

Grau en Estadística

Títol: Models estadístics avançats per a la predicció de viatges diaris: una aplicació amb dades de telefonia mòbil

Autor: Pol Soriano Formigón

Director: Paco Gasparín Casajust

Departament: Econometria, Estadística i Economia Aplicada

Convocatòria: Juny 2025



RESUM

Aquest treball desenvolupa un model predictiu per estimar el nombre de viatges diaris entre municipis, a partir de dades massives de telefonia mòbil. L'estudi se centra en els 14 municipis amb més població de la província de Tarragona, seleccionats per la seva rellevància en els fluxos de mobilitat. El model es basa en models lineals generalitzats amb distribució binomial negativa, adequats per gestionar la sobredispersió de les dades de comptatge. Es consideren factors com la distància i les característiques dels viatges i dels viatgers. El model, calibrat i validat amb dades independents, mostra una alta capacitat explicativa i predictiva. Els resultats posen de manifest el valor de les dades massives i dels mètodes estadístics per millorar la planificació del transport i promoure una mobilitat sostenible.

Paraules clau: models de transport UTPS, dades de telefonia mòbil, data science, models lineals generalitzats, matrius OD, predicció de viatges, planificació del transport

ABSTRACT

Advanced statistical models for daily trip prediction: an application using mobile phone Data

This study develops a predictive model to estimate the number of daily trips between municipalities using mobile phone data as the main source of information. The analysis focuses on the 14 most populated municipalities in the province of Tarragona, selected for their relevance in mobility flows. The proposed model is based on generalized linear models with negative binomial distribution to handle overdispersion in count data. Factors such as distance and the characteristics of trips and travellers are considered. The model, calibrated and validated with independent data, shows high explanatory and predictive capacity. The results highlight the value of big data and advanced statistical methods for improving transport planning and promoting sustainable mobility.

Keywords: UTPS transportation models, mobile phone data, data science, generalized linear models, OD matrix, trip prediction, transport planning

CLASSIFICACIÓ AMS

62J12: Models lineals generalitzats; 62M10 Sèries temporals, autocorrelació, regressió, etc.; 62-07 Anàlisi de dades; 90B06 Transport, logística

SUMARI

I.	INTRODUCCIÓ	3
1.	Objectius.....	4
2.	Agraïments	4
II.	METODOLOGIA	5
1.	Marc conceptual i models emprats.....	5
1.1.	Model de transport clàssic	5
1.2.	Models aplicats.....	10
2.	Mètodes de recollida de dades de transport	14
2.1	Mètodes tradicionals.....	14
2.2	Mètodes Actuals.....	15
3.	Conjunt de dades utilitzades	16
3.1	Dades de telefonia mòbil	17
3.2	Dades socioeconòmiques.....	20
4.	Recursos informàtics	21
III.	TRACTAMENT DE LES DADES	22
1.	Preprocessament de les dades de telefonia mòbil	22
1.1	Filtratge	22
1.2	Imputació	24
1.3	Estructura variables.....	26
1.4	Variables auxiliars.....	27
1.5	Agregació de les dades.....	28
IV.	ANÀLISIS DE LES DADES	29
1.1.	Anàlisi univariant.....	29
1.2.	Anàlisi bivariant.....	29
V.	MODELS I VALIDACIÓ	31
1.	Creació del model.....	31
2.	Resultats del models	31

3.	Validació del model	34
3.1	Significació estadística dels paràmetres	34
3.2	Detecció de valors influents	38
3.3	Anàlisi dels nivells amb més DFBETAS influents	39
3.4	Anàlisi de la multicol·linealitat	41
4.	Validació predictiva	43
4.1	Mètriques avaluació predictiva	44
4.2	Comparació de densitats	45
4.3	Representació dels valors predits respecte els valors reals	46
4.4	Prediccions total diari	46
VI.	CONCLUSIONS	49
VII.	BIBLIOGRAFIA	50
VIII.	Annexos	51
1.	Nombre d'iteracions pel MICE	51
2.	Avaluació Imputació MICE	53
3.	Anàlisi Descriptiu	60
4.	Resultats del model	95
5.	Validació del model	110
6.	Validació predictiva	114

I. INTRODUCCIÓ

La mobilitat diària de les persones és un fenomen complex i clau per al desenvolupament social, econòmic i ambiental dels territoris. Cada dia, milions d'individus amb perfils diversos es desplacen entre municipis per motius com el treball, l'educació o el lleure, generant un gran volum de viatges que condiciona l'activitat econòmica i comercial. Alhora, aquests fluxos de mobilitat provoquen impactes ambientals importants, com l'increment d'emissions de gasos d'efecte hivernacle i la degradació territorial. Per això, disposar de models predictius acurats que permetin anticipar aquests moviments és fonamental per dissenyar polítiques de transport més eficients i sostenibles.

Aquest treball parteix de la hipòtesi que les dades de telefonia mòbil, per la seva alta resolució i actualització, poden millorar significativament la capacitat predictiva dels models de mobilitat respecte als mètodes tradicionals. Es planteja que, considerant les característiques dels viatgers i dels viatges, es poden construir models que prevegin amb precisió el nombre de viatges diaris entre municipis, superant les limitacions de les dades històriques o agregades. L'estudi se centra específicament en els 14 municipis amb més població de la província de Tarragona, amb l'objectiu d'analitzar els fluxos de mobilitat més rellevants del territori.

Pel que fa a la metodologia, s'utilitzen dades de telefonia mòbil proporcionades pel *Ministerio de Transportes y Movilidad Sostenible* (MITMA), que aporten informació detallada i actualitzada dels patrons de mobilitat. Aquestes dades es preprocessen mitjançant tècniques de filtratge i imputació per garantir la qualitat. Posteriorment, s'apliquen models lineals generalitzats amb distribució binomial negativa per tractar la dispersió inherent en els comptatges de viatges. Finalment, els models es validen amb dades independents per avaluar la seva capacitat predictiva i la seva estabilitat.

El treball s'organitza en diverses parts: primerament, s'exposa el marc conceptual i els models teòrics de transport; després, es descriu la recollida i tractament de dades; seguidament, s'analitzen les dades i es desenvolupen els models predictius; i finalment, es presenten els resultats, la seva validació i les conclusions.

La motivació personal darrere d'aquest estudi rau en l'interès per l'aplicació d'eines quantitatives a problemes reals i la convicció que una mobilitat més sostenible és essencial per al futur. Aquest treball pretén contribuir a l'avenç en la planificació de la mobilitat amb impacte ambiental reduït. A més, una planificació adequada pot afavorir una mobilitat més eficient i econòmicament més sostenible, tot garantint una oferta de serveis que s'ajusti a les necessitats dels usuaris.

1. Objectius

Aquest estudi se centra en l'anàlisi de la mobilitat diària dins dels 14 municipis més poblats de la província de Tarragona, amb l'objectiu de comprendre els factors que determinen els patrons de desplaçament i aportar eines predictives útils per a la planificació territorial i la gestió del transport. Per assolir aquest propòsit, es plantegen els següents objectius principals:

- Analitzar com les característiques dels viatgers (com l'edat o l'activitat) i dels viatges (com el motiu o la distància) influeixen en el nombre de viatges diaris entre municipis.
- Desenvolupar un model estadístic que permeti predir el nombre de viatges que realitzarà un individu amb un perfil determinat en un dia habitual, sense esdeveniments extraordinàries.
- Estimar el nombre total de viatges entre municipis a partir dels perfils dels viatgers i les característiques dels viatges, millorant les prediccions respecte a mètodes tradicionals com la simple repetició dels valors del mateix dia de l'any anterior.
- Validar la capacitat predictiva del model aplicant-lo a conjunts de dades independents i comparant la seva precisió amb les dades reals de l'any següent.

2. Agraïments

La tutorització de Paco Gasparín Casajust ha estat fonamental per al desenvolupament d'aquest Treball de Fi de Grau. La seva ajuda i el coneixement que m'ha transmès sobre el medi han fet possible aquest estudi. La seva col·laboració ha estat decisiva en diverses etapes del treball.

II. METODOLOGIA

En aquest capítol es detalla la metodologia aplicada en l'estudi. Inicialment, es presenten els models teòrics (Ortuzar & Willumsen, 2011) de mobilitat que sustenten l'anàlisi i els enfocaments adoptats. Posteriorment, es revisen els mètodes de recollida de dades de mobilitat, distingint entre tècniques tradicionals i actuals. Seguidament, es descriuen les fonts de dades que es volen analitzar en aquest treball, centrant-se en dades de telefonia mòbil i variables socioeconòmiques. Finalment, es presenten els recursos informàtics utilitzats per a la gestió i processament de la informació.

1. Marc conceptual i models emprats

1.1. Model de transport clàssic

El model de transport clàssic (Ortuzar & Willumsen, 2011), també conegut com a UTPS (*Urban Transportation Planning System*), és un paradigma que es va desenvolupar durant la dècada dels anys 1960. Aquest model va ser el resultat d'anys d'investigació i desenvolupament en l'àmbit de la planificació del transport urbà, impulsat principalment per la necessitat de comprendre i predir els patrons de mobilitat en contextos urbans cada cop més complexos.

Tot i que en les darreres dècades s'han produït avenços importants en ciència de dades, estadística, i especialment en tecnologies de la informació, l'estructura fonamental d'aquest model s'ha mantingut pràcticament inalterada, demostrant així la seva robustesa i utilitat com a eina de planificació estratègica.

Aquest model s'estructura en quatre etapes bàsiques, cadascuna de les quals té un paper essencial en el procés de simulació i previsió de la demanda de transport. A continuació, es descriu breument cada etapa:

- Etapa 1: Generació de viatges. Aquesta primera etapa té com a objectiu estimar el nombre total de viatges generats (origen) i atrets (destinació) per cada zona de l'àrea d'estudi.
- Etapa 2: Model de distribució de viatges (matriu OD). En aquesta etapa es construeix la matriu origen-destinació (OD), que indica el nombre de viatges realitzats entre cada parella de zones.
- Etapa 3: Elecció del mode de transport (Modal Split). Aquesta etapa reparteix els viatges entre diferents modes (vehicle privat, autobús, tren, bicicleta, a peu...) i generar una nova matriu OD per a cadascun dels modes.

- Etapa 4: Assignació de trànsit i rutes. té com a objectiu determinar per on circulen els viatgers dins la xarxa, tenint en compte les condicions de congestió, el temps de viatge i les característiques de la infraestructura. L'objectiu és satisfer la demanda de manera eficient, optimitzant l'ús de les xarxes disponibles.

Etapa 1: Model de generació de viatges (desplaçaments)

La generació de viatges és la primera etapa del model de transport clàssic i té com a objectiu fonamental estimar el nombre total de viatges que es generen i s'atrauen en cada zona de l'àrea d'estudi. Aquesta informació és fonamental per entendre les necessitats de mobilitat i per a la correcta planificació de la infraestructura i els serveis de transport.

Per poder predir el nombre total de viatges, s'inclouen en el model diversos factors que poden influir tant a escala individual com territorial. Pel que fa als individus, es tenen en compte característiques com l'edat, el nivell d'ingressos, el tipus d'activitat (treball, estudi, oci, etc.) i la disponibilitat de vehicle. També és important considerar la motivació del viatge, com ara desplaçaments per treballar, estudiar o per activitats de lleure.

Pel que fa a les zones d'origen i destinació, s'hi integren variables com la població, el nombre de llocs de treball, la taxa d'atur o la disponibilitat de serveis. Aquest conjunt de factors ajuda a modelitzar el comportament de la mobilitat, ja que permet establir les relacions entre les condicions de l'individu i la zona en què resideix o es desplaça.

Un altre element clau és l'anàlisi de la freqüència dels viatges, que no només busca quantificar desplaçaments sinó també capturar la seva recurrència en un període determinat, com el cas d'un estudiant que fa el trajecte a l'escola diverses vegades per setmana. Això permet ajustar millor els models a patrons habituals de mobilitat.

Els models emprats per a aquesta etapa varien segons la complexitat desitjada i les dades disponibles, destacant el factor de creixement —que aplica coeficients d'increment sobre dades històriques— i els models de regressió lineal, que relacionen el nombre de viatges amb variables explicatives per obtenir estimacions més precises. Aquesta etapa és essencial per establir les bases de les etapes posteriors del model: distribució de viatges, elecció modal i assignació dels fluxos a la xarxa de transport.

Etapa 2: Distribució de viatges

Un cop estimat el nombre total de viatges generats i atrets per cada zona del sistema territorial, el pas següent consisteix a determinar com aquests fluxos es distribueixen entre

les diferents zones d'origen i destinació. Aquesta tasca constitueix l'etapa de distribució de viatges, que té com a objectiu derivar una estimació realista del nombre de desplaçaments que es produeixen entre totes les parelles de zones del sistema d'estudi. El resultat fonamental d'aquesta etapa és la construcció de la matriu origen-destinació, també coneguda com a matriu de viatges T_{ij} , on cada element T_{ij} representa el nombre de viatges amb origen a la zona i i destinació a la zona j .

Per tal que aquesta matriu sigui coherent amb la informació provinent de l'etapa de generació de viatges, ha de complir dues condicions bàsiques: la suma de tots els viatges que surten d'una zona i ha de ser igual al nombre total de viatges generats en aquella zona, és a dir, $\sum_j T_{ij} = O_i$; de manera anàloga, la suma de viatges que arriben a una zona j ha de coincidir amb el total de viatges atrets, $\sum_i T_{ij} = D_j$, on O_i i D_j són, respectivament, la producció i l'atracció de viatges per a cada zona.

Per poder modelitzar el comportament dels usuaris i entendre els patrons de mobilitat, és necessari incorporar els costos associats als desplaçaments entre zones. Aquests costos, representats per la matriu C_{ij} poden incloure temps de viatge, distàncies físiques, costos monetaris, temps d'espera, i d'altres factors que afecten la percepció del desplaçament. A mesura que es vol augmentar el detall del model, aquests costos poden desagregar-se en funció del mode de transport k i del tipus de persona o perfil d'usuari n , donant lloc a una matriu més detallada C_{ij}^{kn} que reflecteix la resistència percebuda per cada tipus d'usuari i mode.

Amb aquesta informació, es pot formular el problema de distribució mitjançant diferents enfocaments. Un dels més utilitzats és el model de gravetat, que parteix d'una analogia amb la llei de la gravetat de Newton. Aquest model assumeix que el nombre de viatges entre dues zones és proporcional al producte de la seva producció i atracció, i inversament proporcional a una funció creixent del cost entre elles. La forma funcional habitual és:

$$T_{ij} = K \cdot \frac{O_i \cdot D_j}{f(C_{ij})}$$

on $f(C_{ij})$ pot adoptar formes diverses, com ara una funció exponencial $f(C_{ij}) = e^{\beta C_{ij}}$ o una funció potencial $f(C_{ij}) = C_{ij}^\alpha$ amb paràmetres calibrats empíricament. El paràmetre K pot ser una constant global o bé absorbir-se en factors d'ajust per files i columnes per garantir el respecte a les condicions marginals de la matriu.

Una altra aproximació habitual és l'ús del model de màxima entropia, formulat des d'una perspectiva estadística. Aquest model cerca la configuració de viatges T_{ij} que maximitza l'entropia del sistema, entesa com una mesura de desordre o incertesa, sota les restriccions que imposen les sumes de viatges per a cada zona i , si escau, la mitjana de costos. El problema es planteja com:

$$\begin{aligned} \text{Maximitzar } H &= - \sum_{i,j} T_{ij} \cdot \ln(T_{ij}) \\ \text{subjete a } \sum_i T_{ij} &= O_i \\ \sum_i T_{ij} &= D_j \end{aligned}$$

Aquest enfocament dona lloc a una distribució amb forma log-lineal i és matemàticament equivalent, sota certes condicions, a un model de gravetat amb funció exponencial.

En contextos on es vol considerar la variabilitat estocàstica dels fluxos de viatges, especialment quan s'analitzen fluxos desagregats per mode o tipus d'usuari, es poden utilitzar models estadístics basats en distribucions de comptatge. Els més comuns són els models de regressió de Poisson, on el nombre de viatges Y entre dues zones es modelitza com una variable discreta amb mitjana μt , depenent del temps d'observació t , segons la distribució:

$$P(Y = y) = \frac{e^{-\mu t} (\mu t)^y}{y!}, \quad y = 0, 1, 2, \dots$$

Aquest model assumeix que la mitjana i la variància són iguals ($E[Y] = Var[Y] = \mu t$). Tanmateix, en molts casos reals s'observa sobredispersió, és a dir, una variància superior a la mitjana. Per tractar aquest fenomen, s'utilitzen models alternatius com el model quasi-Poisson, que introdueix un factor de dispersió ϕ , o bé el model binomial negatiu, amb una forma funcional que permet variància quadràtica:

$$Var[Y] = \mu + \alpha \mu^2$$

Aquests models formen part del marc dels models lineals generalitzats (GLM), i es poden ajustar amb funcions d'enllaç logarítmic per garantir la positivitat de les prediccions.

Etapla 3: Repartiment modal

La tercera etapa del model de transport clàssic és crucial, ja que es tracta de determinar quin mode de transport seleccionaran els viatgers per realitzar els seus desplaçaments. Aquesta

etapa és fonamental perquè la selecció del mode de transport pot tenir implicacions importants per a l'eficiència global del sistema de mobilitat, així com per als beneficis que el transport públic pot aportar a la societat. Segons Ortuzar i Willumsen, la selecció d'un mode de transport públic pot oferir avantatges considerables, com la reducció de l'espai necessari en comparació amb el transport privat, una menor taxa d'accidents i un impacte ambiental més reduït.

El repartiment modal es modelitza tenint en compte dades agregades que combinen característiques de la infraestructura, del viatge i dels viatgers. Els principals factors que influeixen en la selecció del mode de transport es classifiquen en:

- 1) Característiques de la instal·lació del transport
- 2) Característiques del viatge
- 3) Característiques del viatger

Per representar aquesta selecció s'empren models sintètics que permeten analitzar escenaris multimodals, on el viatger pot optar entre diferents opcions com transport públic, cotxe privat, bicicleta o caminar. Entre els mètodes més comuns hi ha els models de màxima entropia, que estimen una distribució uniforme de les decisions dels viatgers subjecta a les restriccions del sistema, i els models lògit, que poden ser binaris (comparació entre dues opcions, com transport públic i cotxe privat) o multinomial (quan s'avaluen múltiples alternatives), i calculen la probabilitat d'elecció de cada mode a partir dels atributs de l'opció (temps, cost, comoditat).

Aquesta etapa proporciona informació essencial per a la planificació i gestió del sistema de transport, ja que permet comprendre com diversos factors condicionen la selecció modal i contribueix a millorar l'eficiència global i la sostenibilitat de la mobilitat.

Etapla 4: Assignació

En l'última etapa del model de transport, anomenada assignació, s'assignen els viatgers i vehicles a la xarxa de transport, tant vial com pública. Aquesta etapa és fonamental per establir un equilibri entre l'oferta i la demanda dins del sistema de transport. En aquest procés, l'objectiu és distribuir els viatgers entre les diferents rutes de la xarxa tenint en compte les característiques de les infraestructures i els serveis disponibles.

La xarxa de transport es defineix per les infraestructures de mobilitat disponibles (carreteres, línies de tren, autobusos, tramvies...), que a curt termini es consideren fixes, mentre que a llarg termini poden millorar-se o ampliar-se mitjançant actuacions planificades. Els viatgers

trien les rutes i modes més eficients segons les condicions de cada moment. Això dona lloc a un primer equilibri que pot variar en funció de factors com la congestió, el temps de viatge o els costos percebuts, generant nous punts d'equilibri a mesura que els viatgers ajusten les seves decisions.

En la xarxa vial, l'assignació es basa en una matriu origen-destinació que es distribueix a través de les rutes possibles, considerant els costos associats (temps, congestió, distància). S'empren models estocàstics per capturar la variabilitat en la percepció dels viatgers, ja que cada persona pot valorar de manera diferent aspectes com el temps d'espera, el confort o el cost econòmic.

En el transport públic, el procés és més complex: els viatgers han de decidir no només la ruta, sinó també el vehicle i l'horari, atenent a factors com la disponibilitat de places, la freqüència dels serveis i la qualitat global del viatge. La complexitat augmenta amb el nombre de modes disponibles (autobús, tren, metro, tramvia), però els models estocàstics continuen sent útils per representar aquestes decisions.

En resum, l'assignació és una etapa clau per assegurar l'eficiència del sistema de transport. Permet maximitzar l'ús de la infraestructura i reduir la congestió, adaptant-se contínuament a les condicions canviants de la xarxa i a les preferències dels viatgers per mantenir un equilibri òptim entre oferta i demanda

1.2. Models aplicats

Un cop definides les etapes del model de quatre etapes al marc teòric, aquest apartat se centra específicament en la segona etapa, la distribució de viatges entre parells OD. Per modelar el nombre estimat de viatges, s'han utilitzat models lineals generalitzats (GLM) (López González & Ruiz Soler, 2011), que ofereixen flexibilitat per ajustar-se a la naturalesa de les dades i permeten incorporar variables explicatives que afecten la mobilitat.

Els models estadístics permeten descriure el comportament d'un fenomen a partir de les dades observades. En aquest cas, tenen com a objectiu modelar la distribució dels viatges entre parells O-D en funció de variables explicatives com la distància, el temps de viatge o característiques socioeconòmiques.

El model seleccionat per a aquest estudi és el model lineal generalitzat (GLM), una extensió del model lineal clàssic desenvolupada per Nelder i Wedderburn, 1972. Aquesta metodologia permet treballar amb diferents tipus de variables i distribucions, fet que resulta especialment útil quan es modelen variables que no segueixen una distribució normal.

En un GLM, la variable resposta és explicada pels efectes de les variables explicatives. Els paràmetres representen l'efecte d'aquestes variables explicatives sobre la variable resposta. Tant les variables explicatives com la variable resposta poden ser transformades (per exemple, amb una transformació logarítmica) per linealitzar les relacions o millorar l'ajust del model.

Un model és considerat millor quan explica més variabilitat de la variable resposta i quan els residus (diferències entre valors observats i predits) compleixen les condicions de Gauss-Markov, que són:

- L'esperança dels residus ha de ser zero.

$$1. E(\epsilon_i) = 0 \quad i = 1, \dots, n$$
- Els residus han de presentar homocedasticitat (variància constant).

$$2. Var(\epsilon_i) = \sigma^2 \quad i = 1, \dots, n$$
- Els residus han de ser independents entre ells (no hi ha d'haver autocorrelació).

$$3. E(\epsilon_i * \epsilon_j) = 0 \quad \forall i \neq j$$

Els GLMs es caracteritzen per dos components clau:

- El predictor lineal: és una combinació lineal dels efectes de les variables explicatives

$$\eta_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_p x_{ip}$$

On

- η_i : predictor lineal per a l'observació i
- β_0 : intercepte
- β_j : paràmetre associat a la variable explicativa $x_{i,j}$
- $x_{i,j}$: valor de j -èssima variable explicativa per a l'observació j
- La funció d'enllaç (*link function*): relaciona l'esperança de la variable resposta amb el predictor lineal. Aquesta funció pot ser una identitat, logarítmica, inversa, exponencial, etc., segons la distribució de la variable resposta.

$$g(\mu_i) = \eta_i$$

o equivalentment:

$$\mu_i = g^{-1}(\eta_i)$$

Els GLM (Müller, 2004) permeten modelar variables resposta que segueixen una distribució de la família exponencial (normal, Poisson, binomial, gamma, etc.). El model lineal clàssic és un cas particular d'aquesta família, amb funció d'enllaç identitat i distribució normal.

Taula II.1: Resum principals distribucions de la família exponencial que pot seguir la variable resposta d'un GLM

Distribucions família exponencial	$\mu_i = \mathbb{E}(Y_i)$	Funció d'enllaç $g(\mu_i)$	Inversa $g^{-1}(\eta_i)$
Normal	Qualsevol valor real	$g(\mu) = \mu$	$\mu = \eta$
Poisson	$\mu > 0$	$\log(\mu)$	$\mu = e^\eta$
Binomial	$0 < \mu < 1$	$\log\left(\frac{\mu}{1-\mu}\right)$	$\mu = \frac{e^\eta}{1+e^\eta}$
Gamma	$\mu > 0$	$\frac{1}{\mu}$	$\mu = \frac{1}{\eta}$

Selecció inicial de la distribució de probabilitat de la família exponencial

Per modelar (López González & Ruiz Soler, 2011) la variable nombre de viatges entre OD, cal seleccionar una distribució de probabilitat adequada dins de la família exponencial (Forbes, Evans, Hastings, & Peacock, 2011), que és la base dels models lineals generalitzats (GLM).

- Distribució Normal – per dades contínues simètriques
- Distribució Exponencial – per dades contínues positives
- Distribució Gamma – per dades contínues positives amb dispersió variable
- Distribució Inversa Gaussiana – per dades contínues amb variància dependent del cub de la mitjana
- Distribució de Poisson – per dades de recompte, enteres i positives

La variable d'interès en aquest estudi és el nombre de viatges entre parells O-D, que és inicialment una variable de recompte enter i positiu. Per tant, la distribució més natural és la Poisson, o bé altres distribucions de recompte (Colin Cameron & K. Trivedi, 1998) com:

- Binomial negativa – recompte amb sobredispersió (variància > mitjana)
- Quasi-Poisson – permet sobredispersió ajustant el paràmetre de dispersió

No obstant això, degut al preprocessament de les dades per part del MITMA, que ha aplicat factors de ponderació per balancejar la mostra, la variable ha deixat de ser estrictament discreta i pot presentar comportaments quasi-continus.

Test de Kolmogorov-Smirnov

Per identificar la distribució més adient, es fa servir el test de Kolmogorov-Smirnov (K-S) (Simard & L'Ecuyer, 2011), que mesura la distància màxima entre la funció de distribució acumulada empírica amb la teòrica:

$$D_n = \sup |G(x) - \hat{G}_n(x)|$$

- $\hat{G}_n(x)$: funció de distribució acumulada empírica

- $G(x)$: funció acumulada teòrica de la distribució a contrastar

Aquest test es fa servir per comparar les dades observades amb diferents distribucions: normal, gamma, exponencial, Poisson, inversa gaussiana, etc.

Anàlisi gràfica: QQ Plots

Per aquest motiu, es complementa el test de K-S amb Q-Q Plots. En aquestes gràfiques:

- Els quantils de la distribució empírica s'enfronten als quantils de la distribució teòrica.
- Si els punts s'ajusten a la diagonal, la distribució proposada pot ser adequada.

Aquesta eina visual ajuda a validar o descartar distribucions candidates més enllà del que permet el test estadístic.

Tractament de la sobredispersió

En dades de recompte (Colin Cameron & K. Trivedi, 1998), el model de Poisson és el punt de partida. Aquest model assumeix que la mitjana i la variància són iguals. No obstant això, si hi ha evidència de sobredispersió (variància > mitjana), el model de Poisson pot no ser adequat. Per detectar-ho, s'ha calculat el paràmetre de dispersió, obtingut a partir dels residus de Pearson.

- Paràmetre < 1: possible subdispersió (poc freqüent; pot indicar problemes en el processament).
- Paràmetre > 1: sobredispersió (molt més habitual).

Per tractar la sobredispersió, s'han considerat dues alternatives: el model quasi-Poisson, que ajusta el paràmetre de dispersió, i el model de binomial negativa, que introdueix una variància addicional.

La decisió entre aquests dos models s'ha realitzat mitjançant els tests de sobredispersió disponibles a la llibreria *AER* del programari estadístic *R*, amb la funció *dispersiontest()*:

- Si només el test de $Var(y) = \mu + \alpha\mu$ és significatiu $\rightarrow$ quasi-Poisson.
- Si el test amb $Var(y) = \mu + \alpha\mu^2$ és significatiu $\rightarrow$ binomial negativa.
- Si cap test és significatiu $\rightarrow$ s'utilitza el model de Poisson.

Aquest procediment garanteix la selecció d'un model que s'ajusta adequadament a la naturalesa i la variabilitat de les dades observades.

2. Mètodes de recollida de dades de transport

La recollida de dades de mobilitat ha experimentat una gran evolució gràcies al desenvolupament tecnològic i a l'increment de la capacitat computacional. Els mètodes que s'utilitzen per obtenir aquestes dades han passat dels tradicionals sistemes d'enquestes i sensors físics a tècniques molt més avançades basades en Big Data. La tria del mètode adequat depèn de factors com el cost, la fiabilitat, la representativitat i l'adequació a l'objectiu de l'estudi. A continuació, es presenten els principals mètodes de recollida de dades, diferenciant entre els tradicionals i els actuals.

2.1 Mètodes tradicionals

Els mètodes tradicionals (Ortuzar & Willumsen, 2011) de recollida de dades han estat la base durant dècades per estudiar els patrons de mobilitat. Tot i les seves limitacions en escala i actualització, proporcionen dades estructurades i fiables.

Enquestes

Les enquestes són una eina fonamental per recollir informació detallada sobre els comportaments i les decisions dels individus pel que fa a la seva mobilitat. Aquestes permeten entendre no només el *què* i el *com* dels desplaçaments, sinó també el *per què*. Segons la seva finalitat i el públic objectiu, es poden distingir diversos tipus d'enquestes. Aquestes són:

- Enquesta domiciliària familiar: Registra tots els viatges de cada membre de la família en qualsevol mode de transport, a més d'incloure informació socioeconòmica.
- Enquesta domiciliària individual: Se seleccionen individus a partir d'un mostreig.
- Enquestes d'intercepció i cordó: recullen dades de viatgers que travessen límits de l'àrea d'estudi i verifiquen enquestes domiciliàries.
- Enquestes de preferències declarades: estudien respostes davant escenaris hipotètics.

Sensors

Els sensors són una forma precisa i eficient de recollir dades del trànsit. Sovint es fan servir en punts estratègics de la xarxa viària per desenvolupar i implementar sistemes intel·ligents de mobilitat. Aquests dispositius permeten obtenir dades contínues i objectives sobre la

circulació de vehicles. Segons la seva tecnologia i ubicació, els sensors es poden classificar en dos grans grups:

- Sensors de recollida de dades tradicionals: aquests sensors s'instal·len directament a la calçada i són habituals per monitoritzar el trànsit en trams específics. En destaquen:
 - Tub pneumàtic de carretera: econòmic, detecta el pas de vehicles.
 - Bucles d'inducció: els més habituals, detecten alteracions electromagnètiques.
 - Sensors piezoelèctrics: més precisos, mesuren recompte i velocitat.
- Sensors de recollida de dades avançades (o laterals): aquest grup inclou sensors situats al costat de la via, que ofereixen noves possibilitats de recollida de dades, sovint amb una instal·lació menys invasiva. Alguns exemples destacats són:
 - Sensors acústics de trànsit: econòmics, mesuren volum i velocitat pel so dels pneumàtics.
 - Sensors de radar de microones: mesuren velocitat sense contacte.
 - Detecció per imatge de vídeo (VID): graven i analitzen el trànsit en temps real; costosos i amb altes exigències d'il·luminació.

2.2 Mètodes Actuals

Els avenços en Big Data i sistemes intel·ligents han permès accedir a fonts massives i dinàmiques d'informació (Chen, Ma, Susilo, Liu, & Wang, 2016), que poden oferir una visió molt més precisa i actualitzada dels patrons de mobilitat.

Dades de telefonia mòbil

L'ús de dades generades per la telefonia mòbil és un dels grans avenços en l'estudi de la mobilitat urbana. Els dispositius mòbils, en estar constantment connectats a la xarxa, ofereixen una font contínua i massiva d'informació espacial i temporal sobre els desplaçaments de les persones. Aquestes dades permeten analitzar els fluxos de mobilitat en temps quasi real i a gran escala, tot i que presenten desafiaments en termes de precisió i privacitat. Es poden classificar principalment en dos tipus segons com es generen que són:

- Dades CDR (Call Detail Records): registres de trucades, amb informació d'ubicació de torres.
- Dades d'albirament: ofereixen una millor resolució espacial mitjançant la triangularització entre torres.

Dades de xarxes socials

Plataformes com Foursquare, Facebook Places, Google Latitude o Twitter permeten recollir dades de localització (Cheng, Caverlee, Lee, & Sui, 2011) voluntàries dels usuaris. Aquestes dades ajuden a comprendre els patrons de mobilitat i fins i tot aspectes personals com preferències o estat emocional. No obstant això, presenten una baixa representativitat degut a la limitació demogràfica dels usuaris d'aquestes aplicacions.

Dades de targetes intel·ligents (SCD)

Les targetes utilitzades en el transport públic (Long & Thill, 2015) permeten obtenir informació detallada dels desplaçaments dels usuaris. A ciutats com Pequín, aquestes dades han estat molt útils per analitzar estructures urbanes i comportaments relacionats amb l'habitatge i el treball.

Dades de seguiment per GPS

Els sistemes de geolocalització, com els instal·lats en flotes de taxis (ex. Wuhan), permeten seguir en temps real les trajectòries dels vehicles i analitzar el trànsit i els patrons de mobilitat mitjançant dades mostrejades a intervals regulars.

3. Conjunt de dades utilitzades

Les dades utilitzades en aquest estudi (Sostenible, 2024) han estat recollides pel *Ministerio de Transportes y Movilidad Sostenible* (MITMA), a través de la *Secretaría de Estado de Infraestructuras, Transporte y Vivienda*, amb l'objectiu d'avaluar l'impacte de diverses actuacions governamentals en la mobilitat, com són les modificacions normatives, la implementació d'infraestructures i la millora dels serveis de transport. Aquestes dades, fonamentades en Big Data, ofereixen informació actualitzada i precisa dels patrons de desplaçament de la població, essent fonamentals per a la formulació de polítiques públiques efectives en l'àmbit del transport i la mobilitat.

Aquesta recollida de dades s'ha materialitzat mitjançant l'explotació de dues fonts principals: les dades de telefonia mòbil i les dades socioeconòmiques. Les primeres permeten obtenir informació detallada sobre els moviments de la població en temps real, facilitant una visió dinàmica de la mobilitat. D'altra banda, les dades socioeconòmiques ofereixen una capa addicional d'informació sobre les condicions socials, laborals i econòmiques dels usuaris, permetent establir correlacions entre els comportaments de mobilitat i les característiques demogràfiques.

La combinació d'aquestes dues tipologies de dades permet obtenir una imatge completa de la mobilitat a nivell nacional, amb una gran precisió i a gran escala. Aquesta base de dades integrada facilita l'anàlisi dels fluxos de mobilitat a diferents nivells territorials i ajuda a identificar les necessitats específiques de diversos col·lectius en funció de la seva situació socioeconòmica.

3.1 Dades de telefonia mòbil

Les dades de telefonia mòbil han estat recollides mitjançant dispositius mòbils connectats a xarxes de telefonia, i permeten analitzar els desplaçaments de la població en temps real. Fins a l'ús d'aquesta metodologia, l'estudi de la mobilitat a Espanya es basava principalment en enquestes com el projecte *Movilia*¹, que va ser executat per última vegada el 2007. Aquestes enquestes, tot i ser útils, presenten limitacions significatives com la seva lentitud i cost.

Amb l'augment de la difusió de dispositius mòbils amb capacitat de geolocalització i la seva connexió constant a xarxes de telefonia mòbil, es va començar a explotar el potencial de les Big Data per obtenir informació més precisa i en temps real. Aquest canvi de paradigma va començar a materialitzar-se el 2017, quan el MITMA va emprendre el projecte titulat "*Estudio de la movilidad interprovincial de viajeros aplicando la tecnología Big Data*"², que utilitzava les dades generades pels dispositius mòbils per analitzar la mobilitat entre províncies. Aquest estudi va marcar un punt d'inflexió, ja que va permetre captar un conjunt de dades molt més gran i detallat, oferint una visió més acurada i actualitzada de la mobilitat interprovincial.

Amb la irrupció de la crisi sanitària derivada de la pandèmia de COVID-19, el 2020, el MITMA va dur a terme un altre estudi anomenat "*Análisis de la movilidad en España con tecnología Big Data durante el estado de alarma para la gestión de la crisis del COVID-19*"³. Aquest estudi va permetre monitoritzar els desplaçaments de la població durant les restriccions de mobilitat derivades de l'estat d'alarma, proporcionant a les autoritats una eina decisiva per gestionar la crisi sanitària en temps real i adoptar mesures informades de confinament i control de la mobilitat.

Amb la base de coneixement obtinguda en els projectes anteriors, el MITMA va desenvolupar el "*Estudio de Movilidad de Viajeros de ámbito nacional aplicando la tecnología Big Data*"⁴, que constitueix l'origen de les dades emprades en aquest estudi. Aquest projecte es

¹ [Informe Movilia 2006-2007, MITMA](#)

² [Estudio Interprovincial 2018 -Movilidad con Big data, MITMA](#)

³ [Informe Metodologico Estudio Movilidad COVID-19, MITMA](#)

⁴ [Estudi de Movilidad con Big Data, MITMA](#)

fonamenta en la recollida de dades de geolocalització proporcionades per dispositius mòbils de la població, permetent analitzar els desplaçaments a nivell nacional amb una alta resolució temporal i geogràfica. Aquest tipus de dades ofereix una imatge detallada i en temps real de les tendències de mobilitat, facilitant l'anàlisi de patrons de desplaçament a nivell interurbà, entre comunitats autònomes i fins i tot a l'interior de grans nuclis urbans.

El MITMA assumeix que els resultats obtinguts mitjançant les dades de Big Data representen adequadament la mobilitat d'una mostra aleatòria de la població en cada zona geogràfica específica. No obstant això, es reconeix que certs col·lectius, com els nens petits i les persones grans, produeixen menys dades, atès que tenen una menor penetració en l'ús de dispositius mòbils amb capacitat de geolocalització. Per a compensar aquesta sobrerepresentació, s'implementen algoritmes de refinament que ajusten les dades per corregir possibles biaixos en la representativitat de les variables sociodemogràfiques, com l'edat o el gènere dels usuaris.

Un altre factor important és la fiabilitat de les dades en funció del nivell de desagregació geogràfica. Els indicadors de mobilitat obtinguts a nivell de comunitats autònomes, províncies i grans ajuntaments presenten una alta fiabilitat, ja que aquests àmbits generen una gran quantitat de dades, la qual cosa permet obtenir una representació precisa dels patrons de mobilitat. En canvi, quan les dades es desagreguen a nivells més petits, com en municipis petits o barris, la fiabilitat pot disminuir a causa de la menor quantitat de dades generades. Així, es confirma que la fiabilitat dels resultats és inversament proporcional a la mida de la unitat territorial analitzada.

En resum, les dades per a aquest estudi provenen d'una estratègia de recollida basada en les tecnologies de geolocalització proporcionades pels dispositius mòbils, amb un enfocament en Big Data que permet una visió més dinàmica, precisa i a gran escala dels patrons de mobilitat a Espanya. Aquesta metodologia permet analitzar en temps real els desplaçaments de la població, proporcionant una eina valuosa per a la presa de decisions en matèria de transport, infraestructures i planificació urbana. A través de l'anàlisi de grans volums de dades, es poden identificar tendències, àrees de congestió, fluxos de mobilitat i altres factors clau per millorar la gestió de la mobilitat i la planificació a nivell nacional.

Recopilació de les dades

Les dades⁵ d'aquest estudi, tal com s'ha explicat prèviament, han estat extretes del “*Estudio de Movilidad de Viajeros de ámbito nacional aplicando la tecnología Big Data*”, elaborat pel Ministeri de Transports i Mobilitat Sostenible.

La recopilació de dades s'ha dut a terme principalment mitjançant registres anonimitzats de telefonia mòbil. S'ha utilitzat una mostra de més de 13 milions de línies mòbils, proporcionades per Orange Espanya. Aquests registres es classifiquen en tres categories:

- Dades d'esdeveniments registrats: Inclouen dades passives, generades automàticament quan un dispositiu canvia d'antena (zones de xarxa), i dades actives (CDR), que es registren cada cop que el dispositiu interactua amb la xarxa mòbil. La precisió espacial varia entre desenes o centenars de metres en entorns urbans, i pot arribar a diversos quilòmetres en zones rurals.
- Localització de les torres de comunicació i orientació de les antenes.
- Dades sociodemogràfiques: informació sobre el sexe i el rang d'edat dels titulars.

A més, s'han recollit dades de mobilitat corresponents a diversos modes de transport:

- Transport per carretera: Informació de la xarxa viària nacional via APIs d'OpenStreetMap i dades trimestrals de rutes interurbanes d'autobusos.
- Transport ferroviari: Dades d'estacions, serveis, sortides i arribades mensuals, infraestructura i trajectes, proporcionades per ADIF i empreses ferroviàries.
- Transport aeri: Dades de passatgers de vols amb origen/destí a aeroports espanyols, facilitades per AENA.
- Transport marítim: Llista de ports i connexions marítimes elaborada amb el Ministeri corresponent.

Variables de la base de dades

La base de dades utilitzada en aquest estudi és una matriu de viatges origen-destí (OD) que conté dotze variables principals, cadascuna d'elles descrita a continuació:

- Fecha: Data de l'estudi en format Any/Mes/Dia.

⁵ [Open Data Movilidad, MITMA](#)

- Período: Franja horària en què es registra el viatge, dividida en 24 intervals horaris corresponents a les hores del dia (de 0 a 23). Cada període cobreix des del minut 00:00 fins al minut 59:59 de l'hora indicada.
- Origen: Identificador únic de la zona d'origen del viatge.
- Destino: Identificador únic de la zona de destí del viatge.
- Distancia: Distància ortodromica entre l'origen i el destí, classificada en rangs: 0,5–2 km, 10–50 km, i >50 km. Només es registra la distància recorreguda dins del territori nacional.
- Actividad_origen i Actividad_destino: Tipus d'activitat predominant en la zona d'origen i de destí, respectivament. Es classifiquen en quatre categories: *"casa"*, *"trabajo_estudio"*, *"frecuente"* i *"no frecuente"*.
- Estudio_origen_posible i Estudio_destino_posible: Variables binàries que indiquen si l'activitat associada a l'origen o al destí és de tipus educatiu (*"sí"*) o no (*"no"*).
- Residencia: Província de residència del viatger, codificada segons la nomenclatura de l'INE.
- Renta: Rang del nivell de renda anual (en milers d'euros) dels viatgers, agrupat en tres categories:
 - *"<10"*: menys de 10.000 euros.
 - *"10-15"*: entre 10.000 i 15.000 euros.
 - *">15"*: més de 15.000 euros.
- Edad: Rang d'edat dels viatgers. Els valors possibles són: *"0-24"*, *"25-44"*, *"45-64"*, *">65"*. En cas que la informació no estigui disponible per motius de privacitat, s'indica amb *"NA"*.
- Sexo: Sexe del viatger, amb valors possibles *"hombre"* i *"mujer"*. Els valors *"NA"* s'utilitzen quan la informació no està disponible per motius de privacitat.
- Viajes: Nombre de viatges estimats (expandits) per a cada registre.
- Viajes_km: Producte entre el nombre de viatges i la distància ortodromica recorreguda, expressat en quilòmetres.

3.2 Dades socioeconòmiques

A més de les dades de geolocalització, aquest estudi integra també dades socioeconòmiques que proporcionen una visió complementària dels patrons de mobilitat. Aquestes dades inclouen informació sobre nivells d'ingressos, situació laboral, tipus de residència (urbana o rural), nivell d'educació i altres variables demogràfiques dels individus.

L'ús d'aquestes dades socioeconòmiques permet identificar com grups específics de la població (com persones amb baixos ingressos, habitants de zones rurals o col·lectius vulnerables) tenen necessitats de mobilitat distintes respecte a altres sectors socials. Aquesta informació és essencial per detectar desigualtats en l'accés al transport públic i altres serveis de mobilitat, contribuint a la formulació de polítiques més inclusives i adaptades a les necessitats de cada grup social.

4. Recursos informàtics

Per al desenvolupament del projecte s'ha utilitzat principalment el llenguatge R (versió 4.3.1), juntament amb l'entorn RStudio. S'han emprat diversos paquets de R per facilitar l'anàlisi de dades:

- `sqldf`: permet fer consultes en llenguatge SQL sobre un data frame.
- `tidyverse`: conjunt de paquets desenvolupats pel propi RStudio per a la manipulació i visualització de dades. Dins d'aquest ecosistema, s'han utilitzat `dplyr` i `tidyr` per la manipulació de dades els paquets, i `ggplot2` per a la seva visualització gràfica.
- `hexbin`: permet visualitzar grans conjunts de dades en dues dimensions, utilitzant hexàgons per representar la densitat de punts.
- `officer`: permet crear i modificar arxius de Microsoft desde el R, especialment s'utilitza per Microsoft Word.
- `flextable`: permet crear taules complexes i personalitzades en HTML, Word i PDF.
- `scales`: facilita el format de valors en gràfiques i taules, millorant-ne la llegibilitat.
- `gridExtra`: millora la organització de múltiples gràfiques o taules.
- `mice`: permet imputar valors faltants del model
- `od` (Lovelace, 2020) i `spanishoddata` (Kotov & Lovelace, 2024): permeten obtenir dades en un format que en facilita l'anàlisi de manera més ràpida i senzilla que si es fessin descàrregues manuals. Aquests paquets automatitzen el procés de descàrrega, neteja i importació de dades, reduint el risc d'errors en la seva preparació i disminuint el cost computacional mitjançant l'ús eficient de recursos.

Els autors d'aquestes dues darreres llibreries són Egor Kotov, que també n'és responsable del manteniment, i Robin Lovelace. Egor Kotov és un científic de dades espacials i doctorant en recerca al Grup Sociodemogràfic de Recerca de la Universitat Pompeu Fabra i al Laboratori de Migració i Mobilitat en el *Max Planck Institute*. Robin Lovelace és doctor de Transport en la Ciència de Dades a l'*Institute for Transport Studies* en la universitat de Leeds. Les seves labors inclouen recerca, el desenvolupament de software i aplicacions web, així com l'ensenyament de la ciència de dades des de el punt de vista de la planificació del transport.

III. TRACTAMENT DE LES DADES

1. Preprocessament de les dades de telefonia mòbil

Prèviament a l'anàlisi, es va realitzar una exploració inicial per detectar errors i incoherències. Com que les dades ja havien passat per un procés previ (Sostenible, 2024) de neteja pels organismes responsables, es va dur a terme un procés específic d'adaptació als objectius de l'estudi. Aquest procés es va estructurar en diverses etapes principals, com el filtratge, la imputació de valors, la modificació i transformació de variables, l'agregació i l'etiquetatge.

