AVANTPROJECTE DE LLEI DE MODIFICACIÓ DE LA LLEI 16/2017, DE L'1 D'AGOST, DEL CANVI CLIMÀTIC PEL QUE FA A L'IMPOST SOBRE LES EMISSIONS DE DIÒXID DE CARBONI DELS VEHICLES DE TRACCIÓ MECÀNICA

3. Memòria d'avaluació d'impacte

Aquesta memòria s'elabora per donar compliment al que estableix l'article 36 de la Llei 13/2008, del 5 de novembre, de la presidència de la Generalitat i del Govern, pel que fa a la necessitat d'acompanyar els avantprojectes de llei, entre d'altres, amb una memòria d'avaluació de l'impacte de les mesures proposades que inclogui un informe d'impacte pressupostari, un informe d'impacte econòmic i social, un informe d'impacte normatiu i un informe d'impacte de gènere.

3.1 Anàlisi del context i identificació de les opcions de regulació

A) Identificació del problema

Tal i com s'ha exposat en la memòria general, l'impost sobre les emissions de diòxid de carboni dels vehicles de tracció mecànica es crea en la Llei 5/2017, del 28 de març, de mesures fiscals, administratives, financeres i del sector públic i de creació i regulació dels impostos sobre grans establiments comercials, sobre estades en establiments turístics, sobre elements radiotòxics, sobre begudes ensucrades envasades i sobre emissions de diòxid de carboni. Actualment, es troba regulat en la Llei 16/2017, de l'1 d'agost, del canvi climàtic (en endavant, Llei 16/2017), concretament, en els articles 40 a 50.

La Llei 16/2017 va ésser recorreguda davant el Tribunal Constitucional, mitjançant recurs d'inconstitucionalitat presentat pel Govern de l'Estat (recurs núm. 5334/2017). En data 21 de març del 2018, el Tribunal Constitucional va dictar interlocutòria per la que aixecava la suspensió dels articles que regulen l'impost i en data 20 de juny del 2019 va validar l'impost.

Posteriorment, s'aprova la Llei 9/2019, del 23 de desembre, que modifica alguns articles de la Llei 16/2017 i regula, entre d'altres elements, els següents:

- En relació amb la base imposable, estableix unes fórmules de càlcul de les emissions per a aquells vehicles de les categories M1 i N1 que no disposen de dades oficials d'emissió de diòxid de carboni.

- Quant als vehicles de les categories L3e (motocicletes de dues rodes), L4e (motocicletes de dues rodes amb sidecar), L5e (tricicles de motor) i L7e (quadricicles pesats), la Llei 9/2019 preveu que el primer exercici de meritació de l'impost serà el 31 de desembre del 2020.

En aquest marc normatiu, s'esdevé ara regular dos aspectes no resolts adequadament::

1. El relatiu a la base imposable de les motocicletes, tricicles i quadricicles abans esmentats. Per a aquests vehicles, la base imposable està constituïda, com no pot ser d'altra manera, pel volum d'emissions, en grams de diòxid de carboni per quilòmetre, detallat en el certificat o fitxa tècnica. En aquest cas, ens trobem amb una situació similar a la dels turismes i comercials lleugers, en què no tots es vehicles en circulació tenen informada la dada de les emissions de CO2.

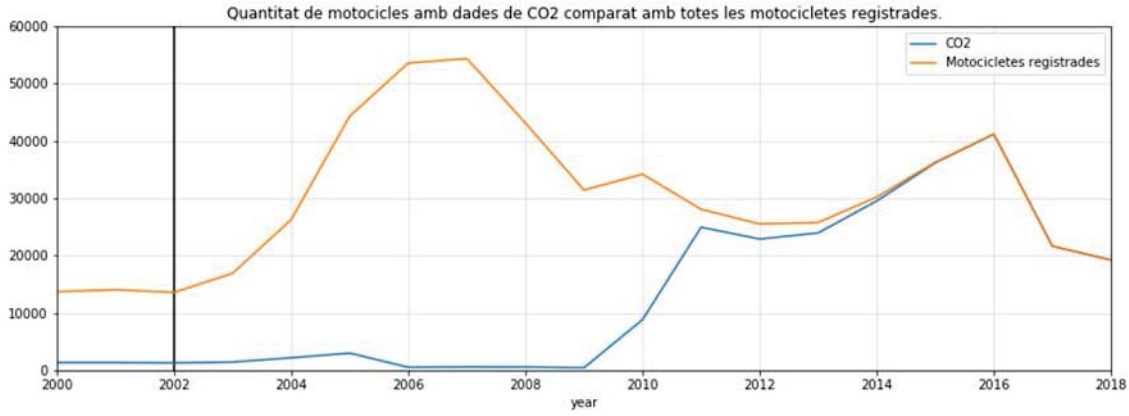
La Llei 38/1992, de 28 de desembre, d'impostos especials, estableix a l'article 65.1.a) -en la redacció vigent a partir de 1-1-2008 - que la primera matriculació definitiva de les motocicletes de més de 250 cc de cilindrada o amb potència màxima neta de més de 16 kw estarà subjecte a un impost especial, el tipus impositiu del qual s'estableix en funció de les emissions de CO_2.

Igualment, a partir de l'entrada en vigor del tipus Euro 4 (1-1-2017), totes les motocicletes han de registrar el seu consum i les seves emissions de CO_2.

Per tant, la disponibilitat de dades d'emissions (g CO_2/km) en el cas de les motocicletes és la següent: per a les motocicletes de més de 250 cc, les matriculades a partir de 1-1-2008; i per a les motocicletes tipus Euro 4, les matriculades a partir de 1-1-2017 (amb independència de la seva cilindrada).

Tot i així, d'acord amb dades de la Dirección General de Tráfico (gràfic 1), la dada d'emissions de CO_2 comença a aparèixer de manera més freqüent a partir de l'any 2011.

Gràfic 1



D'acord amb aquesta informació, només un 17,4% del parc de motocicletes disposa de dades oficials d'emissió de grams de CO_2 i, en conseqüència, per al 82,6 % restant cal establir un mètode de determinació de les seves emissions.

L'article 45.1 de la Llei 16/2017 estableix l'exempció de l'impost per als vehicles que disposen de matrícula de vehicle històric. Cal recordar que per a què un vehicle obtingui la matrícula de vehicle històric, cal:

- Que el vehicle hagi estat objecte d'inspecció en un laboratori oficial acreditat per l'òrgan competent de la Comunitat Autònoma;
- La resolució favorable de catalogació del vehicle com a històric, dictada per l'òrgan competent de la Comunitat Autònoma;
- La inspecció tècnica prèvia a la seva matriculació

Quant als requisits per a la catalogació com a vehicle històric, són els establerts en el Reial decret 1247/1995, de 14 de juliol, pel que s'aprova el reglament de vehicles històrics.

De les dades de què es disposa, a Catalunya hi ha aproximadament uns 2.200 vehicles (de les categories M1 i N1) que disposen de matrícula de vehicle històric.

Això no obstant, existeix un parc automobilístic important (que inclou les diferents categories subjectes a tributació) que, sense tenir la condició de vehicles històrics perquè no compleixen tots els requisits abans esmentats, són considerats en l'àmbit federatiu també com a vehicles clàssics perquè compleixen una sèrie d'estàndards europeus i internacionals.

B. Establiment dels objectius

L'avantprojecte té per objectiu:

- D'una banda, Assolir una regulació que garanteixi la seguretat jurídica en la determinació de la base imposable de l'impost en el cas dels vehicles de les categories L3e, L4e, L5e i L7e.

- D'una altra, afavorir la conservació de determinats vehicles que constitueixen patrimoni amb valor històric que no compleixen els requisits contemplats en la bonificació actualment vigent.

C. Identificació de les opcions de regulació

Les opcions de regulació que es plantegen són:

Opció A: "no fer res" o mantenir la situació actual:

- La base imposable es determina en base al volum d'emissions informat en el certificat (fitxa tècnica) expedit pel fabricant o importador del vehicle o mitjançant la targeta d'inspecció tècnica o en qualsevol altre document de caràcter oficial, tot i que hi ha un nombre significatiu de vehicles que no en disposen, la qual cosa no permet la implantació efectiva de l'impost.
- Els vehicles clàssics que no disposen de matrícula de vehicle històric, però que sí que reuneixen determinades característiques, estan subjectes a tributació sense cap tipus d'exempció o bonificació.

Opció B. Opció proposada:

- Quant a la determinació de la base imposable, s'estableixen unes fórmules de càlcul de les emissions que d'acord amb la metodologia ja emprada per les categories M1 i N1, s'estableixen en funció dels valors de les variables tècniques informades en la base de dades de la Direcció General de Trànsit i la tipologia de combustible, les quals es troben incloses en la modificació de la Llei 16/2017, d'1 d'agost aprovada mitjançant la Llei 9/2019, del 23 de desembre. En el cas particular de les categories que L3e, L4e, L5e i L7e s'ha tornat a estimar un conjunt de fórmules per obtenir la seva dada d'emissions.

  Així, de forma similar, a com es va realitzar en el cas de les categories M1 i N1 es trasllada aquesta base de dades a Barcelona Supercomputing Center a qui s'encarrega l'elaboració d'un treball tècnic, l'informe del qual s'adjunta en aquesta Memòria ("Annex IV. BSC - Generalitat- Estimació de CO2 vehicles - ANNEX v2").

  El treball ha tingut per objecte determinar l'emissió de CO_2 dels vehicles de les categories LXe –L3e, L4e, L5e, i L7e– subjectes a l'impost que no tenen assignada aquesta informació. Per les mancances observades a la base de dades disponible, s'han fet servir diferent tècniques de regressió per trobar el millor model predictiu d'emissions. Aquest càlcul estadístic es basa en les emissions de vehicles amb característiques similars. Així mateix, i davant la constatació de l'existència de carències addicionals d'informació en les variables tècniques dels vehicles, s'han emprat tècniques d'imputació de valors de caire estadístic que esmenen la informació que falta o que presenta valors anòmals, permetent estimar les emissions per al parc complet de vehicles LXe.

  Cal assenyalar, però, que en el cas d'aquestes categories només s'han imputat els vehicles matriculats després de 1980 amb gasolina (i resta de combustibles

assimilables a gasolina) com a combustible, ja que la inclusió de la resta de categories només introduïa biaixos degut a que la quantitat d'observacions d'aquests vehicles amb dades sobre emissions de CO_2 és massa baixa. Així, per aquest conjunt de vehicles marginal, 117 de combustible dièsel de categories L3e, L4, L5e i L7e, es farà servir la mitjana de la dada de CO_2 present a la base de dades per la categoria corresponent.

Fórmula estimada:

BI = 3,311 x PF + 0,262 x PN + 0,1611 x MOM + 1,026 x T + 28,98

On:

– BI són emissions de CO_2 expressades en unitats de grams per quilòmetre.
– PF és la potència fiscal del vehicle expressada en unitats de cavalls fiscals.
– PN és la potència neta màxima del vehicle expressada en unitats de quilowatts.
– MOM és la massa d'ordre en marxa expressada en quilograms.
– T és l'antiguitat del vehicle, que es calcula segons la fórmula següent:

T = (M - P) / 365,25

on:

– M és la data corresponent al 31 de desembre del 2020
– P és la data de la primera matriculació del vehicle.

Totes aquestes estimacions, en ser estadístiques, tenen un marge d'error. Aquests marges també han estat calculats i s'han tingut en compte per intentar reduir al màxim la sobreestimació d'emissions.

La fórmula final seleccionada s'ha comparat enfront d'altres models estadístics més complexos. Encara que aquests models permetien una reducció dels errors, aquesta no era quantitativament significativa, i s'ha optat per emprar la fórmula més simple que alhora no sacrifica la seva interpretabilitat i accessibilitat al públic en general en resultar en una expressió matemàtica de caràcter lineal. En qualsevol cas, el marge d'error no supera l'11 % de les emissions mitjanes disponibles a la base de dades.

Així doncs, s'estableix una fórmula específica i considerant determinades propietats tècniques dels vehicles -com pot ser la potència fiscal, la potència neta, l'antiguitat, el pes, etcètera-. Les recollides en el text són les que es considera que millor s'ajusten a un càlcul d'emissió real. Quant a la seva definició i a les opcions considerades fins a

obtenir-les cal estar a l'informe del Barcelona Supercomputing Center ("Document final BSC"- Annex V).

- Es regula un nou supòsit de bonificació al 100% per als anomenats vehicles clàssics.

  Aquesta bonificació només beneficia a aquells vehicles que compleixen amb les condicions que recull la Directiva 2014/45/UE del Parlament Europeu i del Consell de 3 d'abril de 2014 sobre Vehicles Històrics:

  a) Es va fabricar o matricular per primera vegada fa 30 anys com a mínim
  b) El seu tipus específic definit a la legislació aplicable de la Unió o la Nacional s'ha deixat de produir
  c) El seu estat de manteniment és correcte des d'un punt de vista històric, resta en el seu estat original i no s'han modificat de forma substancial les característiques tècniques dels seus components principals

Cal assenyalar, quant a la naturalesa de la norma, que en la mesura que es pretenen modificar elements essencials del tribut (base imposable i beneficis fiscals), no hi ha alternatives reguladores a la norma amb rang de llei, tota vegada que regeix el principi de reserva de llei (art. 31.3 de la CE i 58 de la Llei 1/2003, del 17 de desembre, general tributària).

3.2 Anàlisi de l'impacte de les opcions de regulació considerades

A. Informe d'impacte pressupostari

En aquest apartat de la memòria s'avalua la repercussió del contingut de l'Avantprojecte en els recursos personals i materials i en els pressupostos de la Generalitat.

- Determinació base imposable: L3e, L4e, L5e i L7e.

Per l'any 2019, hi ha un total de 951.745 vehicles corresponents a les categories de L3e, L4e, L5e i L7e.

La quota de l'exercici 2020 és de 9.185.572,44 euros.

D'aquestes 951.745 motocicletes, 365.028 tenen data de matriculació de 2004 o anterior; és a dir, el 38% de les motocicletes tenen risc d'estar realment de baixa. Distribuint la quota segons data de matriculació les dades són aquestes:

	Nombre motocicletes	QUOTA TOTAL	QUOTA 2005 I POSTERIOR	QUOTA ANTERIOR 2005
Amb emissions DGT	638.968	5.555.848,84 €	3.936.372,27 €	1.619.476,57 €
Fórmula amb dades	246.579	2.698.856,55 €	291.536,91 €	2.407.319,64 €
Fórmula sense dades	66.198	930.867,05 €	2.866,13 €	928.000,92 €
Total	951.745	9.185.572,44 €	4.230.775,31 €	4.954.797,13 €

Nota: La categoria fórmula sense dades es refereix a aquells vehicles pels quals s'imputen valors a les variables tècniques on no es disposa del seu valor original per manca d'informació a la base de dades proporcionada per la Dirección General de Tráfico.

És a dir, hi ha el risc que el 54% de la quota correspongui a vehicles que estan realment donats de baixa. Si s'estima percebre el 100% de recaptació dels vehicles de matrícula de 2005 i posterior, i el 50% dels anteriors, la recaptació prevista estaria a l'entorn dels 6.708.173,88 euros. En un escenari més conservador, s'estima que la recaptació podria situar-se per sota dels 4 milions d'euros.

- Estimació aplicació bonificació a vehicles clàssics

Segons la Federació Catalana de Vehicles Històrics es considera que es podrien acollir a dita bonificació, aproximadament, uns 10.000 vehicles. Simulant una distribució dels mateixos semblant a la registrada en la base de dades facilitada per la Dirección General de Tráfico, s'estima que la bonificació podria representar uns 732.000 euros de pèrdua recaptatòria.

B. Informe d'impacte econòmic i social

En primer lloc, cal assenyalar que l'impacte econòmic i social es produeix amb la creació de l'impost l'any 2017 i per tant, amb la imposició de la nova càrrega tributària. Els destinataris de les mesures contingudes en l'avantprojecte de llei són, per tant, els contribuents que ja havien quedat configurats originàriament.

C. Informe d'impacte normatiu

L'article 64.c) de la Llei 26/2010, de 3 d'agost, determina que s'ha de valorar la incidència de les mesures proposades per la disposició reglamentària en termes d'opció de regulació, de simplificació administrativa i de reducció de càrregues administratives per als ciutadans i les empreses.

Cal tenir present que les directrius de la Unió Europea consideren la regulació tributària un dels àmbits en què els legisladors nacionals han de posar el màxim interès en reduir les càrregues administratives, sobretot a les empreses.

Des del punt de vista normatiu, i en la mesura que l'avantprojecte de llei regula el procediment d'acreditació del vehicle com a clàssic, aquell contribuent que vulgui gaudir del benefici fiscal haurà de sol·licitar el certificat d'idoneïtat al club o associació a la qual estigui afiliat, amb aportació de determinada documentació que haurà d'ésser verificada per l'entitat, amb el posterior vistiplau de la Federació Catalana de Vehicles.

D. Informe d'impacte de gènere

D'acord amb l'article 3.g de la Llei 11/1989, del 10 de juliol, de creació de l'Institut Català de les Dones, correspon a l'Institut Català de les Dones elaborar i emetre els informes d'impacte de gènere i, en tot cas, els informes a què fan referència els articles 36.3.b i 37.2 de la Llei 13/2008, del 5 de novembre, de la presidència de la Generalitat i del Govern. D'acord amb això, s'ha demanat informe a l'organisme esmentat, que s'adjuntarà com annex a aquesta Memòria.

3.3. Comparació de les opcions de regulació considerades

La primera possible solució alternativa és la de no fer res, mantenint la situació actual; aquesta opció no és desitjable en la mesura que la manca de solució per al càlcul de les emissions de CO2 per als vehicles ja esmentats impossibilita determinar la base imposable de l'impost. Per tant, s'ha optat per la modificació de la norma com a única mesura possible per a l'aplicació efectiva del tribut, i per a obtenir per tant, els corresponents ingressos (que, no es pot oblidar estan destinats a nodrir uns fons específics previstos en la Llei del canvi climàtic).

Quant al nou benefici fiscal, la seva introducció resulta inevitable si es vol excloure de tributació a aquest tipus de vehicles, que formen part del patrimoni automobilístic de Catalunya. A més, cal tenir en compte que, en virtut del principi de prohibició de l'analogia regulat en l'article 14 de la Llei general tributària, no és possible incloure'ls en cap altra dels supòsits d'exempció o no subjecció previstos per la norma.

4 Implementació, seguiment i avaluació de la norma

La norma desplegarà tots els seus efectes, com no pot ser d'altra manera, a partir de la seva entrada en vigor per a tots aquells obligats tributaris als quals els resulti exigible l'impost. En tot cas, el seguiment i avaluació de la norma aprovada correspon a l'Agència Tributària de Catalunya pel que fa la seva gestió, i a la Direcció General de Tributs i Joc quant a l'estudi d'assoliment dels objectius, amb la col·laboració dels òrgans competents de la Generalitat en

matèria de medi ambient , i sens perjudici de l'encàrrec dels estudis pertinents a entitats d'avaluació de polítiques públiques (Ivàlua).

Els indicadors que es tindran en compte per a valorar la implantació i efectivitat de la norma en termes de gestió seran les liquidacions emeses i els imports recaptats, així com el nombre de contribuents que acreditin que són titulars d'un vehicle clàssic.

Quant als indicadors relatius a l'assoliment dels objectius de l'impost, caldrà contemplar l'evolució del parc automobilístic de Catalunya, que permeti determinar si els ciutadans i empreses opten per la compra de vehicles més eficients energèticament i de menor càrrega contaminant, alhora que passen a la baixa definitiva els vehicles més antics i contaminants; també pot ser indicador la reducció dels nivells de contaminació en els nuclis urbans -com per exemple, Barcelona- i si aquest efecte porta causa de l'evolució del parc automobilístic de la ciutat i amb quina intensitat aquesta factor hi ha contribuït juntament amb d'altres determinants de la reducció de la contaminació (major utilització del transport públic...).

5. Annexos

I. Test de pimes
II. Càrregues administratives
III. Informe retorn de les consultes prèvies a l'inici de la tramitació de la norma.
IV. BSC - Generalitat- Estimació de CO2 vehicles - ANNEX v2
V. Document final BSC

Natàlia Caba i Serra
Directora general de Tributs i Joc
Departament de la Vicepresidència i d'Economia i Hisenda

2020.07.22 13:38:09
+02'00'

Annex I.

Identificació de la població d'empreses afectades

Tal i com s'ha exposat en les memòries, l'impost sobre les emissions de diòxid de carboni dels vehicles de tracció mecànica estableix es crea en la Llei 5/2017, del 28 de març, de de mesures fiscals, administratives, financeres i del sector públic i de creació i regulació dels impostos sobre grans establiments comercials, sobre estades en establiments turístics, sobre elements radiotòxics, sobre begudes ensucrades envasades i sobre emissions de diòxid de carboni; posteriorment, la seva regulació es trasllada a la Llei 16/2017, de l'1 d'agost, del canvi climàtic. Les modificacions que ara es plantegen no tenen un impacte diferents de l'efectuat en les normes anteriors.

Això no obstant, es recorda que les empreses que poden resultar afectades, de forma directa o indirecta pertanyen a les sub-branques següents:

291 Fabricació de vehicles de motor i carrosseries
293 Fabricació de components per a vehicles de motor
451 Venda vehicles de motor
494 Transport mercaderies per carretera i per canonada
771 Lloguer vehicles de motor

Fonts:
Enquesta industrial d'estructura empresarial, IDESCAT
Enquesta estructural d'empreses del sector serveis, IDESCAT

Any 2016

Grups de CNAE	Nombre d'establiments	Nombre d'empreses	Volum de negocis (m€)	Persones ocupades	Valor mitjà estimat de volum de negocis per empresa (€)
291 Fabricació de vehicles de motor i carrosseries*	141	46	10.287.103	17.351	**223.632.674**
293 Fabricació de components per a vehicles de motor	243	272	5.932.212	20.477	21.809.603

Font: Enquesta industrial d'estructura empresarial, IDESCAT i elaboració pròpia.

451 Venda vehicles de motor	2.867	2.568	11.238.278	16.198	4.376.276
494 Transport mercaderies per carretera i per canonada	21.663	22.098	6.340.791	53.900	286.940
771 Lloguer vehicles de motor	783	591	957.227	2.156	1.619.673

Font: Enquesta estructural d'empreses del sector serveis, IDESCAT i elaboració pròpia.

Estimació del nombre d'empreses del sector afectat i del seu volum de negoci, diferenciades segons la seva dimensió:

	291 Fabricació de vehicles de motor i carrosseries	293 Fabricació de components per a vehicles de motor	451 Venda vehicles de motor	494 Transport mercaderies per carretera i per canonada	771 Lloguer vehicles de motor	**Nombre d'empre-ses**
Microempreses:		121	2.282	20.212	662	23,277
Petites		56	214	552	17	839
Mitjanes		40	61	54	4	159
Grans	49	29	3	4	0	85
Total PIMES afectades	**0**	**217**	**2557**	**20818**	**683**	**24,275**
Pes nombre d'empreses PIMES sobre el total del sector afectat						99,65%

Font: Directori Central d'Empreses, INE i elaboració pròpia. Nota: Atesa la desagregació present a l'estadística, es considera empreses grans aquelles que tenen 200 o més treballadors assalariats. El diferent nombre d'empreses que s'observa entre els dos quadres respon a que les dades d'IDESCAT i del DIREC són diferents.

Volum de negocis mitjà per empresa	**1.007.971**
Pes volum de negocis PIMES sobre total del sector afectat	70,65%
Nombre de treballadors ocupats	**92.731**
Pes ocupats PIMES sobre total del sector afectat	84,24%

Font: Enquesta industrial d'estructura empresarial i enquesta estructural d'empreses del sector serveis, IDESCAT, Directori Central d'Empreses, INE i elaboració pròpia.

Nota:

*Tenint en compte que les empreses del sector 291 Fabricació de vehicles de motor i carrosseries tenen un valor mitjà de volum de negocis superior al llindar màxim establert per la definició de PIME (50M€), es descarten les empreses presents en aquest sector com a PIMES.

Consulta al sector afectat

	Sí	No
1. S'ha consultat les pimes del sector afectat o les associacions empresarials que les representen sobre el disseny de la norma i les opcions de regulació abans de començar la tramitació?	☐	☒
2. En el tràmit d'audiència es consultarà almenys aquelles associacions empresarials que representin la major part de les pimes del sector afectat?	☒	☐

Observacions: En resposta a la primera qüestió cal assenyalar que es va realitzar la consulta pública prèvia adreçada a la ciutadania en general i es va comunicar de forma específica el tràmit a associacions de petites i mitjanes empreses

Mesurament de l'impacte sobre les pimes

	Sí	No
3. S'ha quantificat les càrregues administratives que es deriven del compliment de les mesures proposades?	☒	☐
4. S'ha quantificat els costos financers o els costos substantius més rellevants de la proposta normativa?	☐	☒
5. Es garanteix que els costos que es generen per a les pimes no impliquen desavantatges competitius en relació amb les empreses de major dimensió?	☒	☐
6. Es garanteix que les pimes poden operar en condicions de lliure competència en el mercat?	☒	☐

Valoració de mesures específiques per a les pimes

	Sí	No
7. S'ha avaluat alguna opció que simplifiqui o flexibilitzi el compliment de la relació per a les empreses més petites i, alhora, permeti assolir els objectius públics perseguits?	☐	☒
8. S'ha adoptat alguna d'aquestes opcions de regulació més flexibles per a les pimes a la proposta normativa?	☐	☒
9. S'ha redactat la proposta normativa en un llenguatge senzill i comprensible per a una persona sense formació específica en dret?	☒	☐
10. Es contribueix a simplificar el marc regulador del sector per tal de fer-lo més accessible?	☒	☐

Observacions:
En primer lloc, cal advertir que la proposta normativa no té per objecte la regulació del sector.
En el compliment de les obligacions tributàries que regula l'avantprojecte de llei no s'efectua cap diferenciació en atenció al volum de facturació i nombre de treballadors dels obligats tributaris.
D'altra part, s'ha d'assenyalar que l'avantprojecte de llei recull modificacions en el text d'una llei ja aprovada que és la que va crear el tribut; per tant, les mesures que ara es recullen en l'articulat no afecten la capacitat competitiva de les pimes (no augmenten el preu dels productes ni redueixen els seus marges de benefici); no se'ls s'hi imposen obligacions d'obtenció d'autoritzacions ni s'estableixen normes tècniques o de qualitat.
Cal tenir en compte que en atenció al fet imposable de l'impost (les emissions de CO_2 dels vehicles), no hi cap la possibilitat de tenir en compte opcions de tributació diferents en atenció a les dimensions de les empreses-contribuents.

D'altra banda, en l'anàlisi no s'ha inclòs als clubs o associacions de vehicles en la mesura que no tenen la consideració de pimes.

ANNEX II. QUANTIFICACIÓ DE CÀRREGUES ADMINISTRATIVES

Núm.	Obligacions	Art.	Preu	Temps	Suma p x t	Freqüència / 10 anys F	Nombre persones afectades N	Q (F * N)	Cost € Q * (p x t)
	Població afectada: contribuent								
1	Sol·licitud de bonificació per a vehicle clàssic *	Apartat 2. Addició apartat 3 a l'article 45 Llei 16/2017		0,50		1			
	Població afectada: entitat emissora del certificat d'idoneïtat del vehicle clàssic								
2	Emissió del certificat d'idoneïtat per part del club o associació **	Apartat 2. Addició apartat 3 a l'article 45 Llei 16/2017		1,00		1	50 (enittats)		
	Població afectada: Federació Catalana de Vehicles Històrics								
3	Validació certificat d'idoneïtat per part del club o associació	Apartat 2. Addició apartat 3 a l'article 45 Llei 16/2017	22,87	0,50	11,43	1	10000 (vehicles)		114.300 €
							TOTAL * **		**114.300,00 €**

* El certificat d'idoneïtat que acredita que el vehicle és clàssic té una vigència de 10 anys, per tant, se sol·licitarà cada 10 anys, llevat que el vehicle sigui objecte de transmissió, cas en el qual s'ha de tornar a presentar la sol·licitud.

** Certificat emès pel club o associació : actualment hi ha unes 50 entitats afilades a la FCVH

*** Cost en deu anys

Contribuents (en la seva majoria, persones físiques) i clubs i associacions l'impacte es mesura en temps de compliment de la presentació de la sol·licitud i de tramitació del certicicat, respectivament, no monetàriament

PREU: preus facilitats per la Guia de Bones Practiques per a l'elaboració i la revisió de la normativa amb incidència en l'activitat econòmica

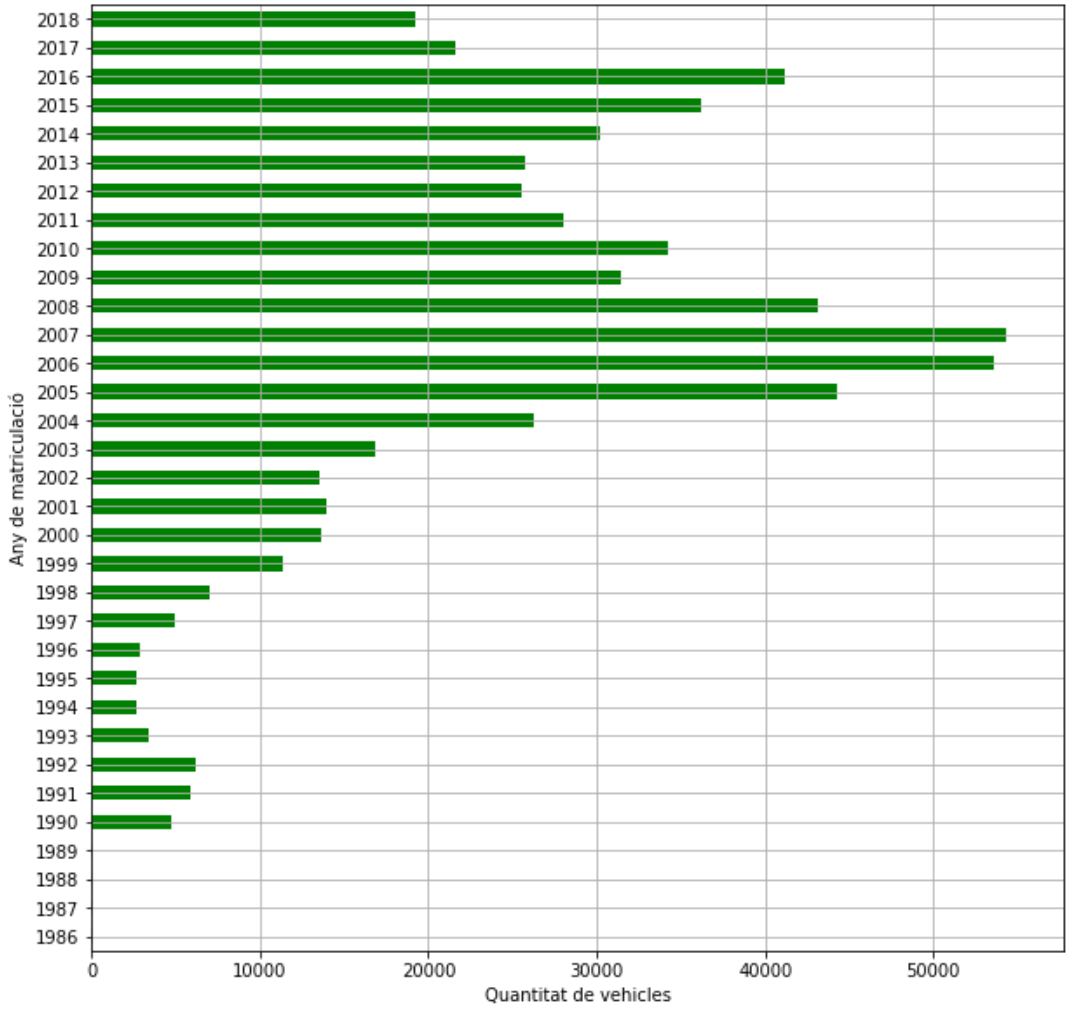
Annex: Categories L

Es va estendre l'estudi anterior als vehicles de les categories L * i, que corresponen majoritàriament a motocicletes, quadricicles, i vehicles similars. La principal dificultat d'aquesta extensió és que aquestes categories no tenen la mateixa qualitat de dades que les M1 i N1. Hi han moltes més files i columnes que falten - en concret, els vehicles que no funcionen amb gasolina.

Categoria	Total	Combustible	Amb CO2>0	Sense CO2
L3E	606811	Biodièsel	2	12
		Biometà	1	1
		Dièsel	3	12
		Elèctric	7	1491
		Gasolina	106487	498755
L4E	819	Dièsel	4	0
		Gasolina	69	746
L5E	8610	Dièsel	1	90
		Gasolina	691	7640
L6E	10098	Dièsel	596	7971
		Gasolina	9	1371
L7E	982	Dièsel	1	8
		Gasolina	165	495
	627320		**108036**	**518604**

Pel que respecta als vehicles que no pertanyen a la categoria de gasolina (per exemple, només 9 de dièsel dins la categoria que no son L6E), donada la baixa quantitat d'observacions, resulta massa imprecís (si no impossible) establir una fórmula, tant per la imputació de dades faltants com per a l'estimació de la fórmula final.
Per aquest motiu, per als vehicles amb combustibles que no són gasolina, es recomana utilitzar algun criteri alternatiu, per exemple prenent la mitjana aritmètica dels vehicles que si tenen informació de CO2, o potser exceptuar-los directament fins que es pugui obtenir informació que permeteixi estimar-les amb una major precisió.

