

# Grau en Estadística

---

**Títol: Anàlisi de dades electorals autonòmiques i generals a la ciutat de Barcelona**

**Autor: Jordi Balsach Quintana**

**Directors:**

- **Xavier Puig**
- **Josep A. Sanchez**

**Departament: Estadística i I.O.**

**Convocatòria: 2017-18**





Voldria agrair als directors d'aquest Josep A. Sánchez i al Xavier Puig per la gran ajuda i totes les coses que m'han ensenyat durant la realització d'aquest treball.



# Resum

Aquest treball analitza els resultats electorals de les eleccions Generals del 26 de juny del 2016 i Autonòmiques del 21 de desembre del 2017 a la ciutat de Barcelona agrupades per àrees estadístiques bàsiques niuades als barris del municipi. L'objectiu és identificar zones homogènies en funció del vot, així com descobrir relacions entre els vots de cada partit i les característiques de la població.

Per a donar resposta a tot això s'ha fet una anàlisi exploratori descriptiva de les dades. Posteriorment s'ha utilitzat la perspectiva Bayesiana per a la realització de Clúster Multinomials per a la identificació d'àrees estadístiques bàsiques homogènies, i finalment s'han utilitzat Models Lineals Mixtos Generalitzats per modelitzar les proporcions de vot dels partits per a cada elecció amb les variables sociodemogràfiques, tant a nivell de tot Barcelona com estratificant per els clúster trobats en el model Bayesià.

Paraules clau: Dades electorals, Barcelona, Mapa, Estudi ecològic, Clúster Multinomial Bayesià, Models Lineals Mixtos Generalitzats.

Classificació de l'American Mathematical Society (AMS): 62312, 62430, 91B12, 91D20.



# Summary

This paper analyzes the election results of the Spains General Elections of June 26, 2016 and Autonomic of December 21, 2017 in the city of Barcelona, grouped by basic statistical areas nested in the neighborhoods of the municipality. The objective is to identify homogeneous areas based on the vote, as well as to discover relationships between the votes of each party and the characteristics of the population.

To respond to all this, a descriptive exploratory analysis of the data has been performed. Later, the Bayesian perspective was used for the realization of Multinomial Clusters for the identification of homogeneous basic statistical areas, and finally, Generalized Mixed Linear Models were used to model the voting proportions of the parties for each election with the Socio-demographic variables, both at the Barcelona level as well as stratifying for the clusters found in the Bayesian model.

Keywords: Electoral data, Barcelona, Map, Ecological study, Bayesian Multinomial Cluster, Generalized Mixed Linear Models.

Classification of the American Mathematical Society (AMS): 62312, 62430, 91B12, 91D20.





# Índex

<b>Introducció</b> . . . . .	<b>1</b>
<b>Objectius</b> . . . . .	<b>3</b>
<b>Capítol 1: Presentació de les dades</b> . . . . .	<b>5</b>
1.1 Divisió territorial de Barcelona Ciutat . . . . .	5
1.1.1 Districtes . . . . .	6
1.1.2 Barris . . . . .	7
1.1.3 Àrees Estadístiques Bàsiques (AEB) . . . . .	8
1.2 Dades Electorals . . . . .	9
1.2.1 Eleccions Generals Espanyoles del 2016 . . . . .	10
1.2.2 Eleccions al Parlament de Catalunya del 2017 . . . . .	10
1.2.3 Partits amb representació parlamentaria. . . . .	10
1.2.4 Representació de les polítiques dels partits amb representació parlamentaria. . . . .	13
1.3 Descripció de les dades sociodemogràfiques . . . . .	14
1.4 Transformacions realitzades . . . . .	14
<b>Capítol 2: Anàlisi descriptiva de les dades</b> . . . . .	<b>17</b>
2.1 Anàlisi de dades electorals . . . . .	17
2.2 Mapes Resultats Electorals . . . . .	20
2.3 Descriptiva dades sociodemogràfiques . . . . .	25
2.3.1 Grup d'edats . . . . .	25
2.3.2 Origen de naixement . . . . .	27
2.3.3 Nivell acadèmic . . . . .	28
2.3.4 Ús del sòl . . . . .	30
2.3.5 Altres dades social demogràfiques registrades per a cada AEB a Barcelona. . . . .	32
2.3.6 Mapes variables per Barris de Barcelona . . . . .	35
<b>Capítol 3: Modelització estadística Bayesiana</b> . . . . .	<b>37</b>
3.1 Model estadístic . . . . .	37
3.2 Model Bayesià . . . . .	37
3.3 Model Multinomial Bayesià . . . . .	39
3.4 Anàlisis Clúster Multinomial Bayesià . . . . .	40

<b>Capítol 4: Anàlisi Clúster Multinomial Bayesià per a dades electorals.</b>	<b>43</b>
4.1 Clúster Bayesià de 2 components per a dades electorals . . . . .	43
4.1.1 Estimació dels paràmetres $\zeta$ , $\omega$ i $\theta$ . . . . .	44
4.1.2 Evolució dels clústers entre les eleccions . . . . .	46
4.1.3 Caracterització dels Clústers utilitzant dades sociodemogràfiques	48
4.2 Clúster Bayesià de 3 components per a dades electorals . . . . .	50
4.2.1 Estimació dels paràmetres $\zeta$ , $\omega$ i $\theta$ . . . . .	51
4.2.2 Evolució dels clústers entre les eleccions . . . . .	53
4.2.3 Caracterització dels Clústers utilitzant dades sociodemogràfiques	54
<b>Capítol 5: Models Lineals Mixtos Generalitzats . . . . .</b>	<b>59</b>
5.1 Models lineals Mixtos . . . . .	59
5.2 Models Lineals Generalitzats . . . . .	60
5.3 Models Lineals Mixtos Generalitzats . . . . .	60
5.4 Estimació . . . . .	62
5.5 Inferència . . . . .	63
<b>Capítol 6: Resultats Models Lineals Mixtos Generalitzats per a dades electorals . . . . .</b>	<b>65</b>
6.1 Models simples . . . . .	66
6.1.1 Exemple JxCat Autonòmiques 2017 . . . . .	66
6.2 Models ampliat amb les dades sociodemogràfiques . . . . .	67
6.2.1 Criteris d'elecció de variables explicatives . . . . .	67
6.2.2 Model màxim . . . . .	70
6.2.3 Stepwise . . . . .	70
6.2.4 Exemple JxCat complet . . . . .	71
6.3 Resultats dels models finals pels partits . . . . .	76
6.3.1 Models per a les eleccions Generals del 2016 . . . . .	76
6.3.2 Models per a les eleccions Autonòmiques del 2017 . . . . .	77
6.4 Resultats dels models finals pels partits segmentats per clústers . . . . .	78
6.4.1 Models per a les eleccions Generals 2016 . . . . .	79
6.4.2 Models per a les eleccions Autonòmiques 2017 . . . . .	83
6.5 Comparació de models entre eleccions Generals del 2016 i Autonòmiques del 2017 . . . . .	89
<b>Conclusions i possibles extensions . . . . .</b>	<b>91</b>
6.6 Conclusions . . . . .	91
6.7 Possibles extensions . . . . .	93
<b>Bibliografia . . . . .</b>	<b>95</b>
<b>Glossari . . . . .</b>	<b>97</b>
<b>Annex . . . . .</b>	<b>99</b>

# Introducció

Donada la situació política actual a Catalunya, on el tema independentista català ha inundat les pàgines dels diaris i altres mitjans de comunicació arribant a la premsa internacional, els resultats electorals dels últims anys a Espanya, i especialment al Parlament de Catalunya, han tingut una atenció especial. Tot i això, la major part d'informació que es presenta no ho és de forma detallada, reduint-se per exemple al percentatge de vot dels partits majoritaris, o la distribució de vot en el conjunt de províncies afectades per les eleccions.

En aquest estudi es pretén baixar a observar amb detall aquests resultats per al municipi de Barcelona, ciutat amb més representació parlamentària de Catalunya i que suposa aproximadament el 20% de l'electorat a Catalunya.

En primera instància es pretén determinar si existeixen zones homogènies a Barcelona, en base de la distribució de vot.

D'altra banda amb l'ajuda de les variables sociodemogràfiques de la ciutat, es vol determinar si existeixen relacions entre aquestes i la proporció de vot per a cada partit.

L'estudi podria tenir un interès als partits polítics, que depenent de les característiques de cada nucli homogeni, podrien modificar el seu discurs electoral per a aproximar-se millor als votants que hi viuen. Per exemple, fent oposició als partits més votats de cada zona, o bé reforçant les seves polítiques a les zones on més els voten, tenint en compte les característiques sociodemogràfiques dels electors d'aquests nuclis.

Aquest estudi es duu a terme en dos instants temporals concrets, referits a les eleccions Generals del 26 de juny del 2016 i les Autonòmiques del 21 de desembre del 2017. A continuació explicarem l'estructura del treball.

En el capítol 1 es presentarà la construcció de la base de dades i el context concret d'on ha sortit aquesta informació i que representa.

En el capítol 2 s'aplicaran tècniques estadístiques descriptives per il·lustrar la informació bàsica.

En el capítol 3 i 4 es descriu i s'aplicarà una metodologia Bayesiana que permet determinar components de mixtura o clústers, dintre de les unitats experimentals de la ciutat de Barcelona en base amb la forma que es va votar en cada elecció.

En els capítols 5 i 6 es plantegen models de tipus generalitzat on la resposta és la probabilitat de votar incorporant variables sociodemogràfiques i a més, s'aplica la segmentació del capítol anterior per veure si realment aquesta visió segmentada aporta informació rellevant.

# Objectius

Els objectius plantejats en el treball de fi de grau són els següents:

- Explorar la distribució dels vots per àrees estadístiques bàsiques de Barcelona per a les eleccions Generals del 2016 i les Autonòmiques del 2017 i comparar els resultats.
- Fer un estudi de les característiques sociodemogràfiques de Barcelona ciutat i la seva distribució espacial.
- Determinar agrupacions (clústers) d'àrees estadístiques bàsiques amb un perfil similar de vots per a la ciutat de Barcelona.
- Determinar els canvis dels clústers entre les eleccions Generals i Autonòmiques .
- Caracteritzar els clústers amb la distribució de vots i les característiques socio-demogràfiques de les zones dels quals es componen.
- Modelitzar la proporció de vot a Barcelona dels partits per ambdues eleccions, incorporant les variables sociodemogràfiques.
- Determinar la significació i signe de les covariables que modelitzen cada partit.
- Comparar els models dels partits entre les eleccions Generals i Autonòmiques.
- Comparar els models dels partits globals amb els models segmentats per clústers, veient si es guanya una nova visió de les relacions entre la proporció de vot i les variables explicatives.



# Capítol 1

## Presentació de les dades

Per a la realització d'aquest treball, s'ha construït tres bases de dades diferents que són els resultats electorals de les eleccions Generals del 26 de juny de l'any 2016 a Barcelona, els resultats electorals de les eleccions Autonòmiques celebrades el 21 de desembre del 2017 a Barcelona i les característiques sociodemogràfiques de la ciutat. Tota aquesta informació la tenim sobre les zones de Barcelona Ciutat, concretament de les 233 àrees estadístiques bàsiques, niuades als 73 barris i als 10 districtes corresponent a un disseny de les dades multinivell.

En aquest capítol presentarem i posarem en context cadascuna de les variables que analitzarem.

### 1.1 Divisió territorial de Barcelona Ciutat

La necessitat de conèixer la ciutat i les característiques de les parts del seu territori ja va portar a finals del segle XIX a que l'Administració municipal establís una divisió de districtes i obtingués dades d'aquests districtes.

L'actual divisió territorial de la Ciutat es basa en la divisió de 10 districtes municipals de l'any 1984. L'aprovació de la nova divisió de 73 Barris va ser el 22 de desembre de 2006 en el Plenari del Consell Municipal.

L'actual divisió territorial consisteix en:

- 10 Districtes municipals
- 73 Barris
- 233 Àrees Estadístiques Bàsiques (AEB)
- 1.068 Seccions Censals

A la Taula 1.1, veiem com es corresponen les divisions territorials, representant el nombre niuades a cada nivell.

Taula 1.1: Divisió territorial de la ciutat de Barcelona.

<b>1. Territori</b>			
<b>3. Divisió territorial de la ciutat. 2009</b>			
Districtes	Barris	Àrees Estadístiques Bàsiques	Seccions censals
<b>BARCELONA</b>	<b>73</b>	<b>233</b>	<b>1.061</b>
<b>1. Ciutat Vella</b>	<b>4</b>	<b>19</b>	<b>55</b>
<b>2. Eixample</b>	<b>6</b>	<b>36</b>	<b>173</b>
<b>3. Sants -Montjuïc</b>	<b>8</b>	<b>21</b>	<b>114</b>
<b>4. Les Corts</b>	<b>3</b>	<b>14</b>	<b>56</b>
<b>5. Sarrià-Sant Gervasi</b>	<b>6</b>	<b>23</b>	<b>98</b>
<b>6. Gràcia</b>	<b>5</b>	<b>21</b>	<b>88</b>
<b>7. Horta-Guinardó</b>	<b>11</b>	<b>22</b>	<b>123</b>
<b>8. Nou Barris</b>	<b>13</b>	<b>25</b>	<b>116</b>
<b>9. Sant Andreu</b>	<b>7</b>	<b>19</b>	<b>95</b>
<b>10. Sant Martí</b>	<b>10</b>	<b>33</b>	<b>143</b>

Nota: Seccionat vigent a partir de l'1 de gener de 2009.

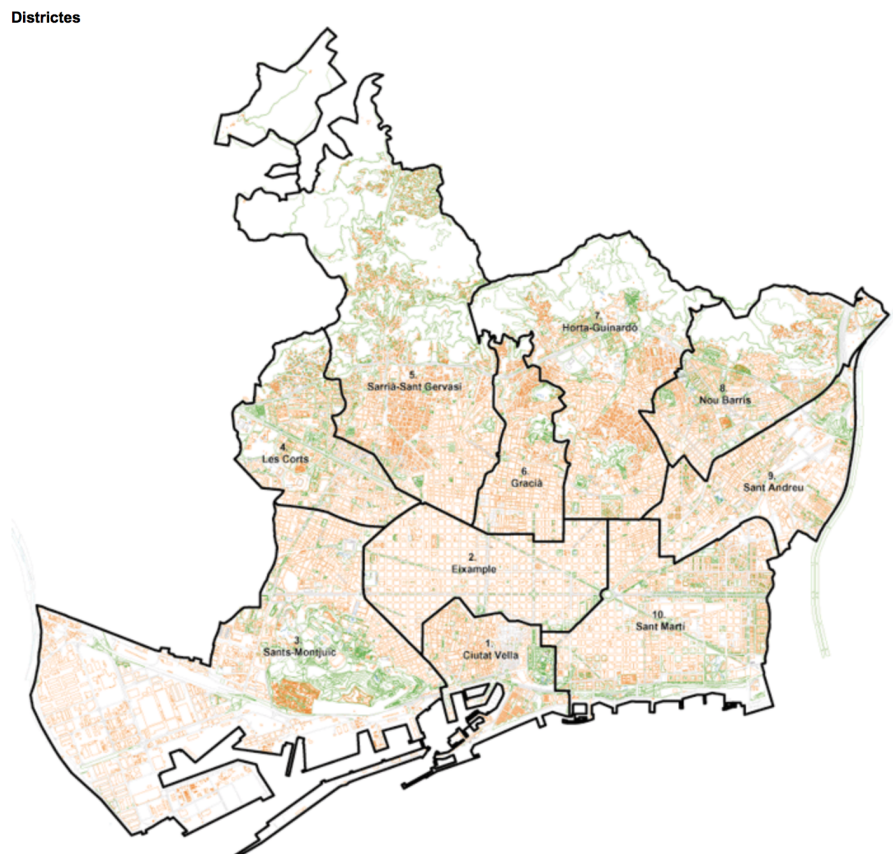
Font: Departament d'Estadística. Ajuntament de Barcelona.

### 1.1.1 Districtes

Els Districtes municipals són la unitat territorial més gran dintre del municipi de Barcelona. Tenen denominació oficial numèrica i nominal. A la figura 1.1 és representen els districtes espacialment amb un mapa de Barcelona ciutat.

1. Ciutat Vella
2. Eixample
3. Sants – Montjuïc
4. Les Corts
5. Sarrià – Sant Gervasi
6. Gràcia
7. Horta – Guinardó
8. Nou Barris
9. Sant Andreu
10. Sant Martí





**Figura 1.1:** Distribució espacial dels districtes de la ciutat de Barcelona.

### 1.1.2 Barris

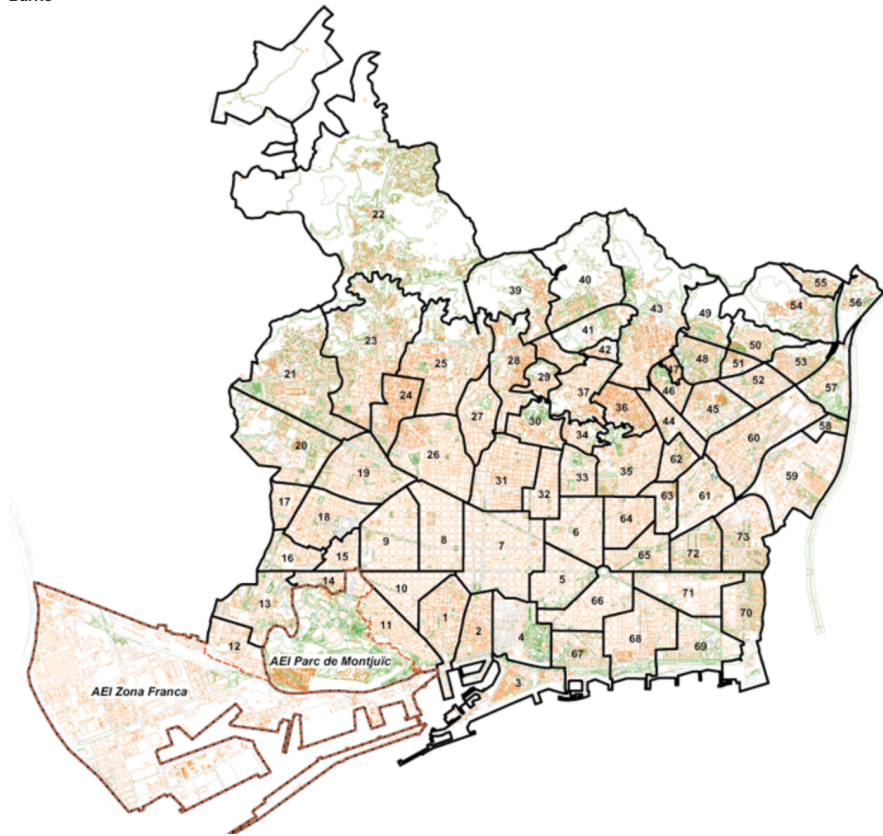
El Projecte La Barcelona dels Barris es va iniciar l'any 2004 amb l'objectiu d'establir una delimitació de la Ciutat en barris significatius des del punt de vista urbanístic i social, com a marc territorial per al desenvolupament d'actuacions urbanes i la dotació de certs nivells d'equipaments i serveis municipals (serveis de proximitat). A la figura 1.2 es presenta el mapa de la distribució de barris a Barcelona.

Alguns dels criteris o condicions per a la delimitació dels 73 Barris que es varen utilitzar:

- Delimitació interna als districtes, sense alteració dels seus límits.
- Identitat històrica i/o consolidada en la percepció ciutadana.
- Important grau d'homogeneïtat interna i de diferenciació dels altres des dels punts de vista urbanístic i social.
- No fragmentació de barris molt cohesionats i homogenis, excepte quan les seves dimensions ho facin necessari (per exemple, Dreta de l'Eixample amb 90.000 habitants).

- Població compresa entre 5.000 i 50.000 habitants (amb alguna excepció), per tal d'evitar diferències excessives entre ells, i alhora garantir-ne la viabilitat com a espais de convivència i de prestació de certs serveis, dotacions urbanes i equipaments.

Barris



**Figura 1.2:** Distribució espacial dels barris de la ciutat de Barcelona.

### 1.1.3 Àrees Estadístiques Bàsiques (AEB)

És el nivell territorial entremig dels Barris i les seccions censals. En la seva elaboració es va seguir la directriu de tot el sistema territorial: cada nivell territorial ha d'estar contingut a l'immediatament superior.