1.1 Filtratge

El filtratge de les dades és una etapa fonamental en aquest estudi, ja que cada dia generava aproximadament vuit milions de registres. Quan es multiplica aquesta xifra pel nombre de dies d'un any, es té un volum de dades de milers de milions de files, el que suposaria un cost altíssim en termes d'emmagatzematge i un temps computacional excessiu per a l'anàlisi.

Per tal de reduir aquesta quantitat de dades, es van aplicar diverses tècniques de filtratge específiques, seleccionant només les dades més rellevants per a l'objectiu de l'estudi:

- Filtratge per criteris geogràfics:
 - Selecció per localització: Es van seleccionar únicament les dades de la província de Tarragona, amb l'objectiu d'estudiar una província on les dues ciutats més grans, Reus i Tarragona, tenen una població i una importància socioeconòmica similar. Això proporciona un cas més equilibrat en comparació amb altres províncies on una ciutat pot dominar clarament sobre les altres. Aquest filtratge es va realitzar mitjançant la identificació geogràfica dels municipis de Tarragona (utilitzant els seus codis postals o identificadors territorials).
 - Filtratge per població: Per garantir la qualitat i fiabilitat de les dades, es van excloure els municipis amb menys de 10.000 habitants, tal com indiquen els responsables de l'avaluació de les dades. Això va ajudar a evitar possibles errors en les dades, comuns en municipis més petits on la densitat de viatges és més baixa i la fiabilitat de les dades pot ser qüestionable.
 - Eliminació Municipi Vila-Seca: Es va eliminar aquest municipi de l'estudi a causa de problemes tècnics en l'obtenció de les seves dades, els quals generaven dificultats amb els recursos informàtics disponibles.

- Filtratge temporal:
 - Selecció per dates: Per centrar l'anàlisi en un període temporal específic, es van seleccionar només les dades que corresponen a l'any 2023 i 2024. Això va permetre gestionar de manera més eficaç el volum de dades.
 - El període seleccionat per a la fase d'entrenament i ajust del model es van fer servir les dades de tot l'any 2023. Per tal d'avaluar la capacitat predictiva del model, es van utilitzar les dades recollides durant l'any 2024. Cal remarcar que en aquest període temporal no han estat disponibles per l'estudi en total deu dies. Aquests dies són del 26-10-2023 fins el 27-10-2023, del 30-10-2023 fins el 03-11-2023, el 18-04-2024, del 09-11-2024 fins el 10-11-2024 i el 26-11-2024.
- Exclusió de dies atípics: Es van descartar de l'estudi aquells dies que no reflecteixen la mobilitat habitual, com ara festius laborals o jornades amb esdeveniments extraordinaris, atès que l'objectiu és analitzar i predir el comportament de la mobilitat en dies ordinaris. Per aquest motiu, es van eliminar del conjunt de dades:
 - Els dies festius laborals de caràcter nacional i autonòmic.
 - Els dies immediatament anterior i posterior als festius, ja que sovint coincideixen amb ponts o períodes de preparació i retorn.
 - Registres de viatges entre determinats municipis amb valors anormalment elevats, associats a festes majors, festius municipals o esdeveniments puntuals, que podrien distorsionar el patró general de mobilitat.
 - Els valors que superen els 60 viatges corresponen a casos puntuals amb xifres molt elevades respecte a la resta de les dades. Atès que l'objectiu de l'estudi és desenvolupar models capaços de predir el nombre de viatges en situacions ordinàries, aquests casos extrems poden distorsionar els resultats i reduir la precisió predictiva dels models. Per aquest motiu, s'ha decidit eliminar aquestes observacions. Aquesta depuració s'aplica després d'haver realitzat l'agregació completa de les dades.
- Filtratge per qualitat de les dades:
 - Eliminació de dades errònies: Es van identificar i eliminar registres amb valors impossibles o inversemblants, com trajectes amb distància 0 km o hores no vàlides (per exemple, hores fora de rang o incompatibles amb les dades de les rutes). Aquesta tècnica es coneix com a detecció d'*outliers* i és crucial per garantir que només es treballa amb dades coherents.
 - Filtratge de valors nuls: En aquells casos on variables importants com el sexe o l'edat tenien valors nuls (possiblement per motius de privacitat), aquests es

van gestionar mitjançant tècniques d'imputació o es van mantenir com a "NA" si era necessari per protegir la confidencialitat.

- Filtratge per característiques específiques:
 - S'ha agrupat en un únic interval les distàncies de 10-50 km i més de 50 km, ja que alguns municipis només tenen un únic veí situat a més de 50 km. Aquesta situació generava una col·linealitat exacta, és a dir, una correlació perfecta entre variables, fet que impossibilitava identificar de manera independent l'efecte d'aquest rang de distància en els models. Aquesta unificació evita aquest problema i facilita una millor estimació dels paràmetres.
- Filtratge per fiabilitat de les dades:
 - Detecció i eliminació de registres incoherents: Es va realitzar una validació de la coherència entre les dades de mobilitat (per exemple, distància recorreguda i les rutes de transport) per identificar qualsevol registre amb informació incongruent o incoherent. Això va ajudar a evitar que dades poc fiables afectessin els resultats finals.

Aquest procés de filtratge va ser fonamental per a la reducció significativa del volum de dades, permetent obtenir un conjunt més manipulable i garantint la qualitat i la fiabilitat de les dades utilitzades en les anàlisis subseqüents. Concretament, el nombre d'observacions es va reduir de milers de milions a 16.277.558 registres corresponents a l'any 2023 i 18.449.362 registres per a l'any 2024.

1.2 Imputació

En la base de dades, les variables sexe i renda tenen molts valors nuls. Tot i que no són essencials per construir la matriu OD, aporten informació important sobre el comportament i les característiques dels viatgers. Els valors perduts poden afectar la qualitat de l'anàlisi, ja que redueixen la mostra útil i poden introduir biaixos si no es gestionen bé.

Per solucionar-ho, es va aplicar un procés d'imputació que substitueix els valors nuls per estimacions basades en les altres variables disponibles en cada registre. Aquesta tècnica es basa en la relació estadística entre les dades conegudes i les incompletes per aproximar els valors reals. Tot i això, la imputació pot generar certa incertesa, especialment si el model no reflecteix bé l'estructura de les dades.

En concret, atesa la gran quantitat de valors perduts a la variable sexe —prop de la meitat dels registres—, es va optar per eliminar aquelles files amb sexe desconegut però amb *edat* disponible, reduint així el nombre de valors a imputar. La imputació restant es va realitzar mitjançant el mètode MICE (*Multivariate Imputation by Chained Equations*), una tècnica

eficient i àmpliament utilitzada que modela iterativament cada variable incompleta mitjançant regressions condicionals. Aquest mètode es va considerar més adequat que altres alternatives, com el *K-Nearest Neighbors (KNN)*, que tot i ser útil, presenten un cost computacional molt més elevat en conjunts de dades grans.

Mètode MICE

El mètode *Multiple Imputation by Chained Equations (MICE)* (van Buuren & Groothuis-Oudshoorn, 2011) és una tècnica avançada per tractar la manca de dades en conjunts multivariants. Aquest mètode aplica un enfocament iteratiu que utilitza regressions condicionals per estimar els valors perduts, tenint en compte les relacions entre les variables observades i les incompletes. MICE genera múltiples imputacions per cada dada faltant, permetent així una estimació més robusta i coherent, en contrast amb la imputació única.

- Funcionament del Mètode MICE: el procés segueix els següents passos iteratius:
 - Inicialització: S'imputen els valors *missing* inicialment mitjançant tècniques senzilles (com la mitjana o mediana) per començar el procés iteratiu.
 - Iteració: A cada iteració, cada variable *missing* es modela condicionalment a les altres variables observades mitjançant regressió. Així, es genera una imputació per cada variable *missing*, utilitzant els valors coneguts de les altres variables com a predictors.
 - Actualització: Un cop es realitza la imputació per a cada variable missing, el procés es repeteix per les altres variables fins que el model convergeix a una solució estable.
- Múltiples Imputacions: A diferència d'altres tècniques d'imputació que generen només una imputació, MICE crea múltiples imputacions per cada valor missing. Aquest enfocament permet incorporar la incertesa associada a la manca de dades, millorant la robustesa dels resultats obtinguts en les anàlisis posteriors.

En les dades utilitzades, es van realitzar imputacions en dies aleatoris per verificar la consistència dels resultats, observant que les imputacions inicials eren similars a les obtingudes després d'un nombre més elevat d'iteracions. Això indica que no era necessari un gran nombre d'iteracions per obtenir resultats fiables. Tot i que normalment es recomanen entre 10 i 20 iteracions per assegurar una imputació acurada, es van fer menys iteracions a causa de les limitacions de temps i recursos computacionals. Amb més capacitat disponible, s'haurien realitzat més iteracions per estabilitzar millor els valors imputats, però això hauria suposat centenars d'hores de càlcul, cosa inviable en el temps disponible. Els resultats detallats d'aquestes proves es poden consultar a l'Annex 1 (Nombre d'iteracions pel MICE).

Cal destacar que, com que posteriorment es realitzarà una agregació de les dades, les imputacions efectuades sobre els valors perduts tenen un impacte directe en l'eficiència d'aquesta agregació. En evitar la pèrdua de files per valors nuls, el conjunt de dades final és més compacte i manejable, amb menys files i nivells, millorant així l'eficàcia del model.

Després d'aplicar el procediment d'imputació múltiple mitjançant MICE, el conjunt de dades es va reduir a 11.950.700 observacions per a l'any 2023 i a 13.576.752 per a l'any 2024. La qualitat de la imputació es va avaluar comparant la distribució de les variables imputades (sexe i edat) amb la dels casos originals no imputats, mitjançant l'anàlisi de les proporcions relatives dins de cada categoria. Els resultats mostren que les imputacions mantenen la representativitat de les dades originals, amb una adequació especialment destacada per a la variable sexe.

No obstant això, la variable edat presenta discrepàncies més notables en el grup d'edat més avançat (65–100 anys), especialment en la distribució conjunta amb les variables renda, municipi d'origen i municipi de destinació. Aquestes diferències s'atribueixen a la baixa freqüència d'observacions en aquest segment, que pot amplificar l'impacte estadístic dels canvis introduïts per la imputació, generant una major variabilitat relativa en les proporcions observades (vegeu Annex 2 Avaluació Imputació MICE).

1.3 Estructura variables

Depuració de variables

En aquesta secció s'indiquen les variables que han estat eliminades de la matriu OD de la base de dades original, així com els motius específics per a la seva eliminació. El principal avantatge d'aquesta eliminació és que permet reduir l'espai d'emmagatzematge i simplificar el model, fent-lo més eficient.

- Hora del viatge: Tot i que aquesta variable podria aportar informació útil per entendre millor la variabilitat horària dels viatges i els patrons de mobilitat entre municipis, en aquest estudi s'han agrupat les observacions a nivell diari. Això fa que la variable "hora" ja no sigui necessària, ja que tota la informació temporal detallada s'ha agregat. Per aquest motiu, s'elimina del conjunt final de dades, tot i això és una variable important que ha de estar inclosa en l'etapa d'imputació.
- Possible origen d'estudi i possible destinació d'estudi: Aquestes variables binàries són redundants, ja que la informació que contenen ja està inclosa de forma implícita

en les variables “activitat origen” i “activitat destinació”. Per aquest motiu, i per evitar duplicacions innecessàries, es decideix eliminar-les.

- Província de residència i codi INE de la província de residència: Aquestes variables no estan directament relacionades amb l'objectiu de l'estudi, que és analitzar la mobilitat entre municipis, independentment del lloc de residència dels viatgers. Per tant, es considera que no aporten informació rellevant i s'opta per eliminar-les.
- Data: La base de dades ja disposa de les variables "any", "mes" i "dia" per separat. Per tant, mantenir també la variable "data" completa no aporta informació nova i es considera redundant.

1.4 Variables auxiliars

S'han incorporat noves variables vinculades a les característiques socioeconòmiques dels municipis seleccionats, amb potencial per explicar patrons de mobilitat entre municipis. Aquestes variables s'han assignat tant al municipi d'origen com al de destinació de cada viatge, i es poden agrupar en tres grans blocs temàtics:

- Activitat econòmica i laboral
 - Producte Interior Brut (PIB) per càpita: Aquest indicador representa la riquesa generada per un municipi dividida entre el seu nombre de residents.
 - Taxa d'atur: Es calcula com la proporció de població desocupada (persones que no treballen però cerquen activament feina) sobre la població activa (que inclou tant ocupats com desocupats).
- Factors socials i educatius: segons un estudi sobre la mobilitat interna al Regne Unit (Pelikh, Borkowska, & Patel, 2020), l'educació és un dels principals motius de desplaçament, especialment entre joves d'entre 16 i 25 anys. L'estudi també destaca la importància del treball i l'habitatge en els moviments interns.
 - Percentatge d'habitants amb educació superior: Un alt percentatge pot indicar la presència d'una oferta educativa important al municipi, la qual pot generar fluxos de mobilitat d'estudiants o personal acadèmic.
- Activitat turística: el turisme és un factor clau en la mobilitat, especialment en regions com la província de Tarragona, on diverses ciutats tenen una activitat turística molt elevada. Els municipis amb més afluència turística poden presentar patrons de mobilitat específics.
 - Nombre d'allotjaments turístics per cada 10.000 habitants: Aquesta variable proporciona una mesura de la capacitat d'acollida turística del municipi.

- Percentatge d'habitatges principals: Els habitatges que no són considerats principals (residència habitual inferior a 6 mesos) solen correspondre a segones residències, molt relacionades amb l'activitat turística.

Taula III.1: Resum variables socioeconòmiques

Nom de la variable	Tipus	Municipi	Temàtica	Utilitat per a l'estudi de la mobilitat
Producte Interior Brut per càpita	Quantitativa	Origen / Destinació	Econòmic a	Relaciona la riquesa amb la capacitat de desplaçament i accés a transport privat.
Taxa d'atur	Percentatge	Origen / Destinació	Laboral	Indica la pressió laboral i la necessitat de desplaçar-se per treballar.
% habitants amb educació superior	Percentatge	Origen / Destinació	Educació / Social	Reflecteix presència d'oferta educativa i possibles fluxos d'estudiants.
Nombre d'allotjaments turístics per 10.000 hab.	Quantitativa	Origen / Destinació	Turisme	Mesura l'atracció turística i el seu impacte en els patrons de mobilitat.
Percentatge d'habitatges principals	Percentatge	Origen / Destinació	Habitatge / Turisme	Indica presència de segones residències, relacionades amb mobilitat turística.

1.5 Agregació de les dades

L'última etapa del procés de preprocessament implica l'agregació de les dades, amb l'objectiu de simplificar la seva estructura i millorar l'eficiència computacional. Els passos principals són:

- Agrupació per codi municipal:
 - Les dades s'agrupen segons els codis municipals d'origen i destinació, així com les variables relacionades amb les característiques dels viatgers i del viatge.
 - També s'efectua l'agregació temporal a partir de les variables "dia", "mes" i "any".
- Càlcul del nombre de viatges:
 - Es suma el nombre de viatges realitzats entre cada parella de municipis (O-D) en el període temporal especificat. Això permet mantenir el total de desplaçaments sense perdre informació essencial.
- Reducció de la mida del conjunt de dades:
 - Aquest procés d'agregació resulta en una disminució significativa del nombre de registres, passant de milers de milions de files abans del preprocessament a un conjunt de dades més manejable, en un total de 2.541.006 files en l'any 2023 i 2.857.754 files en l'any 2024.

IV. ANÀLISIS DE LES DADES

Abans de construir el model predictiu, s'ha realitzat una anàlisi descriptiva de les dades, tant univariant com bivariant, amb l'objectiu de comprendre les característiques de cada variable i explorar possibles relacions entre elles. Aquesta anàlisi permet validar que el procés de preprocessament s'ha dut a terme correctament i proporciona una comprensió preliminar del comportament de les dades, que serà fonamental per a la posterior modelització (vegeu Annex 3 Anàlisi Descriptiu).

1.1. Anàlisi univariant

- Variables quantitatives:
 - Es calculen estadístiques descriptives clàssiques com la mitjana, la desviació estàndard, el mínim, el màxim, els percentils del 5% i 95%, i la mediana.
 - La distribució de cada variable es visualitza mitjançant un histograma, que permet observar la forma i la concentració dels valors.
- Variables qualitatives:
 - Es presenta una taula de freqüències relatives, mostrant la proporció de cada categoria en percentatge.
 - Si la variable té només dos nivells, es representa gràficament amb un gràfic de pastís.
 - En cas que la variable tingui més de dos nivells, s'utilitza un gràfic de barres per il·lustrar la distribució de les categories.

1.2. Anàlisi bivariant

- Entre dues variables qualitatives:
 - S'utilitza un mapa de calor per visualitzar les interaccions entre les categories de les dues variables, mostrant la intensitat de les relacions.
 - També es poden emprar gràfiques de barres agrupades per facilitar la comparació visual de les proporcions entre combinacions de categories.
- Entre una variable qualitativa i una quantitativa:
 - Es mostren estadístiques descriptives (mitjana, desviació estàndard, mínim, màxim, etc.) per a cada nivell de la variable qualitativa.
 - La distribució de la variable quantitativa per cada categoria es visualitza mitjançant gràfiques de violí, que permeten observar la densitat, la dispersió i els valors atípics dins de cada grup.
- Entre dues variables quantitatives:

- Es representa un mapa de calor per mostrar el coeficient de correlació entre les dues variables, ajudant a identificar possibles relacions lineals.
- Es complementa amb un gràfic de dispersió per visualitzar la distribució conjunta de les observacions i detectar patrons de relació (lineals o no lineals).

Mitjançant l'anàlisi descriptiu es constata que, un cop finalitzat el procés de preprocessament, no persisteixen valors atípics ni errors en les dades, ni tampoc observacions fora dels rangs esperats segons els criteris definits en l'estudi. A més, l'anàlisi bivariant aplicada a variables categòriques no ha revelat incoherències ni inconsistències en les relacions entre categories. Per exemple, en el creuament entre les variables *Activitat Origen* i *Activitat Destinació*, es confirma que si una d'elles és "habitatge", l'altra no pot presentar la mateixa categoria; de manera similar, si una indica "treballar o estudiar a temps complet", l'altra categoria difereix, tal com es preveu lògicament.

En l'estudi de la relació entre variables categòriques i el nombre de viatges, es detecten variacions considerables en alguns casos i relativa estabilitat en altres. Per exemple, el nombre de viatges és força constant al llarg dels dies de la setmana, mentre que en la variable *Edat* el grup més jove presenta un volum de viatges significativament superior respecte al grup d'edat més avançada. Pel que fa a la variable *Distància*, el tram de 2 a 10 km correspon al segment amb el major nombre de viatges registrats. En la variable *Municipi*, es detecten alguns nivells amb volum de viatges notablement inferior, com és el cas de municipis com El Vendrell o Torredembarra.

V. MODELS I VALIDACIÓ

1. Creació del model

En primer lloc, la base de dades es segmenta segons el municipi d'origen amb l'objectiu d'ajustar un model específic per a cada municipi. Aquesta estratègia permet millorar la qualitat dels residus i incrementar la precisió en la predicció de valors futurs, així com oferir una interpretabilitat adaptada a les característiques territorials particulars.

Inicialment, es fa servir un model de regressió de Poisson, adequat per a dades de comptatge, que inclou totes les variables identificades en l'anàlisi exploratòria. Tot i que algunes variables poden presentar una relació dèbil amb el nombre de viatges, l'elevat volum de dades permet captar informació rellevant fins i tot de correlacions subtils. Per motius computacionals (temps molt elevat), no es consideren interaccions entre variables.

Després d'ajustar el model de Poisson, es calcula el paràmetre de dispersió (ϕ) a partir dels residus de Pearson i els graus de llibertat. En tots els models, aquest paràmetre excedeix clarament el valor 1, indicant sobredispersió. Els tests d'hipòtesi per a la variància (valors 1 i 2) també resulten significatius, ratificant la necessitat d'utilitzar un model de binomial negativa. Aquest model substituït manté el mateix conjunt de variables explicatives i l'exclusió d'interaccions.

Per avaluar la significació estadística de les variables, s'ha realitzat una anàlisi de la variància (ANOVA) per a cada model. En tots els casos, els tests d'hipòtesi indiquen una influència estadísticament significativa de totes les variables sobre el nombre de viatges estimat, amb valors p pràcticament zero. Encara que en alguns models les variables *Dia de la setmana* i *Sexe* presenten valors p lleugerament superiors, aquests continuen sent inferiors a 0,01, confirmant la seva significació. Així, es conclou que totes les variables incloses contribueixen de manera rellevant a l'explicació del model.

2. Resultats del models

El model base estableix uns nivells de referència específics per a cadascuna de les variables categòriques considerades, que serveixen com a punt de partida per a la interpretació dels coeficients dels diferents models. Pel que fa al municipi de destinació, el nivell de referència habitual és Amposta, excepte en els models on Amposta és el municipi d'origen; en aquest cas, la referència passa a ser Calafell. Generalment, Amposta sol associar-se a una generació de viatges inferior en comparació amb la majoria dels altres municipis.

En relació a la distància, el nivell referent és el de viatges amb una distància inferior a 2 km. Pel que fa l'activitat de viatge, tant per a l'origen com per a la destinació, el nivell de referència és l'activitat relacionada amb l'habitatge, que acostuma a generar un nombre més elevat de viatges en comparació amb la resta de categories d'activitat.

Pel que fa a les característiques individuals, els nivells de referència seleccionats són la renda menor a 10.000 euros, la qual està associada a un menor nombre de viatges, l'edat entre 0 i 25 anys que correspon al grup amb una mobilitat més elevada, i el sexe femení. Finalment, en les variables temporals, el mes de gener i el diumenge són els nivells de referència utilitzats.

Un cop ajustats els models de binomial negativa per a cada municipi d'origen, s'analitzen els resultats obtinguts amb l'objectiu d'identificar els factors que expliquen millor el nombre de viatges realitzats. A continuació, es presenten les principals tendències i diferències observades entre models, tenint en compte variables com el municipi de destinació, la distància recorreguda, el motiu del viatge, la renda, l'edat, el sexe i les variables temporals (vegeu Annex 4 Resultats del model).

Municipi de destinació

Els coeficients associats a la variable *municipi de destinació* mostren una variabilitat significativa segons el municipi d'origen. Per exemple, Calafell és el municipi que genera el major nombre de viatges quan l'origen és Tortosa, mentre que des de Reus es situa entre els municipis amb menys viatges generats. En termes generals, els municipis que presenten un volum més elevat de viatges són Tarragona i Reus, la qual cosa s'explica principalment per la seva dimensió poblacional. Així mateix, municipis amb un fort component turístic, com Cambrils i Salou, també presenten un nombre destacat de viatges, reflectint la seva atracció com a destinacions de lleure i turisme.

Distància

Els models revelen que la franja de distància entre 2 i 10 km acostuma a concentrar el major nombre de viatges registrats. No obstant això, es detecten excepcions, com és el cas d'Ampostà, on el volum més gran de viatges es produeix en distàncies superiors als 10 km. Aquesta particularitat es pot atribuir a la ubicació geogràfica d'Ampostà, que es troba allunyada dels nuclis urbans i turístics més importants. Curiosament, els desplaçaments de menys de 2 km presenten un volum inferior de viatges, fet que es pot explicar per diverses raons. En primer lloc, molts d'aquests desplaçaments curts es realitzen a peu o en modes no registrats en la base de dades. En segon lloc, l'anàlisi descriptiva indica que molts municipis tenen pocs viatges en aquest rang perquè no disposen de municipis veïns dins d'aquesta

distància. Aquest resultat reforça la idea que la distància no només reflecteix la proximitat física, sinó que també captura les relacions funcionals i socioeconòmiques entre municipis.

Motiu del viatge

En tots els models, les activitats relacionades amb l'habitatge (residència o allotjament) són les que generen més desplaçaments, cosa que resulta lògica, ja que la majoria de viatges comencen o acaben al domicili. Per contra, els desplaçaments per estudi o feina són menys freqüents, un fet que podria estar vinculat a la codificació de les dades: els desplaçaments regulars per aquests motius poden haver estat classificats com a "activitats freqüents", tot i el seu origen laboral o formatiu.

Renda

Tots els models mostren que el major nombre de viatges es produeix entre persones amb una renda anual de 10.000 a 15.000 €. Aquesta observació ja havia estat detectada en l'anàlisi descriptiva, ja que la major part de la mostra pertany a aquest segment. Les franges de renda més baixa (<10.000 €) generen menys viatges, fet que pot estar relacionat amb una capacitat econòmica més limitada per assumir despeses de mobilitat, especialment en vehicle privat.

Edat

La franja d'edat 0-25 anys és la que genera més viatges segons els models. Aquest grup, tot i no ser el més nombrós en el conjunt de dades, presenta un comportament de mobilitat més homogeni, amb hàbits similars i desplaçaments recurrents. En canvi, la franja de 65 a 100 anys és la que genera menys mobilitat, fet coherent amb el menor grau de participació en activitats laborals o formatives, així com amb possibles limitacions físiques o cognitives.

Sexe

Els models mostren que dones i homes generen un volum de viatges similar, però amb una lleugera predominança femenina, que tot i ser petita, és estadísticament significativa.

Variables temporals

El mes d'agost és el que registra més viatges segons la majoria dels models, coincidint amb el període vacacional i l'elevada atracció turística de la província de Tarragona. En canvi, gener és el mes amb menys mobilitat, coincidint amb la tornada a la rutina després del Nadal. Tot i això, alguns municipis, com Tortosa, mostren un patró diferent: juliol i agost presenten menys viatges, mentre que setembre és el mes amb més activitat. Quant als dies de la setmana, no

s'identifica un patró general: el dia amb més mobilitat varia segons el municipi, reflectint diferències locals en hàbits laborals, comercials i d'oci.

3. Validació del model

3.1 Significació estadística dels paràmetres

Per validar la pertinència dels coeficients associats a les variables i interaccions identificades com a rellevants durant l'anàlisi exploratòria, es realitza una comprovació de la significació estadística mitjançant els *p-value* associats als coeficients estimats. Els coeficients amb uns *p-value* $< 0,05$ es consideren significatius, indicant que les variables corresponents tenen una contribució estadísticament rellevant al model. En canvi, si el *p-value* és superior a 0,05, això suggereix que la variable no aporta substancialment al model i pot ser exclosa de l'anàlisi.

A la vista de les anàlisis ANOVA, es verifica que totes les variables incloses en els models són significatives. En la majoria de casos, els *p-value* associats a les variables són pràcticament zero, la qual cosa indica una forta evidència de rebuig de la hipòtesi nul·la. Tot i que en alguns models les variables "*Dia Setmana i Sexe*" presenten un *p-value* lleugerament superiors, aquests continuen sent clarament inferiors a 0,01, i per tant estadísticament significatius. Això confirma que totes les variables seleccionades aporten informació rellevant al model.

Pel que fa a la contribució explicativa de cada variable, s'observa que el Municipi de Destinació és, amb diferència, la que provoca la major reducció de la deviança residual, fet que indica que és la variable que més informació aporta al model. També destaquen, en segon terme, les variables Activitat a l'origen i Activitat a la destinació, que recullen de manera efectiva el tipus de mobilitat generada. Entre les variables relacionades amb les característiques del viatge, la Renda és la que mostra una major capacitat explicativa (vegeu Annex 5 Validació del model).

Contrast de la deviança

En els models de comptatge, el test de la deviança és una eina clau per avaluar la qualitat de l'ajust del model. Aquest test compara la deviança residual del model ajustat amb la seva distribució teòrica chi-quadrat, tenint en compte els graus de llibertat corresponents.

La hipòtesi nul·la del test planteja que el model s'ajusta adequadament a les dades. Un *p-value* superior a 0,05 indica que no hi ha evidència suficient per rebutjar aquesta hipòtesi, és a dir, el model proporciona un ajust acceptable, en cas contrari, es suggereix un mal ajust del model.

En tots els models analitzats, el *p-value* obtingut en el test de la deviança és clarament superior a 0,05, per la qual cosa no es pot rebutjar la hipòtesi nul·la. Això indica que, estadísticament, els models ajusten bé el nombre de viatges observats.

Taula V.1: Contrast de la deviança

<i>Municipi</i>	<i>p-value test de deviança</i>
<i>Amposta</i>	<i>0.9781</i>
<i>Calafell</i>	<i>1.0000</i>
<i>Cambrils + Agregació</i>	<i>0.3757</i>
<i>Cunit</i>	<i>0.9999</i>
<i>Deltebre</i>	<i>1.0000</i>
<i>El Vendrell</i>	<i>1.0000</i>
<i>Mont-roig del Camp</i>	<i>1.0000</i>
<i>Reus</i>	<i>0.9998</i>
<i>Salou</i>	<i>0.5675</i>
<i>Sant Carles de la Ràpita</i>	<i>1.0000</i>
<i>Tarragona</i>	<i>0.3064</i>
<i>Torredembarra</i>	<i>1.0000</i>
<i>Tortosa</i>	<i>1.0000</i>
<i>Valls</i>	<i>1.0000</i>

Avaluació dels residus del model

Per garantir que el model GLM sigui vàlid, és necessari que els residus compleixin les següents propietats:

- Esperança zero: $E[\epsilon_i]=0$
- Homoscedasticitat: variància constant dels errors
- Independència: absència d'autocorrelació entre els errors

L'avaluació dels residus dels models ajustats indica que es compleixen dues de les tres propietats fonamentals requerides per a la validesa dels models lineals generalitzats: esperança nul·la dels residus i independència. La tercera propietat, l'homoscedasticitat (variància constant dels errors), tot i no complir-se de manera estricta, només presenta una forma lleu d'heteroscedasticitat, considerada no greu des d'un punt de vista pràctic. Aquesta desviació podria ser abordada mitjançant l'especificació de termes d'interacció o la inclusió de noves covariables explicatives, opcions no implementades en el present estudi per limitacions computacionals i de recursos.

Per avaluar l'homoscedasticitat i la independència, es va calcular la correlació de Pearson entre els valors predits i els residus (per comprovar la independència), així com entre els valors

predits i els residus absoluts (per a l'homoscedasticitat). Tot i que els tests formals sovint indiquen significació estadística, això és fruit de la gran mida mostral, ja que aquestes proves tendeixen a sobreestimar l'evidència contra la hipòtesi nul·la, fins i tot quan els efectes observats són pràcticament insignificants. A més, l'elevada densitat de punts en els gràfics de residus dificulta la detecció visual clara de patrons de dependència.

Pel que fa a l'esperança nul·la, la mitjana dels residus es situa sistemàticament molt propera a zero en tots els models, la qual cosa valida aquesta propietat fonamental.

En relació amb l'homoscedasticitat, la correlació entre els residus absoluts i les prediccions oscil·la entre 0,09 i 0,20 en la major part dels models, amb excepcions puntuals com El Vendrell (0,224) o Salou (0,065). Si bé aquests valors no permeten descartar completament la presència d'heteroscedasticitat, la seva magnitud limitada indica que el seu impacte en l'estimació és, probablement, marginal.

Finalment, pel que fa a la independència, la correlació entre residus i prediccions és molt baixa en la majoria dels models (entre 0 i 0,05), excepte en el model corresponent a Tortosa, on la correlació arriba a 0,058. Aquest cas podria indicar una especificació insuficient del model per a aquest municipi, que requeriria una anàlisi més detallada.

Taula V.2: Avaluació dels Residus del Model

<i>Municipi</i>	<i>Correlació Residus-Prediccions</i>	<i>Correlació Residus -Prediccions</i>	<i>Mitjana Residus</i>
<i>Amposta</i>	<i>0.045</i>	<i>0.116</i>	<i>0.007</i>
<i>Calafell</i>	<i>0.040</i>	<i>0.149</i>	<i>0.007</i>
<i>Cambrils + Agregació</i>	<i>0.001</i>	<i>0.172</i>	<i>0.003</i>
<i>Cunit</i>	<i>0.040</i>	<i>0.092</i>	<i>0.008</i>
<i>Deltebre</i>	<i>0.047</i>	<i>0.142</i>	<i>0.005</i>
<i>El Vendrell</i>	<i>0.033</i>	<i>0.229</i>	<i>0.004</i>
<i>Mont-roig del Camp</i>	<i>0.023</i>	<i>0.160</i>	<i>0.004</i>
<i>Reus</i>	<i>0.032</i>	<i>0.099</i>	<i>0.008</i>
<i>Salou</i>	<i>0.006</i>	<i>0.063</i>	<i>0.003</i>
<i>Sant Carles de la Ràpita</i>	<i>0.038</i>	<i>0.186</i>	<i>0.006</i>
<i>Tarragona</i>	<i>-0.005</i>	<i>0.115</i>	<i>0.001</i>
<i>Torredembarra</i>	<i>0.017</i>	<i>0.192</i>	<i>0.003</i>
<i>Tortosa</i>	<i>0.058</i>	<i>0.197</i>	<i>0.007</i>
<i>Valls</i>	<i>0.031</i>	<i>0.194</i>	<i>0.008</i>

Correlació predictiva dels models

Per avaluar la capacitat predictiva dels models ajustats, es va calcular la correlació de Pearson entre els valors predits i les observacions empíriques del nombre de viatges. Aquesta mesura

permet estimar la qualitat del calibratge dels models: una correlació elevada indica una associació lineal forta entre els valors observats i predits, mentre que valors baixos poden posar en dubte la seva utilitat pràctica, fins i tot si el model compleix els requisits estadístics.

Els resultats obtinguts mostren, en general, nivells de correlació moderadament alts. La major part dels models presenten correlacions superiors a 0,6, fet que suggereix una capacitat predictiva acceptable dins el context d'estimació de dades de comptatge amb elevada variabilitat. Tanmateix, s'identifiquen excepcions notables: els models corresponents a *Cambrils + Agregació*, *Torredembarra* i *Tarragona* mostren correlacions inferiors al llindar esmentat, sent el cas de Tarragona especialment rellevant, ja que es tracta del municipi amb major població i importància institucional dins la província. Aquesta baixa correlació podria ser indicativa d'una estructura de dades més complexa o de la necessitat d'incloure noves variables explicatives per capturar millor el patró de mobilitat d'aquest municipi.

El model amb millor capacitat predictiva, mesurada per la correlació entre valors observats i predits, és el corresponent a *Cunit*, amb un valor de 0,68. Aquest resultat suggereix que, almenys en alguns casos, el model de regressió binomial negativa aplicat de manera desagregada per municipi pot oferir prediccions ajustades a la realitat observada.

Taula V.3: Correlació predictiva dels models

<i>Municipi_Origen</i>	<i>Correlació_2023</i>
<i>Amposta</i>	<i>0.65</i>
<i>Calafell</i>	<i>0.67</i>
<i>Cambrils + Agregació</i>	<i>0.50</i>
<i>Cunit</i>	<i>0.68</i>
<i>Deltebre</i>	<i>0.66</i>
<i>El Vendrell</i>	<i>0.60</i>
<i>Mont-roig del Camp</i>	<i>0.60</i>
<i>Reus</i>	<i>0.65</i>
<i>Salou</i>	<i>0.59</i>
<i>Sant Carles de la Ràpita</i>	<i>0.61</i>
<i>Tarragona</i>	<i>0.51</i>
<i>Torredembarra</i>	<i>0.56</i>
<i>Tortosa</i>	<i>0.67</i>
<i>Valls</i>	<i>0.66</i>

Anàlisi dels residus estudentitzats

Els residus estudentitzats són una eina habitual per detectar observacions atípiques o influents en models de regressió. Permeten identificar punts que s'allunyen significativament del comportament esperat pel model, facilitant així l'avaluació de la robustesa de l'ajust.

L'anàlisi indica que la proporció d'observacions amb residus estudentitzats elevats (> 3 o 4) és molt reduïda en la majoria dels models. Tot i que els models corresponents a Torredembarra i El Vendrell presenten un nombre relativament superior d'aquestes observacions, aquests valors es mantenen dins límits considerats acceptables i no mostren problemes greus d'ajust.

Pel que fa a la detecció formal d'outliers mitjançant l'ajust de Bonferroni, els resultats indiquen que el nombre d'observacions amb residus > 6 (considerats extrems) és pràcticament nul. En cap dels models analitzats aquest valor arriba al 0,005% del total de casos, la qual cosa reforça la validesa de l'ajust i la baixa incidència de punts atípics influents.

Finalment, es va comprovar específicament l'existència d'observacions amb residus estudentitzats > 8 , valor que podria indicar errors de codificació o registres clarament desviats respecte del conjunt. No es va detectar cap cas d'aquest tipus en cap dels models estimats, fet que permet concloure que no hi ha indicis de presència d'observacions anòmales greus.

Aquesta anàlisi dona suport a la robustesa dels models ajustats i suggereix que la presència d'outliers no representa un problema rellevant en l'estimació.

Taula V.4: Anàlisi dels residus estudentitzats

<i>Municipi</i>	<i>Outliers (%)</i>	<i>Residus > 3 (%)</i>	<i>Residus > 4 (%)</i>	<i>Residus > 6 (%)</i>
<i>Ampostà</i>	<i>0.00</i>	<i>0.22</i>	<i>0.03</i>	<i>0</i>
<i>Calafell</i>	<i>0.00</i>	<i>0.22</i>	<i>0.02</i>	<i>0</i>
<i>Cambrils + Agregació</i>	<i>0.00</i>	<i>0.14</i>	<i>0.02</i>	<i>0</i>
<i>Cunit</i>	<i>0.01</i>	<i>0.22</i>	<i>0.01</i>	<i>0</i>
<i>Deltebre</i>	<i>0.01</i>	<i>0.32</i>	<i>0.05</i>	<i>0</i>
<i>El Vendrell</i>	<i>0.00</i>	<i>0.48</i>	<i>0.05</i>	<i>0</i>
<i>Mont-roig del Camp</i>	<i>0.00</i>	<i>0.34</i>	<i>0.04</i>	<i>0</i>
<i>Reus</i>	<i>0.00</i>	<i>0.25</i>	<i>0.02</i>	<i>0</i>
<i>Salou</i>	<i>0.00</i>	<i>0.22</i>	<i>0.03</i>	<i>0</i>
<i>Sant Carles de la Ràpita</i>	<i>0.01</i>	<i>0.21</i>	<i>0.01</i>	<i>0</i>
<i>Tarragona</i>	<i>0.00</i>	<i>0.16</i>	<i>0.01</i>	<i>0</i>
<i>Torredembarra</i>	<i>0.00</i>	<i>0.58</i>	<i>0.03</i>	<i>0</i>
<i>Tortosa</i>	<i>0.00</i>	<i>0.26</i>	<i>0.03</i>	<i>0</i>
<i>Valls</i>	<i>0.00</i>	<i>0.25</i>	<i>0.02</i>	<i>0</i>

3.2 Detecció de valors influents

Per identificar observacions amb una influència desproporcionada sobre els resultats dels models, s'han analitzat tres mesures diagnòstiques estàndard: Distància de Cook, DFFITS i DFBETAS. Cadascuna proporciona informació complementària sobre l'impacte potencial de les observacions sobre els coeficients estimats i la qualitat de l'ajust global del model.

Les observacions amb valors elevats en alguna d'aquestes mètriques poden distorsionar de manera significativa els resultats del model, tant pel que fa a les estimacions dels paràmetres com a la seva capacitat predictiva. Els resultats indiquen que:

- El percentatge d'observacions influents segons la Distància de Cook i DFBETAS són similars entre els models municipals (entre el 4,7% i el 5,9%), cosa que indica una influència estructural relativament constant.
- Els valors influents segons DFFITS mostren una major variabilitat entre municipis. Per exemple, El Vendrell mostra el percentatge més elevat (4,12%), mentre que Cunit presenta el més baix (2,15%), gairebé la meitat.
- Aquest comportament pot estar relacionat amb diferències en la mida de mostra, la dispersió interna del nombre de viatges o la presència de variables categòriques amb baixa freqüència en alguns municipis.

Tot i que el percentatge d'observacions influents és superior al de valors atípics, aquests percentatges continuen sent modestes en relació amb el volum total de dades. Per conseqüència, es pot concloure que l'estabilitat global dels models no es veu compromesa per la presència d'aquests punts influents, si bé seria recomanable revisar-los en profunditat en futures iteracions, especialment en els municipis amb més concentració de casos influents.

Taula V.5: Detecció de valors influents.

<i>Municipi</i>	<i>DFFITS Influentes (%)</i>	<i>Cook's Distance Influentes (%)</i>	<i>DFBETAs Influentes (%)</i>
<i>Amposta</i>	<i>2.60</i>	<i>4.73</i>	<i>4.86</i>
<i>Calafell</i>	<i>3.20</i>	<i>5.39</i>	<i>5.14</i>
<i>Cambrils + Agregació</i>	<i>3.19</i>	<i>4.92</i>	<i>5.92</i>
<i>Cunit</i>	<i>2.15</i>	<i>4.97</i>	<i>4.85</i>
<i>Deltebre</i>	<i>2.82</i>	<i>4.80</i>	<i>4.89</i>
<i>El Vendrell</i>	<i>4.12</i>	<i>5.67</i>	<i>4.97</i>
<i>Mont-roig del Camp</i>	<i>3.35</i>	<i>5.03</i>	<i>5.25</i>
<i>Reus</i>	<i>3.36</i>	<i>5.27</i>	<i>5.79</i>
<i>Salou</i>	<i>2.70</i>	<i>5.49</i>	<i>5.75</i>
<i>Sant Carles de la Ràpita</i>	<i>2.78</i>	<i>5.11</i>	<i>5.60</i>
<i>Tarragona</i>	<i>3.74</i>	<i>5.49</i>	<i>5.63</i>
<i>Torredembarra</i>	<i>3.47</i>	<i>5.36</i>	<i>4.75</i>
<i>Tortosa</i>	<i>2.87</i>	<i>5.11</i>	<i>5.78</i>
<i>Valls</i>	<i>3.54</i>	<i>4.93</i>	<i>5.24</i>

3.3 Anàlisi dels nivells amb més DFBETAS influents

L'anàlisi dels valors DFBETAS permet identificar quines observacions tenen una influència substancial sobre l'estimació dels coeficients del model. Es considera que una observació és

influent respecte a un paràmetre específic quan el seu valor de DFBETA supera el llindar comú $\frac{2}{\sqrt{n}}$ on n és el nombre d'observacions. Aquest criteri facilita la detecció de nivells de les variables explicatives que, en determinats models, tenen un impacte desproporcionat sobre l'ajust.

Amb l'objectiu d'identificar quins nivells de les variables categòriques tenen un impacte estadísticament rellevant sobre l'estimació dels paràmetres dels models, s'ha realitzat una anàlisi dels valors DFBETAS. Per a cada model corresponent a un municipi d'origen, es van seleccionar els cinc nivells amb més observacions influents segons els valors absoluts de DFBETAS. Posteriorment, aquests nivells es van agrupar en una taula conjunta per tal d'analitzar-ne la freqüència acumulada.

La recurrència d'un mateix nivell entre els cinc més influents en diversos models indica que aquest nivell tendeix a tenir un efecte substancial sobre l'estimació dels coeficients, i per tant pot representar un element clau en la interpretació i estabilitat del model.

Els resultats mostren que les variables amb més valors influents són: Edat, Distància, Activitat de Destinació, Activitat d'Origen, Municipi de Destinació i Dia de la Setmana. D'entre aquestes, destaca especialment la variable Dia de la Setmana. Tots els seus nivells, excepte Diumenge, apareixen com a influents en almenys un model, i dies com Dimecres i Dissabte figuren com a nivells entre els cinc més influents en la majoria dels models analitzats. Aquest patró suggereix que el nombre de viatges presenta una variabilitat significativa al llarg de la setmana, amb alguns dies que contenen observacions especialment influents en l'ajust del model.

Tot i això, el percentatge total d'observacions influents és baix, per la qual cosa no es justifica eliminar la variable dia de la setmana, que aporta informació rellevant.

Finalment, els municipis de destinació que acumulen més observacions influents són generalment nuclis petits i poc turístics, fet que indica que canvis puntuals en aquests municipis poden tenir un gran impacte en el model a causa del baix volum de dades.

Taula V.6: Anàlisi dels nivells amb més DFBETAS influents.

<i>Nivell</i>	<i>Freqüència</i>
<i>Dia_Setmana Dissabte</i>	<i>13</i>
<i>Dia_Setmana Dimecres</i>	<i>9</i>
<i>Dia_Setmana Dimarts</i>	<i>6</i>
<i>Dia_Setmana Dilluns</i>	<i>5</i>
<i>Edat 25-45</i>	<i>5</i>
<i>Distància 2-10</i>	<i>4</i>
<i>Activitat_Destinació Activitat_Poc_Freqüent</i>	<i>3</i>

<i>Nivell</i>	<i>Freqüència</i>
<i>Activitat_Origen Estudiar_o_Treballar</i>	3
<i>Dia_Setmana Dijous</i>	3
<i>Edat 45-65</i>	3
<i>Activitat_Destinació Activitat_Freqüent</i>	2
<i>Activitat_Origen Activitat_Poc_Freqüent</i>	2
<i>Dia_Setmana Divendres</i>	2
<i>Edat 65-100</i>	2
<i>Municipi_Destinació Sant Carles de la Ràpita</i>	2
<i>Municipi_Destinació Tortosa</i>	2
<i>Activitat_Destinació Estudiar_o_Treballar</i>	1
<i>Activitat_Origen Activitat_Freqüent</i>	1
<i>Distància >10</i>	1
<i>Municipi_Destinació Deltebre</i>	1

3.4 Anàlisi de la multicol·linealitat

La presència de multicol·linealitat entre les variables explicatives pot afectar negativament la interpretabilitat i l'estabilitat dels coeficients estimats en un GLM. Per detectar-la, s'utilitza el Factor d'Inflació de la Variància (VIF, per les seves sigles en anglès), calculat segons la fórmula:

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2}$$

on R_j^2 és el coeficient de determinació obtingut en la regressió de la variable j sobre la resta de variables explicatives. Valors de VIF > 10 indiquen una multicol·linealitat elevada, suggerint la necessitat d'eliminar o combinar variables per millorar el model.