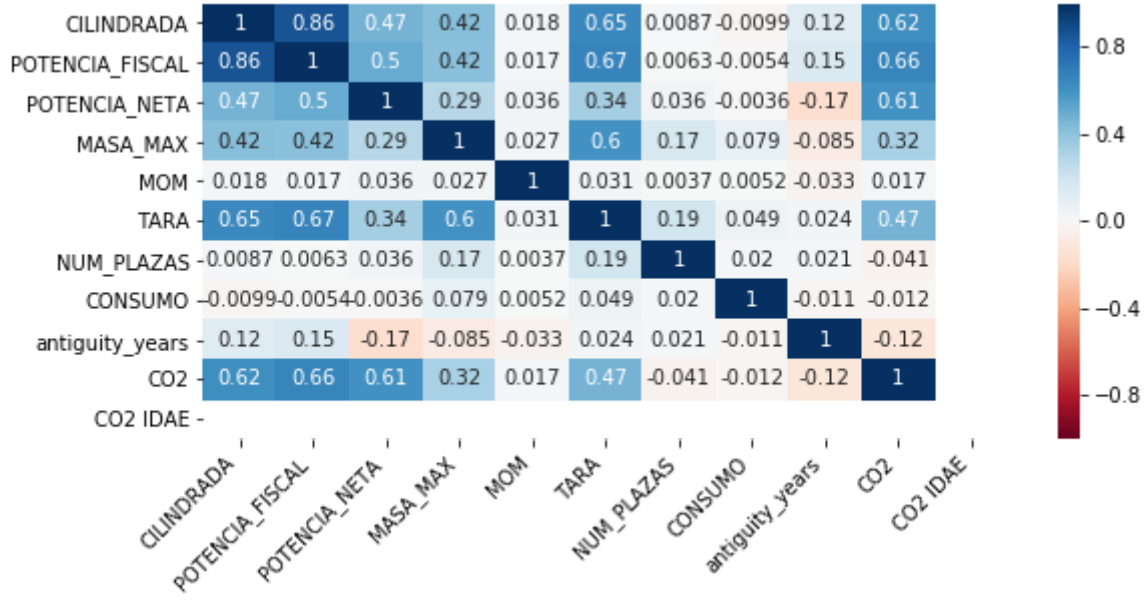
Pel que fa a les dades de matriculació, els vehicles tenen una distribució similar als M1 i N1.



Quantitat de vehicles matriculats per any

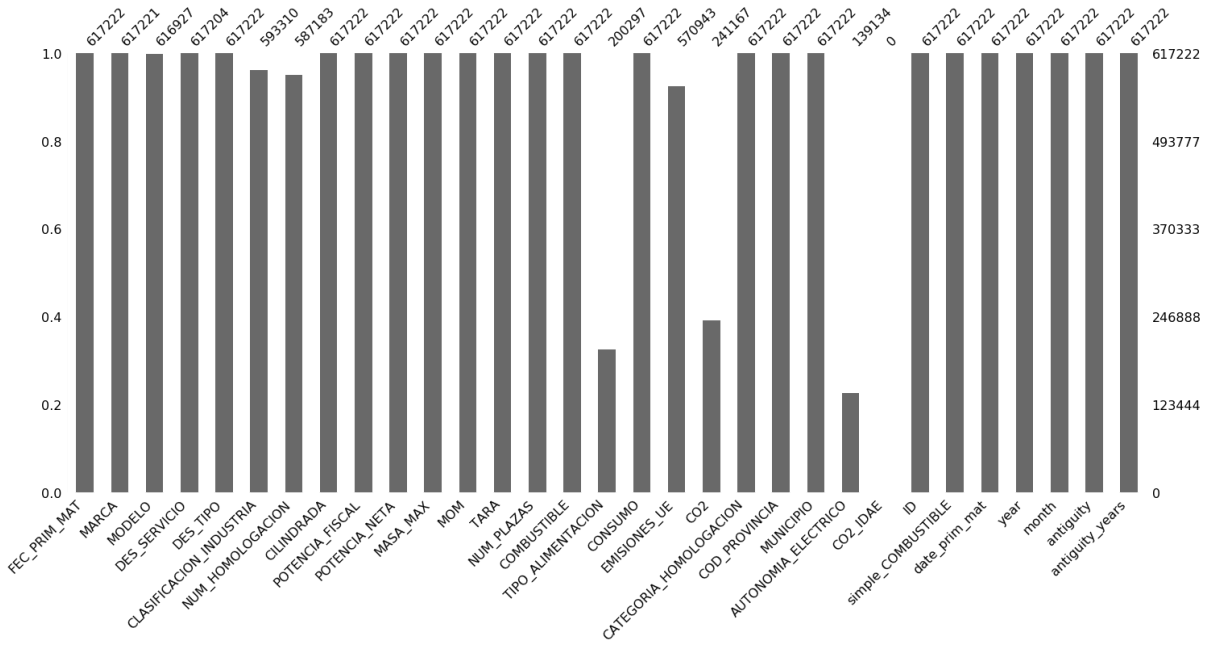
Les categories LxE no presenten cap informació a la columna de CO2 d'IDAE.

La correlació entre les columnes és similar a la trobada en altres categories.



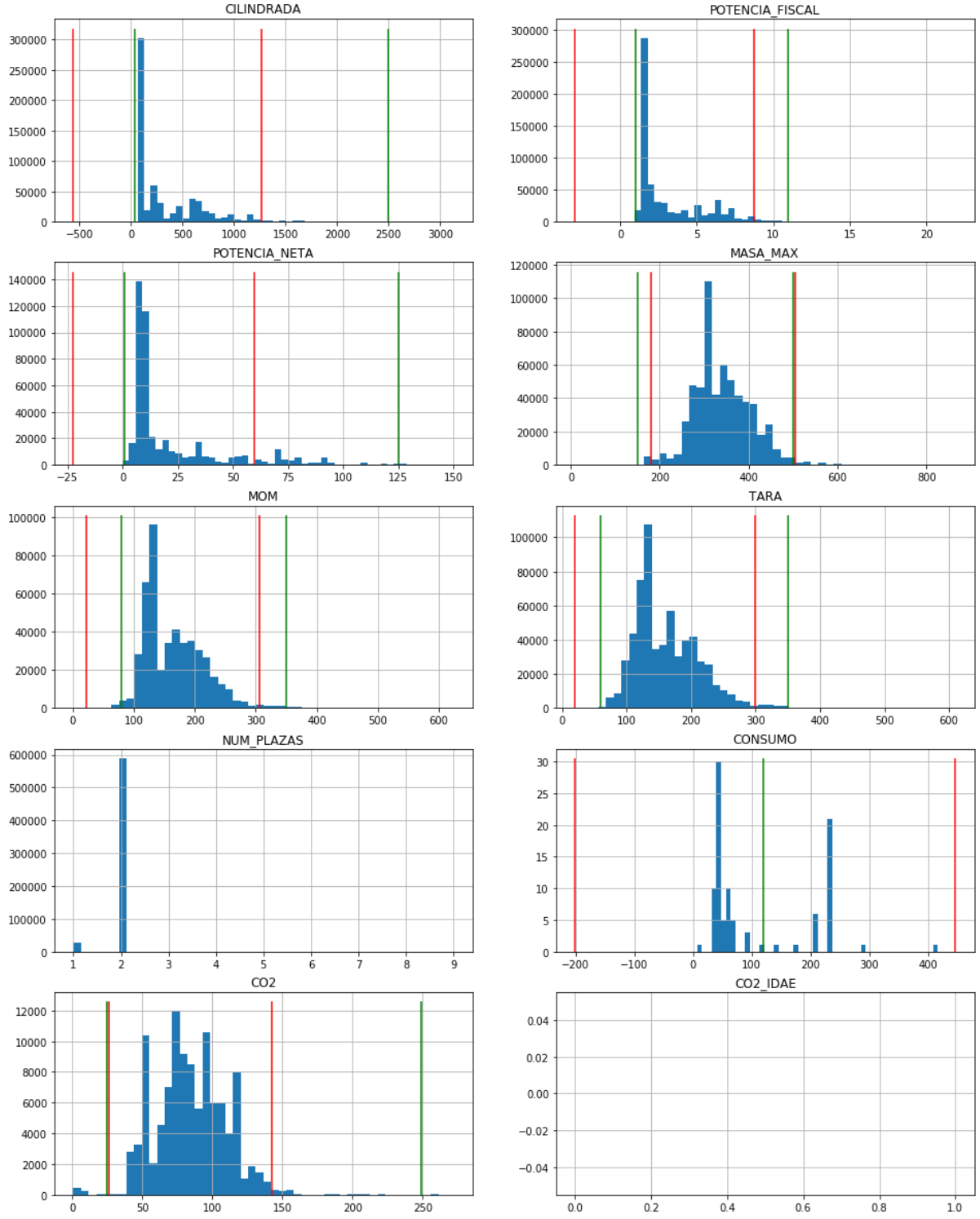
Correlació entre les diferents columnes numèriques de la BBDD

Per consideració d'experts de la Generalitat, es va decidir descartar de l'estudi aquells vehicles de la categoria L6E perquè es poden assimilar a la categoria de ciclomotors i per tant, no estan subjectes a l'impost. La resta d'aquest document només considera les categories L3E, L4E, L5E, i L7E.



Percentatge i quantitat de files amb informació no nul·la.

Per a realitzar els ajustos estadístics amb les files que tenen informació de CO2 es van haver de descartar els valors que molt probablement son errònis (outliers). Els rangs acceptables es van seleccionar a partir de la inspecció dels histogrames de valors de cada variable, i es va comparar el criteri de Tukey amb el criteri manual deduït dels valors trobats:



Histogrames de valors de cada variable. En vermell, els rangs del criteri de Tukey, i en verd, els rangs seleccionats manualment.

Els rangs de filtrat utilitzats són:

Variable	mínimo	máximo
CO2	25	249
CILINDRADA	40	2500
POTENCIA FISCAL	1	11
POTENCIA NETA	1	125
MASA MAX	150	500
MOM	80	350
TARA	60	350
CONSUMO	0	120

Tant els valors que faltaven com els que estan fora dels rangs seleccionats es van imputar seguint la mateixa estratègia que per als vehicles de categories M1 i N1. Només es van a imputar els vehicles matriculats després de 1980 amb gasolina com a combustible, ja que la inclusió de les demés categories només introduïa esbiaixos degut a que la quantitat d'observacions d'aquests vehicles amb dades sobre emissions de CO2 és massa baixa.

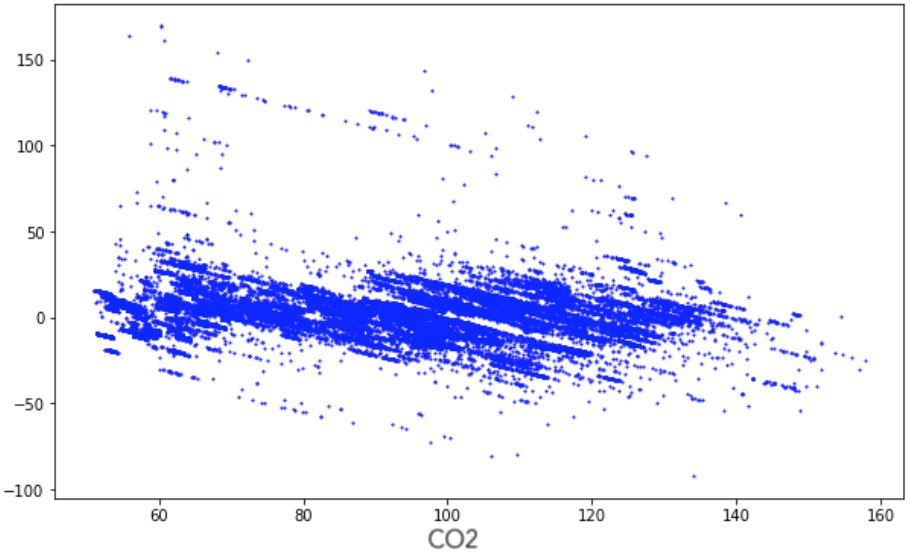
Per al model final es va utilitzar la mateixa família de Quadrats mínims no-negatius, tot i que en el cas d'aquestes categories diverses variables van quedar amb els coeficients igual a zero.

$$CO2_{LxE} = 0*\mathbf{CILINDRADA} + 3.311*\mathbf{POTENCIA\_FISCAL} + 0.262*\mathbf{POTENCIA\_NETA} + 0*\mathbf{MASA\_MAX} + 0.1611*\mathbf{MOM} + 0*\mathbf{TARA} + 1.026*\mathbf{ANTIGÜEDAD} + 28.98$$

Les mètriques del model final són les següents:

Combustible	Categoria	RMSE	Train R^2	Test R^2	MAPE	Observacions
GASOLINA	**L(3/4/5/7)E**	11.5(4)	0.769(1)	0.76(2)	10.3(2)%	102778

Cal remarcar que s'observa una heteroscedasticitat no menyspreable, potser major a les categories anteriors, el que portaria a pensar que emprar altres tipus de models o investigar les raons més profundament sería necessari.



Residus de les prediccions en funció de la valor real de CO2

ESTUDI d'EMISSIONS de CO2

Vehicles Generalitat de Catalunya

Preparat paper

Barcelona Supercomputing Center
Centro Nacional de Supercomputación

1. Resum executiu

En aquest document es proposa una metodologia per estimar les emissions de CO2 de cotxes del tipus M1 i N1 dels vehicles registrats a la Comunitat de Catalunya. Aquesta estimació es realitza a partir dels vehicles del padró proporcionat per la DGT que ja conté un valor d'emissions provinent del fabricant o similar. S'utilitza aquesta informació per crear algoritmes que estimen l'emissió de CO2 a partir de les altres propietats tècniques dels vehicles.

En aquest informe es detalla tot el treball tècnic realitzat per poder avaluar les diferents possibilitats per a la creació d'aquests algoritmes, incloent un estudi de les propietats estadístiques i qualitatives de la base de dades utilitzada, i els mètodes desenvolupats per completar aquells registres amb informació mancant a més del CO2, i que són necessàries per a poder estimar el nivell d'emissions.

Els resultats presentats en aquest informe proporcionen un mètode vàlid per estimar les emissions de CO2 dels vehicles amb categoria d'homologació M1 i N1. A més a més, es presenten les estimacions de tots els errors, tant de les estimacions dels valors que falten com de les estimacions de CO2. Els models seleccionats són aquells denominats de regressió lineal, que han estat preferits sobre altres, per brindar bons rendiments sense sacrificar interpretabilitat.

Finalment, s'inclouen discussions sobre les possibles millores que es poden introduir en aquests models. Juntament amb aquest document, es lliura també la base de dades original amb tots els camps que falten imputats mitjançant els mètodes discutits.

1. Descripció del projecte

Les emissions del parc vehicular de la Comunitat de Catalunya són objecte d'interès de la Secretaria de Medi Ambient i Sostenibilitat de la Generalitat i també de la Secretaria d'Hisenda.

Existeixen en circulació molts cotxes per als quals no es té una estimació fiable del seu nivell d'emissions, en la seva major part perquè la normativa vigent al moment de la seva posada en circulació no exigia aquesta informació. Més en concret, la majoria dels cotxes fabricats abans de 2002, i molts dels fabricats entre 2002 i 2009, no registren informació oficial sobre el seu nivell d'emissions de CO2.

Per altra banda, el padró vehicular conté una gran quantitat de cotxes de l'última dècada per als quals *sí hi ha* registre i informació oficial. Es planteja llavors la possibilitat d'utilitzar aquestes dades i diverses tècniques estadístiques per inferir el nivell d'emissions que tenien aquells cotxes i per als quals no es disposa d'informació. S'entén, que aquesta estimació tindrà alguns biaixos inherents a causa de les dades facilitades per la DGT, amb la qual cosa és important estudiar també el conjunt de dades disponibles de manera crítica, per identificar aquests biaixos i determinar si causen una sobreestimació o una subestimació de les emissions.

1.1. Objectius

L'objectiu principal d'aquest estudi és assignar a tots els vehicles del tipus M1 i N1 del padró de vehicles de la Comunitat de Catalunya (proveïts per la Dirección General de Tráfico) una estimació del seu nivell d'emissions de CO2 "a km. 0 ", és a dir, les emissions que tindria cada vehicle al moment de fabricació donades les seves característiques tècniques.

1.2. Dades

El padró de vehicles proveït per la Dirección General de Tráfico està completament anonimitzat i conté un total de 5.271.750 vehicles, dels quals 3.467.365 són de categoria d'homologació M1 i 218.905 són de categoria d'homologació N1.

Les columnes descriptives lliurades per a cada vehicle, separades per un caràcter '|', són:

Nom camp	Descripció	Tipus i Longitud
FEC_PRIM_MAT	Data Primera Matriculació.	'YYYYMMDD'
MARCA	Marca del vehicle	VARCHAR (60)
MODEL	Model del vehicle	VARCHAR (50)
DES_SERVICIO	Descripció de serveis públics-particulars	VARCHAR (30)
DES_TIPO	Descripció del tipus de vehicle	VARCHAR (50)
CLASIFICACION_INDUSTRIA	Identifica el tipus de vehicle segons les normes de indústria	VARCHAR (4)
NUM_HOMOLOGACION	Conté la contrasenya d'homologació que apareix consignada en el requadre de certificació de la targeta d'ITV. Pot estar en blanc	VARCHAR (35)
CILINDRADA	Cilindrada del vehicle	DECIMAL (5,0)
POTENCIA_FISCAL	Potència del vehicle	DECIMAL (5,2)
POTENCIA_NETA	(Potència neta màxima en kW). Obligatori, excepte en el cas de remolcs i semiremolcs. Per recollir potència real en KW de l'epígraf corresponent de la targeta d'ITV	DECIMAL (5,2)
MASA_MAX	Pes màxim del vehicle	DECIMAL (7,0)
MOM	Massa en ordre de marxa. Si la massa en servei és 0 o nul·la agafem la massa del vehicle en circulació (Aquesta dada no apareix consignat a la targeta d'ITV, sinó que es dedueix de la tara. En cas de motocicletes, ciclomotors, vehicles de tres rodes, quadricicles lleugers i no lleugers, i remolcs)	INTEGER
TARA	Tara del vehicle (pes del vehicle)	DECIMAL (7,0)
NUM_PLAZAS	Nombre de places d'un vehicle. Per a un vehicle de càrrega, aquest camp indicarà el nombre de places màxim permès quan el vehicle està habilitat per a càrrega de mercaderies (ex: seients posteriors abatuts). -	DECIMAL (3,0)
COMBUSTIBLE	Descripció del tipus de propulsió	VARCHAR (50)
TIPO_ALIMENTACION	Valors: M = monocombustible; B = biocombustible; F = flexicombustible	VARCHAR (1)
CONSUM	Consum en wh / km	INTEGER
EMISIONES_UE	Nivell d'emissions del motor que apareix en l'homologació de tipus	VARCHAR (8)
CO2	Emissions CO2 en g/km	DECIMAL (6,3)
CATEGORIA_HOMOLOGACIO N	Conté la contrasenya d'homologació que apareix consignada en el requadre de certificació de la targeta d'ITV. Pot estar en blanc.	VARCHAR (35)

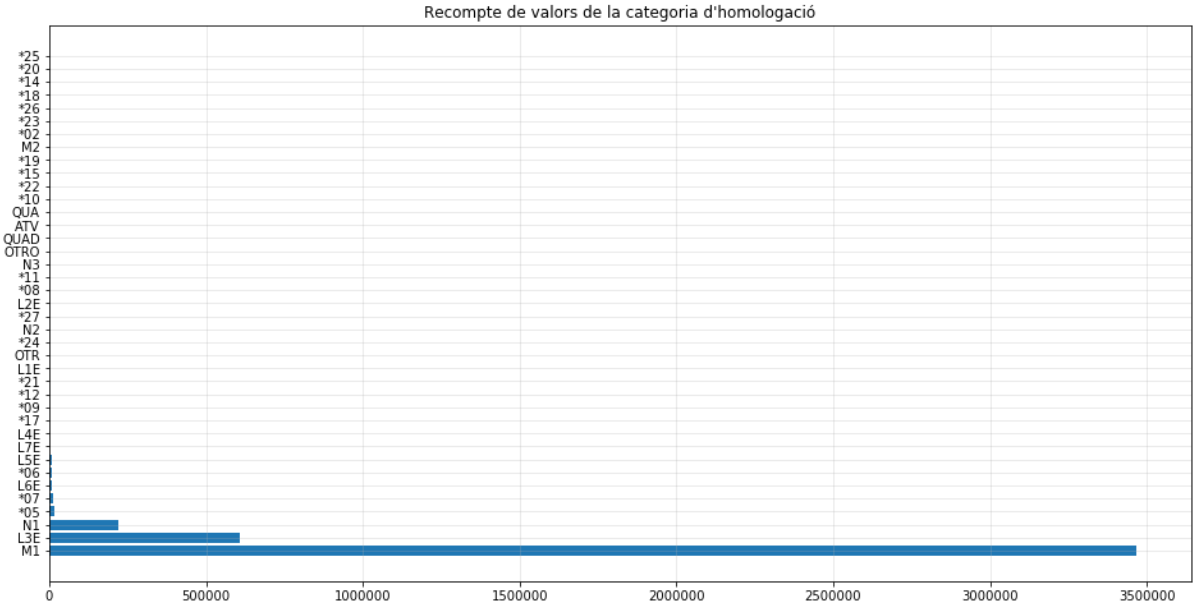
COD_PROVINCIA	Codi INE de la província del vehicle	INTEGER (2)
MUNICIPI	Nom del municipi on està domiciliat el vehicle	VARCHAR (30)
CATEGORIA_ELECTRICO	Categoria de vehicle elèctric	VARCHAR (4)
AUTONOMIA_ELECTRICO	Autonomia del vehicle elèctric. Primeres 4 posicions del camp autelect de les dades tècniques del vehicle	VARCHAR (4)
CO2 IDAE	Variable extreta de la pàgina web www.idae.es.	

2. Processament de dades

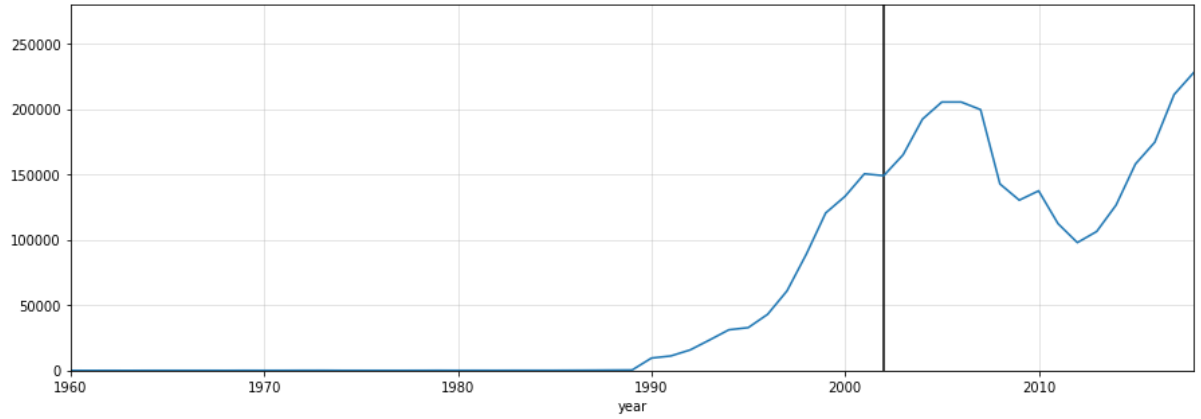
2.1. Anàlisi exploratòria de les dades

2.1.1 Quantitat de files

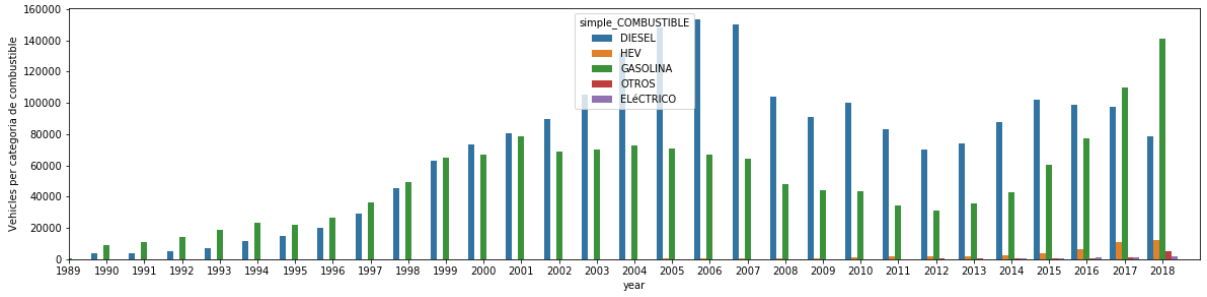
En els següents gràfics observem la quantitat de vehicles per categoria d'homologació, i la quantitat de vehicles M1 i N1 per any de registre:



M1	3.467.365 (79.59%)
N1	218.905 (5.02%)

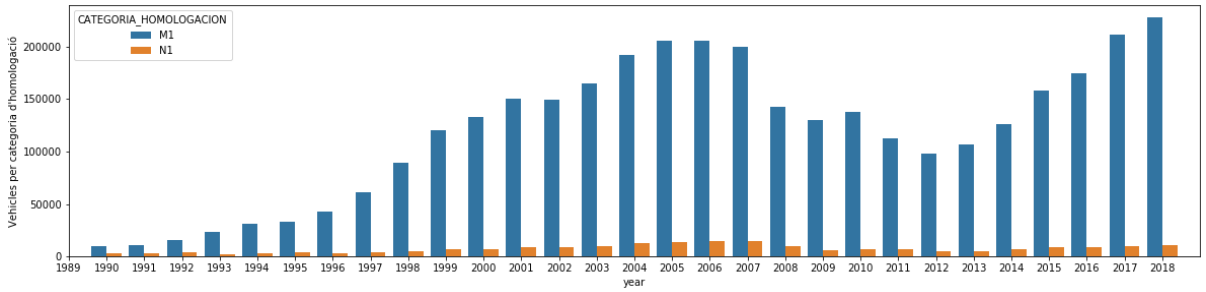


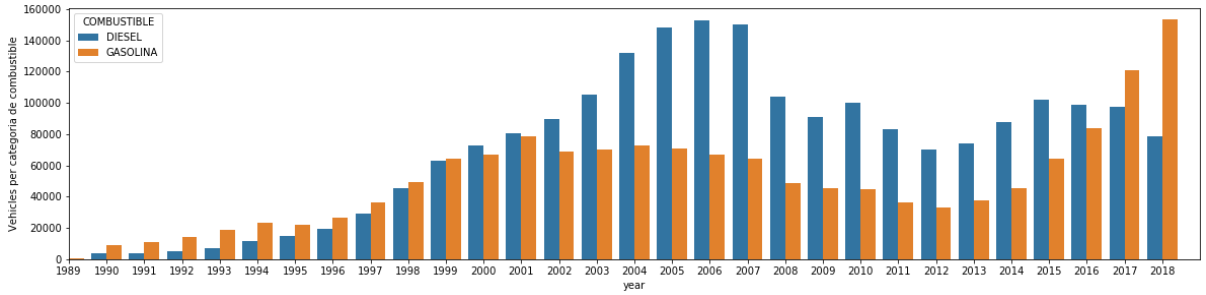
En les dades obtingudes no s'indica si els vehicles són considerats com *històrics,* cosa que es podria esbrinar simplement tenint accés a la matrícula del cotxe. D'altra banda, els cotxes d'anys previs a 1989 suposen un percentatge del ~ 0124% del total dels cotxes, de manera que no resulta en un biaix important si els descartem d'ara en endavant.



D'aquí en endavant també només ens referirem als vehicles de tipus M1 i N1, que són el focus d'interès expressat per la Secretaria de Medi Ambient i Sostenibilitat i la Secretaria d'Hisenda.

Veiem que la quantitat de vehicles M1 és molt més gran que la de vehicles N1. En el gràfic de sota podem veure l'impacte en la matriculació de vehicles de la crisi de 2009.





Separant els cotxes pels dos combustibles més populars, veiem també com en els anys més recents s'ha abandonat el cotxe dièsel pel de gasolina.

S'observen en els camps de marca i model (on es pot introduïr text lliure), que hi han 526 marques úniques i 95.756 models únics. Els camps que identifiquen els models dels cotxes presenten moltes incongruències i errors creats a l'hora de la inserció d'aquests camps, com per exemple"*NISSANQASHQAI*" o "*NISSAN*QASH". Discutirem aquests problemes més endavant.

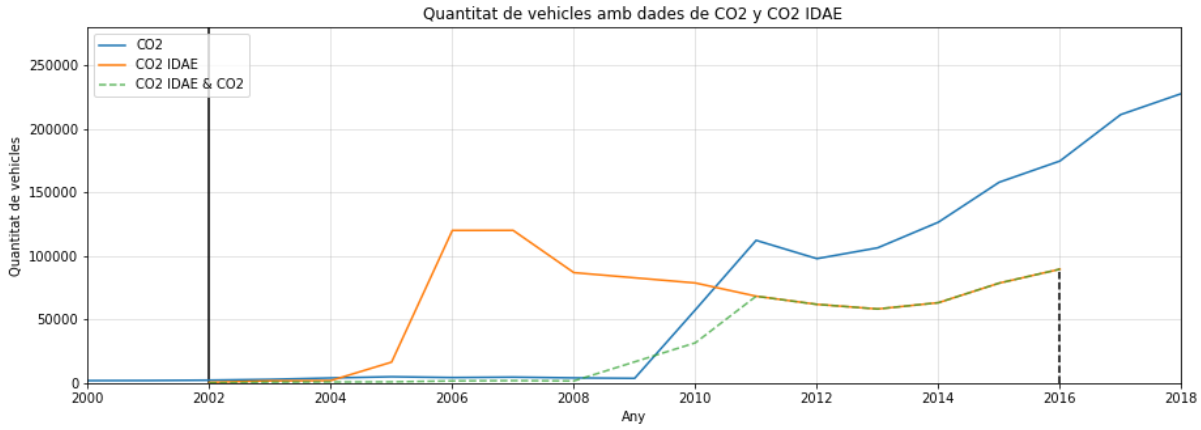
2.1.2 Quantitat de files amb informació vàlida per a entrenar

Dels 3.686.270 vehicles a la base de dades, 1.381.681 tenen informació de CO2, i 877.368 contenen informació en el camp CO2 de IDAE. No obstant això, de vegades la informació apareix present, però és un zero. Si descartem els zeros considerant-los com a valors no vàlids, trobem que tenen informació només de CO2 1.352.655 vehicles i tenen informació de CO2 IDAE 877.361 vehicles, dels quals no tenen informació de CO2 404.342 vehicles, mentre que tenen ambdós valors 473.019 vehicles.

	Té CO2 IDAE	No té CO2 IDAE	Total
Té CO2	473.019	879.636	**1.352.655**
No té CO2	404.342	1.929.273	**2.333.615**
Total	**877.361**	**2.808.909**	**3.686.270**

En principi, hem d'intentar estimar les emissions de 1.929.273 vehicles. No obstant això, no només no estan totes les dades que necessitem per a fer l'estimació (com veurem més endavant), sinó que la distribució de vehicles amb l'objectiu que falta no és aleatòria.

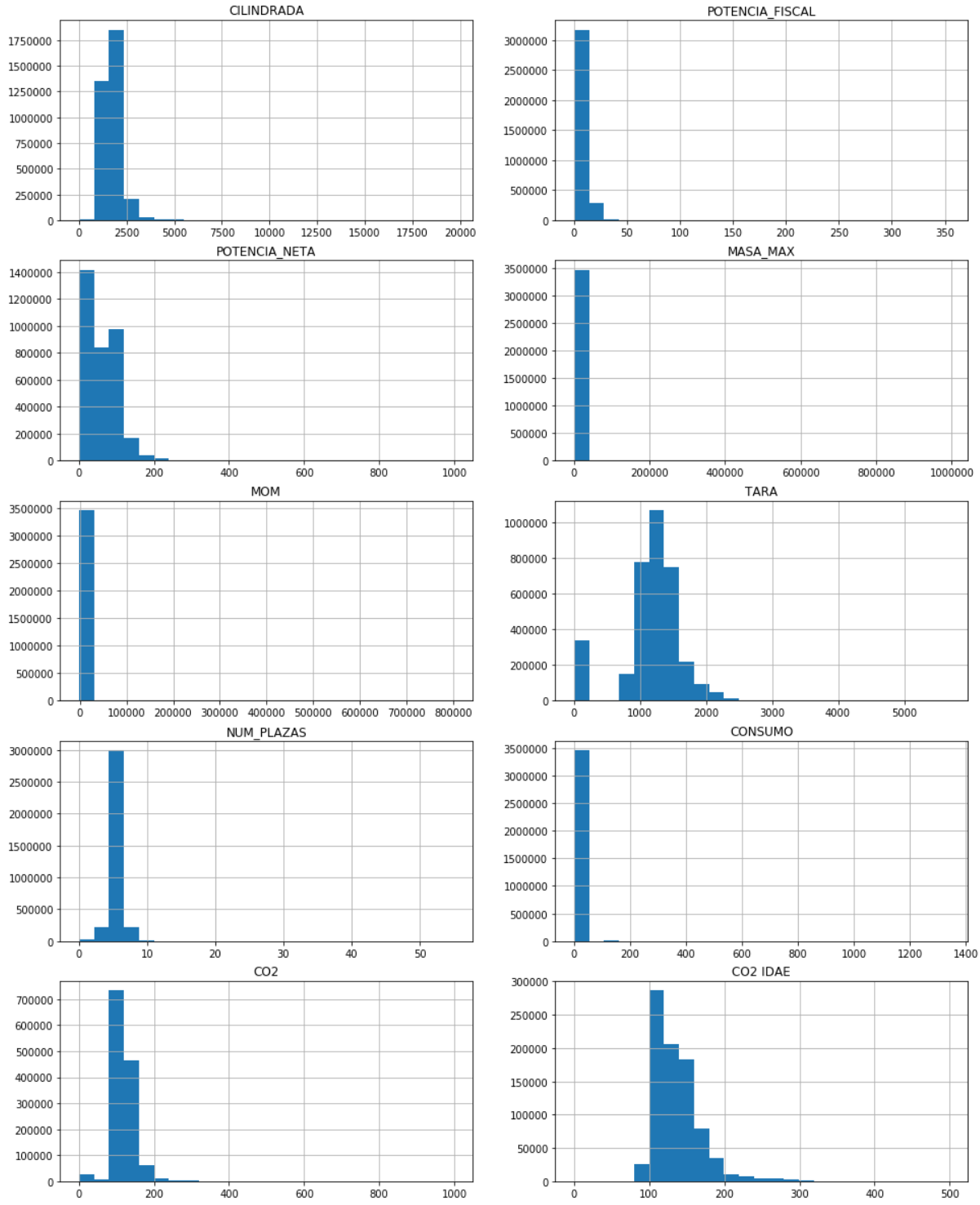
Per exemple, la quantitat de vehicles a predir es troba aclaparadorament en anys anteriors, com veiem per la quantitat de vehicles amb informació de CO2 i CO2 IDAE per any:



Observant l'edat del parc amb la quantitat de vehicles per any de matriculació (indicant 2008 com l'any a partir del qual és obligatori incloure informació d'emissions de CO2) veiem que el problema és tractable perquè, en proporció, hi ha més cotxes moderns que antics. Per altra banda, aquesta distribució de les dades que faltaven introdueix un biaix a la baixa en l'estimació d'emissió de cotxes més antics: els cotxes més recents amb què entrenarem els models estadístics tenen substancialment menys emissions que els cotxes més antics.