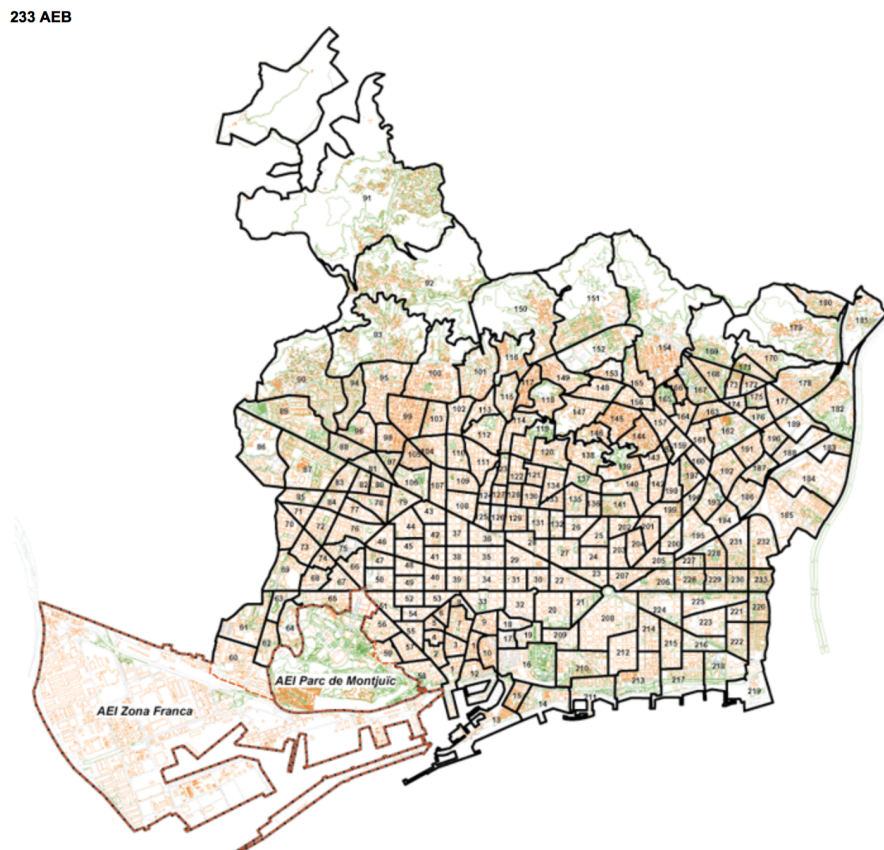
criteris que varen seguir per l'elaboració de les AEB:

- Haurien de ser en total entre 200 i 250 zones.
- Finalitat purament estadística, amb la mateixa funció que l'anterior zonificació de 248 zones de recerca petites (ZRP).
- No trencar illes.
- Un mínim d'electors de 500, seguint també la Llei electoral.

- Zones uniformes dins dels districtes (població, urbanístics i sociològics)

La denominació és únicament numèrica, seguida de la 1 a la 233.

Aquesta serà la divisió principal que utilitzarem per a la recopilació d'informació per a les bases de dades. A la figura 1.3 podem veure la distribució de les AEB de Barcelona Ciutat.



**Figura 1.3:** Distribució espacial del les AEB de la ciutat de Barcelona.

## 1.2 Dades Electorals

Les dades electorals amb les que hem treballat són els resultats electorals per a la ciutat de Barcelona de les eleccions Generals celebrades el 26 de juny del 2016 i les Autonòmiques del 21 de desembre del 2017. Aquestes dades són el nombre de vots per a cada partit amb més del 3% dels vots, el nombre de vots dels partits minoritaris o sense representació agregat en una sola variable 'Altres', els vots en blanc, els nuls, i finalment el nombre de d'abstencions. Aquestes dades han sigut escollides al padró municipal d'habitants de Barcelona corresponents a cada secció censal. A l'Annex s'ha adjuntat més informació de la font de les dades.

### **1.2.1 Eleccions Generals Espanyoles del 2016**

El 26 de juny de 2016 es van celebrar eleccions generals a Espanya per escollir les Corts Generals del país. Van ser les tretzenes eleccions des de la transició democràtica espanyola i les segones amb Felip VI com a rei.

El dilluns 2 de maig de 2016, les Corts Generals van quedar dissoltes automàticament després que els partits del Congrés dels Diputats no van poder posar-se d'acord en les negociacions, que va donar pas a unes noves eleccions pel 26 de juny. Va ser la primera vegada en la història recent d'Espanya que es van haver de fer eleccions a causa d'un fracàs en el procés de formació de govern. La XI Legislatura Espanyola va ser la més curta de la història recent del país.

Els 36.518.100 ciutadans amb dret a vot, 34.597.844 residents al país i 1.920.256 a l'estranger, van ser cridats a decidir la renovació dels 350 escons del Congrés dels Diputats i els 208 d'elecció directa del Senat. Després d'aquestes eleccions començarà la XII legislatura de les Corts Generals.

### **1.2.2 Eleccions al Parlament de Catalunya del 2017**

Les eleccions al Parlament de Catalunya són la fórmula de participació democràtica dels ciutadans de Catalunya per elegir als seus representants al Parlament de Catalunya, òrgan de representació popular que, amb 135 diputats, és el poder legislatiu de Catalunya.

Les eleccions al Parlament de Catalunya corresponents a la XII legislatura es van celebrar el 21 de desembre de l'any 2017. Convocades per el president del govern espanyol, Mariano Rajoy, el 27 d'octubre de 2017 dins del marc de l'aplicació de l'Article 155 de la Constitució Espanyola, poc temps després que el Parlament de Catalunya declarés la independència.

La data de les eleccions va coincidir en dia feiner, un dijous. L'última data d'eleccions que havia coincidit en dia feiner, i també en dijous, havia estat el 15 de juny de 1989, en què s'elegien representants al Parlament Europeu.

### **1.2.3 Partits amb representació parlamentària.**

A continuació presentem breument els partits que tenen representació parlamentària a les eleccions d'estudi.

La CUP és l'únic partit de la llista que no es va presentar per a les eleccions Generals del 2016.

Els altres partits que no han tingut representació s'han agrupat amb el vots blancs i nuls, formant la categoria Altres.

### **CDC/JxCat**

Convergència Democràtica de Catalunya (CDC), partit polític liberal i nacionalista català creat el 17 de novembre de 1974 a Montserrat a l'entorn de la figura de Jordi Pujol i Soley. La formació és l'antecessora de l'actual Partit Demòcrata Europeu Català (PDeCAT), partit polític fundat després del darrer congrés de CDC dels dies 8 al 10 de juliol de 2016. Tot i que Convergència ja no té activitat política, el partit segueix existint amb una mínima estructura jurídica lligada al Partit Demòcrata i presidida per l'històric líder convergent, Jacint Borràs.

Juntament amb Unió Democràtica va formar la federació Convergència i Unió. La seva situació en l'eix esquerra/dreta pot resultar polèmica. Si bé en els seus inicis es declarà de centreesquerra, amb els anys ha anat evolucionant cap a posicions de centre liberal.

Junts per Catalunya (JxCat) és una marca electoral registrada per Convergència Democràtica de Catalunya i el Partit Demòcrata, però integrada bàsicament per persones independents, amb motiu de les eleccions al Parlament de Catalunya de 2017.

### **ERC**

Esquerra Republicana de Catalunya (ERC), popularment Esquerra Republicana o Esquerra, és un partit polític català que es defineix d'esquerra socialdemòcrata, favorable a la independència dels Països Catalans.

Fundat el 1931 a causa de la unió de tres organitzacions: l'Estat Català, el Partit Republicà Català i el grup de L'Opinió.

Amb Francesc Macià i Llussà com a líder, ERC va esdevenir el partit més votat a les eleccions municipals d'abril de 1931. Després de la victòria Macià va proclamar la República Catalana, però aquest acte no era una proclamació d'independència de Catalunya sinó la proclamació de la República, com va passar a altres ciutats d'Espanya, i del nou règim català donat que un dels punts del pacte de Sant Sebastià (1930) era l'autogovern per a Catalunya. Així es va redactar un Estatut d'Autonomia que suposava el restabliment de la Generalitat de Catalunya, institució que a Macià dirigiria inicialment.

### **CUP**

La Candidatura d'Unitat Popular (CUP) és un partit polític d'esquerres pro-catalana que actua principalment a Catalunya on té representació política, però també a d'altres comunitats autònomes a Espanya que considera que pertanyen a la Països Catalans. La CUP tradicionalment s'ha centrat en la política municipal, i està formada per una sèrie de candidatures autònomes que s'executen en les eleccions locals. La seva presència és més forta a Catalunya.

El 2012, la CUP va decidir, per primera vegada, presentar-se a les eleccions parlamentàries catalanes, guanyant 3 diputats de 135. A les eleccions del 2015 van obtenir 10 diputats.

## **ECP**

En Comú Podem (ECP) és una coalició formada per partits d'esquerra: Iniciativa per Catalunya Verds, Esquerra Unida i Alternativa, Podem, Equo i Barcelona en Comú que va néixer a l'octubre de 2015 amb l'objectiu de presentar-se a les eleccions generals espanyoles de 2015 en les quatre circumscripcions electorals de Catalunya.

En Comú Podem planteja establir una relació d'igual a igual amb Podem pel que té com a objectiu tenir grup parlamentari propi i apostar per articular conjuntament amb la formació de Pablo Iglesias els punts en comú.

ECP és va posicionar en contra de la secessió de Catalunya però a favor d'un referèndum.

## **PSC**

El Partit dels Socialistes de Catalunya (PSC), és un partit polític espanyol d'àmbit català, d'ideologia socialdemòcrata i amb doble identitat nacional a favor del federalisme. Creat el 16 de juliol de 1978 i representat a Catalunya. En l'àmbit espanyol està federat amb el PSOE.

Amb la dimissió de Pere Navarro com a primer secretari del PSC, el 16 de juny de 2014, Miquel Iceta va ser l'únic candidat que es va presentar per substituir-lo i va resultar elegit pel càrrec en unes eleccions obertes a tota la militància del partit, el 13 de juliol de 2014.

El PSC d'avui en dia ja no es considerat com un partit purament d'esquerres i s'ha autodefinit ocasionalment com un partit de centre.

## **Cs**

És un partit polític d'àmbit espanyol originat a Catalunya. És autodefinit com a liberal progressista, i no-nacionalista, tot i que sovint és classificat com a partit nacionalista espanyol i partit que fa polítiques de dreta. Cs defensa les llibertats individuals entre els ciutadans i l'apropament d'aquests a les institucions, sempre des d'una vessant constitucional espanyola. S'oposen al catalanisme, que valoren en els seus manifestos fundacionals com a negatiu per a la convivència dels ciutadans i la democràcia. El 2014 va obtenir dos eurodiputats al Parlament Europeu.

Inicialment fundat a Catalunya, el partit ha iniciat un període d'expansionisme estatal, pel qual va adaptar la versió en castellà del seu nom Ciudadanos -Partido de la Ciudadanía- amb l'objectiu de reafirmar que el seu àmbit d'actuació és estatal.

El partit es va presentar per primera vegada a unes eleccions en les eleccions catalanes de l'any 2006 sota la denominació Ciutadans-Partido de la Ciudadanía però els seus orígens són anteriors i es troben en la plataforma «Ciutadans de Catalunya/Ciudadanos de Cataluña», creada el 2005.

## **PP**

El Partit Popular (PP) és un partit polític liberal conservador espanyol sovint classificat

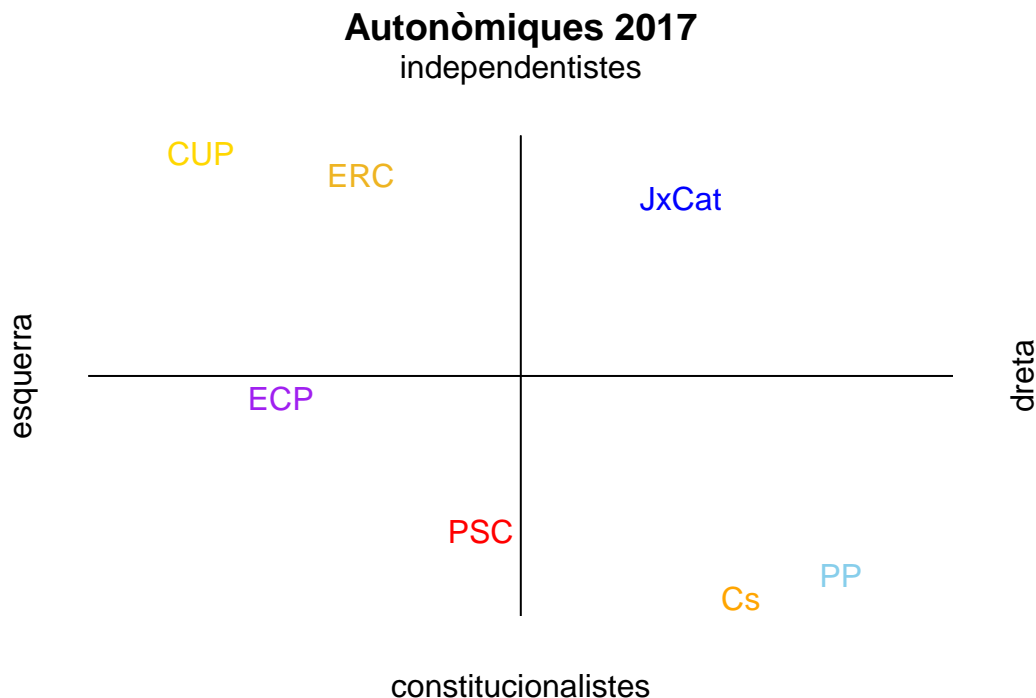
entre el centredreta i la dreta política. Va ser fundat al gener de 1989; si bé, en realitat, va ser refundat, substituint a l'antiga Aliança Popular (AP). Des de 2011 i fins a 2018, va ser el partit que va ocupar el Govern d'Espanya.

És un dels partits majoritaris d'Espanya. En l'actualitat, el PP té majoria simple al Congrés dels Diputats, majoria absoluta al Senat i governa en cinc comunitats autònomes, així com a Ceuta i Melilla. És, amb les presidències de José María Aznar i Mariano Rajoy, la segona formació que més anys ha governat el país des del restabliment de la democràcia, per darrere del PSOE.

#### 1.2.4 Representació de les polítiques dels partits amb representació parlamentària.

Generalment, un interès comú dels estudis de resultats electorals és explorar la proporció i distribució espacial dels resultats agregats per a la classificació de partits amb polítiques conservadores (de Dreta) o bé progressistes (d'Esquerra). En els últims anys però, a Catalunya s'ha afegit un nou eix a tenir en compte; La divisió entre partits a favor de la proclamació d'independència (Independentistes) i els que hi estan en contra (Constitucionalistes).

Utilitzant un gràfic d'escala a la figura 1.4, s'ha construït una escala de polítiques dels partits: esquerra vs dreta i a l'eix x i independentistes vs constitucionalistes per a l'eix y.



**Figura 1.4:** Caracterització d'idees polítiques dels principals partits de les eleccions d'estudi.

### 1.3 Descripció de les dades sociodemogràfiques

Utilitzant les dades del cens del 2011 i les del padró de Barcelona del 2015, hem construït una base de dades recopilant variables que caracteritzen la població empadronada i les característiques de les àrees estadístiques bàsiques (AEB) de la ciutat de Barcelona, divisió territorial principal per aquest estudi. A la taula 1.2 és presenten les variables que s’han utilitzat per a construir les dades. Per a informació més detallada es pot consultar l’annex.

**Taula 1.2:**Descripció Variables Sociodemogràfiques amb les que s’ha treballat.

Variabls	Unitats	Descripció
Població	Nombre de persones	Persones empadronades
Població Homes	Nombre d’Homes	Població masculina empadronada
Població Dones	Nombre de Dones	Població femenina empadronada
Superfície	Metre quadrat	Superfície de les AEBs
Residencial	Metre quadrat	Ús del sòl per a estructures amb caràcter residencial
Equipaments	Metre quadrat	Ús del sòl per Equipaments (activitats d’ús públic)
Parcs Urbans	Metre quadrat	Ús del sòl per a parcs urbans
Indústria i Infraestructures	Metre quadrat	Ús del sòl per a la indústria i infraestructures
Xarxa Viària	Metre quadrat	Ús del sòl per a xarxa viària i transport públic
Parcs Forestals	Metre quadrat	Superfície de parc forestal
Sense Estudis	Nombre de persones	Persones sense estudis
Estudis Primaris o EGB	Nombre de persones	Màxima titulació acadèmica d’estudis primaris o equivalents
Graduat Escolar o ESO	Nombre de persones	Màxima titulació acadèmica de graduat escolar o equivalents
Batxillerat Superior o BUP/COU	Nombre de persones	Màxima titulació acadèmica batxillerat superior o equivalents
Estudis Universitaris	Nombre de persones	Màxima titulació acadèmica grau universitari o superior
Origen de Naixement	Nombre de persones	País o comunitat autònoma d’origen
Edat	Nombre de persones	Nombre de persones per a cada franja d’edat any a any (de 0 fins als 95+)
Renda Familiar Disponible	Índex RPD Barcelona =100	Estimador de riquesa territorial
Metres quadrats mitjans lloguer	Metre quadrat	Superfície mitjana dels habitatges en lloguer
Preu Metre quadrat lloguer	euros/(metre <sup>2</sup> mes)	Lloguer mitjà per superfície
Atur	Nombre de persones	Persones inscrites com aturades al Servei d’Ocupació de Catalunya
Llars	Nombre de llars	Habitatges on hi viu gent
Ocupació Mitjana	Nombre mitjà de persones	Nombre mitjà de persones que viuen per llar

### 1.4 Transformacions realitzades

Moltes de les dades, incloent-hi les electorals, estaven recollides per a cada seccions censals, una subdivisió respecte a les àrees estadístiques bàsiques, per tant s’han agrupat per a tenir 233 files corresponents a cadascuna de les AEBs.

Per a les dades electorals, s’han agregat els vots nuls, en blanc i el dels partits minoritaris en una sola categoria ‘Altres’.

Tot seguit s’han agrupat les edats en quatre grups principals: Els menors de 18 anys, dels 18 als 29, de 30 a 64, i els més grans de 65, representant respectivament, els grups de no-votants, joves estudiants, treballadors i finalment, jubilats.

Les variables referents al nivell acadèmic, s’han agrupat de 5 a 4 categories principals: Sense estudis, estudis primaris, estudis secundaris i finalment estudis superiors. Agrupant graduats de l’ESO i Batxillerat com a estudis secundaris.



Amb el conjunt de variables d'origen de naixement, on originalment teníem el nombre de persones de la comunitat autònoma o bé el país de procedència, s'han agrupat en tres grups: Nascuts a Catalunya, Espanyols nascuts fora de Catalunya i finalment, Estrangers.

Amb el grup de variables Sexe, Superfície, Estudis, Origen de Naixement i Edat, s'han transformat a ponderacions o pesos, on en comptes de treballar en nombre de persones o bé metres quadrats, treballarem amb la proporció de cadascuna de les variables de cada grup. Per tant la suma de les ponderacions per a cada grup separatament sumarà 1.

La variable Atur, originalment definida com a nombre de persones inscrites com aturades al Servei d'Ocupació de Catalunya de cada Barri de la ciutat, s'ha transformat a Taxa d'atur dividint per al nombre de persones en edat de treballar de cada zona.

Finalment utilitzant les variables respecte als barris, metre quadrats mitjans de lloguer i preu del metre quadrat de lloguer, s'ha construït la variable preu mitjà de lloguer per a cada Barri.



# Capítol 2

## Anàlisi descriptiva de les dades

En aquest capítol es pretén fer una primera aproximació a les dades. Primer es durà a terme una anàlisi per les dades electorals, per tal de conèixer la distribució de vots de les diferents zones d'estudi (àrees estadístiques bàsiques). Explorarem també la variació dels resultats respecte el temps i sobretot, entre el caràcter de les eleccions: Generals i Autonòmiques a Barcelona ciutat.

En segon lloc, utilitzant mapes, es determinarà com és la distribució dels vots de les àrees estadístiques bàsiques (AEBs) de la ciutat.

Per últim, s'exploraran les dades sociodemogràfiques mitjançant gràfics i mapes, donant una primera caracterització a les AEBs, començant així, la recerca de possibles relacions amb els resultats electorals.

### 2.1 Anàlisi de dades electorals

Entre les eleccions Generals del 2016 i les eleccions Autonòmiques del 2017, hi ha en comú les següents opcions de vot: CDC/JxCat, ERC, ECP, PSC/PSOE, Cs i el PP. La CUP només es presenta a les eleccions al Parlament de Catalunya.

En referència a la categoria Altres, que inclou els vots en blanc i els nuls, la seva composició pot variar segons les eleccions a causa de l'evolució temporal de partits minoritaris i els partits disponibles a cada elecció.

A cada elecció, es realitza un recompte de tots els vots obtinguts a cada secció censal. Per a poder comparar els resultats electorals amb les altres variables, s'han agrupat en àrees estadístiques bàsiques, com s'ha comentat anteriorment a l'apartat de transformacions realitzades.

Per tant, treballarem amb bases de dades on els registres (files) representen cadascuna d'aquestes àrees de Barcelona niades als barris i districtes de la ciutat i les variables (columnes), que representant les opcions de vot.