Els resultats obtinguts mostren que, en general, no hi ha indicis de multicol·linealitat significativa en els models estimats. La gran majoria de les variables presenten valors de VIF pròxims a 1, la qual cosa indica una absència de correlació lineal substancial amb la resta de predictors. Un VIF igual a 1 reflecteix que la variància estimada del coeficient no es veu afectada per dependències lineals amb altres variables, sent aquest l'escenari ideal.

L'única excepció es detecta en el model amb municipi d'origen Calafell, on la variable distància presenta un VIF de 6,6. Aquest valor, tot i no ser crític, indica una inflació moderada de la variància que pot estar relacionada amb una correlació estructural entre la distància i la variable municipi de destinació. Aquesta dependència és plausible atès que, per a Calafell, la distància es troba fortament condicionada pel patró geogràfic dels municipis receptors. Malgrat aquesta relació, el VIF de la variable municipi de destinació no resulta elevat,

probablement a causa del nombre elevat de nivells categòrics que la componen, la qual cosa dilueix l'impacte directe sobre la multicol·linealitat global.

En conjunt, els valors observats permeten concloure que els coeficients estimats són estadísticament estables i que els errors estàndard associats no estan distorsionats per la presència de correlacions lineals entre variables explicatives. Aquesta estabilitat contribueix a la fiabilitat i robustesa dels models ajustats.

Taula V.7: Anàlisi de la multicol·linealitat.

<i>Municipi</i>	<i>Municipi_Destinació</i>	<i>Distància</i>	<i>Activitat_Origen</i>	<i>Activitat_Destinació</i>	<i>Mes</i>
<i>Amposta</i>	1.02	1.05	1.06	1.04	1.00
<i>Calafell</i>	1.38	6.64	1.07	1.05	1.01
<i>Cambrils + Agregació</i>	1.04	1.18	1.05	1.04	1.00
<i>Cunit</i>	1.07	1.44	1.04	1.05	1.00
<i>Deltebre</i>	1.02	1.09	1.05	1.05	1.00
<i>El Vendrell</i>	1.06	1.35	1.05	1.05	1.01
<i>Mont-roig del Camp</i>	1.03	1.16	1.04	1.03	1.00
<i>Reus</i>	1.04	1.13	1.03	1.04	1.00
<i>Salou</i>	1.04	1.22	1.05	1.03	1.00
<i>Sant Carles de la Ràpita</i>	1.03	1.16	1.06	1.05	1.00
<i>Tarragona</i>	1.03	1.11	1.03	1.04	1.00
<i>Torredembarra</i>	1.02	1.06	1.04	1.03	1.00
<i>Tortosa</i>	1.02	1.11	1.04	1.04	1.00
<i>Valls</i>	1.01	1.00	1.06	1.04	1.00

Taula V.8: Anàlisi de la multicol·linealitat.

<i>Municipi</i>	<i>Renta</i>	<i>Sexe</i>	<i>Edat</i>	<i>Dia_Setmana</i>
<i>Amposta</i>	1.04	1.00	1.01	1.01
<i>Calafell</i>	1.05	1.00	1.01	1.00
<i>Cambrils + Agregació</i>	1.06	1.00	1.01	1.00
<i>Cunit</i>	1.05	1.00	1.01	1.00
<i>Deltebre</i>	1.05	1.00	1.01	1.01
<i>El Vendrell</i>	1.06	1.00	1.01	1.01
<i>Mont-roig del Camp</i>	1.05	1.00	1.01	1.00
<i>Reus</i>	1.05	1.00	1.02	1.02
<i>Salou</i>	1.07	1.00	1.02	1.00
<i>Sant Carles de la Ràpita</i>	1.05	1.00	1.01	1.01
<i>Tarragona</i>	1.05	1.00	1.01	1.01
<i>Torredembarra</i>	1.07	1.00	1.02	1.00
<i>Tortosa</i>	1.04	1.00	1.01	1.00
<i>Valls</i>	1.09	1.01	1.01	1.00

4. Validació predictiva

Un cop validats els models a nivell intern, es procedeix a la seva validació externa mitjançant l'aplicació a un conjunt de dades independent corresponent a l'any 2024. Aquesta fase és especialment rellevant, ja que permet avaluar la capacitat predictiva real dels models i detectar possibles debilitats no evidents en la fase d'ajust inicial (vegeu Annex 6 Validació predictiva). La validació externa pot posar de manifest tres tipus de problemes:

- Sobreajust (overfitting): models excessivament adaptats a les dades de l'any 2023, amb pèrdua de generalització.
- Especificació inadequada: elecció inapropiada de les variables, de la distribució de probabilitat o de la funció d'enllaç.
- Canvis estructurals: modificacions en els patrons de mobilitat entre els anys 2023 i 2024 que els models no poden capturar.

Correlació predictiva amb les dades del 2024

Per quantificar la capacitat predictiva dels models, es calcula la correlació entre els valors predits per al 2024 i els valors observats. Aquestes correlacions es comparen amb les obtingudes durant l'ajust amb dades del 2023. Correlacions similars o lleugerament superiors indiquen estabilitat predictiva i absència de sobreajustament, mentre que diferències significatives poden evidenciar problemes de robustesa.

Els resultats mostren que les correlacions obtingudes amb les dades del 2024 són molt similars a les de l'any anterior, fet que suggereix que els models no presenten sobreajustament i que la seva estructura és robusta davant possibles canvis entre períodes. En la majoria dels casos, la correlació ha augmentat lleugerament o s'ha mantingut estable. L'única excepció significativa és el model corresponent a Mont-roig del Camp, on la correlació ha disminuït en 0,06 punts, una reducció que, tot i ser moderada, podria suggerir canvis puntuals en els patrons de mobilitat d'aquest municipi.

Els municipis de Tarragona, Cambrils i Torredembarra continuen mostrant les correlacions més baixes, la qual cosa pot indicar una major complexitat o variabilitat en els seus patrons de mobilitat. Per contra, el municipi de Cunit manté la correlació més elevada, destacant per la seva estabilitat predictiva entre anys consecutius.

Taula V.9: Correlació predictiva amb les dades del 2024.

Municipi_Origen	Correlació_2024
Amposta	0.67

<i>Municipi_Origen</i>	<i>Correlació_2024</i>
<i>Calafell</i>	<i>0.63</i>
<i>Cambrils + Agregació</i>	<i>0.51</i>
<i>Cunit</i>	<i>0.69</i>
<i>Deltebre</i>	<i>0.66</i>
<i>El Vendrell</i>	<i>0.59</i>
<i>Mont-roig del Camp</i>	<i>0.54</i>
<i>Reus</i>	<i>0.61</i>
<i>Salou</i>	<i>0.59</i>
<i>Sant Carles de la Ràpita</i>	<i>0.62</i>
<i>Tarragona</i>	<i>0.54</i>
<i>Torredembarra</i>	<i>0.56</i>
<i>Tortosa</i>	<i>0.66</i>
<i>Valls</i>	<i>0.67</i>

4.1 Mètriques avaluació predictiva

Per tal d'avaluar la capacitat predictiva dels models de manera precisa, s'han aplicat tant mètriques en valors absoluts com en valors relatius. Aquesta doble aproximació permet una anàlisi més completa del rendiment predictiu, ja que els errors absoluts són més interpretables en contextos de magnitud elevada, mentre que els errors relatius són més útils per comparar rendiments entre unitats amb diferents escales.

Les mètriques que s'utilitzaran són:

- Errors en valors absoluts
 - APE (*Absolute Percentage Error*)
 - RMSE (*Root Mean Squared Error*) (Després d'aplicar la transformació exponencial per millorar la interpretabilitat)
- Errors en valors relatius
 - MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*)
 - *Normalized RMSE*, especialment útil si les escales varien molt

Els resultats de les mètriques absolutes mostren una diferència sistemàtica entre l'APE i el RMSE. Aquesta diferència suggereix la presència d'alguns errors puntualment elevats, atès que el RMSE penalitza en major mesura els errors extrems. Tanmateix, la magnitud d'aquesta diferència no és excessiva, fet que indica que el model no presenta una dispersió d'errors greu ni una variabilitat elevada en les prediccions.

Pel que fa a les mètriques relatives, els valors del MAPE són percentualment alts en alguns casos, malgrat que les correlacions entre prediccions i observacions són de nivell mitjà-alt.

Aquest fenomen es pot explicar pel fet que, en moltes combinacions origen-destinació, el nombre de viatgers és molt baix, de manera que petites desviacions en valor absolut generen grans errors percentuals, sense que això impliqui una predicció dolenta en termes pràctics.

Finalment, s'observa que els municipis amb major població (com Tarragona) i aquells amb una marcada activitat turística (com Cambrils o Salou) presenten valors més elevats tant d'APE com de RMSE i MAPE. Aquesta observació és coherent amb el fet que, en aquests municipis, el volum total de viatges és superior i, per tant, els errors absoluts també tendeixen a ser més grans. Tanmateix, quan s'analitza el RMSE normalitzat (relatiu a la mitjana de viatges del municipi d'origen), les diferències entre municipis s'atenuen, fet que suggereix que el comportament predictiu del model és consistent en termes relatius.

Taula V.10: Mètriques avaluació predictiva.

<i>Municipi</i>	<i>Indicadors Absoluts</i>		<i>Indicadors Relatius</i>	
	<i>APE</i>	<i>RMSE</i>	<i>MAPE (%)</i>	<i>RMSE Normalitzat</i>
<i>Amposta</i>	6.11	8.97	87.75	0.7924
<i>Calafell</i>	6.32	9.47	95.32	0.8673
<i>Cambrils + Agregació</i>	7.40	10.86	102.12	0.8774
<i>Cunit</i>	5.98	8.87	86.91	0.7955
<i>Deltebre</i>	4.88	7.30	80.73	0.8084
<i>El Vendrell</i>	4.74	7.40	87.44	0.9019
<i>Mont-roig del Camp</i>	4.82	7.24	82.16	0.8422
<i>Reus</i>	6.26	9.47	84.31	0.8200
<i>Salou</i>	7.01	10.21	93.57	0.8265
<i>Sant Carles de la Ràpita</i>	5.23	7.95	83.63	0.8537
<i>Tarragona</i>	7.10	10.17	93.94	0.8168
<i>Torredembarra</i>	4.48	6.95	75.70	0.8407
<i>Tortosa</i>	5.14	7.93	80.92	0.8430
<i>Valls</i>	4.97	7.66	78.66	0.8153

4.2 Comparació de densitats

Per avaluar la similitud en la forma de la distribució entre els valors predits pel model i les dades observades, es van utilitzar gràfiques de densitats superposades. Aquesta visualització permet identificar discrepàncies en la distribució, com ara desplaçaments o diferències en la dispersió, que podrien indicar canvis estructurals o biaixos en les prediccions.

L'anàlisi de les distribucions mostra que les corbes de densitat dels valors reals i de les prediccions no coincideixen plenament. Les prediccions tendeixen a concentrar-se al voltant de valors mitjans, mentre que els valors observats presenten una acumulació més pronunciada en valors baixos i, alhora, una presència més rellevant d'extrems alts. Aquesta

absència relativa d'extrems en les prediccions suggereix una infraestimació de la variabilitat en les dades reals i una possible manca de capacitat del model per capturar adequadament les observacions en els extrems de la distribució.

Aquest fenomen pot ser indicatiu d'una certa suavització inherent en el procés predictiu, on les prediccions són més conservadores i menys sensibles als valors atípics o excepcionals presents a la mostra d'origen.

4.3 Representació dels valors predits respecte els valors reals.

Per avaluar visualment la qualitat de les prediccions dels models, es va construir un gràfic de dispersió amb els valors predits a l'eix X i els valors reals a l'eix Y. Una alineació propera a la diagonal principal indicaria un bon ajust del model. Atès l'elevat volum de dades, es va optar per una gràfica de tipus *hexbin*, que mostra la densitat de punts mitjançant un mapa de calor. Aquest mapa es va representar en escala logarítmica per facilitar la visualització de les diferències en la concentració de valors.

Els resultats evidencien l'existència d'una correlació positiva entre els valors observats i els predits, encara que aquesta no és especialment elevada. Es pot observar que la major densitat de punts correspon a valors reals baixos, que també són predits com a baixos pel model, indicant una certa capacitat predictiva per als casos més comuns. No obstant això, a mesura que els valors reals augmenten, els valors predits tendeixen a subestimar-los progressivament, manifestant una limitació en la predicció dels extrems.

Visualment, s'identifiquen diversos punts amb densitat mitjana que estan allunyats de la diagonal, indicant errors substancials en la predicció. Aquest fenomen és especialment notable en municipis petits amb baixa activitat turística, com Deltebre o Valls, on el model tendeix a infraestimar el nombre de viatges en els casos amb valors observats elevats.

Aquesta limitació es pot explicar perquè les observacions extremes són poc freqüents i, per tant, tenen un impacte molt reduït en la funció objectiu del model, que busca minimitzar la deviança global. En conseqüència, el model tendeix a ajustar millor els casos més comuns (amb valors baixos o moderats), subestimant així els valors extrems i resultant en coeficients massa moderats.

4.4 Prediccions total diari

Per avaluar la capacitat del model en la predicció dels fluxos agregats de mobilitat intramunicipal, es van sumar les prediccions a nivell diari per a cada parell de municipis,

eliminant així la variabilitat associada a les característiques individuals de cada trajecte. Aquesta agregació permet analitzar l'eficàcia del model en la predicció del total de viatges diaris en conjunt, independentment de les combinacions específiques.

Mètrica avaluació Predictiva Total Diari

En sumar totes les prediccions diàries, es constata que la precisió del model per predir el total diari de viatges és notablement superior a la que s'obté simplement utilitzant el total observat del dia corresponent a l'any 2023. El MAPE associat a les prediccions del model oscil·la entre un 3,6% i un 8,3%, segons el municipi, mentre que el MAPE calculat a partir de les dades totals diàries de l'any 2023 es mou entre un 12% i un 32%, amb l'excepció de Sant Carles de la Ràpita, on el valor és significativament més elevat, aproximadament un 64%.

Aquests resultats evidencien que el model genera estimacions considerablement més precises, amb valors d'APE i RMSE molt inferiors en comparació amb l'ús directe dels totals diaris reals de l'any anterior, en què els errors es presenten diverses vegades superiors.

Taula V.11: Mètrica avaluació Predictiva Total Diari.

<i>Prediccions del model</i>				
<i>Municipi</i>	<i>APE</i>	<i>RMSE</i>	<i>MAPE (%)</i>	<i>RMSE Normalitzat</i>
<i>Amposta</i>	<i>167.43</i>	<i>251.29</i>	<i>3.59</i>	<i>0.0531</i>
<i>Calafell</i>	<i>270.29</i>	<i>379.68</i>	<i>4.59</i>	<i>0.0661</i>
<i>Cambrils + Agregació</i>	<i>773.30</i>	<i>983.35</i>	<i>5.26</i>	<i>0.0685</i>
<i>Cunit</i>	<i>176.88</i>	<i>233.95</i>	<i>4.98</i>	<i>0.0651</i>
<i>Deltebre</i>	<i>156.08</i>	<i>195.14</i>	<i>6.71</i>	<i>0.0801</i>
<i>El Vendrell</i>	<i>328.15</i>	<i>439.92</i>	<i>7.07</i>	<i>0.0934</i>
<i>Mont-roig del Camp</i>	<i>353.98</i>	<i>443.44</i>	<i>8.33</i>	<i>0.1038</i>
<i>Reus</i>	<i>702.65</i>	<i>916.27</i>	<i>6.04</i>	<i>0.0821</i>
<i>Salou</i>	<i>463.36</i>	<i>609.03</i>	<i>4.00</i>	<i>0.0518</i>
<i>Sant Carles de la Ràpita</i>	<i>140.74</i>	<i>175.90</i>	<i>7.34</i>	<i>0.0789</i>
<i>Tarragona</i>	<i>634.81</i>	<i>960.09</i>	<i>3.51</i>	<i>0.0530</i>
<i>Torredembarra</i>	<i>186.62</i>	<i>242.54</i>	<i>4.49</i>	<i>0.0582</i>
<i>Tortosa</i>	<i>148.07</i>	<i>205.79</i>	<i>3.66</i>	<i>0.0504</i>
<i>Valls</i>	<i>248.08</i>	<i>340.99</i>	<i>5.52</i>	<i>0.0679</i>

Taula V.12: Mètrica avaluació Predictiva Total Diari.

<i>Prediccions de l'any anterior</i>				
<i>Municipi</i>	<i>APE</i>	<i>RMSE</i>	<i>MAPE (%)</i>	<i>RMSE Normalitzat</i>
<i>Amposta</i>	<i>1,084.03</i>	<i>1,341.50</i>	<i>23.72</i>	<i>0.2834</i>
<i>Calafell</i>	<i>1,736.25</i>	<i>2,199.57</i>	<i>27.32</i>	<i>0.3827</i>
<i>Cambrils + Agregació</i>	<i>3,259.47</i>	<i>3,941.81</i>	<i>21.73</i>	<i>0.2745</i>
<i>Cunit</i>	<i>450.17</i>	<i>590.60</i>	<i>13.45</i>	<i>0.1644</i>

<i>Municipi</i>	<i>Prediccions de l'any anterior</i>			
	<i>APE</i>	<i>RMSE</i>	<i>MAPE (%)</i>	<i>RMSE Normalitzat</i>
<i>Deltebre</i>	262.95	347.15	11.40	0.1424
<i>El Vendrell</i>	1,620.25	2,098.22	30.96	0.4454
<i>Mont-roig del Camp</i>	1,059.66	1,510.62	34.46	0.3534
<i>Reus</i>	2,795.04	3,404.68	25.69	0.3049
<i>Salou</i>	1,598.53	2,051.47	14.47	0.1746
<i>Sant Carles de la Ràpita</i>	1,129.08	1,445.32	63.77	0.6484
<i>Tarragona</i>	2,415.06	3,180.93	13.34	0.1756
<i>Torredembarra</i>	453.37	557.59	11.06	0.1338
<i>Tortosa</i>	479.66	630.38	12.12	0.1544
<i>Valls</i>	848.37	1,084.49	18.58	0.2159

Comparació dels valors predits respecte als observats: totals diaris i distribucions de densitat

En primer lloc, l'anàlisi de les gràfiques de dispersió revela que les prediccions dels models s'ajusten molt bé als totals diaris observats, un patró consistent en tots els municipis. Aquesta coincidència es reflecteix en els baixos valors de MAPE. Tot i això, en alguns casos puntuals, com en el model de Valls, es detecten discrepàncies notables entre prediccions i valors reals.

D'altra banda, quan es fan servir els totals diaris de l'any 2023 com a predicció, els resultats varien considerablement entre municipis, però generalment aquestes prediccions resulten menys precises que les generades pel model. Per exemple, en municipis com Cunit i Deltebre, les prediccions basades en les dades del 2023 són relativament properes als valors reals, mentre que al municipi d'origen de Reus s'observen desviacions significatives. A més, a Sant Carles de la Ràpita, les prediccions es distribueixen en quatre grups clarament diferenciats, dels quals dos mostren una discrepància notable respecte als valors reals.

En segon lloc, l'anàlisi de les distribucions de densitat mostra una elevada similitud entre les corbes dels valors reals i les prediccions del model per a l'any 2024. Aquesta superposició indica un bon ajust del model a l'estructura de les dades noves, tant en la localització dels valors de màxima densitat com en la seva dispersió. Aquesta concordança suggereix que el model és capaç de reproduir amb precisió el comportament estadístic dels valors observats.

En canvi, la comparació entre les distribucions de densitat dels totals diaris dels anys 2023 i 2024 depèn del municipi. Hi ha casos en què aquestes distribucions són molt similars, com a Valls o Deltebre, mentre que en altres, com Calafell o El Vendrell, es detecten diferències estructurals evidents. Aquest fet posa de manifest que, en funció del municipi, la distribució del nombre total de viatges diaris pot experimentar canvis significatius d'un any a l'altre.

VI. CONCLUSIONS

Aquest treball ha permès assolir amb èxit l'objectiu principal de modelitzar la mobilitat diària entre els 14 municipis més poblats de la província de Tarragona, utilitzant dades de telefonia mòbil del MITMA. L'ús de les dades ha estat clau per obtenir informació actualitzada i de gran resolució sobre els patrons de mobilitat, superant les limitacions dels mètodes tradicionals.

Pel que fa a la hipòtesi que les característiques dels viatgers i dels viatges influeixen de manera significativa en el nombre de viatges diaris, els GLM amb distribució binomial negativa han confirmat aquesta suposició, ja que els paràmetres estadísticament significatius mostren una relació clara entre aquestes variables i el volum de viatges. Això permet un ajust més precís i específic que models més simples o històrics.

Els resultats de la validació indiquen que els models desenvolupats són estables i fiables, sense problemes de multicol·linealitat ni valors influents que puguin distorsionar els coeficients estimats. La validació predictiva amb dades del 2024 ha mostrat que les prediccions mantenen una alta correlació amb les observacions reals, indicant que no hi ha hagut sobreajust ni canvis estructurals importants entre anys, tal com s'havia previst en les hipòtesis.

Les mètriques d'error utilitzades (APE, RMSE, MAPE i RMSE normalitzat) corroboren que, tot i que existeixen algunes dificultats per predir valors extrems, especialment en municipis petits o amb baixa activitat turística, el model ofereix una predicció global molt satisfactòria. Els errors en valors absoluts i relatius es mantenen baixos, i les prediccions agregades a nivell diari mostren un ajust excel·lent, amb un MAPE entre el 3,6% i el 8,3%, molt inferior als errors que s'obtenen simplement repetint els valors de l'any anterior.

D'altra banda, l'anàlisi de les densitats i de les gràfiques de dispersió indica que, tot i que el model tendeix a moderar les prediccions dels valors més elevats, aconsegueix reproduir adequadament la distribució global dels fluxos de mobilitat i reflecteix correctament les tendències principals. Aquesta capacitat és especialment rellevant per a la presa de decisions en planificació territorial i política de transport, on l'objectiu és garantir serveis i infraestructures ajustades a les necessitats reals.

En conclusió, aquest estudi no només ha complert amb els objectius plantejats sinó que també valida les hipòtesis inicials, demostrant que un model basat en dades massives de telefonia mòbil i una metodologia rigorosa pot millorar significativament la predicció dels fluxos de mobilitat. Aquesta contribució és especialment important per afavorir un disseny de polítiques de transport més eficients i sostenibles, que contribueixin a minimitzar els impactes ambientals derivats dels desplaçaments diaris.

VII. BIBLIOGRAFIA

- Chen, C., Ma, J., Susilo, Y., Liu, Y., & Wang, M. (2016). The promises of big data and small data for travel behavior (aka human mobility) analysis. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 68, 285–299. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2016.04.005>
- Cheng, Z., Caverlee, J., Lee, K., & Sui, D. Z. (2011). Exploring Millions of Footprints in Location Sharing Services. <https://doi.org/https://ojs.aaai.org/index.php/ICWSM/article/view/14109/13958>
- Colin Cameron, A., & K. Trivedi, P. (1998). Regression analysis of count data. *Sustainability (Switzerland)*, 11(1), 1–14.
- Forbes, C., Evans, M., Hastings, N., & Peacock, B. (2011). Statistical Distributions, 1–23.
- Gasparin Casajust, F. (2018). Anàlisi de dades procedents de telefonia mòbil per la modelització de la demanda de transport.
- Kotov, E., & Lovelace, R. (2024). spanishoddata: Get Spanish Origin-Destination Data. *CRAN: Contributed Packages*. <https://doi.org/10.32614/CRAN.PACKAGE.SPANISHODDATA>
- Long, Y., & Thill, J. (2015). Combining smart card data and household travel survey to analyze jobs-housing relationships in Beijing.pdf.
- López González, E., & Ruiz Soler, M. (2011). Analisis De Datos Con El Modelo Lineal Generalizado. *Revista Española de Pedagogía*, 248(2), 59–80.
- Lovelace, R. (2020). od: Manipulate and Map Origin-Destination Data. *CRAN: Contributed Packages*. <https://doi.org/10.32614/CRAN.PACKAGE.OD>
- Müller, M. (2004). Generalized Linear Models. *Handbook of Computational Statistics: Concepts and Methods: Second Edition*, (February 2004), 1–1192. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-21551-3>
- Nelder, A. J. A., & Wedderburn, R. W. M. (1972). Generalized Linear Models, 135(3), 370–384.
- Ortuzar, J. de D., & Willumsen, L. G. (2011). *Modelling Transport*. *Modelling Transport*. <https://doi.org/10.1002/9781119993308>
- Pelikh, A., Borkowska, M., & Patel, R. (2020). Understanding Geographical Mobility, (April), 16.
- Simard, R., & L'Ecuyer, P. (2011). Computing the Two-Sided Kolmogorov-Smirnov Distribution Richard. *Journal of Statistical Software*, 1(1), 128–129. <https://doi.org/10.1002/wics.10>
- Sostenible, S. de E. de T. y M. (2024). Estudio de movilidad de viajeros de ámbito nacional aplicando la tecnología Big Data Informe metodológico.
- van Buuren, S., & Groothuis-Oudshoorn, K. (2011). mice: Multivariate imputation by chained equations in R. *Journal of Statistical Software*, 45(3), 1–67. <https://doi.org/10.18637/jss.v045.i03>

VIII. Annexos

1. Nombre d'iteracions pel MICE

Per determinar quantes iteracions necessita el MICE per convergir, s'ha analitzat la gràfica proporcionat per la llibreria MICE, que mostra l'evolució de la mitjana i la desviació estàndard de les variables amb valors faltants al llarg de les iteracions. Com que aquest gràfic només funciona amb variables numèriques, s'ha optat per transformar temporalment les variables categòriques en numèriques: en el cas de la variable *Sexe*, s'ha assignat el valor 0 a "dona" i 1 a "home"; per a la variable *Edat*, s'ha substituït cada interval pel valor mitjà corresponent (per exemple, el grup "0-25" s'ha codificat amb el valor 12,5).

S'han seleccionat aleatòriament quatre dies de l'estudi (12-02-2023, 29-08-2023, 01-12-2023 i 03-01-2024) i s'han realitzat 30 imputacions per a cadascun.

Els resultats mostren que el MICE convergeix ràpidament: tant la mitjana com la desviació estàndard es mantenen pràcticament constants des de les primeres iteracions. Les oscil·lacions entre iteracions són mínimes i es produeixen en valors molt propers, la qual cosa indica una estabilitat en el procés d'imputació des del començament.

Figura VIII.1: Nombre d'iteracions pel MICE 12-02-2023

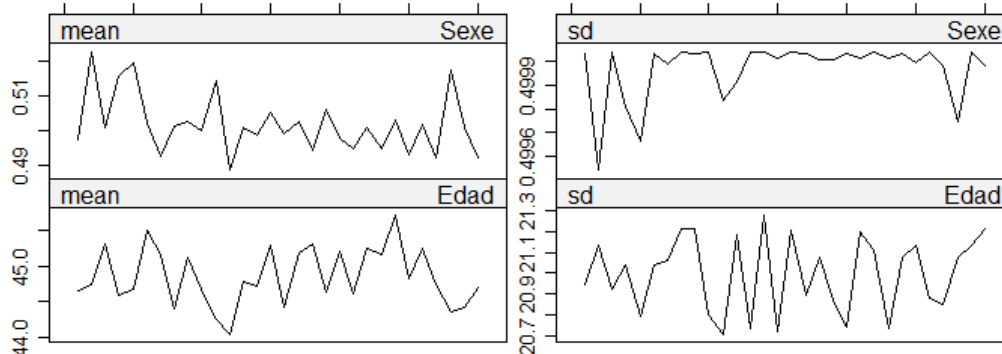


Figura VIII.2: Nombre d'iteracions pel MICE 29-08-2023

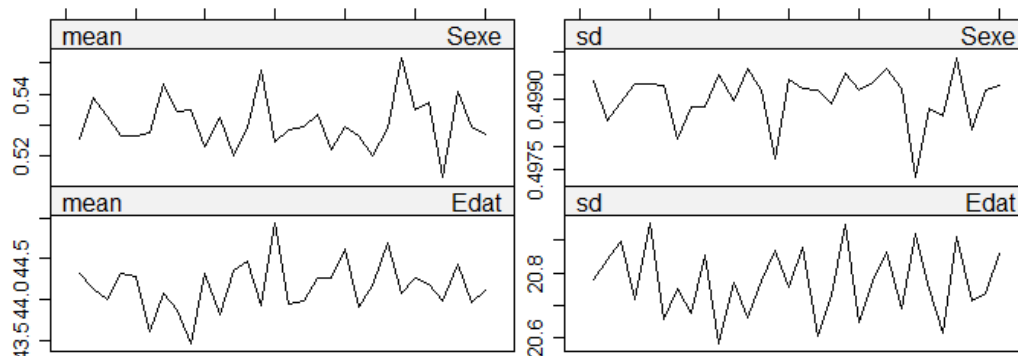


Figura VIII.3: Nombre d'iteracions pel MICE 1-12-2023

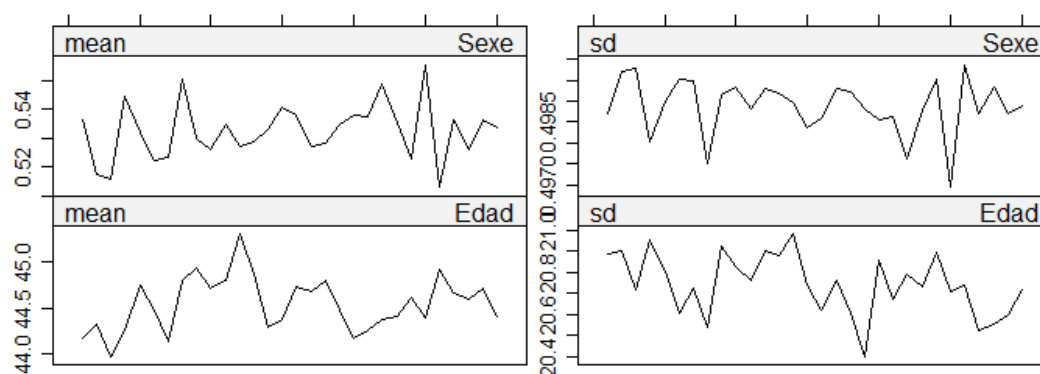
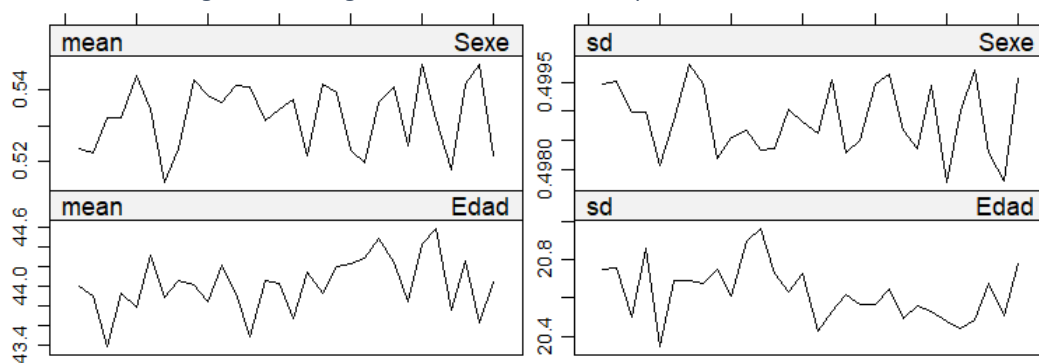


Figura VIII.4: Figures Nombre d'iteracions pel MICE 1-12-2023



2. Avaluació Imputació MICE

Figura VIII.5: Gràfica de barres de les proporcions de les categories de la variable Hora segons valors de la variable Sexe de les dades originals i les imputades.

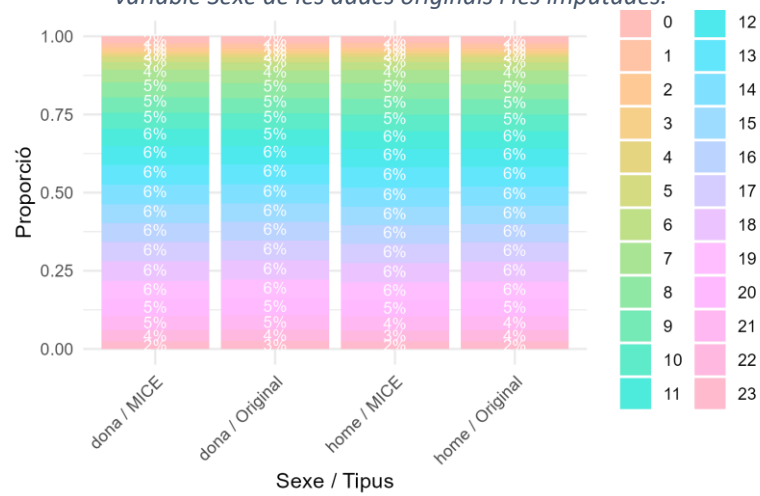


Figura VIII.6: Gràfica de barres de les proporcions de les categories de la variable Municipi Origen segons valors de la variable Sexe de les dades originals i les imputades.

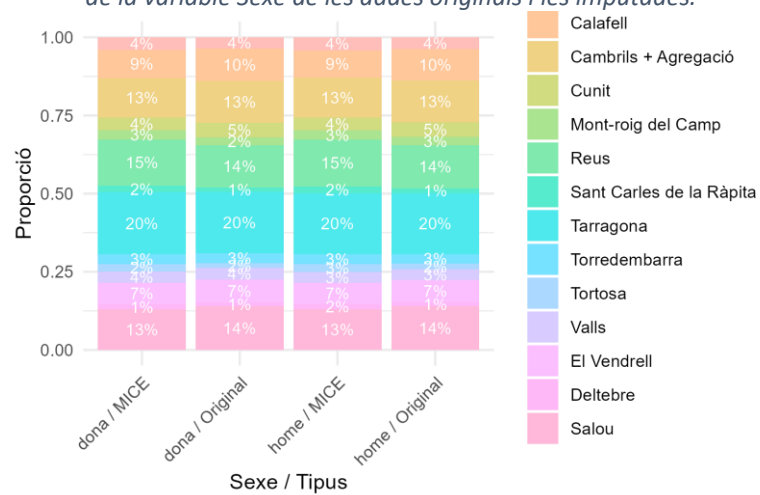


Figura VIII.7: Gràfica de barres de les proporcions de les categories de la variable Municipi Destinació segons valors de la variable Sexe de les dades originals i les imputades.

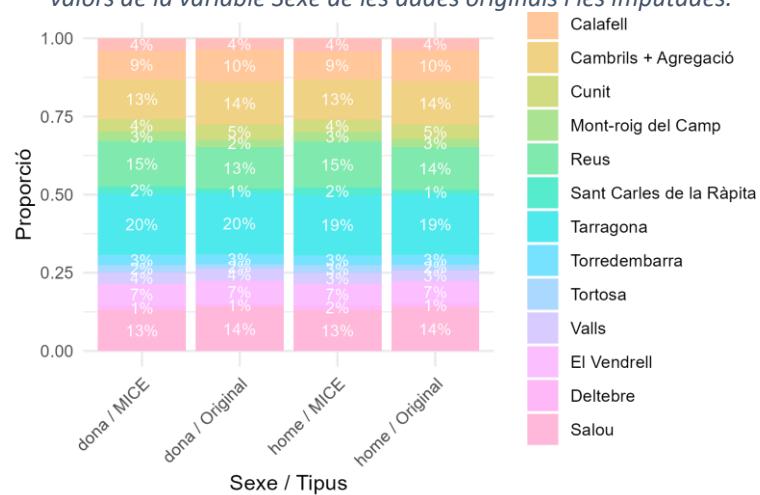


Figura VIII.8: Gràfica de barres de les proporcions de les categories de la variable Distància segons valors de la variable Sexe de les dades originals i les imputades.

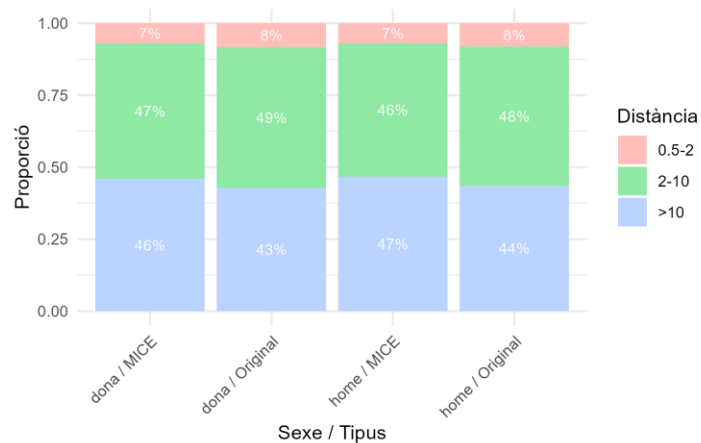


Figura VIII.9: Gràfica de barres de les proporcions de les categories de la variable Activitat Origen segons valors de la variable Sexe de les dades originals i les imputades.

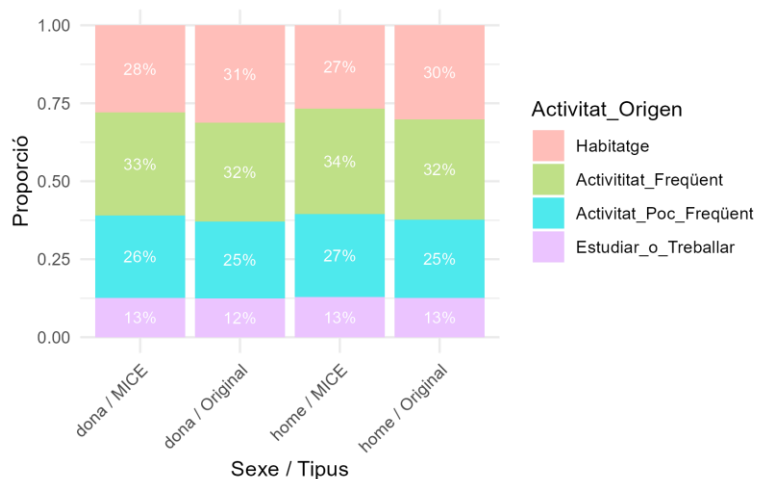


Figura VIII.10: Gràfica de barres de les proporcions de les categories de la variable Activitat Destinació segons valors de la variable Sexe de les dades originals i les imputades.

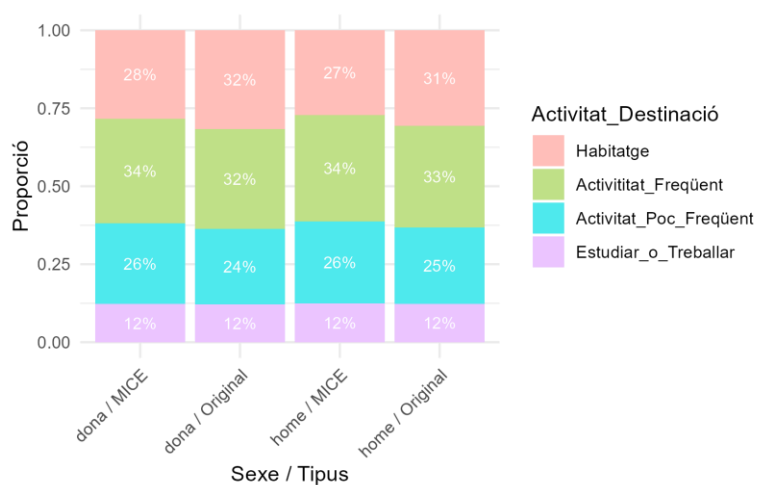


Figura VIII.11: Gràfica de barres de les proporcions de les categories de la variable Renta segons valors de la variable Sexe de les dades originals i les imputades.

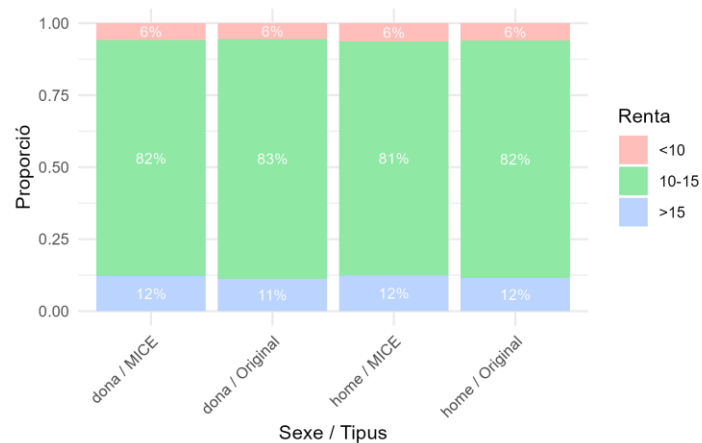


Figura VIII.12: Gràfica de barres de les proporcions de les categories de la variable Mes segons valors de la variable Sexe de les dades originals i les imputades.

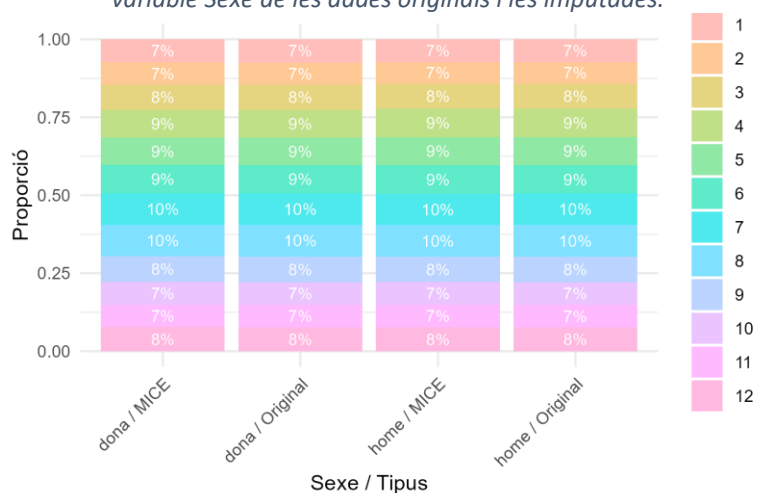


Figura VIII.13: Gràfica de barres de les proporcions de les categories de la variable Dia Setmana segons valors de la variable Sexe de les dades originals i les imputades.

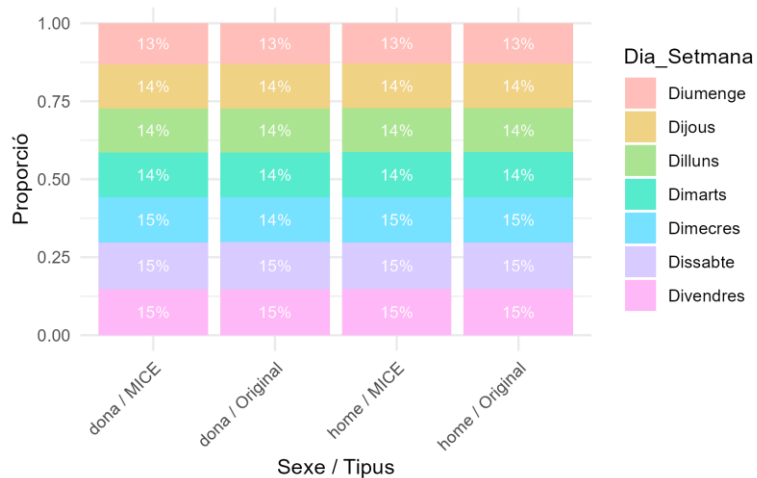


Figura VIII.14: Gràfica de barres de les proporcions de les categories de la variable Hora segons valors de la variable Edat de les dades originals i les imputades.

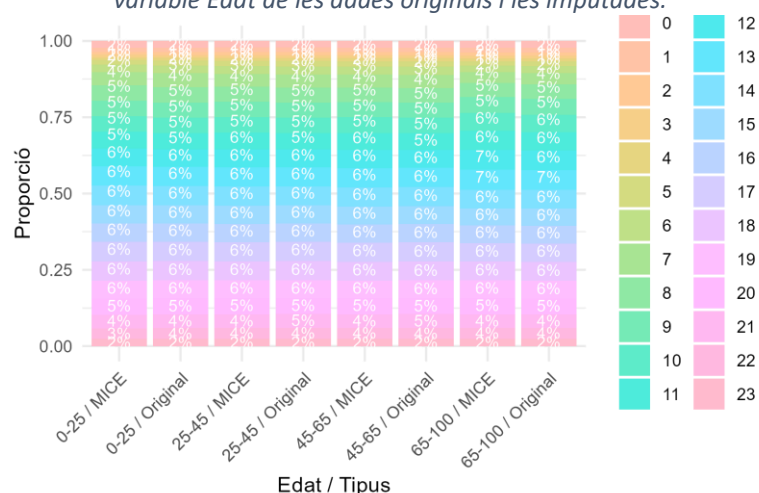


Figura VIII.15: Gràfica de barres de les proporcions de les categories de la variable Municipi Origen segons valors de la variable Edat de les dades originals i les imputades.

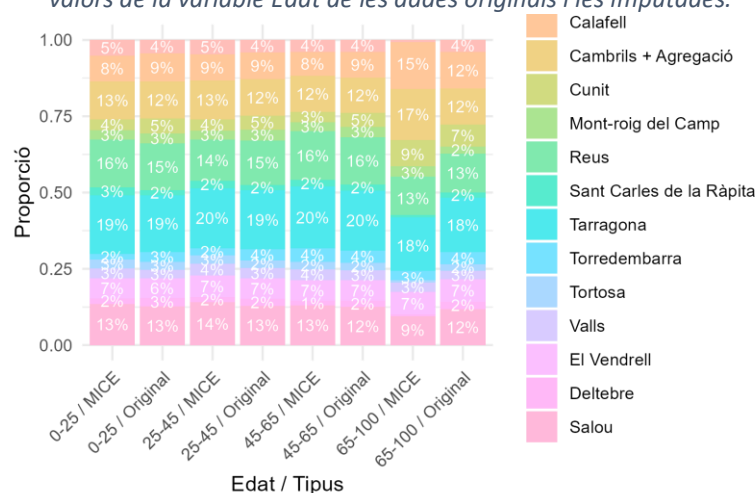


Figura VIII.16: Gràfica de barres de les proporcions de les categories de la variable Municipi Destinació segons valors de la variable Edat de les dades originals i les imputades.