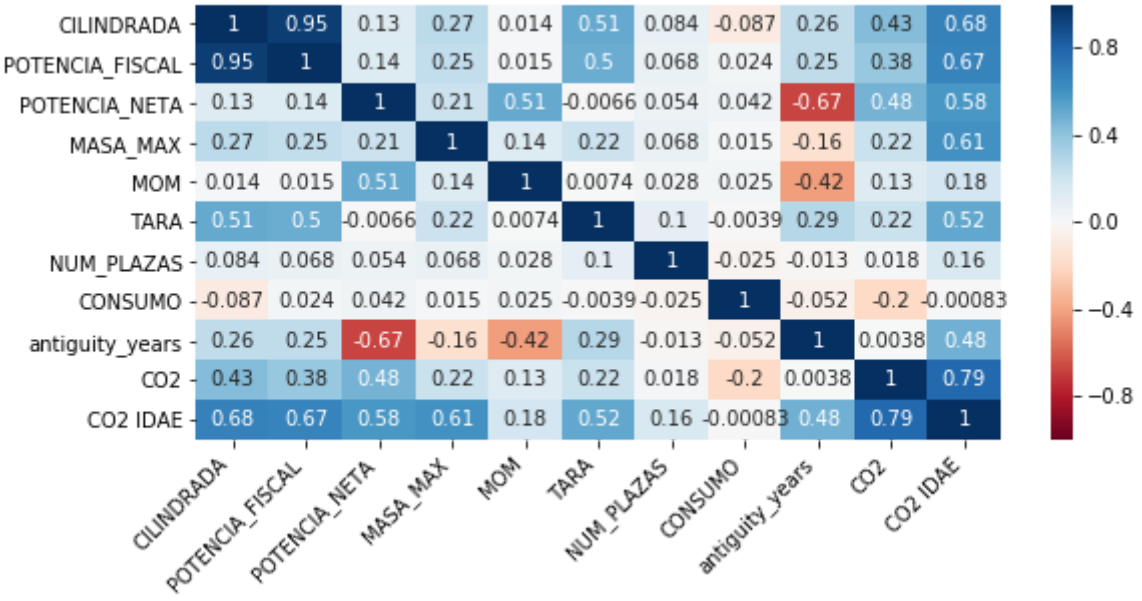
2.1.3. Valors típics de les variables

Aquí mostrem histogrames de les variables numèriques del conjunt de dades:



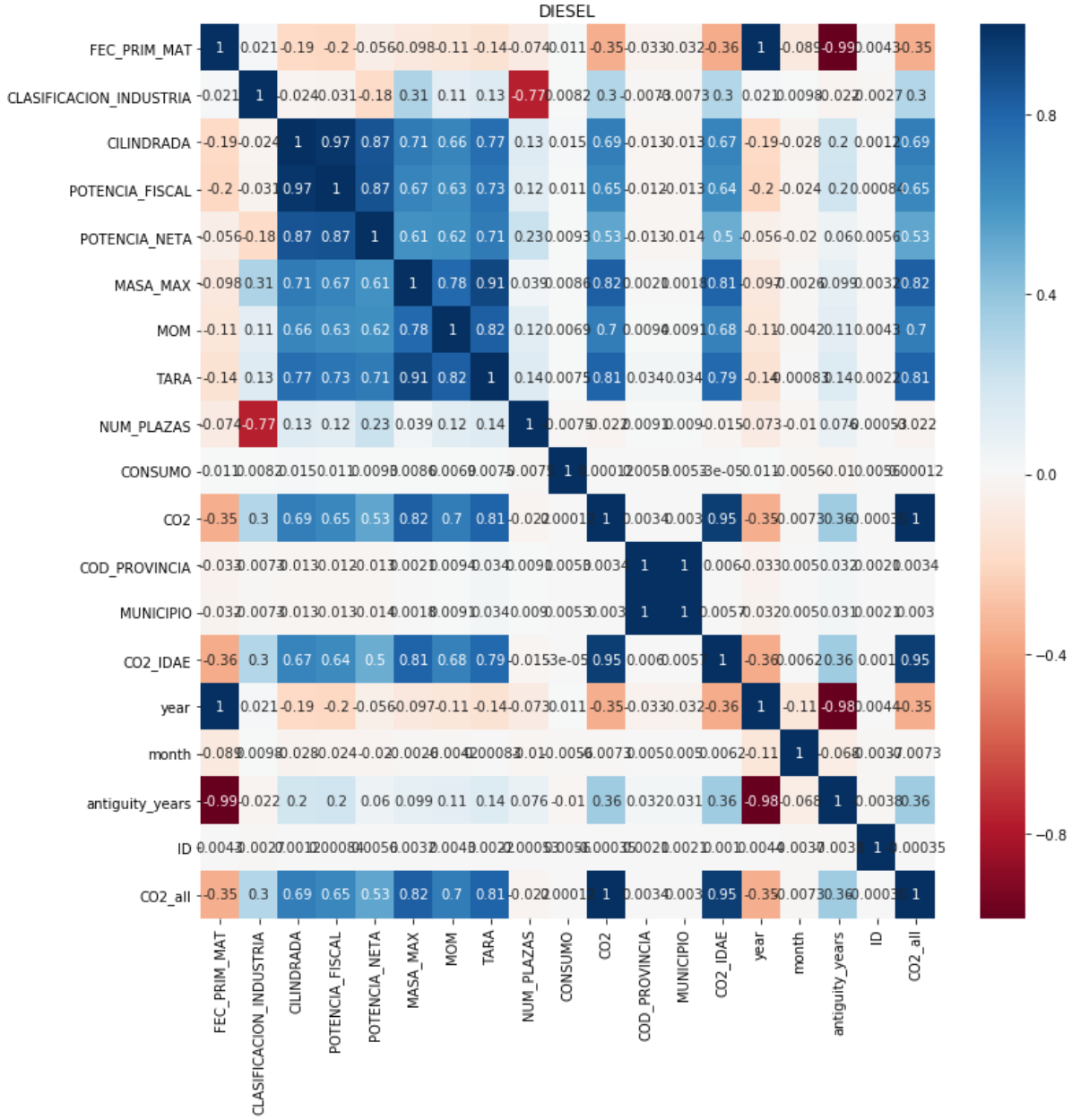
2.1.4. Correlacions entre variables

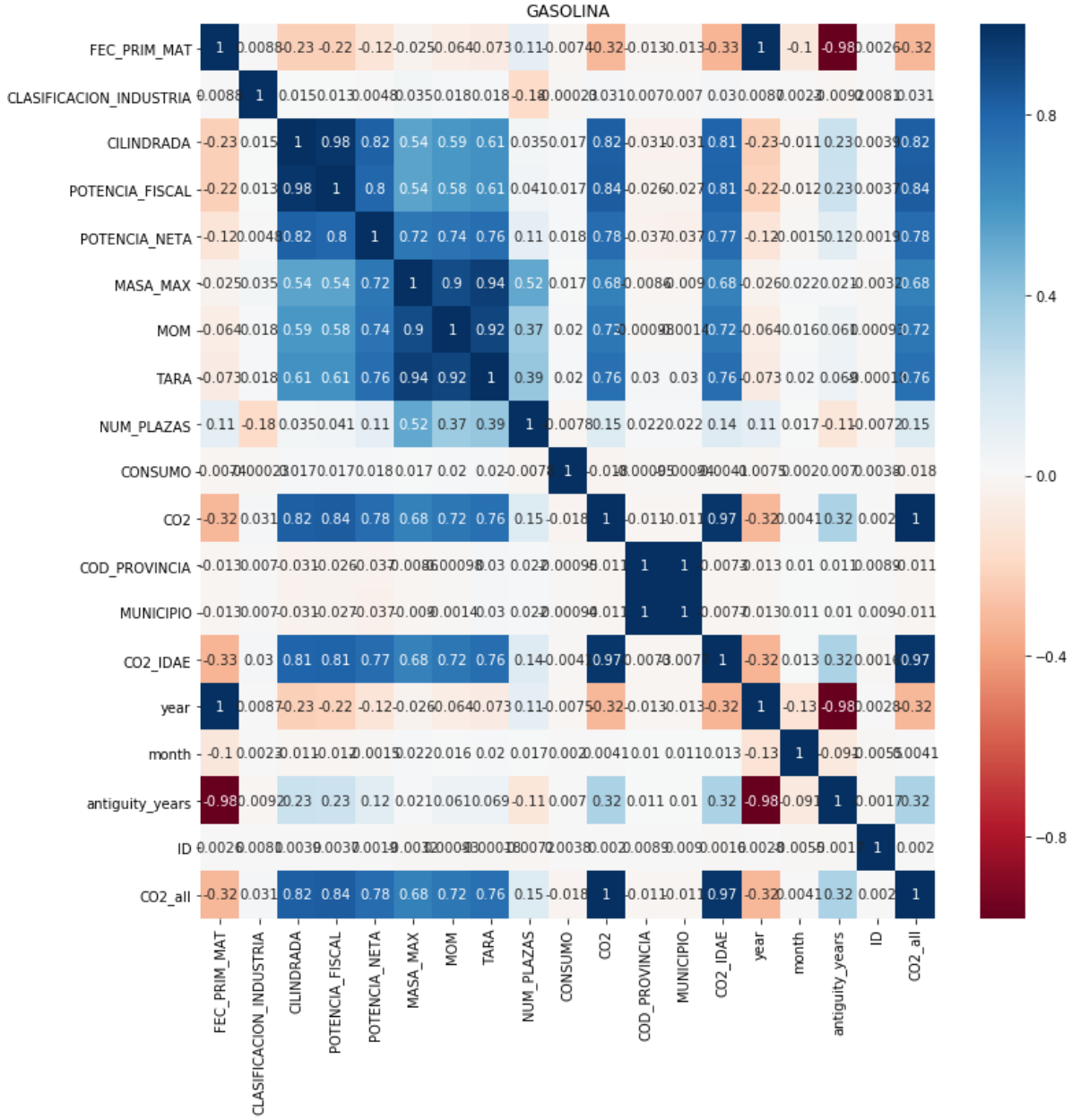
Les correlacions entre les variables numèriques mostren una saludable presència de diversos factors correlacionats que poden ajudar a la predicció:

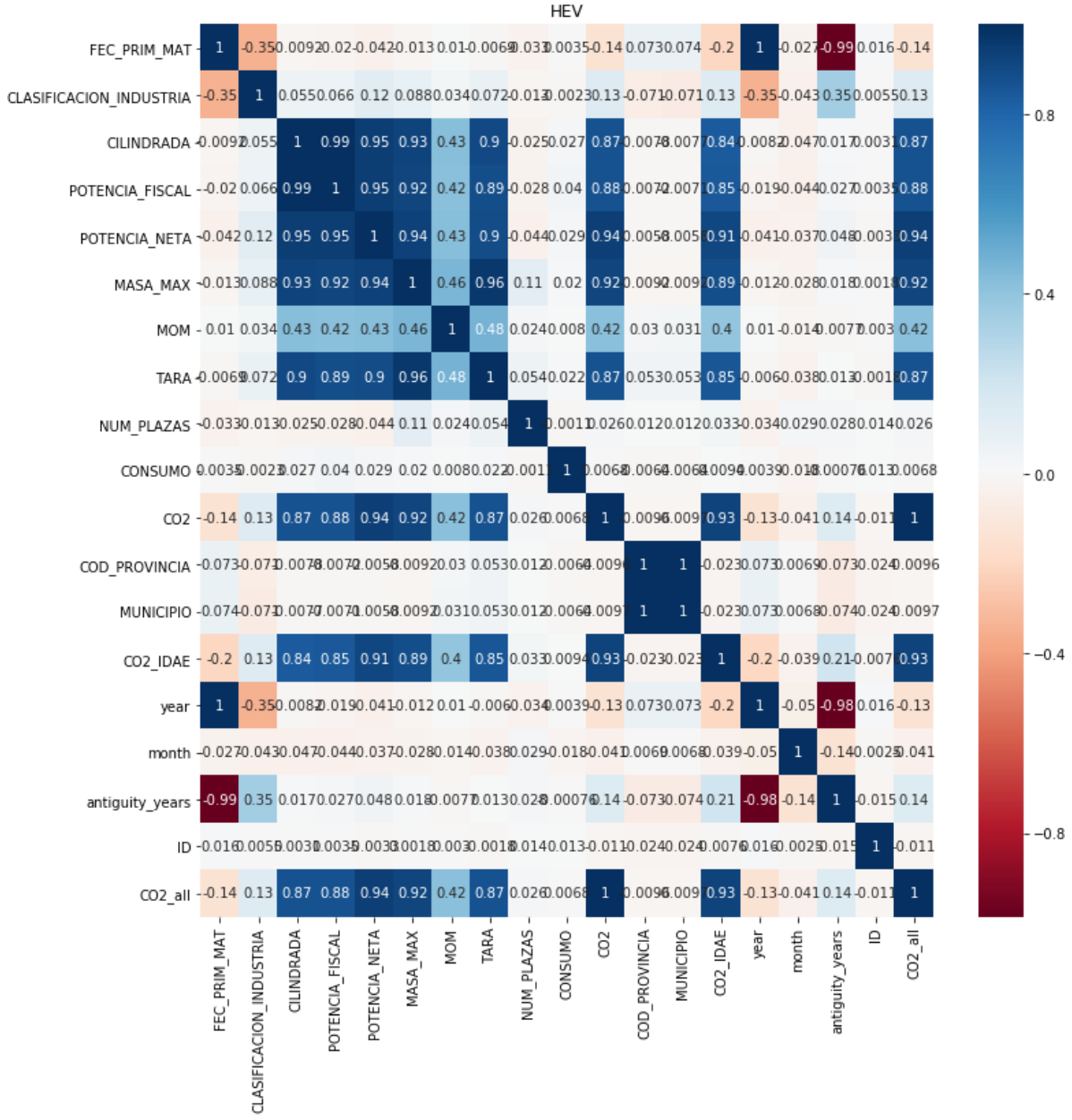


Cal notar que no totes les variables correlacionen positivament amb l'emissió de CO2, en particular el consum.

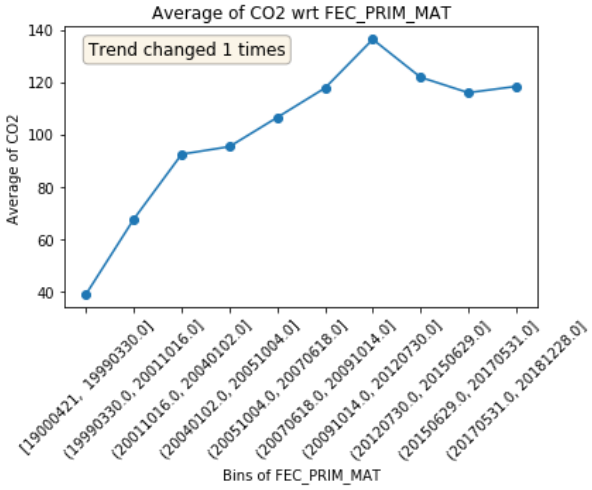
A continuació mostrem el mateix gràfic de dalt segregat pels tres tipus més comuns de combustible: vehicles de gasolina, de dièsel i els híbrids. S'observen característiques que són d'esperar, com ara el CO2 dels vehicles híbrids està menys negativament correlacionat amb l'antiguitat dels vehicles, ja que aquest tipus de combustible resulta en unes emission molt més baixes de CO2.

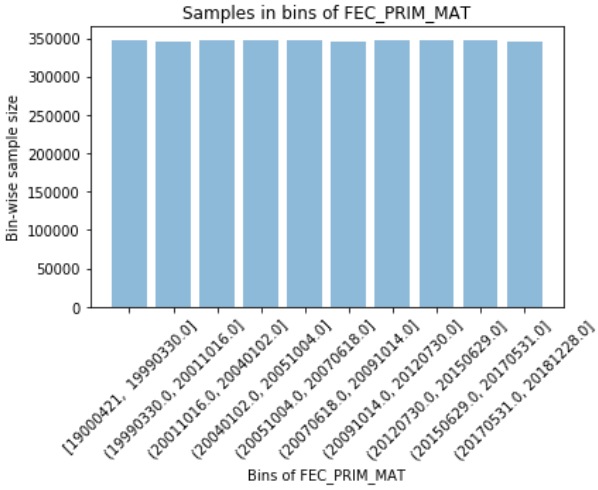

DIESEL
FEC_PRIM_MAT
CLASIFICACION_INDUSTRIA
CILINDRADA
POTENCIA_FISCAL
POTENCIA_NETA
MASA_MAX
MOM
TARA
NUM_PLAZAS
CONSUMO
CO2
COD_PROVINCIA
MUNICIPIO
CO2_IDAE
year
month
antiguity_years
ID
CO2_all
0.8
0.4
0.0
−0.4
−0.8

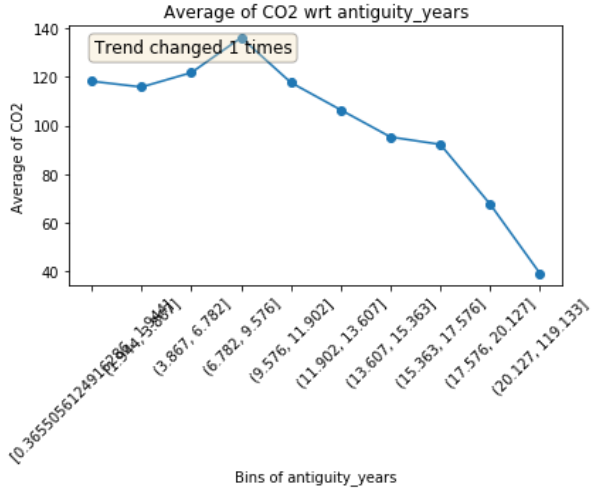

GASOLINA
FEC_PRIM_MAT
CLASIFICACION_INDUSTRIA
CILINDRADA
POTENCIA_FISCAL
POTENCIA_NETA
MASA_MAX
MOM
TARA
NUM_PLAZAS
CONSUMO
CO2
COD_PROVINCIA
MUNICIPIO
CO2_IDAE
year
month
antiguity_years
ID
CO2_all
0.8
0.4
0.0
−0.4
−0.8

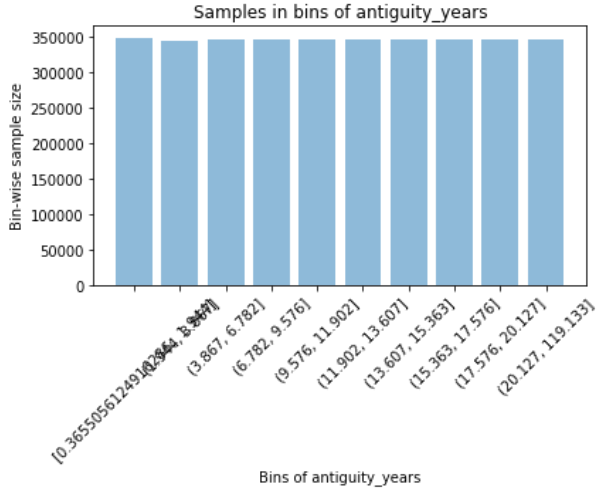


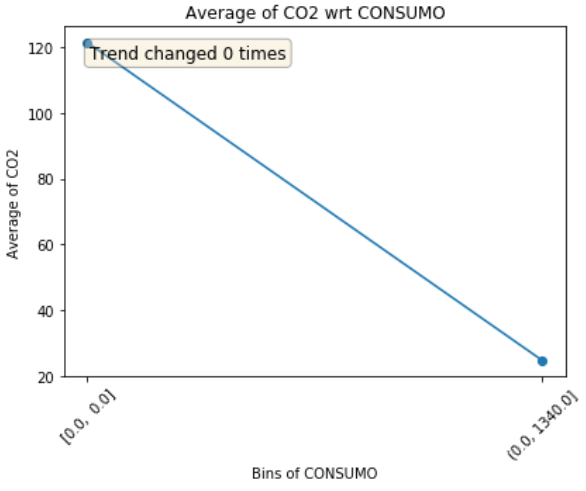
No obstant això, les correlacions amb la variable objectiu poden ser no lineals. Apliquem aquí una tècnica que ens ajuda a identificar-les visualment, i que consisteix en calcular per a cada variable rangs que continguin una quantitat similar de valors, i després per a cada un dels rangs calcular la mitjana de la variable objectiu. A continuació podem veure per a cada variable de la base de dades, el gràfic de la dreta mostra l'histograma de valors en cada rang (notar que els rangs no estan equiespaiats), i a l'esquerra la mitjana de valors de CO2 trobats per a cada rang, indicant quantes vegades canvia la tendència.

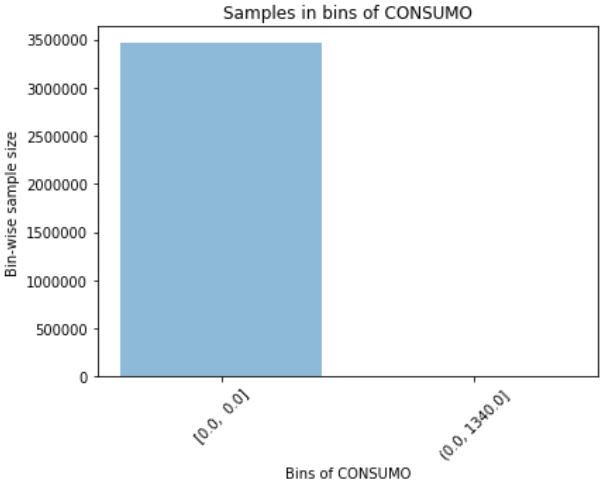

Average of CO2 wrt FEC_PRIM_MAT
Trend changed 1 times
Average of CO2
Bins of FEC_PRIM_MAT

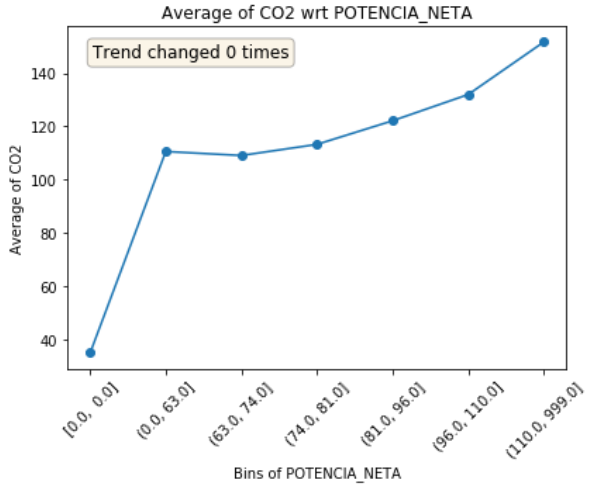

Samples in bins of FEC_PRIM_MAT
Bin-wise sample size
Bins of FEC_PRIM_MAT

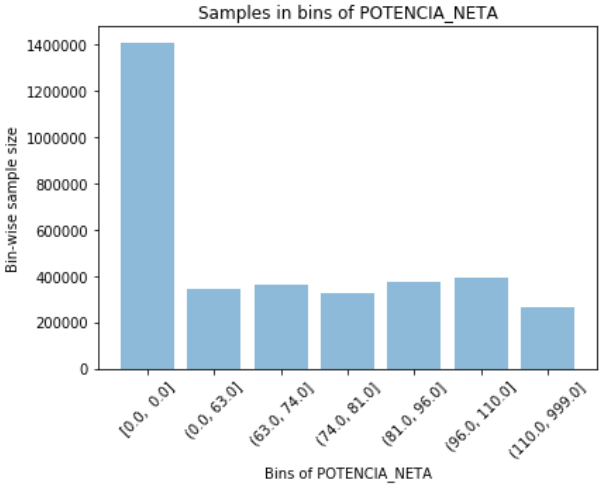

Average of CO2 wrt antiguity_years
Trend changed 1 times
Average of CO2
Bins of antiguity_years

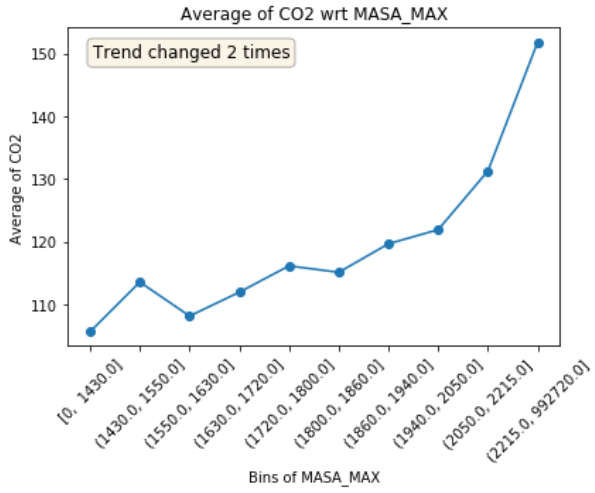

Samples in bins of antiguity_years
Bin-wise sample size
Bins of antiguity_years

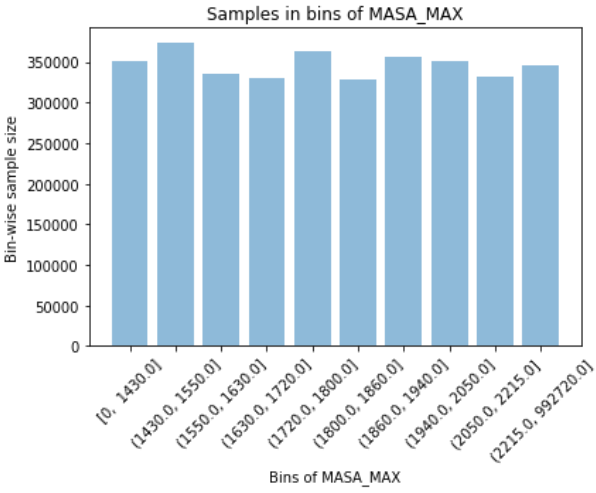

Average of CO2 wrt CONSUMO
Trend changed 0 times
Average of CO2
Bins of CONSUMO

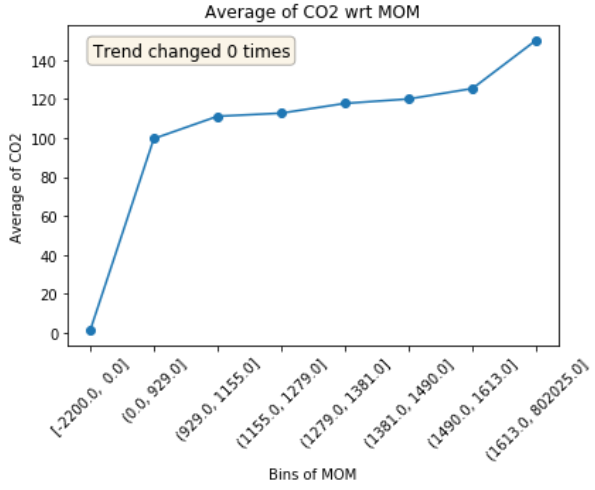

Samples in bins of CONSUMO
Bin-wise sample size
Bins of CONSUMO

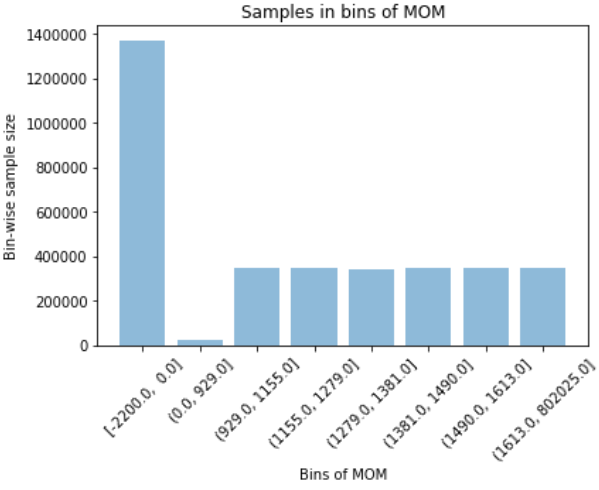

Average of CO2 wrt POTENCIA_NETA
Trend changed 0 times
Average of CO2
Bins of POTENCIA_NETA
[0.0, 0.0]
(0.0, 63.0]
(63.0, 74.0]
(74.0, 81.0]
(81.0, 96.0]
(96.0, 110.0]
(110.0, 999.0]

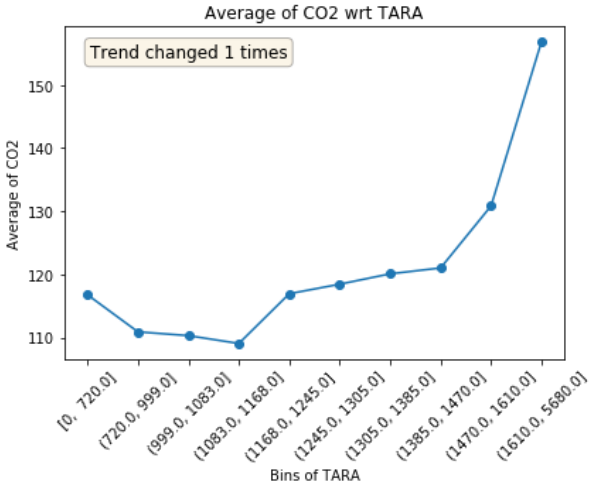

Samples in bins of POTENCIA_NETA
Bin-wise sample size
Bins of POTENCIA_NETA

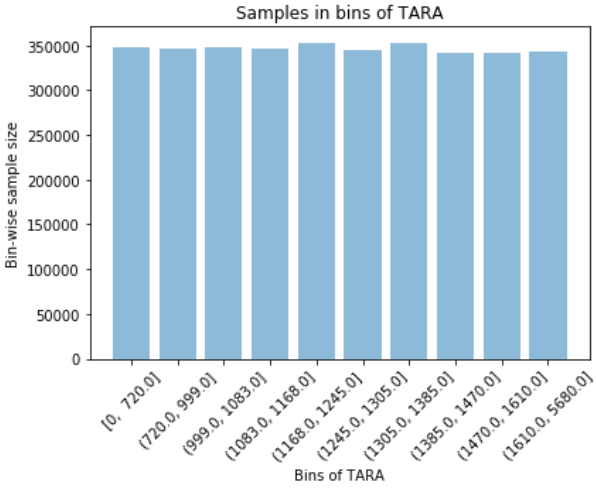

Average of CO2 wrt MASA_MAX
Trend changed 2 times
Average of CO2
Bins of MASA_MAX
[0, 1430.0]
(1430.0, 1550.0]
(1550.0, 1630.0]
(1630.0, 1720.0]
(1720.0, 1800.0]
(1800.0, 1860.0]
(1860.0, 1940.0]
(1940.0, 2050.0]
(2050.0, 2215.0]
(2215.0, 992720.0]

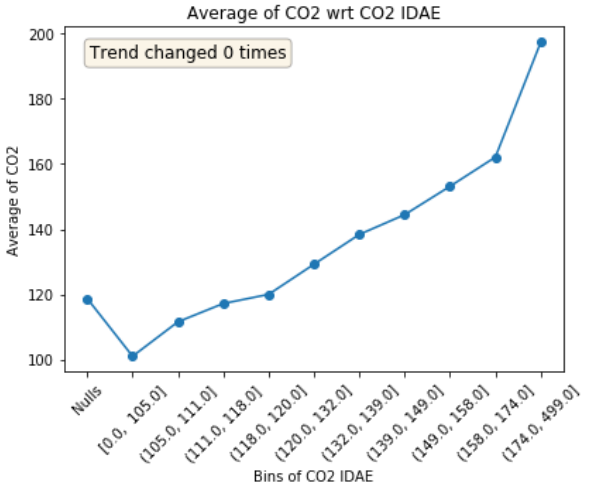

Samples in bins of MASA_MAX
Bin-wise sample size
Bins of MASA_MAX

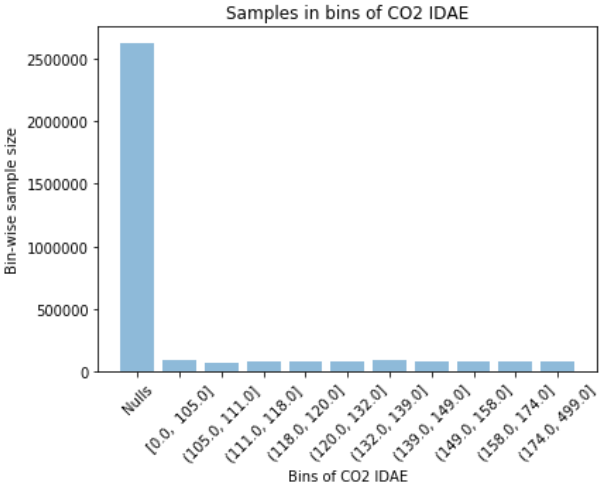

Average of CO2 wrt MOM
Trend changed 0 times
Average of CO2
Bins of MOM
[-2200.0, 0.0]
(0.0, 929.0]
(929.0, 1155.0]
(1155.0, 1279.0]
(1279.0, 1381.0]
(1381.0, 1490.0]
(1490.0, 1613.0]
(1613.0, 802025.0]

