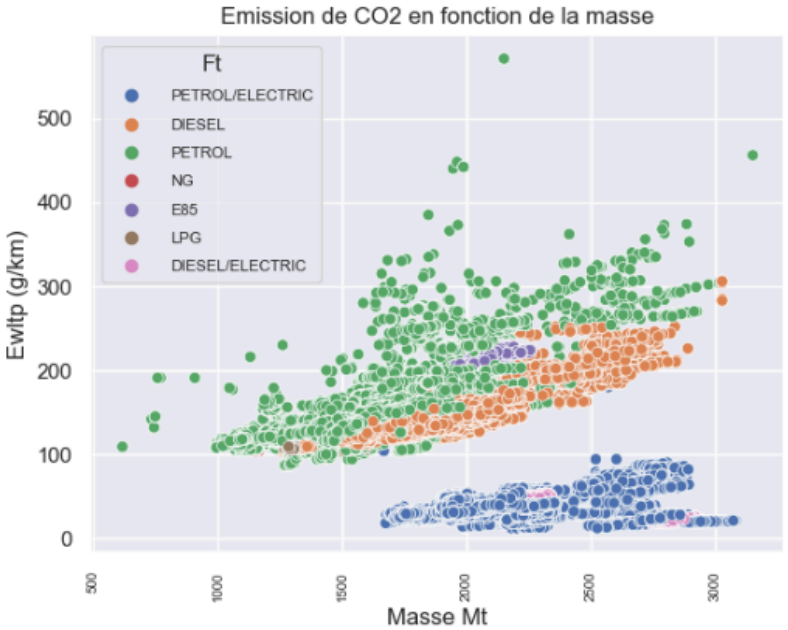
Concernant notre variable cible **Ewltp (g/km)**, on observe immédiatement une très forte corrélation avec la consommation du véhicule, ce qui paraît logique.

Consommation et émissions de CO2



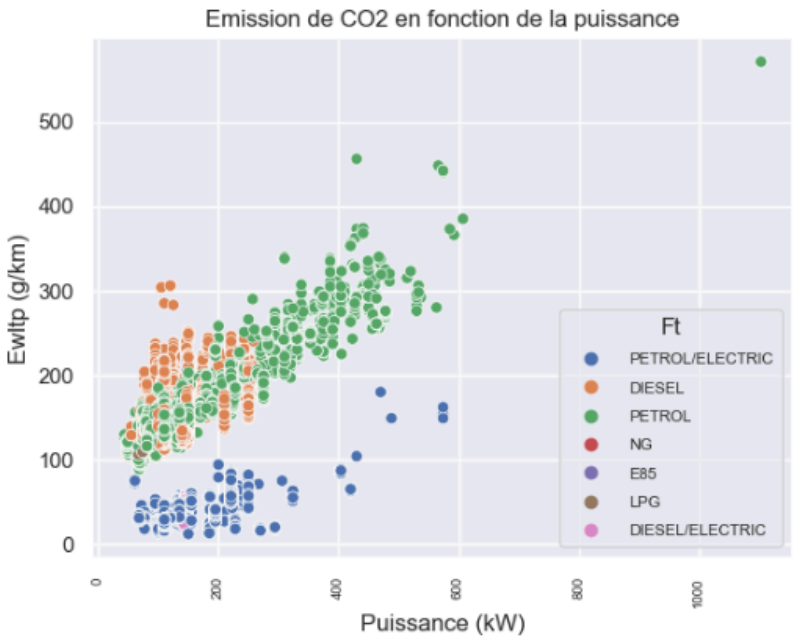
Le graphique ci-dessus confirme bien qu'il y a une forte corrélation entre la consommation de carburant et les émissions de CO2

Masse et émissions de CO2



Il semble également y avoir une corrélation entre la masse et les émissions de CO2, en particulier pour les moteurs non-hybrides.