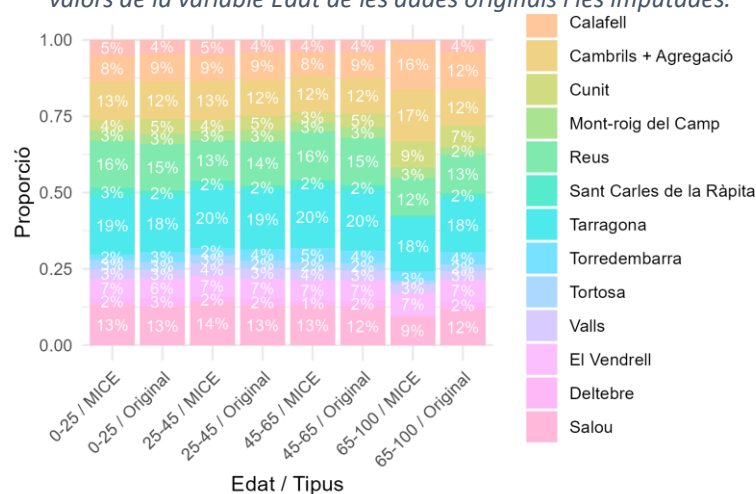


Figura VIII.17: Gràfica de barres de les proporcions de les categories de la variable Distància segons valors de la variable Edat de les dades originals i les imputades.

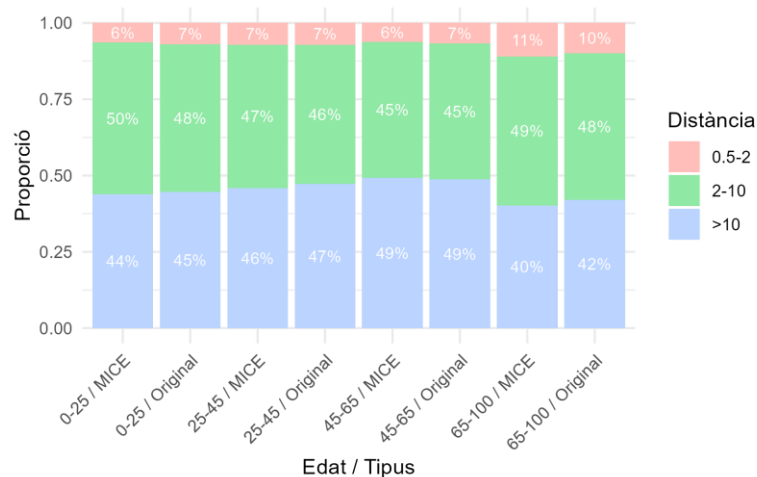


Figura VIII.18: Gràfica de barres de les proporcions de les categories de la variable Activitat Origen segons valors de la variable Edat de les dades originals i les imputades.

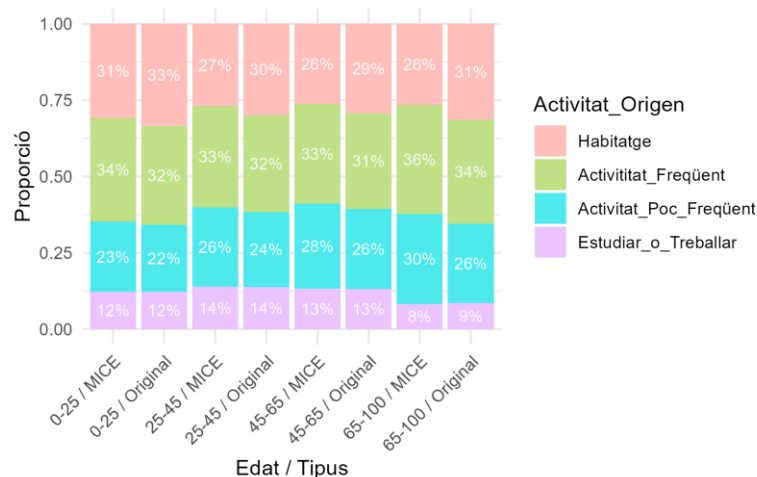


Figura VIII.19: Gràfica de barres de les proporcions de les categories de la variable Activitat Destinació segons valors de la variable Edat de les dades originals i les imputades.

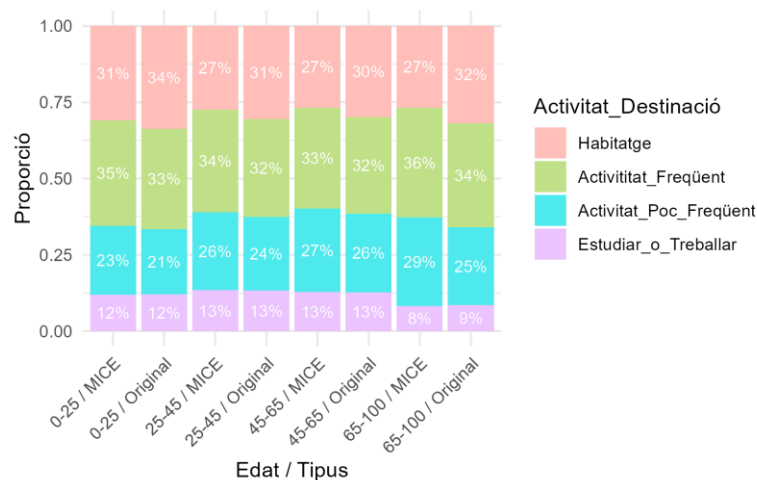


Figura VIII.20: Gràfica de barres de les proporcions de les categories de la variable Renta segons valors de la variable Edat de les dades originals i les imputades.

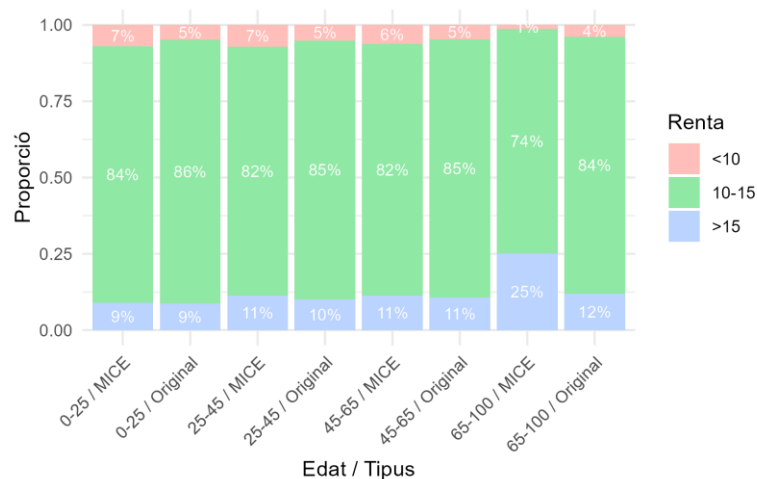


Figura VIII.21: Gràfica de barres de les proporcions de les categories de la variable Mes segons valors de la variable Edat de les dades originals i les imputades.

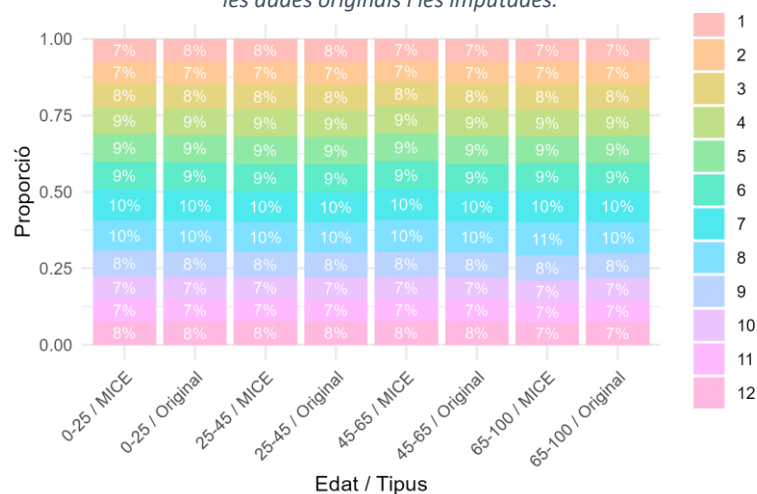


Figura A2.18.

Figura VIII.22: Gràfica de barres de les proporcions de les categories de la variable Dia Setmana segons valors de la variable Edat de les dades originals i les imputades.

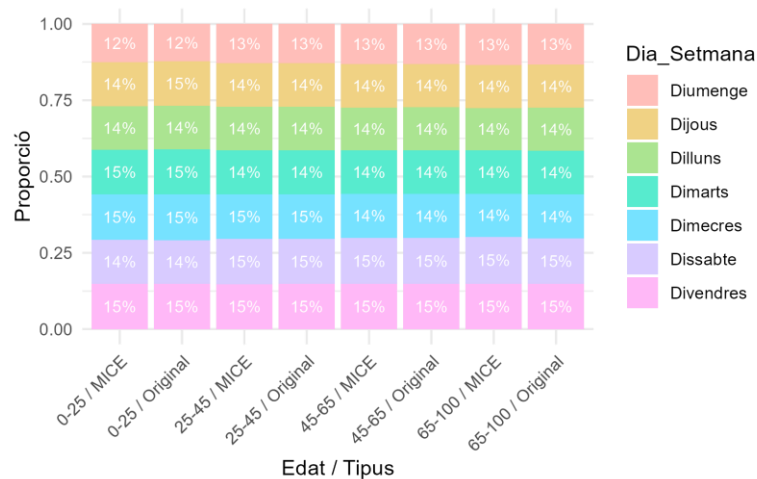


Figura VIII.23: Gràfica violí de la variable Nombre Viatges segons valors de Sexe i de les dades originals i les imputades.

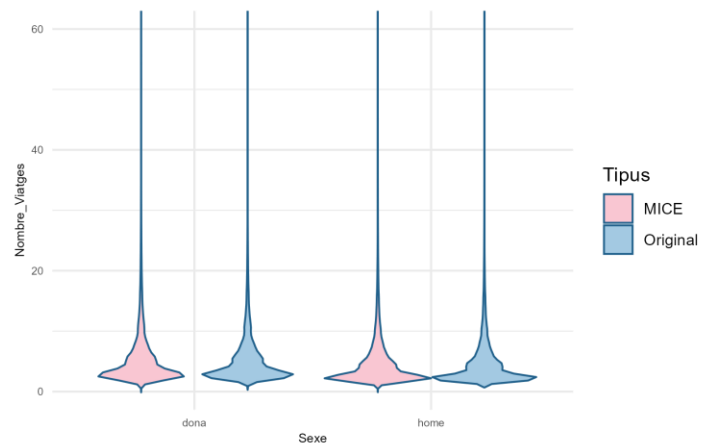
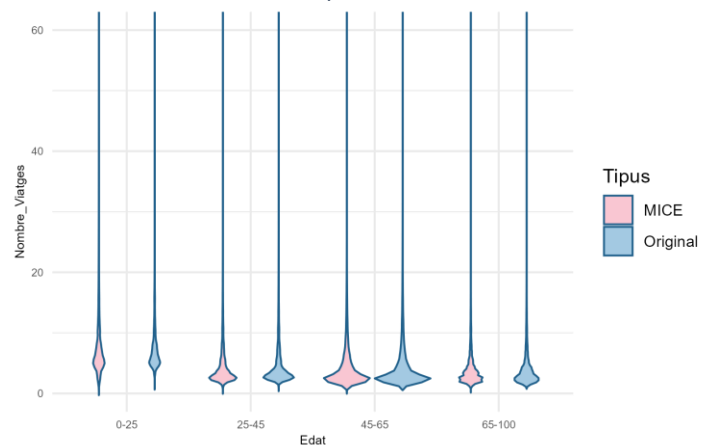


Figura VIII.24: Gràfica violí de la variable Nombre Viatges segons valors de Edat i de les dades originals i les imputades.

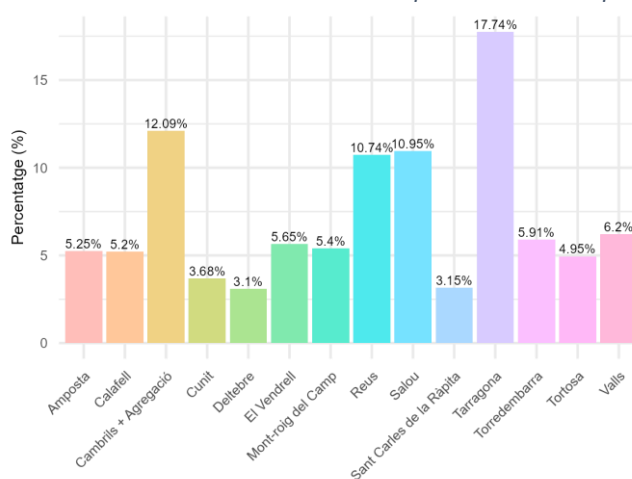


3. Anàlisi Descriptiu

Taula VIII.1: Anàlisi univariant variable qualitativa Municipi Origen

Categoria	Percentatge (%)
Amposta	5.25
Calafell	5.20
Cambrils + Agregació	12.09
Cunit	3.68
Mont-roig del Camp	5.40
Reus	10.74
Sant Carles de la Ràpita	3.15
Tarragona	17.74
Torredembarra	5.91
Tortosa	4.95
Valls	6.20
El Vendrell	5.65
Deltebre	3.10
Salou	10.95

Figura VIII.25: Anàlisi univariant variable qualitativa Municipi Origen

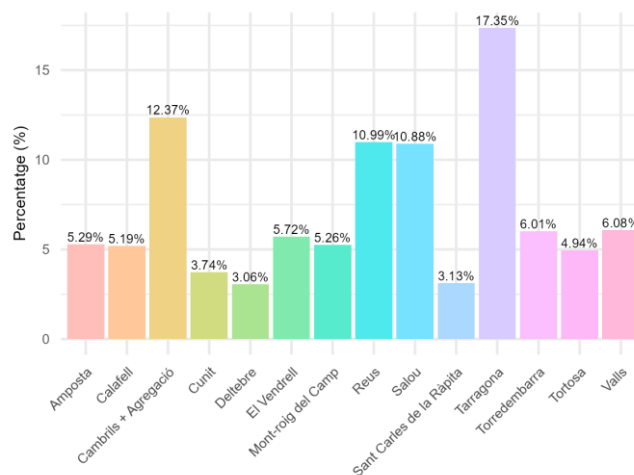


Taula VIII.2: Anàlisi univariant variable qualitativa Municipi Destinació

Categoria	Percentatge (%)
Amposta	5.29
Calafell	5.19
Cambrils + Agregació	12.37
Cunit	3.74
Mont-roig del Camp	5.26
Reus	10.99
Sant Carles de la Ràpita	3.13
Tarragona	17.35
Torredembarra	6.01
Tortosa	4.94
Valls	6.08

Categoria	Percentatge (%)
El Vendrell	5.72
Deltebre	3.06
Salou	10.88

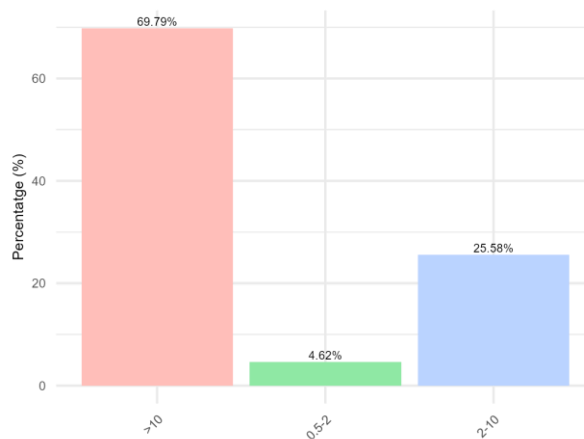
Figura VIII.26: Anàlisi univariant variable qualitativa Municipi Destinació



Taula VIII.3: Anàlisi univariant variable qualitativa Distància

Categoria	Percentatge (%)
0.5-2	4.62
2-10	25.58
>10	69.79

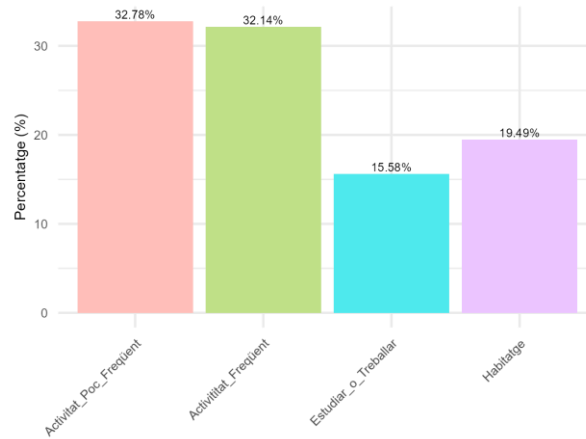
Figura VIII.27: Anàlisi univariant variable qualitativa Distància



Taula VIII.4: Anàlisi univariant variable qualitativa Activitat Origen

Categoria	Percentatge (%)
Habitatge	19.49
Activitat_Freqüent	32.14
Activitat_Poc_Freqüent	32.78
Estudiar_o_Treballar	15.58

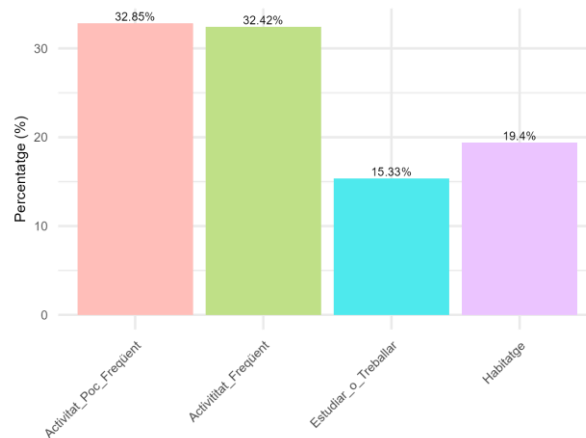
Figura VIII.28: Anàlisi univariant variable qualitativa Activitat Origen



Taula VIII.5: Anàlisi univariant variable qualitativa Activitat Destinació

Categoria	Percentatge (%)
Habitatge	19.40
Activitatat_Freqüent	32.42
Activitatat_Poc_Freqüent	32.85
Estudiar_o_Treballar	15.33

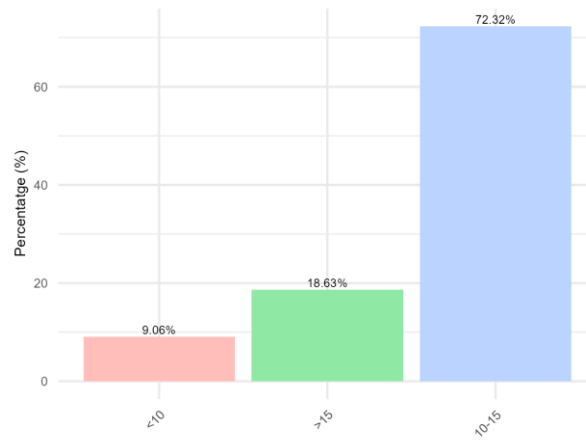
Figura VIII.29: Anàlisi univariant variable qualitativa Activitat Destinació



Taula VIII.6: Anàlisi univariant variable qualitativa Renta

Categoria	Percentatge (%)
<10	9.06
10-15	72.32
>15	18.63

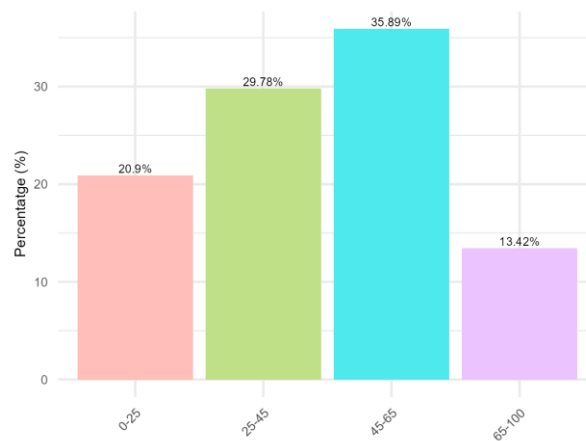
Figura VIII.30: Anàlisi univariant variable qualitativa Renta



Taula VIII.7: Anàlisi univariant variable qualitativa Edat

Categoria	Percentatge (%)
0-25	20.90
25-45	29.78
45-65	35.89
65-100	13.42

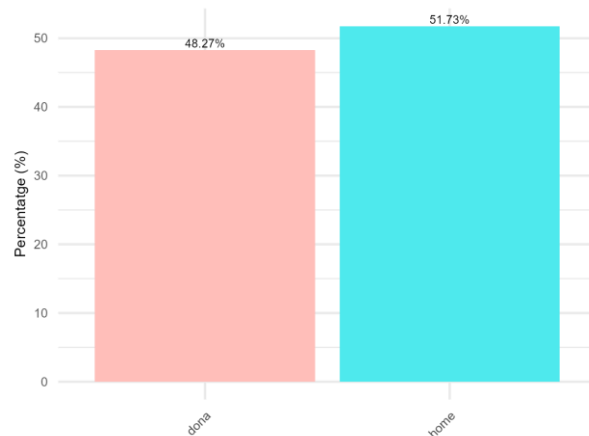
Figura VIII.31: Anàlisi univariant variable qualitativa Edat



Taula VIII.8: Anàlisi univariant variable qualitativa Sexe

Categoria	Percentatge (%)
dona	48.27
home	51.73

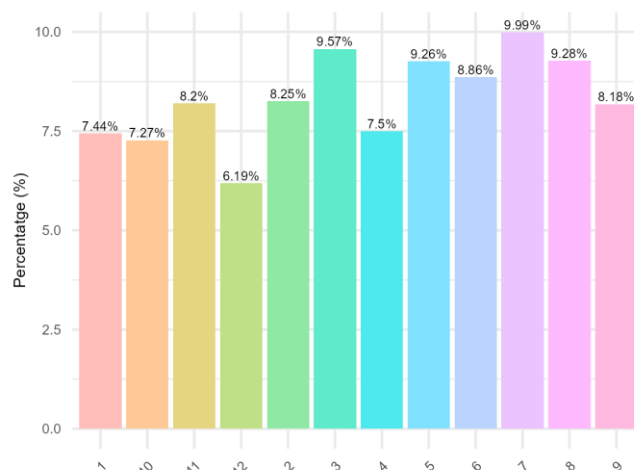
Figura VIII.32: Anàlisi univariant variable qualitativa Sexe



Taula VIII.9: Anàlisi univariant variable qualitativa Mes

Categoria	Percentatge (%)
1	7.44
2	8.25
3	9.57
4	7.50
5	9.26
6	8.86
7	9.99
8	9.28
9	8.18
10	7.27
11	8.20
12	6.19

Figura VIII.33: Anàlisi univariant variable qualitativa Mes



Taula A3.1.10

Taula VIII.10: Anàlisi univariant variable qualitativa Dia Setmana

Categoria	Percentatge (%)
Diumenge	13.60
Dijous	14.40
Dilluns	14.00
Dimarts	13.98
Dimecres	14.70
Dissabte	14.86
Divendres	14.46

Figura VIII.34: Anàlisi univariant variable qualitativa Dia Setmana

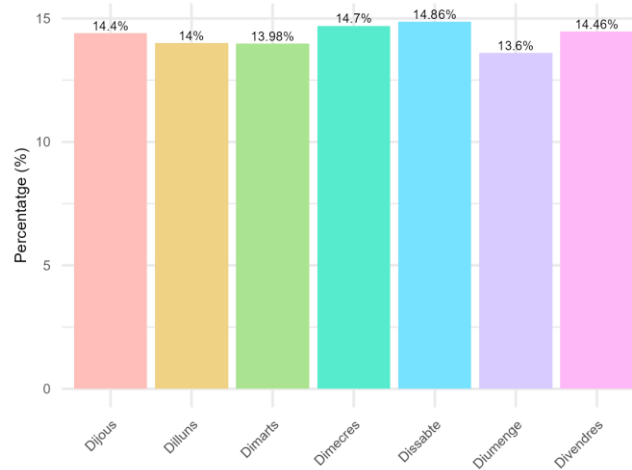


Figura VIII.35: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Municipi Origen i la variable Municipi Destinació

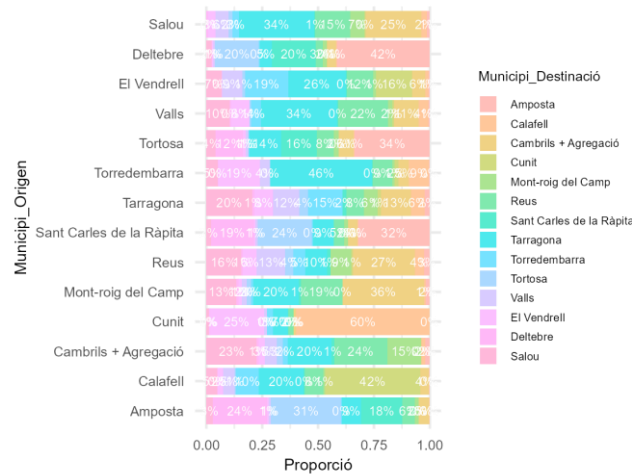


Figura VIII.36: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Municipi Origen i la variable Distància

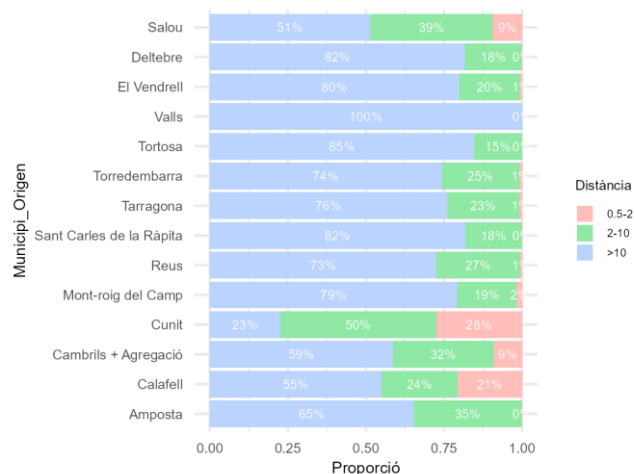


Figura VIII.37: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Municipi Origen i la variable Activitat Origen.

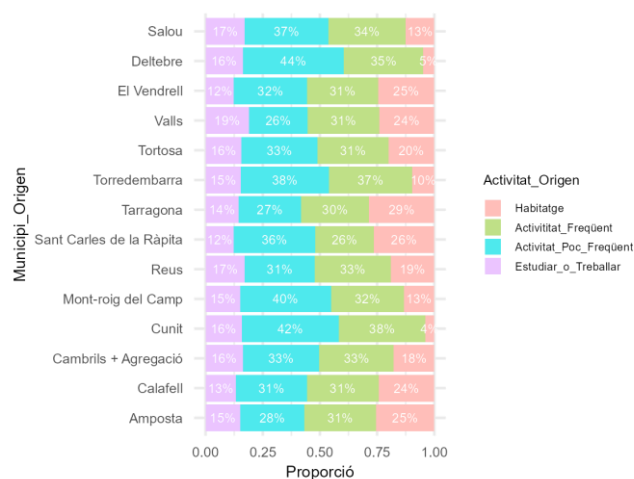


Figura VIII.38: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Municipi Origen i la variable Activitat Destinació.

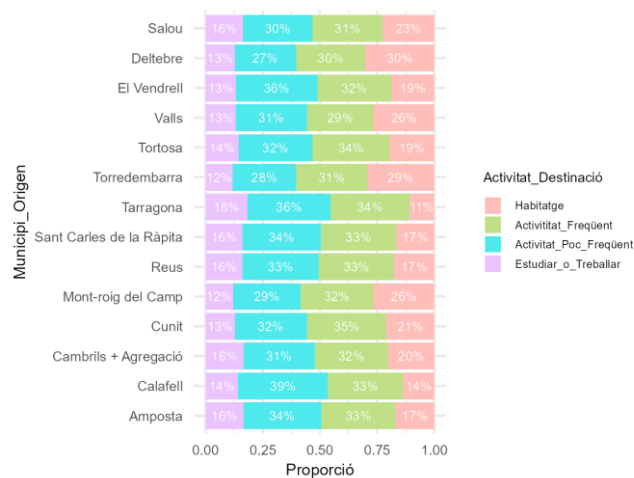


Figura VIII.39: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Municipi Origen i la variable Renta

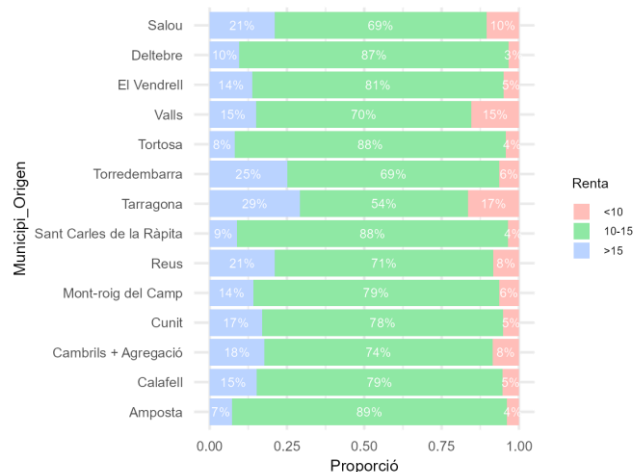


Figura VIII.40: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Municipi Origen i la variable Edat

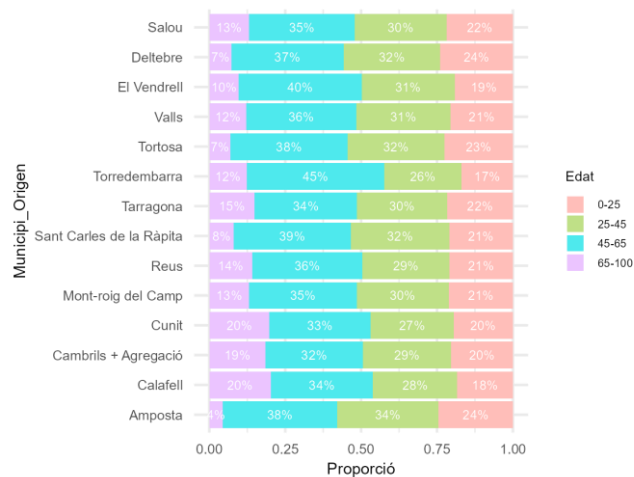


Figura A3.3.7.

Figura VIII.41: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Municipi Origen i la variable Sexe.

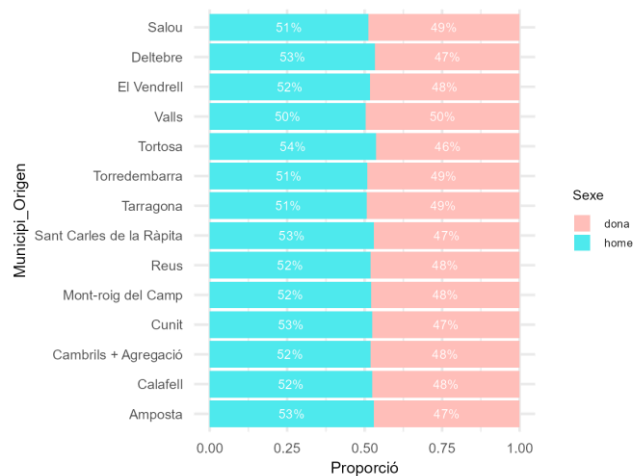


Figura VIII.42: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Municipi Origen i la variable Mes.

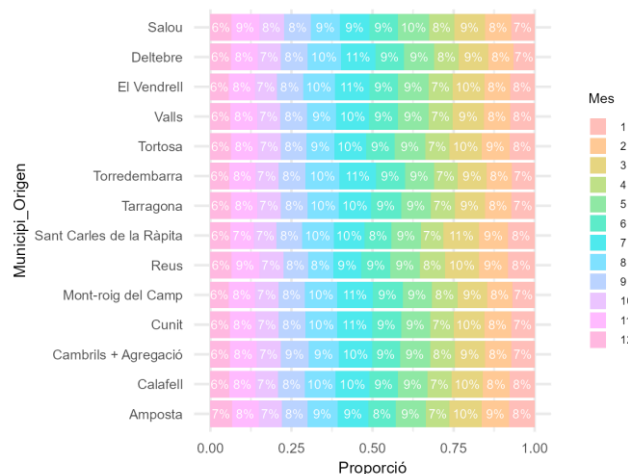


Figura VIII.43: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Municipi Origen i la variable Dia Setmana.

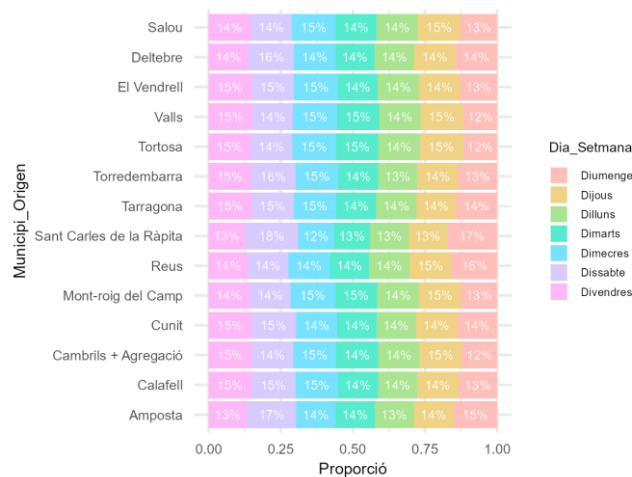


Figura VIII.44: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Municipi Destinació i la variable Distància.

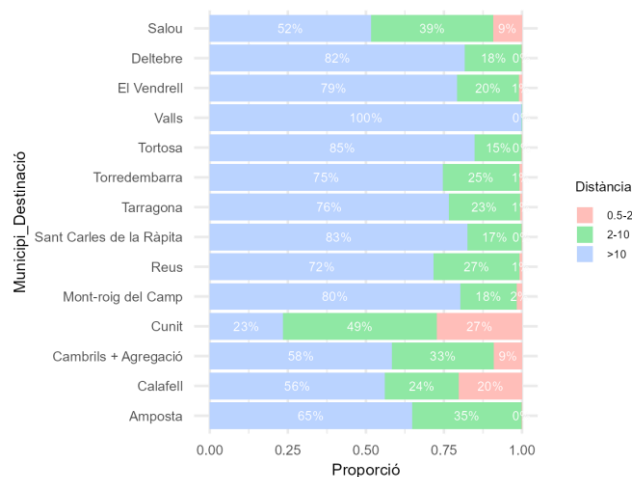


Figura VIII.45: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Municipi Destinació i la variable Activitat Origen

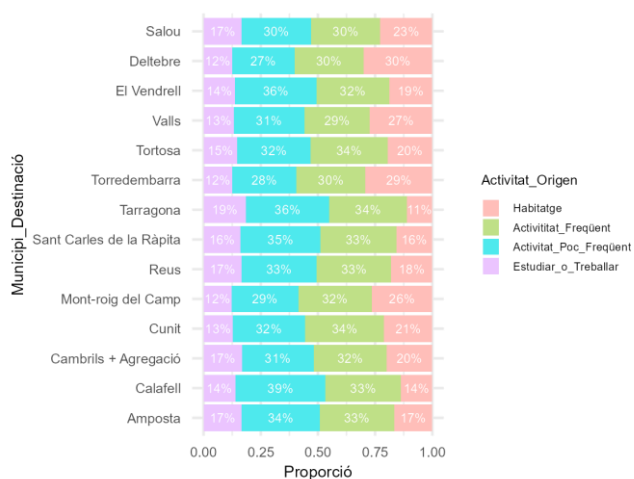


Figura VIII.46: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Municipi Destinació i la variable Activitat Destinació

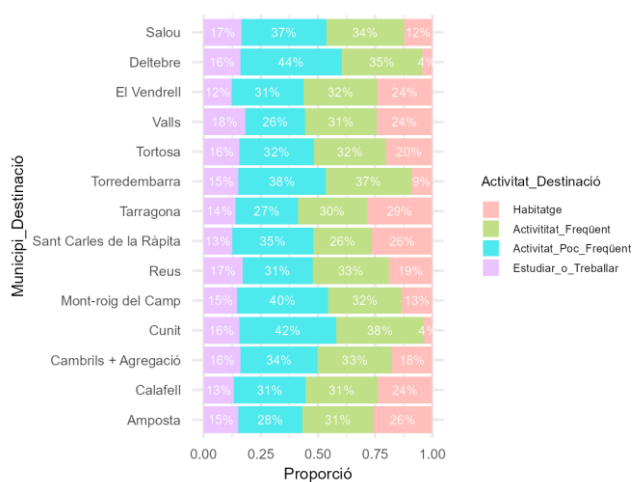


Figura VIII.47: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Municipi Destinació i la variable Renta.

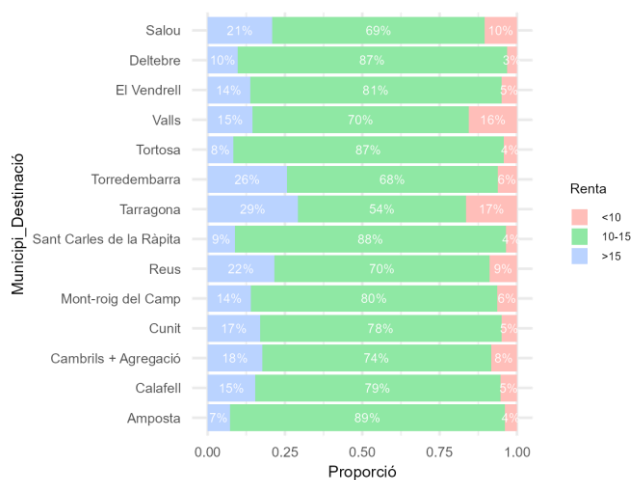


Figura VIII.48: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Municipi Destinació i la variable Edat

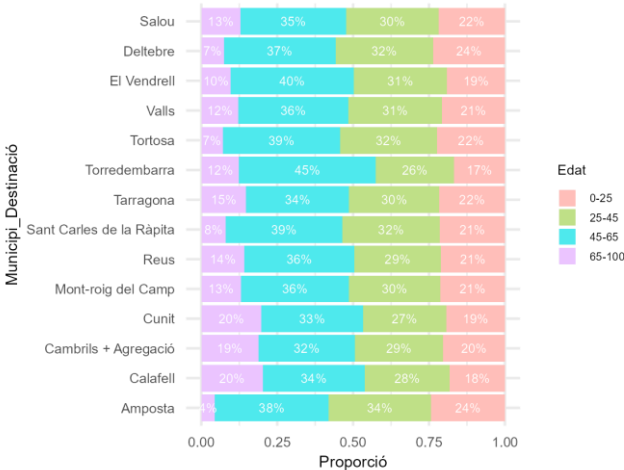


Figura VIII.49: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Municipi Destinació i la variable Sexe.

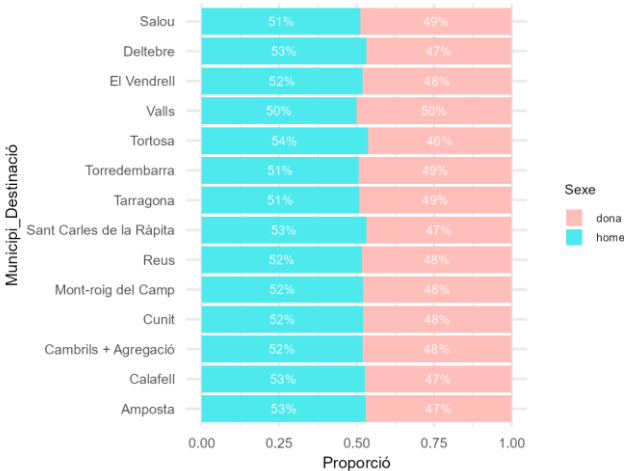


Figura VIII.50: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Municipi Destinació i la variable Mes.

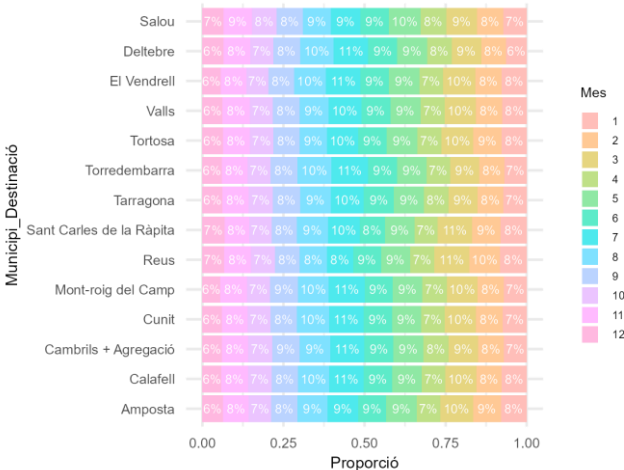


Figura VIII.51: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Municipi Destinació i la variable Dia Setmana.

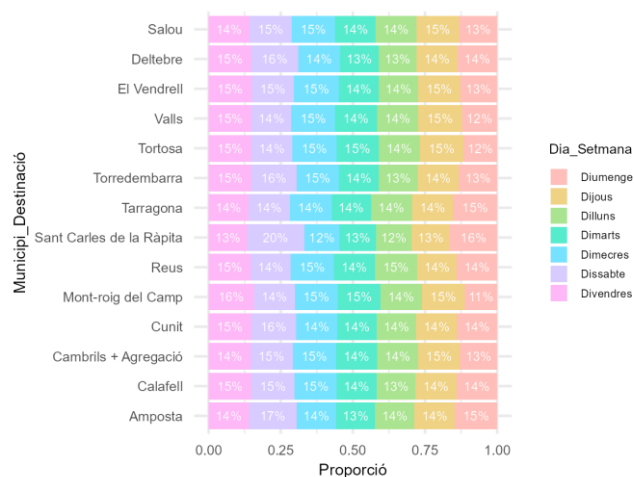


Figura VIII.52: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Distància i la variable Activitat Origen.

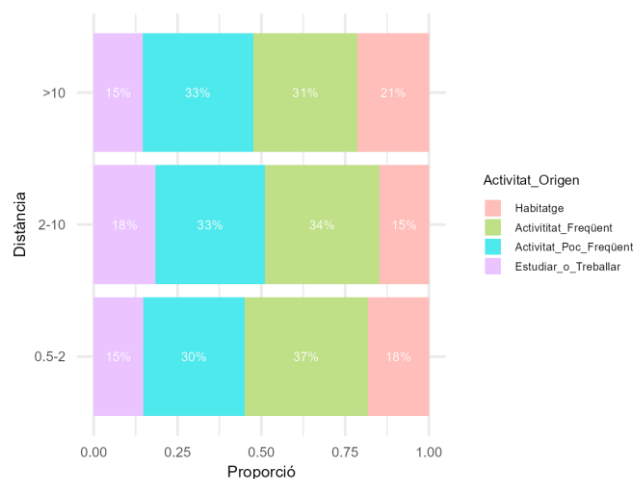


Figura VIII.53: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Distància i la variable Activitat Destinació.

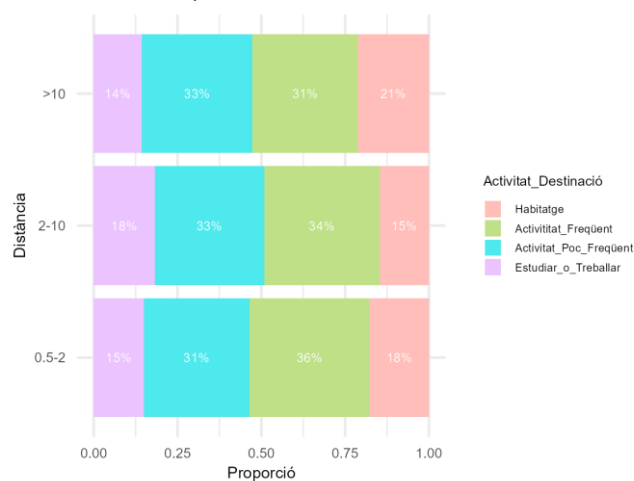


Figura VIII.54: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Distància i la variable Renta.

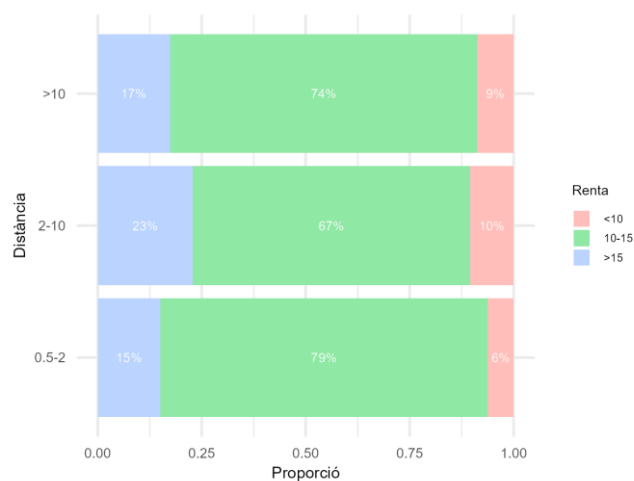


Figura VIII.55: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Distància i la variable Edat.

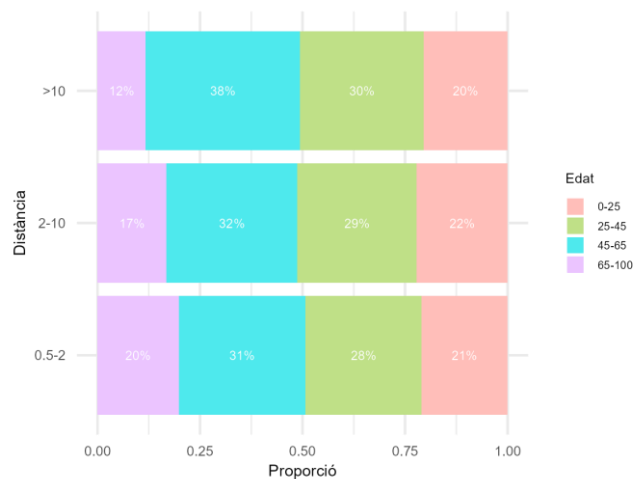


Figura VIII.56: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Distància i la variable Sexe.