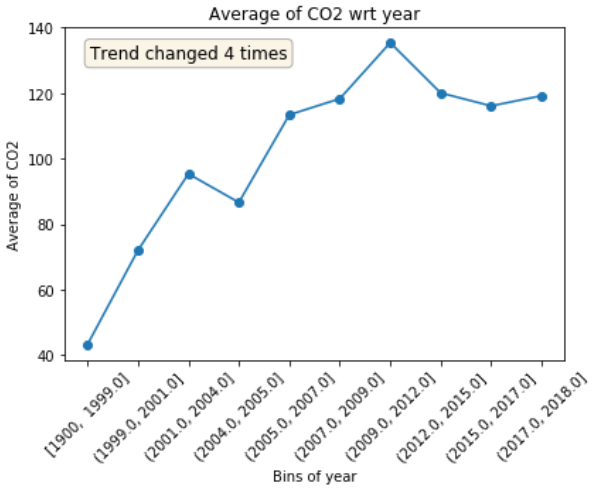

Samples in bins of MOM
Bin-wise sample size
Bins of MOM

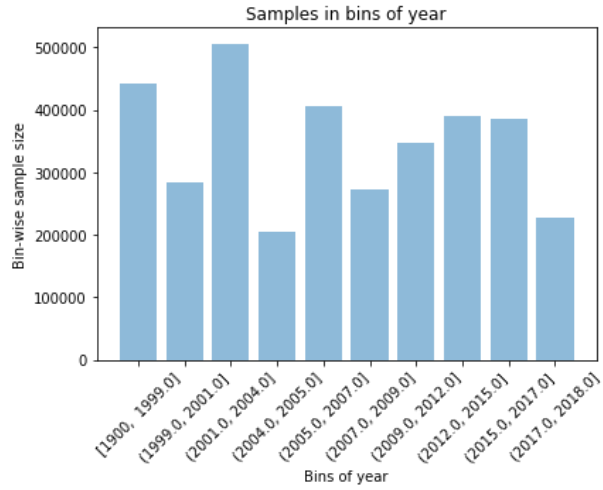

Average of CO2 wrt TARA
Trend changed 1 times
Average of CO2
Bins of TARA
[0, 720.0]
(720.0, 999.0]
(999.0, 1083.0]
(1083.0, 1168.0]
(1168.0, 1245.0]
(1245.0, 1305.0]
(1305.0, 1385.0]
(1385.0, 1470.0]
(1470.0, 1610.0]
(1610.0, 5680.0]

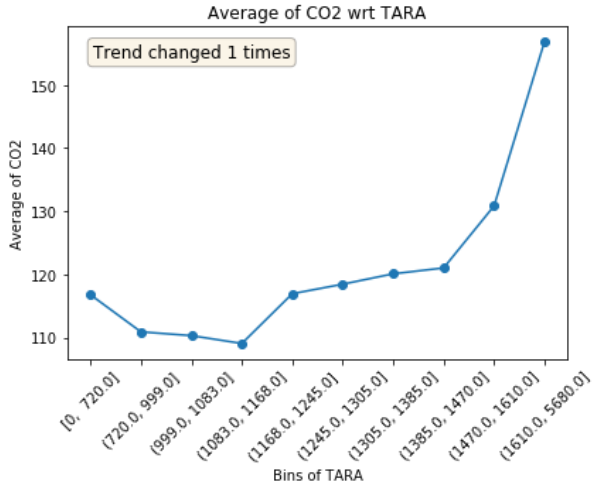

Samples in bins of TARA
Bin-wise sample size
Bins of TARA

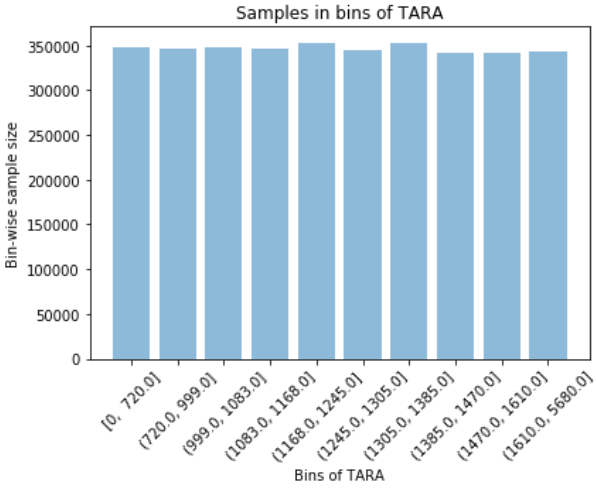

Average of CO2 wrt CO2 IDAE
Trend changed 0 times
Average of CO2
Bins of CO2 IDAE
Nulls
[0.0, 105.0]
(105.0, 111.0]
(111.0, 118.0]
(118.0, 120.0]
(120.0, 132.0]
(132.0, 139.0]
(139.0, 149.0]
(149.0, 158.0]
(158.0, 174.0]
(174.0, 499.0]

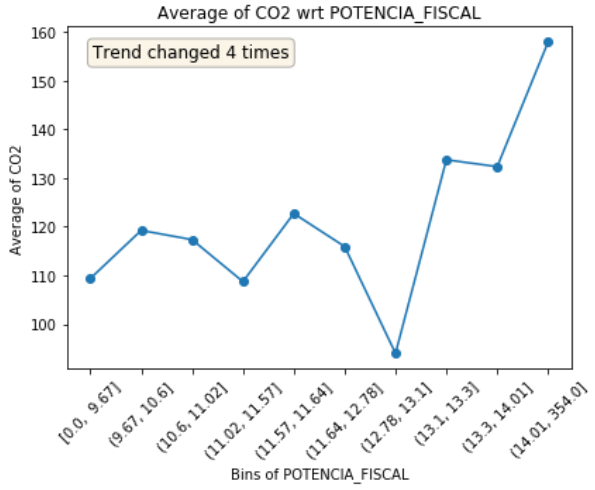

Samples in bins of CO2 IDAE
Bin-wise sample size
Bins of CO2 IDAE

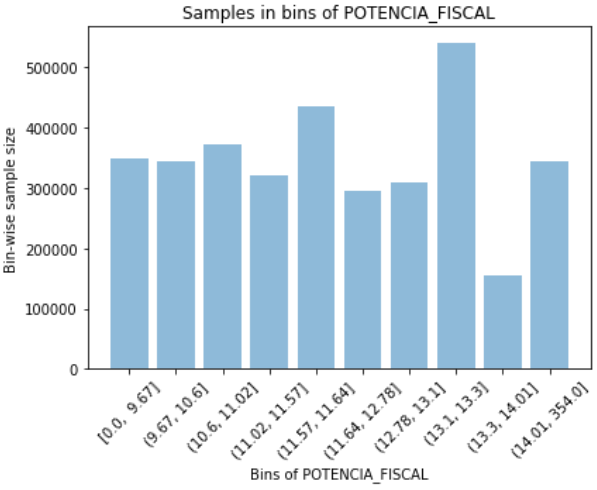

Average of CO2 wrt year
Trend changed 4 times
Average of CO2
Bins of year
[1900, 1999.0]
(1999.0, 2001.0]
(2001.0, 2004.0]
(2004.0, 2005.0]
(2005.0, 2007.0]
(2007.0, 2009.0]
(2009.0, 2012.0]
(2012.0, 2015.0]
(2015.0, 2017.0]
(2017.0, 2018.0]


Samples in bins of year
Bin-wise sample size
Bins of year







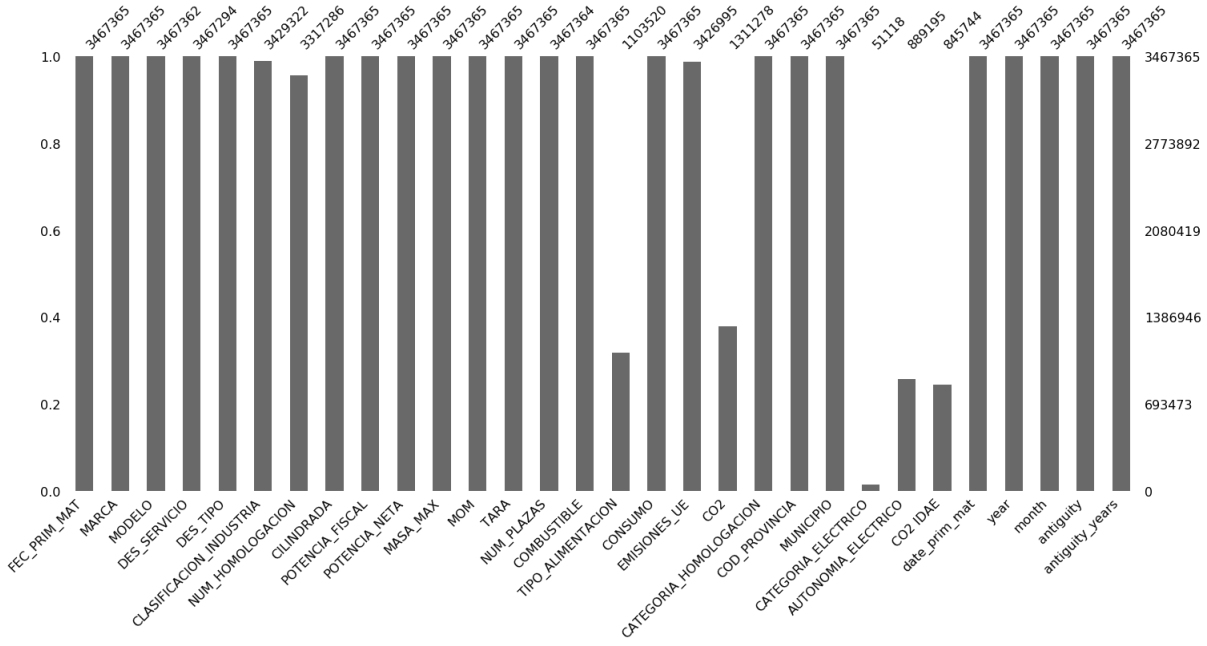


Aquí observem diversos punts interessants: el consum no és una variable molt rellevant perquè hi ha molts valors que falten (són zero). La potència fiscal té una dependència amb l'emissió de CO2 molt complexa o conté bastant soroll, ja que canvia de tendència fins a 4 vegades.

2.2. Neteja

2.2.1. Valors que falten

Es va trobar a més una quantitat considerable de valors que falten en algunes variables que a priori poden ser significatives. Aquí veiem una gràfica de la quantitat de valors trobats per columna o variable de la base de dades:



Aquests valors que falten són els valors que no van ser introduïts a la base de dades a l'hora de l'inserció dels vehicles a la base de dades, és a dir, les variables on no es va introduir cap valor. Els valors que falten, com podrem observar més endavant, no són sistemàtics, és a dir, contenen informació addicional sobre el valor real que hem de tenir en compte.

Segons Rubin[1](1976), la classificació de valors que falten normalment es divideix en tres grups. Primer de tot hi ha els valors que falten completament aleatoris, en anglès *missing completely at* random, on la probabilitat de ser un valor que falta per a cada observació és la mateixa. Això implica que les causes per la qual hi ha valors que falten no estan relacionades amb la col·lecció de les dades. En aquest cas es poden ignorar les complexitats que comporta l'existència de valors que falten, a part de la pèrdua d'informació intrínseca. Segon, hi ha els valors que falten aleatoris, en anglès *missing at* random, on la probabilitat de ser un valor faltant és la mateixa només dins dels grups definits. Aquest cas s'assembla molt més al nostre. Hem d'estudiar en més detall aquests, ja que ens ajudaria a omplir les dades de forma més precisa. Finalment, si cap de les suposicions anteriors es compleix, llavors estem parlant de valors que falten no aleatoris,

[1] 1976. “Inference and Missing Data.” Biometrika 63 (3): 581–90.

en anglès *missing not at random.* Això significa que els valors que falten contenen informació addicional a tenir en compte a l'hora de modelitzar les dades. De forma matemàtica normalment s'expressen de la següent manera:

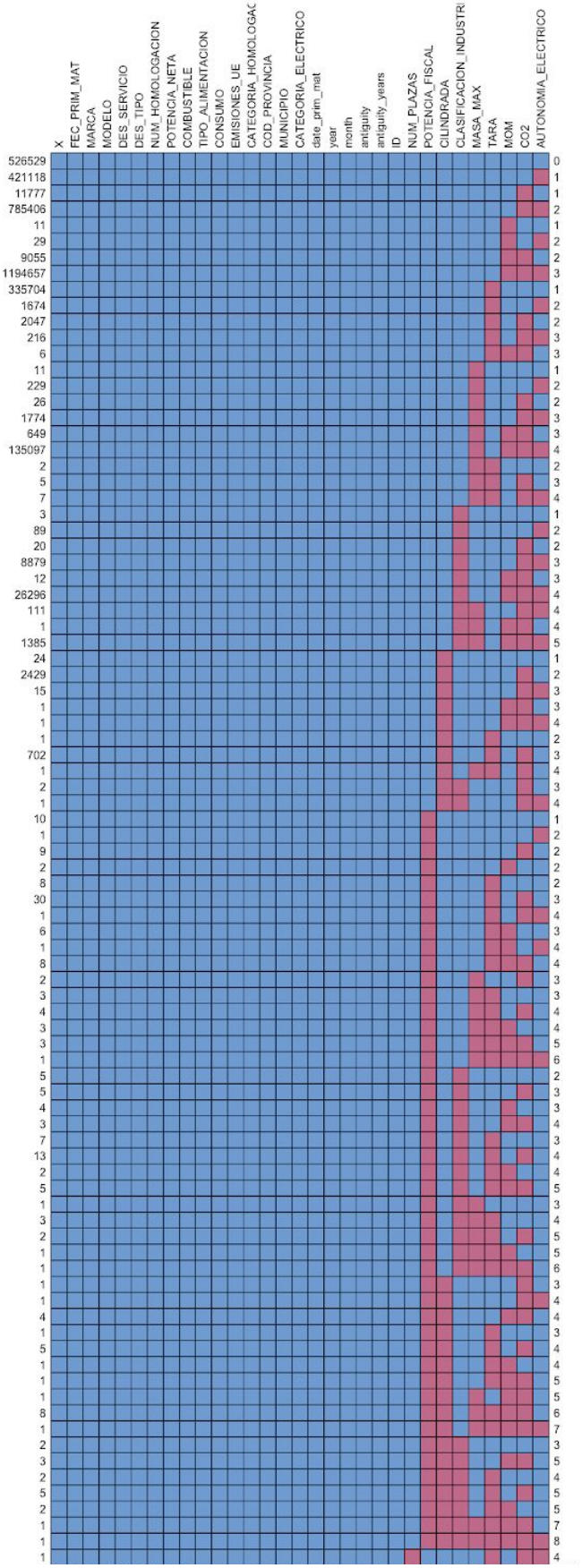
$$MCAR:\ P\ (R\,|Z_{comp)} = P\ (R)$$

$$MAR:\ P\ (R\,|Z_{comp)} = P\ (R\,|Z\ obstant)$$

$$MNAR:\ P\ (R\,|Z_{comp}) = P\ (R\,|Z\ obstant, Z\ \ meus)$$

Per al nostre cas, volem trobar els grups en què la suposició *MAR* es compleixi, ja que ens permetria imputar els valors que falten dins dels grups com si fossin MCAR.

En el següent gràfic podem observar tots els patrons de valors per emplenar. Aquest gràfic representa totes les combinacions de patrons de valors mancants que s'observen en les dades, després de remoure els valors que considerem com a erronis, que van ser introduïts a l'hora d'omplir la base de dades. Més endavant explicarem en més detall com interpretar aquest gràfic.


X
FEC_PRIM_MAT
MARCA
MODELO
DES_SERVICIO
DES_TIPO
NUM_HOMOLOGACION
POTENCIA_NETA
COMBUSTIBLE
TIPO_ALIMENTACION
CONSUMO
EMISIONES_UE
CATEGORIA_HOMOLOGAC
COD_PROVINCIA
MUNICIPIO
CATEGORIA_ELECTRICO
date_prim_mat
year
month
antiguity
antiguity_years
ID
NUM_PLAZAS
POTENCIA_FISCAL
CILINDRADA
CLASIFICACION_INDUSTRI
MASA_MAX
TARA
MOM
CO2
AUTONOMIA_ELECTRICO

2.2.2. Outliers

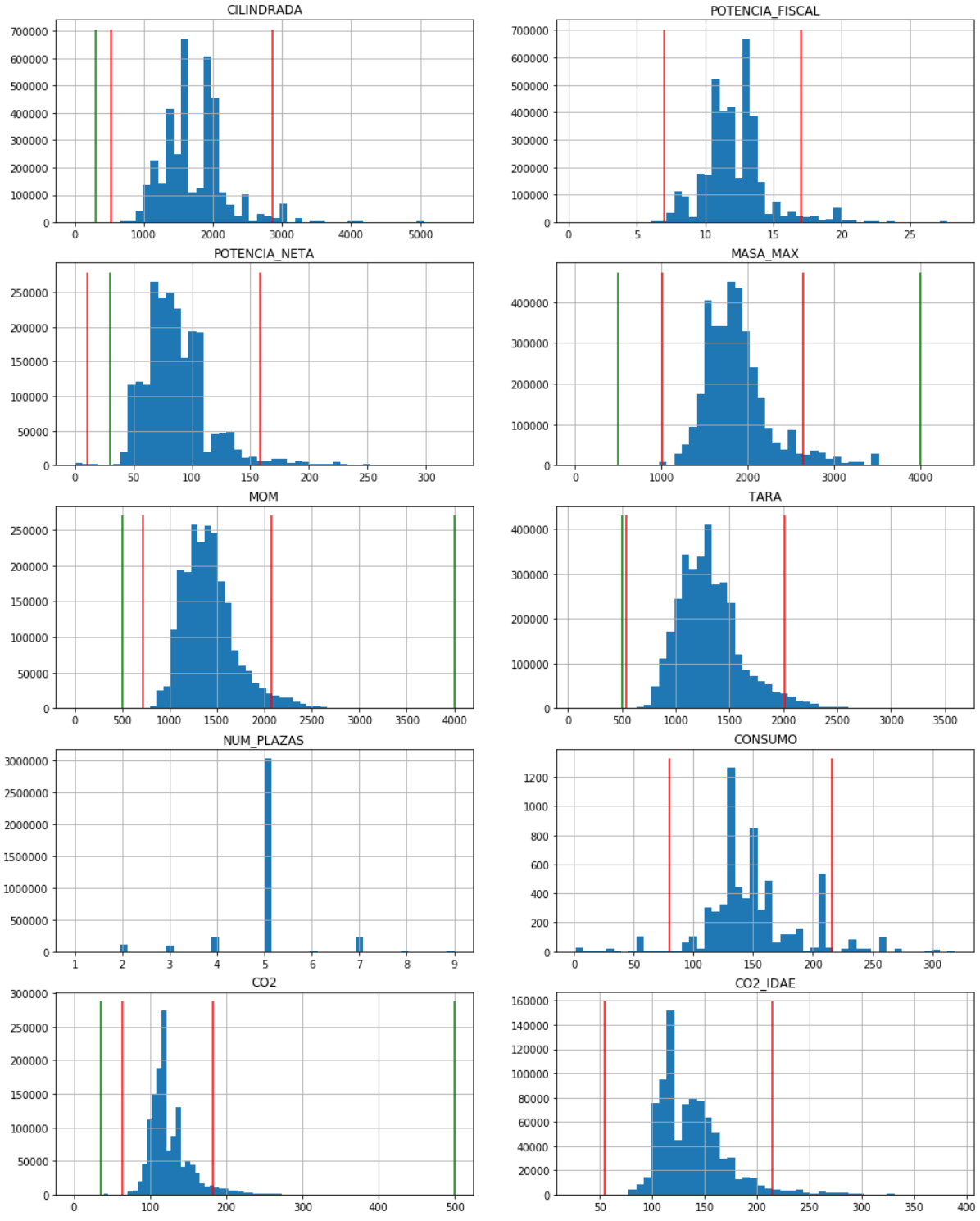
Explorant la distribució de valors de cada columna veiem també alguns patrons sospitosos, com que el mínim d'algunes columnes sigui zero (per exemple, cilindrada), o valors màxims (MOM, o MASA_MAX) que estan fora d'escales admissibles:

	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
FEC_PRIM_MAT	3467365.0	20075267.79	69059.3	19000421.0	20021217.00	20070618.00	20140404.00	20181228.00
CLASIFICACION_INDUSTRIA	3429322.0	1006.57	98.6	10.0	1000.00	1000.00	1000.00	3300.00
CILINDRADA	3467365.0	1724.39	493.4	0.0	1398.00	1598.00	1968.00	19680.00
POTENCIA_FISCAL	3467365.0	12.17	2.7	0.0	10.74	11.64	13.19	354.00
POTENCIA_NETA	3467365.0	52.68	50.6	0.0	0.00	63.00	88.00	999.00
MASA_MAX	3467365.0	1767.87	739.8	0.0	1581.00	1800.00	2000.00	992720.00
MOM	3467365.0	852.60	1288.5	-2200.0	0.00	1155.00	1435.00	802025.00
TARA	3467365.0	1171.41	468.2	0.0	1048.00	1245.00	1425.00	5680.00
NUM_PLAZAS	3467364.0	5.05	0.7	0.0	5.00	5.00	5.00	55.00
CONSUMO	3467365.0	0.23	6.0	0.0	0.00	0.00	0.00	1340.00
CO2	1311278.0	121.06	30.9	0.0	107.00	118.00	135.00	999.00
COD_PROVINCIA	3467365.0	14.28	11.5	8.0	8.00	8.00	17.00	43.00
MUNICIPIO	3467365.0	14417.02	11551.0	8001.0	8077.00	8196.00	17079.00	48036.00
CO2 IDAE	845744.0	137.19	31.8	0.0	115.00	132.00	154.00	499.00
year	3467365.0	2007.46	6.9	1900.0	2002.00	2007.00	2014.00	2018.00
month	3467365.0	6.47	3.4	1.0	4.00	6.00	10.00	12.00
antiguity_years	3467365.0	11.40	6.9	0.0	5.10	11.90	16.41	119.13

Si considerem tots els valors iguals a zero com un outlier, la tasca que ens queda és identificar valors mínims i màxims raonables per a cada variable. Per això podem 1) definir els criteris arbitràriament, o 2) identificar dins la base de dades una definició de rangs típics.

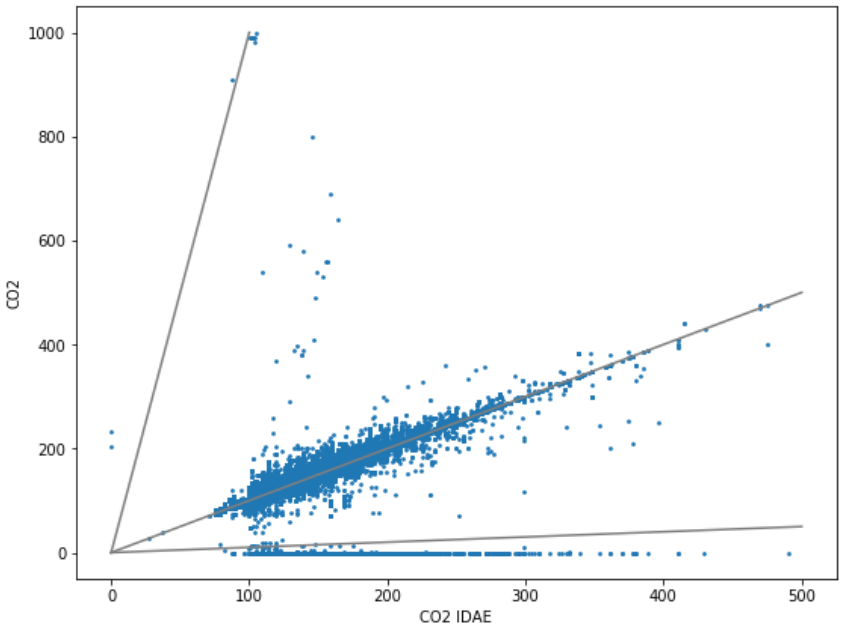
En el primer cas, fem servir com a definició dels criteris suggerits per la Secretaria de Medi Ambient i Sostenibilitat i la Secretaria d'Hisenda, especificant que els rangs acceptables de les variables seran entre 35 i 499 g/km de CO2, cilindrades superiors a 300 cm^3 , potència neta major a 30, totes les masses majors a 500 kg i menors a 4000 kg, i la resta que no hi ha condicions es demana que siguin majors de zero.

En el segon cas apliquem el criteri de Tukey, en el qual es consideren com outliers a qualsevol valor que es trobi més lluny de 1.5 vegades el rang interquartil. És a dir, si Q1 i Q3 són els valors del primer i l'últim quartil, el rang interquartil es defineix com IQR = Q3-Q1, i estaríem descartant tots els valors que estan per sota de Q1-1.5 * IQR o per sobre de Q3 + 1.5 * IQR. En la següent gràfica mostrem els histogrames de cada variable (en barres blaves) al costat dels rangs de normalitat definits manualment (en verd), i pel criteri de Tukey (en vermell):



Com veiem, el rang proposat pel criteri de Tukey és més restrictiu que el del criteri manual. En particular, afecta en major quantitat els vehicles més grans emissors de CO2. És per això que ens vam quedar amb el criteri manual.

Hem d'explorar en més detall per entendre quines columnes estan correlacionades amb el CO2. La referència de CO2 proporcionada per IDAE hauria de ser gairebé idèntica (quan existeixen els dos valors), però no obstant això veiem que no és perfecte:

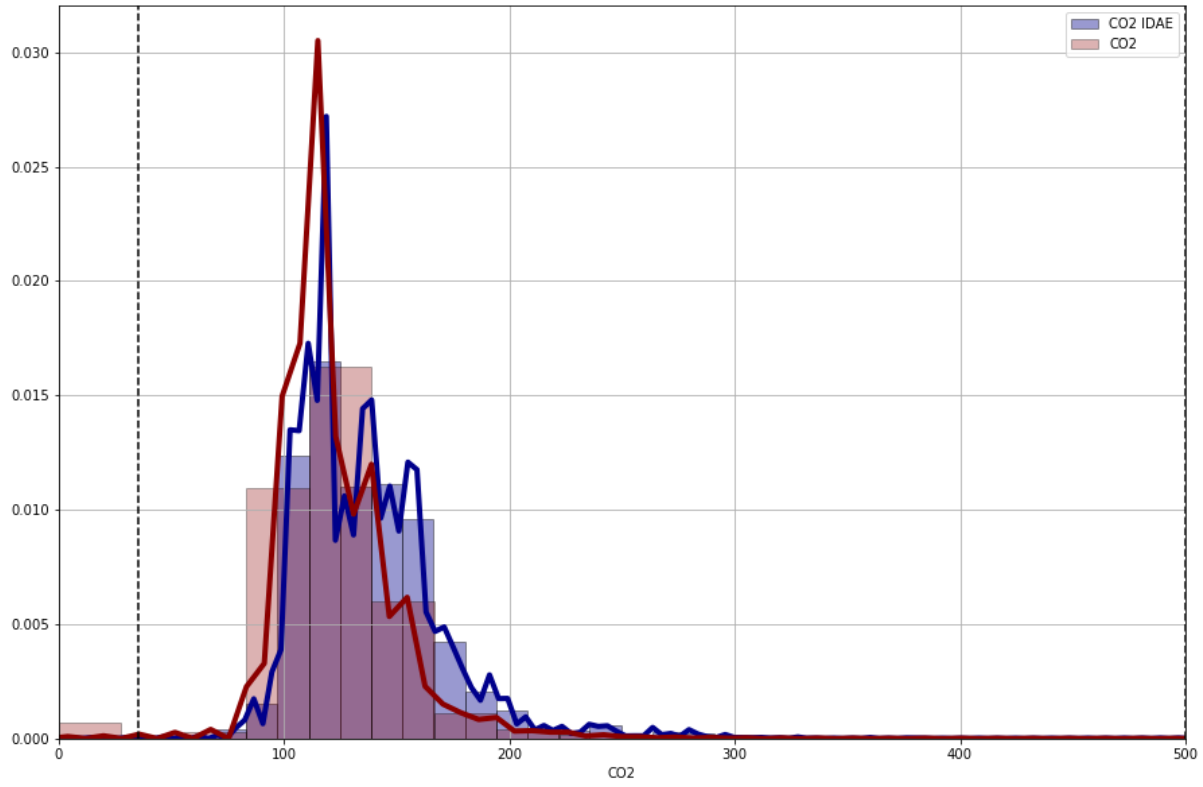


En el gràfic de dalt s'indiquen tres pendents: La identitat (central), que és quan el valor de CO2 coincideix amb el de CO2 IDAE, i les de baix i dalt que mostren quan el CO2 és un dècim o deu vegades el valor IDAE, que indiquen quan hi ha errors tipogràfics com el desplaçament del lloc de la coma cap a l'esquerra o dreta. A més a més, es veu que existeixen molts vehicles pels quals el valor de CO2 és igual a zero, mentres que sí tenen el valor indicat de l'IDAE.

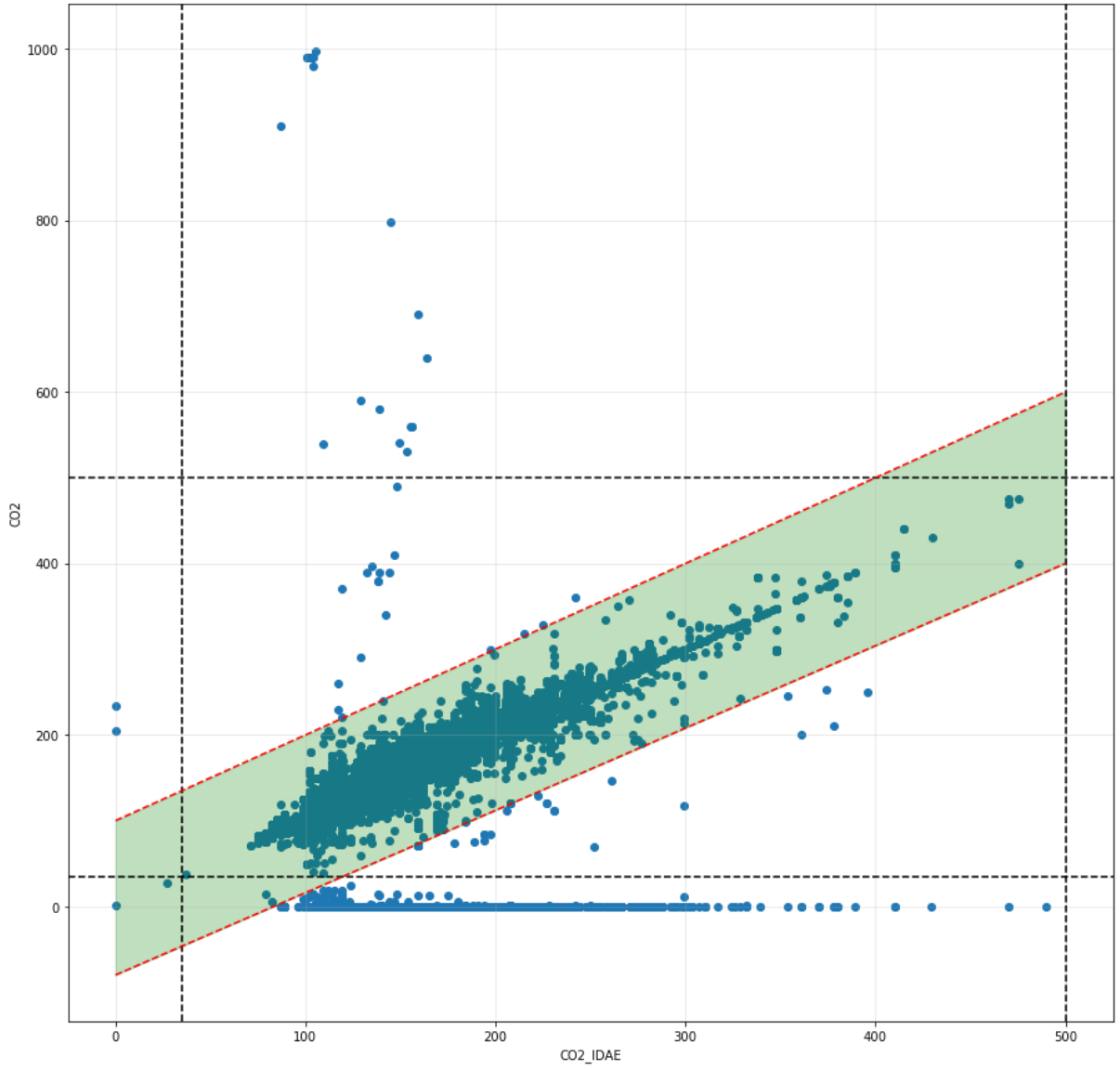
Els valors més petits de CO2 corresponen a alguns vehicles elèctrics, però hi ha moltes observacions que són indiscutiblement errors. A continuació ensenyem una mostra d'una taula filtrant per veure valors petits de CO2, amb errors obvis com un Peugeot 407 dièsel que emet només 1 g/km de CO2:

MARCA	MODELO	CILINDRADA	POTENCIA_FISCAL	POTENCIA_NETA	MASA_MAX	MOM	TARA	NUM_PLAZAS	COMBUSTIBLE	CO2 IDAE	CO2
DAIMLER BENZ	CHRYSLER	1796	12.48	120.00	1935	1495.0	0	5.0	GASOLINA	NaN	8.70
HYUNDAI	I30	1396	10.74	73.19	1820	1260.0	1260	5.0	GASOLINA	NaN	10.74
FORD	FOCUS	1753	12.31	0.00	1755	1465.0	1390	5.0	DIESEL	NaN	1.00
BMW I	I3	647	14.55	125.00	1760	1440.0	1390	4.0	ELéCTRICO	NaN	13.00
OPEL	CORSA E	1248	10.02	70.00	1720	1259.0	1259	5.0	DIESEL	101.0	10.00
BMW I	I3	647	14.55	125.00	1760	1440.0	1390	4.0	ELéCTRICO	NaN	13.00
BMW I	I3	647	14.55	125.00	1730	1390.0	1390	4.0	ELéCTRICO	NaN	13.00
VOLKSWAGEN	TOURAN	1968	13.19	100.00	2260	1675.0	1675	5.0	DIESEL	NaN	9.75
VOLKSWAGEN	GOLF	1598	11.64	0.00	1830	1337.0	1337	5.0	DIESEL	NaN	12.00
PEUGEOT	407 SR SPORT HDI	1560	11.47	80.00	2020	1437.0	1437	5.0	DIESEL	140.0	1.00
BMW I	I3	647	14.55	125.00	1760	1440.0	1390	4.0	ELéCTRICO	NaN	12.00
VOLKSWAGEN	TIGUAN	1968	13.19	103.00	2250	1654.0	1654	5.0	DIESEL	NaN	13.19
BMW	I3	647	14.55	125.00	1730	1390.0	1315	4.0	ELéCTRICO	NaN	13.00
TOYOTA	TOYOTA YARIS	1329	10.42	73.00	1490	1117.0	0	5.0	GASOLINA	114.0	5.00
VOLKSWAGEN	TRANSPORTER CARAVELLE	2461	16.48	0.00	3000	2395.0	2320	9.0	DIESEL	NaN	1.00
BMW	I3	647	14.55	125.00	1730	1390.0	1315	4.0	ELéCTRICO	NaN	13.00
DS	DS 4 1.2 PURETECH S&S	1199	8.73	96.00	1790	1330.0	1330	5.0	GASOLINA	119.0	14.00
OPEL	ZAFIRA-A	1598	11.63	74.00	1950	1265.0	1190	7.0	GASOLINA	NaN	1.00

En el gràfic de més avall s'observa que la densitat dels valors de CO2 provinents d'IDAE està una mica desplaçada a la dreta. Atès que els valors de CO2 d'IDAE solen ser d'anys més anteriors, coincideix amb l'observació que els valors antics de CO2 tenen valors grans.