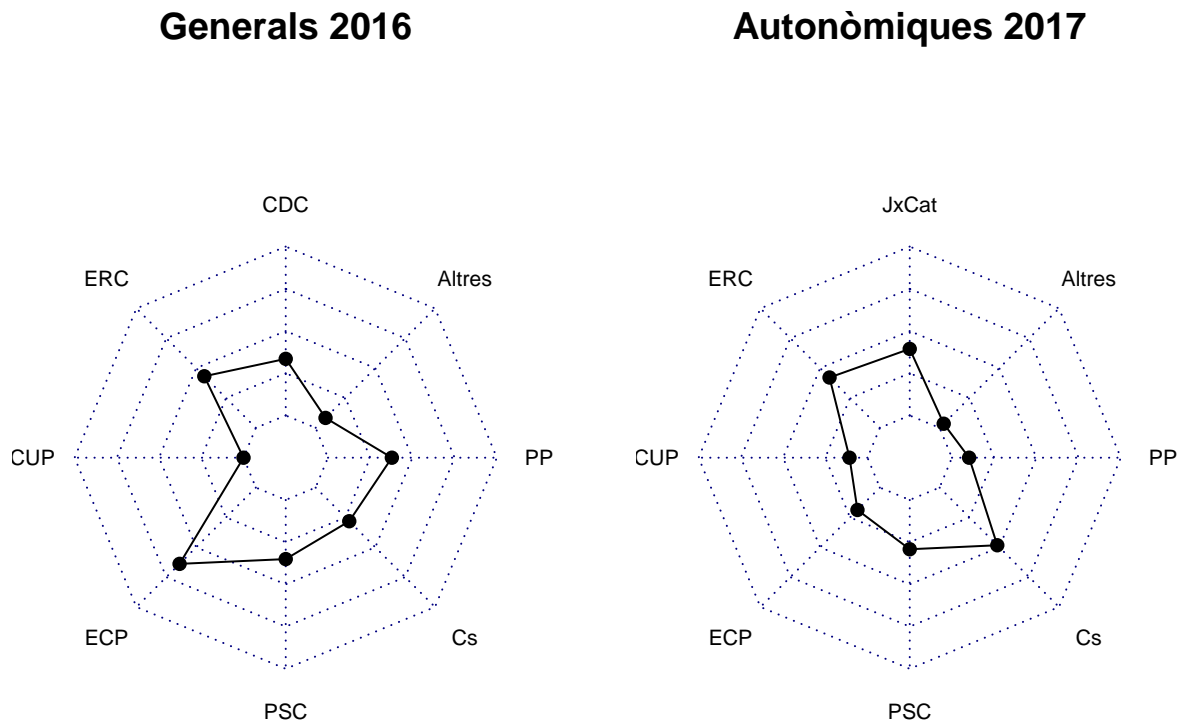
A la taula 2.1 i 2.2 podem visualitzar part de les bases de dades electorals dels resultats de vot a Barcelona per a les eleccions Generals del 2016 i Autonòmiques del 2017 respectivament.

Taula 2.1: Part de la base de dades dels resultats electorals de Barcelona Ciutat per AEB de les eleccions Generals del 2016.

Districte	Barri	AEB	CDC	ERC	ECP	PSC	Cs	PP	Altres	Abstencio
1	1	1	31	73	204	99	59	121	26	586
1	1	2	74	209	443	261	179	253	64	1232
1	1	3	60	147	475	213	74	214	43	1311
1	1	4	81	244	493	328	94	193	48	1538
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
10	73	230	207	485	1432	980	691	908	193	1842
10	73	231	208	412	1188	967	568	961	138	1852
10	73	232	94	203	772	763	369	556	98	1689
10	73	233	110	281	831	621	289	488	107	1692

Taula 2.2: Part de la base de dades dels resultats electorals de Barcelona Ciutat per AEB de les eleccions Autonòmiques del 2017.

Districte	Barri	AEB	JxCat	ERC	CUP	ECP	PSC	Cs	PP	Altres	Abstencio
1	1	1	96	132	48	82	111	213	62	18	417
1	1	2	210	329	107	173	286	498	123	34	943
1	1	3	169	243	145	205	247	331	103	48	968
1	1	4	226	380	132	237	258	390	93	43	1196
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
10	73	230	463	1065	146	620	1119	1866	352	112	916
10	73	231	423	863	156	484	1050	1673	435	105	986
10	73	232	209	542	85	325	746	1177	268	73	1058
10	73	233	300	565	119	351	678	1052	215	93	1003



**Figura 2.1:** Radar plot comparant els resultats electorals de les eleccions sobre la gent que ha votat El gràfic va de 0 a 40%, on cada unitat de la guia representa el 10% dels vots totals a Barcelona.

Taula 2.3: Comparació resultats per partits a les eleccions Generals 2016 vs Autonòmiques 2017 a la ciutat de Barcelona.

Data	Eleccions	CDC.JxCat	ERC	CUP	ECP	PSC	Cs	PP	Altres	Abstencio	Electors
26/6/2016	Generals	103028	132722		196341	107621	86642	116255	25563	368184	1136356
21/12/2017	Autonòmiques	179151	191588	48446	85351	132742	219542	46225	15650	207143	1125838

Taula 2.4: Comparació resultats agrupats: Independentistes, Constitucionalistes i ECP per a les Generals 2016 vs les Autonòmiques 2017 a la ciutat de Barcelona.

Data	Eleccions	Independentistes	ECP	Constitucionalistes	Altres	Abstencio	Electors
26/6/2016	Generals	235750	196341		310518	25563	368184
21/12/2017	Autonòmiques	370741	85351		398509	15650	207143

A la Taula 2.3 hi presentem els vots totals per a cada elecció. Les distincions més importants entre les dues eleccions es troben en l'Abstenció; reduint-se quasi a la meitat a les últimes eleccions del Parlament de Catalunya respecte a les eleccions Generals del 2016.

Aquest fenomen, pot ser degut a la desconexió entre la població catalana y el govern central actual, augmentada considerablement en els últims anys.

Per aquest mateix fet, podem copsar un nombre de vots molt elevat a la coalició PODEM (ECP) a les eleccions generals, únic partit polític espanyol a favor de la celebració d'un referèndum per a la independència a Catalunya. EL que no sabem amb només aquesta informació és si l'elector independentista va afectar l'èxit que va tenir ECP a les eleccions Generals a Barcelona, o bé els vots eren majoritàriament dels constitucionalistes.

Per part dels partits nacionalistes espanyols, es pot veure com el vot a Cs creix radicalment el 2017 a Barcelona, mentre el PP cau fins uns mínims històrics. El PSC obté gairebé el 30% més de vots. Finalment cal destacar que el nombre d'electors disminueix en deu milers de persones, fenomen que porta repetint-se en més o menys mesura des de fa més de dues dècades, principalment a causa de la marxa de gent jove de la ciutat degut a les dificultats a l'hora d'accedir a un habitatge per a la pujada de preus.

A la figura 2.1, es pot comparar visualment les diferents proporcions de vot totals a la ciutat de Barcelona per a les dues eleccions d'estudi.

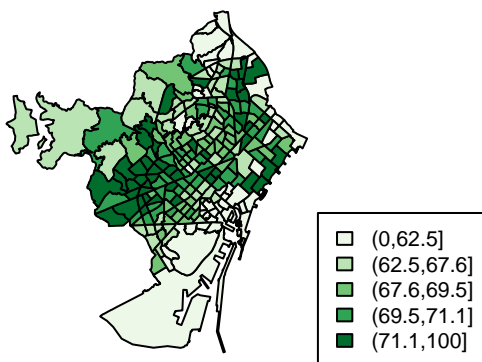
A la taula 2.4 veiem més clarament com a les eleccions Autonòmiques del 2017 és polaritzen els vots de Barcelona. En Comú Podem (ECP), únic partit no independentista a Catalunya a favor d'un referèndum, perd 110990 vots, mentre que els independentistes en guanyen 134991 i constitucionalistes 87991.

## 2.2 Mapes Resultats Electorals

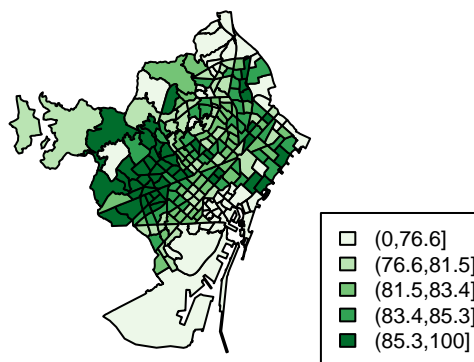
En aquest apartat es representen les distribucions espacials del percentatge de vot a les Eleccions Generals Espanyoles del 26 de juny del 2016 i de les Eleccions al Parlament de Catalunya celebrades el 21 de desembre de 2017. Es recullen les principals opcions de vot com l'abstenció, CDC/JxCat, ERC, CUP (per a les autonòmiques), ECP, PSC, C's i el PP a nivell d'Àrea Estadística Bàsica a Barcelona ciutat i la participació electoral de cadascuna d'aquestes àrees.

S'han categoritzat els percentatges de cada partit segons els percentils P20, P40, P60 i P80 representats per una escala de colors. Cal notar que degut a la gran diferència de vots entre partits a les dues eleccions, cada mapa es basa en els seus percentils. Tan mateix, a simple vista comparen només la distribució espacial dels vots a cada partit, però no la distribució de vots totals a Barcelona Ciutat entre les diferents eleccions. Per a poder realitzar aquesta comparació cal fixar-se amb la taula de percentils o bé amb la llegenda de cada mapa.

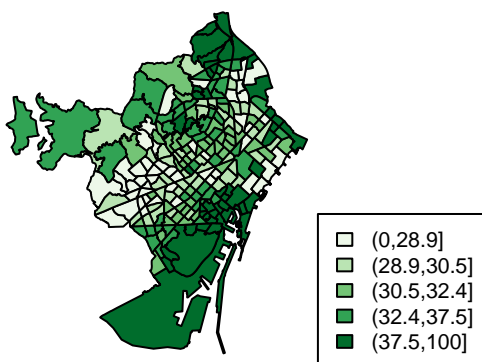
**Participacio**



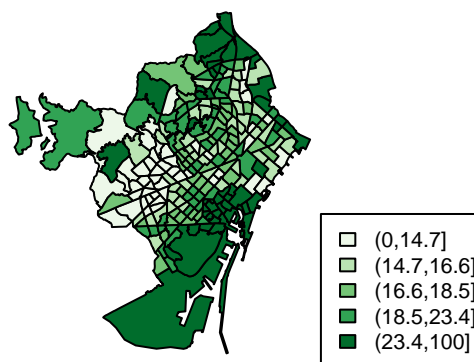
**Participacio**



**Abstencio**

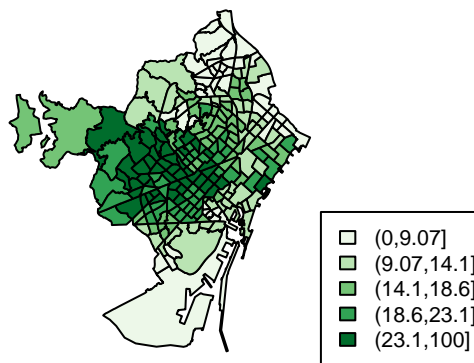
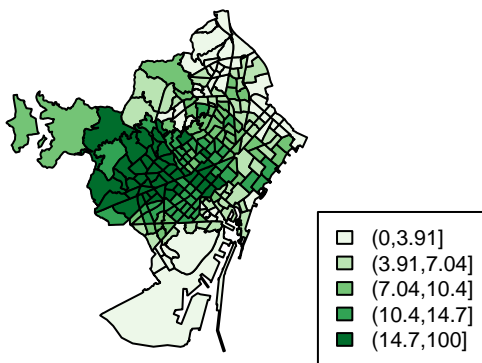


**Abstencio**



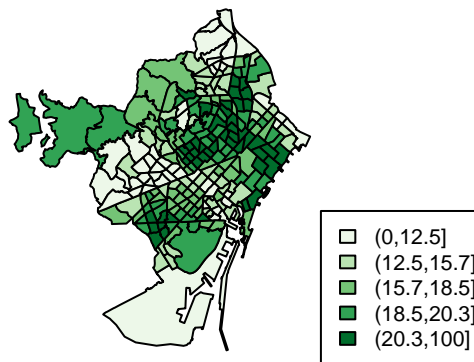
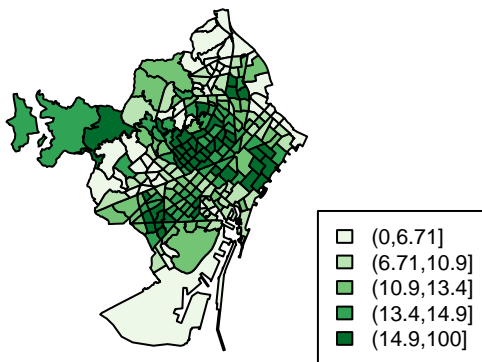
**CDC**

**JxCat**

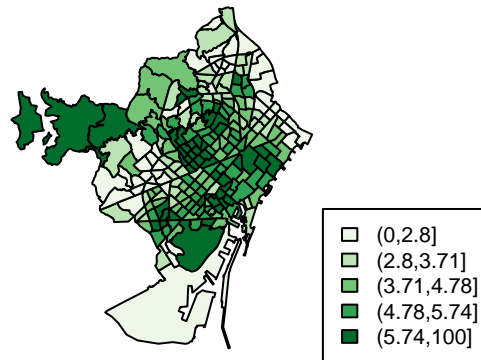


**ERC**

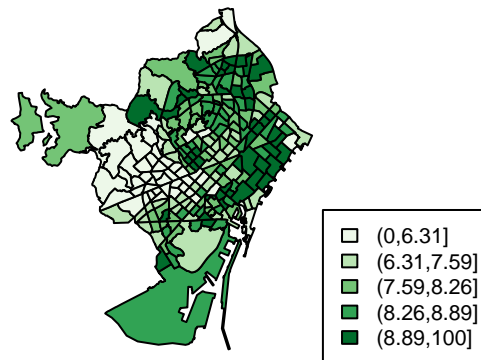
**ERC**



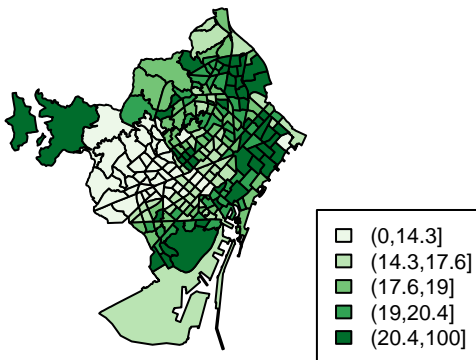
**CUP**



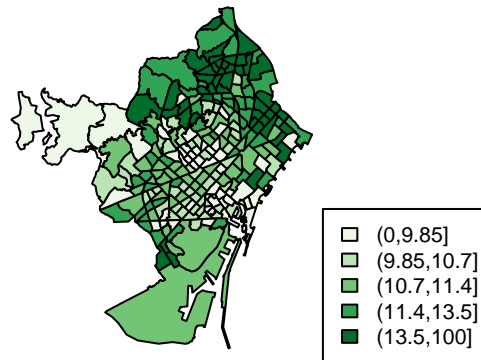
**ECP**



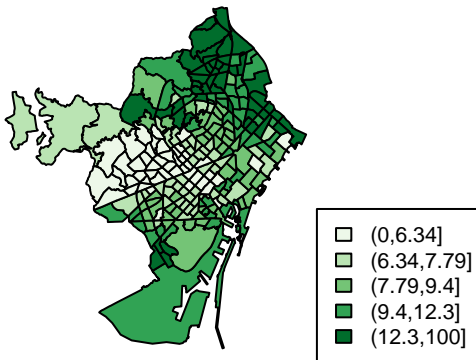
**PSC**



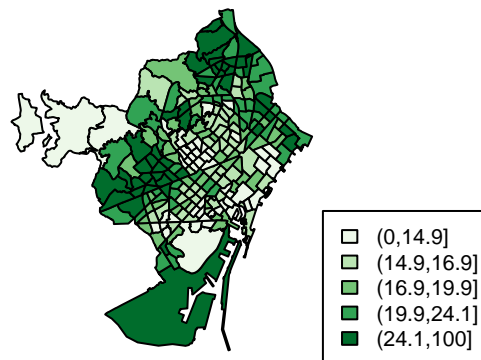
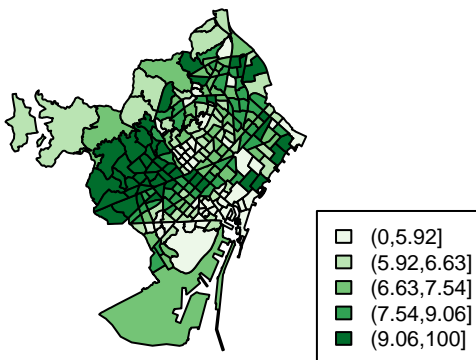
**PSC**



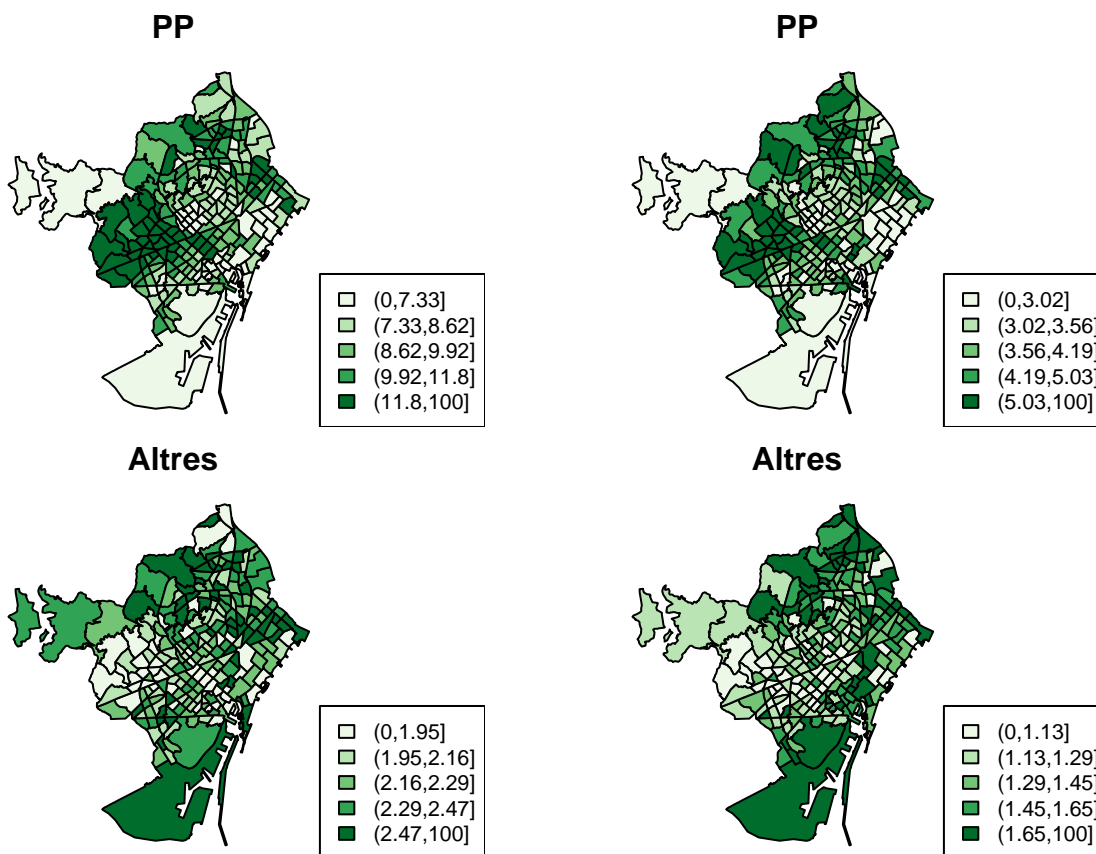
**Cs**



**Cs**







**Figura 2.2:** Distribució espacial del percentatge de vot a nivell d'Àrea Estadística Bàsica a Barcelona Ciutat per a les eleccions Generals del 2016 (primera columna) i al Parlament de Catalunya del 2017.

Taula 2.5: *Summary* amb percentils per als resultats de les eleccions Generals 2016 i Autonòmiques 2017 de Barcelona ciutat.