Puissance et émissions de CO2

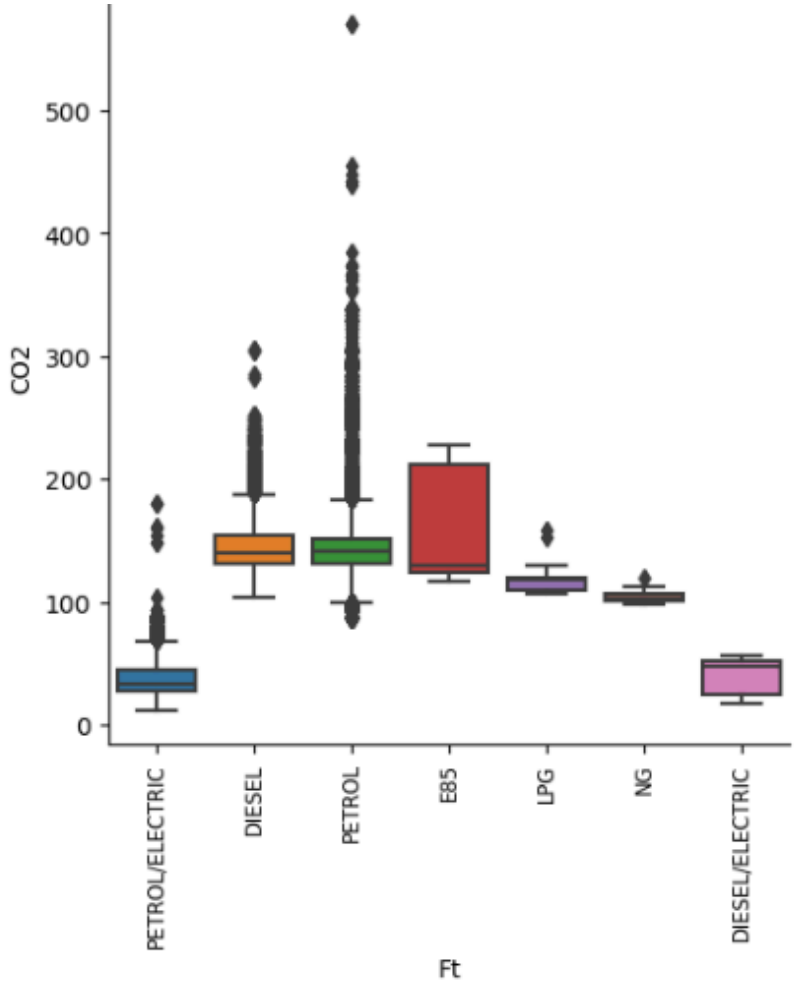


On remarque ici que les véhicules consommant du carburant de type **PETROL/ELECTRIC** se distinguent des autres concernant la corrélation entre la puissance du moteur et les émissions de CO2.

Lorsque la puissance du moteur augmente, l'émission de CO2 augmente également. La réalisation d'un test de Pearson confirme cela puisque la p-value est inférieure à 5%. Il y a donc une forte corrélation entre la puissance du moteur et l'émission de CO2.

```
PearsonRResult(statistic=0.7853731478970354, pvalue=0.0)
```

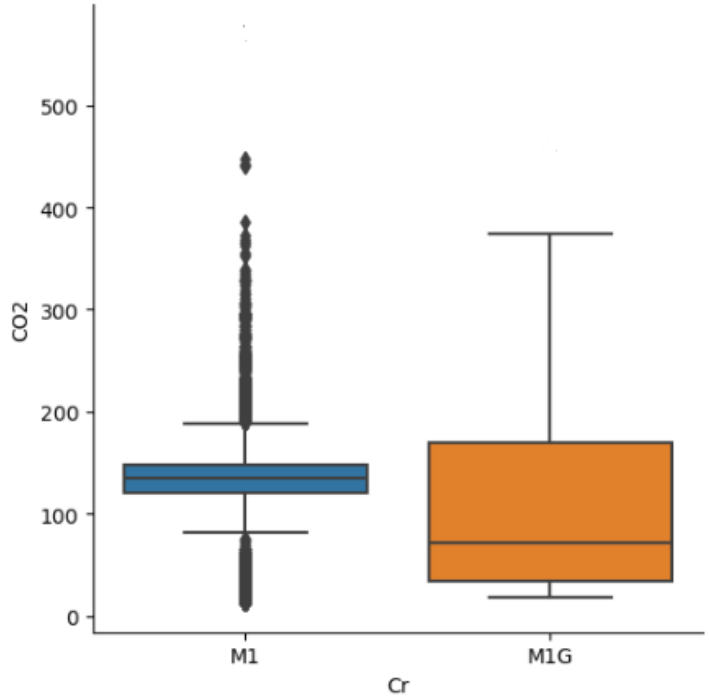
Type de carburant :



Dans ce graphique nous remarquons que les véhicules qui utilisent du diesel et de l'essence émettent plus de CO2 que les autres types de carburant. En faisant un test **ANOVA**, on obtient une p-value inférieur à 5%. On rejette donc l'hypothèse H0, ce qui signifie que le type de carburant et la quantité d'émission du CO2 ne sont pas indépendants.

	df	sum_sq	mean_sq	F	PR(>F)
Ft	4.0	6.669239e+05	166730.964008	261.417969	1.659581e-223
Residual	74844.0	4.773510e+07	637.794582	NaN	NaN

Catégorie du véhicule :



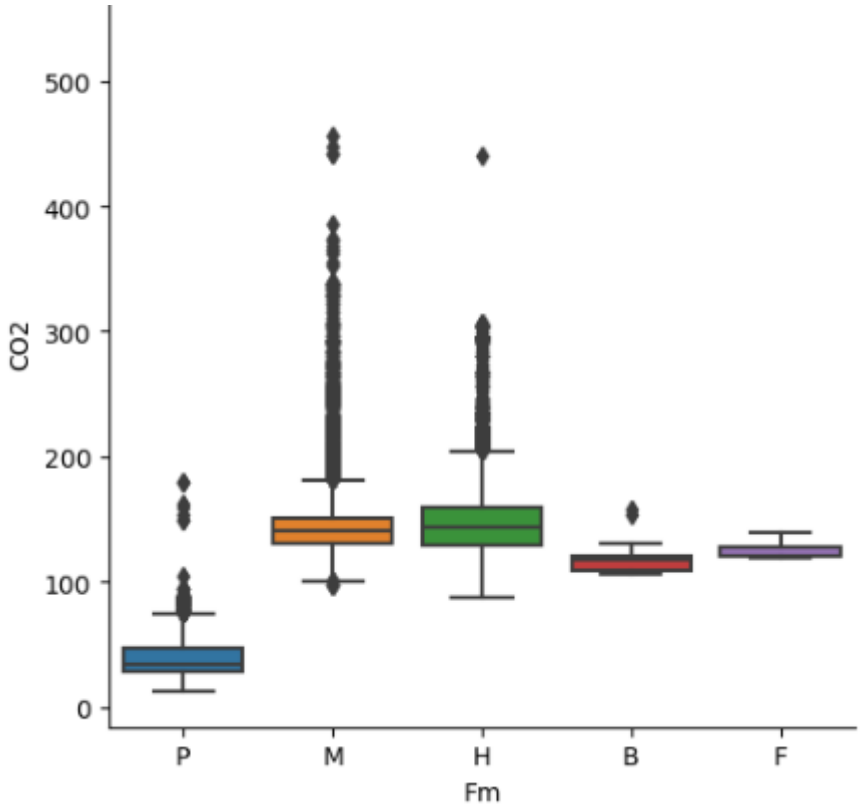
On remarque sur le graphique que les véhicules de type **M1G**, émettent moins de CO2 que les véhicules de type **M1**. En réalisant un test **ANOVA**, on obtient une p-value inférieur à 5%.

	df	sum_sq	mean_sq	F	PR(>F)
Cr	1.0	6.676778e+06	6.676778e+06	11976.845289	0.0
Residual	74847.0	4.172524e+07	5.574738e+02	NaN	NaN

On en conclut donc que la catégorie du véhicule et la quantité d'émission du CO2 ne sont pas indépendantes.