La inclusió del dataset d'IDAE es pot fer de diverses maneres. Per exemple, es pot considerar part de la veritat objectiva, encara que això no pot ser directe perquè com ja vam veure els dos valors no coincideixen en molts casos. Una altre forma és què es pot utilitzar com a reemplaçament del valor vertader quan aquest no existeix, és a dir, prendre com a veritat absoluta els valors de CO2 quan n'hi ha, i sinó, els d'IDAE si existeixen. També es podria considerar construir una combinació dels dos valors, a partir de criteris que permetin avaluar la probabilitat que algun sigui més correcte que l'altre. Finalment, podria no utilitzar-se directament per a l'entrenament, si no com una mesura de prova o validació dels models de més alt nivell, per tal de tenir una avaluació del rendiment independent del dataset i la partició original entre entrenament/prova. En qualsevol cas, cal tenir en compte la diferència estadística entre els dos datasets (tal com la que es mostra més amunt), que pot introduir biaixos complexos i perjudicar el model silenciosament.

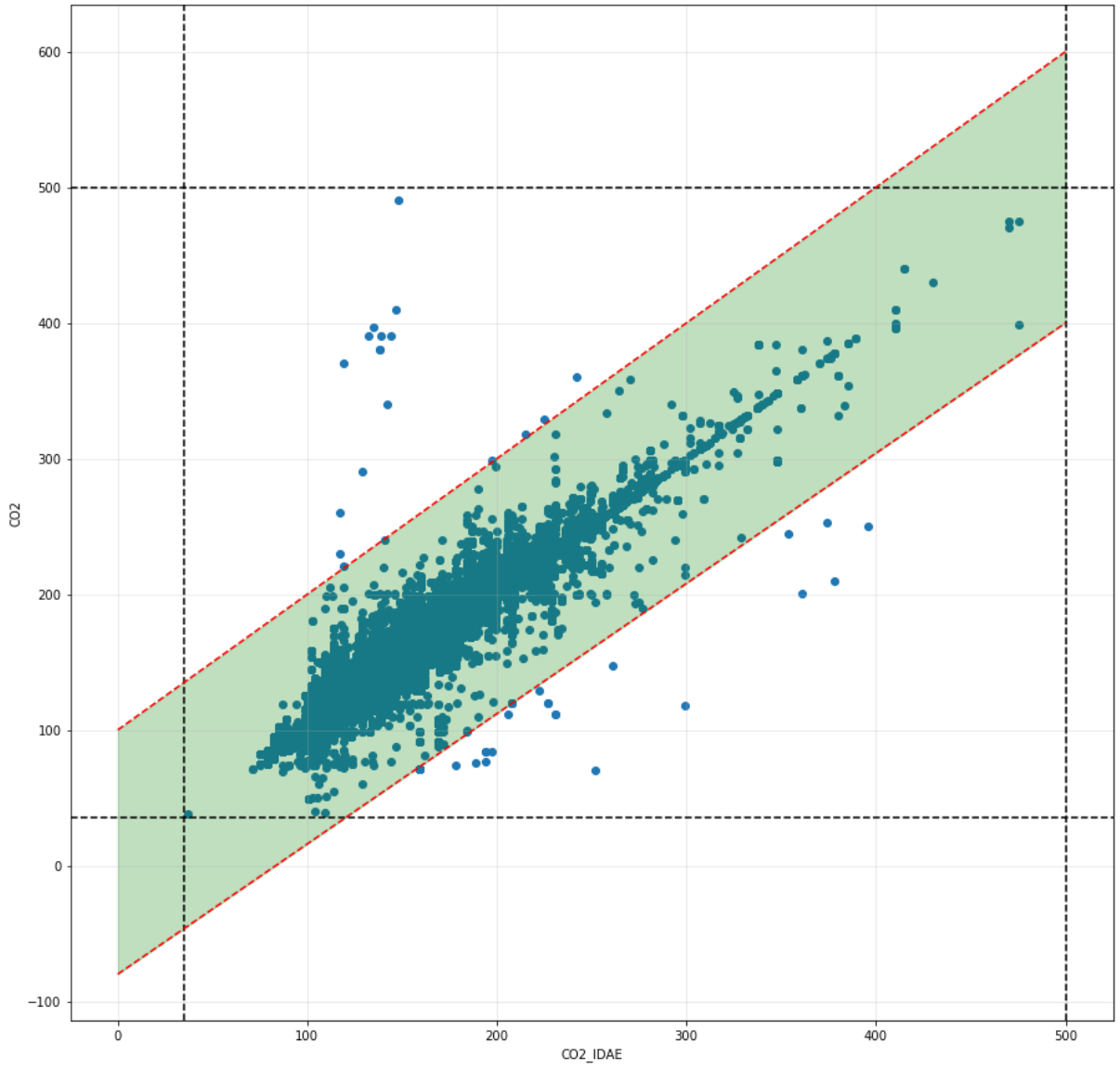


En el gràfic anterior es mostra un possible rang de valors que considerem vàlid per al CO2 d'IDAE. Aquest rang està compost entre les dues funcions lineals:

$$i_{low} = -80 + 0.96 * CO2$$

$$i_{high} = 100 + CO2$$

Per descomptat, això només podem fer-ho per als vehicles que podem observar ambdós valors de CO2. Per a la resta de vehicles no tenim cap referència de com estimar si el CO2 de l'IDAE és un valor vàlid o no. Les línies negres ratllades mostren els criteris establerts per als quals es consideren com a valors incorrectes. El següent gràfic mostra els valors que queden després de remoure els valors segons els límits establerts. Observem que encara hi ha valors que presenten incongruències entre les columnes de CO2 i CO2 d'IDAE.



El resultat dels anàlisis d'aquesta secció és que els valors considerats outliers han estat remoguts de la base de dades utilitzada per a fer les estimacions de CO2. Aquests vehicles que presenten valors erronis van ser etiquetats, per a la seva posterior imputació automàtica (veure més a baix).

2.2.1. Errors en l'escriptura de dades

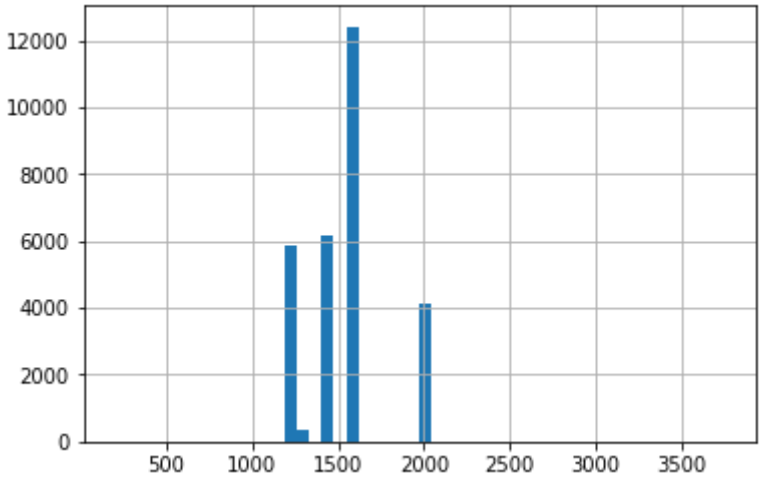
En els camps de tipus caràcter, trobem molts valors introduïts amb errors ortogràfics o errors involuntaris introduïts a l'hora d'escriure les dades. Aquests valors els hem de considerar si volem utilitzar aquestes columnes.

Per exemple, el Nissan Qashqai és un cotxe relativament popular. Si busquem els models que contenen les lletres "QASH" en l'exacte mateix ordre apareixen més de 40 diferents models únics, la majoria només un cop:

MODEL	Observacions
NISSAN QASHQAI	30099
NISSAN QASHQAI + febrer	2260
NISSSAN QASHQAI	37
NISSAN QASHQAI febrer	20
NISSAN QASHQAI¿ febrer	17
NISSAN QASHQAI +2	15
NISSAN QASHQAI2	14
NISSAN QASHAQI	14
NISSAN QASHQAI +2	14
NISSAN QASHGAI	8
Nissan QASHQAI	7
NISSAN QASHAI	7
NISSANQASHQAI	4
NISSAN QASHQAI	4
NISSAN QASHQI	3
NISSAN QASHAQAI	3
NISSN QASHQAI	2
NISSAN QASHQAI'J10	2
Nissa QASHQAI	2
NISASN QASHQAI	1
NSSAN QASHQAI	1
Missan QASHQAI	1
NISSAN QASHQAIç	1
NISSAN QASHQAI * gener	2
NISSAN QASHQ2AI + 2	1
NISSAN QASHOAI	1
NISSAN QASHAAI + 2	1

Nissan QASHQAI + 2 1
NIDDSN QASHQAI 1
NISSAN QASHQ AI 1
NISSAN QASHQAI-2 1
NISSAN QASHQAU 1
NISSAN QASHQAI 4X4 1
NISSAN QASHQA1 1
NIOSSAN QASHQAI + 2 1
NISSAN QASHQAIÑJ10 1
NIISAN QASHQAI 1
NISAAN QASHQAI 1
BNISSAN QASHQAI + 2 1
NISSAN QASHDAI 1
NISSAN QASHQAI-J10 1
NISSAN QASHAQI + 2 1
NISSSAN QASHQAI + 2 1
NISSAQN QASHQAI 1
NISSAB QASHQAI 1
Missan QASHQAI + 2 1

El nombre que apareix a la dreta dels noms de dalt mostra la quantitat de cops que un vehicle està registrat amb aquest model. Tot i això, si s'exploren altres variables sobre aquestes observacions que cauen dins dels més de 40 diferents models únics, s'observen que hi ha unes 3 o 4 tipologies generals i no 40. Per exemple, mirant l'histograma de valors trobats per a tots els models amb "QASH", veiem una distribució amb pocs valors diferents:

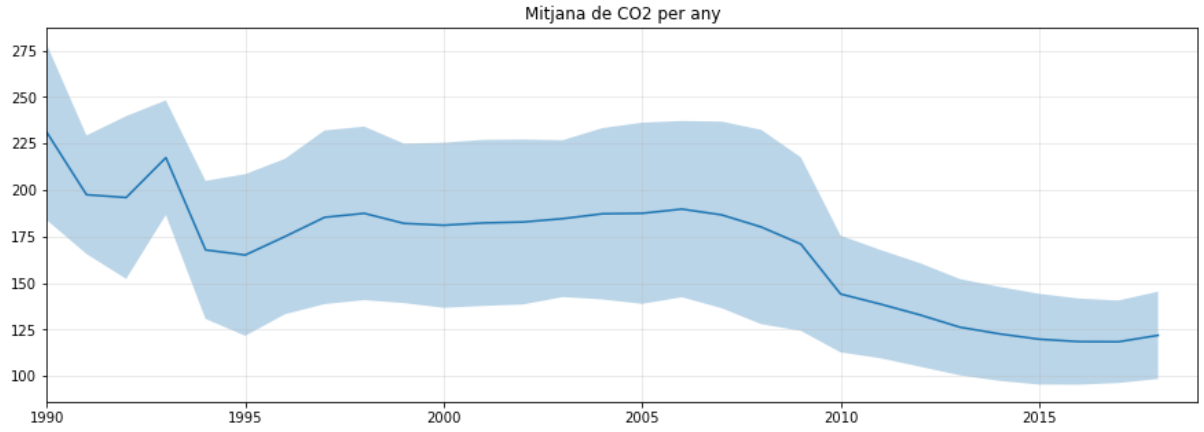


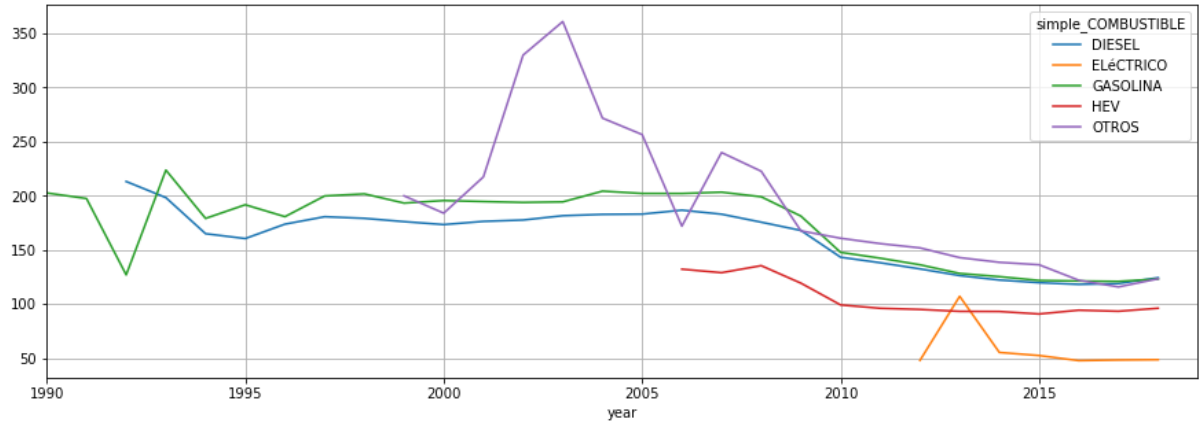
Cilindrada

Una bona neteja de les columnes de marques i models serviria per a poder identificar i esmenar errors en les columnes de propietats tècniques dels vehicles, o millor encara en la mateixa estimació de CO2. *En els models proposats en aquest informe hi ha una molt alta*

possibilitat que dos vehicles idèntics (marca / model / any), que haurien de tenir les mateixes emissions, apareguin amb un càlcul de CO2 estimat diferent només perquè un d'ells té algun error en alguna de les seves característiques. Això no queda reflectit en un error en el model predictiu, sinó a la base de dades, que es podria corregir en un cas hipotètic, senzillament amb la neteja de les marques i models, i corregint els valors que falten/erronis basant-se no només en qualsevol vehicle similar, si no donant més pes a aquells que són el mateix model.

En les següents gràfiques podem observar com la mitjana d'emissions de CO2 per vehicle ha anat canviant amb el pas dels anys, tant com per al total de combustibles com per al desagregat:





Veient els gràfics de dalt, podem observar clarament que per als vehicles que anem a estimar les equacions, la distribució pot variar. Això pot resultar en subestimacions de les emissions a predir. Per tal de corregir aquest biaix, caldrà incloure una variable regressora que representi l'edat dels vehicles.

2.2.2. Altres errors

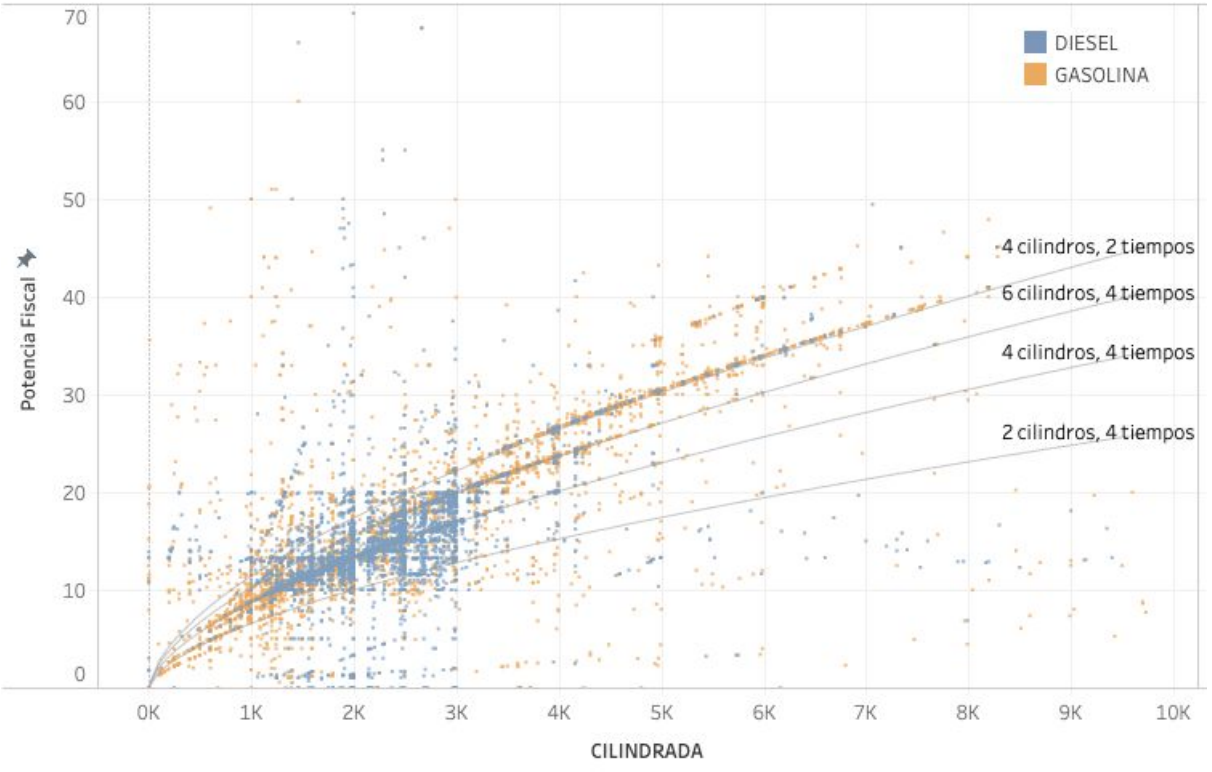
Ademés dels errors tipogràfics explicats en el subapartat anterior, també trobem errors similars però sobre les variables numèriques. Per exemple, variables numèriques que estan escrites amb comes (,) en comptes de (.). En general aquests errors són menors i són fàcils de netejar.

Com ja hem esmentat abans, un altre cas senzill són els valors anòmals. Situant tots els valors d'una variable en concret en ordre i observant quins són els valors més atípics (ja sigui massa petits o massa grans) podem descartar que aquests siguin valors adequats. Per exemple, una cilindrada menor a 10 el considerem com un valor mal introduït, o un nombre de places igual a 55, també es considera un valor erroni.

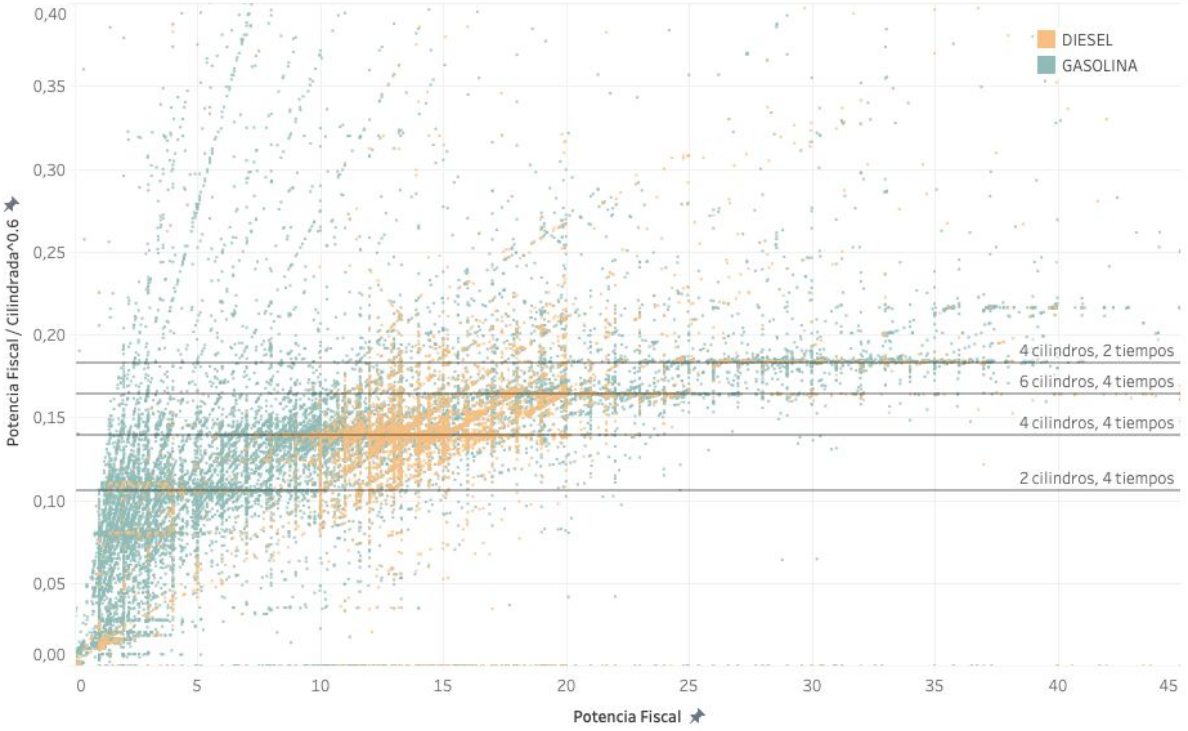
El problema més gran s'observa quan hi ha valors erronis i no tan diferents a la resta, de manera que no podem filtrar-los com outliers. Vam detectar aquests a través de la inspecció entre relacions entre variables. Per exemple, algunes variables són, en principi, un càlcul directe de les altres, com ara la potència fiscal que es calcula com:

$$Potència\ fiscal = t * (C / N)^{0,6} * N$$

On t és un factor numèric que depèn dels temps del motor, C és la cilindrada i N el nombre de cilindres.

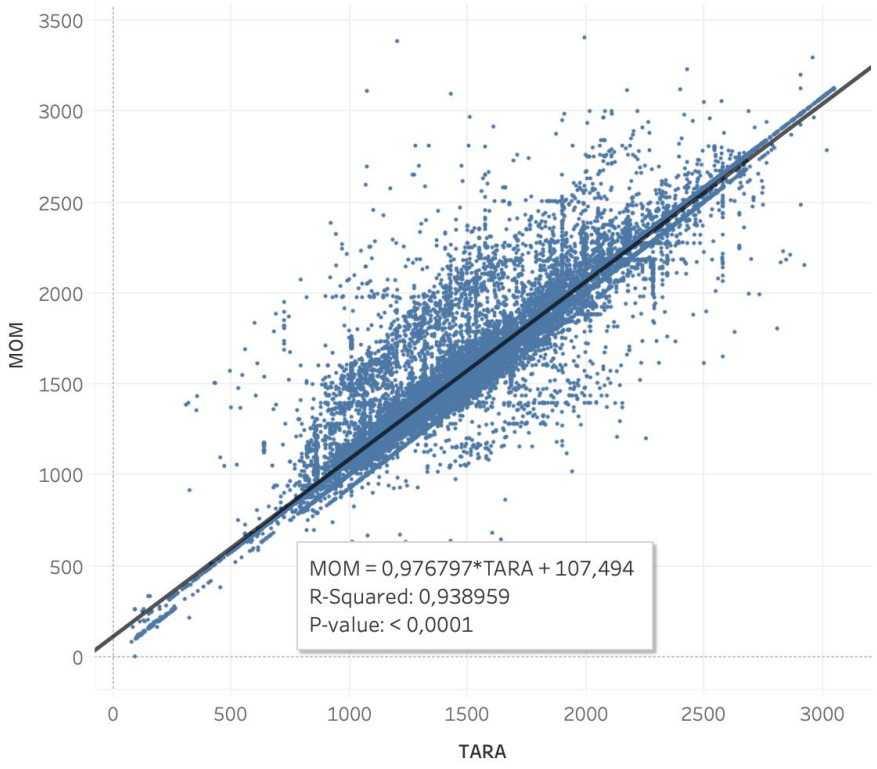


Si grafiquem el quocient entre la potència fiscal i la potència 0.6 de la cilindrada hauríem d'observar una sèrie de valors constants. No obstant això, observem el següent comportament (cal comparar amb les línies horitzontals que marquen alguns valors típics que es poden esperar):



A priori no podem saber si el valor correcte és la Cilindrada o la potència fiscal, però clarament hi ha molts vehicles per als quals existeix algun error.

Una altra exemple de relació lineal i senzilla és la de la de la massa en moviment, que en principi hauria de ser la tara més una constant típica (per exemple el pes d'un conductor). S'observa en canvi, una relació amb una dispersió relativament gran:



La tendència en el gràfic ens indica que de mitjana veiem la relació que esperem, però en molts casos la desviació és altíssima (més de 500 kg).

Finalment, hem notat que la variable DES_TIPO presenta valors estranys. Es suposa que els vehicles que pertanyen a les categories d'homologació M1 i N1 tenen unes certes característiques a complir. Tot i això, observem errors. No tenim manera de corroborar si aquests errors pertanyen a la introducció de la variable DES_TIPO o a la introducció de la categoria d'homologació (CATEGORIA_HOMOLOGACION), tot i que sospitem que hi ha errors en els dos camps.

CATEGORIA_HOMOLOGACION	DES_TIPO	CO2	CO2_IDAE
M1	CAMIÓN	15	1
	CAMIÓN ARTICULADO	0	1
	CAMIÓN CAJA	21	0
	CAMIÓN FRIGORÍFICO	1	0
	CAMIÓN FURGÓN	51	0
	CAMIÓN JAULA	1	0
	CAMIÓN MIXTO	7	0
	CAMIÓN PLATAFORMA	1	0
	CUATRICICLO PESADO	6	0
	FURGONETA	253	33
	FURGONETA MIXTA	59	1
	MOTOCICLETA DE 2 RUEDAS SIN SIDECAR	95	1
	TODO TERRENO	36816	26757
	TRACTOCAMIÓN	0	1
	TURISMO	1248161	818949
N1	CAMIONETA	12	4
	CAMIÓN	507	151
	CAMIÓN ARTICULADO	1	19
	CAMIÓN ARTICULADO CAJA	0	1
	CAMIÓN ARTICULADO CONTRA INCENDIOS	2	2
	CAMIÓN ARTICULADO FRIGORÍFICO	0	0
	CAMIÓN ARTICULADO FURGÓN	0	3
	CAMIÓN ARTICULADO GRÚA	1	1
	CAMIÓN ARTICULADO HORMIGONERA	0	0
	CAMIÓN ARTICULADO JAULA	0	0
	CAMIÓN ARTICULADO PLATAFORMA	0	0
	CAMIÓN ARTICULADO TALLER	0	0
	CAMIÓN ARTICULADO VIVIENDA O CARAVANA	0	2
	CAMIÓN ARTICULADO VOLQUETE	163	1
	CAMIÓN BASURERO	11	0
	CAMIÓN BOTELLERO	0	1
	CAMIÓN CAJA	5044	1420
	CAMIÓN CISTERNA	0	0
	CAMIÓN FRIGORÍFICO	531	180
	CAMIÓN FURGÓN	691	2774
	CAMIÓN ISOTERMO	28	40
	CAMIÓN JAULA	1	0
	CAMIÓN MIXTO	18	3
	CAMIÓN PARA CANTERA	0	1
	CAMIÓN PLATAFORMA	5	0
	CAMIÓN PORTACONTENEDORES	1	2
	CAMIÓN PORTAVEHÍCULOS	39	15
	CAMIÓN SILO	0	2
	CAMIÓN TALLER	1	9
	CUATRICICLO PESADO	0	0
	FURGONETA	58402	24268
	FURGONETA MIXTA	349	931
	MOTOCICLETA DE 2 RUEDAS SIN SIDECAR	2	0
	TODO TERRENO	35	105
	TRACTOCAMIÓN	3	2
	TURISMO	566	1687

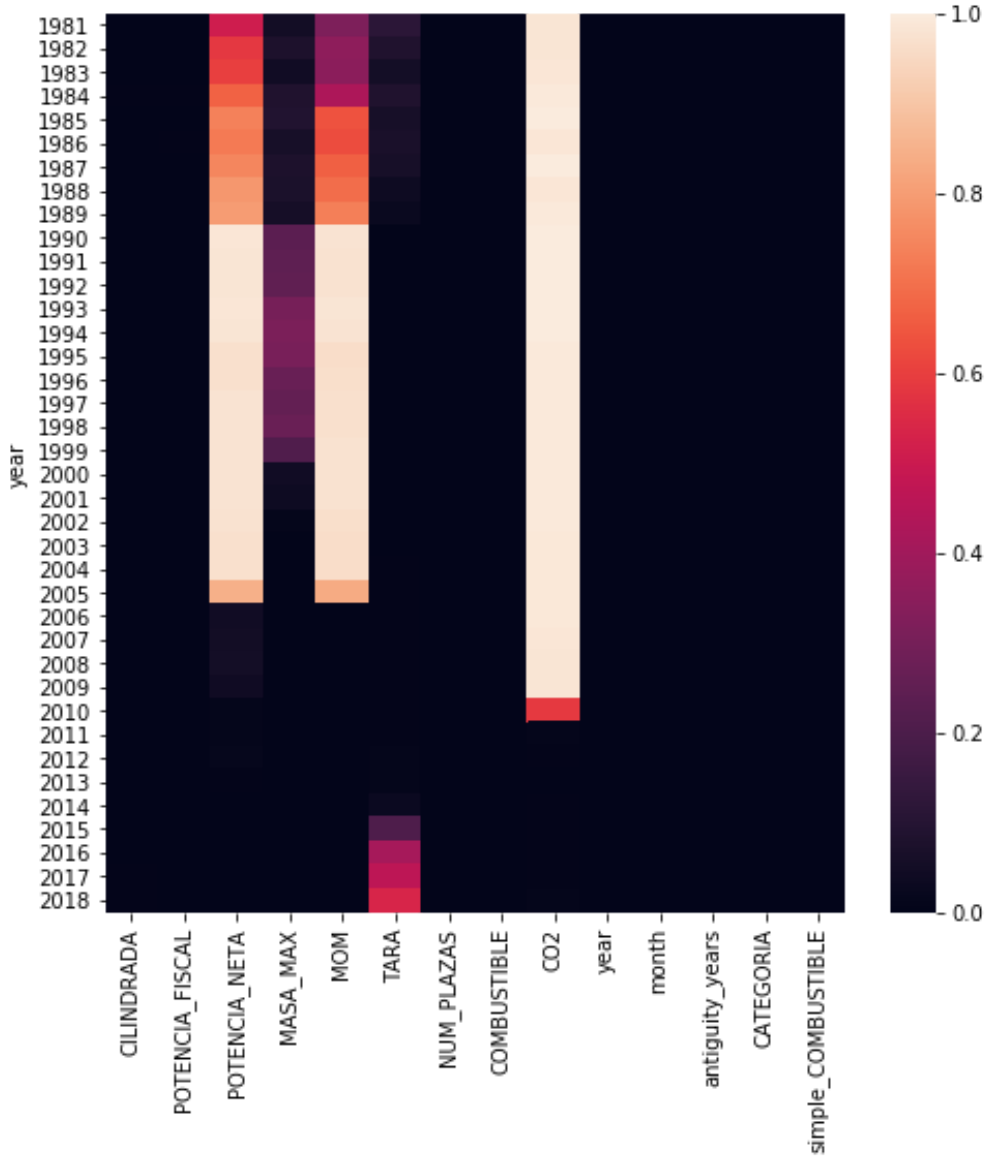
2.3. Valors mancants

Finalment discutim un altre tipus d'error observat que és el dels valors que falten a la base de dades. Solucionar aquest error és crucial per a l'objectiu del projecte, ja que per a poder calcular les emissions de tots els vehicles mitjançant regressions lineals hem de tenir totes les dades disponibles que siguin necessàries per als models. Aquests models no admeten valors mancants. Més endavant discutirem els mètodes d'imputació que van ser explorats i utilitzats.

Observem que només algunes variables presenten valors buits o valors mancants. Com ja hem indicat abans, molt probablement els valors que falten no siguin aleatoris. Això ens indica que els valors que falten contenen informació addicional per al dataset. Quan els valors que falten són aleatoris, la imputació resulta més senzilla, ja que es poden imputar amb valors estàndard com la mitjana o la mediana. En canvi, quan no és el cas, hem de fer servir tècniques més complexes.