	Generals 2016							Autonòmiques 2017						
	min	Q0.2	Q0.4	mean	Q0.6	Q0.8	max	min	Q0.2	Q0.4	mean	Q0.6	Q0.8	max
Participacio	45.59	62.5	67.57	66.78	69.47	71.06	78.66	59.53	76.62	81.47	80.71	83.40	85.32	90.85
Abstencio	21.34	28.94	30.53	33.22	32.43	37.5	54.41	9.15	14.68	16.60	19.29	18.53	23.38	40.47
CDC/JxCat	0.44	3.91	7.04	9.1	10.39	14.68	23.55	3.30	9.07	14.08	15.93	18.56	23.06	30.57
ERC	2.48	6.71	10.91	11.34	13.42	14.86	20.64	3.40	12.49	15.70	16.42	18.50	20.26	24.21
CUP								0.51	2.80	3.71	4.36	4.78	5.74	10.19
ECP	1.61	14.34	17.58	17.04	19	20.39	26.81	1.15	6.31	7.59	7.50	8.26	8.89	12.26
PSC	2.46	6.34	7.79	9.12	9.4	12.26	17.48	7.30	9.85	10.67	11.54	11.36	13.47	18.01
Cs	2.92	5.92	6.63	7.65	7.54	9.06	17.45	8.41	14.94	16.90	19.49	19.88	24.10	43.74
PP	3.71	7.33	8.62	10.32	9.92	11.8	35.79	1.26	3.02	3.56	4.07	4.19	5.03	10.63
Altres	1.32	1.95	2.16	2.22	2.29	2.47	3.34	0.76	1.13	1.29	1.40	1.45	1.65	3.65

Utilitzant la taula 2.5 i el mapes de la figura 2.2, analitzarem els resultats electorals per a les dues eleccions.

Les direccions que s'utilitzaran a continuació, estan amb la referència cartesiana, que pot confondre amb la percepció dels habitants de la ciutat que prenguin el mar com a

referència, col·locant-lo com a sud de la ciutat.

La Participació més elevada es troba als districtes de Sarrià-Sant Gervasi i les corts, mentre que el mínims (o màxima abstenció) es troben principalment a Ciutat Vella, Sants-Montjuïc i Nou Barris.

La distribució de vots de CDC i JxCat és la més definida espacialment, on podem veure una gran correlació de proximitat concentrada sobre tot a Les Corts, Sarrià-Sant Gervasi i l'Eixample. JxCat és dels partits, com s'ha comentat anteriorment, que guanya vots tant en nombre com en proporció als altres partits, amb un increment de casi el 7% de mitjana a cada AEB al 2017 respecte el 2016.

ERC també és un dels partits que augmenta significativament tant el nombre de vots com la proporció, amb una pujada del voltant del 5% de mitjana a cada AEB, la concentració espacial dels vots, es manté força similar, amb els districtes Sant Martí, Sants-Monjuïc (a excepció dels dos Barris de Marina) i amb una concentració també elevada a la part centre-Nord de la ciutat.

La Cup, que només es presenta a les eleccions Autonòmiques de Catalunya, forma una distribució espacial semblant a ERC, on als barri de Vallvidrera, el Tibidabo i les Planes i al districte Sarrià-Sant Gervasi també hi troba una gran representació.

ECP és dels partits que veu una davallada més important, amb una mitjana del 10% de la representació a les AEBs. Amb una distribució espacial casi antagonista a CDC o JxCat, però sense ocupar del tot els barris més al Nord.

Per el contrari, el PSC és el partit amb més ocupació al Nord de la ciutat, particularment als districtes Nou Barris i Sant Andreu. Entre les eleccions, hi ha una diferència de percentatges del 2%. Visualitzant la diferència espacial, podem veure com es trasllada part dels percentatges de vots del Est al Oest de la ciutat.

Finalment Cs i PP, comparteixen habitualment el repartiment dels seus vots al mapa, compartint fins i tot els canvis entre les eleccions. Els percentatges de vot més elevats per aquests partits es troben als barris de Sarrià, les tres Torres i el districte de Les Corts així com el Nord de la ciutat. Cs té gran presència als barris de la Marina del Prat Vermell, situat al extrem Sud de la ciutat. Fent referència als percentatges de vots i la representació general respecte als altres partits, mentre que el PP es redueix de mitjana un 6% aproximadament (de 10.32% al 4.07%) Cs creix del 7.65% al 19.49%, convertint-se en el partit més votat de Barcelona a les eleccions al Parlament de Catalunya del 2017.

En general la distinció entre la distribució espacial del percentatge de vot es manté força constant entre les eleccions a la mateixa categoria.

## 2.3 Descriptiva dades sociodemogràfiques

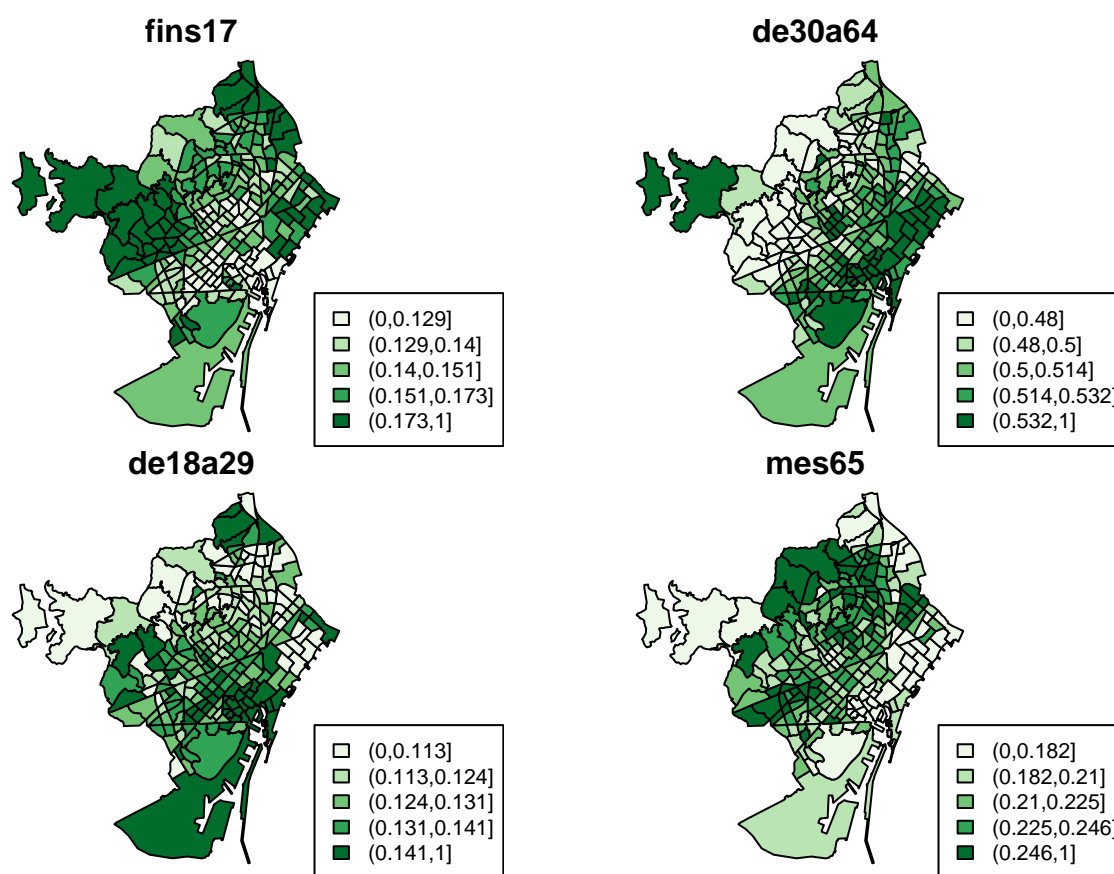
En aquest apartat explorarem les variables sociodemogràfiques que componen le característiques de cada AEB de Barcelona.

Primer s'exploraran els grups de variables relatives entre sí, representant les proporcions de cada zona dels grups d'edat, el país d'origen de naixement, el nivell d'estudis i l'ús del sòl.

Seguidament s'explorà altres variables poblacionals a nivell AEB's i les registrades a nivell de barris per a tenir un millor coneixement de la distribució espacial de les característiques de la ciutat i de la gent que hi està empadronada.

### 2.3.1 Grup d'edats

Com s'ha explicat en l'apartat de transformacions realitzades, originalment es disposava d'una variable per al nombre de persones per a cada edat (una columna per a cada interval d'un any). Per a realitzar un millor tractament de les dades, s'han agrupat en quatre grups: menors de 18 anys; sense dret a vot, gent jove de 18 als 29 anys, adults de 30 a 64 i finalment la gent gran a partir del 65, l'edat de jubilació.



**Figura 2.3:** Distribució espacial dels grups d'edat a nivell d'AEB a Barcelona Ciutat.

Taula 2.6: Percentils per als rang de valors de les variables que componen grups d'edat de Barcelona

	min	Q0.2	Q0.4	mean	Q0.6	Q0.8	max
fins17	0.091	0.129	0.140	0.152	0.151	0.173	0.289
de18a29	0.061	0.113	0.124	0.129	0.131	0.141	0.228
de30a64	0.402	0.480	0.500	0.506	0.514	0.532	0.595
mes65	0.075	0.182	0.210	0.213	0.225	0.246	0.318

La figura 2.3 podem veure com es distribueixen els grups d'edats a la ciutat de Barcelona, concentrant-se els menors d'edat als districtes de Sarrià-Sant Gervasi i Les Corts, on 17.3% o més de la població empadronada pertanyen en aquesta franja d'edat, mentre que a Ciutat Vella i l'Eixample es troba la menor concentració de menors de 18 anys.

Al districte de Ciutat Vella, és on la proporció de gent jove és més elevada, variable amb concentracions més repartides per Barcelona.

Pel que fa al grup més ampli (de 30 a 64 anys), s'agrupa en els districtes de Sant Martí, Ciutat Vella. La gent gran (més de 65 anys), es troben en més proporció als barris més residencials com a Les Corts o bé al nord de la ciutat, especialment al districte d'Horta-Guinardó.

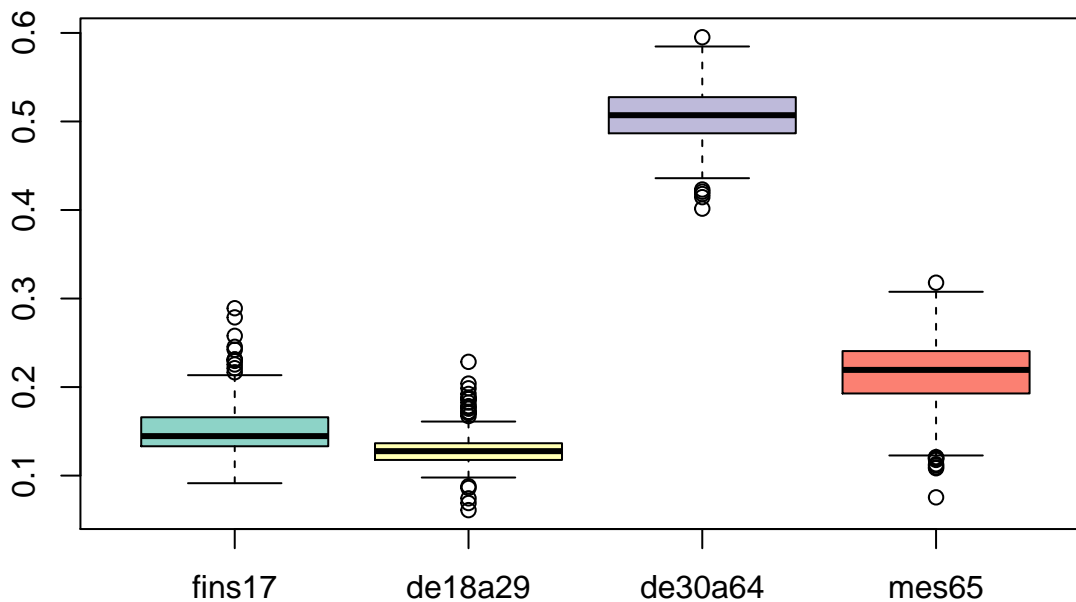


Figura 2.4: Boxplot dels grups d'edat a Barcelona ciutat.

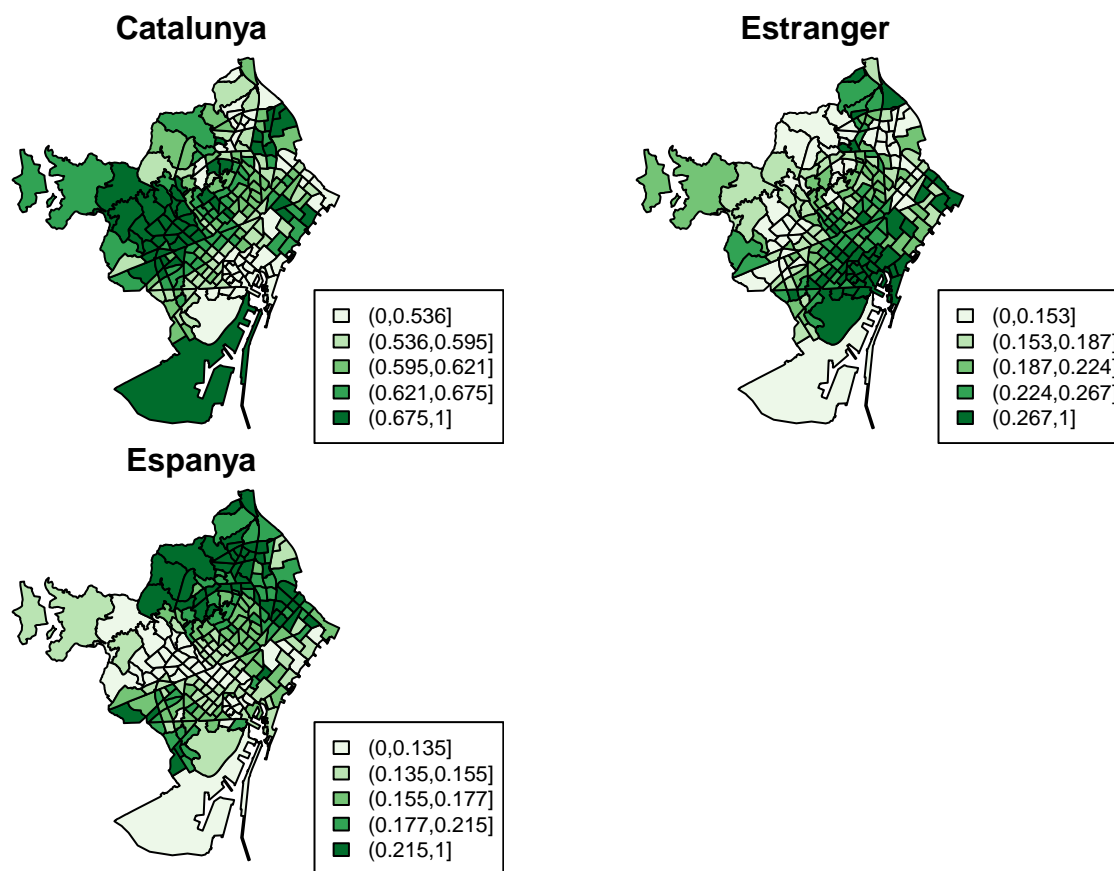
A la figura 2.4 i a la taula 2.6, veiem com els grups més importants són els d'edat de treballar i la gent gran ja que aquest incorporen més grups d'edat i la natalitat ha

decregut molt respecte a fa 60 anys.

Fixant-nos en els *outliers* però, podem veure com hi ha AEB's amb unes característiques força diferents a la mitjana amb menys del 10% de gent gran o bé amb un 30% de menors.

### 2.3.2 Origen de naixement

Un altre variable molt transformada ja que inicialment es disposava de tantes variables com països i comunitats autònomes d'origen de naixement de la gent empadronada actualment a la ciutat de Barcelona. Agrupades finalment en tres grups principals: Els nascuts a Catalunya, Espanyols no nascuts a Catalunya i habitants de la ciutat que han nascut fora d'Espanya.



**Figura 2.5:** Distribució espacial de l'origen de naixement a nivell d'AEB a Barcelona Ciutat.

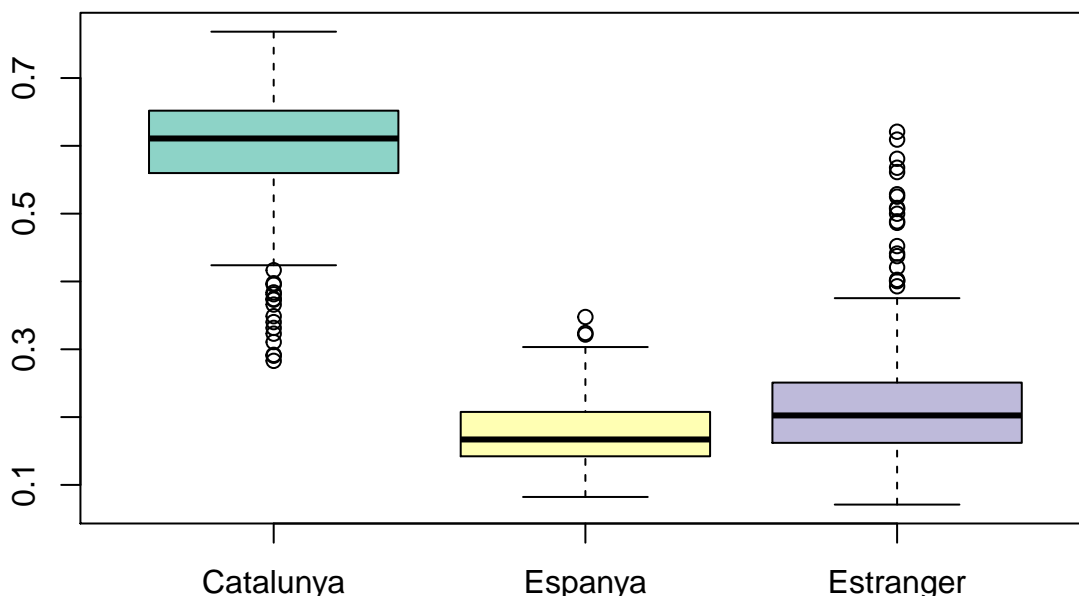
L'origen de naixement és un grup de variables amb força correlació espacial ja que com es pot apreciar a la figura 2.5 els nascuts a Catalunya es concentren principalment a Les Corts i Sarrià-Sant Gervasi incloent-hi el barri de Sants-Montjuïc situat més al Sud de la ciutat.

Els espanyols no nascuts a Catalunya se situen al nord de la ciutat. La major proporció

Taula 2.7: Percentils per als rang de valors de les variables que componen l'origen de naixement de Barcelona

	min	Q0.2	Q0.4	mean	Q0.6	Q0.8	max
Catalunya	0.283	0.536	0.595	0.596	0.621	0.675	0.768
Espanya	0.082	0.135	0.155	0.178	0.177	0.215	0.348
Estranger	0.071	0.153	0.187	0.226	0.224	0.267	0.621

d'estrangers es troba als districtes de Ciutat Vella i l'Eixample, i al barri el Poble Sec.



**Figura 2.6:** Boxplot de les variables origen de naixement.

Tal i com es representa a la figura 2.6 i a la taula 2.7, els barcelonins nascuts a Catalunya són el grup amb més representació a Barcelona Ciutat, amb una mitjana del 59.6%, seguit per els estrangers amb una mitjana del 22.6%, amb AEB on, fixant-nos en els *outliers*, la concentració és superior al 50%.

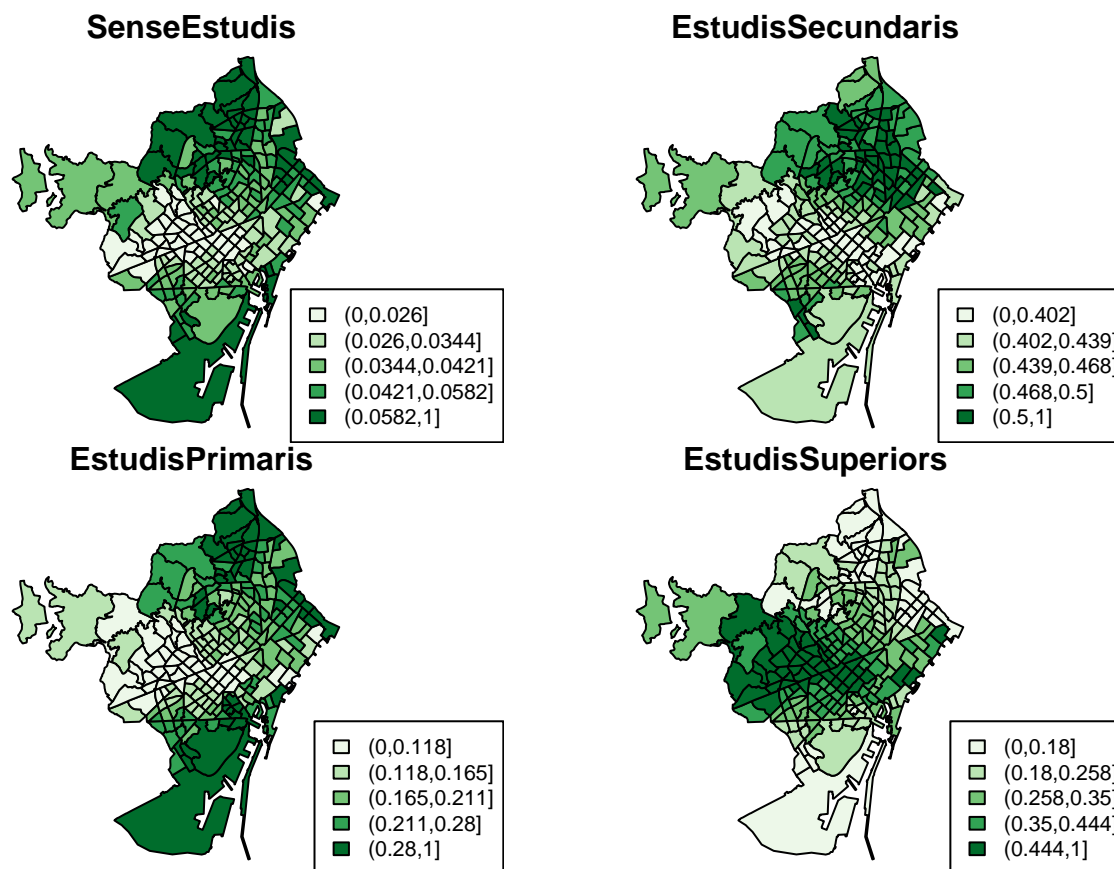
Per últim es troben els espanyols no nascuts a Barcelona, tenint una representació del 17.8% de mitjana per AEB, sent el grup amb un rang de valors més reduït (del 6% al 35% aproximadament).