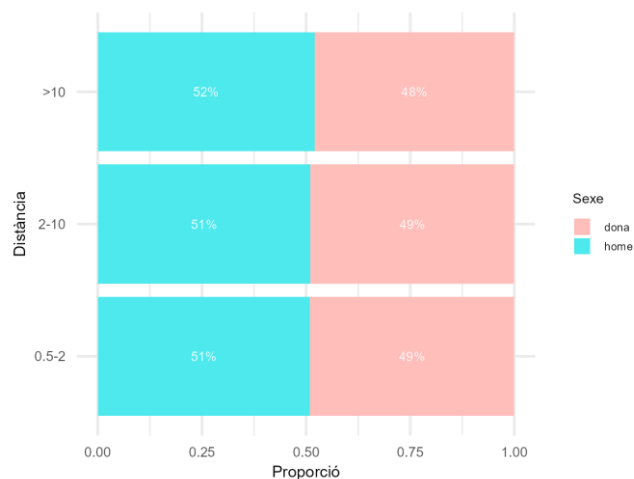


Figura VIII.57: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Distància i la variable Mes.

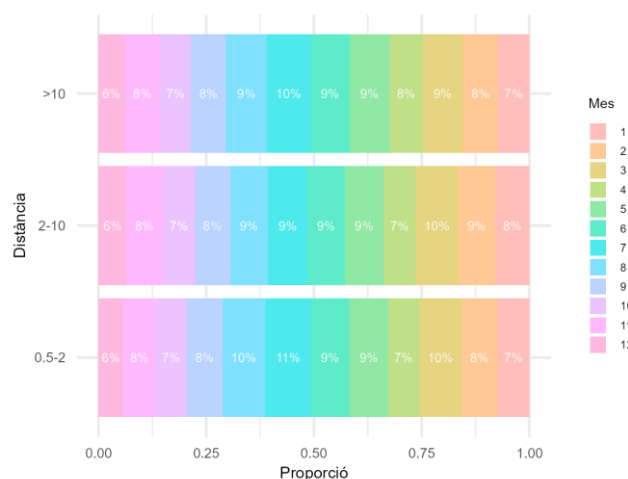


Figura VIII.58: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Distància i la variable Dia_Setmana.

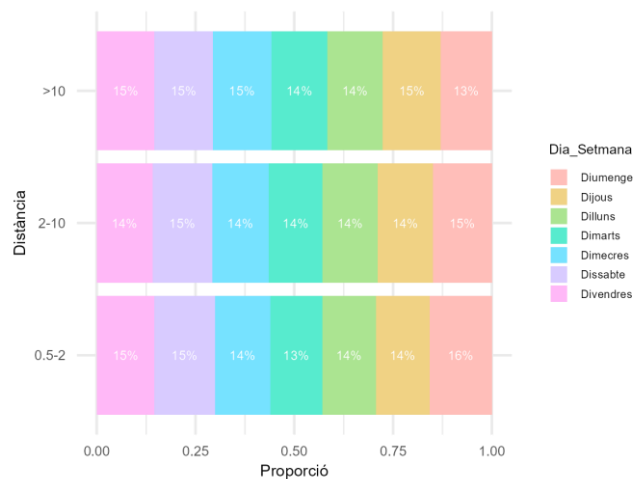


Figura VIII.59: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Activitat Origen i la variable Activitat Destinació.

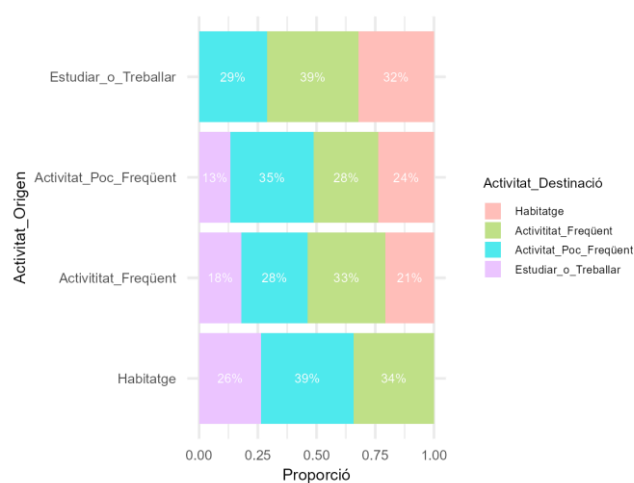


Figura VIII.60: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Activitat Origen i la variable Renta.

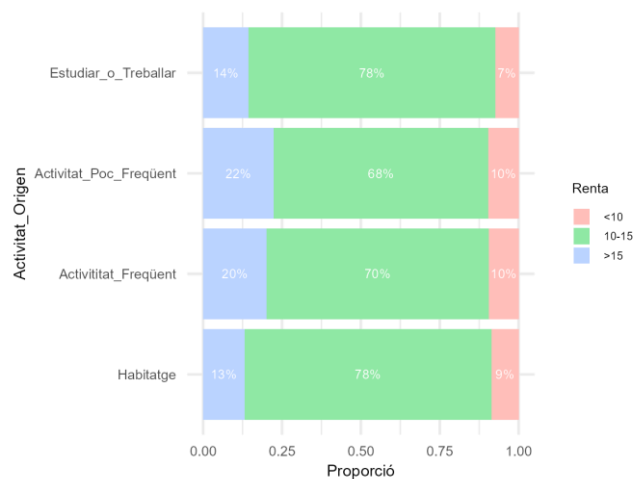


Figura VIII.61: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Activitat Origen i la variable Edat.

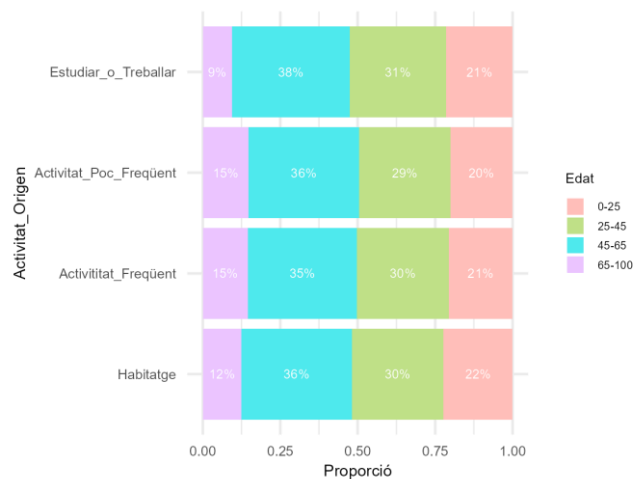


Figura VIII.62: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Activitat Origen i la variable Sexe.

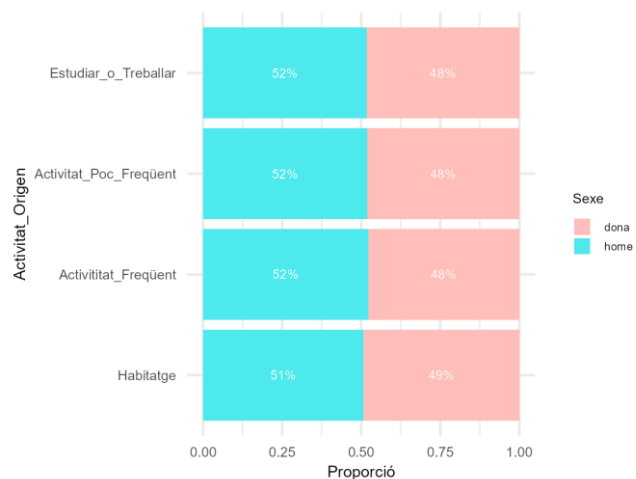


Figura VIII.63: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Activitat Origen i la variable Mes.

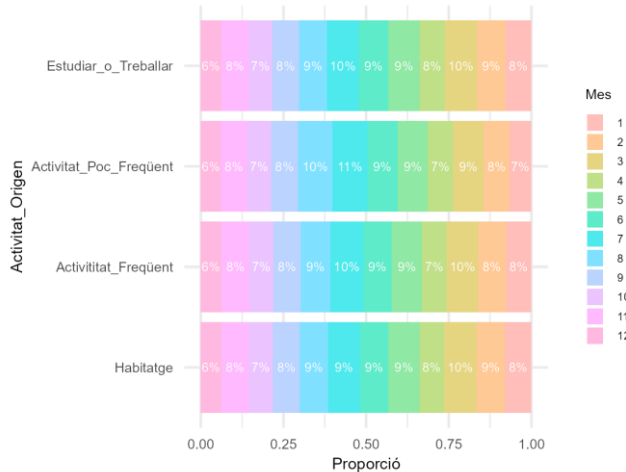


Figura VIII.64: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Activitat Origen i la variable Dia Setmana.

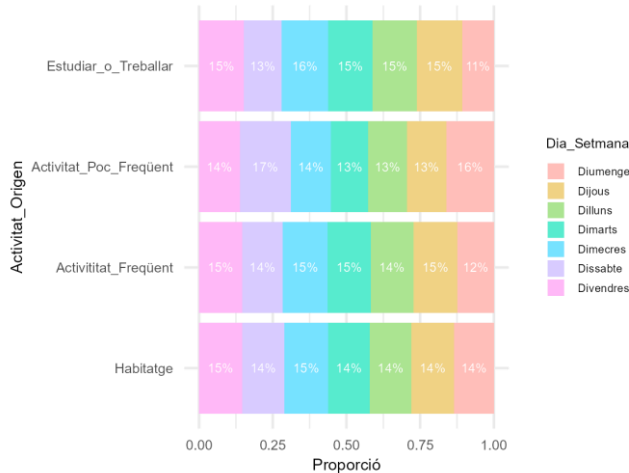


Figura VIII.65: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Activitat Destinació i la variable Renta.

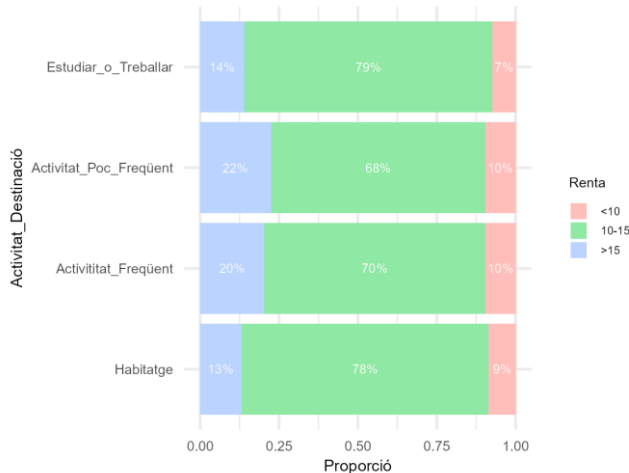


Figura VIII.66: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Activitat Destinació i la variable Edat.

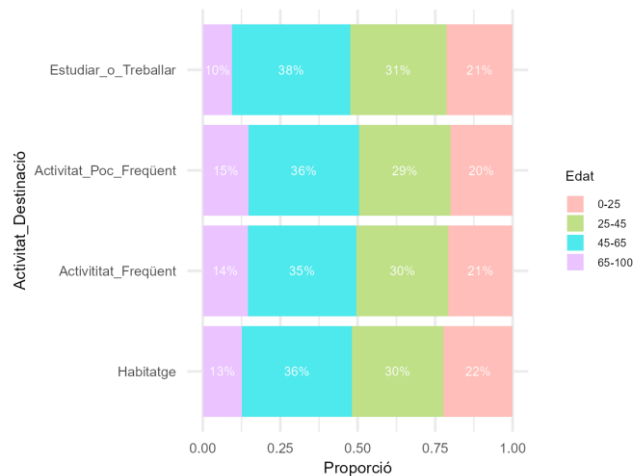


Figura VIII.67: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Activitat Destinació i la variable Sexe.

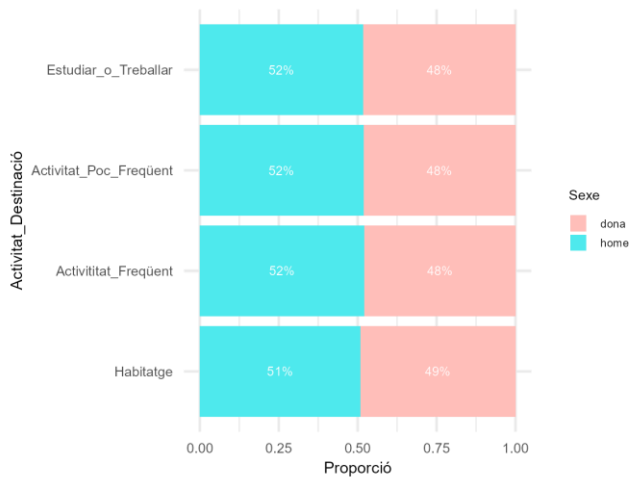


Figura VIII.68: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Activitat Destinació i la variable Mes.

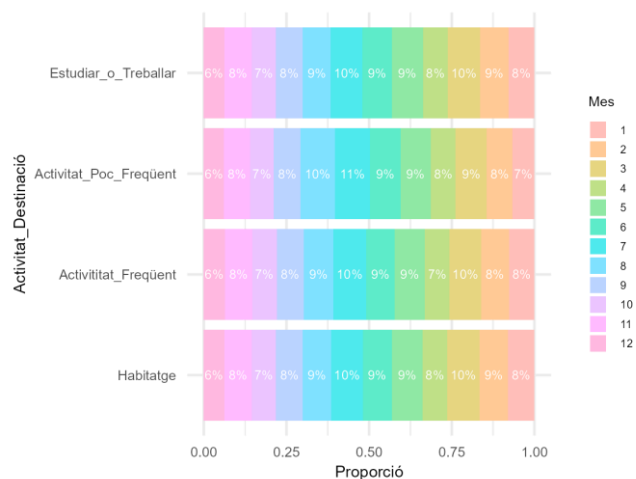


Figura VIII.69: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Activitat Destinació i la variable Dia Setmana

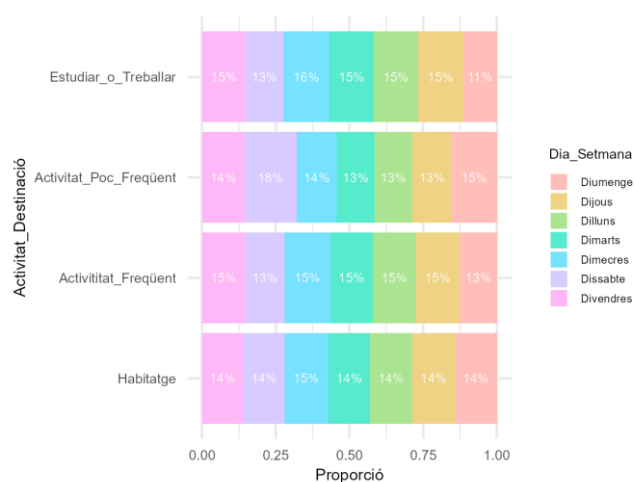


Figura VIII.70: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Renta i la variable Edat.

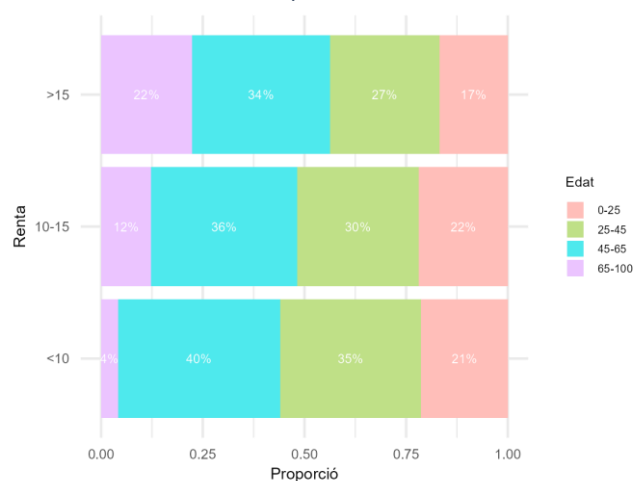


Figura VIII.71: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Renta i la variable Sexe.

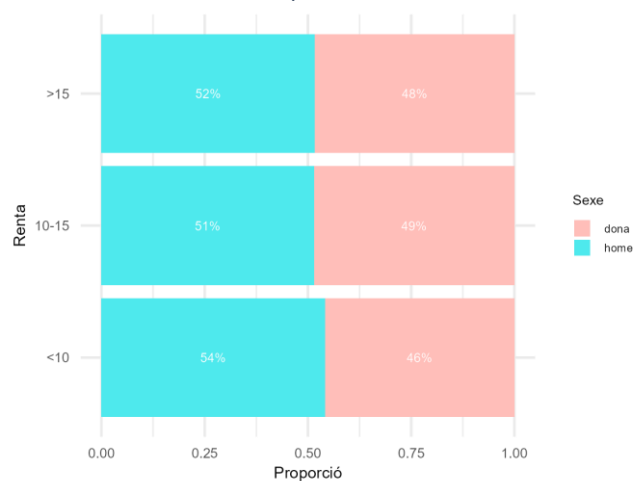


Figura VIII.72: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Renta i la variable Mes.

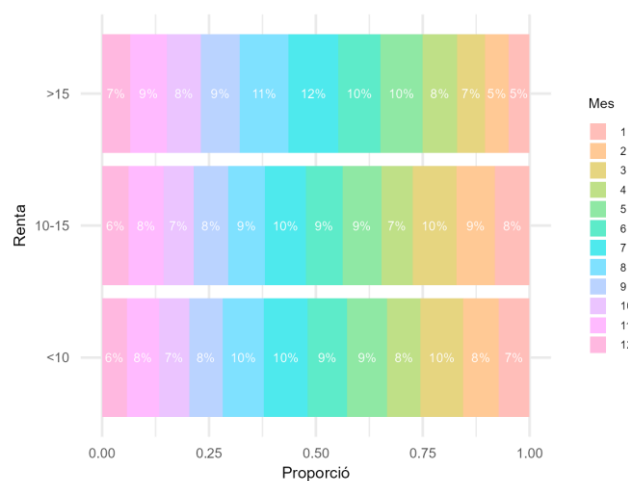


Figura VIII.73: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Renta i la variable Dia Setmana

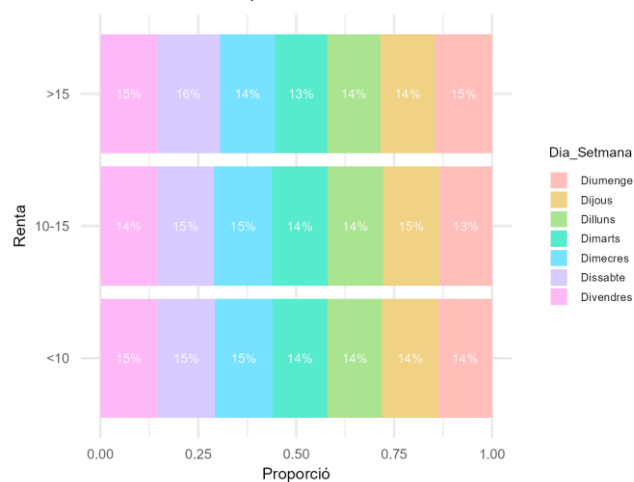


Figura VIII.74: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Edat i la variable Sexe

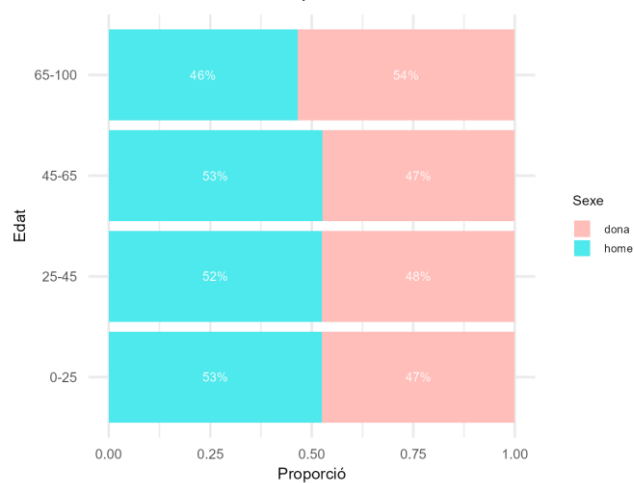


Figura VIII.75: Anàlisis bivariant variables qualitatives de la variable Edat i la variable Mes

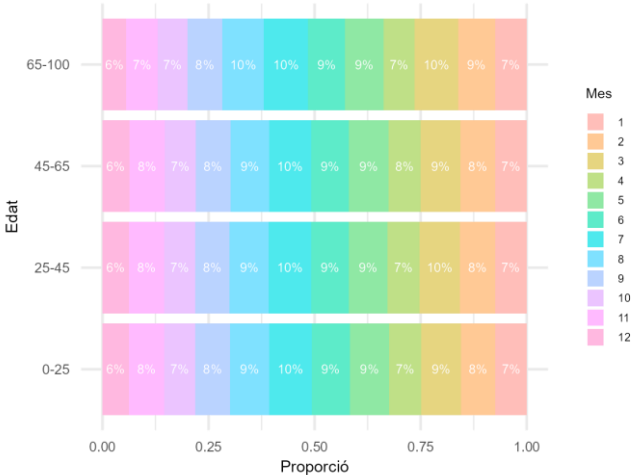


Figura VIII.76: Anàlisis bivariant variables qualitatives de la variable Edat i la variable Dia Setmana.

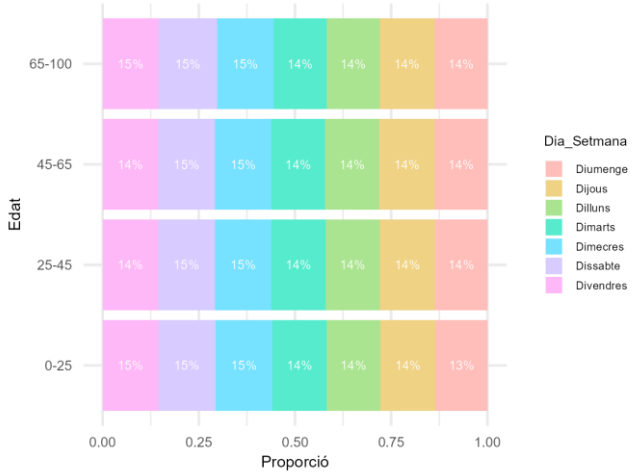


Figura VIII.77: Anàlisis bivariant variables qualitatives de la variable Sexe i la variable Mes.

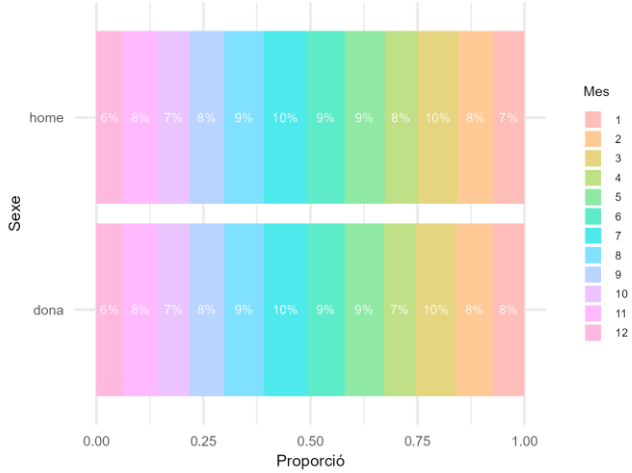


Figura VIII.78: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Sexe i la variable Dia Setmana.

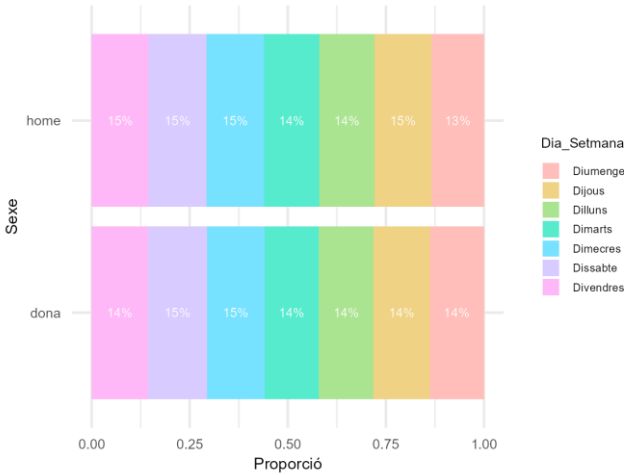
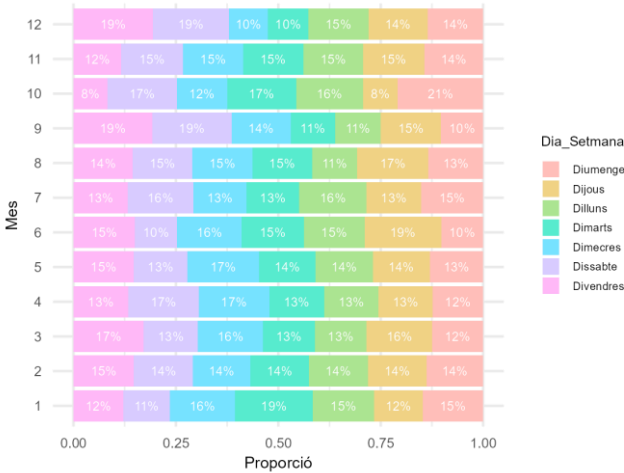


Figura VIII.79: Anàlisi bivariant variables qualitatives de la variable Mes i la variable Dia Setmana



Taula VIII.11: Anàlisi bivariant variable qualitativa Municipi Origen i quantitativa Nombre Viatges.

Categoria	Estadística	Valor
Amposta	Mitjana	12.03
Amposta	SD	12.11
Amposta	Min	1.00
Amposta	Max	60.00
Amposta	Percentil_5	3.00
Amposta	Mediana	7.00
Amposta	Percentil_95	40.00
Calafell	Mitjana	10.84
Calafell	SD	11.84
Calafell	Min	1.00
Calafell	Max	60.00
Calafell	Percentil_5	2.00
Calafell	Mediana	6.00
Calafell	Percentil_95	39.00

Categoria	Estadística	Valor
Cambrils + Agregació	Mitjana	12.35
Cambrils + Agregació	SD	12.47
Cambrils + Agregació	Min	1.00
Cambrils + Agregació	Max	60.00
Cambrils + Agregació	Percentil_5	2.00
Cambrils + Agregació	Mediana	7.00
Cambrils + Agregació	Percentil_95	42.00
Cunit	Mitjana	12.16
Cunit	SD	12.71
Cunit	Min	1.00
Cunit	Max	60.00
Cunit	Percentil_5	2.00
Cunit	Mediana	7.00
Cunit	Percentil_95	42.00
Mont-roig del Camp	Mitjana	9.68
Mont-roig del Camp	SD	9.68
Mont-roig del Camp	Min	1.00
Mont-roig del Camp	Max	60.00
Mont-roig del Camp	Percentil_5	2.00
Mont-roig del Camp	Mediana	6.00
Mont-roig del Camp	Percentil_95	31.00
Reus	Mitjana	11.64
Reus	SD	12.05
Reus	Min	1.00
Reus	Max	60.00
Reus	Percentil_5	2.00
Reus	Mediana	7.00
Reus	Percentil_95	40.00
Sant Carles de la Ràpita	Mitjana	10.37
Sant Carles de la Ràpita	SD	10.62
Sant Carles de la Ràpita	Min	1.00
Sant Carles de la Ràpita	Max	60.00
Sant Carles de la Ràpita	Percentil_5	3.00
Sant Carles de la Ràpita	Mediana	6.00
Sant Carles de la Ràpita	Percentil_95	35.00
Tarragona	Mitjana	12.73
Tarragona	SD	12.10
Tarragona	Min	1.00
Tarragona	Max	60.00
Tarragona	Percentil_5	3.00
Tarragona	Mediana	8.00
Tarragona	Percentil_95	41.00
Torredembarra	Mitjana	8.61
Torredembarra	SD	8.46

Categoria	Estadística	Valor
Torredembarra	Min	1.00
Torredembarra	Max	60.00
Torredembarra	Percentil_5	2.00
Torredembarra	Mediana	6.00
Torredembarra	Percentil_95	26.00
Tortosa	Mitjana	9.99
Tortosa	SD	10.66
Tortosa	Min	1.00
Tortosa	Max	60.00
Tortosa	Percentil_5	3.00
Tortosa	Mediana	6.00
Tortosa	Percentil_95	35.00
Valls	Mitjana	10.01
Valls	SD	10.53
Valls	Min	1.00
Valls	Max	60.00
Valls	Percentil_5	2.00
Valls	Mediana	6.00
Valls	Percentil_95	34.00
El Vendrell	Mitjana	7.72
El Vendrell	SD	7.81
El Vendrell	Min	1.00
El Vendrell	Max	60.00
El Vendrell	Percentil_5	2.00
El Vendrell	Mediana	5.00
El Vendrell	Percentil_95	23.00
Deltebre	Mitjana	9.96
Deltebre	SD	9.96
Deltebre	Min	1.00
Deltebre	Max	60.00
Deltebre	Percentil_5	2.00
Deltebre	Mediana	6.00
Deltebre	Percentil_95	32.00
Salou	Mitjana	12.75
Salou	SD	12.93
Salou	Min	1.00
Salou	Max	60.00
Salou	Percentil_5	2.00
Salou	Mediana	7.00
Salou	Percentil_95	43.00

Taula VIII.12: Anàlisi bivariant variable qualitativa Municipi Destinació i quantitativa Nombre Viatges

Categoria	Estadística	Valor
Amposta	Mitjana	12.14

Categoria	Estadística	Valor
Amposta	SD	12.23
Amposta	Min	1.00
Amposta	Max	60.00
Amposta	Percentil_5	3.00
Amposta	Mediana	7.00
Amposta	Percentil_95	41.00
Calafell	Mitjana	10.68
Calafell	SD	11.68
Calafell	Min	1.00
Calafell	Max	60.00
Calafell	Percentil_5	2.00
Calafell	Mediana	6.00
Calafell	Percentil_95	39.00
Cambrils + Agregació	Mitjana	12.53
Cambrils + Agregació	SD	12.63
Cambrils + Agregació	Min	1.00
Cambrils + Agregació	Max	60.00
Cambrils + Agregació	Percentil_5	2.00
Cambrils + Agregació	Mediana	7.00
Cambrils + Agregació	Percentil_95	42.00
Cunit	Mitjana	12.10
Cunit	SD	12.72
Cunit	Min	1.00
Cunit	Max	60.00
Cunit	Percentil_5	2.00
Cunit	Mediana	7.00
Cunit	Percentil_95	42.00
Mont-roig del Camp	Mitjana	9.58
Mont-roig del Camp	SD	9.50
Mont-roig del Camp	Min	1.00
Mont-roig del Camp	Max	60.00
Mont-roig del Camp	Percentil_5	2.00
Mont-roig del Camp	Mediana	6.00
Mont-roig del Camp	Percentil_95	30.00
Reus	Mitjana	11.70
Reus	SD	12.11
Reus	Min	1.00
Reus	Max	60.00
Reus	Percentil_5	2.00
Reus	Mediana	7.00
Reus	Percentil_95	40.00
Sant Carles de la Ràpita	Mitjana	10.38
Sant Carles de la Ràpita	SD	10.60
Sant Carles de la Ràpita	Min	1.00

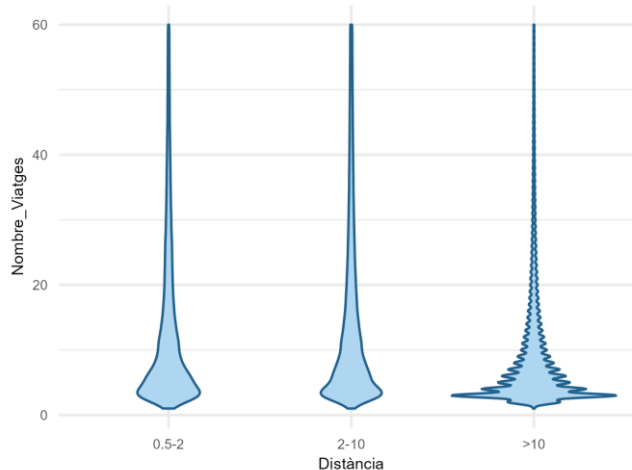
Categoria	Estadística	Valor
Sant Carles de la Ràpita	Max	60.00
Sant Carles de la Ràpita	Percentil_5	3.00
Sant Carles de la Ràpita	Mediana	6.00
Sant Carles de la Ràpita	Percentil_95	35.00
Tarragona	Mitjana	12.53
Tarragona	SD	11.92
Tarragona	Min	1.00
Tarragona	Max	60.00
Tarragona	Percentil_5	3.00
Tarragona	Mediana	8.00
Tarragona	Percentil_95	40.00
Torredembarra	Mitjana	8.71
Torredembarra	SD	8.62
Torredembarra	Min	1.00
Torredembarra	Max	60.00
Torredembarra	Percentil_5	2.00
Torredembarra	Mediana	6.00
Torredembarra	Percentil_95	27.00
Tortosa	Mitjana	9.89
Tortosa	SD	10.50
Tortosa	Min	1.00
Tortosa	Max	60.00
Tortosa	Percentil_5	3.00
Tortosa	Mediana	6.00
Tortosa	Percentil_95	34.00
Valls	Mitjana	10.18
Valls	SD	10.69
Valls	Min	1.00
Valls	Max	60.00
Valls	Percentil_5	2.00
Valls	Mediana	6.00
Valls	Percentil_95	35.00
El Vendrell	Mitjana	7.78
El Vendrell	SD	7.92
El Vendrell	Min	1.00
El Vendrell	Max	60.00
El Vendrell	Percentil_5	2.00
El Vendrell	Mediana	5.00
El Vendrell	Percentil_95	23.00
Deltebre	Mitjana	9.91
Deltebre	SD	9.96
Deltebre	Min	1.00
Deltebre	Max	60.00
Deltebre	Percentil_5	2.00

Categoria	Estadística	Valor
Deltebre	Mediana	6.00
Deltebre	Percentil_95	32.00
Salou	Mitjana	12.78
Salou	SD	12.96
Salou	Min	1.00
Salou	Max	60.00
Salou	Percentil_5	2.00
Salou	Mediana	7.00
Salou	Percentil_95	43.00

Taula VIII.13: Anàlisi bivariant variable qualitativa Distància i quantitativa Nombre Viatges.

Categoria	Estadística	Valor
0.5-2	Mitjana	13.62
0.5-2	SD	12.90
0.5-2	Min	1.00
0.5-2	Max	60.00
0.5-2	Percentil_5	3.00
0.5-2	Mediana	8.00
0.5-2	Percentil_95	43.00
2-10	Mitjana	15.03
2-10	SD	13.91
2-10	Min	1.00
2-10	Max	60.00
2-10	Percentil_5	3.00
2-10	Mediana	10.00
2-10	Percentil_95	47.00
>10	Mitjana	9.72
>10	SD	10.09
>10	Min	1.00
>10	Max	60.00
>10	Percentil_5	2.00
>10	Mediana	6.00
>10	Percentil_95	32.00

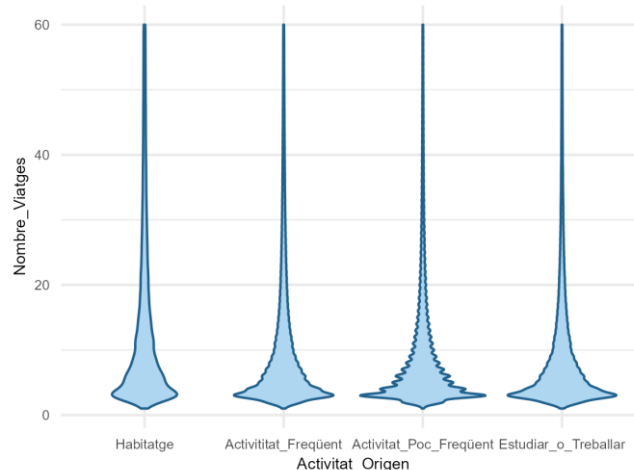
Figura VIII.80: Anàlisi bivariant variable qualitativa Distància i quantitativa Nombre Viatges.



Taula VIII.14: Anàlisi bivariant variable qualitativa Activitat Origen i quantitativa Nombre Viatges

Categoria	Estadística	Valor
Habitatge	Mitjana	14.12
Habitatge	SD	13.65
Habitatge	Min	1.00
Habitatge	Max	60.00
Habitatge	Percentil_5	3.00
Habitatge	Mediana	9.00
Habitatge	Percentil_95	46.00
Activitatat_Freqüent	Mitjana	11.29
Activitatat_Freqüent	SD	11.55
Activitatat_Freqüent	Min	1.00
Activitatat_Freqüent	Max	60.00
Activitatat_Freqüent	Percentil_5	2.00
Activitatat_Freqüent	Mediana	7.00
Activitatat_Freqüent	Percentil_95	38.00
Activitat_Poc_Freqüent	Mitjana	9.98
Activitat_Poc_Freqüent	SD	10.26
Activitat_Poc_Freqüent	Min	1.00
Activitat_Poc_Freqüent	Max	60.00
Activitat_Poc_Freqüent	Percentil_5	2.00
Activitat_Poc_Freqüent	Mediana	6.00
Activitat_Poc_Freqüent	Percentil_95	33.00
Estudiar_o_Treballar	Mitjana	10.32
Estudiar_o_Treballar	SD	10.72
Estudiar_o_Treballar	Min	1.00
Estudiar_o_Treballar	Max	60.00
Estudiar_o_Treballar	Percentil_5	2.00
Estudiar_o_Treballar	Mediana	6.00
Estudiar_o_Treballar	Percentil_95	35.00

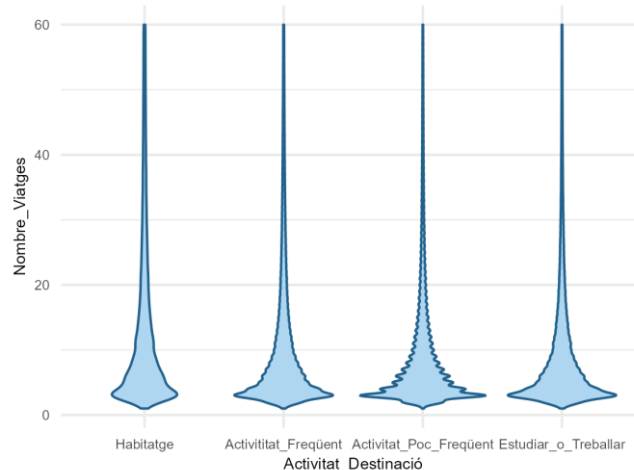
Figura VIII.81: Anàlisi bivariant variable qualitativa Activitat Origen i quantitativa Nombre Viatges.



Taula VIII.15: Anàlisi bivariant variable qualitativa Activitat Destinació i quantitativa Nombre Viatges.

Categoria	Estadística	Valor
Habitatge	Mitjana	14.05
Habitatge	SD	13.64
Habitatge	Min	1.00
Habitatge	Max	60.00
Habitatge	Percentil_5	3.00
Habitatge	Mediana	8.00
Habitatge	Percentil_95	46.00
Activitatat_Freqüent	Mitjana	11.36
Activitatat_Freqüent	SD	11.64
Activitatat_Freqüent	Min	1.00
Activitatat_Freqüent	Max	60.00
Activitatat_Freqüent	Percentil_5	2.00
Activitatat_Freqüent	Mediana	7.00
Activitatat_Freqüent	Percentil_95	39.00
Activitat_Poc_Freqüent	Mitjana	9.96
Activitat_Poc_Freqüent	SD	10.24
Activitat_Poc_Freqüent	Min	1.00
Activitat_Poc_Freqüent	Max	60.00
Activitat_Poc_Freqüent	Percentil_5	2.00
Activitat_Poc_Freqüent	Mediana	6.00
Activitat_Poc_Freqüent	Percentil_95	33.00
Estudiar_o_Treballar	Mitjana	10.27
Estudiar_o_Treballar	SD	10.59
Estudiar_o_Treballar	Min	1.00
Estudiar_o_Treballar	Max	60.00
Estudiar_o_Treballar	Percentil_5	2.00
Estudiar_o_Treballar	Mediana	6.00
Estudiar_o_Treballar	Percentil_95	34.00

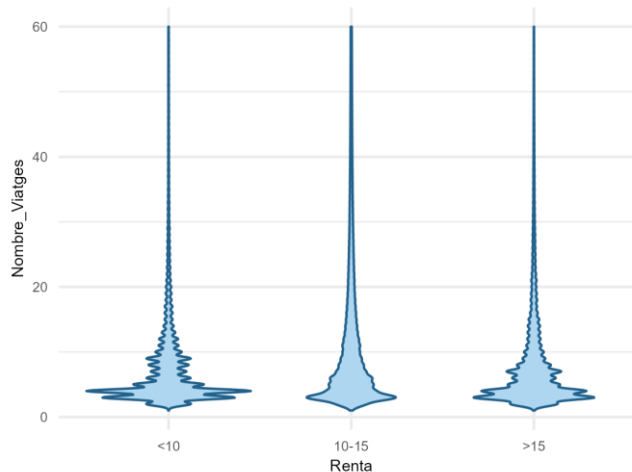
Figura VIII.82: Anàlisi bivalent variable qualitativa Activitat Destinació i quantitativa Nombre Viatges.



Taula VIII.16: . Anàlisi bivalent variable qualitativa Renta i quantitativa Nombre Viatges

Categoria	Estadística	Valor
<10	Mitjana	8.15
<10	SD	8.31
<10	Min	1.00
<10	Max	60.00
<10	Percentil_5	2.00
<10	Mediana	5.00
<10	Percentil_95	24.00
10-15	Mitjana	12.33
10-15	SD	12.37
10-15	Min	1.00
10-15	Max	60.00
10-15	Percentil_5	2.00
10-15	Mediana	7.00
10-15	Percentil_95	41.00
>15	Mitjana	8.58
>15	SD	8.62
>15	Min	1.00
>15	Max	60.00
>15	Percentil_5	2.00
>15	Mediana	5.00
>15	Percentil_95	27.00

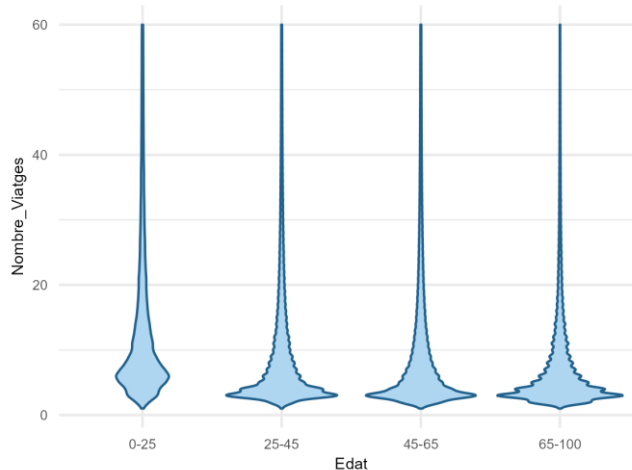
Figura VIII.83: Anàlisi bivariant variable qualitativa Renta i quantitativa Nombre Viatges.



Taula VIII.17: Anàlisi bivariant variable qualitativa Edat i quantitativa Nombre Viatges.

Categoria	Estadística	Valor
0-25	Mitjana	14.06
0-25	SD	12.51
0-25	Min	1.00
0-25	Max	60.00
0-25	Percentil_5	3.00
0-25	Mediana	9.00
0-25	Percentil_95	43.00
25-45	Mitjana	10.88
25-45	SD	11.34
25-45	Min	1.00
25-45	Max	60.00
25-45	Percentil_5	3.00
25-45	Mediana	6.00
25-45	Percentil_95	37.00
45-65	Mitjana	10.94
45-65	SD	11.64
45-65	Min	1.00
45-65	Max	60.00
45-65	Percentil_5	2.00
45-65	Mediana	6.00
45-65	Percentil_95	38.00
65-100	Mitjana	8.56
65-100	SD	9.27
65-100	Min	1.00
65-100	Max	60.00
65-100	Percentil_5	2.00
65-100	Mediana	5.00
65-100	Percentil_95	29.00

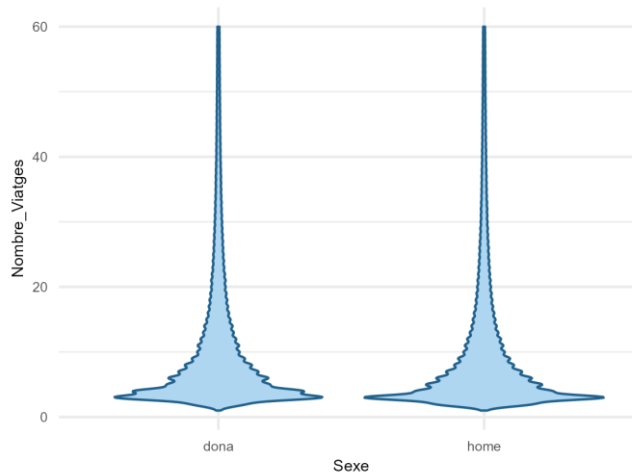
Figura VIII.84: Anàlisi bivalent variable qualitativa Edat i quantitativa Nombre Viatges.



Taula VIII.18: Anàlisi bivalent variable qualitativa Sexe i quantitativa Nombre Viatges.

Categoria	Estadística	Valor
dona	Mitjana	11.58
dona	SD	11.67
dona	Min	1.00
dona	Max	60.00
dona	Percentil_5	3.00
dona	Mediana	7.00
dona	Percentil_95	39.00
home	Mitjana	10.95
home	SD	11.47
home	Min	1.00
home	Max	60.00
home	Percentil_5	2.00
home	Mediana	6.00
home	Percentil_95	38.00

Figura VIII.85: Anàlisi bivalent variable qualitativa Sexe i quantitativa Nombre Viatges

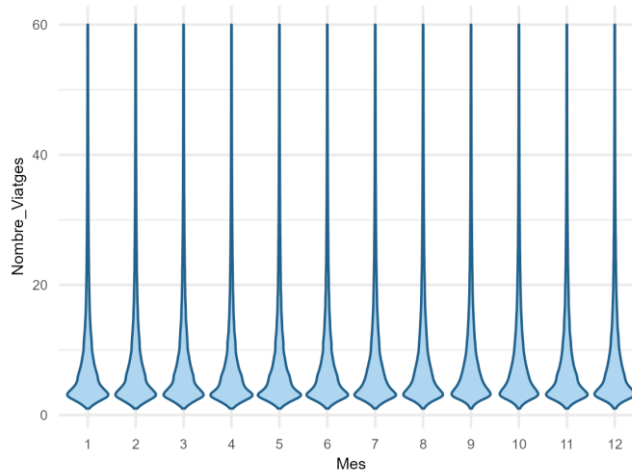


Taula VIII.19: Anàlisi *bivariant variable qualitativa Mes i quantitativa Nombre Viatges*.