Mode carburant :

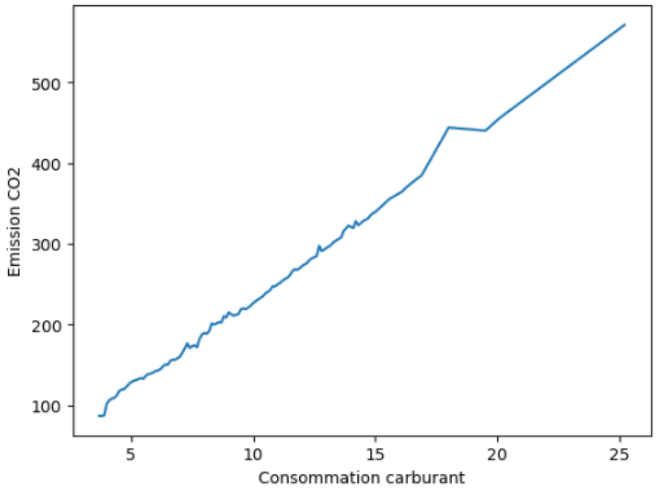
Sur le graphique, on constate que le mode de carburant **H** (véhicules hybrides) émet plus de CO2 que le mode **M** (véhicules monocarburant). Mais cet écart n'est pas vraiment significatif. En revanche, ces deux modes émettent plus de CO2 que les autres modes.



On réalise ici également un test **ANOVA** et on en conclut que le mode de carburant et la quantité d'émission de CO2 ne sont pas indépendants puisqu'on obtient une p-value inférieur à 5%.

	df	sum_sq	mean_sq	F	PR(>F)
Fm	3.0	3.635046e+05	121168.211967	188.782573	5.750819e-122
Residual	74845.0	4.803852e+07	641.840028	NaN	NaN

Émission CO2 en fonction de la consommation du carburant :



Ici, on croise la moyenne d'émissions de CO2 et la quantité de consommation de carburant. On obtient une courbe linéaire croissante. On peut donc interpréter ce graphique en disant que plus une voiture consomme du carburant, plus elle émet de CO2.

On réalise un **test de Pearson** pour confirmer cette hypothèse :

```
PearsonRResult(statistic=0.9164220148984297, pvalue=0.0)
```

On constate donc qu'il y a bien une corrélation entre la consommation du carburant et l'émission du CO2 puisqu'on obtient une p-value inférieur à 5%.

Preprocessing & Feature Engineering

Le jeu de données est maintenant débarrassé de toutes les valeurs nulles et les variables non pertinentes pour notre sujet. On encode dans un premier temps les variables catégorielles pour n'avoir que des données numériques, ce qui donne un nouveau jeu de données comportant **94 994 lignes** et **25 colonnes**.
Pour une meilleure lisibilité, on renomme les variables et on sauvegarde le jeu de données pour l'étape de Machine Learning.

```
Index: 94994 entries, 77798939 to 77955102
Data columns (total 25 columns):
 #   Column              Non-Null Count  Dtype
---  ------              --------------  -----
 0   m                   94994 non-null  int64
 1   Mt                  94994 non-null  int64
 2   Ewltp               94994 non-null  int64
 3   W                   94994 non-null  int64
 4   At1                 94994 non-null  int64
 5   At2                 94994 non-null  int64
 6   ec                  94994 non-null  float64
 7   ep                  94994 non-null  int64
 8   z                   94994 non-null  float64
 9   Fuel_consumption    94994 non-null  float64
 10  Electric_range      94994 non-null  float64
 11  Cr_M1               94994 non-null  int32
 12  Cr_M1G              94994 non-null  int32
 13  Ft_DIESEL           94994 non-null  int32
 14  Ft_DIESEL/ELECTRIC  94994 non-null  int32
 15  Ft_E85              94994 non-null  int32
 16  Ft_LPG              94994 non-null  int32
 17  Ft_NG               94994 non-null  int32
 18  Ft_PETROL           94994 non-null  int32
 19  Ft_PETROL/ELECTRIC  94994 non-null  int32
 20  Fm_B                94994 non-null  int32
 21  Fm_F                94994 non-null  int32
 22  Fm_H                94994 non-null  int32
 23  Fm_M                94994 non-null  int32
 24  Fm_P                94994 non-null  int32
dtypes: float64(4), int32(14), int64(7)
memory usage: 13.8 MB
```

Après réflexion, on n'a pas besoin de créer de nouvelles variables et on finalise par la sauvegarde du jeu de données nettoyé.