### 2.3.3 Nivell acadèmic

A les enquestes municipals del padró, la titulació acadèmica consta com a variable a recollir, d'aquesta manera tenim informació per AEBs de la proporció d'habitants segons el nivell d'estudis.

Tenim quatre variables que representen quina és la titularitat acadèmica més elevada

que la gent disposa; sense estudis, estudis primaris, estudis secundaris (originalment separades en a les variables ESO i Batxillerat superior) i estudis superiors.

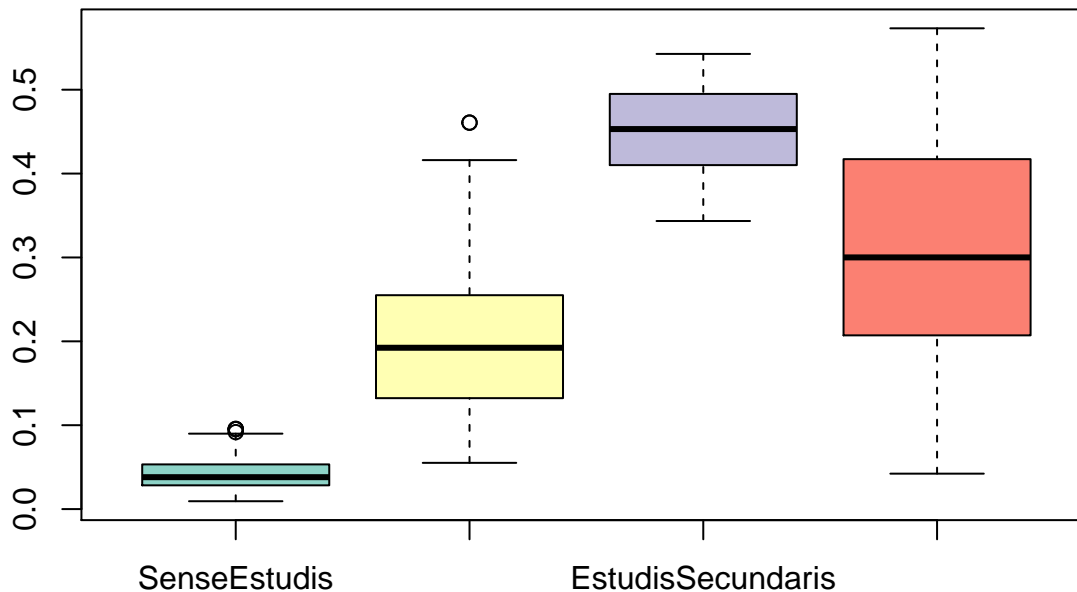


**Figura 2.7:** Distribució espacial del Nivell Acadèmic per les AEBs a Barcelona Ciutat.

Taula 2.8: Percentils per als rang de valors de les variables que componen el nivell acadèmic de Barcelona

	min	Q0.2	Q0.4	mean	Q0.6	Q0.8	max
SenseEstudis	0.009	0.026	0.034	0.043	0.042	0.058	0.096
EstudisPrimaris	0.055	0.118	0.165	0.200	0.211	0.280	0.461
EstudisSecundaris	0.343	0.402	0.439	0.451	0.468	0.500	0.543
EstudisSuperiors	0.042	0.180	0.258	0.307	0.350	0.444	0.573

La figura 2.7, es pot distingir molt clarament com el percentatge de persones amb estudis Superiors respecte els altres nivells acadèmics a les AEB's ocupa horitzontalment la ciutat de Barcelona, especialment als districtes Les Corts i Sarrià-Sant Gervasi. La zona anàloga l'ocupen simultàniament les variables sense estudis i estudis primaris casi idèntics en la distribució espacial conjuntament amb la proporció dels estudis secundaris. Per tant, tornem a trobar un altre variable amb una gran correlació espacial segons la zona de Barcelona.



**Figura 2.8:** Boxplot de les variables que componen el Nivell acadèmic.

Al Boxplot de la figura 2.8 i amb la taula 2.8, podem veure que la mitjana de percentatges de gent sense estudis a les àrees estadístiques bàsiques de Barcelona és del 4.3%, amb un màxim del 9.6% i el mínim inferior al 1%. La titulació que representa més a la població de Barcelona són els estudis secundaris, amb una mitjana de persones del 45.1% que disposen d'estudis secundaris com a màxima titulació acadèmica.

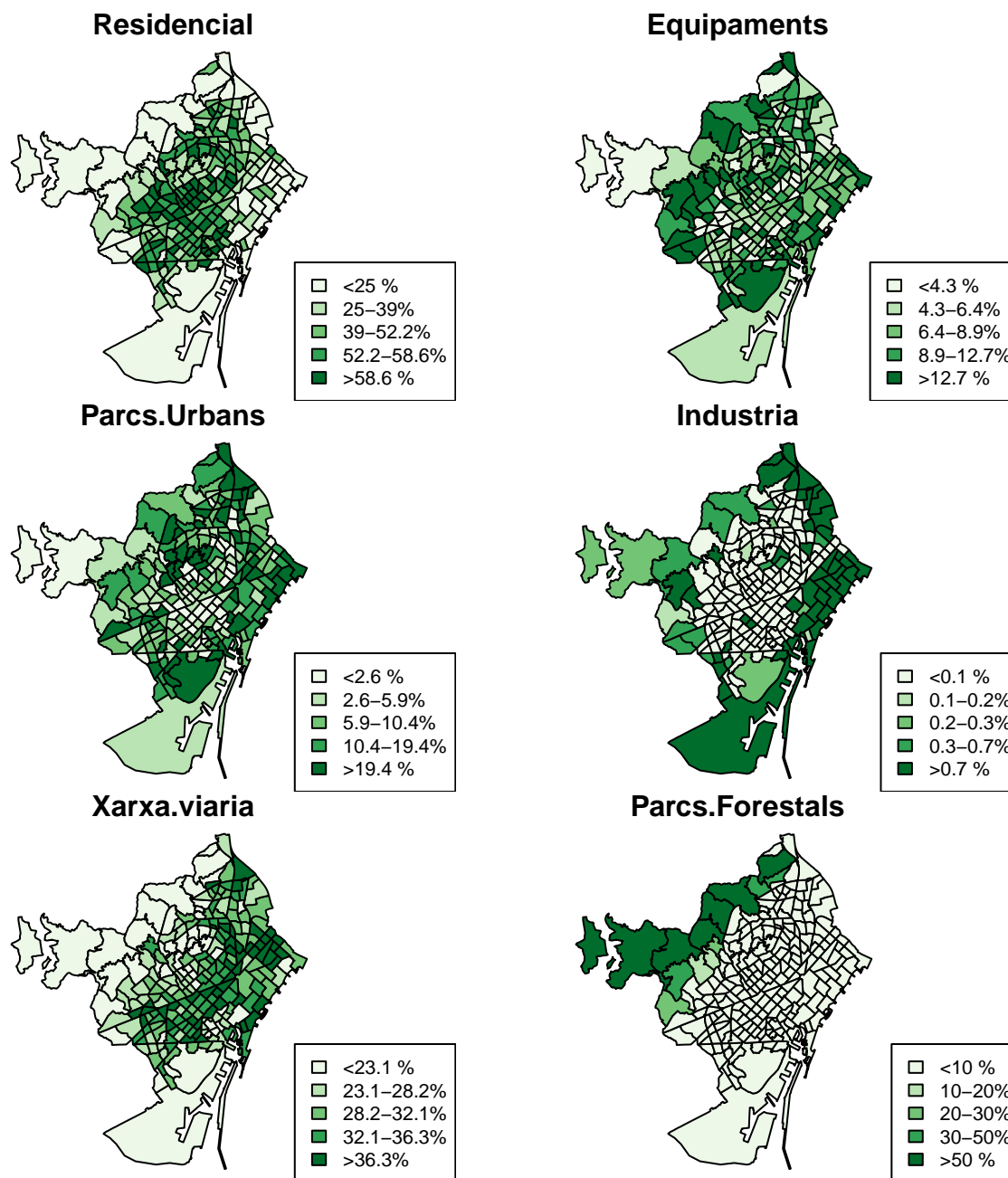
Els estudis superiors, tot i tenir una mitjana inferior, demostren una gran variabilitat, havent-hi AEBs amb només un 4.2% de graduats universitaris mentre altres arriben al 57.3% del total.

La proporció d'habitants sense estudis secundaris es força elevat considerant que és obligatòria des de fa dècades, amb una mitjana de 20% dels empadronats amb només estudis primaris i amb percentatges fins al 46.1% en certes AEB's de Barcelona.

### 2.3.4 Ús del sòl

Aquest grup de variables caracteritzen l'ús que se li fa al sòl de cada AEB de Barcelona Ciutat. L'ús del sòl s'assigna a les següents variables: Ús Residencial, Equipaments (qualsevol àmbit espacial o territorial que estigui vinculat al conjunt d'activitats humanes d'interès públic, social o comunitari), Parcs Urbans, Indústria, Xarxa Viària (conjunt de les vies de circulació destinades a articular el transport terrestre en una zona geogràfica) i finalment en Parcs Forestals.





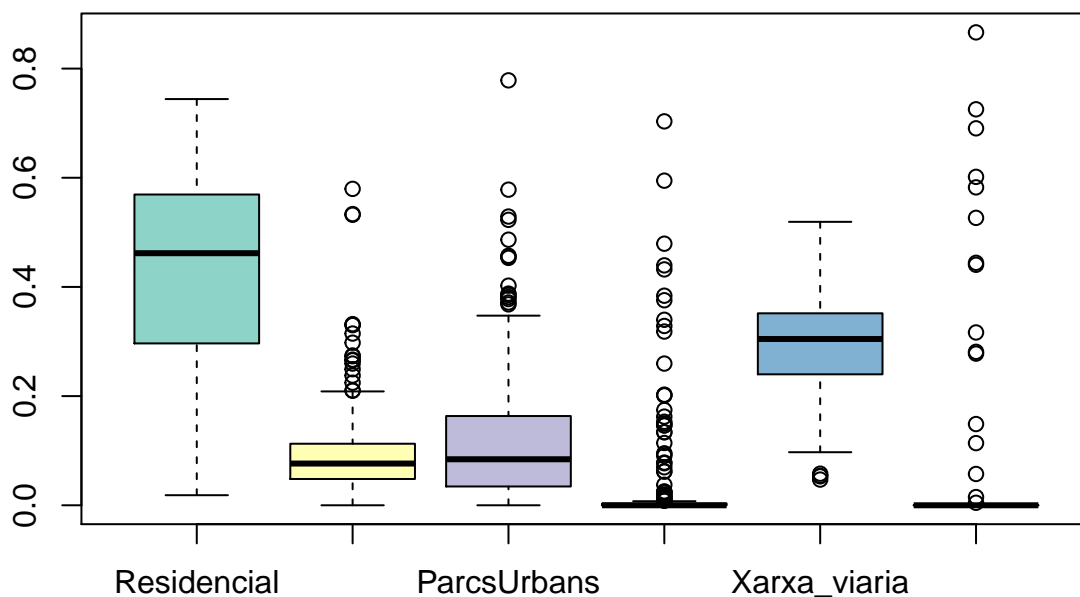
**Figura 2.9:** Distribució espacial del l'ús del sòl de les AEBs a Barcelona Ciutat.

En referència als mapes de la figura 2.9, l'ús residencial del sòl se situa més al centre, com és d'esperar a les grans ciutats. La indústria al contrari, te una distribució gairebé oposada a les zones més residencials, concentrant-se a la perifèria. Comportament similar però en menys mesura de la distribució espacial dels Parcs Urbans respecte altres usos de sòl de la ciutat.

Finalment cal comentar que de parcs Forestals només hi ha a les zones més properes al Parc Natural de Collserola al Nord-Oest de la ciutat.

Taula 2.9: Percentils per als rang de valors de les variables que componen l'ús del sòl de Barcelona

	min	Q0.2	Q0.4	mean	Q0.6	Q0.8	max
Residencial	0.018	0.250	0.398	0.428	0.522	0.586	0.744
Equipaments	0.000	0.043	0.064	0.097	0.089	0.127	0.580
ParcsUrbans	0.000	0.026	0.059	0.121	0.104	0.194	0.778
Industria	0.000	0.000	0.000	0.032	0.000	0.007	0.703
Xarxa_viaria	0.047	0.231	0.282	0.296	0.321	0.363	0.519
ParcsForestals	0.000	0.000	0.000	0.026	0.000	0.000	0.866



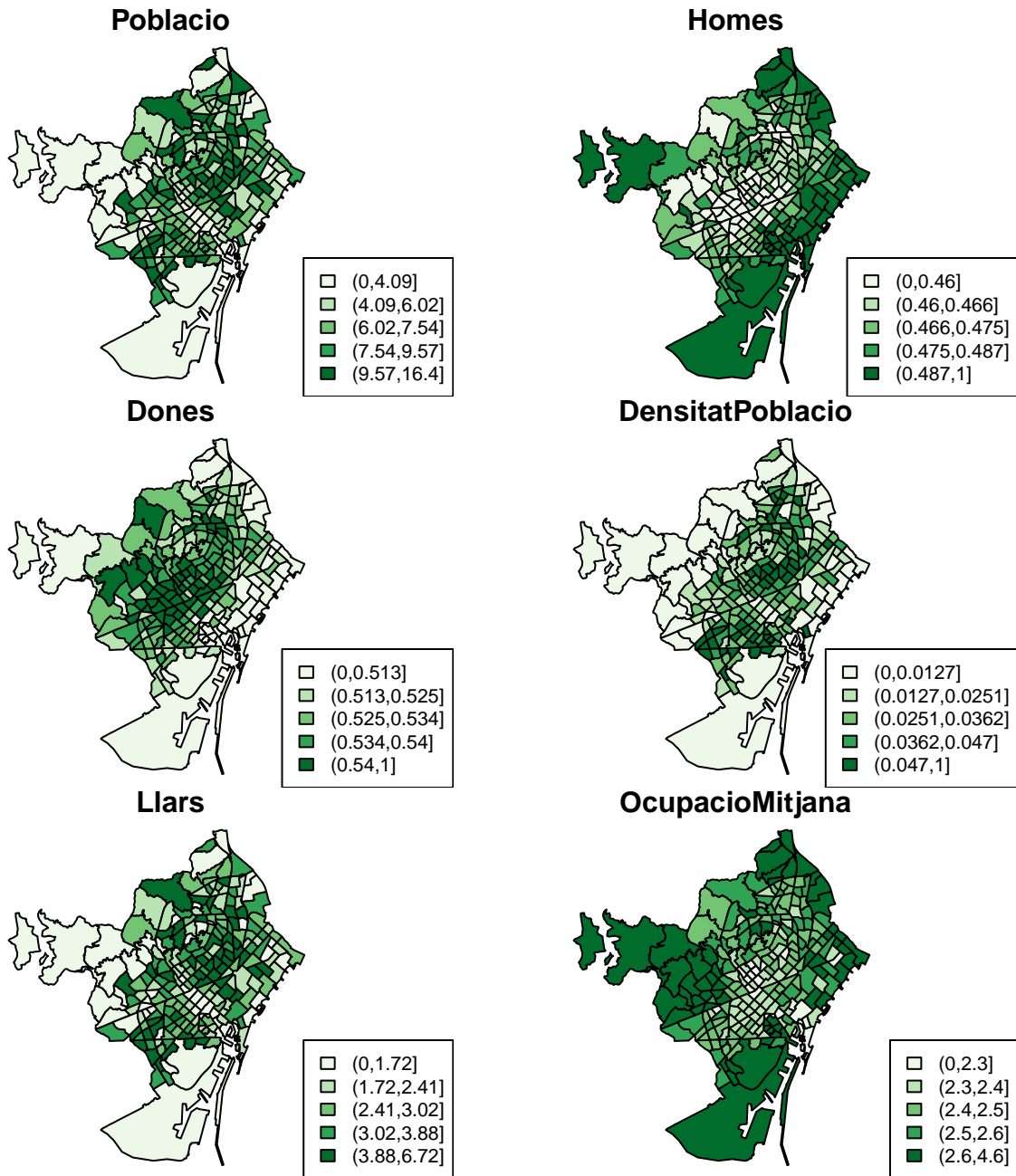
**Figura 2.10:** Box plot representatiu de la distribució de l'ús del sòl a les AEB's de Barcelona.

A la figura 2.10 i la taula 2.9, veiem com l'ús del sol a la ciutat de Barcelona es principalment residencial amb un 42.8% de mitjana, seguit per la xarxa viaria, Parcs urbans i els equipaments de la ciutat.

Les variables Industria i parcs forestals són 0 a moltes AEBs però en altres son molt presents, fins i tot arribant al 80% de sòl com podem veure als *outliers* del gràfic.

### 2.3.5 Altres dades social demogràfiques registrades per a cada AEB a Barcelona.

A continuació, sense entrar al detall, es presenten utilitzant gràfics, mapes i taules resum, les demés variables social demogràfiques recopilades per AEB. La variable Llars fa referència al nombre d'habitatges ocupats a cada zona d'estudi, i l'Ocupació mitjana al nombre mitjà de persones que viuen a les llars.