Després de remoure les dades atípiques i reemplaçar-les per valors mancants, les variables que presenten valors que falten per al subconjunt d'observacions amb *CATEGORIA_HOMOLOGACION* M1 i N1 són:

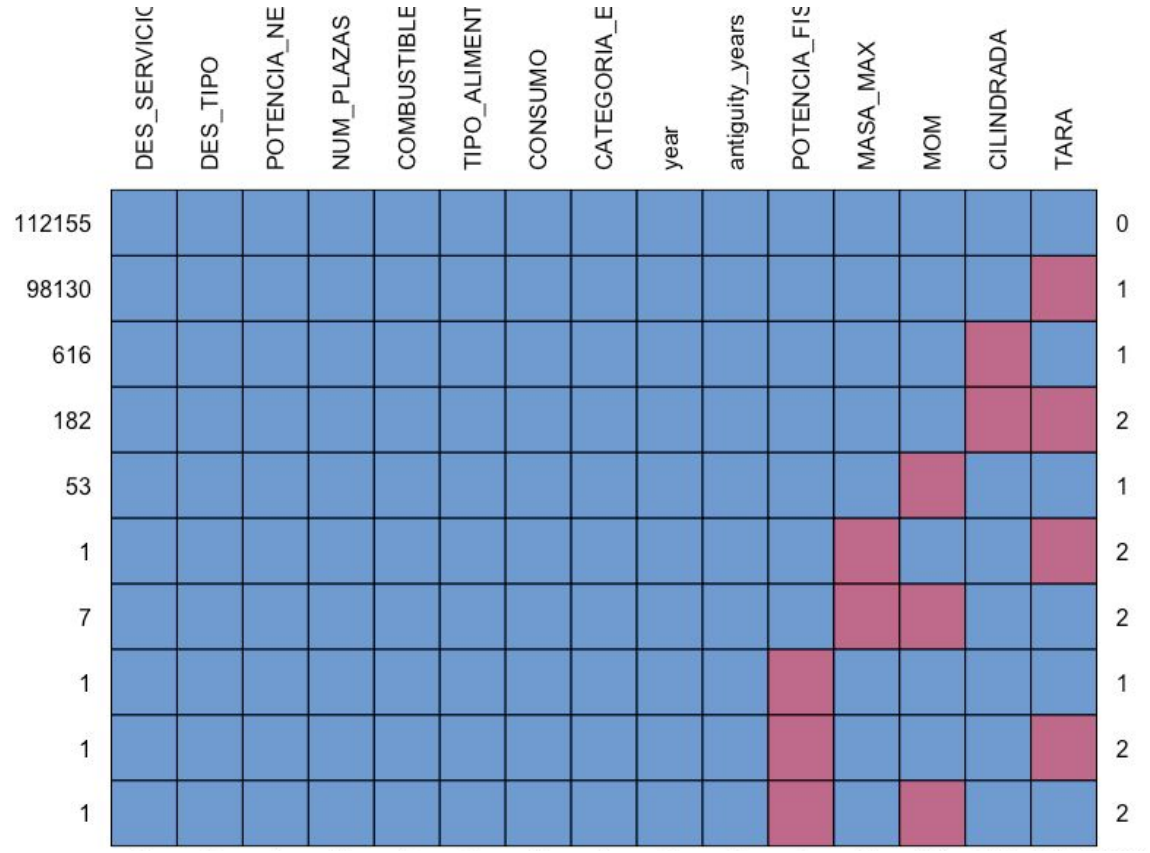
- *MASA_MAX* per als anys anteriors a 1990
- *MOM* per als anys anteriors a 2005
- *TARA* a partir de 2014 en endavant
- *TIPO_ALIMENTACION* per anys anteriors a 2012
- *EMISIONES_UE* per anys anteriors a 1992
- *CO2* per anys anteriors a 2010
- *AUTONOMICO_ELECTRICO* per anys anteriors a 2014



La diferència entre variables categòriques i numèriques també és molt important. Alguns mètodes d'imputació només serveixen per omplir variables numèriques i d'altres només per a variables categòriques. També hi han altres tècniques, com és el cas de l'ús de regressors més avançats emprats per a omplir aquests valors mancants, que serveixen per a ambdós casos.

Les observacions sense valors mancants o sense valors atípics les considerem vàlides, o que no han de ser estimades, sense tenir en compte si són correctes o no. Les variables que contenen valors que falten necessiten que aquests siguin estimats, i intentarem fer servir els valors que sí tenim per tal de fer-ho. Cada observació té un diferent patró de valors buits. Si agrupem aquests patrons entre els diferents grups de variables que tenen diferents patrons (considerem que tenen un mateix patró si contenen exactament les

mateixes variables amb valors buits) observem el següent gràfic dels patrons dels valors que falten per a l'any 2018:



A dalt veiem en l'eix Y dues escales, el valor de l'esquerra mostra la quantitat d'observacions que contenen aquest patró, mentre que el de la dreta mostra la quantitat d'observacions que contenen exclusivament aquests valors mancants. L'eix X conté els noms de les diferents variables. Llavors, les columnes indiquen les diferents variables avaluades i les files indiquen la quantitat d'observacions que tenen concretament aquests valors que falten, sent vermell quan contenen valors que falten i blau quan no. Podem observar que els dos grups amb major quantitat d'observacions són les observacions que no presenten valors que falten (112.155), seguit d'observacions que només tenen com a valor buit la TARA (98.130). Finalment, la resta de patrons de valors que falten representen un petit percentatge del nombre total d'observacions (~ 0.4%).

Un problema a tenir en compte és que mai podem observar els valors que falten reals. L'única forma d'avaluar el biaix o error de la imputació és mitjançant la imputació de valors mancants artificials que produïm només per a aquest propòsit, extraient valors el més similars possibles als valors que falten originals, imputar-los, i observar l'error que es produeix.

Després de l'exploració dels valors que falten, es va observar un clar empitjorament en la col·lecció de les dades per als anys més antics. És a dir, a banda de que les dades de CO2 pateixin un gran deteriorament per als anys previs a 2002 i entre els anys 2002 i 2008, també la col·lecció en general de dades resulta més errònia. Per exemple, dades que han estat considerades com outliers solen correspondre a anys més antics a la base de dades.

Hi ha diferents formes d'avaluar l'estimació, però la més precisa és la d'estimar exactament l'error d'imputació sobre cadascuna de les variables, és a dir, iterar sobre cadascuna de les variables a imputar i estimar quin és l'error sobre la imputació d'aquesta variable per separat de la resta.

L'objectiu de la imputació és llavors trobar grups on els valors que falten dins del grup siguin aleatoris. Sabent que és una suposició forta, hem de trobar la forma en què els errors estimats d'imputació siguin els més petits possibles. En la següent secció expliquem els mètodes utilitzats per tal de trobar els grups on els valors que falten siguin aleatoris.

3. Models d'imputació

3.1 Missing Forests

La tècnica Missing Forest és una tècnica d'imputació de valors que falten no paramètrica la qual permet imputar tant variables numèriques com variables categòriques. La tècnica consisteix en construir un bosc d'arbres de decisió per tal de predir les variables desitjades que contenen valors buits. D'aquesta manera, es genera un bosc per a cadascuna de les variables que es requereix imputar i llavors s'estima quin és l'error de cadascun d'aquests. Aquest model resulta adequat per al nostre objectiu gràcies a la gran quantitat d'observacions que conté la base de dades.

El paquet de *R* utilitzat per fer aquesta imputació es diu"*missForest*" i ens permet estimar els errors a l'hora de fer la imputació. Per una banda, el mètode utilitzat per a estimar els errors s'anomena *Out of Bag Error* (OOB error). *Stekhoven and Buhlmann* [2011] varen demostrar que aquesta tècnica representa una estimació vàlida dels errors de la imputació. Per altra banda, la mètrica utilitzada per a estimar els errors és el *MSE* per a variables numèriques i *PFC* (*proportion of falsely classified* en anglès o proporció de variables mal classificades) per a les variables categòriques. En aquest estudi només imputem variables numèriques.

Finalment, esmentar una frase de Joseph L. Schafer que diu: "*Failure of an imputation model does not damage the integrity of the entire dataset, but only the portion that is* imputed."

3.2. Imputació per any

El primer mètode emprat és el de separar la base de dades a imputar entre els diferents anys en què les observacions van ser introduïdes a la base de dades, mitjançant la variable *FECHA_PRIM_MAT.* Aquesta variable ens permet separar les observacions en diferents grups, dins dels quals volem que els valors que falten siguin aleatoris. Sabent que els valors que falten varien molt amb la data de matriculació, separar entre diferents anys és un mètode que a priori sembla vàlid. És important remarcar que això no implica que els valors que falten dins dels diferents anys siguin aleatoris, però és definitivament una tècnica millor que agrupar-los tots dins del mateix grup, ja que com hem pogut observar anteriorment, els valors que falten estan molt lluny de ser aleatoris. La següent taula mostra els errors amb la mètrica RMSE estimats per a cada un dels anys imputats i cada una de les variables imputades:

	CILINDRADA	POTENCIA_FISCAL	MASA_MAX	MOM	TARA
X2018	241.698348	1.604102	191.501044	135.062179	149.845839
X2017	237.996675	1.436056	190.599848	132.410545	137.749160
X2016	248.580743	1.464033	2111.889503	543.232712	161.132428
X2015	260.122271	1.477731	201.313429	3609.659953	155.602844
X2014	248.813188	1.467327	202.188837	1566.627831	145.970308
X2013	244.378032	1.425251	214.219118	714.640159	145.084280
X2012	265.999741	1.436584	226.935936	195.187704	151.387101
X2011	264.940714	1.214794	224.242373	168.108935	150.870931
X2010	271.290241	1.258630	218.987659	155.997790	151.168198
X2009	276.985605	1.330651	209.479361	168.413495	143.853206
X2008	315.770725	1.419083	205.949287	172.979932	153.874613
X2007	295.664316	1.469645	198.562920	1734.113856	152.326320
X2006	280.781006	1.472808	203.145553	1761.825925	128.156702
X2005	287.751389	1.574038	414.303670	1061.320056	130.730875
X2004	273.804973	1.656300	182.610914	246.060956	154.386501
X2003	271.360362	1.608666	183.012171	555.091551	148.383546
X2002	264.988248	1.507766	688.324811	216.858444	136.827423
X2001	262.106268	1.421222	191.870436	277.799510	131.253889
X2000	260.149969	0.000000	194.210767	285.345837	133.656452
X1999	0.000000	1.479811	212.278398	247.280427	146.561256
X1998	0.000000	0.000000	3783.634294	266.740831	144.539492
X1997	326.612471	1.818902	206.076572	292.463648	151.768756
X1996	335.867586	1.886786	222.518476	464.506874	156.482250
X1995	0.000000	2.125307	365.853755	356.407069	168.162461
X1994	0.000000	0.000000	245.069154	621.419443	140.709057
X1993	0.000000	0.000000	211.911460	205.308294	153.831839
X1992	359.850108	0.000000	207.522621	181.154128	152.543898
X1991	0.000000	0.000000	231.220873	208.688568	194.145922
X1990	0.000000	0.000000	215.749538	226.652721	170.386697

A la taula anterior observem que hi ha certs anys per als quals la imputació funciona molt pitjor, com podem observar per MASA_MAX en l'any 1998 o la variable MOM l'any 2015. Els anys on apareix un 0 és que no hi ha valors a imputar.

3.3. Imputació per grups d'anys

El segon mètode és bastant similar a l'anterior, amb la diferència que els grups són d'anys consecutius i no incloents. La tècnica, per tant, és molt similar a l'anterior, només que canvien els grups d'anys per als quals s'imputen les variables alhora. És a dir, la imputació en comptes de ser any per any es fa en grups de dos anys. Primer el període 2017-2018, després 2015-2016, etc... Aquesta tècnica s'ha fet servir ja que no sabem els anys en què els cotxes són introduïts per primera vegada ni en quins anys quins cotxes són més comuns, per tant s'intenta crear subgrups per als quals els valors que falten puguin ser similars. A continuació ensenyem la taula d'errors d'aquesta metolodogía:

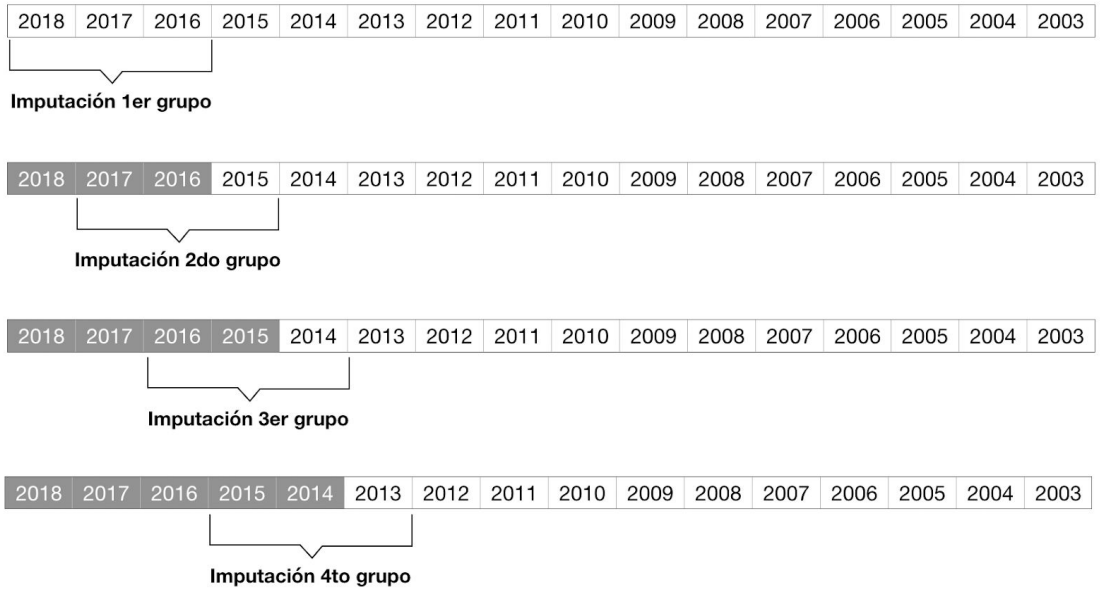
	CILINDRADA	POTENCIA_FISCAL	MASA_MAX	MOM	TARA
X2018	237.693673	1.529061	191.588341	132.371012	141.388369
X2017	237.693673	1.529061	191.588341	132.371012	141.388369
X2016	248.951415	1.435457	1535.208666	2522.722591	156.985426
X2015	248.951415	1.435457	1535.208666	2522.722591	156.985426
X2014	246.868774	1.466107	203.175403	1252.251967	142.338074
X2013	246.868774	1.466107	203.175403	1252.251967	142.338074
X2012	259.591653	1.242335	226.308268	180.897301	155.251251
X2011	259.591653	1.242335	226.308268	180.897301	155.251251
X2010	281.360813	1.333931	214.301812	160.691227	147.252787
X2009	281.360813	1.333931	214.301812	160.691227	147.252787
X2008	292.432546	1.485622	210.942522	1331.917933	157.352037
X2007	292.432546	1.485622	210.942522	1331.917933	157.352037
X2006	263.973642	1.574808	327.224604	1681.049958	132.084354
X2005	263.973642	1.574808	327.224604	1681.049958	132.084354
X2004	267.423952	1.596777	188.946745	418.266444	146.228917
X2003	267.423952	1.596777	188.946745	418.266444	146.228917
X2002	260.492875	1.479194	508.596800	247.343396	143.159203
X2001	260.492875	1.479194	508.596800	247.343396	143.159203
X2000	264.667390	1.459147	203.663369	268.902667	142.343726
X1999	264.667390	1.459147	203.663369	268.902667	142.343726
X1998	314.908781	1.703090	2902.165715	280.444241	151.209933
X1997	314.908781	1.703090	2902.165715	280.444241	151.209933
X1996	354.264626	2.058439	291.543824	422.589990	169.011991
X1995	354.264626	2.058439	291.543824	422.589990	169.011991
X1994	0.000000	0.000000	228.528279	501.631572	150.214829
X1993	0.000000	0.000000	228.528279	501.631572	150.214829
X1992	389.501852	0.000000	210.217433	209.580075	170.544742
X1991	389.501852	0.000000	210.217433	209.580075	170.544742
X1990	0.000000	0.000000	231.015788	216.889761	167.198288

A la taula anterior s'observen errors bastant similars als del mètode anterior tenim valors repetits ja que s'han agrupat per grups de 2 anys. L'avantatge d'aquest mètode és que la variància d'aquestes imputacions és menor, i l'escala global que es pot observar a la dreta del gràfic és menor que en el mètode anterior. El desavantatge és que en utilitzar aquest mètode podem afegir soroll extra en els anys on hi ha pocs valors mancants. Per exemple, si comparem amb el gràfic anterior, la variable MOM l'any 2015 presenta un error d'imputació bastant alt, i això repercuteix l'error estimat en aquest model per a les observacions de l'any 2016 també.

3.4. Imputació per finestra lliscant

El tercer mètode proposat és el d'anar omplint les dades més noves primer i després anar afegint les observacions d'anys més anteriors, amb una finestra temporal lliscant (veure esquema més avall). L'objectiu d'això és que els valors que falten a emplenar siguin els més similars als valors observats a la base de dades. En el cas ideal, extraient les observacions amb valors buits la distribució dels altres valors hauria de ser la mateixa que quan s'inclouen les variables amb valors a emplenar.

Aquesta tècnica la fem servir a causa de la gran dependència que tenen els valors respecte a l'any que van ser introduïts a la base de dades. Llavors, la base de dades s'omple a partir del present, iterant any rere any cap enrere.



Esquema d'imputació amb finestra lliscant

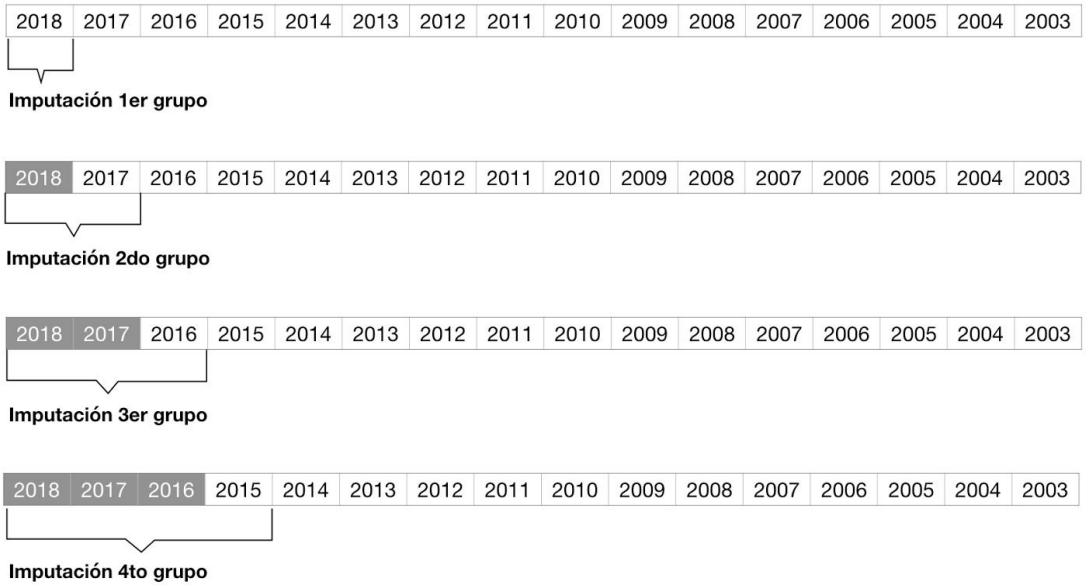
	CILINDRADA	POTENCIA_FISCAL	MASA_MAX	MOM	TARA
X2018	246.901302	1.552341	1139.074999	313.781534	147.348845
X2017	246.901302	1.552341	1139.074999	313.781534	147.348845
X2016	246.901302	1.552341	1139.074999	313.781534	147.348845
X2015	263.394553	1.469371	196.500505	3611.070967	151.148738
X2014	250.947947	1.454950	199.533465	1566.609734	144.873115
X2013	248.981498	1.429456	215.928716	713.789929	142.270559
X2012	248.031055	1.465921	227.560577	195.371640	154.247242
X2011	259.825790	1.249677	225.145183	166.876170	149.763134
X2010	275.381075	1.260078	221.736895	153.667586	151.931942
X2009	276.911426	1.369976	207.059469	170.296168	143.736194
X2008	312.474997	1.366856	206.119515	169.654136	156.637601
X2007	275.425653	1.476091	199.120142	1733.997912	152.571732
X2006	282.489829	1.482449	199.929887	1764.779491	123.792363
X2005	281.970304	1.627215	411.429702	1061.318464	140.736814
X2004	268.093818	1.661658	184.092173	245.420780	145.136796
X2003	272.071806	1.575900	185.768222	557.321541	145.227536
X2002	265.626610	1.542617	689.418272	219.066850	141.417549
X2001	255.102010	1.460773	203.504634	278.567802	141.066577
X2000	265.178395	0.000000	195.694114	287.160265	130.445243
X1999	0.000000	1.536405	215.603369	246.250923	145.366049
X1998	0.000000	0.000000	3784.095835	268.327716	150.096113
X1997	319.346763	1.767376	207.663983	291.544966	148.458148
X1996	336.914434	1.936018	217.769563	463.542842	159.350322
X1995	0.000000	2.124016	366.115917	356.673155	168.432679
X1994	0.000000	0.000000	250.669677	601.698434	145.705530
X1993	0.000000	0.000000	217.610283	205.619117	162.649525
X1992	373.794530	0.000000	207.752356	185.123609	158.206768
X1991	0.000000	0.000000	219.271321	209.996239	197.594058
X1990	0.000000	0.000000	228.069758	228.303874	176.999275

La taula anterior mostra els errors d'aquest mètode. Tret d'algunes variables i anys puntuals sembla obtenir uns resultats vàlids per a la majoria d'anys i variables.

3.5. Imputació per finestra acumulativa

Finalment, l'últim mètode proposat és molt similar a l'anterior. S'emplenen les dades més noves primer i després es van afegint les observacions d'anys més anteriors, per posteriorment anar omplint-les iterativament, de forma similar al mètode anterior (veure esquema més avall), amb la diferència que s'utilitzen tots els anys més nous per tal d'emplenar les observacions més velles. L'objectiu d'això és que els valors que falten a emplenar siguin el més similars als valors observats a la base de dades. Com els valors més nous tenen un percentatge molt menor de valors buits, aquest mètode sembla adequat. La diferència amb el mètode anterior, és que per aquest mètode la imputació dels valors d'anys més anteriors utilitza les dades de tots els anys posteriors ja imputats prèviament. És a dir, la imputació de l'any 2010 utilitza les observacions des del 2011 fins 2018 ja imputades sense valors buits.

De manera similar al mètode anterior, aquesta tècnica la fem servir a causa de la gran dependència que tenen els valors respecte a l'any que van ser introduïts a la base de dades. A la següent taula podem observar els errors respectius a les diferent variables i anys. El principal problema d'aquest mètode és que quan hi ha una variable que té un any amb molts valors que falten, tots els anys anteriors es veuen afectats a l'hora de fer la imputació.



	CILINDRADA	POTENCIA_FISCAL	MASA_MAX	MOM	TARA
X2018	246.249283	1.583114	190.451051	133.319019	154.149953
X2017	242.300866	1.570456	196.309872	137.789535	133.799292
X2016	243.531203	1.543226	1140.460565	312.528846	134.083995
X2015	237.345098	1.502417	1021.402959	1662.709036	141.415482
X2014	253.822766	1.513180	948.616936	1649.640809	139.741578
X2013	250.738483	1.458436	898.558507	1576.732090	143.236426
X2012	254.393506	1.530022	860.324243	1506.216358	139.218385
X2011	251.053446	1.538196	820.512351	1434.777022	140.553590
X2010	259.986081	1.512451	783.903229	1360.829386	143.174695
X2009	262.594213	1.532878	752.399474	1301.123780	142.068946
X2008	262.208388	1.556128	721.551511	1243.039404	146.920316
X2007	277.388865	1.653142	682.640594	1307.201761	144.265366
X2006	283.850987	1.692548	650.047395	1362.046779	149.970460
X2005	287.476531	1.644371	634.500580	1357.095025	152.368832
X2004	293.152878	1.706273	612.937136	1302.298068	153.098130
X2003	297.165904	1.748623	595.072725	1250.360927	154.797762
X2002	306.202669	1.649795	602.594702	1210.150564	155.168542
X2001	304.034260	1.617222	588.686172	1176.969145	154.764871
X2000	309.510167	0.000000	577.255219	1146.501138	154.464464
X1999	0.000000	1.622354	570.615309	1121.349361	156.359475
X1998	0.000000	0.000000	779.170200	1100.110699	154.265915
X1997	310.961718	1.692700	772.200928	1084.957124	158.775835
X1996	310.329110	1.688771	765.677419	1074.992279	157.570195
X1995	0.000000	1.680108	762.215889	1068.232368	163.163946
X1994	0.000000	0.000000	757.957864	1062.749545	159.535482
X1993	0.000000	0.000000	756.719319	1057.766228	159.845648
X1992	318.964146	0.000000	756.130734	1054.348145	161.792410
X1991	0.000000	0.000000	753.777807	1051.426884	160.661701
X1990	0.000000	0.000000	752.925030	1049.250617	159.281055

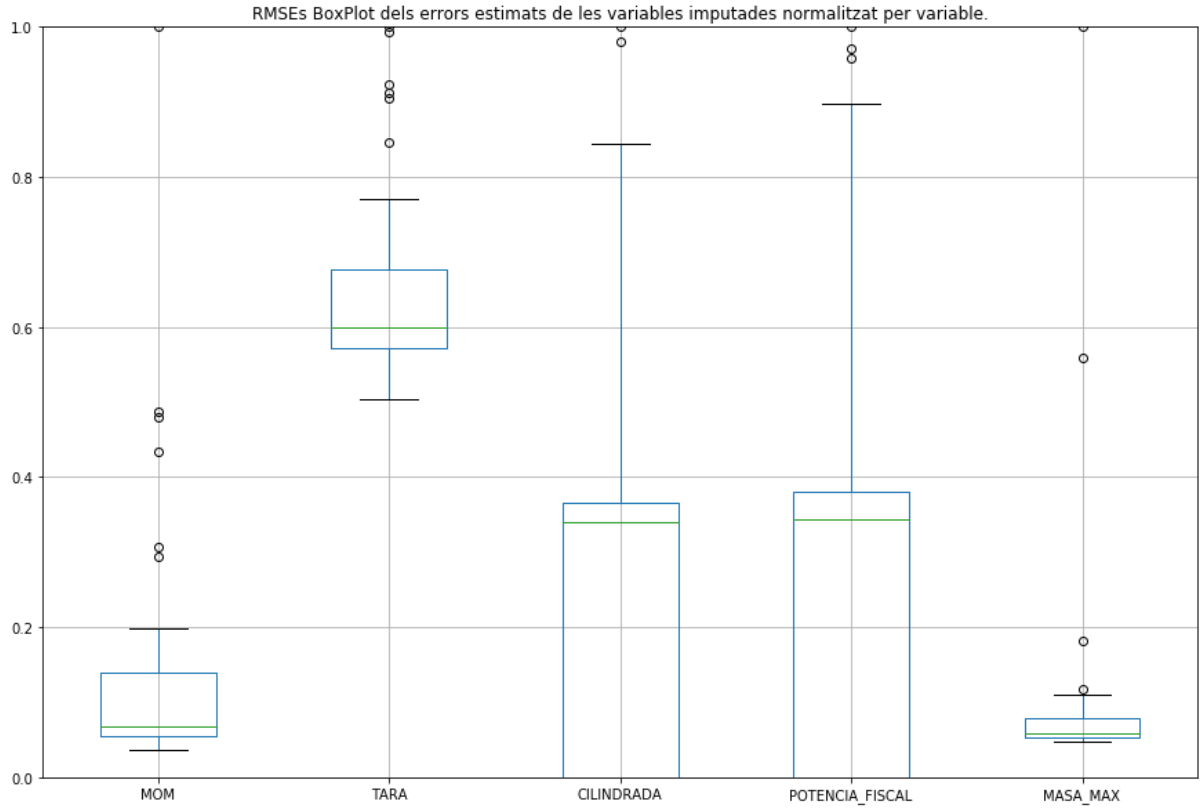
En la taula anterior observem els errors d'aquest mètode. Observem que el problema d'aquest mètode és que quan existeix un any amb una variable que té molts valors

mancants, aquesta pot tenir un error gran i aquest error s'arrossega cap als anys més anteriors per a la mateixa variable. Per tant, aquest mètode sembla afegir biaix innecessari a l'hora d'estimar els valors mancants de certes variables.

	Imputation method	RMSE
CILINDRADA	Year	212
	2 Year groups	261
	Rolling cumsum	**209**
	Rolling fixed	212
POTÈNCIA FISCAL	Year	1.27
	2 Year groups	1.57
	Rolling cumsum	1.22
	Rolling fixed	**1.14**
MASSA MAX	Year	**395**
	2 Year groups	465
	Rolling cumsum	714
	Rolling fixed	408
MOM	Year	**512**
	2 Year groups	596
	Rolling cumsum	1143
	Rolling fixed	602
TARA	Year	166
	2 Year groups	165
	Rolling cumsum	**151**
	Rolling fixed	151

La taula anterior mostra la mitjana dels errors imputats per mètode i per variable de tots els anys. S'observa que cap dels mètodes és superior a la resta de mètodes per a totes les variables. Cada variable funciona millor amb diferents mètodes. Això pot ésser per culpa de la particularitat dels valors buits de cada variable.

A continuació mostrem un gràfic final dels errors pel mètode d'imputació anual, on es poden veure els errors normalitzats per a cada variable. Aquest gràfic es correspon amb els errors de la taula de la pàgina 38.



Observem que hi ha variables on els errors tenen una major variància i d'altres on els errors estan més concentrats en certes regions.

A causa de què no hi ha cap mètode superior a la resta, hem decidit escollir el primer mètode per raó de la simplicitat d'aquest. Donat que els altres mètodes no suposen una gran millora de les imputacions però sí un increment de la dificultat, creiem adient quedar-nos amb el primer mètode d'agrupar per anys únics.

4. Models

En aquesta secció es discuteixen els models de predicció d'emissions de CO2 considerats en aquest informe. Per a totes aquestes consideracions, en general:

- Es va dividir el conjunt de dades aleatòriament en un 80% per a l'entrenament dels models i un 20% com a validació. Es va prendre una llavor d'aleatorietat fixa per poder comparar justament el rendiment dels diferents models.
- Per a tots els models es va fer un escalat de variables normal, restant la seva mitjana i dividint per la seva desviació estàndard.
- Es van separar les dades per combustible, però de manera simplificada: només es va agrupar per dièsel, gasolina, vehicles híbrids HEV, altres híbrids i elèctrics (per als quals no es va fer cap estimació), i altres (butà, biodièsel, etc.).
- Es va avaluar el rendiment dels diferents criteris d'outliers.

Cal recordar que el dataset d'entrenament només conté aquelles observacions que tenen valors de CO2, i que aquestes només són presents per a anys posteriors a 2002 (i majoritàriament per a anys posteriors a 2008). Això introdueix un biaix potencial, com es discuteix més amunt, però que probablement sigui contrarestat per la inclusió de l'antiguitat dels cotxes.

4.1. Mètriques de rendiment

A l'hora de fer models, es van utilitzar tècniques de mínims quadrats parcials i regressions regularitzades amb norma L1 (Lasso) i L2 (Ridge) per a identificar aquelles variables que tenen la major rellevància per a predir el CO2.

Per a mesurar el rendiment dels models s'utilitzen les següents mètriques:

Coeficient R^2:

$$R^2 \equiv 1 - \frac{SSR}{SST};\ SST = \sum_i (i_i - \bar{i})\ ;\ SSR = \sum_i (i_i - f\,i)^2 = \sum_i i_i 2;\ \bar{i} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} i_i$$

Arrel quadrada de la mitjana dels errors quadrats (*Root-mean-square error* (RMSE)):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} (i_j - \widehat{i}\ j)^2}$$

Error mitjà absolut (Mean absolute error (MAE)):

$$MAE = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N} abs(i_t - \widehat{i}\,t)$$

Error mitjà percentual (Mean average percentage error (MAPE)):

$$MAPE = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N} \frac{abs(i_t - \widehat{i}\,t)}{i_t} * 100$$

4.1.1. Model directe

En una primera instància, es va treballar amb les dades que estaven "complertes", en el sentit que tenien informació en totes les seves columnes (més enllà de filtrar aquells valors que falten o iguals a zero, no es va efectuar cap revisió de si aquesta informació era correcta).

Es va comparar la possibilitat d'arribar a un model únic per a tots els tipus de combustibles, però es va descartar aquesta alternativa perquè atorgava una precisió un 10% inferior als diferents models per a cada tipus de combustible. Amb aquestes dades, es van aconseguir les següents mètriques:

Combustible	RMSE	Train R^2	Test R^2	MAPE
Dièsel	17.2	0637	0613	10.94%
Gasolina	14.4	0.683	0.677	9.42%
HEV	36.2	0357	0.13	5486%
Altres	3.6	0616	0879	8955%

4.1.2. Model amb filtrat d'outliers

Arreglant la base de dades i traient valors que cauen fora dels rangs determinats manualment (veure a dalt neteja d'outliers) es pot millorar sensiblement la predicció. Filtrant d'aquesta manera, queden únicament 994.018 observacions, dividides per combustible, de la següent forma:

DIÈSEL: 595.798 vehicles
GASOLINA: 366.131 vehicles
HEV: 26037 vehicles
ALTRES: 5485 vehicles

I s'aconsegueixen les següents mètriques, mostrant millores substancials en diverses mètriques:

Combustible	RMSE	Train R^2	Test R^2	MAPE
Dièsel	14.2	0.765	0.767	8.171%
Gasolina	11.9	0768	0764	6552%
HEV	6.8	0803	0810	4994%
altres	15.9	0.627	0.558	9.749%

Aquest exercici ens indica que hem d'intentar millorar la identificació de potencials errors o altres outliers en les mostres, i després imputar els valors correctes mitjançant les tècniques explicades anteriorment.

4.2. Extracció de colinealitat

Com vam veure a la secció de correlacions, hi ha diverses variables que (encara que tinguin soroll) estan fortament relacionades amb altres. Per millorar el rendiment dels ajustos, es va fer un extracció de la multicol·linealitat entre variables utilitzant la tècnica d'anàlisi de components principals.