Modélisation du projet

Rappel de l'objectif du projet :

Analyser les variables qui impactent les émissions de CO2 des véhicules en France pour l'année 2022

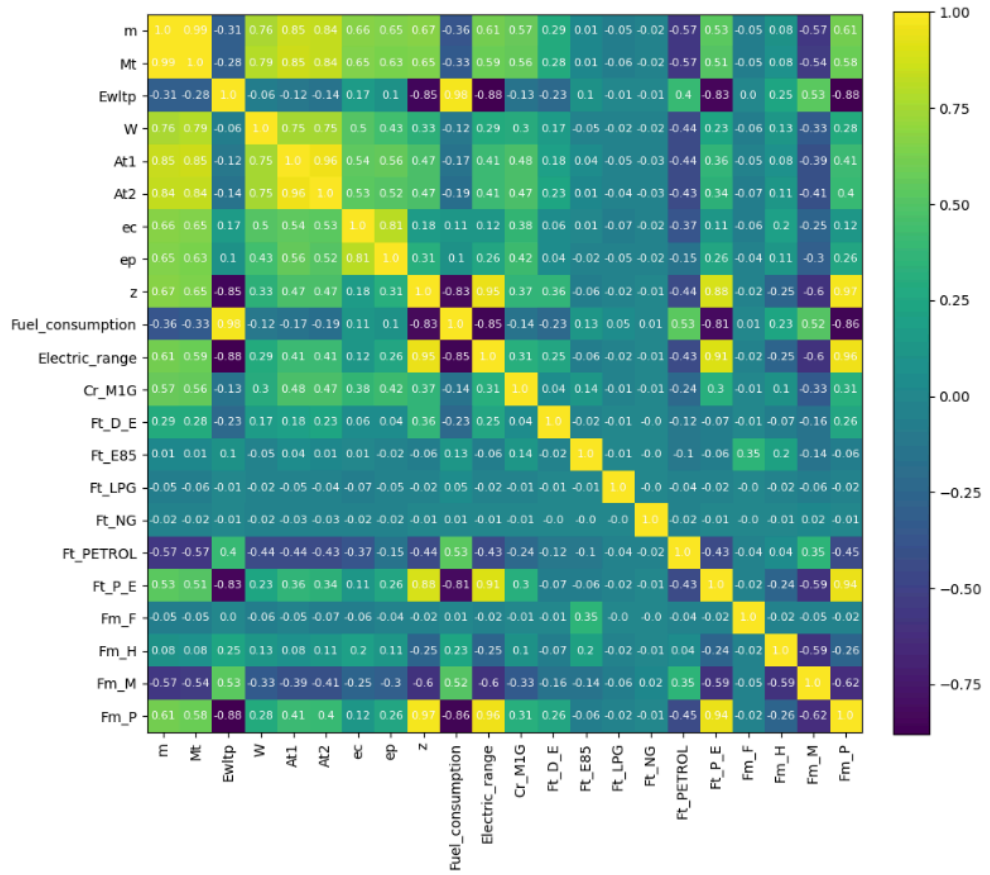
Nous avons donc affaire ici à une problématique d'estimation des émissions de CO2, pour les véhicules vendus en France pour l'année 2022.

Nous avons choisi dans un premier temps de tester plusieurs modèles de régression linéaire en utilisant les techniques de Machine Learning apprises.

Dans un second temps, nous avons testé un algorithme de régression linéaire utilisant les réseaux de neurones Dense du Deep Learning.

Complément de pré-processing

Suite au pré-processing initial, nous nous sommes aperçus qu'il subsistait des variables qui étaient d'une part fortement corrélées à la cible et d'autre part corrélées entre elles.



À partir de la heatmap ci-dessus, nous constatons que :

- La variable **Fuel_consumption**[1] présente une colinéarité avec notre variable cible. Ce qui est logique puisque les émissions de CO2 découlent directement de la consommation de carburant des véhicules.

[1] Document entre l'émission de CO2 et la consommation :
https://www.econologie.com/emissions-co2-litre-carburant-essence-diesel-ou-gpl/

- La variable **At2**[2], est extrêmement corrélée à la variable **At1** car ces variables correspondent aux essieux avant et arrière de la voiture, qui fonctionnent exactement de la même manière et font la même taille, ce qui induit qu'ils ont exactement le même impact sur les émissions de Co2.

- Les variables **Electric_range**[3] et **z**[4]**,** qui sont liées à l'autonomie électrique des véhicules, ce qui n'entre pas en considération dans notre projet puisque, comme expliqué dans le rapport d'explorations, les véhicules électriques n'émettent pas de Co2.

- La variable **ec**[5] (engine capacity) est fortement corrélée à la variable **ep**[6] (engine power), l'une étant directement dépendante de l'autre.

Création des différents jeux de données

Pour nous aider à déterminer le meilleur modèle à partir des différentes variables, nous avons testé différents jeux de données en conservant/supprimant certaines variables afin d'analyser leur impact sur les données que l'on obtient :

- Un premier où nous avons uniquement retiré les variables At2, Electric_range et z (*no_at2_z_er*)

- Un second où nous avons retiré en plus la variable ec (*no_at2_z_er_ec*)

- Un troisième où nous avons retiré les variables Ft_P_E et Fm_P qui sont fortement corrélées à notre variable cible (*no_at2_z_er_ec_ftpe_fmp*).