Categoria	Estadística	Valor
1	Mitjana	11.16
1	SD	11.65
1	Min	1.00
1	Max	60.00
1	Percentil_5	2.00
1	Mediana	6.00
1	Percentil_95	39.00
2	Mitjana	11.23
2	SD	11.72
2	Min	1.00
2	Max	60.00
2	Percentil_5	2.00
2	Mediana	6.00
2	Percentil_95	39.00
3	Mitjana	11.41
3	SD	11.79
3	Min	1.00
3	Max	60.00
3	Percentil_5	2.00
3	Mediana	7.00
3	Percentil_95	39.00
4	Mitjana	11.03
4	SD	11.52
4	Min	1.00
4	Max	60.00
4	Percentil_5	2.00
4	Mediana	6.00
4	Percentil_95	38.00
5	Mitjana	10.94
5	SD	11.38
5	Min	1.00
5	Max	60.00
5	Percentil_5	2.00
5	Mediana	6.00
5	Percentil_95	37.00
6	Mitjana	11.17
6	SD	11.47
6	Min	1.00
6	Max	60.00
6	Percentil_5	2.00
6	Mediana	7.00
6	Percentil_95	38.00
7	Mitjana	11.24

Categoria	Estadística	Valor
7	SD	11.58
7	Min	1.00
7	Max	60.00
7	Percentil_5	2.00
7	Mediana	7.00
7	Percentil_95	38.00
8	Mitjana	11.64
8	SD	11.81
8	Min	1.00
8	Max	60.00
8	Percentil_5	3.00
8	Mediana	7.00
8	Percentil_95	39.00
9	Mitjana	11.53
9	SD	11.60
9	Min	1.00
9	Max	60.00
9	Percentil_5	3.00
9	Mediana	7.00
9	Percentil_95	39.00
10	Mitjana	11.49
10	SD	11.58
10	Min	1.00
10	Max	60.00
10	Percentil_5	3.00
10	Mediana	7.00
10	Percentil_95	39.00
11	Mitjana	11.02
11	SD	11.29
11	Min	1.00
11	Max	60.00
11	Percentil_5	2.00
11	Mediana	6.00
11	Percentil_95	37.00
12	Mitjana	11.17
12	SD	11.32
12	Min	1.00
12	Max	60.00
12	Percentil_5	3.00
12	Mediana	7.00
12	Percentil_95	37.00

Figura VIII.86: Anàlisi bivariant variable qualitativa Mes i quantitativa Nombre Viatges.

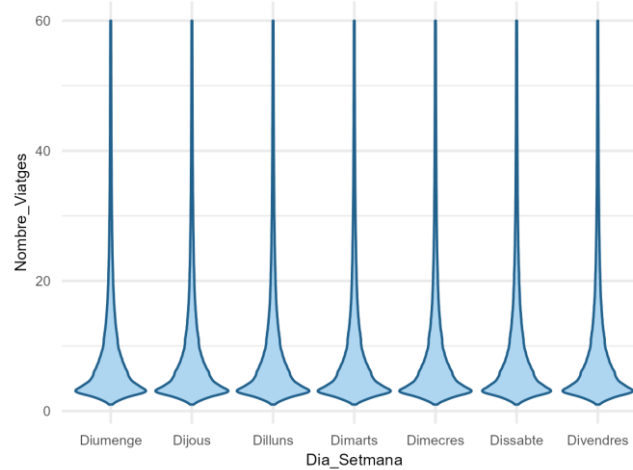


Taula VIII.20: Anàlisi bivariant variable qualitativa Dia Setmana i quantitativa Nombre Viatges.

Categoria	Estadística	Valor
Diumenge	Mitjana	11.18
Diumenge	SD	11.45
Diumenge	Min	1.00
Diumenge	Max	60.00
Diumenge	Percentil_5	2.00
Diumenge	Mediana	7.00
Diumenge	Percentil_95	38.00
Dijous	Mitjana	11.17
Dijous	SD	11.54
Dijous	Min	1.00
Dijous	Max	60.00
Dijous	Percentil_5	2.00
Dijous	Mediana	6.00
Dijous	Percentil_95	38.00
Dilluns	Mitjana	11.25
Dilluns	SD	11.61
Dilluns	Min	1.00
Dilluns	Max	60.00
Dilluns	Percentil_5	2.00
Dilluns	Mediana	7.00
Dilluns	Percentil_95	38.00
Dimarts	Mitjana	11.11
Dimarts	SD	11.51
Dimarts	Min	1.00
Dimarts	Max	60.00
Dimarts	Percentil_5	2.00
Dimarts	Mediana	6.00
Dimarts	Percentil_95	38.00
Dimecres	Mitjana	11.23

Categoria	Estadística	Valor
Dimecres	SD	11.63
Dimecres	Min	1.00
Dimecres	Max	60.00
Dimecres	Percentil_5	2.00
Dimecres	Mediana	7.00
Dimecres	Percentil_95	39.00
Dissabte	Mitjana	11.47
Dissabte	SD	11.62
Dissabte	Min	1.00
Dissabte	Max	60.00
Dissabte	Percentil_5	2.00
Dissabte	Mediana	7.00
Dissabte	Percentil_95	39.00
Divendres	Mitjana	11.37
Divendres	SD	11.63
Divendres	Min	1.00
Divendres	Max	60.00
Divendres	Percentil_5	2.00
Divendres	Mediana	7.00
Divendres	Percentil_95	39.00

Figura VIII.87: Anàlisi bivariant variable qualitativa Dia Setmana i quantitativa Nombre Viatges.



4. Resultats del model

Taula VIII.21: Resultats del model Amposta

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
(Intercept)	0.50	0.07	7.34	0.00
Municipi_DestinacióCambrils + Agregació	0.01	0.03	0.34	0.74
Municipi_DestinacióCunit	0.10	0.08	1.20	0.23
Municipi_DestinacióMont-roig del Camp	-0.09	0.03	-2.54	0.01
Municipi_DestinacióReus	0.13	0.03	4.18	0.00
Municipi_DestinacióSant Carles de la Ràpita	1.28	0.03	41.49	0.00
Municipi_DestinacióTarragona	0.42	0.03	13.60	0.00
Municipi_DestinacióTorredembarra	0.08	0.05	1.67	0.09
Municipi_DestinacióTortosa	1.28	0.03	41.93	0.00
Municipi_DestinacióValls	-0.09	0.04	-2.29	0.02
Municipi_DestinacióEl Vendrell	-0.02	0.04	-0.45	0.65
Municipi_DestinacióDeltebre	1.06	0.03	34.52	0.00
Municipi_DestinacióSalou	0.01	0.03	0.27	0.79
Distància2-10	1.27	0.06	21.48	0.00
Distància>10	1.42	0.06	23.93	0.00
Activitat_OrigenActivitat_Freqüent	-0.71	0.01	-139.67	0.00
Activitat_OrigenActivitat_Poc_Freqüent	-0.95	0.01	-173.09	0.00
Activitat_OrigenEstudiar_o_Treballar	-0.98	0.01	-153.52	0.00
Activitat_DestinacióActivitat_Freqüent	-0.33	0.01	-58.52	0.00
Activitat_DestinacióActivitat_Poc_Freqüent	-0.56	0.01	-98.17	0.00
Activitat_DestinacióEstudiar_o_Treballar	-0.64	0.01	-94.90	0.00
Mes2	-0.01	0.01	-0.68	0.50
Mes3	0.02	0.01	2.80	0.01
Mes4	0.05	0.01	5.18	0.00
Mes5	0.05	0.01	5.37	0.00
Mes6	0.06	0.01	6.88	0.00
Mes7	0.06	0.01	6.95	0.00
Mes8	0.10	0.01	10.90	0.00
Mes9	0.05	0.01	5.70	0.00
Mes10	0.07	0.01	7.90	0.00
Mes11	0.06	0.01	6.81	0.00
Mes12	0.04	0.01	4.55	0.00
Renta10-15	0.60	0.01	55.81	0.00
Renta>15	0.29	0.01	22.29	0.00
Sexehome	-0.02	0.00	-4.12	0.00
Eat25-45	-0.17	0.00	-35.41	0.00
Eat45-65	-0.18	0.00	-37.53	0.00
Eat65-100	-0.57	0.01	-56.09	0.00
Dia_SetmanaDijous	0.12	0.01	17.77	0.00
Dia_SetmanaDilluns	0.10	0.01	14.28	0.00
Dia_SetmanaDimarts	0.10	0.01	15.17	0.00

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
Dia_SetmanaDimecres	0.12	0.01	16.68	0.00
Dia_SetmanaDissabte	0.10	0.01	16.03	0.00
Dia_SetmanaDivendres	0.12	0.01	17.03	0.00

Taula VIII.22: Resultats del model Calafell

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
(Intercept)	3.34	0.16	20.31	0.00
Municipi_DestinacióCambrils + Agregació	-0.03	0.03	-0.99	0.32
Municipi_DestinacióCunit	-0.28	0.16	-1.71	0.09
Municipi_DestinacióMont-roig del Camp	-0.09	0.04	-2.28	0.02
Municipi_DestinacióReus	0.17	0.03	5.48	0.00
Municipi_DestinacióSant Carles de la Ràpita	-0.11	0.05	-2.14	0.03
Municipi_DestinacióTarragona	0.85	0.03	27.00	0.00
Municipi_DestinacióTorredembarra	0.37	0.03	11.75	0.00
Municipi_DestinacióTortosa	-0.16	0.04	-3.81	0.00
Municipi_DestinacióValls	0.01	0.03	0.25	0.80
Municipi_DestinacióEl Vendrell	-0.25	0.16	-1.54	0.12
Municipi_DestinacióDeltebre	0.01	0.05	0.29	0.77
Municipi_DestinacióSalou	0.04	0.03	1.20	0.23
Distància2-10	0.24	0.01	46.02	0.00
Distància>10	-1.76	0.16	-10.95	0.00
Activitat_OrigenActivitat_Freqüent	-0.57	0.01	-105.91	0.00
Activitat_OrigenActivitat_Poc_Freqüent	-0.70	0.01	-126.28	0.00
Activitat_OrigenEstudiar_o_Treballar	-1.01	0.01	-146.62	0.00
Activitat_DestinacióActivitat_Freqüent	-0.32	0.01	-51.15	0.00
Activitat_DestinacióActivitat_Poc_Freqüent	-0.37	0.01	-59.33	0.00
Activitat_DestinacióEstudiar_o_Treballar	-0.64	0.01	-83.41	0.00
Mes2	0.03	0.01	2.76	0.01
Mes3	0.06	0.01	6.37	0.00
Mes4	0.08	0.01	7.78	0.00
Mes5	0.04	0.01	4.14	0.00
Mes6	0.10	0.01	10.37	0.00
Mes7	0.15	0.01	17.02	0.00
Mes8	0.25	0.01	27.22	0.00
Mes9	0.09	0.01	9.21	0.00
Mes10	0.08	0.01	8.25	0.00
Mes11	0.03	0.01	2.81	0.00
Mes12	0.03	0.01	2.74	0.01
Renta10-15	0.74	0.01	81.90	0.00
Renta>15	0.32	0.01	32.87	0.00
Sexehome	-0.05	0.00	-14.07	0.00
Eat25-45	-0.19	0.01	-34.17	0.00
Eat45-65	-0.14	0.01	-27.02	0.00
Eat65-100	-0.30	0.01	-51.21	0.00

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
Dia_SetmanaDijous	-0.05	0.01	-7.51	0.00
Dia_SetmanaDilluns	-0.06	0.01	-7.95	0.00
Dia_SetmanaDimarts	-0.07	0.01	-10.10	0.00
Dia_SetmanaDimecres	-0.06	0.01	-8.49	0.00
Dia_SetmanaDissabte	0.07	0.01	10.30	0.00
Dia_SetmanaDivendres	-0.01	0.01	-0.84	0.40

Taula VIII.23: Resultats del model Cambrils + Agregació

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
(Intercept)	1.13	0.02	74.93	0.00
Municipi_DestinacióCalafell	-0.12	0.02	-7.63	0.00
Municipi_DestinacióCunit	-0.06	0.03	-2.23	0.03
Municipi_DestinacióMont-roig del Camp	1.00	0.01	91.10	0.00
Municipi_DestinacióReus	1.31	0.01	121.33	0.00
Municipi_DestinacióSant Carles de la Ràpita	0.06	0.02	3.46	0.00
Municipi_DestinacióTarragona	1.49	0.01	138.17	0.00
Municipi_DestinacióTorredembarra	0.08	0.01	5.39	0.00
Municipi_DestinacióTortosa	0.10	0.01	7.36	0.00
Municipi_DestinacióValls	0.35	0.01	29.46	0.00
Municipi_DestinacióEl Vendrell	-0.01	0.01	-0.87	0.38
Municipi_DestinacióDeltebre	0.02	0.02	1.02	0.31
Municipi_DestinacióSalou	1.33	0.01	120.53	0.00
Distància2-10	0.51	0.01	93.09	0.00
Distància>10	0.25	0.01	42.72	0.00
Activitat_OrigenActivitat_Freqüent	-0.42	0.00	-100.76	0.00
Activitat_OrigenActivitat_Poc_Freqüent	-0.42	0.00	-99.70	0.00
Activitat_OrigenEstudiar_o_Treballar	-0.75	0.00	-151.28	0.00
Activitat_DestinacióActivitat_Freqüent	-0.30	0.00	-79.19	0.00
Activitat_DestinacióActivitat_Poc_Freqüent	-0.41	0.00	-105.37	0.00
Activitat_DestinacióEstudiar_o_Treballar	-0.73	0.00	-155.44	0.00
Mes2	0.03	0.01	4.37	0.00
Mes3	0.07	0.01	11.42	0.00
Mes4	0.12	0.01	17.45	0.00
Mes5	0.10	0.01	14.81	0.00
Mes6	0.14	0.01	20.65	0.00
Mes7	0.19	0.01	30.31	0.00
Mes8	0.24	0.01	36.30	0.00
Mes9	0.16	0.01	23.62	0.00
Mes10	0.13	0.01	18.97	0.00
Mes11	0.05	0.01	7.08	0.00
Mes12	0.05	0.01	6.46	0.00
Renta10-15	0.87	0.01	166.29	0.00
Renta>15	0.23	0.01	40.05	0.00
Sexehome	-0.05	0.00	-20.55	0.00

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
Edat25-45	-0.19	0.00	-50.47	0.00
Edat45-65	-0.13	0.00	-36.46	0.00
Edat65-100	-0.58	0.00	-136.60	0.00
Dia_SetmanaDijous	0.02	0.01	3.11	0.00
Dia_SetmanaDilluns	0.01	0.01	2.17	0.03
Dia_SetmanaDimarts	0.01	0.01	1.45	0.15
Dia_SetmanaDimecres	0.02	0.01	4.70	0.00
Dia_SetmanaDissabte	0.06	0.01	12.61	0.00
Dia_SetmanaDivendres	0.04	0.01	7.90	0.00

Taula VIII.24: Resultats del model Cunit

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
(Intercept)	2.12	0.08	26.82	0.00
Municipi_DestinacióCalafell	0.96	0.08	12.61	0.00
Municipi_DestinacióCambrils + Agregació	-0.13	0.08	-1.60	0.11
Municipi_DestinacióMont-roig del Camp	0.12	0.09	1.32	0.19
Municipi_DestinacióReus	-0.09	0.08	-1.11	0.27
Municipi_DestinacióSant Carles de la Ràpita	0.09	0.12	0.77	0.44
Municipi_DestinacióTarragona	0.22	0.08	2.89	0.00
Municipi_DestinacióTorredembarra	0.10	0.08	1.26	0.21
Municipi_DestinacióTortosa	0.07	0.10	0.71	0.48
Municipi_DestinacióValls	-0.04	0.08	-0.55	0.58
Municipi_DestinacióEl Vendrell	-0.06	0.08	-0.83	0.41
Municipi_DestinacióDeltebre	0.21	0.11	1.80	0.07
Municipi_DestinacióSalou	-0.09	0.08	-1.18	0.24
Distància2-10	0.25	0.01	46.10	0.00
Distància>10	-0.36	0.01	-29.39	0.00
Activitat_OrigenActivitat_Freqüent	-0.40	0.01	-36.59	0.00
Activitat_OrigenActivitat_Poc_Freqüent	-0.57	0.01	-51.40	0.00
Activitat_OrigenEstudiar_o_Treballar	-0.77	0.01	-64.93	0.00
Activitat_DestinacióActivitat_Freqüent	-0.58	0.01	-92.17	0.00
Activitat_DestinacióActivitat_Poc_Freqüent	-0.76	0.01	-116.60	0.00
Activitat_DestinacióEstudiar_o_Treballar	-1.10	0.01	-130.95	0.00
Mes2	0.05	0.01	4.72	0.00
Mes3	0.09	0.01	8.19	0.00
Mes4	0.08	0.01	6.72	0.00
Mes5	0.04	0.01	3.86	0.00
Mes6	0.12	0.01	10.52	0.00
Mes7	0.21	0.01	20.11	0.00
Mes8	0.33	0.01	30.75	0.00
Mes9	0.11	0.01	9.56	0.00
Mes10	0.09	0.01	7.50	0.00
Mes11	0.02	0.01	1.85	0.06
Mes12	0.01	0.01	1.06	0.29

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
Renta10-15	0.84	0.01	75.88	0.00
Renta>15	0.43	0.01	36.45	0.00
Sexehome	-0.05	0.00	-10.79	0.00
Edat25-45	-0.16	0.01	-24.44	0.00
Edat45-65	-0.13	0.01	-20.16	0.00
Edat65-100	-0.22	0.01	-31.60	0.00
Dia_SetmanaDijous	-0.09	0.01	-10.29	0.00
Dia_SetmanaDilluns	-0.09	0.01	-10.62	0.00
Dia_SetmanaDimarts	-0.10	0.01	-12.30	0.00
Dia_SetmanaDimecres	-0.10	0.01	-12.32	0.00
Dia_SetmanaDissabte	0.07	0.01	9.30	0.00
Dia_SetmanaDivendres	-0.02	0.01	-2.28	0.02

Taula VIII.25: Resultats del model Deltebre

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
(Intercept)	1.73	0.12	14.93	0.00
Municipi_DestinacióCalafell	-1.12	0.04	-32.01	0.00
Municipi_DestinacióCambrils + Agregació	-1.09	0.01	-76.79	0.00
Municipi_DestinacióCunit	-0.85	0.08	-11.13	0.00
Municipi_DestinacióMont-roig del Camp	-0.97	0.02	-47.90	0.00
Municipi_DestinacióReus	-1.03	0.02	-67.46	0.00
Municipi_DestinacióSant Carles de la Ràpita	-0.32	0.01	-47.16	0.00
Municipi_DestinacióTarragona	-0.92	0.01	-76.02	0.00
Municipi_DestinacióTorredembarra	-1.09	0.05	-24.10	0.00
Municipi_DestinacióTortosa	-0.48	0.01	-69.53	0.00
Municipi_DestinacióValls	-1.12	0.03	-37.42	0.00
Municipi_DestinacióEl Vendrell	-1.16	0.03	-36.96	0.00
Municipi_DestinacióSalou	-0.95	0.02	-54.94	0.00
Distància2-10	1.33	0.11	11.65	0.00
Distància>10	1.69	0.11	14.78	0.00
Activitat_OrigenActivitat_Freqüent	-0.52	0.01	-48.30	0.00
Activitat_OrigenActivitat_Poc_Freqüent	-0.79	0.01	-71.83	0.00
Activitat_OrigenEstudiar_o_Treballar	-0.95	0.01	-80.79	0.00
Activitat_DestinacióActivitat_Freqüent	-0.65	0.01	-107.76	0.00
Activitat_DestinacióActivitat_Poc_Freqüent	-0.69	0.01	-105.66	0.00
Activitat_DestinacióEstudiar_o_Treballar	-0.86	0.01	-106.77	0.00
Mes2	0.01	0.01	1.22	0.22
Mes3	0.05	0.01	4.18	0.00
Mes4	0.05	0.01	4.41	0.00
Mes5	0.05	0.01	4.50	0.00
Mes6	0.07	0.01	5.80	0.00
Mes7	0.11	0.01	9.39	0.00
Mes8	0.18	0.01	15.42	0.00
Mes9	0.08	0.01	6.65	0.00

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
Mes10	0.11	0.01	9.29	0.00
Mes11	0.09	0.01	7.39	0.00
Mes12	0.07	0.01	5.78	0.00
Renta10-15	0.42	0.01	29.32	0.00
Renta>15	0.22	0.02	13.53	0.00
Sexehome	-0.01	0.00	-2.91	0.00
Eat25-45	-0.19	0.01	-31.26	0.00
Eat45-65	-0.18	0.01	-30.14	0.00
Eat65-100	-0.51	0.01	-48.94	0.00
Dia_SetmanaDijous	0.02	0.01	2.56	0.01
Dia_SetmanaDilluns	0.00	0.01	-0.54	0.59
Dia_SetmanaDimarts	-0.01	0.01	-0.75	0.45
Dia_SetmanaDimecres	0.02	0.01	2.06	0.04
Dia_SetmanaDissabte	0.03	0.01	3.66	0.00
Dia_SetmanaDivendres	0.00	0.01	0.03	0.98

Taula VIII.26: Resultats del model El Vendrell

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
(Intercept)	0.67	0.04	17.82	0.00
Municipi_DestinacióCalafell	2.04	0.03	69.56	0.00
Municipi_DestinacióCambrils + Agregació	0.20	0.02	8.10	0.00
Municipi_DestinacióCunit	0.65	0.02	26.89	0.00
Municipi_DestinacióMont-roig del Camp	0.00	0.03	0.17	0.87
Municipi_DestinacióReus	0.55	0.02	23.18	0.00
Municipi_DestinacióSant Carles de la Ràpita	0.06	0.04	1.55	0.12
Municipi_DestinacióTarragona	1.27	0.02	53.80	0.00
Municipi_DestinacióTorredembarra	0.70	0.02	29.62	0.00
Municipi_DestinacióTortosa	0.04	0.03	1.34	0.18
Municipi_DestinacióValls	0.37	0.02	15.46	0.00
Municipi_DestinacióDeltebre	-0.03	0.04	-0.67	0.50
Municipi_DestinacióSalou	0.26	0.02	10.72	0.00
Distància2-10	0.64	0.03	24.95	0.00
Distància>10	0.67	0.03	25.53	0.00
Activitat_OrigenActivitat_Freqüent	-0.44	0.00	-93.07	0.00
Activitat_OrigenActivitat_Poc_Freqüent	-0.45	0.00	-91.74	0.00
Activitat_OrigenEstudiar_o_Treballar	-0.86	0.01	-135.31	0.00
Activitat_DestinacióActivitat_Freqüent	-0.17	0.01	-32.83	0.00
Activitat_DestinacióActivitat_Poc_Freqüent	-0.09	0.01	-18.56	0.00
Activitat_DestinacióEstudiar_o_Treballar	-0.59	0.01	-88.26	0.00
Mes2	0.03	0.01	3.25	0.00
Mes3	0.07	0.01	8.12	0.00
Mes4	0.04	0.01	4.53	0.00
Mes5	0.04	0.01	4.49	0.00
Mes6	0.04	0.01	4.90	0.00

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
Mes7	0.11	0.01	12.90	0.00
Mes8	0.17	0.01	20.51	0.00
Mes9	0.07	0.01	8.64	0.00
Mes10	0.06	0.01	7.17	0.00
Mes11	0.02	0.01	2.26	0.02
Mes12	0.01	0.01	1.53	0.13
Renta10-15	0.62	0.01	72.62	0.00
Renta>15	0.32	0.01	34.11	0.00
Sexehome	-0.05	0.00	-15.04	0.00
Edat25-45	-0.29	0.00	-60.30	0.00
Edat45-65	-0.18	0.00	-39.24	0.00
Edat65-100	-0.65	0.01	-92.78	0.00
Dia_SetmanaDijous	0.06	0.01	9.17	0.00
Dia_SetmanaDilluns	0.07	0.01	10.32	0.00
Dia_SetmanaDimarts	0.05	0.01	7.49	0.00
Dia_SetmanaDimecres	0.07	0.01	10.58	0.00
Dia_SetmanaDissabte	0.09	0.01	13.84	0.00
Dia_SetmanaDivendres	0.08	0.01	12.10	0.00

Taula VIII.27: Resultats del model Mont-roig del Camp

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
(Intercept)	0.89	0.03	34.83	0.00
Municipi_DestinacióCalafell	-0.07	0.03	-2.75	0.01
Municipi_DestinacióCambrils + Agregació	1.07	0.02	69.42	0.00
Municipi_DestinacióCunit	0.17	0.05	3.58	0.00
Municipi_DestinacióReus	0.87	0.02	56.75	0.00
Municipi_DestinacióSant Carles de la Ràpita	0.05	0.02	1.91	0.06
Municipi_DestinacióTarragona	0.79	0.02	51.09	0.00
Municipi_DestinacióTorredembarra	0.05	0.03	2.02	0.04
Municipi_DestinacióTortosa	0.11	0.02	5.47	0.00
Municipi_DestinacióValls	0.04	0.02	2.07	0.04
Municipi_DestinacióEl Vendrell	-0.07	0.02	-3.23	0.00
Municipi_DestinacióDeltebre	0.11	0.03	4.34	0.00
Municipi_DestinacióSalou	0.64	0.02	41.09	0.00
Distància2-10	1.37	0.02	86.94	0.00
Distància>10	1.07	0.02	67.28	0.00
Activitat_OrigenActivitat_Freqüent	-0.64	0.01	-109.55	0.00
Activitat_OrigenActivitat_Poc_Freqüent	-0.56	0.01	-98.71	0.00
Activitat_OrigenEstudiar_o_Treballar	-0.98	0.01	-143.20	0.00
Activitat_DestinacióActivitat_Freqüent	-0.35	0.00	-73.47	0.00
Activitat_DestinacióActivitat_Poc_Freqüent	-0.40	0.00	-81.39	0.00
Activitat_DestinacióEstudiar_o_Treballar	-0.85	0.01	-130.37	0.00
Mes2	0.02	0.01	1.61	0.11
Mes3	0.06	0.01	6.75	0.00

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
Mes4	0.11	0.01	11.74	0.00
Mes5	0.07	0.01	7.58	0.00
Mes6	0.15	0.01	16.92	0.00
Mes7	0.23	0.01	27.10	0.00
Mes8	0.33	0.01	37.45	0.00
Mes9	0.13	0.01	14.37	0.00
Mes10	0.10	0.01	10.31	0.00
Mes11	0.03	0.01	3.47	0.00
Mes12	0.03	0.01	3.20	0.00
Renta10-15	0.48	0.01	60.44	0.00
Renta>15	0.03	0.01	3.56	0.00
Sexehome	-0.05	0.00	-14.82	0.00
Edat25-45	-0.29	0.00	-58.87	0.00
Edat45-65	-0.21	0.00	-44.85	0.00
Edat65-100	-0.67	0.01	-105.33	0.00
Dia_SetmanaDijous	-0.01	0.01	-1.36	0.17
Dia_SetmanaDilluns	-0.01	0.01	-1.39	0.16
Dia_SetmanaDimarts	-0.02	0.01	-3.56	0.00
Dia_SetmanaDimecres	0.00	0.01	0.37	0.71
Dia_SetmanaDissabte	0.06	0.01	9.36	0.00
Dia_SetmanaDivendres	0.01	0.01	1.32	0.19

Taula VIII.28: Resultats del model Reus

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
(Intercept)	1.10	0.02	54.94	0.00
Municipi_DestinacióCalafell	-0.02	0.01	-1.52	0.13
Municipi_DestinacióCambrils + Agregació	1.31	0.01	142.81	0.00
Municipi_DestinacióCunit	-0.02	0.02	-1.17	0.24
Municipi_DestinacióMont-roig del Camp	0.80	0.01	83.80	0.00
Municipi_DestinacióSant Carles de la Ràpita	-0.04	0.01	-2.80	0.01
Municipi_DestinacióTarragona	1.58	0.01	158.72	0.00
Municipi_DestinacióTorredembarra	0.49	0.01	46.73	0.00
Municipi_DestinacióTortosa	0.21	0.01	18.90	0.00
Municipi_DestinacióValls	1.04	0.01	111.70	0.00
Municipi_DestinacióEl Vendrell	0.31	0.01	30.55	0.00
Municipi_DestinacióDeltebre	0.12	0.02	6.85	0.00
Municipi_DestinacióSalou	1.11	0.01	117.75	0.00
Distància2-10	0.40	0.02	24.86	0.00
Distància>10	0.10	0.02	6.22	0.00
Activitat_OrigenActivitat_Freqüent	-0.03	0.00	-6.67	0.00
Activitat_OrigenActivitat_Poc_Freqüent	-0.18	0.00	-46.90	0.00
Activitat_OrigenEstudiar_o_Treballar	-0.47	0.00	-102.66	0.00
Activitat_DestinacióActivitat_Freqüent	-0.53	0.00	-136.32	0.00
Activitat_DestinacióActivitat_Poc_Freqüent	-0.64	0.00	-160.43	0.00

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
Activitat_DestinacióEstudiar_o_Treballar	-0.93	0.00	-195.69	0.00
Mes2	0.00	0.01	0.47	0.64
Mes3	0.05	0.01	8.42	0.00
Mes4	0.07	0.01	10.30	0.00
Mes5	0.05	0.01	8.51	0.00
Mes6	0.07	0.01	11.88	0.00
Mes7	0.08	0.01	11.95	0.00
Mes8	0.09	0.01	14.23	0.00
Mes9	0.08	0.01	12.51	0.00
Mes10	0.09	0.01	13.83	0.00
Mes11	0.04	0.01	6.54	0.00
Mes12	0.05	0.01	8.04	0.00
Renta10-15	0.98	0.01	190.06	0.00
Renta>15	0.13	0.01	22.29	0.00
Sexehome	-0.02	0.00	-9.39	0.00
Eat25-45	-0.24	0.00	-66.42	0.00
Eat45-65	-0.03	0.00	-9.55	0.00
Eat65-100	-0.69	0.00	-150.62	0.00
Dia_SetmanaDijous	0.15	0.00	30.13	0.00
Dia_SetmanaDilluns	0.14	0.00	27.94	0.00
Dia_SetmanaDimarts	0.13	0.01	26.37	0.00
Dia_SetmanaDimecres	0.15	0.00	29.49	0.00
Dia_SetmanaDissabte	0.14	0.00	28.74	0.00
Dia_SetmanaDivendres	0.16	0.01	32.85	0.00

Taula VIII.29: Resultats del model Salou

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
(Intercept)	1.67	0.02	97.78	0.00
Municipi_DestinacióCalafell	-0.03	0.02	-1.90	0.06
Municipi_DestinacióCambrils + Agregació	0.96	0.01	70.73	0.00
Municipi_DestinacióCunit	-0.03	0.03	-1.05	0.29
Municipi_DestinacióMont-roig del Camp	0.62	0.01	43.84	0.00
Municipi_DestinacióReus	0.91	0.01	66.76	0.00
Municipi_DestinacióSant Carles de la Ràpita	0.04	0.02	1.64	0.10
Municipi_DestinacióTarragona	1.31	0.01	97.97	0.00
Municipi_DestinacióTorredembarra	0.16	0.02	10.01	0.00
Municipi_DestinacióTortosa	0.10	0.02	5.94	0.00
Municipi_DestinacióValls	0.40	0.01	28.26	0.00
Municipi_DestinacióEl Vendrell	0.09	0.02	6.08	0.00
Municipi_DestinacióDeltebre	0.15	0.02	6.71	0.00
Distància2-10	0.47	0.01	84.73	0.00
Distància>10	-0.22	0.01	-36.81	0.00
Activitat_OrigenActivitat_Freqüent	-0.40	0.00	-83.49	0.00
Activitat_OrigenActivitat_Poc_Freqüent	-0.42	0.00	-89.33	0.00

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
Activitat_OrigenEstudiar_o_Treballar	-0.78	0.01	-140.69	0.00
Activitat_DestinacióActivitat_Freqüent	-0.34	0.00	-90.72	0.00
Activitat_DestinacióActivitat_Poc_Freqüent	-0.41	0.00	-106.61	0.00
Activitat_DestinacióEstudiar_o_Treballar	-0.67	0.00	-143.95	0.00
Mes2	0.04	0.01	5.61	0.00
Mes3	0.07	0.01	10.39	0.00
Mes4	0.15	0.01	21.36	0.00
Mes5	0.13	0.01	19.93	0.00
Mes6	0.18	0.01	26.88	0.00
Mes7	0.25	0.01	36.83	0.00
Mes8	0.29	0.01	42.86	0.00
Mes9	0.19	0.01	28.45	0.00
Mes10	0.15	0.01	21.82	0.00
Mes11	0.06	0.01	8.74	0.00
Mes12	0.06	0.01	7.92	0.00
Renta10-15	0.76	0.00	155.98	0.00
Renta>15	0.19	0.01	36.67	0.00
Sexehome	-0.06	0.00	-21.04	0.00
Edat25-45	-0.15	0.00	-40.59	0.00
Edat45-65	-0.13	0.00	-35.69	0.00
Edat65-100	-0.66	0.00	-136.06	0.00
Dia_SetmanaDijous	-0.01	0.01	-2.53	0.01
Dia_SetmanaDilluns	-0.01	0.01	-1.75	0.08
Dia_SetmanaDimarts	-0.02	0.01	-3.30	0.00
Dia_SetmanaDimecres	-0.01	0.01	-2.02	0.04
Dia_SetmanaDissabte	0.02	0.01	3.84	0.00
Dia_SetmanaDivendres	0.01	0.01	1.07	0.29

Taula VIII.30: Resultats del model Sant Carles de la Ràpita

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
(Intercept)	2.28	0.07	32.19	0.00
Municipi_DestinacióCalafell	-1.11	0.04	-27.97	0.00
Municipi_DestinacióCambrils + Agregació	-0.97	0.01	-67.57	0.00
Municipi_DestinacióCunit	-0.94	0.08	-11.14	0.00
Municipi_DestinacióMont-roig del Camp	-0.98	0.02	-44.38	0.00
Municipi_DestinacióReus	-0.95	0.01	-70.68	0.00
Municipi_DestinacióTarragona	-0.74	0.01	-70.87	0.00
Municipi_DestinacióTorredembarra	-0.99	0.04	-25.47	0.00
Municipi_DestinacióTortosa	-0.11	0.01	-14.39	0.00
Municipi_DestinacióValls	-1.14	0.03	-38.35	0.00
Municipi_DestinacióEl Vendrell	-1.05	0.03	-35.04	0.00
Municipi_DestinacióDeltebre	-0.14	0.01	-16.78	0.00
Municipi_DestinacióSalou	-0.95	0.02	-50.30	0.00
Distància2-10	1.17	0.07	17.12	0.00

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
Distància>10	0.89	0.07	12.98	0.00
Activitat_OrigenActivitat_Freqüent	-0.75	0.01	-111.86	0.00
Activitat_OrigenActivitat_Poc_Freqüent	-0.73	0.01	-109.92	0.00
Activitat_OrigenEstudiar_o_Treballar	-0.98	0.01	-113.13	0.00
Activitat_DestinacióActivitat_Freqüent	-0.50	0.01	-68.65	0.00
Activitat_DestinacióActivitat_Poc_Freqüent	-0.64	0.01	-85.40	0.00
Activitat_DestinacióEstudiar_o_Treballar	-0.80	0.01	-91.68	0.00
Mes2	0.03	0.01	2.58	0.01
Mes3	0.06	0.01	5.37	0.00
Mes4	0.01	0.01	0.43	0.67
Mes5	0.01	0.01	1.20	0.23
Mes6	0.01	0.01	1.08	0.28
Mes7	0.05	0.01	4.40	0.00
Mes8	0.11	0.01	9.93	0.00
Mes9	0.04	0.01	3.29	0.00
Mes10	0.06	0.01	5.11	0.00
Mes11	0.01	0.01	0.47	0.63
Mes12	0.00	0.01	0.03	0.97
Renta10-15	0.51	0.01	35.14	0.00
Renta>15	0.27	0.02	16.31	0.00
Sexehome	-0.03	0.00	-5.30	0.00
Eat25-45	-0.21	0.01	-33.01	0.00
Eat45-65	-0.21	0.01	-33.03	0.00
Eat65-100	-0.60	0.01	-58.26	0.00
Dia_SetmanaDijous	0.03	0.01	3.89	0.00
Dia_SetmanaDilluns	0.02	0.01	2.34	0.02
Dia_SetmanaDimarts	0.02	0.01	1.72	0.09
Dia_SetmanaDimecres	0.02	0.01	2.36	0.02
Dia_SetmanaDissabte	0.06	0.01	7.46	0.00
Dia_SetmanaDivendres	0.03	0.01	3.34	0.00

Taula VIII.31: Resultats del model Tarragona

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
(Intercept)	1.66	0.02	108.25	0
Municipi_DestinacióCalafell	0.35	0.01	41.02	0
Municipi_DestinacióCambrils + Agregació	1.10	0.01	141.13	0
Municipi_DestinacióCunit	-0.10	0.01	-7.98	0
Municipi_DestinacióMont-roig del Camp	0.39	0.01	46.99	0
Municipi_DestinacióReus	1.28	0.01	153.94	0
Municipi_DestinacióSant Carles de la Ràpita	-0.11	0.01	-9.51	0
Municipi_DestinacióTorredembarra	0.87	0.01	111.67	0
Municipi_DestinacióTortosa	0.16	0.01	17.10	0
Municipi_DestinacióValls	1.07	0.01	137.00	0
Municipi_DestinacióEl Vendrell	0.71	0.01	88.65	0

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
Municipi_DestinacióDeltebre	-0.04	0.01	-3.18	0
Municipi_DestinacióSalou	1.24	0.01	158.88	0
Distància2-10	0.47	0.01	39.28	0
Distància>10	0.39	0.01	32.63	0
Activitat_OrigenActivitatat_Freqüent	-0.41	0.00	-146.71	0
Activitat_OrigenActivitatat_Poc_Freqüent	-0.35	0.00	-121.22	0
Activitat_OrigenEstudiar_o_Treballar	-0.85	0.00	-234.40	0
Activitat_DestinacióActivitatat_Freqüent	-0.54	0.00	-144.10	0
Activitat_DestinacióActivitatat_Poc_Freqüent	-0.66	0.00	-175.16	0
Activitat_DestinacióEstudiar_o_Treballar	-0.89	0.00	-211.54	0
Mes2	0.03	0.01	5.47	0
Mes3	0.06	0.01	11.97	0
Mes4	0.07	0.01	12.89	0
Mes5	0.07	0.01	12.52	0
Mes6	0.09	0.01	17.92	0
Mes7	0.13	0.01	24.99	0
Mes8	0.16	0.01	30.60	0
Mes9	0.10	0.01	19.62	0
Mes10	0.10	0.01	18.13	0
Mes11	0.06	0.01	11.01	0
Mes12	0.05	0.01	9.61	0
Renta10-15	0.62	0.00	198.68	0
Renta>15	0.23	0.00	68.35	0
Sexehome	-0.04	0.00	-21.38	0
Eat25-45	-0.17	0.00	-59.13	0
Eat45-65	-0.11	0.00	-37.72	0
Eat65-100	-0.64	0.00	-177.30	0
Dia_SetmanaDijous	0.15	0.00	35.76	0
Dia_SetmanaDilluns	0.14	0.00	35.47	0
Dia_SetmanaDimarts	0.14	0.00	34.19	0
Dia_SetmanaDimecres	0.15	0.00	38.64	0
Dia_SetmanaDissabte	0.17	0.00	42.94	0
Dia_SetmanaDivendres	0.18	0.00	45.54	0

Taula VIII.32: Resultats del model Torredembarra

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
(Intercept)	0.80	0.04	19.66	0.00
Municipi_DestinacióCalafell	0.41	0.03	12.09	0.00
Municipi_DestinacióCambrils + Agregació	0.16	0.03	4.79	0.00
Municipi_DestinacióCunit	0.14	0.04	3.85	0.00
Municipi_DestinacióMont-roig del Camp	0.03	0.04	0.81	0.42
Municipi_DestinacióReus	0.57	0.03	16.88	0.00
Municipi_DestinacióSant Carles de la Ràpita	-0.09	0.05	-1.66	0.10
Municipi_DestinacióTarragona	1.23	0.03	36.74	0.00

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
Municipi_DestinacióTortosa	0.01	0.04	0.31	0.76
Municipi_DestinacióValls	0.19	0.03	5.61	0.00
Municipi_DestinacióEl Vendrell	0.63	0.03	18.64	0.00
Municipi_DestinacióDeltebre	0.02	0.06	0.34	0.73
Municipi_DestinacióSalou	0.18	0.03	5.31	0.00
Distància2-10	0.93	0.02	48.20	0.00
Distància>10	0.92	0.02	48.13	0.00
Activitat_OrigenActivitatat_Freqüent	-0.57	0.01	-91.83	0.00
Activitat_OrigenActivitatat_Poc_Freqüent	-0.61	0.01	-97.53	0.00
Activitat_OrigenEstudiar_o_Treballar	-0.90	0.01	-125.48	0.00
Activitat_DestinacióActivitatat_Freqüent	-0.35	0.00	-80.10	0.00
Activitat_DestinacióActivitatat_Poc_Freqüent	-0.37	0.00	-80.70	0.00
Activitat_DestinacióEstudiar_o_Treballar	-0.78	0.01	-125.41	0.00
Mes2	0.02	0.01	1.99	0.05
Mes3	0.06	0.01	6.68	0.00
Mes4	0.03	0.01	3.49	0.00
Mes5	0.02	0.01	2.54	0.01
Mes6	0.06	0.01	6.93	0.00
Mes7	0.16	0.01	19.24	0.00
Mes8	0.25	0.01	29.98	0.00
Mes9	0.11	0.01	12.43	0.00
Mes10	0.09	0.01	10.14	0.00
Mes11	0.05	0.01	6.23	0.00
Mes12	0.05	0.01	5.33	0.00
Renta10-15	0.60	0.01	79.27	0.00
Renta>15	0.53	0.01	67.00	0.00
Sexehome	-0.07	0.00	-22.24	0.00
Edat25-45	-0.30	0.01	-56.97	0.00
Edat45-65	-0.08	0.00	-17.82	0.00
Edat65-100	-0.46	0.01	-72.40	0.00
Dia_SetmanaDijous	-0.03	0.01	-4.70	0.00
Dia_SetmanaDilluns	-0.05	0.01	-7.93	0.00
Dia_SetmanaDimarts	-0.04	0.01	-6.95	0.00
Dia_SetmanaDimecres	-0.04	0.01	-6.44	0.00
Dia_SetmanaDissabte	0.05	0.01	8.29	0.00
Dia_SetmanaDivendres	-0.01	0.01	-1.62	0.10

Taula VIII.33: Resultats del model Tortosa

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
(Intercept)	1.71	0.15	11.79	0.00
Municipi_DestinacióCalafell	-1.50	0.03	-58.28	0.00
Municipi_DestinacióCambrils + Agregació	-1.28	0.01	-139.70	0.00
Municipi_DestinacióCunit	-1.26	0.05	-23.40	0.00
Municipi_DestinacióMont-roig del Camp	-1.23	0.01	-84.43	0.00

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
Municipi_DestinacióReus	-1.06	0.01	-127.86	0.00
Municipi_DestinacióSant Carles de la Ràpita	-0.46	0.01	-75.05	0.00
Municipi_DestinacióTarragona	-0.82	0.01	-121.99	0.00
Municipi_DestinacióTorredembarra	-1.24	0.03	-45.33	0.00
Municipi_DestinacióValls	-1.35	0.02	-67.11	0.00
Municipi_DestinacióEl Vendrell	-1.37	0.02	-72.69	0.00
Municipi_DestinacióDeltebre	-0.61	0.01	-91.08	0.00
Municipi_DestinacióSalou	-1.27	0.01	-117.06	0.00
Distància2-10	1.01	0.14	6.99	0.00
Distància>10	1.26	0.14	8.70	0.00
Activitat_OrigenActivitat_Freqüent	-0.12	0.01	-22.40	0.00
Activitat_OrigenActivitat_Poc_Freqüent	-0.39	0.01	-69.87	0.00
Activitat_OrigenEstudiar_o_Treballar	-0.33	0.01	-51.33	0.00
Activitat_DestinacióActivitat_Freqüent	-0.58	0.01	-108.49	0.00
Activitat_DestinacióActivitat_Poc_Freqüent	-0.67	0.01	-122.65	0.00
Activitat_DestinacióEstudiar_o_Treballar	-0.89	0.01	-130.87	0.00
Mes2	0.02	0.01	1.81	0.07
Mes3	0.01	0.01	1.51	0.13
Mes4	0.00	0.01	0.44	0.66
Mes5	0.00	0.01	-0.08	0.94
Mes6	0.02	0.01	1.86	0.06
Mes7	-0.02	0.01	-1.81	0.07
Mes8	0.00	0.01	0.03	0.98
Mes9	0.03	0.01	3.10	0.00
Mes10	0.06	0.01	6.44	0.00
Mes11	0.02	0.01	2.29	0.02
Mes12	0.02	0.01	1.99	0.05
Renta10-15	0.63	0.01	61.93	0.00
Renta>15	0.23	0.01	18.87	0.00
Sexehome	-0.02	0.00	-4.41	0.00
Eat25-45	-0.22	0.00	-44.77	0.00
Eat45-65	-0.20	0.00	-41.83	0.00
Eat65-100	-0.62	0.01	-72.24	0.00
Dia_SetmanaDijous	0.15	0.01	19.97	0.00
Dia_SetmanaDilluns	0.13	0.01	18.03	0.00
Dia_SetmanaDimarts	0.13	0.01	18.31	0.00
Dia_SetmanaDimecres	0.14	0.01	18.93	0.00
Dia_SetmanaDissabte	0.13	0.01	18.50	0.00
Dia_SetmanaDivendres	0.15	0.01	20.69	0.00