Aquesta tècnica es pot entendre com una rotació de la matriu de covariància entre variables a un espai ortogonal, on les noves variables són totes ortonormals entre elles. Es realitza l'ajust a un model multilineal utilitzant aquestes noves variables, i després es pot aplicar la rotació inversa per poder expressar el model ajustat en termes de les variables originals. En termes matemàtics, escrivim totes les nostres N observacions com una matriu

$$\vec{X} = \begin{pmatrix} \vec{x}_1 \\ \vec{x}_2 \\ \dots \\ \vec{x}_N \end{pmatrix}$$

On $\vec{x}_n = (x_1, x_2, ..., x_M)$ és el vehicle n amb valors $x_1, ..., x_M$ a les M propietats disponibles. Sempre podem escriure aquesta matriu com $\vec{Z} = \vec{X}V$, on V és una matriu de mida MxM ortonormal, $VV^T = I$ que quantifica la covariància entre les columnes

de X. Per això, en realitat, en lloc d'utilitzar directament les observacions, fem servir la seva versió normalitzada i amb les mitjanes restades:

$$\tilde{x}_j = \frac{x_j - \langle x_j \rangle}{\sigma_j}$$

Les columnes i files de V són els vectors base dels espais, i es pot entendre com una rotació.

$$z_i = \sum_j \tilde{x}_j V_{ji}$$

Com en la base rotada les dimensions són ortogonals entre elles (sense col·linealitat), fem la regressió multilineal per tal de trobar els coeficients:

$$y = \sum_i a_i z_i + C$$

Per a poder escriure la regressió en termes dels coeficients originals fem servir les equacions de més amunt per a reemplaçar:

$$\begin{aligned} y &= \sum_i a_i \left(\sum_j \tilde{x}_j V_{ji} \right) + C \\ &= \sum_{i,j} a_i V_{ji} \left(\frac{x_j - \langle x_j \rangle}{\sigma_j} \right) + C \\ &= \sum_j \frac{\left(\sum_i a_i V_{ji}\right)}{\sigma_j} x_j - \sum_j \frac{\left(\sum_i a_i V_{ji}\right) \langle x_j \rangle}{\sigma_j} + C \\ &= \sum_j \tilde{a}_j x_j + \tilde{C} \end{aligned}$$

On

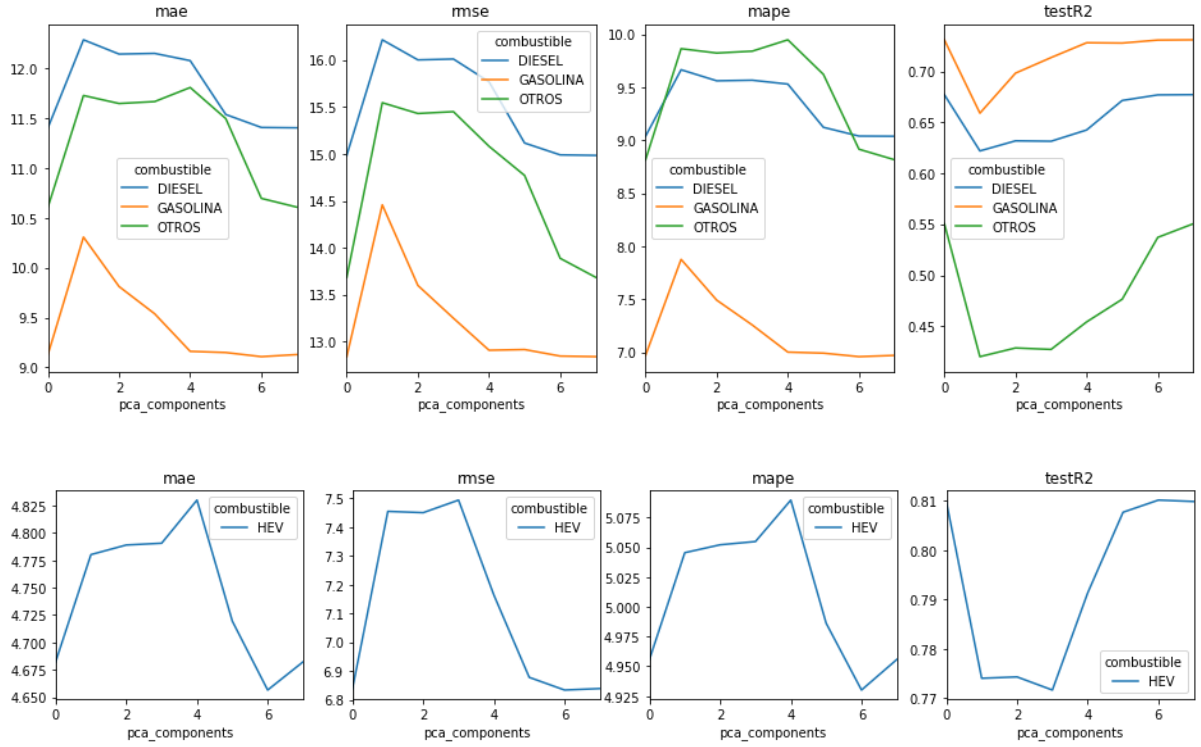
$$\tilde{a}_j = \frac{\left(\sum_i a_i V_{ji}\right)}{\sigma_j}$$

$$\tilde{C} = C - \sum_j \frac{\left(\sum_i a_i V_{ji}\right) \langle x_j \rangle}{\sigma_j}$$

En fer la rotació V és possible treure aquells components que aporten menys per descriure la variància de les dades, simplement ordenant-los pels seus autovalors (que són sempre positius), i traient els més petits. D'aquesta manera, extraiem els components que no aporten més que soroll, i reduïm la complexitat del model.

En les gràfiques següents, veiem les mètriques de cada ajust per als diferents combustibles (separant els HEV per permetre veure millor la diferència) en funció de la quantitat de components que conservem - definint zero components com *no realitzar la transformació de* PCA. Llavors, veiem que si només conservem un o dos components, les mètriques són dolentes, però milloren fins que bàsicament se saturen al voltant de quatre o cinc components, depenent del combustible.

D'aquestes gràfiques podem concloure que si bé hi ha una presència de col·linealitat en les dades (perquè és possible extreure components sense massa perjudici per a les mètriques), tampoc és extrema, ja que no es poden treure massa components exceptuant per a la gasolina.



4.3. Regressió lineal regularitzada

Pels requeriments del projecte, s'utilitzen models de regressió multilineal com a models predictius. La regressió lineal és una funció polinòmica de primer grau de les variables explicatives, minimitzant la suma dels quadrats de les diferències entre les variables dependents observades en el dataset i les prediccions de la funció lineal.

$$i_i = \beta_0 + \beta_1 * x_{i1} + \beta_2 * x_{i2} + \ ... \ + \beta_p * x_{ip} + \varepsilon_I$$

On es busca minimitzar

$$\beta min, \beta_0 \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (i_i - \beta_0 - x_i \beta T)^2 \right\}$$

Aquests models són senzills de comprendre, però depenen dels nostres criteris per a saber quines variables convé incloure i quines no. Per això, podem utilitzar models de regressió lineal regularitzada, en els quals incloem en la funció a minimitzar un terme que penalitzi la quantitat de variables on els coeficients siguin diferents de zero.

El model LASSO és una d'aquestes variants. El paràmetre de regularització limita la quantitat i la mida dels regressors a fer servir per a aquesta regressió i així evitar construir equacions massa complicades que no extrapolen bé a casos no observats.

$$\beta min, \beta_0 \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (i_i - \beta_0 - x_i \beta T)^2 \right\} \ st \ \sum_{j=1}^{p} \left| \beta_j \right| \leq \ t$$

En aquest projecte hem aplicat models LASSO, però no vam detectar cap component a descartar més enllà dels seleccionats a partir de la descomposició en components principals. Es va comprovar a més que el rendiment és bàsicament idèntic amb altres models de regularització, com Ridge o ElasticNet.

4.4. Enginyeria de variables

En l'aprenentatge automàtic és molt comú trobar que es pot guanyar precisió construint variables noves (normalment no lineals) en funció de les originals. Aquestes variables solen dissenyar-se a partir del coneixement específic sobre el domini amb el qual es treballa. Per exemple, un dels problemes d'aquest projecte, és que els vehicles de més antiguitat tenen més emissions. Per això, cal construir una variable que capturi l'antiguitat dels vehicles, mesurada com la quantitat de dies des de la data de primera matriculació fins al final de l'any de l'exercici que es vol avaluar. Per exemple, com les dades avaluades són fins a

2018 (l'última matriculació observada és el 28/12/18), la variable antiguitat per a un vehicle matriculat el 2018/12/20 serien 11 dies, o per al 2005/07/18 són 4.914 dies. Per conveniència, normalitzem aquesta variable per la quantitat mitjana de dies d'un any, 365.25 (que té en compte els anys de traspàs). Els valors dels exemples serien llavors 11 / 365.25 = 0.03011636, i 4914 / 365.25 = 13.453799. Aquesta normalització no afecta al model, i només serveix per identificar els valors dels coeficients resultants en una escala natural. Es va tenir en compte també la quantitat d'anys sencers, però no va donar el mateix rendiment.

Més en general, es poden provar automàticament combinacions de variables. Com vam realitzar després una descomposició en PCA, no vam provar combinacions lineals, i només vam explorar el guany de rendiment dels algorismes amb combinacions no lineals. En concret, es van explorar totes les combinacions de segon grau, és a dir, totes les multiplicacions entre variables possibles.

De les variables numèriques que disposem per a cada vehicle, seleccionem 8 d'elles: CILINDRADA, POTENCIA_FISCAL, POTENCIA_NETA, MASA_MAX, MOM, TARA, NUM_PLAZAS, antiguitat, i al combinar-les obtenim **44** (= 9 * 8/2 + 8) variables del tipus TARA * CILINDRADA, ANTIGUITAT * POTÈNCIA FISCAL, etc.

El model lineal utilitzant *totes* aquestes variables aconsegueix les mètriques següents:

Combustible	**RMSE**	**Train R^2**	**Test R^2**	**MAPE**
Dièsel	12.7	0814	0815	7.3%
Gasolina	12.3	0.79	0.75	6.1%
HEV	53.7	0.89	-10.7	4.5%
Altres	11.8	0.80	0.76	6.9%

Notem que alguns combustibles ara mostren una diferència entre el coeficient de determinació d'entrenament i de prova, indicant que tenim algun grau de sobredeterminació (overfit). En particular, els vehicles HEV no donen un bon coeficient. El guany pel que fa als models sense totes aquestes variables dissenyades dóna un guany aproximat d'un 5% extra al R^2 de prova. Si bé matemàticament aquest guany podria estar justificat, el model resultant i els seus coeficients perden la major part de la seva interpretabilitat, i és important llavors sospesar els avantatges i desavantatges d'utilitzar aquestes variables extres.

4.5. Significances

Els resultats d'una regressió lineal es poden interpretar amb més detall veient el nivell de significança estadística trobada per a la regressió, i per a cada un dels coeficients per separat. En particular, cada coeficient de la regressió té associat un error estàndard, i es pot calcular un valor-p per a cada un d'ells. Amb els valors-p podem establir algun valor límit sota del qual considerem què canvis en aquesta variable es tradueixen en canvis significatius en la variable objectiu (usualment s'utilitza el límit 0.05).

En els exemples calculats més amunt, traient les variables MOM i NUM_PLAZAS, obtenim que totes les variables tenen significança alta per a tots els combustibles. És important notar que per aquest anàlisi no estem fent servir la transformació a l'espai ortogonal de PCA, la qual cosa proporcionaria una possible millora en els resultats però confondria la manera d'estudiar les significances de les variables originals.

A continuació detallem els resultats de les significances i nivells d'error per a cada coeficient de cada combustible:

DIÈSEL

```
R-squared: 0753
Adj. R-squared: 0753
==========================================
====================================
                     coef std err t p> | t | [0.025 0.975]
------------------------------------------
------------------------------------
const -22.8785 0.210 -109.094 0.000 -23.290 -22.467
CILINDRADA 0,0164 0.000 73.007 0.000 0.016 0.017
POTENCIA_FISCAL 0,6686 0.043 15.407 0.000 0.584 0.754
POTENCIA_NETA -0.1633 0.001 -124.619 0.000 -0.166 -0.161
MASA_MAX 0.0004 1.62e-05 27.005 0.000 0.000 0.000
TARA 0.0786 0.000 649.828 0.000 0.078 0.079
antiguity_years 2.8631 0.008 347.724 0.000 2.847 2.879
```

GASOLINA

```
R- squared: 0764
Adj. R-squared: 0764
==========================================
====================================
                     coef std err t p> | t | [0.025 0.975]
------------------------------------------
------------------------------------
const 17.2020 0.208 82.853 0.000 16.795 17.609
CILINDRADA 0,0074 0.000 31.909 0.000 0.007 0.008
POTENCIA_FISCAL 4.1785 0.039 106.029 0.000 4.101 4.256
POTENCIA_NETA 0,0193 0.001 18.899 0.000 0.017 0.021
MASA_MAX 0,0067 0.000 25.415 0.000 0.006 0.007
TARA 0,0334 0.000 100.944 0.000 0.033 0.034
antiguity_years 1.9912 0.009 225.091 0.000 1.974 2.009
```

HEV

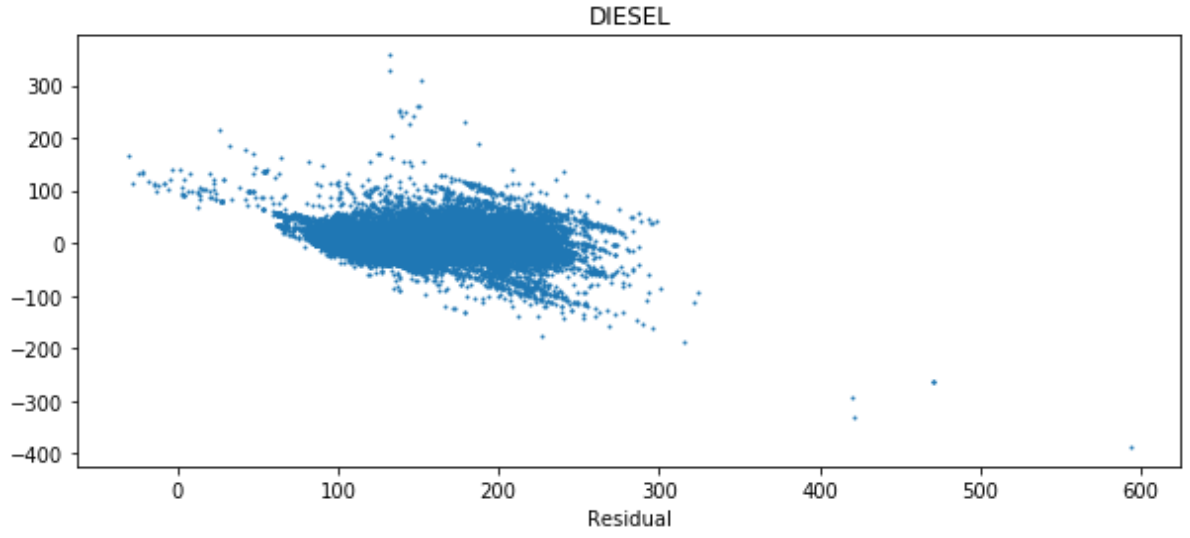
```
R-squared: 0824
Adj. R-squared: 0824
==========================================
=====================================
                     coef std err t p> | t | [0.025 0.975]
------------------------------------------
-------------------------------------
const 16.1500 0.689 23.455 0.000 14.800 17.500
CILINDRADA 0.0037 0.001 6.810 0.000 0.003 0.005
POTENCIA_FISCAL -0.4927 0.112 -4.419 0.000 -0.711 -0.274
POTENCIA_NETA 0.2418 0.003 77.615 0.000 0.236 0.248
MASA_MAX 0,0302 0.000 87.485 0.000 0.029 0.031
antiguity_years 0.3044 0.017 17.476 0.000 0.270 0.339
```

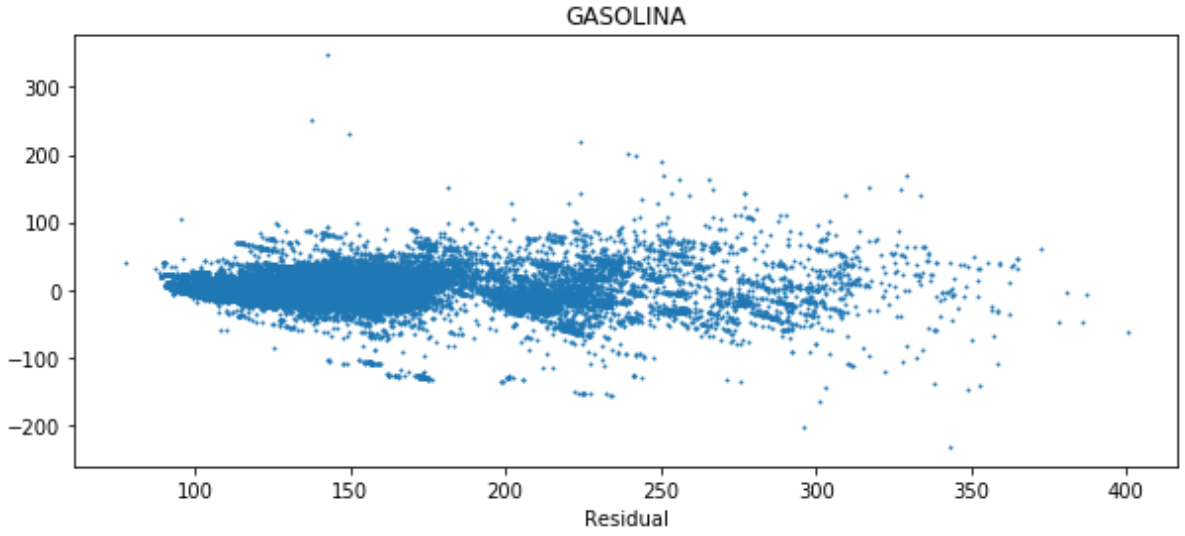
ALTRES

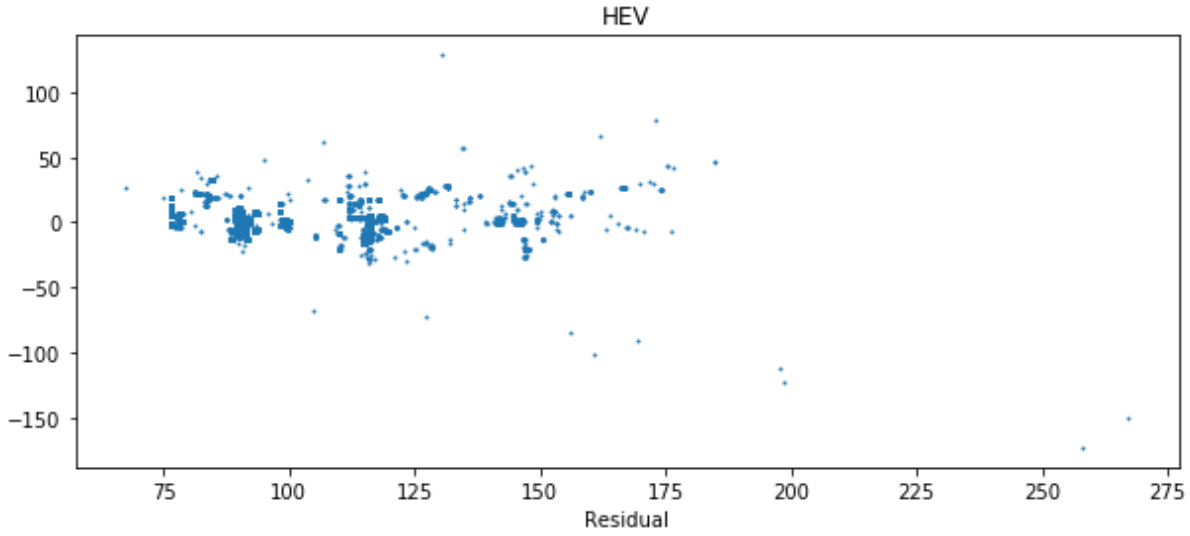
```
R-squared: 0.603
Adj. R-squared: 0.603
==========================================
====================================
                     coef std err t p> | t | [0.025 0.975]
------------------------------------------
------------------------------------
const 11.4731 2.871 3.997 0.000 5.845 17.101
CILINDRADA 0,0229 0.004 5.096 0.000 0.014 0.032
POTENCIA_FISCAL 2.2217 0.784 2.835 0.005 0.685 3.758
POTENCIA_NETA 0,0775 0.018 4.302 0.000 0.042 0.113
TARA 0,0403 0.002 21.280 0.000 0.037 0.044
antiguity_years 2.1215 0.119 17.801 0.000 1.888 2.355
```

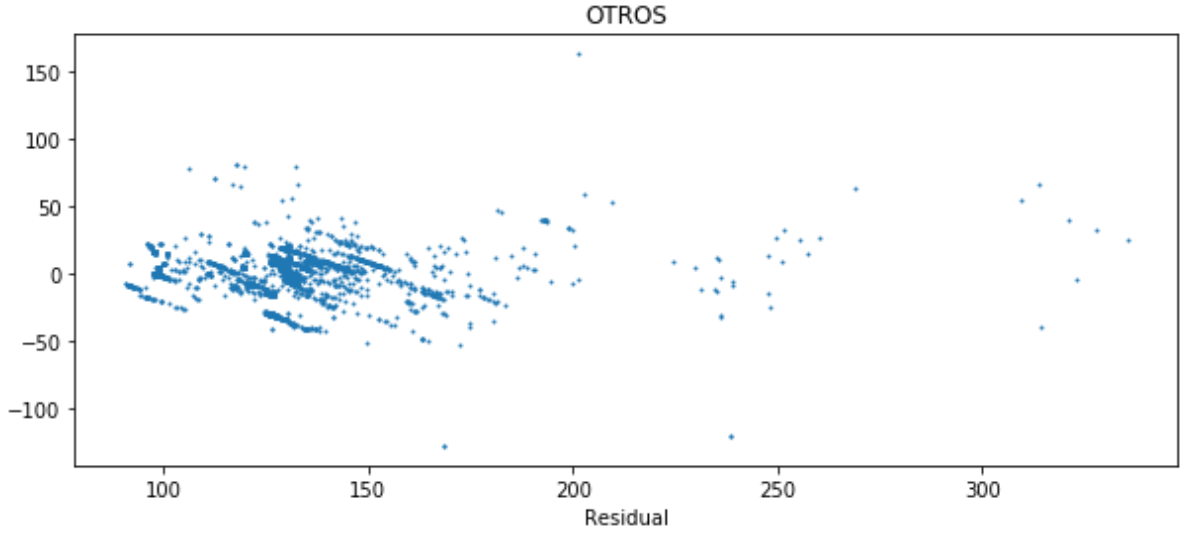
Per a una estimació global del model hem d'inspeccionar els residus en cada punt, i verificar que no hi ha informació no capturada mitjançant patrons obvis - és a dir, que els residus estan dispersos al voltant del zero de manera homogènia per a tot el rang de predicció.

Observem els següents patrons en els residus:



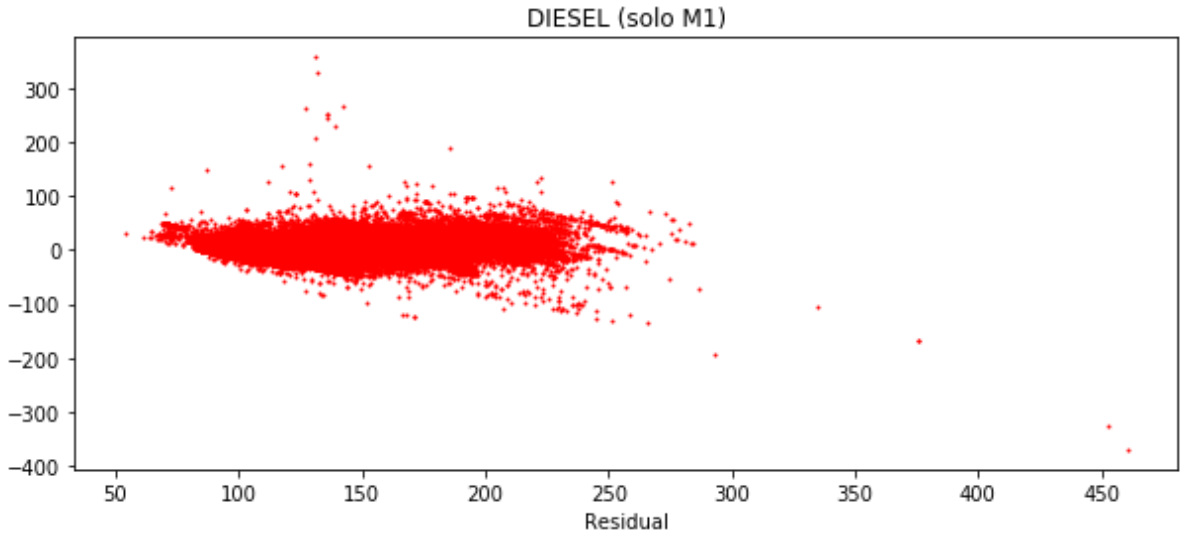

GASOLINA
300
200
100
0
−100
−200
100
150
200
250
300
350
400
Residual


HEV
100
50
0
−50
−100
−150
75
100
125
150
175
200
225
250
275
Residual

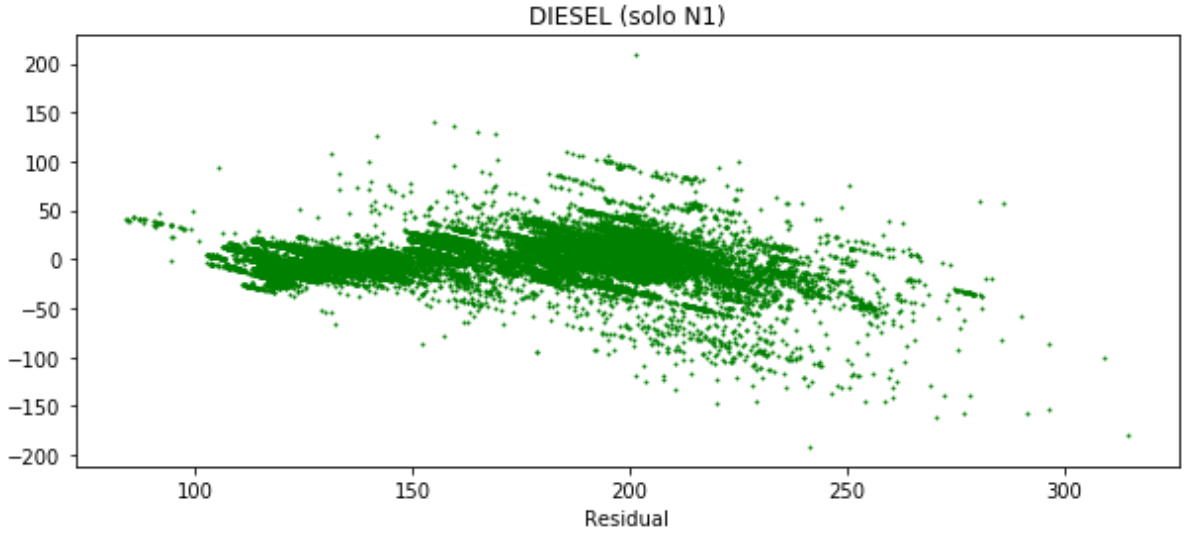

OTROS
150
100
50
0
−50
−100
100
150
200
250
300
Residual

Veiem que per als motors de gasolina i dièsel, els residus mostren diversos outliers i una lleugera tendència a la heteroscedasticitat, és a dir, que la variància dels errors no és constant per les observacions realitzades. Això porta a concloure que els errors en les variàncies no són completament fiables, però els coeficients són no esbiaixats (és a dir, és probable que les variàncies trobades no siguin les mínimes).

És recomanable estudiar més en profunditat les suposicions de fons que porten a aquesta distribució dels residus. Per exemple, si reproduïm la mateixa configuració però tenint en compte *només els vehicles amb categoria* M1,veiem un patró de residus una mica més simètrica, amb menys heteroscedasticitat (només a valors baixos de CO2), tot i que encara hi ha outliers presents:



Els vehicles N1 per sí sols tenen menys observacions, amb una tendència a la baixa dels residus:



4.7. Optimització de models lineals

Utilitzant les regressions lineals descrites més amunt, es va realitzar una optimització dels paràmetres (variables, components PCA, categories separades o juntes) i es va escollir aquells que maximitzen les mètriques. Tenint en compte només les dades provinents de CO2 de la DGT, es va arribar a un model lineal per a cada tipus de combustible:

$CO2_{DIÈSEL}$ = 0.01637 ***CILINDRADA** + 0.6687 ***POTENCIA_FISCAL** -0.1633 ***POTENCIA_NETA** + 0.0004367 ***MASA_MAX** + 0.07857 ***TARA** + 2.863 ***ANTIGUITAT** - 22.88

$CO2_{GASOLINA}$ = 0.01536 ***CILINDRADA** + 2.831 ***POTENCIA_FISCAL** + 0.0146 ***POTENCIA_NETA** + 0.006599 ***MASA_MAX** + 0.03388 ***TARA** + 2.0 ***ANTIGUITAT** + 20.2

$CO2_{HEV}$ = -0.007138 ***CILINDRADA** + 2.071 ***POTENCIA_FISCAL** + 0.141 ***POTENCIA_NETA** + 0.0316 ***MASA_MAX** + 0.002087 ***TARA** + 0.2678 ***ANTIGUITAT** + 6.332

$CO2_{ALTRES}$ = 0.02284 ***CILINDRADA** + 2.222 ***POTENCIA_FISCAL** + 0.07852 ***POTENCIA_NETA** + 0.0003962 ***MASA_MAX** + 0.03985 ***TARA** + 2.121 ***ANTIGUITAT** + 11.36

El rendiment del model final per a cada combustible és:

combustible	RMSE	Train R^2	Test R^2	MAPE	Components
Dièsel	14.6	0753	0752	8.4%	6
Gasolina	11.8	0763	0.771	6.6%	5
HEV	6.9	0802	0816	4.9%	6
Uns altres	15.7	0.603	0.621	9.7%	6

Si utilitzem la variable IDAE per a complementar els valors existents de CO2, el model resultant és el següent:

$CO2_{DIÈSEL}$ = 0.02527*__CILINDRADA__ + 0.07.175*__POTENCIA_FISCAL__ -0.1924*__POTENCIA_NETA__ + 0.0.004.972*__MASA_MAX__ + 0.08.138*__TARA__ + 3.12 *__ANTIGUITAT__ - 33.54

$CO2_{GASOLINA}$ = 0.01696*__CILINDRADA__ + 3.1 *__POTENCIA_FISCAL__ + 0.002.618*__POTENCIA_NETA__ + 0.007.507*__MASA_MAX__ + 0.03.776*__TARA__ + 2.664*__ANTIGUITAT__ + 8.355

$CO2_{HEV}$ = -0.008.084*__CILINDRADA__ + 2.457*__POTENCIA_FISCAL__ + 0.1777*__POTENCIA_NETA__ + 0.0295*__MASA_MAX__ + 0.0.002.655*__TARA__ + 0.3988*__ANTIGUITAT__ + 6.421

$CO2_{ALTRES}$ = 0,02284 *__CILINDRADA__ + 2.222 *__POTENCIA_FISCAL__ + 0,07852 *__POTENCIA_NETA__ + 0.0003962 *__MASA_MAX__ + 0,03985 *__TARA__ + 2.121 *__ANTIGUITAT__ + 11.36

Amb aquestes mètriques:

Combustible	RMSE	Train R^2	Test R^2	MAPE	Components
Dièsel	14.5	0806	0806	7.9%	6
Gasolina	12.1	0823	0.834	6.4%	6
HEV	7.5	0799	0.800	5.2 %	5
Uns altres	15.7	0.603	0.621	9.7%	6

4.6. Quadrats mínims no-negatius

Notem que els paràmetres de la secció anterior, amb la seva transformació a components principals, resulten en alguns coeficients negatius que no són intuïtius, per exemple, potència neta per als motors dièsel. Això es deu al fet que es tracta d'un model estadístic, i no físic, i les variables seleccionades simplement minimitzen la fórmula indicada (en aquest cas la norma L2 de les variables dependents). Encara que en principi correctes, aquestes fórmules ens dificulten la interpretació, i per això se suggereix una exploració d'un model de quadrats mínims amb restriccions, en particular l'anomenat *Non-Negative Least Squares*. En aquest problema d'optimització, donada una matriu A i un vector i, es busca trobar el vector x que minimitza la distància $|Ax - i|^2$ subjecta al fet que les components de x siguin positives. Donada la seva

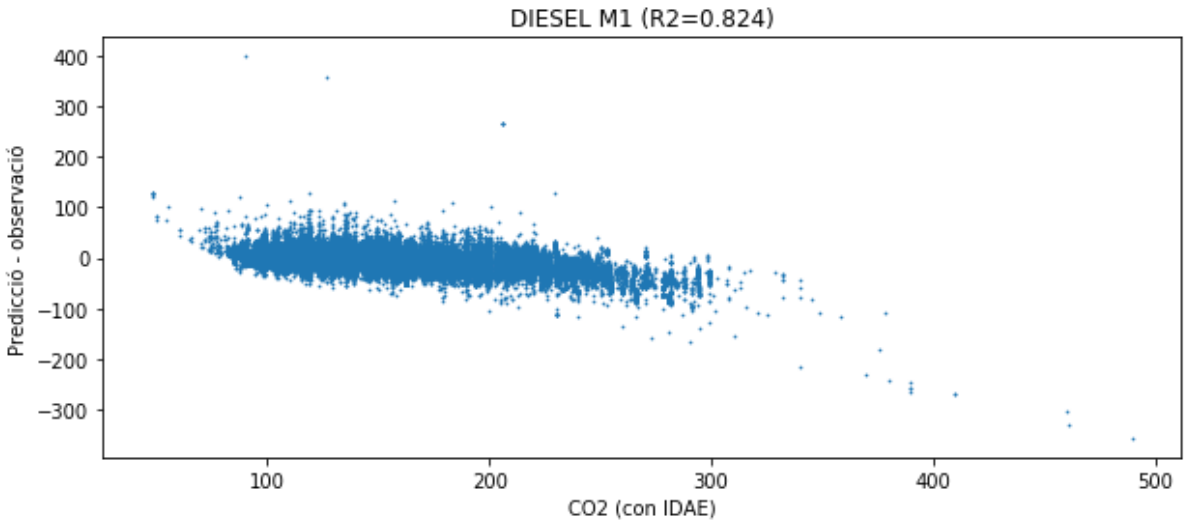
forma, és un problema convex, del tipus que es troba en programació quadràtica, i se soluciona de manera iterativa (en el nostre cas, simplement amb una llibreria del llenguatge *Python* que implementa aquesta solució, *scipy.optimize.nnls*).