Métrique de référence

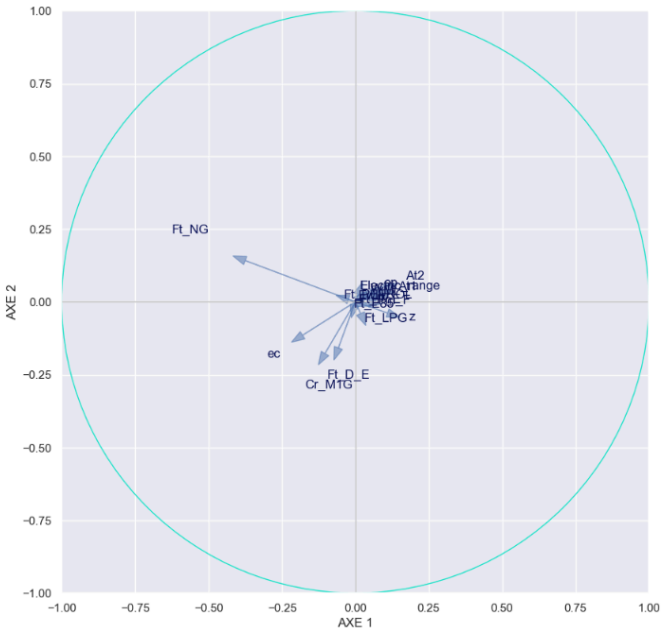
La métrique de performance utilisée est le Score R2 (version normalisée de la Mean Squared Error) car celle-ci facilite la comparaison entre les différents modèles.

[2] At1, At2: Largeur de l'essieu directeur, arrière
[3] Electric range (km) : Autonomie électrique
[4] z (Wh/km) : Consommation électrique
[5] ec (cm3): Cylindrée
[6] ep (Kw): Puissance du moteur

Choix du modèle et optimisation

Abandon de la PCA

Nous avoins essayé de réduire le nombre de dimensions en utilisant une PCA, mais cela n'a pas été concluant (énorme perte d'informations car peu de corrélation) puisqu'il n'était pas possible d'interpréter les corrélations obtenues entre les variables :



Recherche du meilleur modèle avec GridSearch

Nous avons entraîné un GridSearch avec les différents modèles de régression linéaire ci-dessous :

- LinearSVR
- LinearRegression
- Ridge
- Lasso
- ElasticNet

en utilisant les trois jeux de données suivants :

- *no_at2_z_er_ec*
- *no_at2_z_er*
- *no_at2_z_er_ec_ftpe_fmp*

Initialement, nous souhaitions également utiliser des modèles comme le RandomForest ou le SVR, mais nous avons rencontré des problèmes lors de l'exécution de ceux-ci (temps de calcul trop long et/ou mémoire insuffisante).

Résultats obtenus

Modèle	**Jeu de données**	**Score**	**Paramètres**
LinearRegression	no_at2_z_er	0.912640	fit_intercept=False
LinearSVR	no_at2_z_er	0.912638	C=10.0, fit_intercept=False, loss=squared_epsi...
RidgeCV	no_at2_z_er	0.912637	alpha=0.1, fit_intercept=True
RidgeCV	no_at2_z_er_ec_ftpe_fmp	0.911958	alpha=0.1, fit_intercept=True
RidgeCV	no_at2_z_er_ec	0.911957	alpha=0.1, fit_intercept=True
LinearSVR	no_at2_z_er_ec_ftpe_fmp	0.911956	C=10.0, fit_intercept=True, loss=squared_epsil...
LinearSVR	no_at2_z_er_ec	0.911956	C=10.0, fit_intercept=False, loss=squared_epsi...
LinearRegression	**no_at2_z_er_ec**	**0.911954**	**fit_intercept=False**
LinearRegression	no_at2_z_er_ec_ftpe_fmp	0.911954	fit_intercept=True
Lasso	no_at2_z_er_ec	0.908417	alpha=0.1, fit_intercept=True, max_iter=2000
Elastic_Net	no_at2_z_er_ec	0.908417	alpha=0.1, fit_intercept=True, l1_ratio=1, max...
Lasso	no_at2_z_er	0.906490	alpha=0.1, fit_intercept=True, max_iter=2000
Elastic_Net	no_at2_z_er	0.906490	alpha=0.1, fit_intercept=True, l1_ratio=1, max...
Lasso	no_at2_z_er_ec_ftpe_fmp	0.903778	alpha=0.1, fit_intercept=True, max_iter=2000
Elastic_Net	no_at2_z_er_ec_ftpe_fmp	0.903778	alpha=0.1, fit_intercept=True, l1_ratio=1, max..

Suite à ces résultats, nous observons que les résultats sont relativement proches les uns des autres.
Le LinearRegression étant le modèle le plus rapide et celui que nous avons le plus souvent été amené à utiliser durant la formation, nous le choisissons avec le jeu de données épuré de toute corrélation *no_at2_z_er_ec.*

Bagging, Boosting

Par la suite, dans l'optique d'améliorer davantage la performance de notre modèle, nous avons testé des modèles de Boosting et de Bagging, mobilisables dans une problématique de régression telles que AdaBoostRegressor et BaggingRegressor.
Toutefois, nous avons constaté que les résultats restent sensiblement identiques avec le Bagging et dégradés avec le Boosting.

model	df	score_train	score_test	RMSE_train	RMSE_test
BaggingRegressor	no_at2_z_er_ec	0.911334	0.911956	14.187333	14.145094
AdaBoostRegressor	no_at2_z_er_ec	0.887232	0.885628	15.999829	16.121921

Régression linéaire avec un réseau de neurones Denses

Par ailleurs, nous avons également entraîné un modèle de régression en Deep Learning afin de tester la performance des réseaux de neurones sur notre problématique d'émissions de CO2. Ce dernier affiche de très bons résultats, puisque nous obtenons un score de 0,98. Par manque de temps et de maîtrise des modèles de Deep Learning, nous n'en avons testé qu'un seul.