Taula VIII.34: Resultats del model Valls

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
(Intercept)	0.17	0.08	2.14	0.03
Municipi_DestinacióCalafell	0.02	0.02	0.75	0.46

Variable	Estimació	Error Estàndard	Valor z	Pr(> z)
Municipi_DestinacióCambrils + Agregació	0.42	0.02	18.78	0.00
Municipi_DestinacióCunit	0.00	0.03	-0.13	0.89
Municipi_DestinacióMont-roig del Camp	0.06	0.03	2.25	0.02
Municipi_DestinacióReus	1.19	0.02	54.11	0.00
Municipi_DestinacióSant Carles de la Ràpita	-0.04	0.04	-1.04	0.30
Municipi_DestinacióTarragona	1.63	0.02	74.27	0.00
Municipi_DestinacióTorredembarra	0.18	0.02	7.57	0.00
Municipi_DestinacióTortosa	0.03	0.03	1.12	0.26
Municipi_DestinacióEl Vendrell	0.23	0.02	10.03	0.00
Municipi_DestinacióDeltebre	0.03	0.04	0.76	0.45
Municipi_DestinacióSalou	0.44	0.02	19.92	0.00
Distància>10	1.11	0.07	14.89	0.00
Activitat_OrigenActivitat_Freqüent	-0.46	0.00	-96.15	0.00
Activitat_OrigenActivitat_Poc_Freqüent	-0.76	0.01	-147.08	0.00
Activitat_OrigenEstudiar_o_Treballar	-0.69	0.01	-124.48	0.00
Activitat_DestinacióActivitat_Freqüent	-0.41	0.00	-92.33	0.00
Activitat_DestinacióActivitat_Poc_Freqüent	-0.34	0.00	-74.62	0.00
Activitat_DestinacióEstudiar_o_Treballar	-0.81	0.01	-136.31	0.00
Mes2	0.02	0.01	2.95	0.00
Mes3	0.06	0.01	7.97	0.00
Mes4	0.03	0.01	4.06	0.00
Mes5	0.02	0.01	2.87	0.00
Mes6	0.03	0.01	3.91	0.00
Mes7	0.03	0.01	3.78	0.00
Mes8	0.01	0.01	0.83	0.41
Mes9	0.04	0.01	4.33	0.00
Mes10	0.06	0.01	6.72	0.00
Mes11	0.01	0.01	1.82	0.07
Mes12	0.01	0.01	0.57	0.57
Renta10-15	1.00	0.01	193.02	0.00
Renta>15	0.47	0.01	73.55	0.00
Sexehome	-0.03	0.00	-8.19	0.00
Eat25-45	-0.19	0.00	-42.18	0.00
Eat45-65	-0.16	0.00	-37.40	0.00
Eat65-100	-0.65	0.01	-107.78	0.00
Dia_SetmanaDijous	0.12	0.01	19.16	0.00
Dia_SetmanaDilluns	0.10	0.01	15.14	0.00
Dia_SetmanaDimarts	0.11	0.01	17.71	0.00
Dia_SetmanaDimecres	0.13	0.01	20.41	0.00
Dia_SetmanaDissabte	0.09	0.01	14.12	0.00
Dia_SetmanaDivendres	0.14	0.01	21.18	0.00

5. Validació del model

Taula VIII.35: Significació estadística dels paràmetres Model Municipi Origen Amposta

Variable	Raó de versemblança	Graus de llibertat	Valor-p (Chi-quadrat)
Municipi_Destinació	45,465.10332	12	0.00000
Distància	1,613.03011	2	0.00000
Activitat_Origen	39,442.88624	3	0.00000
Activitat_Destinació	12,478.02563	3	0.00000
Mes	237.19373	11	0.00000
Renta	3,885.02157	2	0.00000
Sexe	16.89143	1	0.00004
Edat	3,637.21832	3	0.00000
Dia_Setmana	453.55397	6	0.00000

Taula VIII.36: Significació estadística dels paràmetres Model Municipi Origen Calafell

Variable	Raó de versemblança	Graus de llibertat	Valor-p (Chi-quadrat)
Municipi_Destinació	18,312.3716	12	0
Distància	2,224.0977	2	0
Activitat_Origen	25,732.0502	3	0
Activitat_Destinació	6,970.8360	3	0
Mes	1,291.0091	11	0
Renta	9,834.6162	2	0
Sexe	197.2688	1	0
Edat	2,670.2890	3	0
Dia_Setmana	645.7794	6	0

Taula VIII.37: Significació estadística dels paràmetres Model Municipi Origen Cambrils + Agregació

Variable	Raó de versemblança	Graus de llibertat	Valor-p (Chi-quadrat)
Municipi_Destinació	95,230.0746	12	0
Distància	12,039.3212	2	0
Activitat_Origen	22,593.2922	3	0
Activitat_Destinació	24,368.5567	3	0
Mes	2,621.0311	11	0
Renta	42,795.5000	2	0
Sexe	421.1247	1	0
Edat	18,828.2580	3	0
Dia_Setmana	242.1477	6	0

Taula VIII.38: Significació estadística dels paràmetres Model Municipi Origen Cunit

Variable	Raó de versemblança	Graus de llibertat	Valor-p (Chi-quadrat)
Municipi_Destinació	22,644.8333	12	0
Distància	5,111.3103	2	0
Activitat_Origen	5,374.0483	3	0
Activitat_Destinació	21,271.9736	3	0
Mes	1,811.7495	11	0
Renta	7,922.4690	2	0

Variable	Raó de versemblança	Graus de llibertat	Valor-p (Chi-quadrat)
Sexe	116.0015	1	0
Edat	1,072.4072	3	0
Dia_Setmana	813.0969	6	0

Taula VIII.39: Significació estadística dels paràmetres Model Municipi Origen Deltebre

Variable	Raó de versemblança	Graus de llibertat	Valor-p (Chi-quadrat)
Municipi_Destinació	17,308.22876	12	0.00000
Distància	2,781.41471	2	0.00000
Activitat_Origen	9,014.19824	3	0.00000
Activitat_Destinació	19,614.35013	3	0.00000
Mes	392.24193	11	0.00000
Renta	1,171.12336	2	0.00000
Sexe	8.45432	1	0.00364
Edat	2,632.54846	3	0.00000
Dia_Setmana	36.23873	6	0.00000

Taula VIII.40: Significació estadística dels paràmetres Model Municipi Origen El Vendrell

Variable	Raó de versemblança	Graus de llibertat	Valor-p (Chi-quadrat)
Municipi_Destinació	55,555.6017	12	0
Distància	633.3640	2	0
Activitat_Origen	20,367.6215	3	0
Activitat_Destinació	8,850.0973	3	0
Mes	733.0390	11	0
Renta	7,083.9691	2	0
Sexe	225.3889	1	0
Edat	9,242.2352	3	0
Dia_Setmana	229.7788	6	0

Taula VIII.41: Significació estadística dels paràmetres Model Municipi Origen Mont-roig del Camp

Variable	Raó de versemblança	Graus de llibertat	Valor-p (Chi-quadrat)
Municipi_Destinació	20,789.4045	12	0
Distància	8,478.4084	2	0
Activitat_Origen	22,103.8360	3	0
Activitat_Destinació	17,876.6445	3	0
Mes	2,966.3326	11	0
Renta	8,098.7896	2	0
Sexe	218.9233	1	0
Edat	11,058.1005	3	0
Dia_Setmana	217.4232	6	0

Taula VIII.42: Significació estadística dels paràmetres Model Municipi Origen Reus

Variable	Raó de versemblança	Graus de llibertat	Valor-p (Chi-quadrat)
Municipi_Destinació	94,320.40385	12	0
Distància	7,420.19448	2	0
Activitat_Origen	14,270.69824	3	0

Variable	Raó de versemblança	Graus de llibertat	Valor-p (Chi-quadrat)
Activitat_Destinació	42,664.29489	3	0
Mes	496.29984	11	0
Renta	76,518.17305	2	0
Sexe	87.65821	1	0
Edat	26,485.06316	3	0
Dia_Setmana	1,467.97328	6	0

Taula VIII.43: Significació estadística dels paràmetres Model Municipi Origen Salou

Variable	Raó de versemblança	Graus de llibertat	Valor-p (Chi-quadrat)
Municipi_Destinació	64,291.90034	12	0
Distància	39,904.75273	2	0
Activitat_Origen	20,048.09191	3	0
Activitat_Destinació	21,719.02615	3	0
Mes	3,772.31692	11	0
Renta	37,294.59073	2	0
Sexe	440.57195	1	0
Edat	17,586.85911	3	0
Dia_Setmana	77.65494	6	0

Taula VIII.44: Significació estadística dels paràmetres Model Municipi Origen Sant Carles de la Ràpita

Variable	Raó de versemblança	Graus de llibertat	Valor-p (Chi-quadrat)
Municipi_Destinació	16,373.73730	12	0
Distància	1,430.01242	2	0
Activitat_Origen	20,421.53293	3	0
Activitat_Destinació	10,175.24726	3	0
Mes	191.23650	11	0
Renta	1,587.36906	2	0
Sexe	28.00395	1	0
Edat	3,452.80305	3	0
Dia_Setmana	62.29379	6	0

Taula VIII.45: Significació estadística dels paràmetres Model Municipi Origen Tarragona

Variable	Raó de versemblança	Graus de llibertat	Valor-p (Chi-quadrat)
Municipi_Destinació	107,743.9754	12	0
Distància	1,896.0581	2	0
Activitat_Origen	54,105.6970	3	0
Activitat_Destinació	48,053.2761	3	0
Mes	1,535.0365	11	0
Renta	43,969.1550	2	0
Sexe	454.3105	1	0
Edat	31,516.7313	3	0
Dia_Setmana	2,662.9917	6	0

Taula VIII.46: Significació estadística dels paràmetres Model Municipi Origen Torredembarra

Variable	Raó de versemblança	Graus de llibertat	Valor-p (Chi-quadrat)
Municipi_Destinació	47,415.3507	12	0
Distància	2,132.2204	2	0
Activitat_Origen	16,661.1812	3	0
Activitat_Destinació	17,195.6217	3	0
Mes	1,771.0049	11	0
Renta	6,008.4837	2	0
Sexe	493.2836	1	0
Edat	7,360.2769	3	0
Dia_Setmana	396.3648	6	0

Taula VIII.47: Significació estadística dels paràmetres Model Municipi Origen Tortosa

Variable	Raó de versemblança	Graus de llibertat	Valor-p (Chi-quadrat)
Municipi_Destinació	47,009.86132	12	0.00000
Distància	1,725.50898	2	0.00000
Activitat_Origen	6,093.47984	3	0.00000
Activitat_Destinació	22,696.14110	3	0.00000
Mes	97.36646	11	0.00000
Renta	5,508.54083	2	0.00000
Sexe	19.33820	1	0.00001
Edat	5,565.08485	3	0.00000
Dia_Setmana	566.84401	6	0.00000

Taula VIII.48: Significació estadística dels paràmetres Model Municipi Origen Valls

Variable	Raó de versemblança	Graus de llibertat	Valor-p (Chi-quadrat)
Municipi_Destinació	115,848.64675	12	0
Distància	196.26588	1	0
Activitat_Origen	25,530.31639	3	0
Activitat_Destinació	19,314.51061	3	0
Mes	127.82753	11	0
Renta	41,459.54416	2	0
Sexe	66.37995	1	0
Edat	11,128.89181	3	0
Dia_Setmana	564.57102	6	0

6. Validació predictiva

Figura VIII.88: Comparació de densitats del Model Municipi d'Origen Amposta

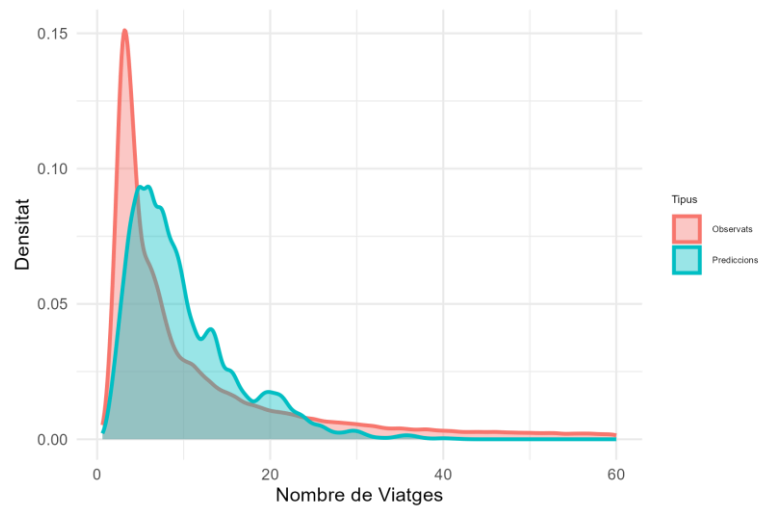


Figura VIII.89 Comparació de densitats del Model Municipi d'Origen Calafell

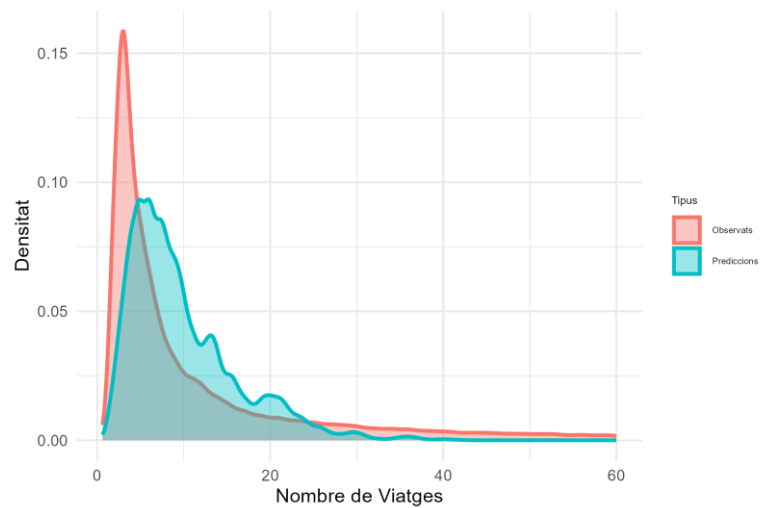


Figura VIII.90: Comparació de densitats del Model Municipi d'Origen Cambrils + Agregació

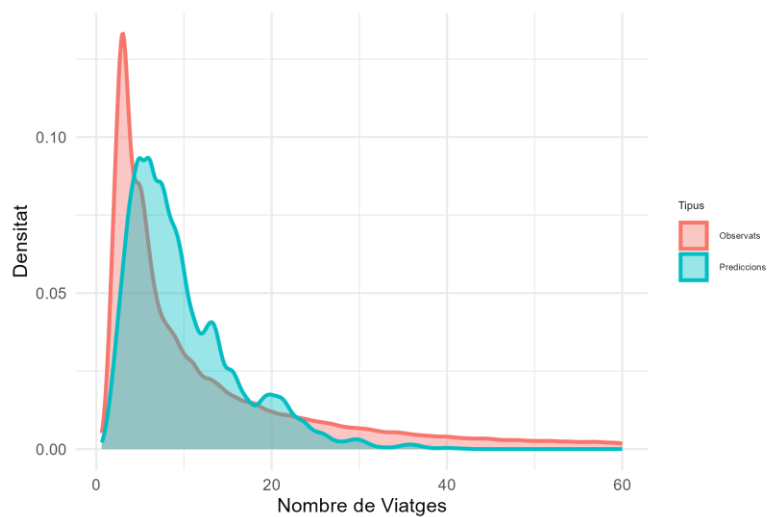


Figura VIII.91: Comparació de densitats del Model Municipi d'Origen Cunit

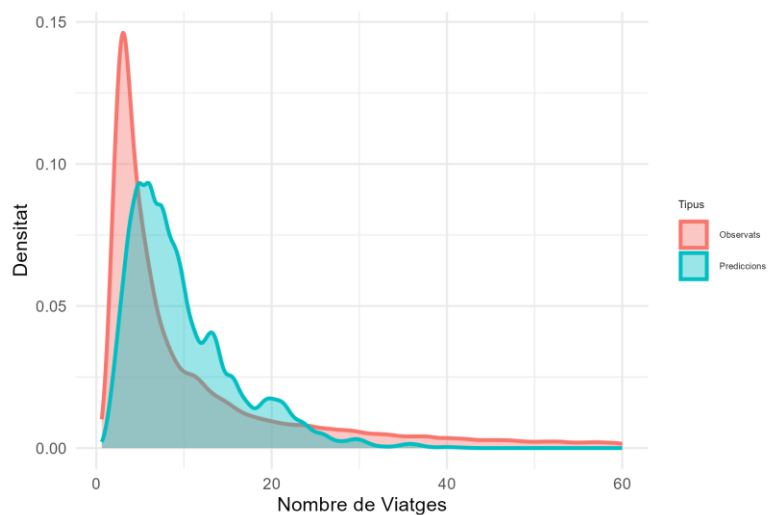


Figura VIII.92: Comparació de densitats del Model Municipi d'Origen Deltebre

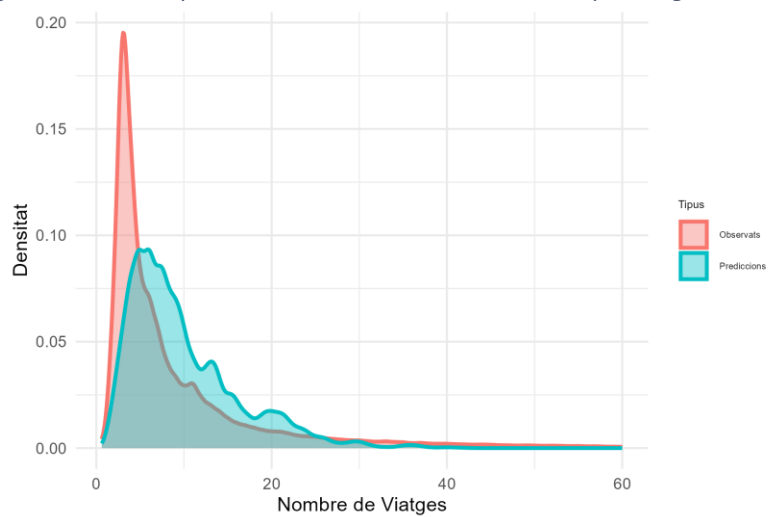


Figura VIII.93: Comparació de densitats del Model Municipi d'Origen El Vendrell

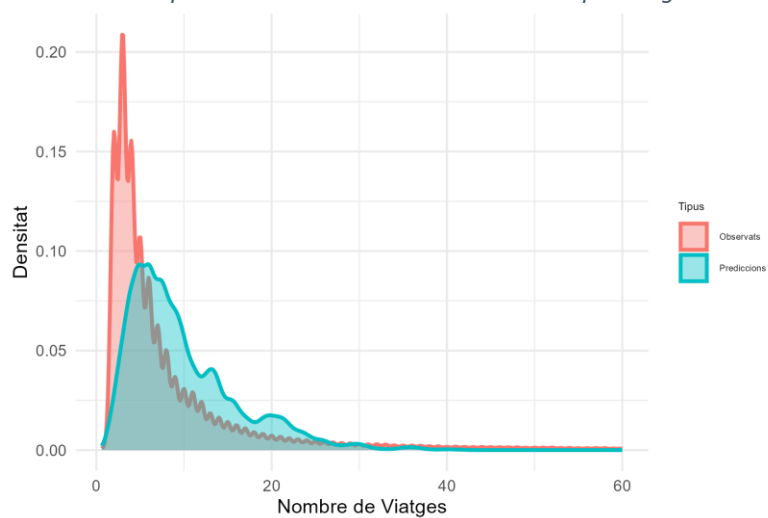


Figura VIII.94: Comparació de densitats del Model Municipi d'Origen Mont-roig del Camp

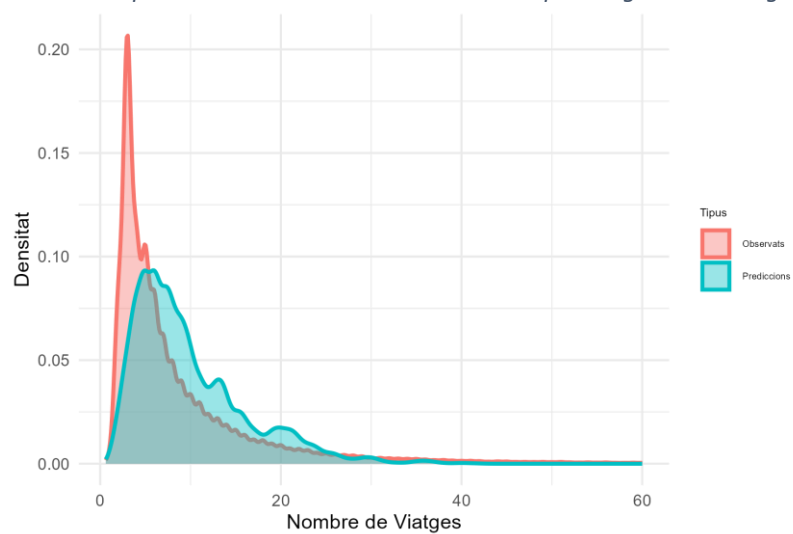


Figura VIII.95: Comparació de densitats del Model Municipi d'Origen Reus

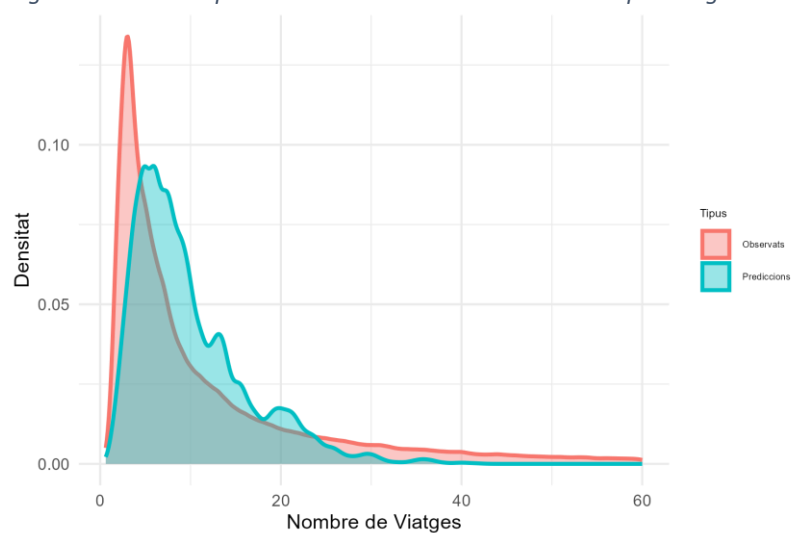


Figura VIII.96: Comparació de densitats del Model Municipi d'Origen Salou

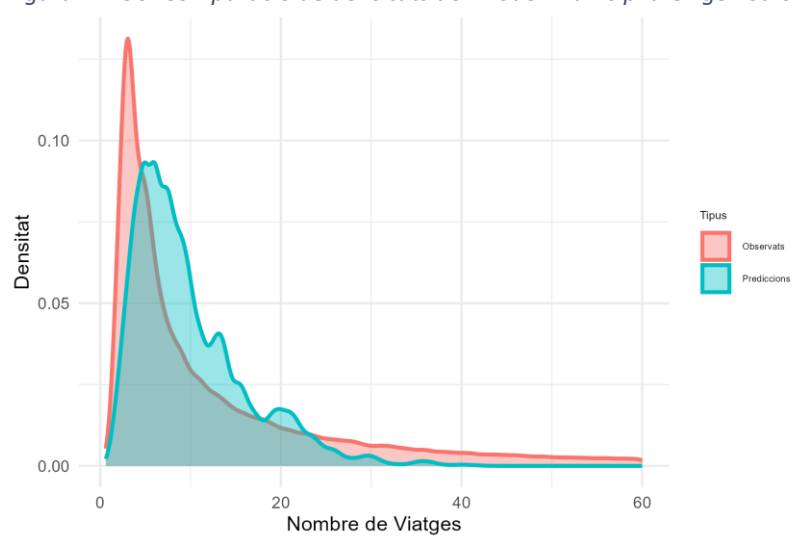


Figura VIII.97: Comparació de densitats del Model Municipi d'Origen Sant Carles de la Ràpita

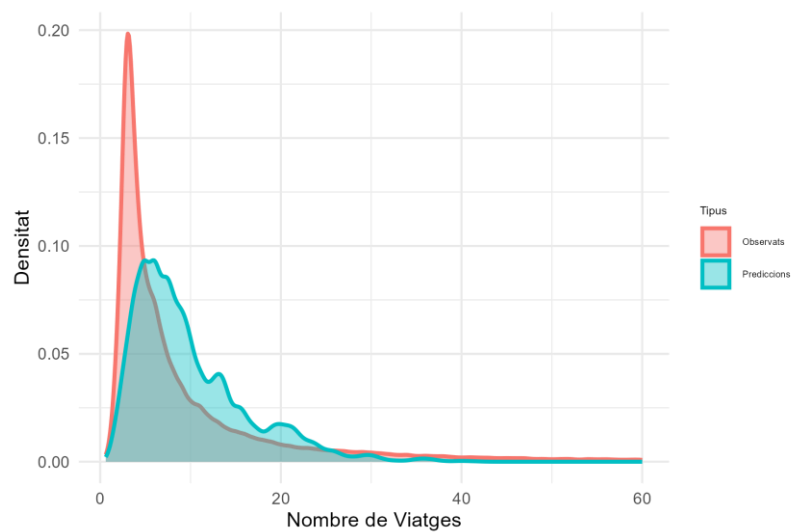


Figura VIII.98: Comparació de densitats del Model Municipi d'Origen Tarragona

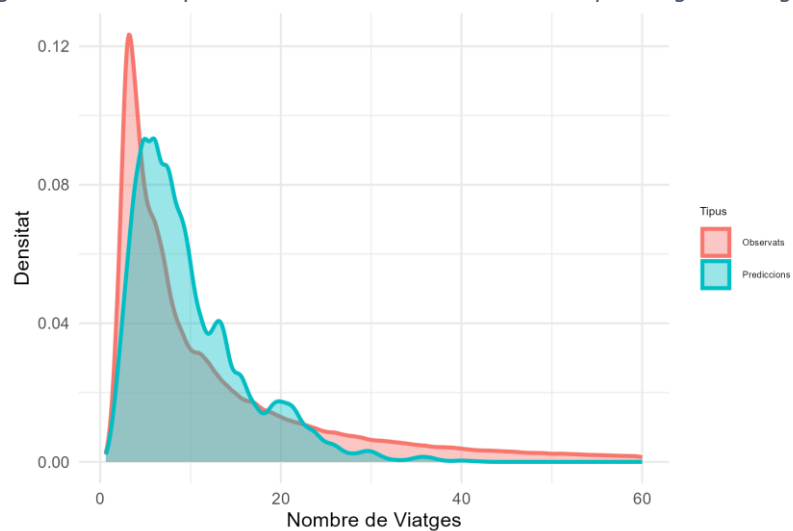


Figura VIII.99: Comparació de densitats del Model Municipi d'Origen Torredembarra

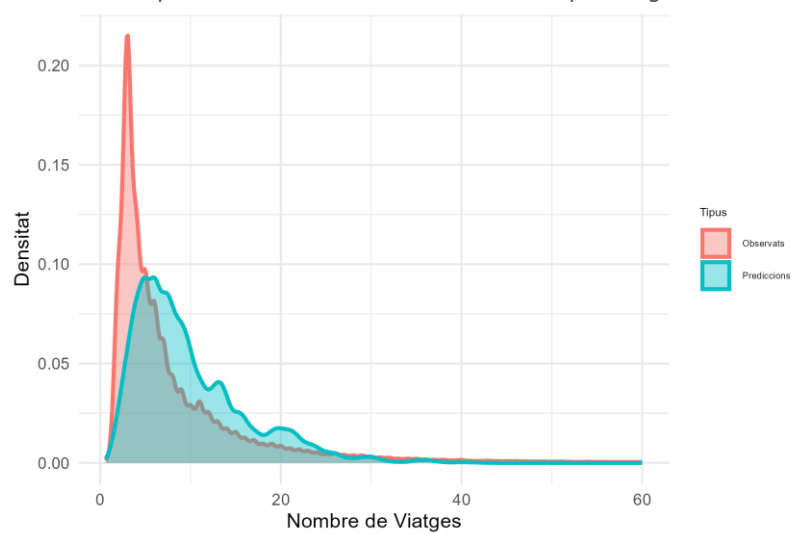


Figura VIII.100: Comparació de densitats del Model Municipi d'Origen Tortosa

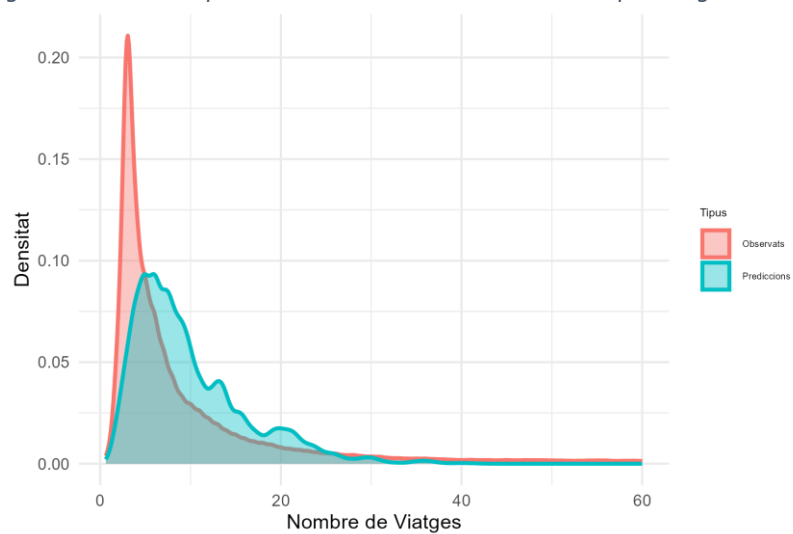


Figura VIII.101: Comparació de densitats del Model Municipi d'Origen Valls

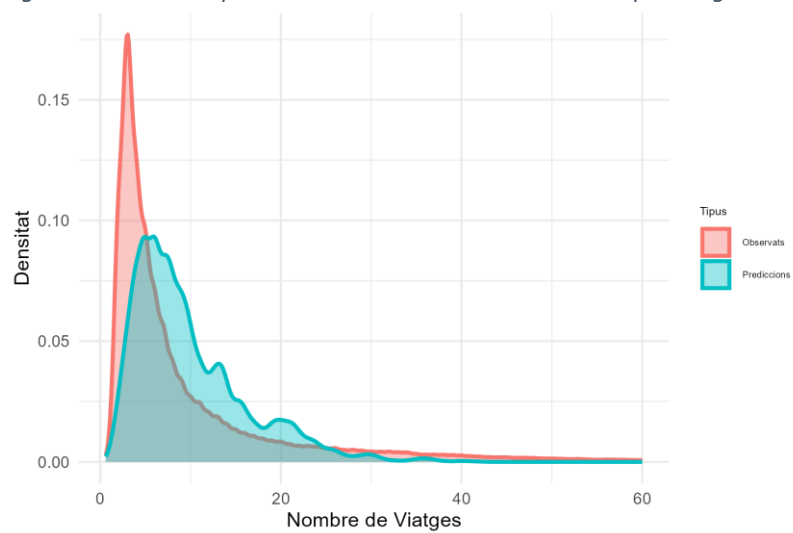


Figura VIII.102: Representació dels valors predits respecte els valors reals del Model Municipi d'Origen Amposta

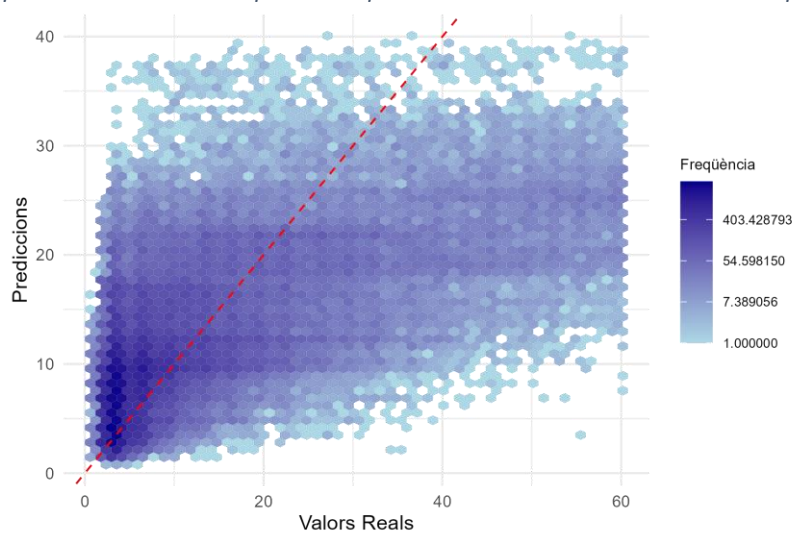


Figura VIII.103: Representació dels valors predits respecte els valors reals del Model Municipi d'Origen Calafell

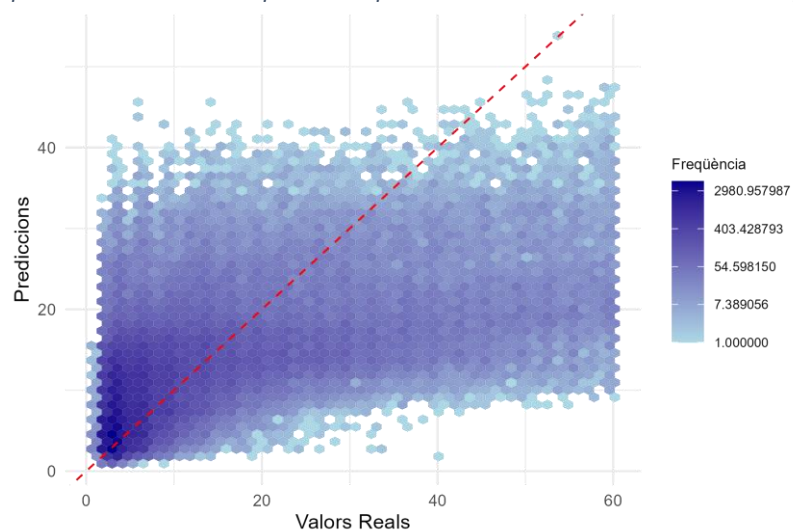


Figura VIII.104: Representació dels valors predits respecte els valors reals del Model Municipi d'Origen Cambrils + Agregació

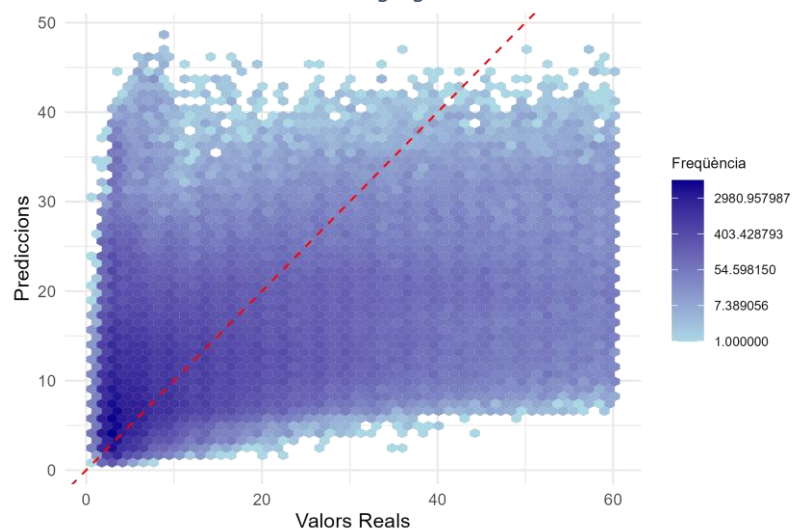


Figura VIII.105: Representació dels valors predits respecte els valors reals del Model Municipi d'Origen Cunit

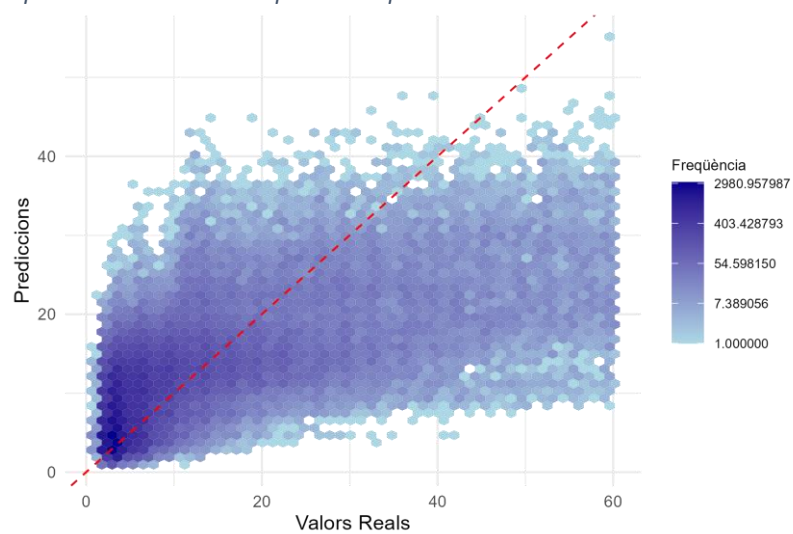


Figura VIII.106: Representació dels valors predits respecte els valors reals del Model Municipi d'Origen Deltebre

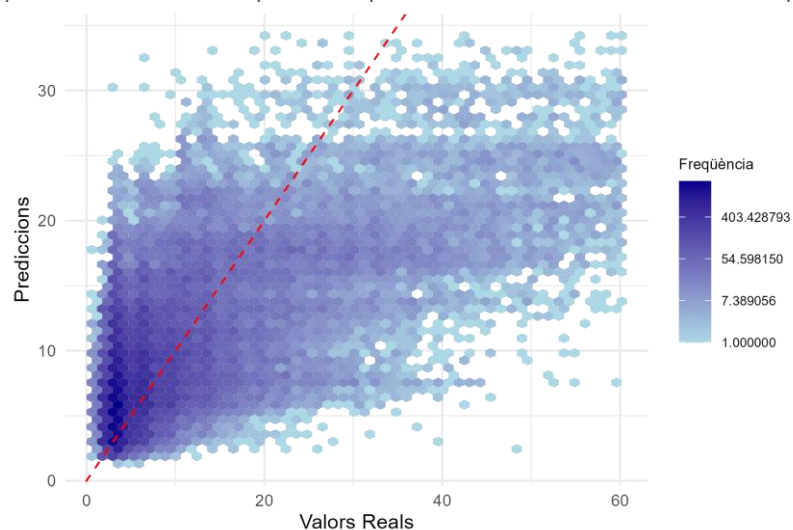


Figura VIII.107: Representació dels valors predits respecte els valors reals del Model Municipi d'Origen El Vendrell

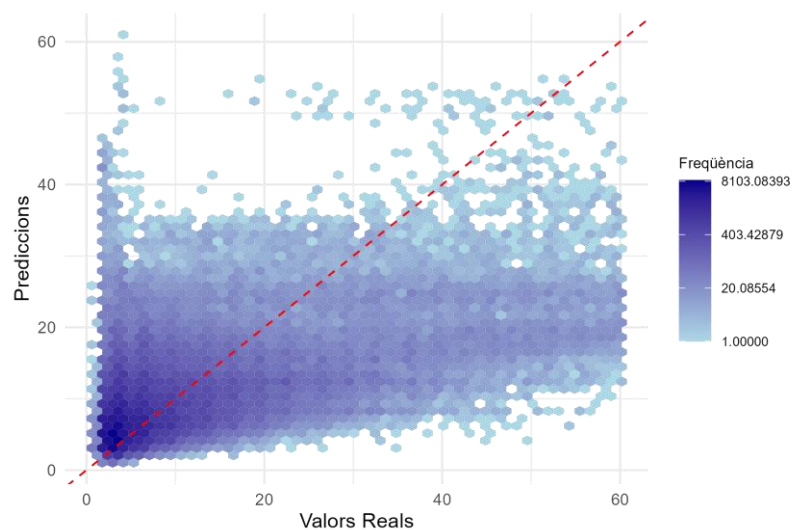


Figura VIII.108: Representació dels valors predits respecte els valors reals del Model Municipi d'Origen Mont-roig del Camp

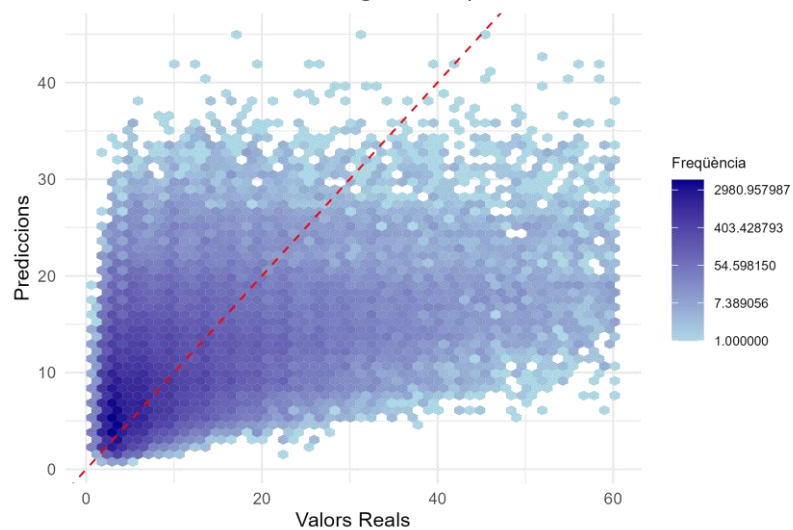


Figura VIII.109: Representació dels valors predits respecte els valors reals del Model Municipi d'Origen Reus

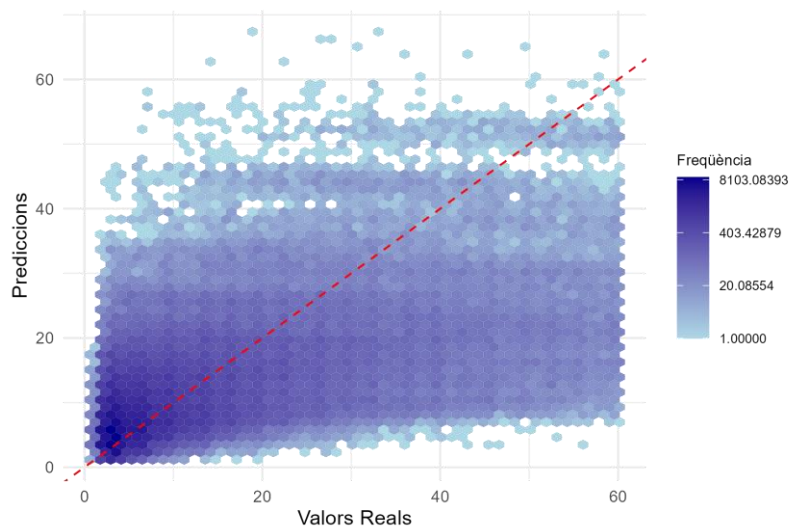


Figura VIII.110: Representació dels valors predits respecte els valors reals del Model Municipi d'Origen Salou

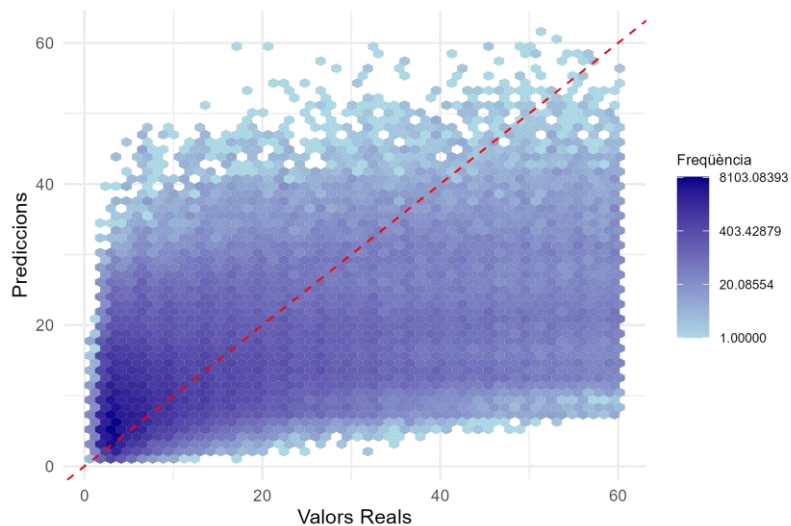


Figura VIII.111: Representació dels valors predits respecte els valors reals del Model Municipi d'Origen Sant Carles de la Ràpita

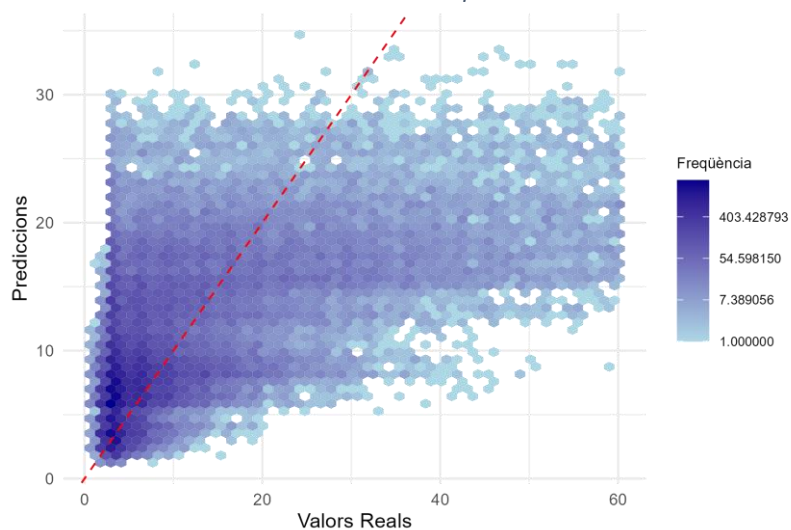


Figura VIII.112: Representació dels valors predits respecte els valors reals del Model Municipi d'Origen Tarragona