**Figura 2.11:** Distribució espacial variables poblacionals per AEBs de Barcelona. La llegenda del mapa de la població està en milers de persones

Taula 2.10: Percentils de les variables poblacionals per AEBs de Barcelona

	min	Q0.2	Q0.4	mean	Q0.6	Q0.8	max
Poblacio	568.000	4094.000	6016.200	6907.936	7541.200	9568.800	16389.000
Homes	0.438	0.460	0.466	0.475	0.475	0.487	0.587
Dones	0.413	0.513	0.525	0.525	0.534	0.540	0.562
DensitatPoblacio	0.000	0.013	0.025	0.031	0.036	0.047	0.111
Llars	249.000	1719.000	2412.400	2811.910	3015.200	3881.000	6717.000
OcupacioMitjana	2.000	2.300	2.400	2.476	2.500	2.600	3.600

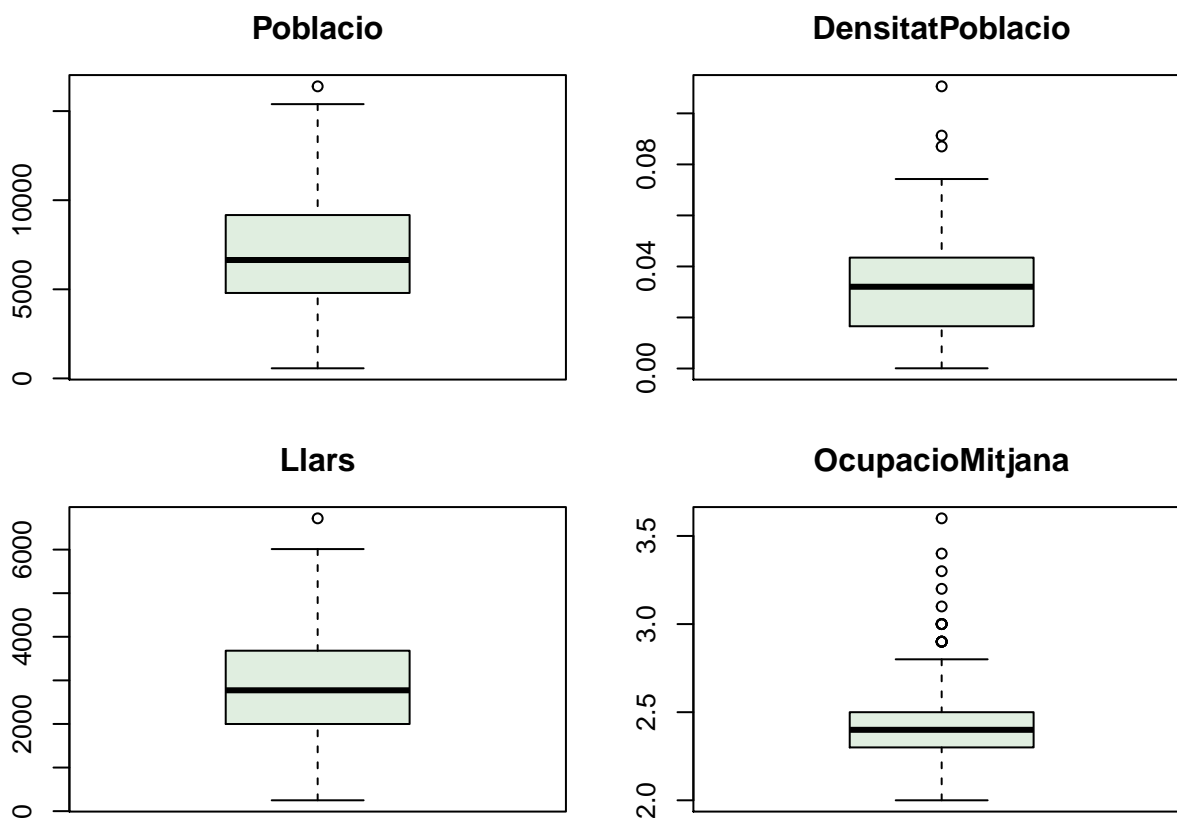


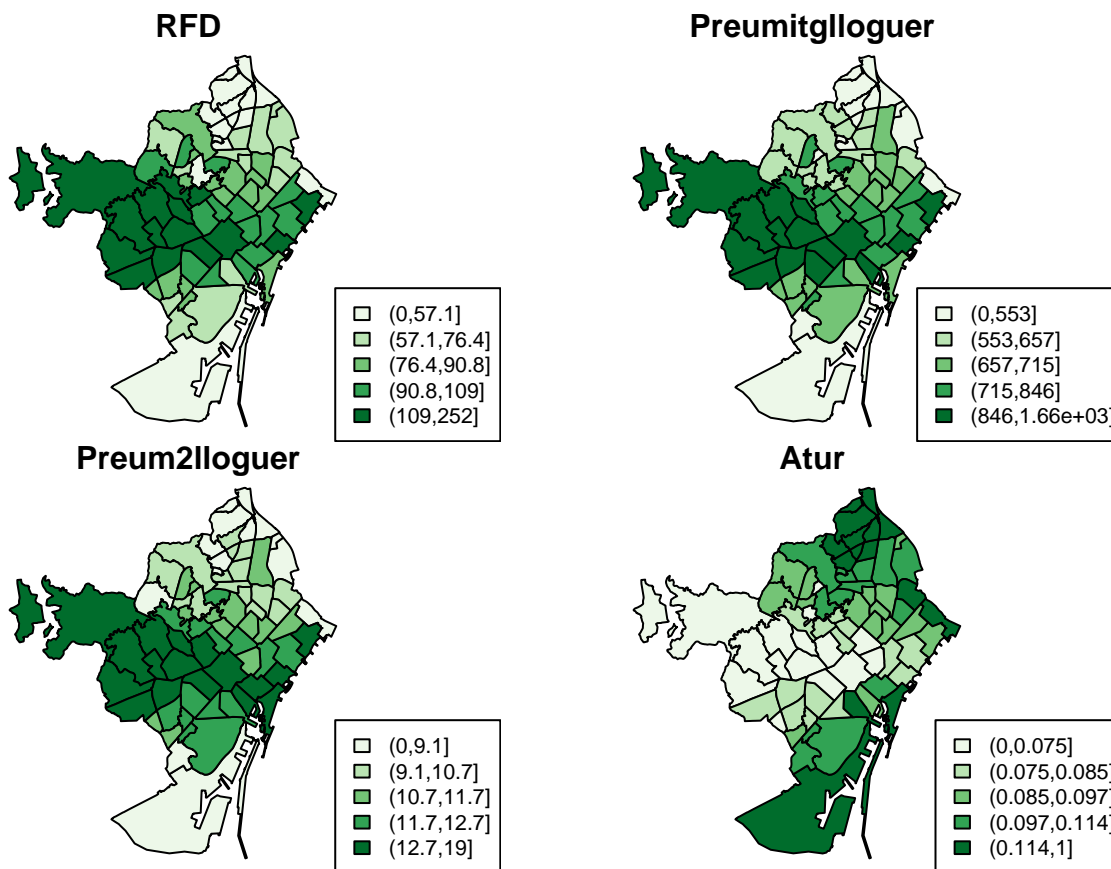
Figura 2.12: Boxplots variables poblacionals per AEBs de Barcelona.

Taula 2.11: Percentils variables poblacionals per Barris de Barcelona

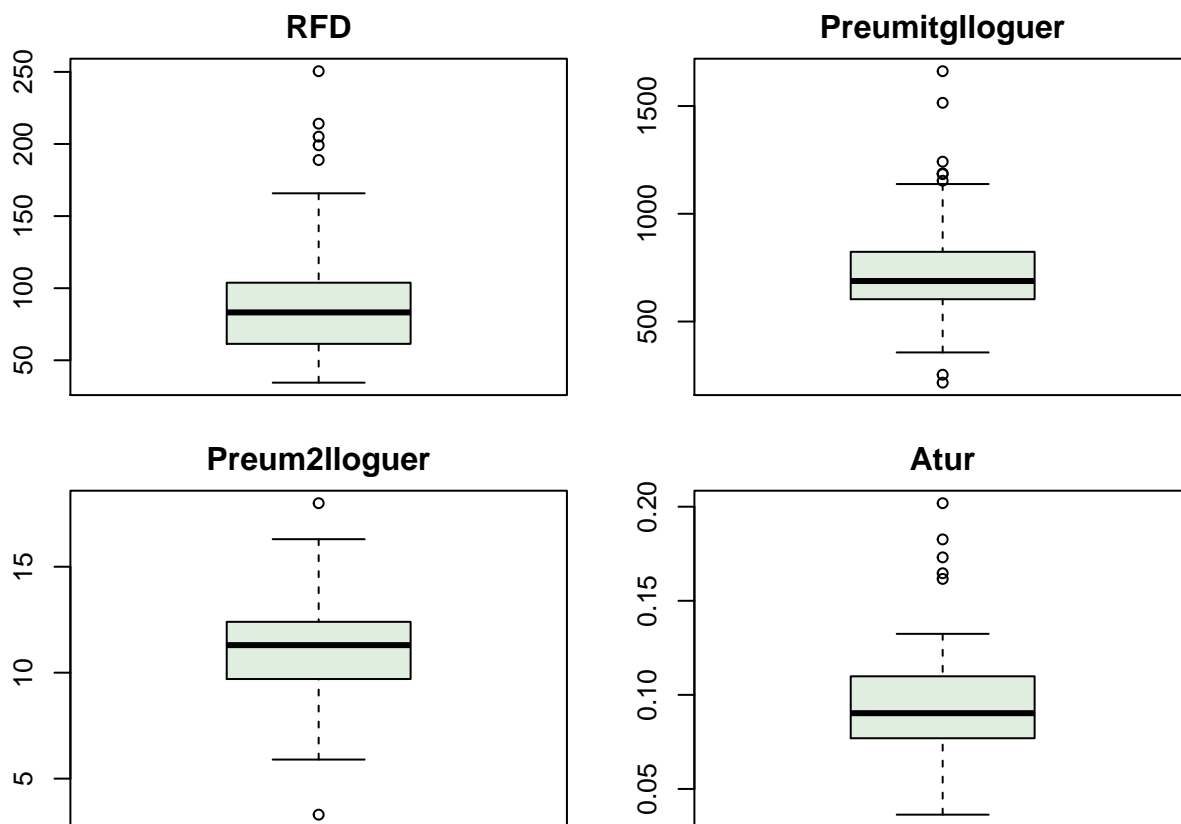
	min	Q0.2	Q0.4	mean	Q0.6	Q0.8	max
RFD	34.500	57.140	76.440	92.297	90.840	109.340	250.500
Preumitgloguer	216.400	553.280	656.820	731.852	714.760	845.740	1661.800
Preum2lloguer	3.300	9.100	10.660	11.088	11.700	12.700	18.000
Atur	0.036	0.075	0.085	0.094	0.097	0.114	0.202

### 2.3.6 Mapes variables per Barris de Barcelona

Per finalitzar l'apartat, es presenten les variables que es varen recollir o bé son el resultat d'un estudi dels Barris. Aquestes variables són la Renda Familiar Disponible (RFD), el preu mitjà del lloguer, tant en preu totals com el preu mitjà per metre quadrat, i finalment la taxa d'Atur.



**Figura 2.13:** Distribució espacial variables poblacionals per Barris de Barcelona Ciutat.



**Figura 2.14:** Boxplots variables poblacionals registrades per Barris de Barcelona.

# Capítol 3

## Modelització estadística Bayesiana

En aquest capítol es pretén introduir els conceptes clau de l'estadística bayesiana, des del model bayesià en general, fins al model clúster multinomial que aplicarem a les dades.

### 3.1 Model estadístic

El model estadístic és l'objecte central de l'estadística, és l'àtom de l'estadística i el punt de partida en comú abans de bifurcar-se de l'estadística Freqüentista i Bayesiana. Un model estadístic  $M$  és una llista de distribucions (models) de probabilitats indexada per un paràmetre  $\theta$  (escalar, vector o matriu) que sabem que pertany a un espai de paràmetres  $\theta \in \Omega$ , aleshores escrivim el model Estadístic com:

$$M = \{P(Y|\theta), \theta \in \Omega\}$$

### 3.2 Model Bayesià

El model Bayesià parteix del Model Estadístic,  $M = \{P(Y|\theta), \theta \in \Omega\}$ , però està disposat a tractar el paràmetre com una variable aleatòria que tindrà la seva distribució de probabilitat,  $\pi(\theta)$ .

Aquesta distribució  $\pi(\theta)$  és la distribució a priori i ha de reflectir el nostre coneixement a priori sobre  $\theta$  abans d'observar les dades. Per tant el model bayesià es defineix per la llista de distribucions de probabilitat que comparteixen el mateix espai mostral i ordenades per la distribució a priori:

$$(M, \pi(\theta)) = \{p(y|\theta), \theta \in \Omega; \pi(\theta)\}$$

A diferència del model freqüentista, en la inferència bayesiana es tracten tots els paràmetres com a variables aleatòries de manera que la informació s'obté primer de la informació a priori (mitjançant les distribucions a priori de cada paràmetre,  $\pi(\theta)$ ) i de les dades, mitjançant la funció de versemblança de  $\theta$ ,  $L_y(\theta)$ .

Tot el que sabem del paràmetre, un cop observades les dades, està a la distribució a posteriori  $\pi(\theta|y)$  i per tant serà l'objecte que utilitzarem per a fer inferència. Aquesta distribució a posteriori es calcula utilitzant el teorema de Bayes i la definim com:

$$\pi(\theta|y) = \frac{p(\theta, y)}{p_\pi(y)} = \frac{p(y|\theta)\pi(\theta)}{\int_{\Omega} p(y|\theta)\pi(\theta)d\theta} \propto L_y(\theta)\pi(\theta)$$

La distribució a posteriori, per tant, és un compromís entre la versemblança i la a priori,  $L_y(\theta)\pi(\theta)$ . La informació que suposem a priori sobre el paràmetre,  $\pi(\theta)$ , s'actualitza a través de la informació que aporten les dades a través de  $L_y(\theta)$ , i tot combinat porta a  $\pi(\theta|y)$ . El model Bayesià per tant no ajusta un model, si no que l'actualitza, canviant l'ordre de credibilitat de les distribucions de la llista un cop observades les dades, obtenint:

$$(M, \pi(\theta|y)) = \{p(y|\theta), \theta \in \Omega; \pi(\theta|y)\}$$

Una bona elecció de la distribució a priori és clau per aconseguir un bon model, per tant és molt important fer la recerca necessària per utilitzar la  $\pi(\theta|y)$  que capturi millor el que sabem de  $\theta$ . En funció del coneixement que tinguem sobre  $\theta$  es pot definir una distribució més informativa o menys.

Hi ha una família de distribucions a priori especialment útils, les distribucions conjugades. Una distribució a priori és conjugada per a un model  $M$  si la distribució a posteriori és de la mateixa família que la distribució a priori. Aquestes distribucions a priori tenen l'avantatge que faciliten molt l'anàlisi Bayesià, ja que per calcular la distribució a posteriori només cal actualitzar el valor dels paràmetres de la distribució a priori.

Els mètodes de simulació de Montecarlo basats en Cadenes de Markov (MCMC), eviten resoldre integrals analíticament intractables per a calcular la distribució a posteriori quan no es parteix de distribucions a priori conjugades. Aquest mètode combinat amb l'avanç computacional, és el que ha fet ressorgir l'estadística bayesiana, ja que el càlcul de la posteriori de forma explícita podia molts cops, no ser viable.

Un altre element important per a la selecció i la validació de models Bayesians són les distribucions predictiva a priori i predictiva a posteriori.

La distribució predictiva és la distribució marginal de  $y$ ,  $p_\pi(y)$  i expressa el nostre coneixement sobre l'espai mostral. La distribució predictiva a priori té per densitat de probabilitat:

$$p_\pi(\tilde{y}) = \int_{\Omega} p(\tilde{y}|\theta)\pi(\theta)d\theta = E_{\pi(\theta)}[p(\tilde{y}|\theta)]$$

on  $\tilde{y}$  simbolitza una observació futura i on  $p_\pi(\tilde{y})$  és un promig ponderat de totes les  $p(\tilde{y}|\theta)$  fent servir com a ponderació  $\pi(\theta)$ . Podem fer servir la distribució predictiva a priori per fer prediccions abans d'observar les dades.



Anàlogament definim la distribució predictiva a posteriori com:

$$p_{\pi}(\tilde{y}|y) = \int_{\Omega} p(\tilde{y}|\theta)\pi(\theta|y)d\theta = E_{\pi(\theta|y)}[p(\tilde{y}|\theta)]$$

que és el promig ponderat de  $p(\tilde{y}|\theta)$ , ara ponderat segons  $\pi(\theta|y)$ .

Per a realitzar inferència sobre futurs valors de  $y$  només cal simular valors a partir de la distribució predictiva a posteriori mentre que per fer inferència sobre el paràmetre d'interès caldrà fer-lo sobre la distribució a posteriori. Per les estimacions puntuals cal agafar un estadístic de tendència central amb les dades generades i per als intervals es poden agafar els valors llindar dels percentils que siguin més adequats per al problema. Poder veure gràficament la forma tant de les  $y$  generades o els paràmetres, és un gran avantatge a l'hora de fer inferència i prendre decisions.

### 3.3 Model Multinomial Bayesià

El model estadístic de partida a l'hora de modelar dades categòriques és el model Multinomial, que suposa que les dades provenen de la realització de  $N$  experiments independents tals que cada experiment pot prendre una de les  $m$  possibles categories amb una probabilitat associada a cada una d'elles. Les  $m$  categories de la Multinomial se suposen mútuament excloents i exhaustives, en el sentit que cobreixen tots els possibles resultats d'un experiment.

En el cas de les dades electorals que disposem, suposant que cada elector ha escollit de forma independent als altres electors una i només una de les opcions disponibles (votar a un partit, votar en blanc o abstenir-se), d'acord amb un perfil de probabilitats  $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_m)$ .

Podem expressar el model estadístic Multinomial per dades categòriques com:

$$M = \left\{ \prod_{i=1}^n \text{Multinomial}(y_i|N_i, \theta = (\theta_1, \dots, \theta_m)); \theta_j \in [0, 1] \text{ per } j = 1, \dots, m, \text{ amb } \sum_{j=1}^m \theta_j = 1 \right\}$$

on  $\theta_j$  és la probabilitat de la  $j$ -èssima categoria,  $m$  és el nombre de categories,  $N$  és el nombre de registres (files) i on  $y = (y_1, y_2, \dots, y_m)$  són els comptatges de les  $m$  categories de la fila.  $\text{Multinomial}(y_i|N_i, \theta)$  representa el model de probabilitat amb funció de probabilitat igual a:

$$p(y_i|N_i, \theta_i) = \frac{N_i!}{\prod_{j=1}^m y_{ij}!} \prod_{j=1}^m \theta_j^{y_{ij}}$$

Tindrem una probabilitat  $\theta_j$  associada a l'opció de vot  $j$  (partit, nul/blanc o abstenció) que representa la probabilitat de votar el partit  $j$ , i un vector associat a l'àrea estadística bàsica  $i$  amb el nombre de vots obtingut per cada un dels  $m$  partits.

En aquest cas per tant, el model estadístic de partida és una llista de distribucions Multinomials indexada per  $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_m)$  que pot prendre qualsevol valor del símplex de  $\mathbb{R}^m$  ( $\theta_j \in [0, 1]$  per  $j = 1, \dots, m$ , amb  $\sum_{j=1}^m \theta_j = 1$ ), que suposarem que és l'espai de paràmetres.

El model Multinomial suposa que les files de la taula,  $y_i = (y_{i1}, \dots, y_{im})$  per  $i = 1, 2, \dots, N$  és una mostra d'observacions condicionalment independents i idènticament distribuïdes d'una *Multinomial*( $N_i, \theta$ ), on el valor de  $\theta$  és el mateix per a totes les files.

Com s'ha comentat a l'apartat anterior, utilitzar la família conjugada és un gran ajut a l'hora de formular els models, per tant farem servir com a distribució a priori la conjugada de la Multinomial. Aquesta és la distribució Dirichlet amb  $m$  categories, representada per *Dir*( $\alpha_1, \dots, \alpha_m$ ), amb la funció de probabilitat següent:

$$\pi(\theta|\alpha) = \frac{\Gamma(\sum_{j=1}^m \alpha_j)}{\prod_{j=1}^m \Gamma(\alpha_j)} \prod_{j=1}^m \theta_j^{\alpha_j - 1}$$

on  $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m)$  és tal que  $\alpha_j > 0$  per  $j = 1, \dots, m$ .

Per tenir el model bayesià completament definit caldrà determinar els paràmetres de la distribució Dirichlet. Per distingir entre els paràmetres dels quals es farà inferència dels coneguts a priori escriurem en lletres gregues els desconeguts i en llatines els coneguts. Així doncs, el nostre model estadístic bayesià per a dades electorals queda definit com:

$$\begin{aligned} y_i|\theta &\sim \text{Multinomial}(N_i, \theta) \\ \theta &\sim \text{Dirichlet}(a_1, \dots, a_m) \end{aligned}$$

### 3.4 Anàlisi Clúster Multinomial Bayesià

En aquest capítol es tracten els mètodes de classificació per clústers paramètrics, concretament l'anàlisi de clúster multinomial bayesià que és el que millor s'ajusta a les dades electorals. l'objectiu d'aquest model és dividir el conjunt d'AEBs en dos o més subconjunts lo més homogenis possibles, amb l'objectiu d'identificar patrons de vot només tenint en compte la proporció de vot de cada observació.

La pràctica de mètodes de classificació per clústers és molt comuna per al tractament de dades i està present a moltes disciplines relacionades amb la mineria de dades, 'machine learning', classificació i tècniques de visualització d'entre altres. En general però, és duen a terme mitjançant mètodes no paramètrics i algorismes heurístics de partició, que fan la funció de classificació, però dificulta fer inferència sobre els paràmetres de les poblacions i sobre les probabilitats de pertànyer a cada clúster.

Des de l'estadística, concretament la Bayesiana, també és possible formular un anàlisi de clúster a partir de models paramètrics de mixtura discreta. On dues observacions pertanyen al mateix clúster si tenen la mateixa distribució (McLachlan i Basford, 1988; Banfield i Raftery, 1993).

Un Model de Mixtura discreta  $s$  components, suposa que la resposta  $y$  ha sigut generada per una de les  $s$  poblacions possibles. Una distribució de mixtura de  $s$  components té associats uns pesos  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_s$  amb  $\omega_r > 0$ , i la seva densitat de probabilitats serà:

$$p(y|\omega, \theta_1, \dots, \theta_s) = \sum_{r=1}^s \omega_r p_r(y_i|\theta_r)$$

Com s'ha descrit en el capítol anterior, cada una de les observacions,  $y_i = (y_{i1}, \dots, y_{im})$ , corresponents a una fila (AEB) de les dades electorals, es raonable considerar que prové d'una de les possibles  $s$  distribucions *Multinomials*( $N_i, \theta_r$ ) amb  $r = 1, \dots, s$  amb probabilitat  $\omega_r$ .