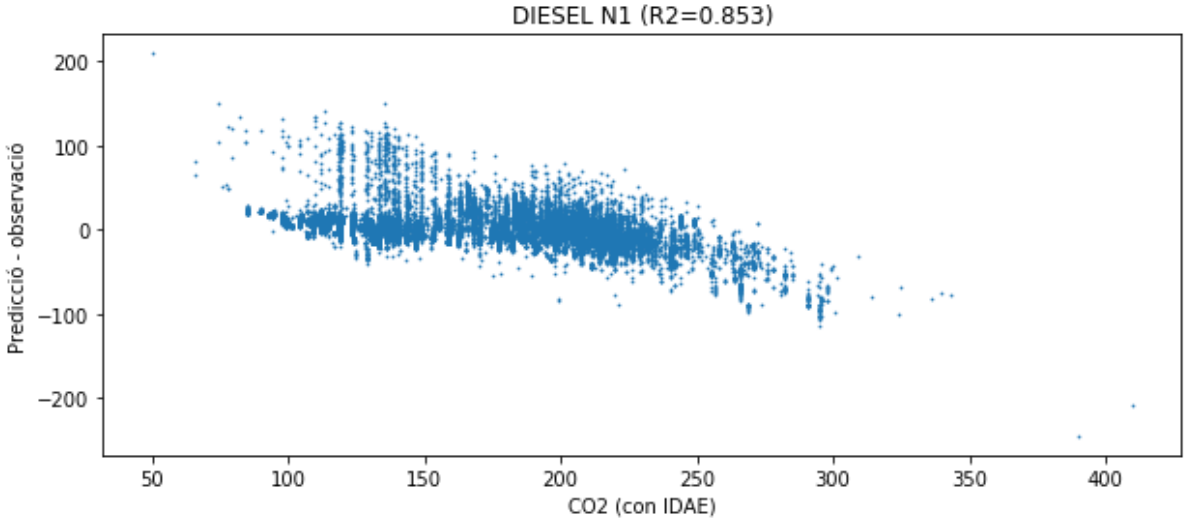
Aplicant aquesta solució hem de descartar la descomposició en components principals, tot i que ja vam veure en la secció anterior que no era òptim descartar massa components. D'altra banda, per a aquesta solució resulta més convenient separar els vehicles en categoria M1 i N1 del combustible dièsel.

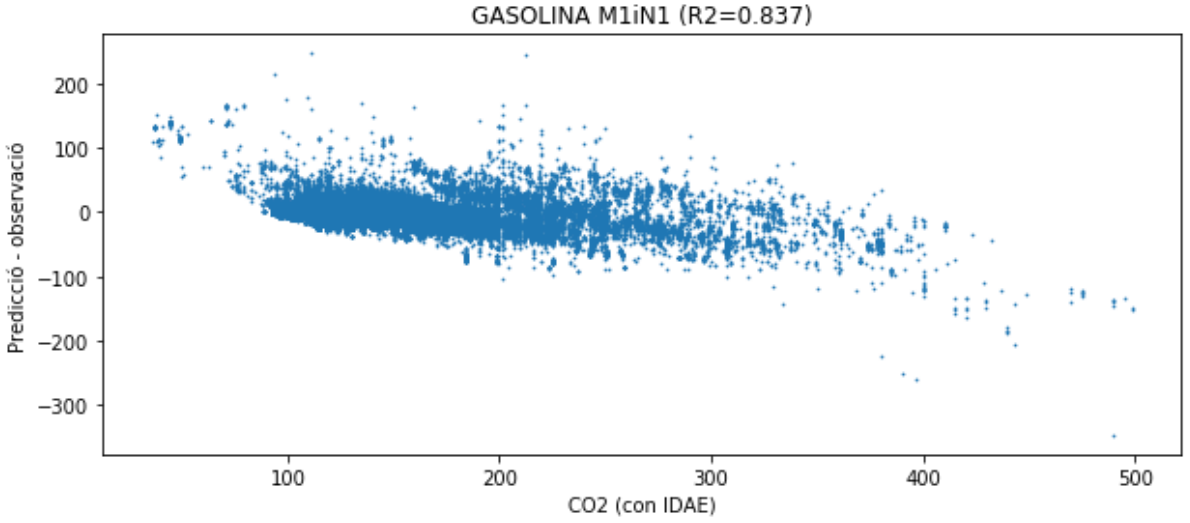
Després d'optimitzar, utilitzant tant les dades de CO2 proveïdes per la DGT com les dades de de CO2 obtingudes de l'IDAE, es van aconseguir les mètriques següents:

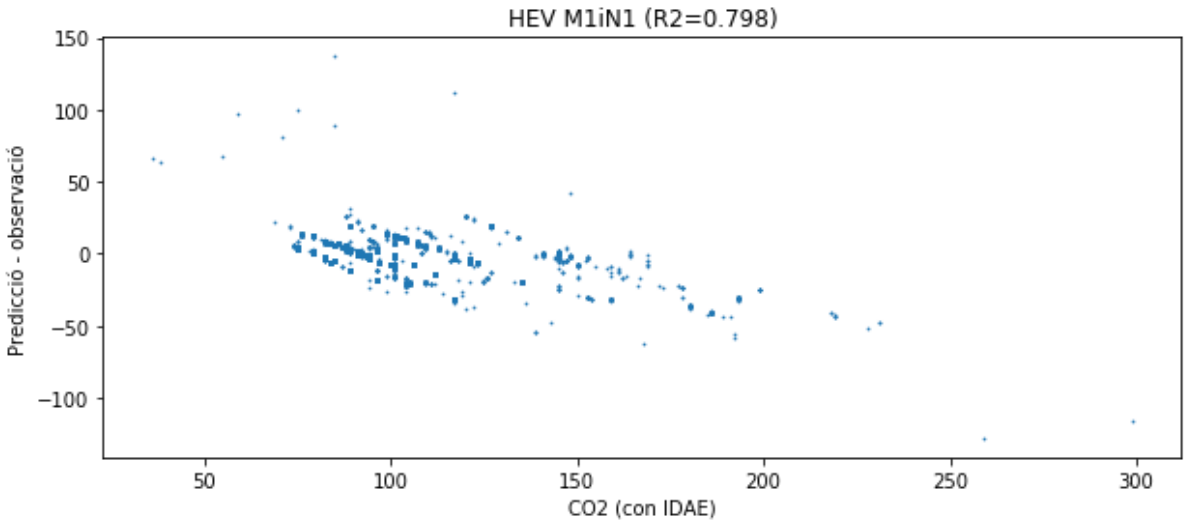
Combustible	Categoria	RMSE	Train R^2	Test R^2	MAPE
DIÈSEL	**M1**	12.9	0824	0824	7.28
	N1	16.3	0853	0.85	6.9
GASOLINA	**M1 i N1**	12.0	0.837	0.837	6.3
HEV	**M1 i N1**	7.5	0798	0.79	5.1
ALTRES	**M1 i N1**	15.5	0609	0.59	9.5

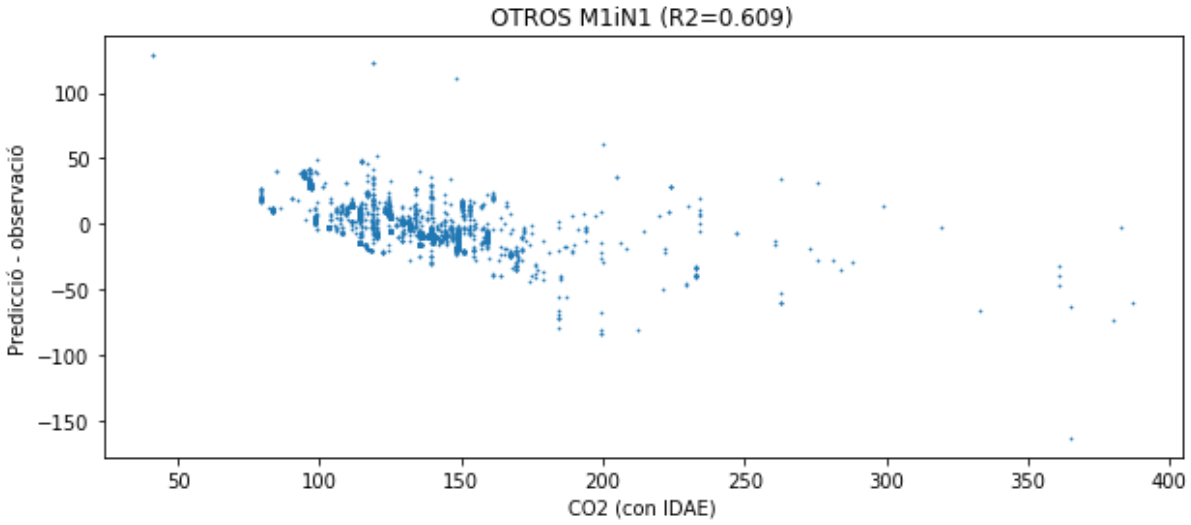
Els residus per a cada combustible guarden similitud amb els dels models de regressió lineal, amb una lleugera heteroscedasticitat i una tendència a subestimar les emissions de vehicles amb valors alts de CO2.


DIESEL M1 (R2=0.824)
Predicció - observació
CO2 (con IDAE)


DIESEL N1 (R2=0.853)
Predicció - observació
CO2 (con IDAE)


GASOLINA M1iN1 (R2=0.837)
Predicció - observació
CO2 (con IDAE)





Finalment, cal preguntar-se si la tendència a subestimar les emissions de vehicles amb alts valor de CO2 és un problema dels models que hem avaluat o de les mateixes dades: hi ha menys vehicles amb alts valors de CO2, i com hem vist en l'exploració inicial hi ha molts valors que probablement siguin erronis per al CO2 (valors exageradament alts per a cotxes petits, o valors molt petits per a cotxes grans) que poden introduir el biaix observat.

4.7. Comparació amb altres models

4.7.1. Arbres de decisió

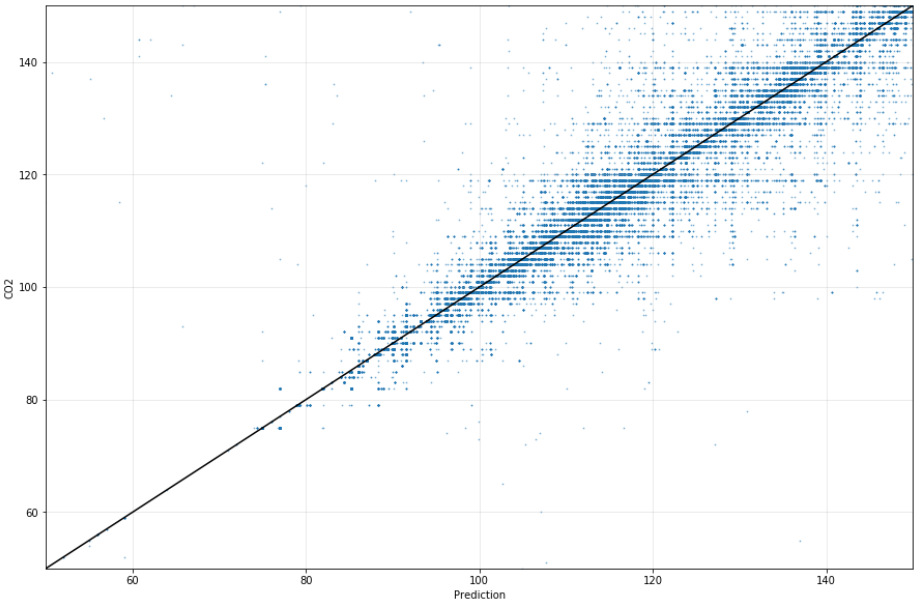
Els mètodes que fan servir arbres de decisió per a l'aprenentatge automàtic són considerats com alguns dels millors algoritmes per a l'aprenentatge supervisat. Un model típicament emprat per la seva senzillesa i gran interpretabilitat és la d'arbres de decisió. Els arbres de decisió presenten una solució al problema de classificació i regressió, i són creats a partir de la partició recursiva, tal que cada node o fulla de l'arbre representa un punt de deliberació i decisió.

Atès que només volem utilitzar aquest model per comparar els resultats amb el model de regressió lineal, només valorarem el paràmetre de màxima profunditat per a establir la mida òptima de l'arbre. Com més gran sigui l'arbre més gran és la quantitat de possibilitats o decisió, però al mateix temps s'augmenta la possibilitat d'establir massa normes que no serveixen per obtenir un millor resultat. És per això que és tan important validar la mida dels arbres.

A la taula següent es mostren les mètriques usades per a avaluar aquest model per als diferents combustibles:

Combustible	**RMSE**	**Train R^2**	**Test R^2**	**MAPE**
Dièsel	16.07	0922	0916	9.01%
Gasolina	12.65	0.939	0.925	6.23%
HEV	5.03	0.97	0.96	2.72%
Altres	13.03	0984	0876	6.23%

Podem observar que aquests models no lineals obtenen una precisió molt més gran que els models lineals. En la gràfica següent veiem el valor correcte de CO2 en funció de la predicció d'un únic model per a tots el combustibles:

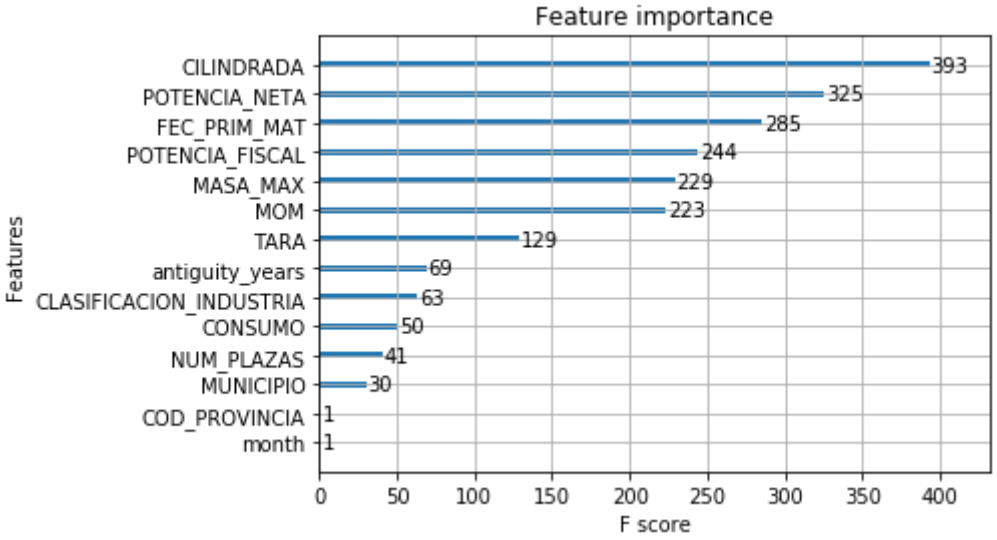


Podem observar que les prediccions són clarament no lineals, ja que cada observació cau a una fulla de l'arbre. A més a més, observem que tot i ser un únic model per a tots els diferents combustibles, s'observa una precisió molt bona.

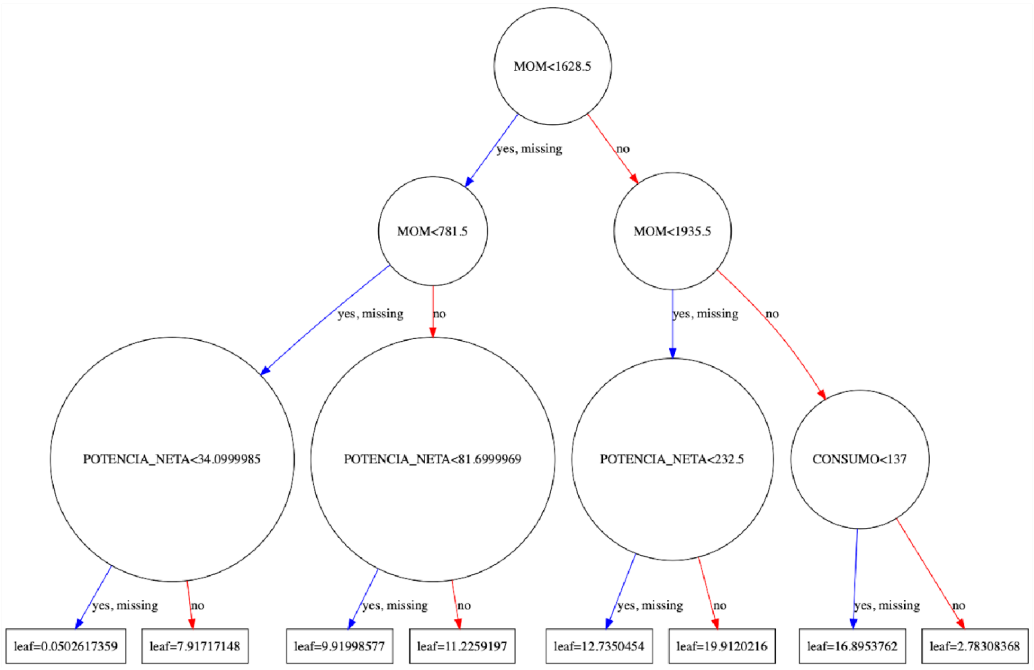
4.7.2. XGBoost

Extreme Gradient Boosting, més conegut com XGBoost, és un model no paramètric basat en la tècnica de *gradient boosting* mitjançant la creació d'arbres de decisió. Aquest mètode és conegut per ser un dels mètodes més eficaços a l'hora de predir taules estructurades. A més, aquest mètode té l'avantatge que pot tractar amb valors mancants sense la necessitat que siguin imputats prèviament. Això, juntament amb la seva alta flexibilitat i capacitat de paral·lelització el fan un candidat perfecte per al problema a solucionar.

El major inconvenient per a l'ús d'aquesta tècnica és la baixa interpretabilitat. En créixer arbres de decisió, ja siguin regressors o classificadors, un sobre l'altre, corregint els errors dels previs arbres, és difícil obtenir una avaluació de quines són les variables que més influeixen a l'hora de prendre les decisions. La forma més senzilla d'avaluar la importància de les variables és mesurar els pesos que donen aquests arbres a les variables utilitzades per predir el valor desitjat. La gràfica següent mostra un exemple:

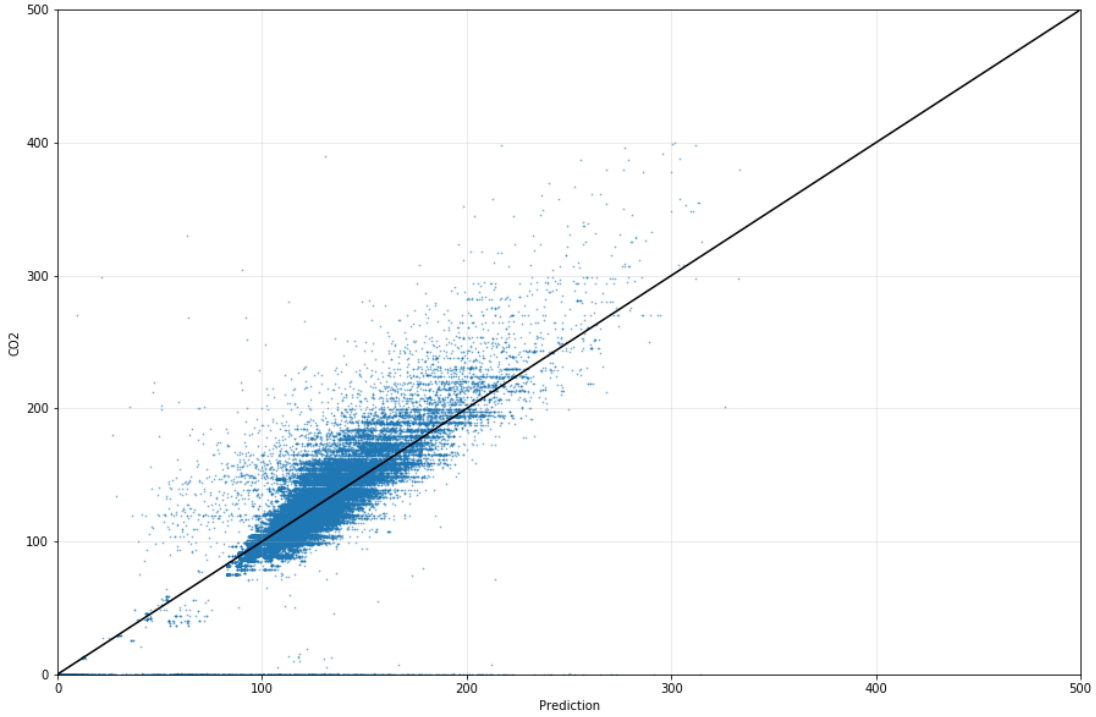


En el següent gràfic també podem observar la forma en què les particions dels arbres són creades mostrant l'exemple d'un dels arbres creats per predir el valor de CO2:



Els valors de les fulles llavors són ponderats i agrupats per tal d'obtenir una predicció final per a cada observació. Com ja hem esmentat, els valors que falten no han de ser imputats, ja que si hi ha un valor mancant, s'assumeix que la norma de l'arbre és que l'observació va per la partició a la qual pertanyen el major nombre d'observacions amb valors no mancants. D'aquesta manera també es poden tractar amb els valors que falten sense haver d'imputar-los. Això és una de les majors avantatges que presenta aquest model, ja que resulta innecessari tota la part d'imputació de valors buits.

Un altre cop, hem fet un únic regressor per a tots els combustibles. Com podem observar en el gràfic, la regressió sembla bastant encertada pel que fa a la predicció del CO2. En el següent gràfic observem que aquest mètode subestima en bastants casos els valors de CO2.



La taula següent mostra les mètriques obtingudes a partir de la creació de diferents models per a cada combustible. Observem que no comporta una millora substancial sobre els arbres de decisió, encara que probablement aquests resultats es puguin millorar probablement fent una validació adequada dels paràmetres d'aquest model. Aquesta validació no s'ha fet per culpa de la priorització dels models lineals en aquest estudi.

Combustible	RMSE	Train R^2	Test R^2	MAPE
Dièsel	16.46	0.871	0.870	9.43%
Gasolina	13.04	0.879	0.88	6.78%
HEV	4.96	0.960	0.948	3.08%
Altres	12.86	0.946	0.918	7.59%

4.8. Validació contra les dades de l'IDAE

Com es va comentar anteriorment, la columna d'emissions de CO2 d'IDAE proveeix una font de dades independent que pot ser utilitzada de diverses maneres. Un cas possible és fer servir el valor d'IDAE en els vehicles que no tenen CO2. Aquesta estratègia té l'avantatge que sembla enriquir el dataset substancialment, tant en nombre de vehicles com en la quantitat d'anys abastada. Per l'altre banda, les propietats estadístiques del CO2 IDAE són lleugerament diferents que les del CO2 dels fabricants, i no s'ha pogut explorar si això és un defecte de les dades o si realment contenen informació diferent.

En aquesta primera aproximació, el model lineal resultant utilitzant la combinació de dades de CO2 de DGT i d'IDAE dona el rendiment següent:

Combustible	**RMSE**	**Train R^2**	**Test R^2**	**MAPE**
Dièsel	14.5	0806	0806	7.9%
Gasolina	12.1	0823	0.834	6.4%
HEV	7.5	0799	0.800	5.2%
Altres	15.7	0.603	0.621	9.7%

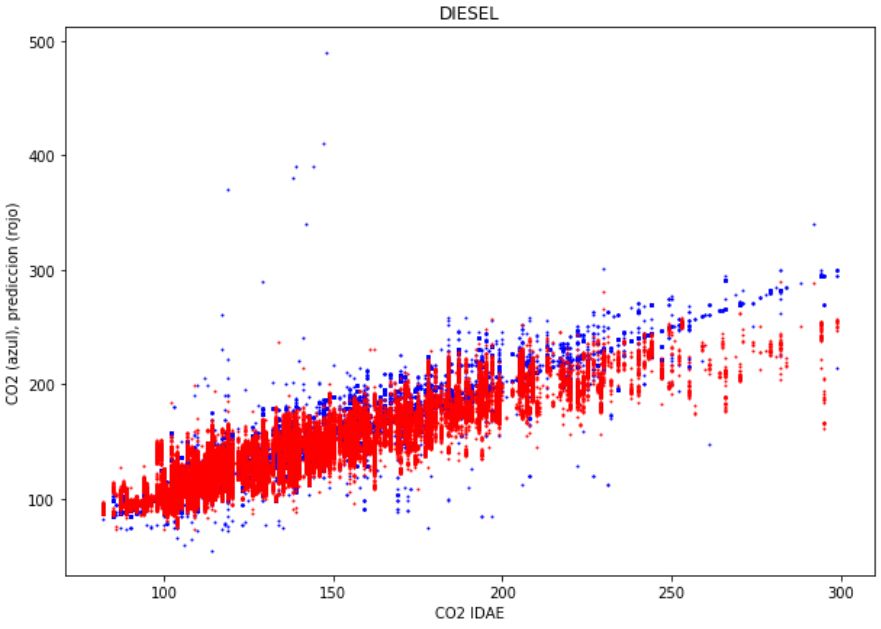
És a dir, una millora en les mètriques de R^2 i MAPE, i un petit empitjorament deper ll RMSE.

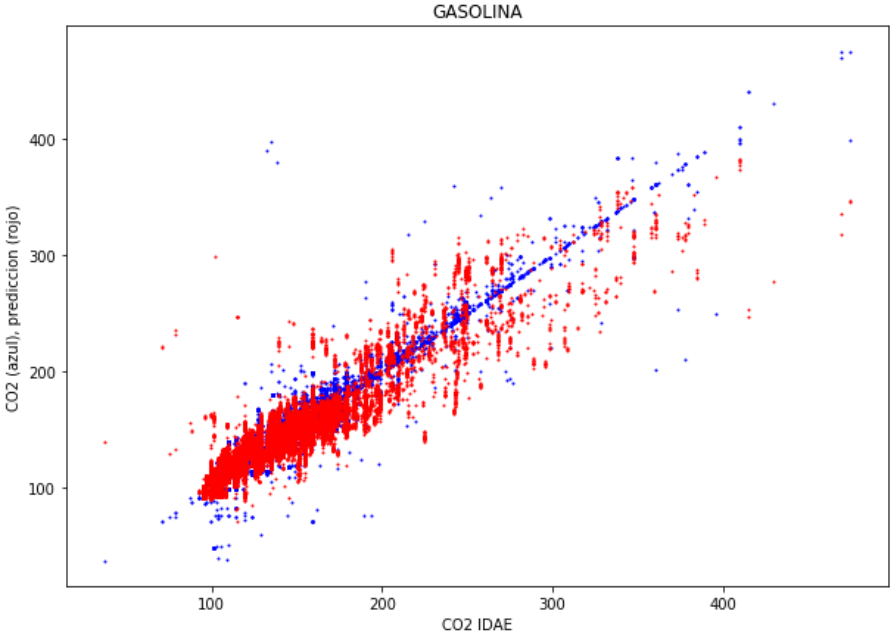
En canvi, podem fer servir el dataset d'IDAE com una validació dels resultats del model final que resulta d'entrenar només amb les dades de CO2 de la DGT. En aquest cas, el que fem és prendre les dades de l'IDAE com els valors vertaders, i comparem el rendiment que té la nostra predicció contra el rendiment que té la columna de CO2.

Observem que la columna de CO2 té millor correlació amb la de valors d'IDAE que els valors predits pel nostre model. En particular:

	CO2 vs IDAE	Predicció vs IDAE
Dièsel		
RMSE	9.2	13.3
MAPE	4.3	8.2
R^2	0.875	0.740
Gasolina		
RMSE	6.1	10.8
MAPE	2.3	6.2
R^2	0938	0802
HEV		
RMSE	7.5	7.2
MAPE	4.7	5.4
R^2	0.804	0.786

Si grafiquem els valors d'ambdós enfront dels valors d'IDAE, identifiquem que el major problema es veu per als grans valors de CO2, on el model predictiu tendeix a subestimar les emissions (que ja vam veure parcialment en l'estudi dels residus).




GASOLINA
CO2 (azul), prediccion (rojo)
CO2 IDAE
100
200
300
400
100
200
300
400

5. Conclusions

5.1. Model final

Considerant totes les exposicions anteriors, i ponderant fortament la interpretabilitat dels models de predicció, es va decidir utilitzar el model de quadrats mínims no negatius, amb les categories M1 i N1 juntes, excepte per als motors dièsel, descartant el nombre de places, i prenent com a objectiu la informació de CO2 proveïda per la DGT quan era existent, i la d'IDAE en el seu reemplaç. Com a variable dissenyada addicional a les variables originals, només es va conservar l'antiguitat, calculada com:

antiguitat = (Dies des de la matriculació fins al 31/12/2018) / 365.25

S'entén que aquest càlcul es realitza una sola vegada per als vehicles en el parc actual, o quan un vehicle d'una altra comunitat es registra a Catalunya.

Per tal d'estimar els errors, es realitza una validació creuada aleatòria amb 20 separacions, i es calcula el model final utilitzant totes les dades disponibles.

Els coeficients finals per a cada combustible (amb l'error estimat en l'última xifra indicada entre parèntesis) són:

	DIÈSEL N1	**DIÈSEL M1**	**GASOLINA**	**HEV**	**OTROS**
CILINDRADA	0.0114(3)	0.01642(6)	0.01149(1)	0	0.034(3)
MASA_MAX	0.0256(1)	0.01140(8)	0	0.0279(3)	0
MOM	0.0311(3)	0.0575(3)	0.0400(1)	0	0
POTENCIA_FISCAL	2.70(7)	0	3.88(4)	0.85(9)	0.0(4)
POTENCIA_NETA	0.0264(6)	0	0	0.191(9)	0.069(7)
TARA	0	0.0051(1)	0.0095(1)	0	0.0413(6)
ANTIGÜEDAD	2.922(9)	3.471(2)	2.605(2)	0.392(6)	1.99(4)
CONSTANTE	-25.6(4)	-37.15(5)	4.35(9)	14.3(9)	19(1)

Les fórmules, escrites de manera complerta i a precisió de 4 dígits uniforme, quedaríen de la forma següent:

$CO2_{DIÈSEL\text{-}N1}$ = 0.01144*__CILINDRADA__ +2.699*__POTENCIA_FISCAL__ + 0.02635*__POTENCIA_NETA__ + 0.02562*__MASA_MAX__ + 0.03115*__MOM__ + 0*__TARA__ + 2.922*__ANTIGÜEDAD__ -25.64

$CO2_{DIÈSEL\text{-}M1}$ = 0.01642*__CILINDRADA__ +0*__POTENCIA_FISCAL__ + 0*__POTENCIA_NETA__ + 0.0114*__MASA_MAX__ + 0.05745*__MOM__ + 0.005106*__TARA__ + 3.471*__ANTIGÜEDAD__ - 37.15

$CO2_{GASOLINA}$ = 0.01149*__CILINDRADA__ + 3.879*__POTENCIA_FISCAL__ + 0*__POTENCIA_NETA__ + 0*__MASA_MAX__ + 0.04008*__MOM__ + 0.009541*__TARA__ + 2.605*__ANTIGÜEDAD__ + 4.35

$CO2_{HEV}$ = 0*__CILINDRADA__ + 0.8533*__POTENCIA_FISCAL__ + 0.1909*__POTENCIA_NETA__ + 0.02794*__MASA_MAX__ + 0*__MOM__ + 0*__TARA__ + 0.3922*__ANTIGÜEDAD__ + 14.28

$CO2_{OTROS}$ = 0.03399*__CILINDRADA__ + 0*__POTENCIA_FISCAL__ + 0.06862*__POTENCIA_NETA__ + 0*__MASA_MAX__ + 0*__MOM__ + 0.04134*__TARA__ + 1.996*__ANTIGÜEDAD__ + 18.89

El rendiment del model final per a cada combustible és (amb l'error en la última xifra indicada en parèntesi):

Combustible	Categoría	RMSE	Train R^2	Test R^2	MAPE	Observacions
DIÈSEL	**M1**	12.9(1)	0.824(2)	0.824(3)	7.28(3)%	803972
	N1	16.3(6)	0.853(1)	0.85(1)	6.9(2)%	62389
GASOLINA	**M1 i N1**	12.0(2)	0.837(1)	0.837(5)	6.32(6)%	498459
HEV	**M1 i N1**	7.5(6)	0.798(1)	0.79(3)	5.1(2)%	26650
OTROS	**M1 i N1**	16(2)	0.609(4)	0.6(1)	9.5(7)%	5484

5.2. Recomanacions futures

En aquesta secció analitzem les possibles passes futures a seguir en l'hipotètic cas que sigui oportú seguir millorant els models, tant d'imputació com d'estimació.

En primer lloc, s'ha d'utilitzar mètodes per a netejar el camp de models. Com ja hem demostrat anteriorment, existeixen una gran quantitat d'errors existents a la base de dades a causa de la introducció errònia de caràcters. Aquesta neteja no s'ha pogut realitzar per la curta duració del projecte, i la gran dificultat que suposa o presenta netejar aquests de forma automàtica. Recomanem tècniques i eines que poden ser útils com ara l'*OpenRefine* de *Google*.

Una possible forma de procedir seria comptar els models més comuns a la base de dades, i poc a poc netejar les categoríes menys comuns, intentant trobar un model que teòricament hauría de ser el mateix, però a l'hora d'introduir les dades s'han introduït de forma errònia.

Aquest mètode pot necessitar invertir molt de temps, però potencialment podria ajudar a mitigar l'observació que hem fet més a dalt: *En els models proposats en aquest informe hi ha una molt alta possibilitat que dos vehicles idèntics (marca/model/any), que haurien de tenir les mateixes emissions, apareguin amb un càlcul de CO2 estimat diferent* només perquè un d'ells té algun error en alguna de les seves característiques. Això no significa que hi hagi un error en el model predictiu, sino en la base de dades i parcialment en com s'imputen els valors buits.

En segon lloc, seria recomanable explorar altres models que molt probablement siguin més precisos a l'hora d'estimar els valors de CO2 desitjats. En aquest informe només hem treballat amb dos dels mètodes més comuns, que són els arbres de decisió i els Extreme Gradient Boosting, els quals donen uns resultats molt vàlids sense incidir en la validació dels paràmetres. És més, per a tots els combustibles, les mètriques mostrades superen la regressió lineal. El problema d'aquests models és l'alta complexitat i, en el cas de l'XGBoost, la difícil interpretabilitat. Aquest darrer model presenta la gran avantatge que suposa la capacitat de no haver d'imputar els valors mancants, encara que, en qualsevol cas, és recomanable valorar tant amb els mètodes proposats d'imputació com sense ells, i veure com es poden aconseguir millors resultats. El balanç entre precisió i interpretabilitat és un dels temes més discutits dins del món de la inferència estadística computacional. Degut als requeriments d'aquest estudi, s'han emfatitzat els models lineals, però seria interessant fer una exploració més detallada sobre altres models.

En tercer lloc, seria recomanable treballar més en profunditat la validació dels resultats comparant aquests amb les dades provinents d'IDAE, per entendre la lleugera heteroscedasticitat observada en els residus.

Finalment, caldria revisar la variable DES_TIPO, on podem observar moltes incongruències. Vehicles que en teoria són M1 o N1, apareixen com a motocicletes en el camp de DES_TIPO. El problema, com ja hem esmentat abans, és que no tenim forma addicional de corroborar quin dels dos camps és correcte.