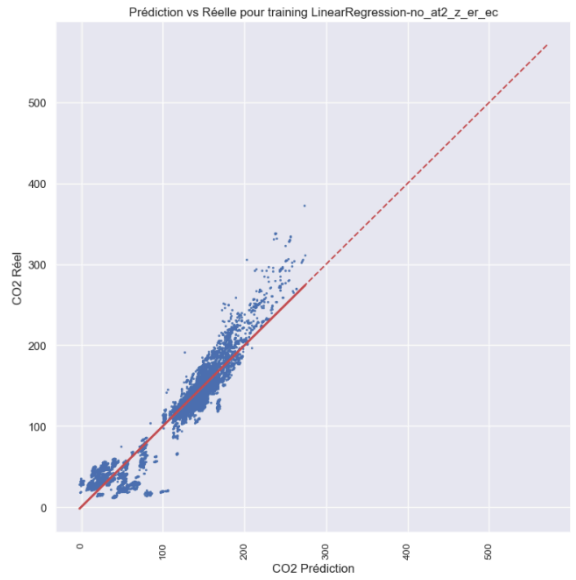
Layer (type)	Output Shape	Param #
dense_16 (Dense)	(None, 16)	272
dense_17 (Dense)	(None, 128)	2,176
dense_18 (Dense)	(None, 2048)	264,192
dropout_4 (Dropout)	(None, 2048)	0
dense_19 (Dense)	(None, 256)	524,544
dense_20 (Dense)	(None, 256)	65,792
dropout_5 (Dropout)	(None, 256)	0
dense_21 (Dense)	(None, 256)	65,792
dense_22 (Dense)	(None, 128)	32,896
dense_23 (Dense)	(None, 1)	129

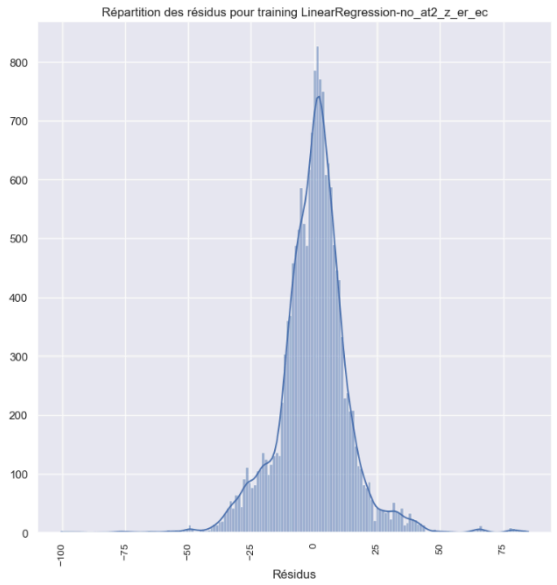
Total params: 2,867,381 (10.94 MB)
Trainable params: 955,793 (3.65 MB)
Non-trainable params: 0 (0.00 B)
Optimizer params: 1,911,588 (7.29 MB)

Scores DNN :
R2 Train: 0.9876576285698524
R2 Test: 0.9884528242490008

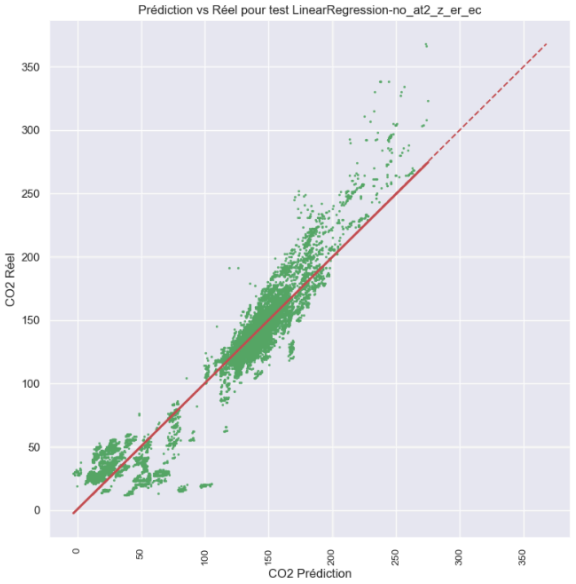
Visualisation des résultats

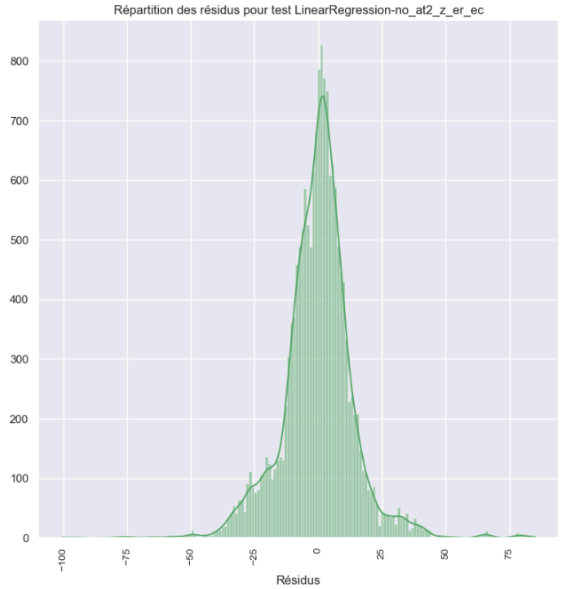
Régression Linéaire pour le jeu de train :