Així doncs obtenim el model de mixtura de  $s$  components Multinomial per a les dades electorals:

$$p(y|N_i, \omega, \theta_1, \dots, \theta_s) = \sum_{r=1}^s \omega_r \text{Multinomial}(y_i|N_i, \theta_r)$$

on  $\theta_r = (\theta_{r1}, \dots, \theta_{rm})$  representa el perfil de probabilitats de vot per a cada partit del clúster  $r$  i  $\omega_r$  representa la proporció d'AEBs de la mostra que pertanyen al clúster  $r$ .

Amb funció de versemblança:

$$L_y(\theta) \propto \prod_{i=1}^n \sum_{r=1}^s (\omega_r \text{Multinomial}(y_i|N_i, \theta_r))$$

Aquesta expressió és molt difícil de tractar, ja que és una expressió que conté  $s^n$  sumands. I tanmateix l'assignació de les observacions a cadascun dels grups, no es dedueix directament.

Introduint al model un nou vector de variables categòriques latents no observables,  $\zeta = (\zeta_1, \dots, \zeta_n)$  podem assignar cada observació a cadascun dels  $s$  clústers, tal que  $\zeta = r$  si l'observació  $y_i$  pertany al clúster  $r$  tal que:

$$p(y|N_i, \omega, \theta_1, \dots, \theta_s, \zeta_i = r) = \text{Multinomial}(N_i, \theta_r)$$

D'aquesta manera podem re-escriure la funció de versemblança com:

$$p(y|N, \theta_1, \dots, \theta_s, \zeta) = \prod_{i=1}^n (\text{Multinomial}(N_i, \theta_{\zeta_i}))$$

considerant la distribució conjunta  $(y, \zeta)$ ,

$$p(y, \zeta|N, \omega, \theta_1, \dots, \theta_s) = p(y|N, \omega, \theta_1, \dots, \theta_s, \zeta) \pi(\zeta|\omega) = \prod_{i=1}^n \prod_{r=1}^s \omega_{\zeta_i} \text{Multinomial}(y_i|N_i, \theta_{\zeta_i})$$

Com veiem ja no tenim el problema de  $s^n$  sumands i l'assignació de les  $i$  AEB als clústers ens serà donada per el paràmetre  $\zeta_i$ . la distribució a posteriori de cada component,

$\pi(\zeta_i|y)$ , representa la probabilitat a posterioride que l'observació  $i$ -èssima pertanyi a cadascun dels clústers, avantatge d'utilitzar aquest mètode de classificació.

Expressarem finalment, el model clúster multinomial bayesià de  $s$  components com:

$$y_i|\theta_1, \dots, \theta_s \sim \text{Multinomial}(N_i, \theta_{\zeta_i})$$

$$\theta_1 = \text{Dirichlet}(a_{1,1}, \dots, a_{1,m})$$

$$\vdots$$

$$\theta_s = \text{Dirichlet}(a_{s,1}, \dots, a_{s,m})$$

$$\pi(\zeta_i = r|w) = \begin{cases} r = 1 & \omega_1 \\ \vdots \\ r = s & \omega_s \end{cases}$$

$$(\omega_1, \dots, \omega_s) \sim \text{Dirichlet}(b_1, \dots, b_s).$$

# Capítol 4

## Anàlisi Clúster Multinomial Bayesià per a dades electorals.

A continuació s'aplicarà l'anàlisi de clústers multinomials bayesians per a les dades electorals de les eleccions Generals del 2016 i Autonòmiques del 2017 amb l'objectiu de dividir les AEBs de Barcelona ciutat en grups homogenis, basant-se només amb les distribucions de vot de cada observació. D'aquesta manera podrem veure com varia el comportament de vot depenent de la distribució espacial de les zones d'estudi.

Els resultats es presentaran amb les proporcions dels clústers de cada grup  $E[\omega|y]$ , els paràmetres electorals  $\theta$  que els caracteritzen i els mapes de la distribució espacial, pintant les àrees estadístiques bàsiques de Barcelona segons el clúster on pertanyin. D'aquesta manera, podrem comparar aquests clústers segons les eleccions i veure quins canvis de classe s'han produït entre les dues eleccions.

Finalment utilitzant les característiques anteriors de cada clúster i l'ajuda de les variables socials demogràfiques, atribuirem un perfil a cada clúster.

### 4.1 Clúster Bayesià de 2 components per a dades electorals

En aquest apartat realitzarem el model clúster bayesià de dues components on estimerem tres paràmetres per a cadascuna de les eleccions d'estudi:  $\omega, \zeta$  i  $\theta$ .

El paràmetre  $\omega_1$  és la probabilitat de pertànyer al clúster 1 i  $\omega_2 = (1 - \omega_1)$  al clúster 2. El paràmetre  $\zeta$  com s'ha explicat al model de clústers multinomials, es la variable que ens indica a quin clúster pertany cadascuna de les àrees estadístiques bàsiques de la ciutat de Barcelona. Per últim, el vector de paràmetres  $\theta$  ens indica el perfil electoral de cada clúster, és a dir, les probabilitats de votar a cada partit (o de no votar).

El model clúster multinomial de dos components utilitzat és:

$$\begin{aligned}
 y_i | N_i, \theta_1, \theta_2 &\sim \text{Multinomial}(N_i, \theta_{\zeta_i}) \\
 \theta_1 &= \text{Dirichlet}(a_{1,1}, \dots, a_{1,m}) \\
 \theta_2 &= \text{Dirichlet}(a_{2,1}, \dots, a_{2,m}) \\
 \zeta_i &= \begin{cases} 1 \text{ amb probabilitat } \omega_1 \\ 2 \text{ amb probabilitat } \omega_2 \end{cases} \\
 (\omega_1, \omega_2) &\sim \text{Dirichlet}(b_1, b_2)
 \end{aligned}$$

#### 4.1.1 Estimació dels paràmetres $\zeta$ , $\omega$ i $\theta$

Per a la realització d'aquest apartat i l'aplicació de clústers bayesians s'ha utilitzat la llibreria 'R2jags' que permet vincular el software *jags* per a la creació dels models bayesians amb la principal eina de treball utilitzada per al desenvolupament d'aquest projecte, l'R.

Els models s'han realitzat utilitzant 2 cadenes de markov, i s'han produït 5000 iteracions a l'hora de generar els paràmetres a partir de la distribució a posteriori, descartant-hi 500. S'ha escollit la mitjana com a mesura central per als paràmetres  $\omega$  i  $\theta$  generats, i hem utilitzat la moda per al paràmetre  $\zeta$ , per evitar errors quan hi ha més de dues classes de clúster.

Taula 4.1: Esperança a posteriori de pertànyer als 2 clústers per a les eleccions Generals 2016 i Autonòmiques 2017

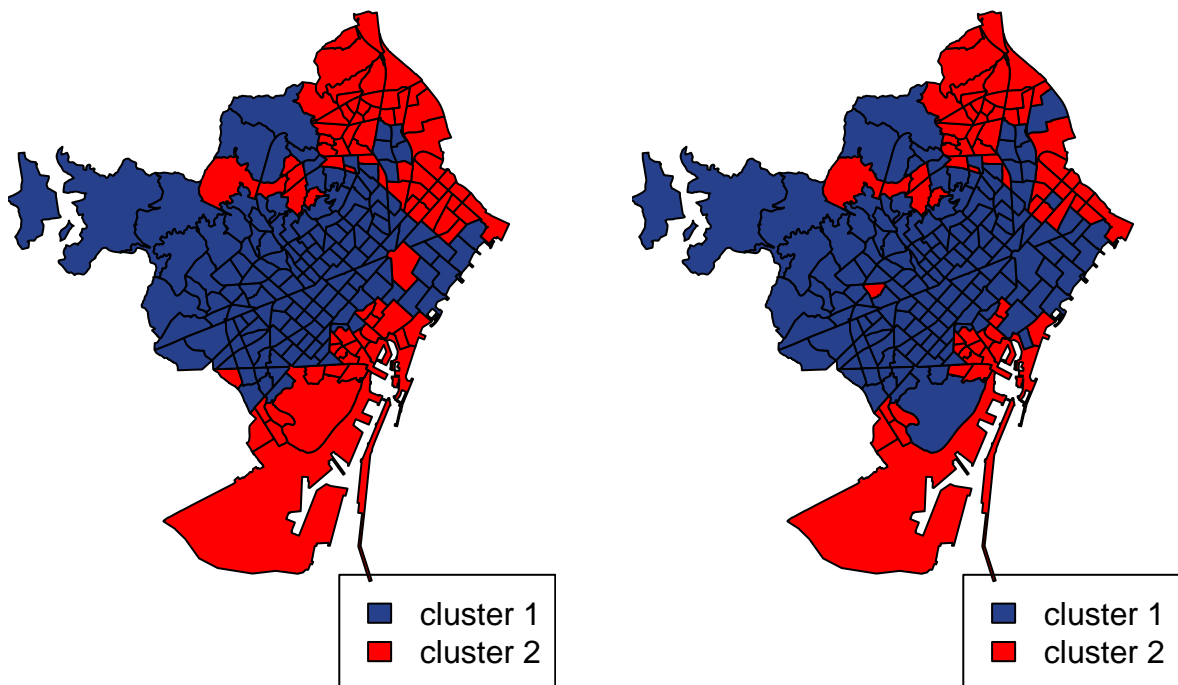
	Generals 2016		Autonòmiques 2017	
	cluster1	cluster2	cluster1	cluster2
$E[w y]$	0.643	0.357	0.697	0.303

Taula 4.2: Esperança a posteriori dels paràmetres theta per a cada opció de vot de cada clúster per a les eleccions Generals 2016 i Autonòmiques 2017

	Generals 2016		Autonòmiques 2017	
	cluster1	cluster2	cluster1	cluster2
CDC/JxCat	0.118	0.036	0.19	0.08
ERC	0.137	0.077	0.18	0.14
CUP			0.05	0.03
ECP	0.161	0.197	0.07	0.08
PSC	0.078	0.129	0.11	0.14
Cs	0.079	0.071	0.18	0.23
PP	0.104	0.1	0.04	0.05
Altres	0.022	0.024	0.01	0.02
Abstencio	0.303	0.367	0.17	0.23

**Generals 2016**

**Autonòmiques 2017**



**Figura 4.1:** Mapa de la distribució espacial dels clústers segons la classificació  $\zeta$  per a cada AEB, a les eleccions Generals 2016 i Autonòmiques 2017 a Barcelona Ciutat.

A la taula 4.1, podem veure com a les eleccions Generals del 2016, les probabilitats que donada una AEB, aquesta pertanyi al clúster 1, és un 64.3%, i al clúster 2 per

tant, el 35.7%. A les eleccions Autonòmiques del 2017, encara és diferències més les probabilitats, amb una probabilitat del 69.7% de pertànyer al primer clúster.

La taula 4.2, tenim l'esperança de la distribució a posteriori dels paràmetres  $\theta$  que ens indiquen, per a cada elecció i clúster, el perfil de probabilitats de vot per a cada partit. A les eleccions Generals del 2016, la probabilitat estimada de votar a CDC i ERC en el primer clúster, és molt més elevada que en el segon. Pel contrari, la probabilitat estimada de votar al PSC i ECP, és molt més alta en el clúster 2. Els estimadors per al PP, Cs i Altres és molt similar per als dos grups, amb menys de l'1% de diferència.

El segon clúster la probabilitat estimada d'Abstenció és 6% més elevada respecte al clúster 1.

A les eleccions al Parlament de Catalunya del 2017, augmenten força les probabilitats estimades de vot a JxCat (anomenat CDC a les Generals del 2016), amb un 19% de les probabilitats totals per al clúster 1 i un 8% per al clúster 2 i ERC amb el 18% i 14% respectivament, mantenint-se generalment però, les diferències entre clústers. Un altre partit on augmenten les probabilitats estimades de vot és Cs, on passa del 7.9% i 7.1% a les Generals al 18% i 23% a les Autonòmiques. Veiem com en aquest cas les diferències canvien de signe, sent el clúster 2 el que té més representació. ECP, baixa fins al 7% i 8% igualant-se molt entre les classes. Finalment el PP i l'Abstenció, disminueixen les esperances de probabilitat de vot en tots dos clústers, però es mantenen les diferències.

Tant a les eleccions Generals del 2016 com a les Autonòmiques del 2017, la distribució espacial dels clústers a Barcelona és molt similar, com es pot apreciar a la figura 4.1. Les AEBs que formen el primer clúster, és troben principalment al centre de la ciutat, creuant la ciutat transversalment, amb l'avinguda diagonal com a referència. Els districtes que ocupen el conjunt d'AEBs del primer clúster són el de Sarrià-Sant Gervasi, Les Corts, l'Eixample, Gràcia i part dels districtes de Sant-Martí i Horta-Guinardó, sobretot a les eleccions Autonòmiques del 2017. El segon clúster ocupa principalment els districtes perifèrics de la ciutat; Sants-Montjuïc, Ciutat Vella, Nou Barris i Sant Andreu.

### 4.1.2 Evolució dels clústers entre les eleccions

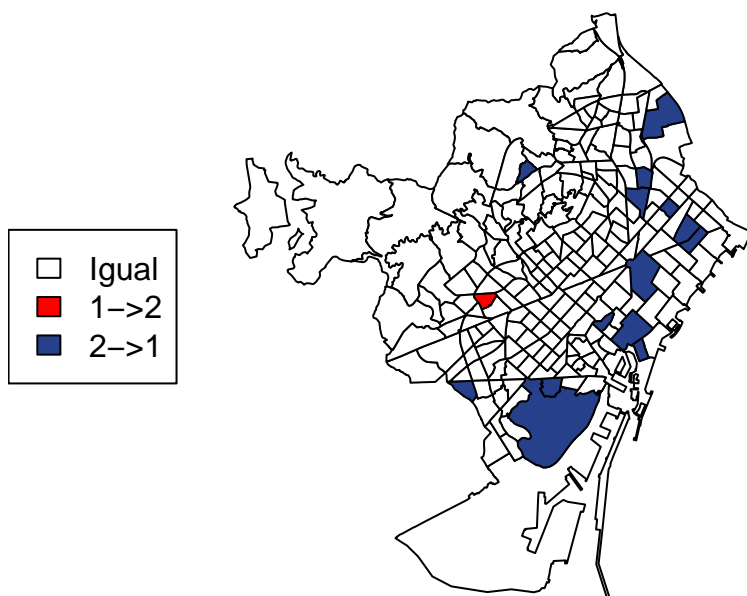
En aquest apartat volem analitzar en detall quins canvis s'han produït en les assignacions de clústers de les AEBs.

Taula 4.3: Cross Table de l'evolució de les classes segons les eleccions: Generals 2016 a Autonòmiques 2017

Generals vs Autonòmiques	Classe 1	Classe 2
Classe 1	149	1
Classe 2	14	69



### Canvis d'assignació de Clúster



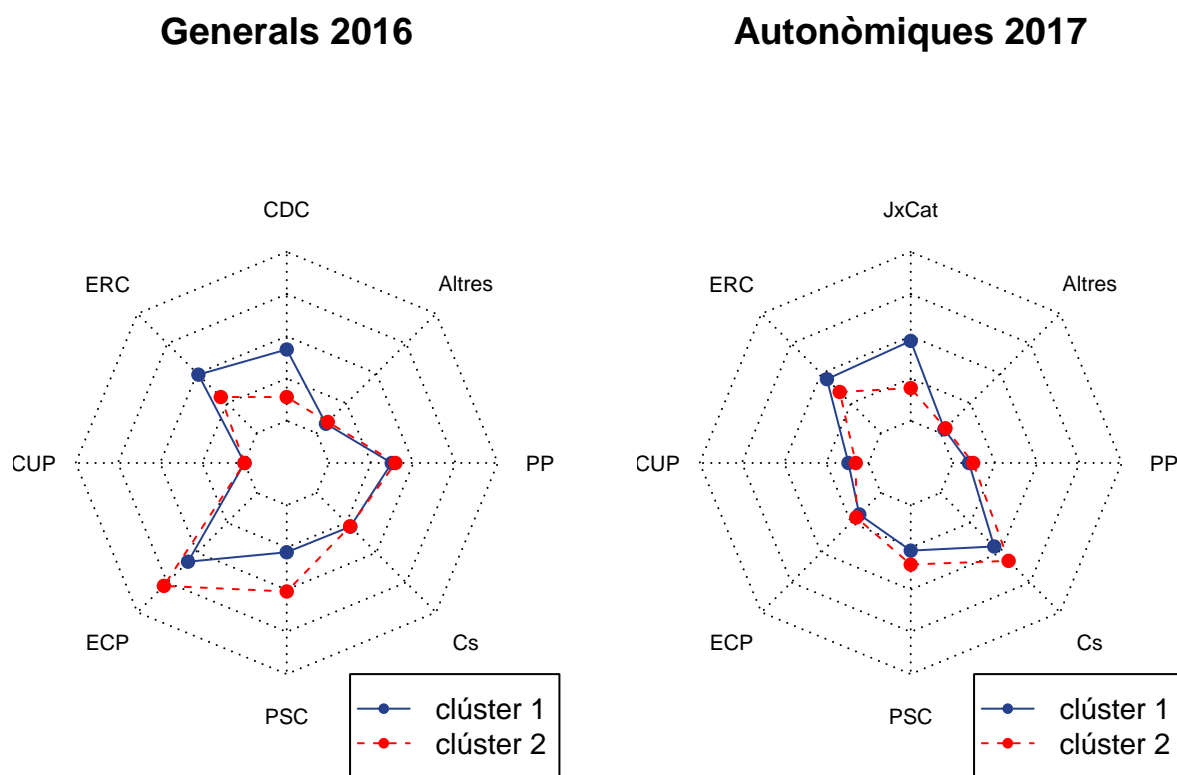
**Figura 4.2:** Mapa de l'evolució de les classes segons les eleccions a la ciutat de Barcelona: Generals 2016 a Autonòmiques 2017.

Com podem veure a la taula 4.3, a les eleccions Autonòmiques del 2017 hi ha 14 AEBs classificades al que han sigut assignades al clúster 1 que a les Generals pertanyien al clúster 2, mentre que només hi ha hagut un canvi a la inversa.

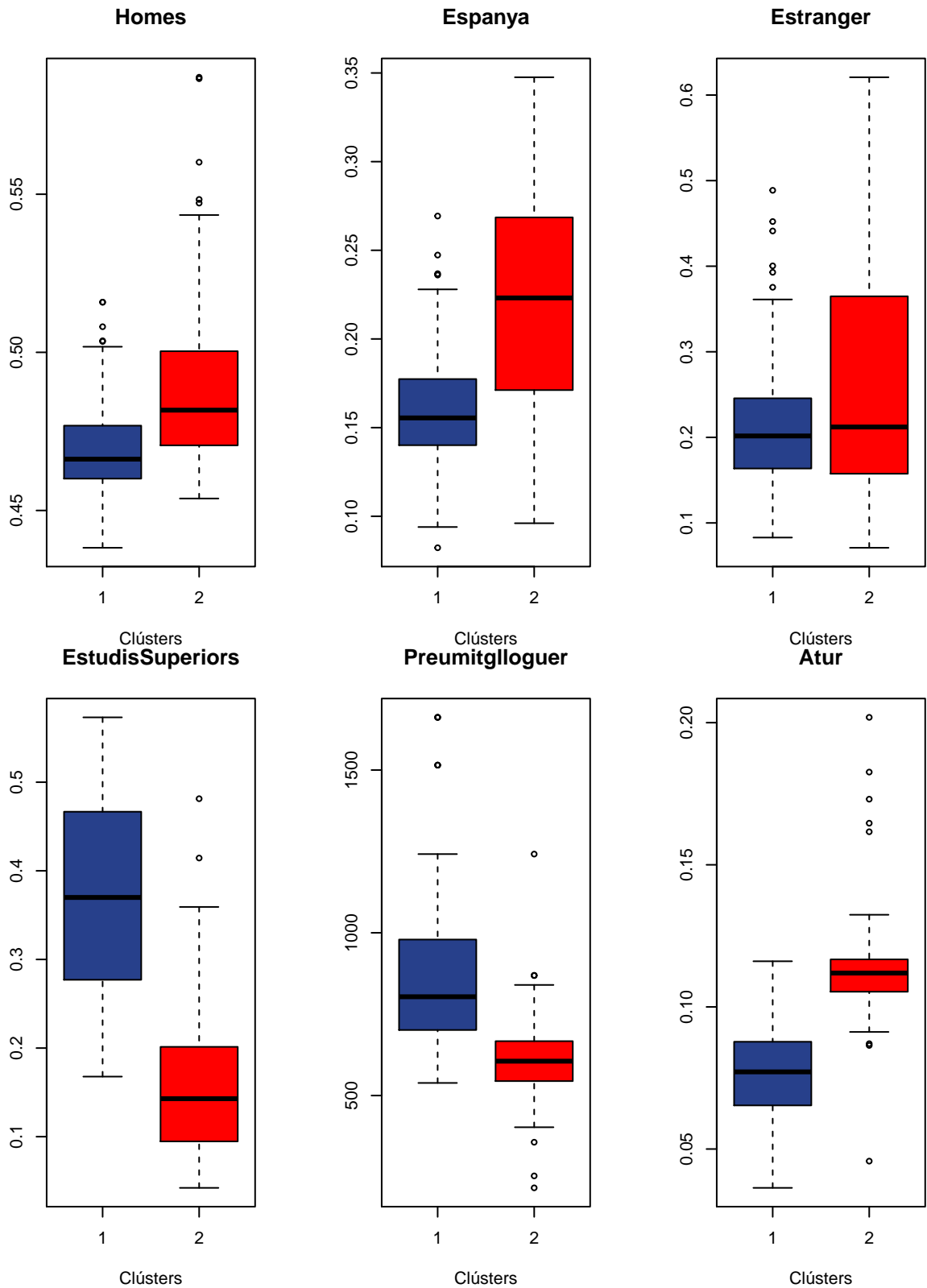
A la figura 4.2 veiem quines AEB han sigut les que han canviat de comportament de vot i en quin sentit.