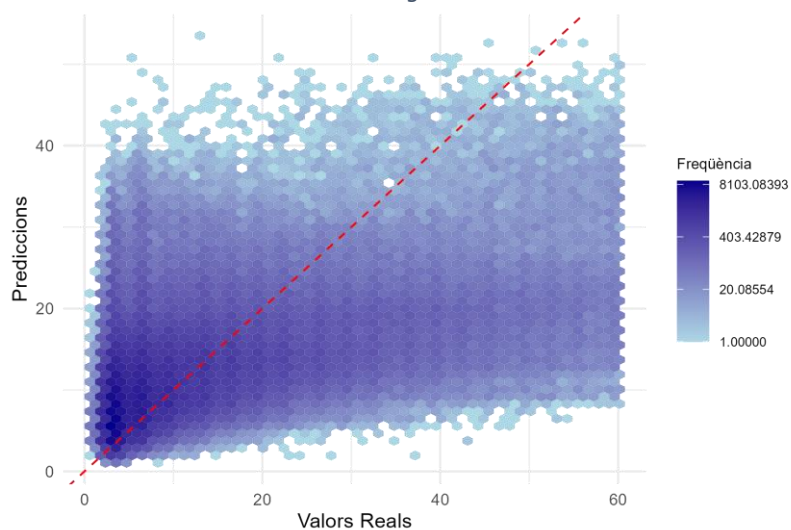


Figura VIII.113: Representació dels valors predits respecte els valors reals del Model Municipi d'Origen Torredembarra

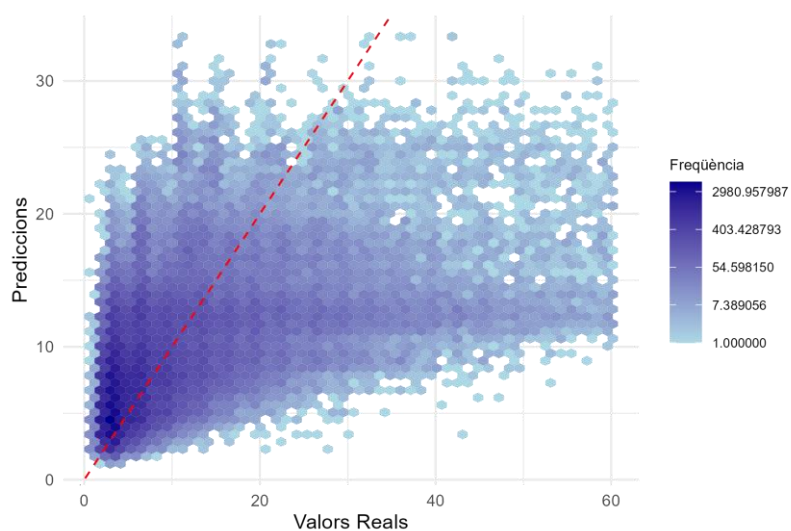


Figura VIII.114: Representació dels valors predits respecte els valors reals del Model Municipi d'Origen Tortosa

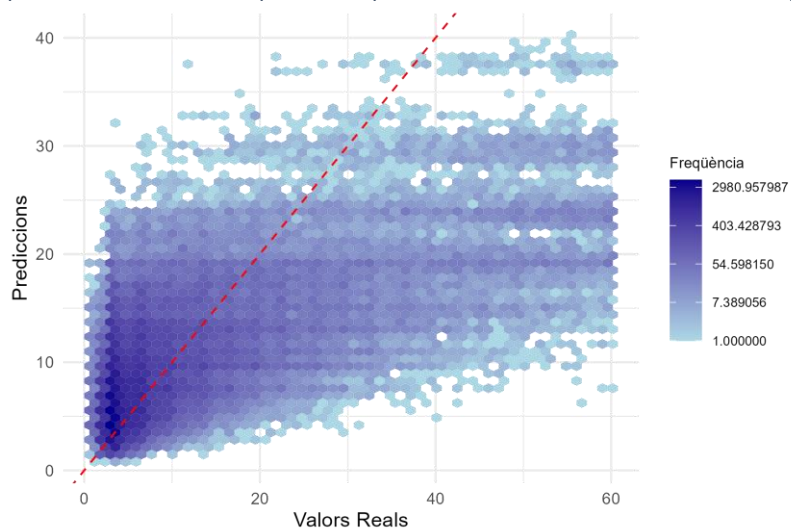


Figura VIII.115: Representació dels valors predits respecte els valors reals del Model Municipi d'Origen Valls

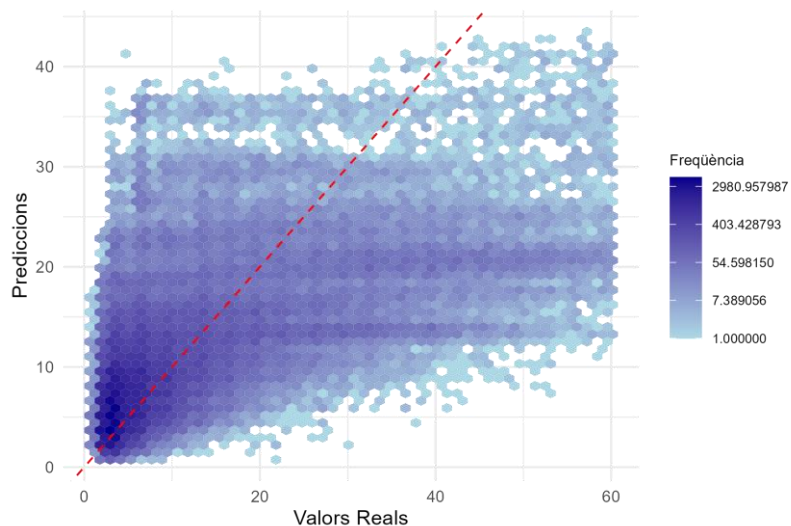


Figura VIII.116: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Amposta

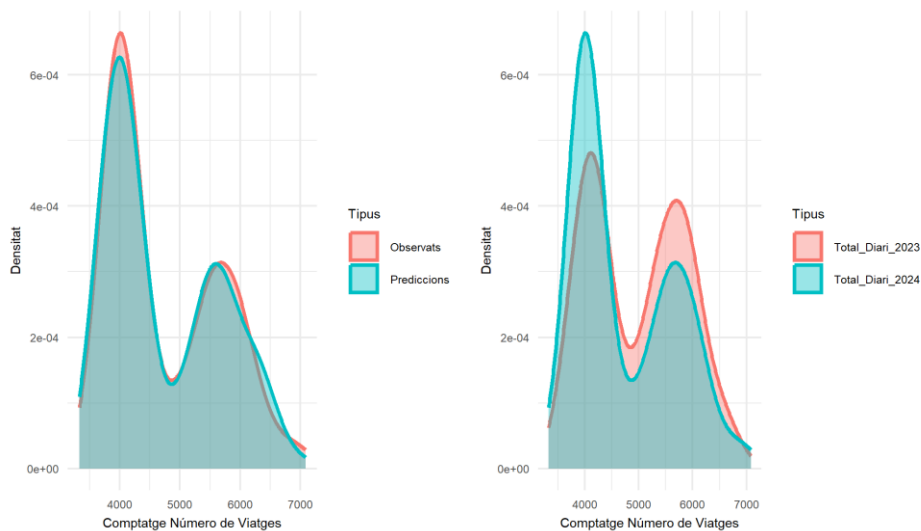


Figura VIII.117: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Amposta

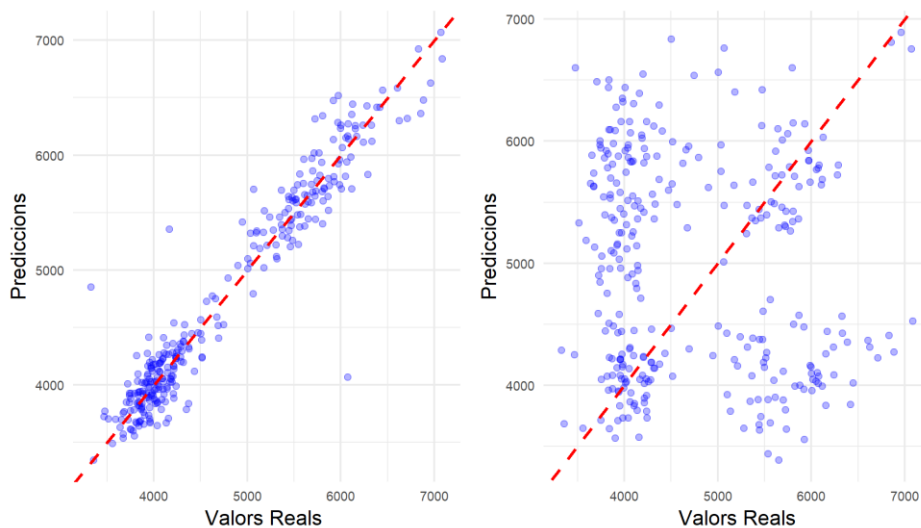


Figura VIII.118: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Calafell

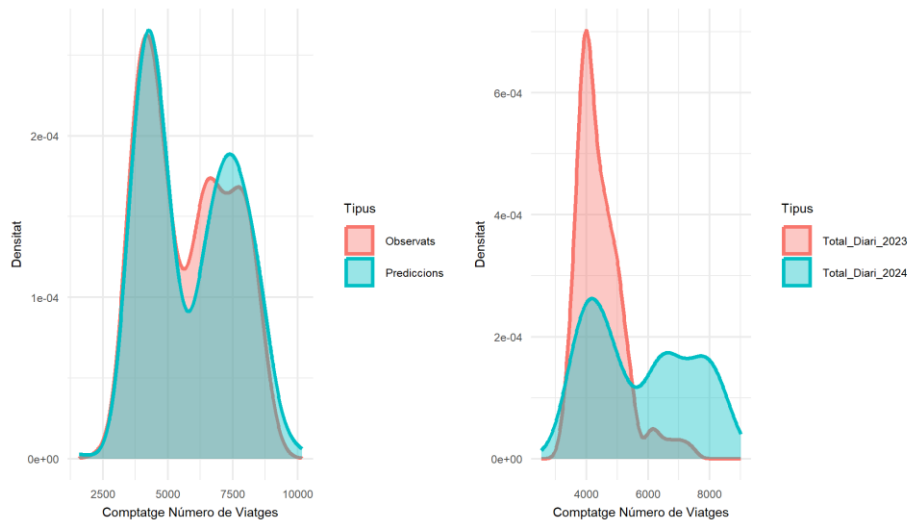


Figura VIII.119: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Calafell

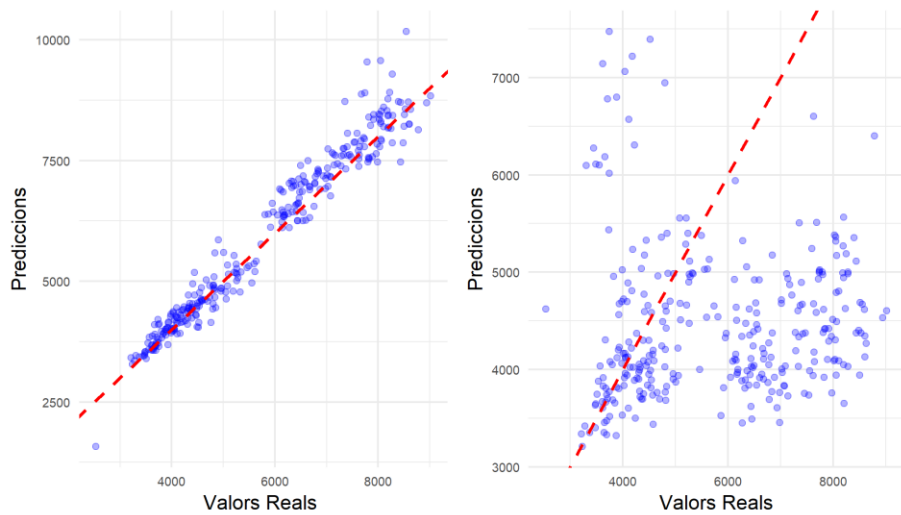


Figura VIII.120: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Cambrils + Agregació

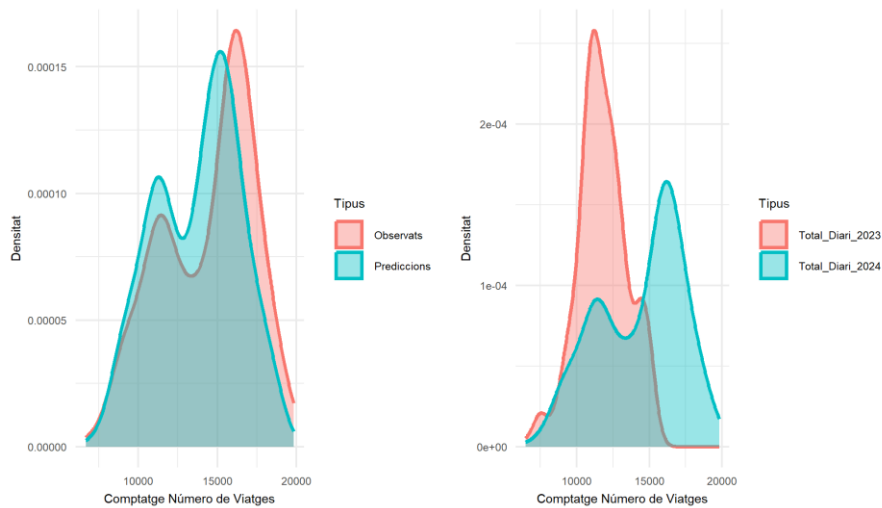


Figura VIII.121: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Cambrils + Agregació

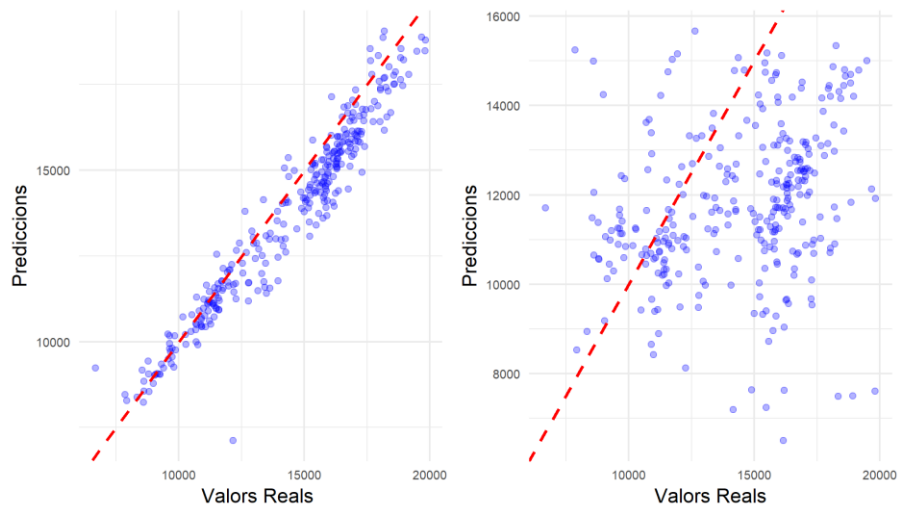


Figura VIII.122: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Cunit

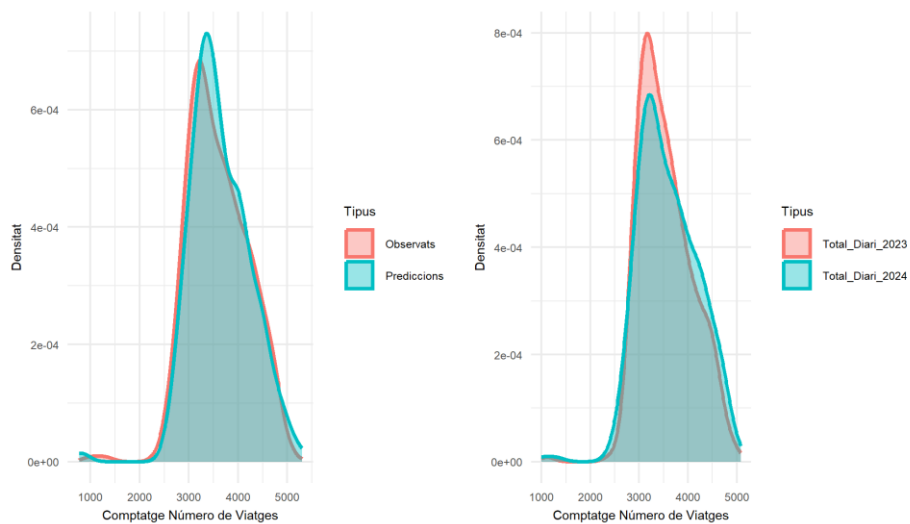


Figura VIII.123: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Cunit

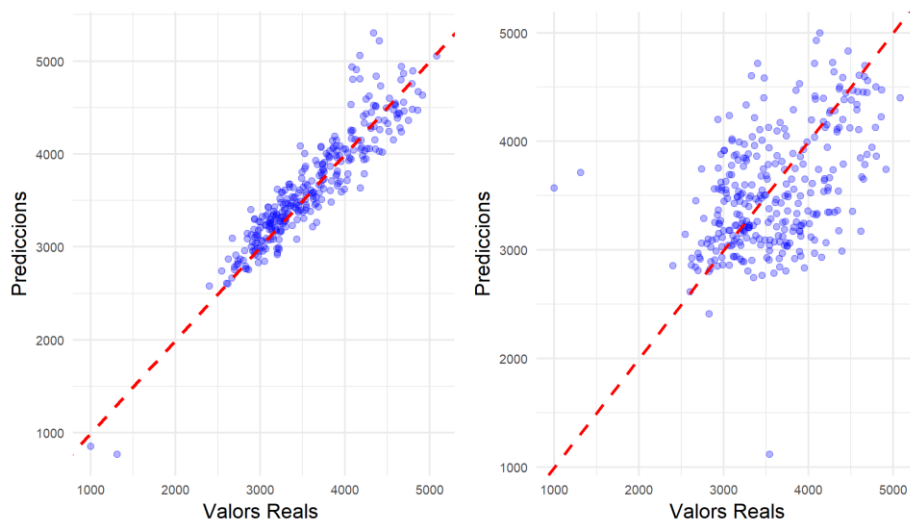


Figura VIII.124: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Deltebre

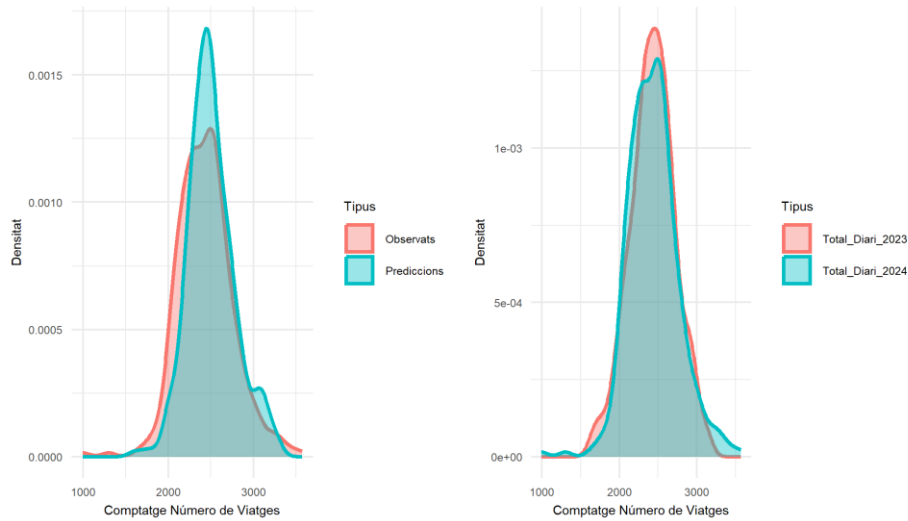


Figura VIII.125: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Deltebre



Figura VIII.126: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen El Vendrell

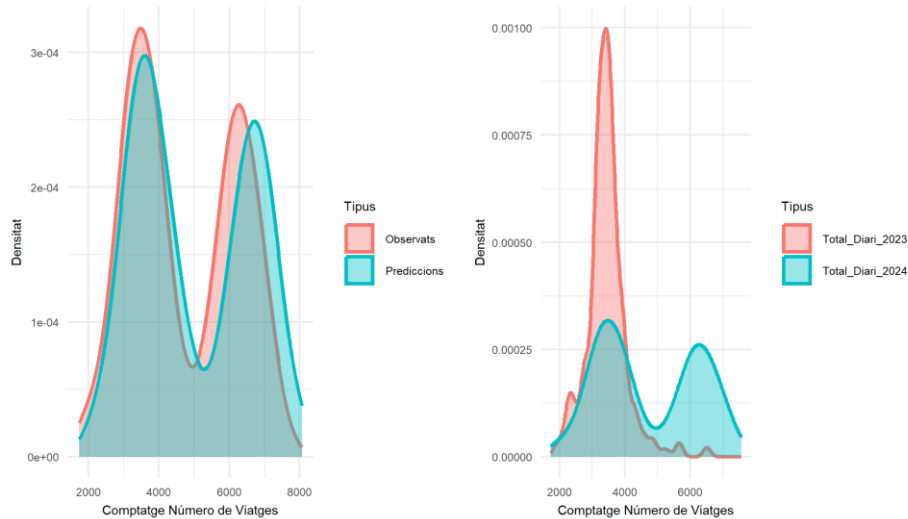


Figura VIII.127: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen El Vendrell

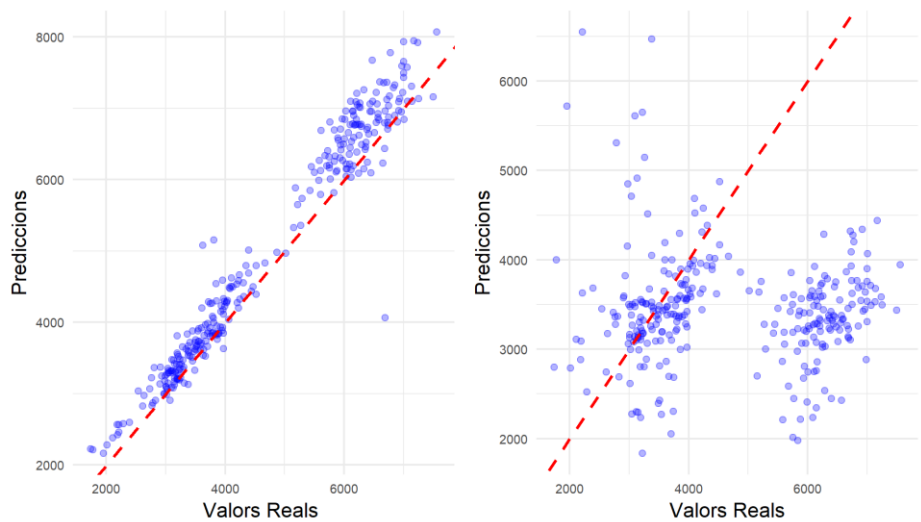


Figura VIII.128: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Mont-roig del Camp

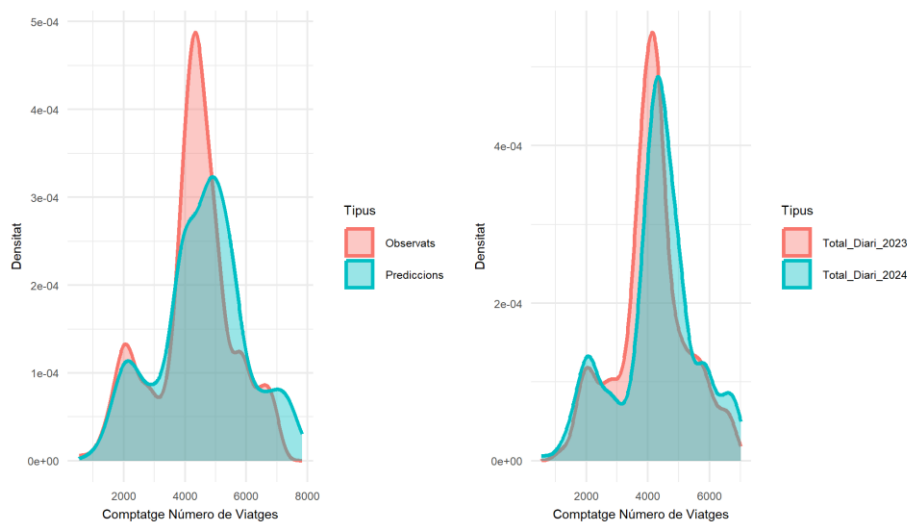


Figura VIII.129: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Mont-roig del Camp

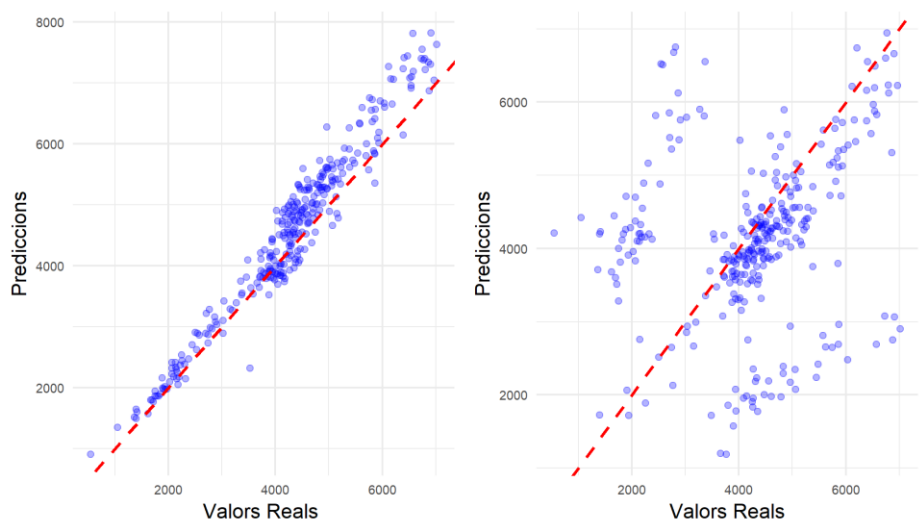


Figura VIII.130: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Reus

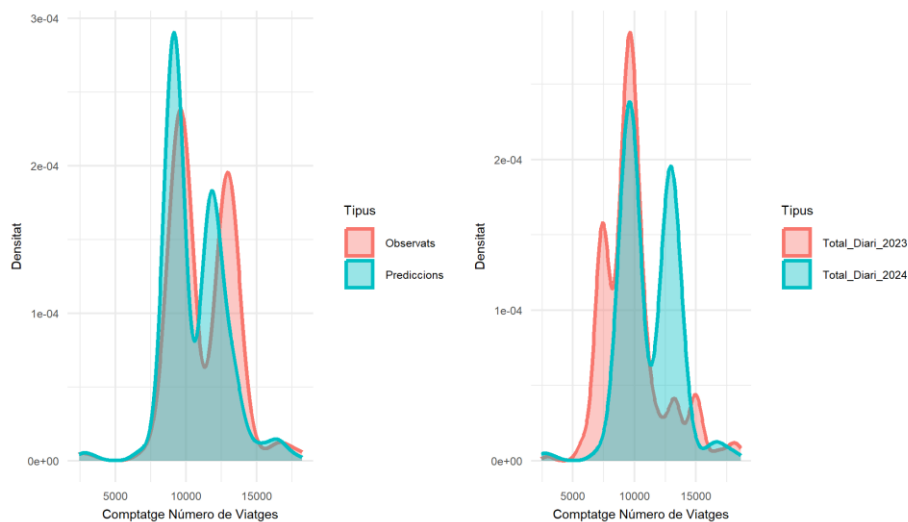


Figura VIII.131: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Reus

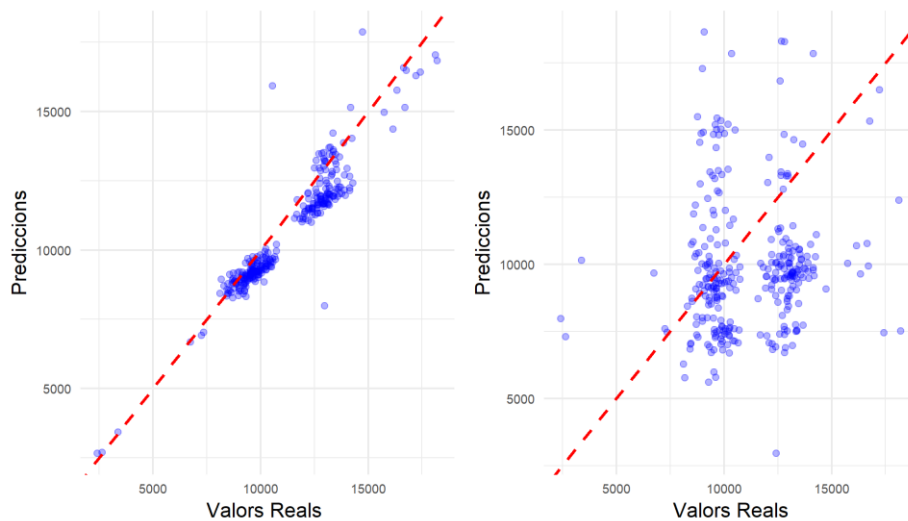


Figura VIII.132: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Salou

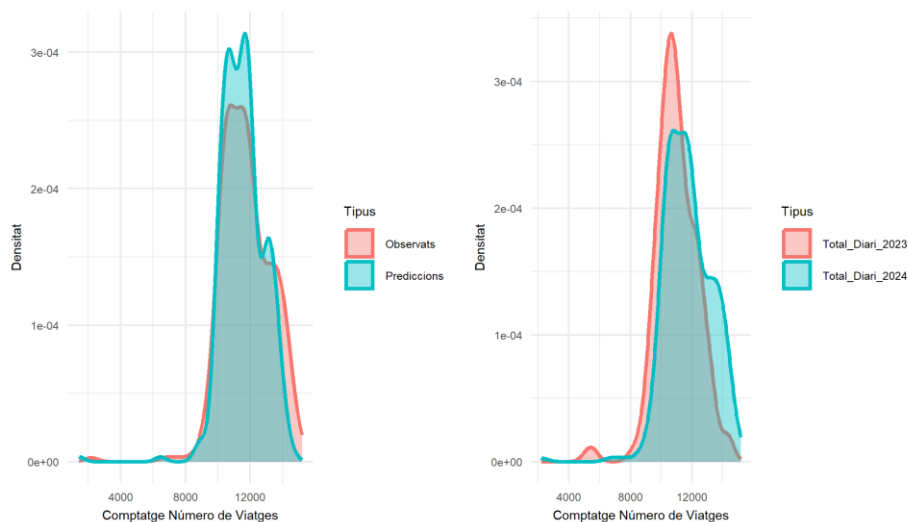


Figura VIII.133: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Salou

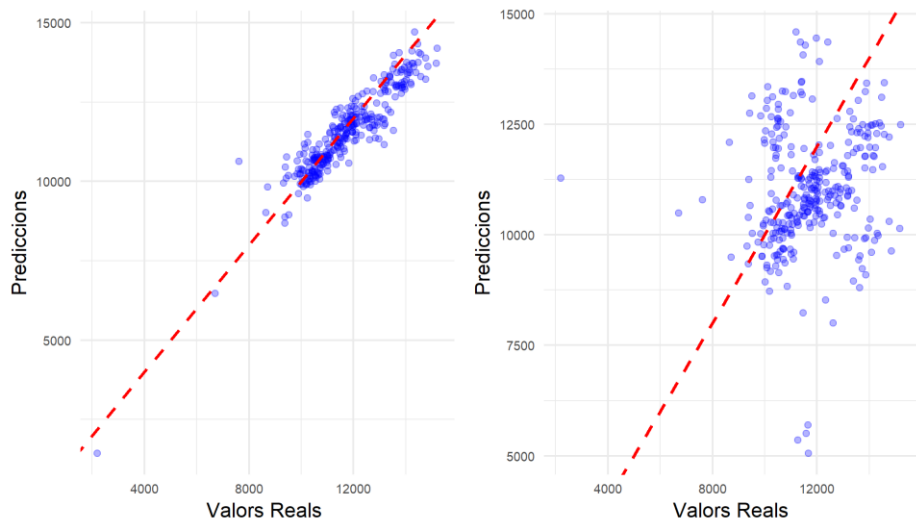


Figura VIII.134: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Sant Carles de la Ràpita

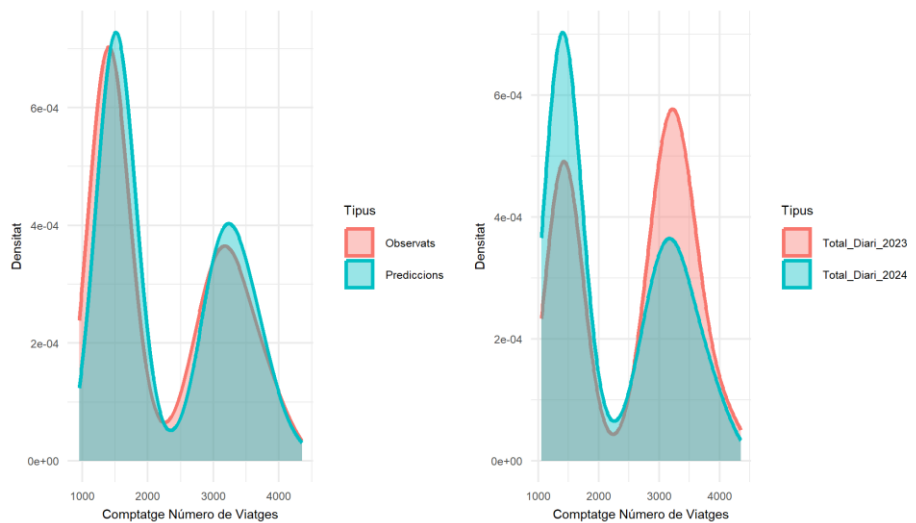


Figura VIII.135: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Sant Carles de la Ràpita

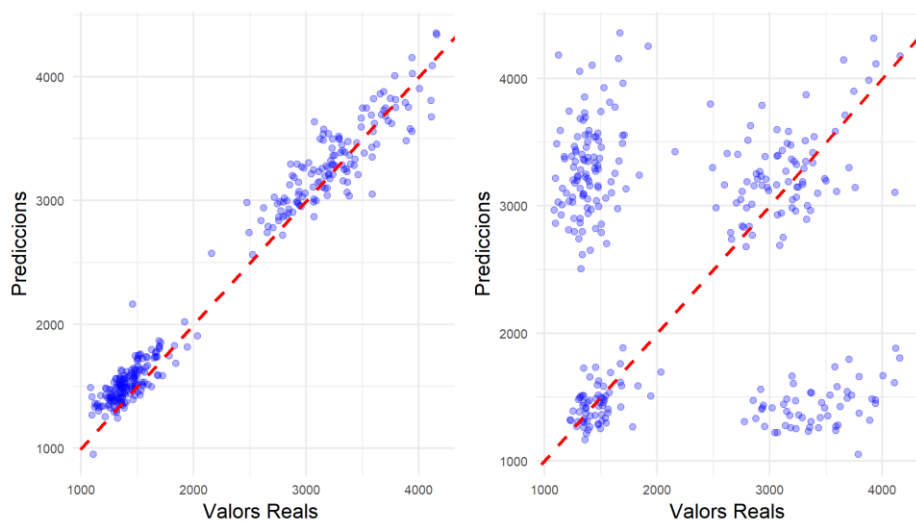


Figura VIII.136: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Tarragona

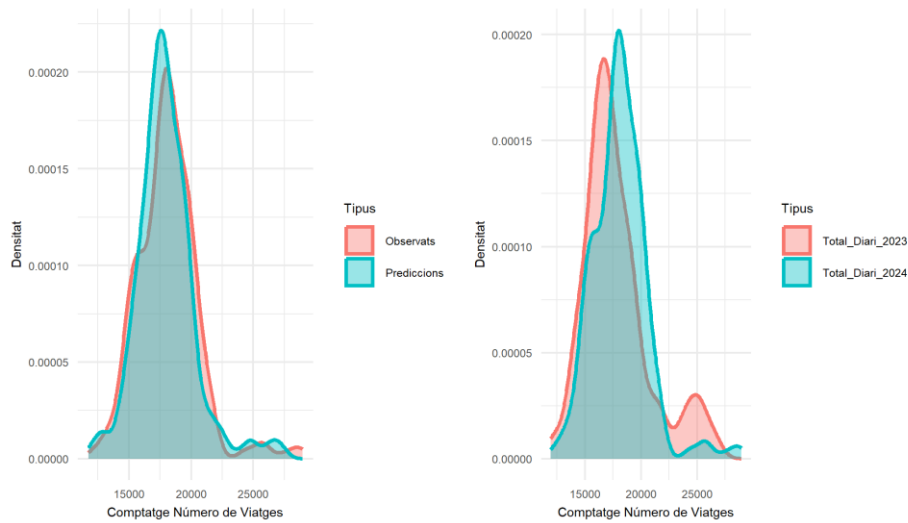


Figura VIII.137: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Tarragona

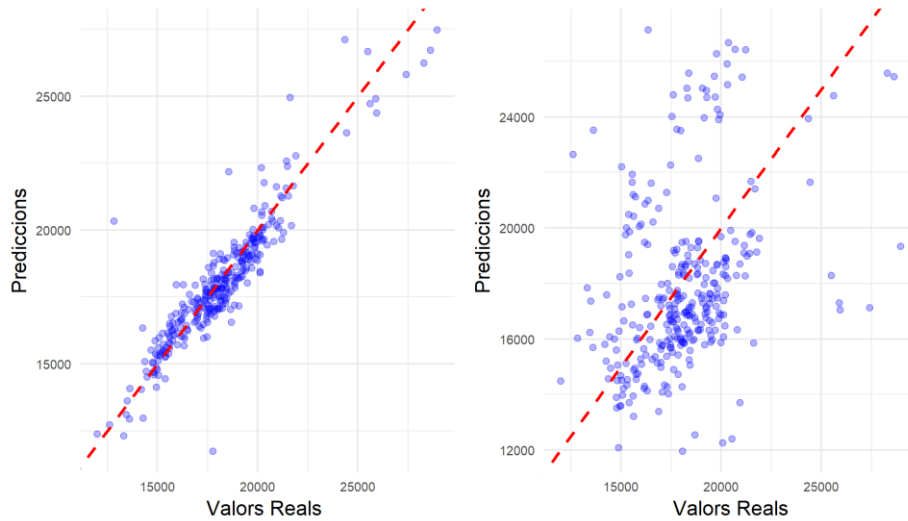


Figura VIII.138: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Torredembarra

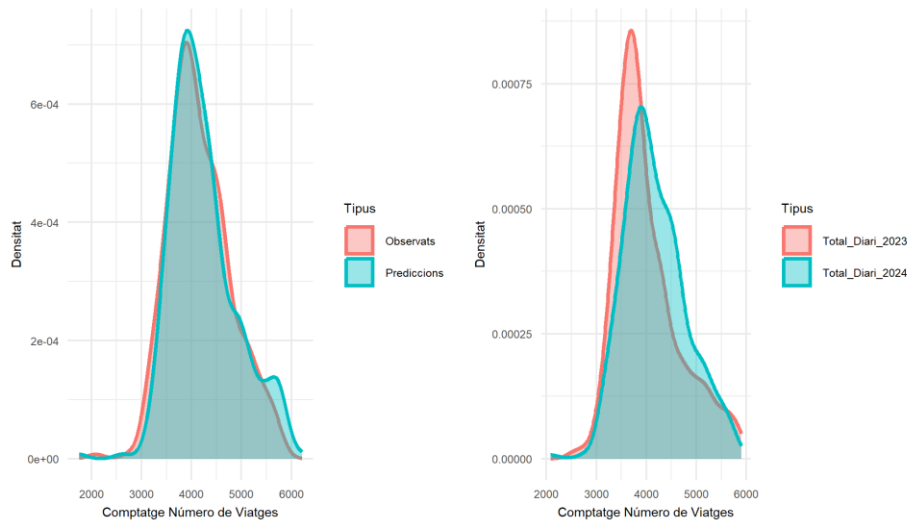


Figura VIII.139: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Torredembarra

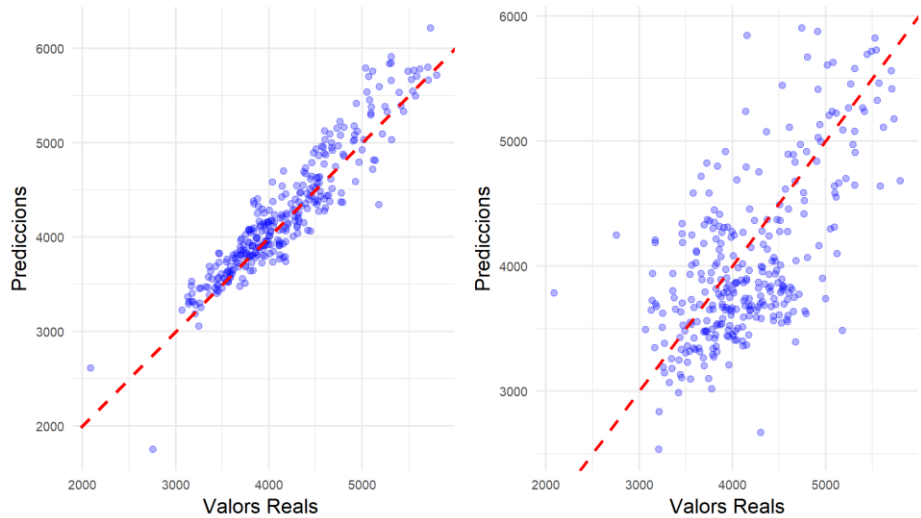


Figura VIII.140: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Tortosa

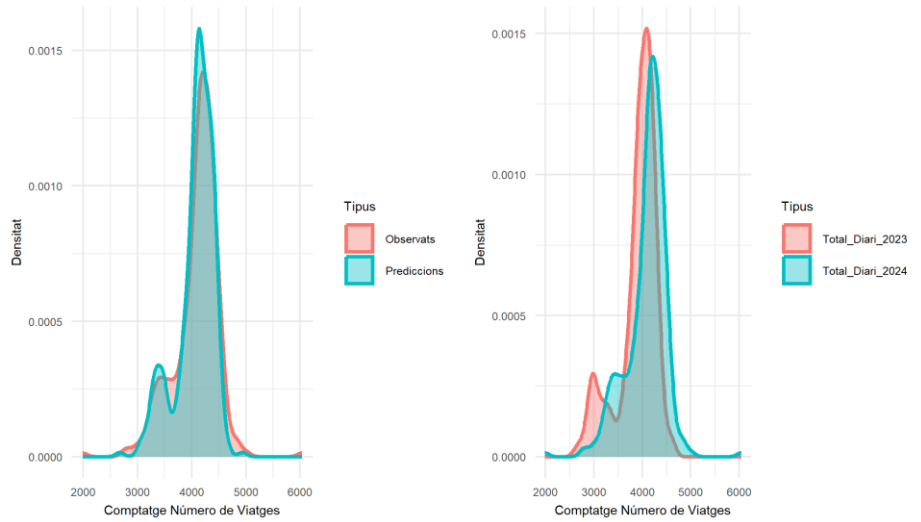


Figura VIII.141: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Tortosa

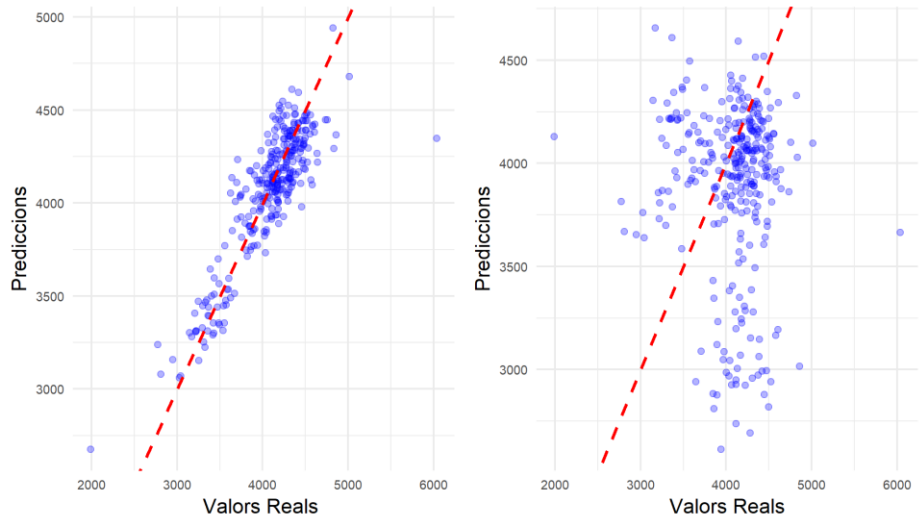


Figura VIII.142: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Valls

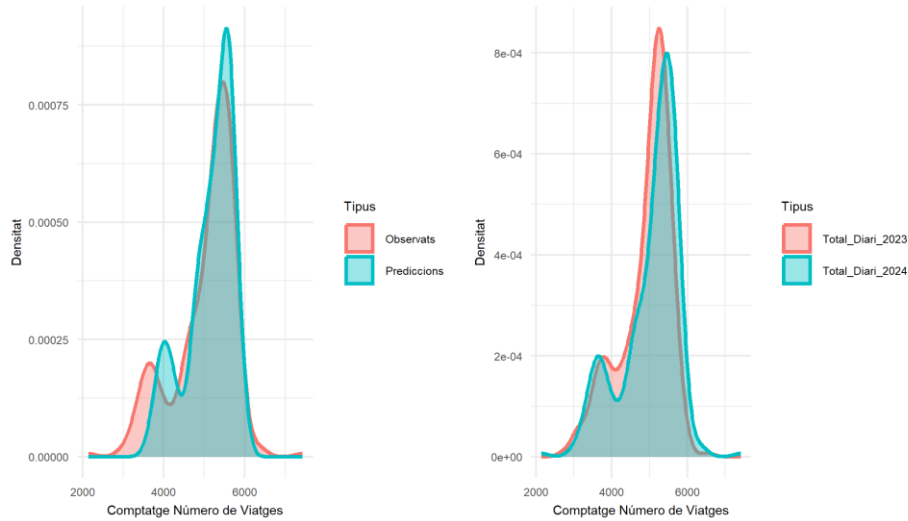


Figura VIII.143: Comparació dels valors predits respecte als reals totals diaris i de les seves densitats del Model Municipi d'Origen Valls