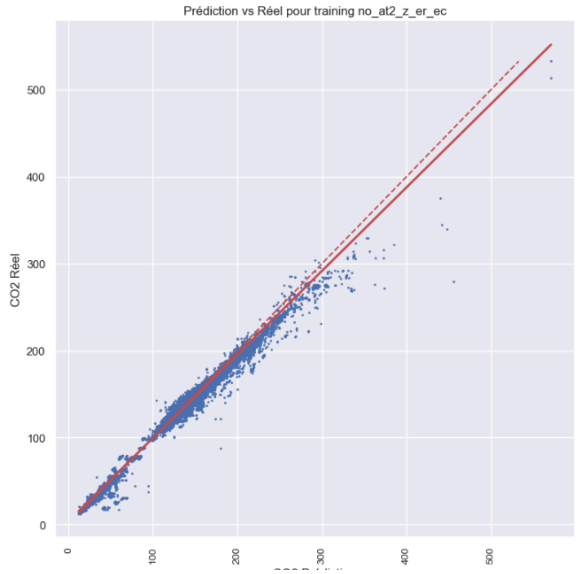


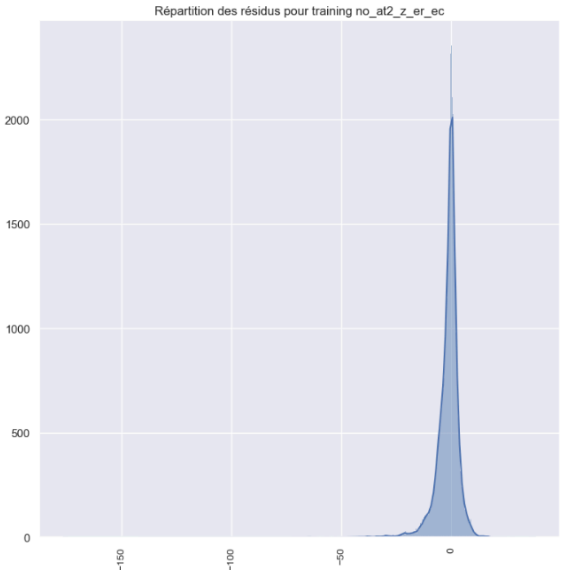
Régression Linéaire pour le jeu de test :



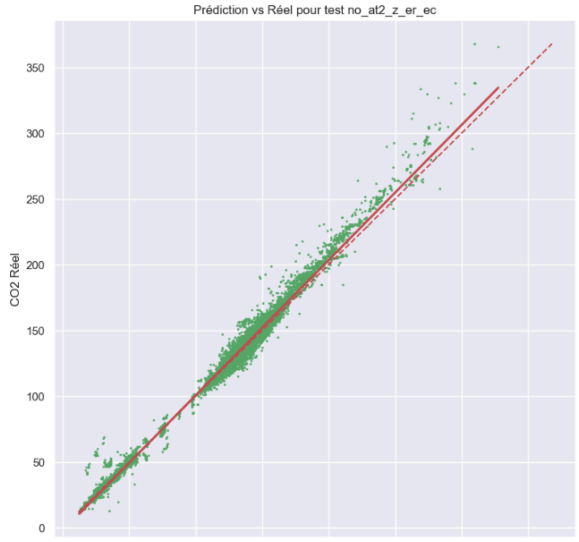


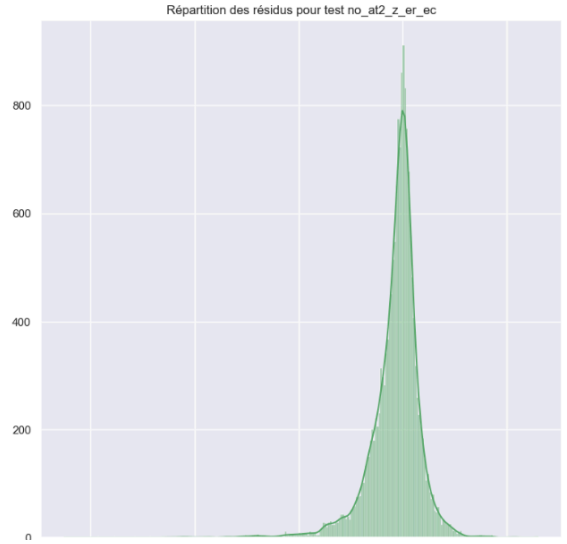
Réseau de neurone Dense Train :





Réseau de neurone Dense Test:

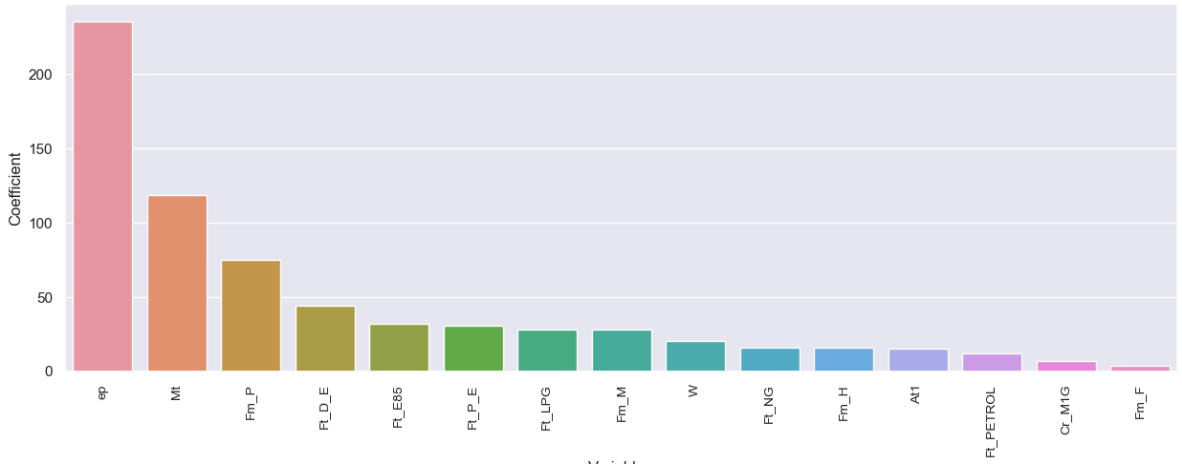




Nous observons une forte linéarité, ce qui confirme les résultats obtenus avec les modèles de Machine Learning. Toutefois, nous observons une répartition des résidus centrée et très étendue (données autant sur-évaluées que sous-évaluées).

Interprétation des résultats

Nous avons analysé l'impact respectif des variables catégorielles (en valeur absolue) sur la variable cible via le graphique suivant :



En définitive, nous pouvons conclure que la puissance du moteur, la masse et le carburant de type hybride sont les variables qui impactent le plus fortement les émissions de CO2 des véhicules.

Quelques limites de notre projet : Nous avons délibérément fait le choix de restreindre notre étude aux données concernant la France en 2022 en raison de la taille importante des jeux de données et de la puissance limitée de nos ordinateurs. Ainsi, cela limite la possibilité d'extrapoler nos résultats au-delà de ce contexte.

Annexes

Fuel mode (Fm) :

"**M**" for mono-fuel vehicles, i.e. vehicles able to run on only one fuel, either petrol, diesel, LPG, natural gas (NG) or hydrogen. The latter category also covers Fuel Cell electric vehicles, i.e. vehicles equipped with a powertrain containing exclusively fuel cell(s) and electric machine(s) as propulsion energy converter(s).

"**B**" for bi-fuel vehicles, i.e. vehicles with two separate fuel storage systems, which are designed to run primarily on only one fuel at a time. This covers vehicles that can run on petrol and either LPG, NG/biomethane or hydrogen.

"**F**" for flex-fuel vehicles, i.e. vehicles with one fuel storage system that can run on different mixtures of two or more fuels; this concerns more specifically 'flex fuel ethanol vehicles', which can run on petrol or a mixture of petrol and ethanol up to an 85 per cent ethanol blend (E85);

"**E**" for battery electric vehicles (BEV), i.e. "pure" electric vehicles (NOT hybrid vehicles). These vehicles can be identified using section 23 of the certificate of conformity.

"**P**" for Off vehicle charging hybrid electric vehicles (OVC-HEV), i.e. plug-in hybrid vehicles. These vehicles can be identified using section 23.1 of the certificate of conformity. Their weighted average CO2 values are specified in section 49.1. (NEDC) and section 49.4 (WLTP) of the certificate of conformity.

"**H**" for Not-Off vehicle charging hybrid electric vehicles (NOVC-HEV). These vehicles can be identified using section 23.1 of the certificate of conformity. They cannot take electric energy from external sources and are only fuelled with one of fuel types specified in section 26 of the CoC. The CO2 values for that fuel shall be reported.

Définition des champs du jeu de données 2022 :

Name	Définition
ID integer - Cardinality: 1..1	Identification number.
MS varchar(2) - Cardinality: 0..1	Member state.
Mp varchar(50) - Cardinality: 0..1	Manufacturer pooling.
VFN varchar(25) - Cardinality: 0..1	Vehicle family identification number.
Mh varchar(50) - Cardinality: 0..1	Manufacturer name EU standard denomination .
Man varchar(50) - Cardinality: 0..1	Manufacturer name OEM declaration.
MMS varchar(125) - Cardinality: 0..1	Manufacturer name MS registry denomination .
TAN varchar(50) - Cardinality: 0..1	Type approval number.
T varchar(25) - Cardinality: 0..1	Type.
Va varchar(25) - Cardinality: 0..1	Variant.
Ve varchar(35) - Cardinality: 0..1	Version.
Mk varchar(25) - Cardinality: 0..1	Make.
Cn varchar(50) - Cardinality: 0..1	Commercial name.
Ct varchar(5) - Cardinality: 0..1	Category of the vehicle type approved.
Cr varchar(5) - Cardinality: 0..1	Category of the vehicle registered.
M (kg) integer - Cardinality: 0..1	Mass in running order Completed/complete vehicle .
Mt integer - Cardinality: 0..1	WLTP test mass.
Ewltp (g/km)	Specific CO2 Emissions (WLTP).

integer - Cardinality: 0..1	
W (mm) integer - Cardinality: 0..1	Wheel Base.
At1 (mm) integer - Cardinality: 0..1	Axle width steering axle.
At2 (mm) integer - Cardinality: 0..1	Axle width other axle.
Ft varchar(25) - Cardinality: 0..1	Fuel type.
Fm varchar(1) - Cardinality: 0..1	Fuel mode.
Ec (cm3) integer - Cardinality: 0..1	Engine capacity.
Ep (KW) integer - Cardinality: 0..1	Engine power.
Z (Wh/km) integer - Cardinality: 0..1	Electric energy consumption.
IT varchar(25) - Cardinality: 0..1	Innovative technology or group of innovative technologies.
Erwltp (g/km) float - Cardinality: 0..1	Emissions reduction through innovative technologies (WLTP).
R integer - Cardinality: 0..1	Total new registrations.
Year integer - Cardinality: 0..1	Reporting year.
Status varchar(1) - Cardinality: 0..1	P = Provisional data, F = Final data.
E (g/km) float - Cardinality: 0..1	Specific CO2 Emission. Deprecated value, only relevant for data until 2016.
Er (g/km) float - Cardinality: 0..1	Emissions reduction through innovative technologies. Deprecated value, only relevant for data until 2016.
Zr integer - Cardinality: 0..1	Electric range.
Dr date - Cardinality: 0..1	Registration date.
Fc float - Cardinality: 0..1	Fuel consumption.