### 4.1.3 Caracterització dels Clústers utilitzant dades sociodemogràfiques

Dividirem les característiques dels clústers en dos apartats; els resultats electorals per al conjunt d'AEBs que els conformen i les característiques sociodemogràfiques de les zones classificades amb l'objectiu d'intentar de categoritzar cada classe.



**Figura 4.3:** Radarchart representant el percentatge de vots per a cada partit a les eleccions Generals del 2016 i Autonòmiques del 2017, per a cadascun dels clústers de Barcelona.



**Figura 4.4:** Boxplots per a representar les diferències més significatives de les variables socials demogràfiques dels Clústers per a les eleccions Autonòmiques 2017.

A la figura 4.3, veiem com es distribueixen els vots a cada elecció i per a cada clúster. Les proporcions de vot, com és d'esperar, són similars les esperances del paràmetre  $\theta$  explicats anteriorment. On veiem que en les eleccions Generals del 2016, el clúster 1 és caracteritzat per una major representació independentista, mentre que el segon, hi ha un percentatge de vot més elevat per a ECP i PSC, partits que, durant les eleccions, apostaven per al diàleg per a trobar una solució amb el tema català.

A les eleccions Autonòmiques del 2017, és mantenen les diferències respecte els partits independentistes entre els dos clústers, però en canvi les diferències del percentatge de vots a ECP són casi nul·les i les del PSC es redueixen. Cs és el partit que sembla beneficiar-se de la caiguda de ECP i PSC en el clúster 2, però com hem vist a anteriorment, els vots podrien vindre dels electors que van abstenir-se a les eleccions Generals del 2016.

A la figura 4.4, es presenten algunes de les diferències més significatives entre les variables sociodemogràfiques dels clústers de les eleccions Autonòmiques del 2017 (molt similars en composició als de les eleccions Generals 2016) mitjançant boxplots. Com podem veure les AEBs del primer clúster tenen menys proporció d'homes, i d'empadronats nascuts fora de Catalunya. La proporció de gent amb estudis superiors en canvi, és molt més elevada, amb més d'un 20% de diferència entre les mitjanes dels clústers. El preu mitjà de lloguer es més elevat en el primer clúster i la taxa d'atur és més baixa.

## 4.2 Clúster Bayesià de 3 components per a dades electorals

En vista als resultats de l'apartat anterior, pensem que l'addició d'un tercer clúster podria aportar més informació al estudi degut a que, considerant les grans dimensions del clúster 1 per a totes dues eleccions, podria agrupar altres grups homogenis amb un comportament diferents entre sí. Així doncs, en aquest capítol aplicarem el model clúster multinomial bayesià de 3 components a les dues bases de dades electorals.

El model clúster multinomial de tres components utilitzat és:

$$y_i | N_i, \theta_1, \theta_2, \theta_3 \sim \text{Multinomial}(N_i, \theta_{\zeta_i})$$

$$\theta_1 = \text{Dirichlet}(a_{1,1}, \dots, a_{1,m})$$

$$\theta_2 = \text{Dirichlet}(a_{2,1}, \dots, a_{2,m})$$

$$\theta_3 = \text{Dirichlet}(a_{3,1}, \dots, a_{3,m})$$

$$\zeta_i = \begin{cases} 1 & \text{amb probabilitat } \omega_1 \\ 2 & \text{amb probabilitat } \omega_2 \\ 3 & \text{amb probabilitat } \omega_3 \end{cases}$$

$$(\omega_1, \omega_2, \omega_3) \sim \text{Dirichlet}(b_1, b_2, b_3)$$

### 4.2.1 Estimació dels paràmetres $\zeta$ , $\omega$ i $\theta$

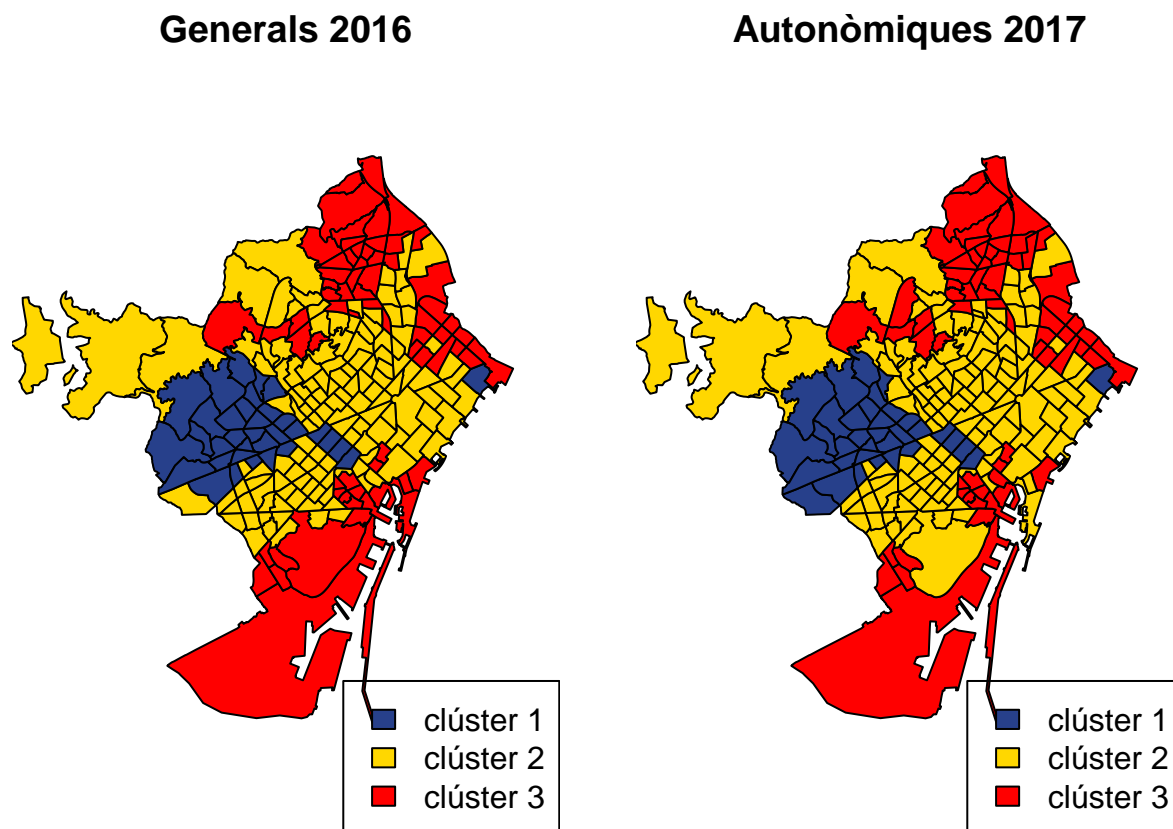
Per al model clúster multinomial de 3 components, s'obtenen 3 conjunts de paràmetres  $\zeta$ ,  $\omega$  i  $\theta$  generats a partir de la distribució a posteriori, de tal manera que el cost computacional creix de forma substancial per a cada component afegit. Utilitzarem les mateixes mesures centrals que al model de dos components per als paràmetres finals de cada clúster.

Taula 4.4: Esperança a posteriori de la probabilitat de pertànyer a cada clúster per a les eleccions Generals 2016 i Autonòmiques 2017.

	Generals 2016			Autonòmiques 2017		
	cluster1	cluster2	cluster3	cluster1	cluster2	cluster3
$E[w y]$	0.149	0.565	0.286	0.149	0.565	0.286

Taula 4.5: Esperança a posteriori dels paràmetres  $\theta$  de cada clúster per a les eleccions Generals 2016 i Autonòmiques 2017.

	Generals 2016			Autonòmiques 2017		
	cluster1	cluster2	cluster3	cluster1	cluster2	cluster3
CDC/JxCat	0.179	0.1	0.031	0.245	0.179	0.077
ERC	0.087	0.144	0.068	0.108	0.196	0.139
CUP				0.025	0.052	0.030
ECP	0.076	0.181	0.194	0.040	0.079	0.083
PSC	0.047	0.085	0.136	0.110	0.108	0.144
Cs	0.124	0.069	0.073	0.270	0.164	0.232
PP	0.188	0.085	0.104	0.058	0.034	0.049
Altres	0.019	0.022	0.024	0.011	0.013	0.017
Abstencio	0.279	0.312	0.37	0.134	0.174	0.229



**Figura 4.5:** Distribució espacial dels clústers per a les eleccions Generals 2016 i Autonòmiques 2017.

A la taula 4.4, tenim les esperances a posteriori del paràmetre  $\omega$  condicionades als clústers per a cada elecció. En aquest cas, podem veure que els valors  $E[\omega|y]$  entre les eleccions Generals del 2016 i les Autonòmiques són idèntics, tot i tenir valors diferents en els altres paràmetres.

Per el que fa a les diferències entre les esperances a posteriori de les probabilitats de vot  $\theta$  a cada clúster presentades a la taula 4.5, els partits de dreta, CDC, PP i Cs són els més representats per el clúster 1 especialment a les eleccions Generals del 2016 amb uns valors del 17.9%, 18.8% i 12.4% respectivament. D'altra banda, és el clúster que menys probabilitats te de votar el PSC i ECP amb valors molt diferents als altres clústers. El clúster 2 és el grup on les probabilitats de votar a ERC són més elevades comparant amb els altres dos grups, per a les dues eleccions d'estudi. Finalment el clúster 3 es caracteritza per ser el major representant en probabilitats de vots al PSC i ECP. Més endavant tornarem a explorar resultats electorals per a cada clúster, amb l'ajuda de gràfics, per a poder fer una millor categorització política de cada clúster.

Respecte a la atribució de classes de cada AEB, a la Figura 4.5 és represa la composició de cada clúster a la ciutat de Barcelona. El clúster 1 s'ubica als districtes de Sarrià-Sant Gervasi i les Corts, amb representació també a una part dels barris La dreta de l'Eixample i Diagonal mar, a l'altre banda de la ciutat. El clúster 2 estaria situat

al centre, als districtes de Gràcia l'Eixample, i part de Sant-Martí, Horta-Guinardó i Sant Andreu, sent la classe més representada per les AEBs. Finalment tenim al clúster 3, molt similar a la classe 2 de l'estudi amb només dos clústers, és troba als Districtes de la perifèria, principalment Sants-Monjuïc, Ciutat Vella, Nou Barris i parts de Sant Andreu, Sant Martí.

Al següent apartat explorarem amb més detall els canvis de classificació entre les eleccions.

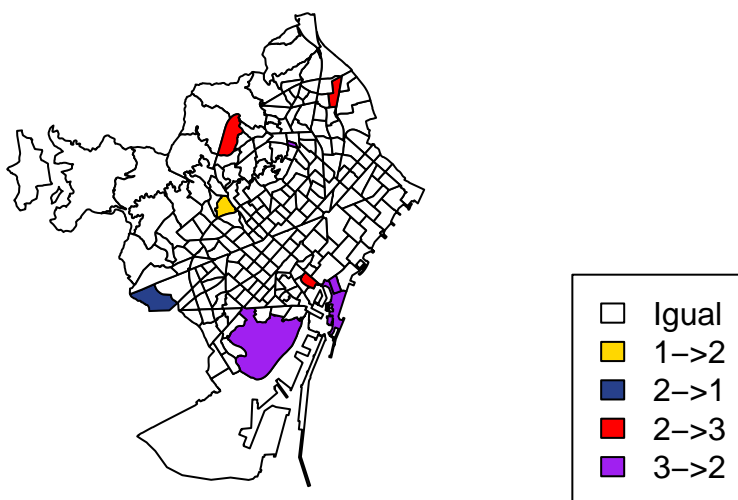
### 4.2.2 Evolució dels clústers entre les eleccions

En el model de clúster multinomial de dos components, hi havia 15 AEBs que la moda dels paràmetres  $\zeta$  generats era diferent entre les dues eleccions. Mitjançant una taula creuada dels paràmetres centrals  $\zeta$  per a cada clúster i elecció i un mapa de les AEBs que han canviat de classe a les Autonòmiques del 2017, podrem saber quants i quins canvis s'han produït i quines AEB han sigut.

Taula 4.6: Cross Table de l'evolució de les classes segons les eleccions: Generals 2016 a Autonòmiques 2017.

Generals vs Autonòmiques	Classe 1	Classe 2	Classe 3
Classe 1	33	1	0
Classe 2	1	128	3
Classe 3	0	4	63

#### Canvis de clúster

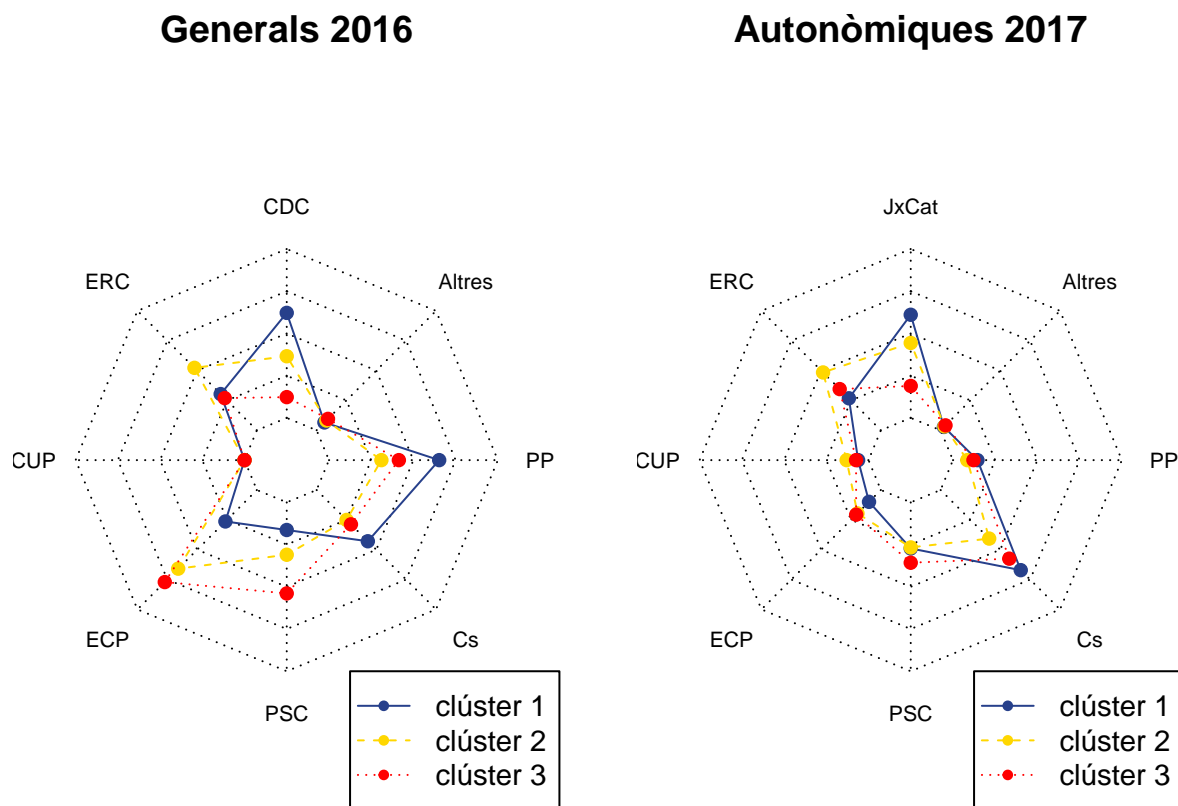


**Figura 4.6:** Mapa de l'evolució de les classes segons les eleccions: Generals 2016 a Autonòmiques 2017.

La taula 4.6, ens mostra que per al model de clúster de 3 components és produeixen 9 canvis de clúster a les Autònòmiques respecte a les Generals. Aquests canvis són força diferents al comportament amb només dos clústers, havent-hi 4 canvis de la classe 3 a la 2 i 3 AEB que es mouen en direcció contrària de la 2 a la 3. El clúster 1 i el 2 s'intercanvien una zona d'estudi. Cal remarcar que del clúster 1 al 3 i viceversa no hi ha cap moviment d'AEBs. A la Figura 4.6 podem veure espacialment quines han sigut les AEBs que han canviat de clúster i en quina direcció.

### 4.2.3 Caracterització dels Clústers utilitzant dades sociodemogràfiques

Per acabar la part de resultats de clústers multinomials bayesians de tres components, intentarem categoritzar cadascun dels clústers amb la informació electoral com amb les variables sociodemogràfiques associades a les AEBs que els componen.



**Figura 4.7:** Radarchart representant el percentatge de vots per a cada partit a les eleccions Generals del 2016 i Autònòmiques del 2017, per a cadascun dels clústers de Barcelona.

Molts similars a les probabilitats de vot  $\theta$  de cada clúster, els resultats electorals de la Figura 4.7, s'aprecien diferències clares en la proporció de vot de cada classe.

Primer de tot el clúster 1, es caracteritza per ser un grup on els partits més votats són els partits de dreta (CDC/JxCat, PP i Cs), mentre que els partits d'esquerra no



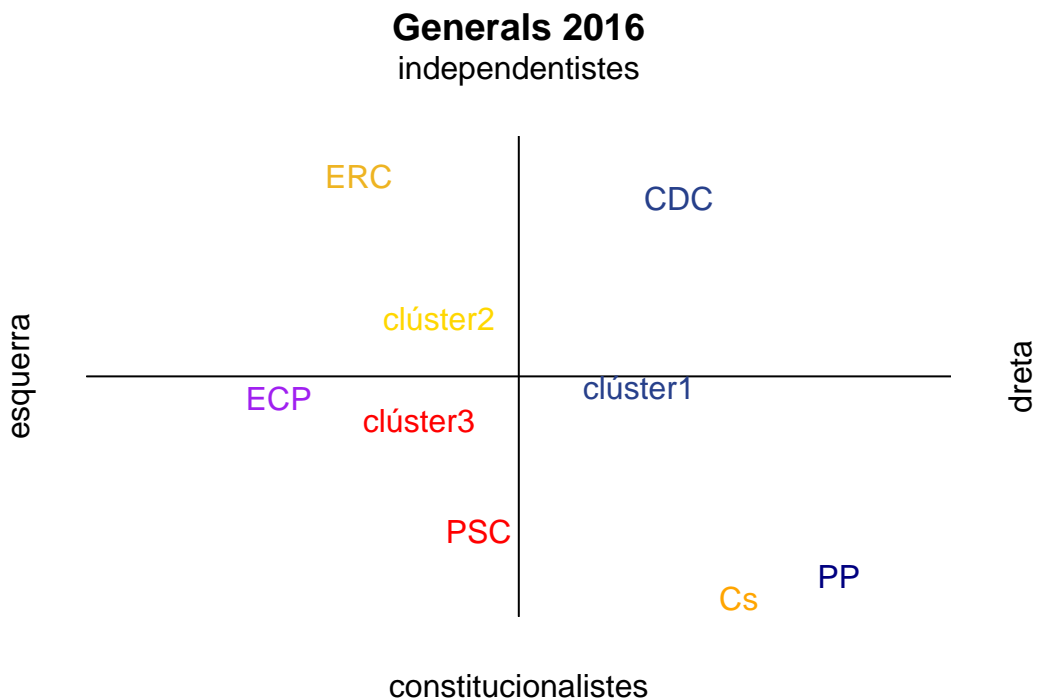
catalanistes són els que tenen menys representació.

El segon clúster, té un percentatge molt elevat a votar partits d'esquerra, però dóna prioritat als partits independentistes. Aquest és el grup que més vota a ERC en proporció i el que menys percentatge de vots dedica a Cs i el PP, amb una representació mitjana a la resta de partits.

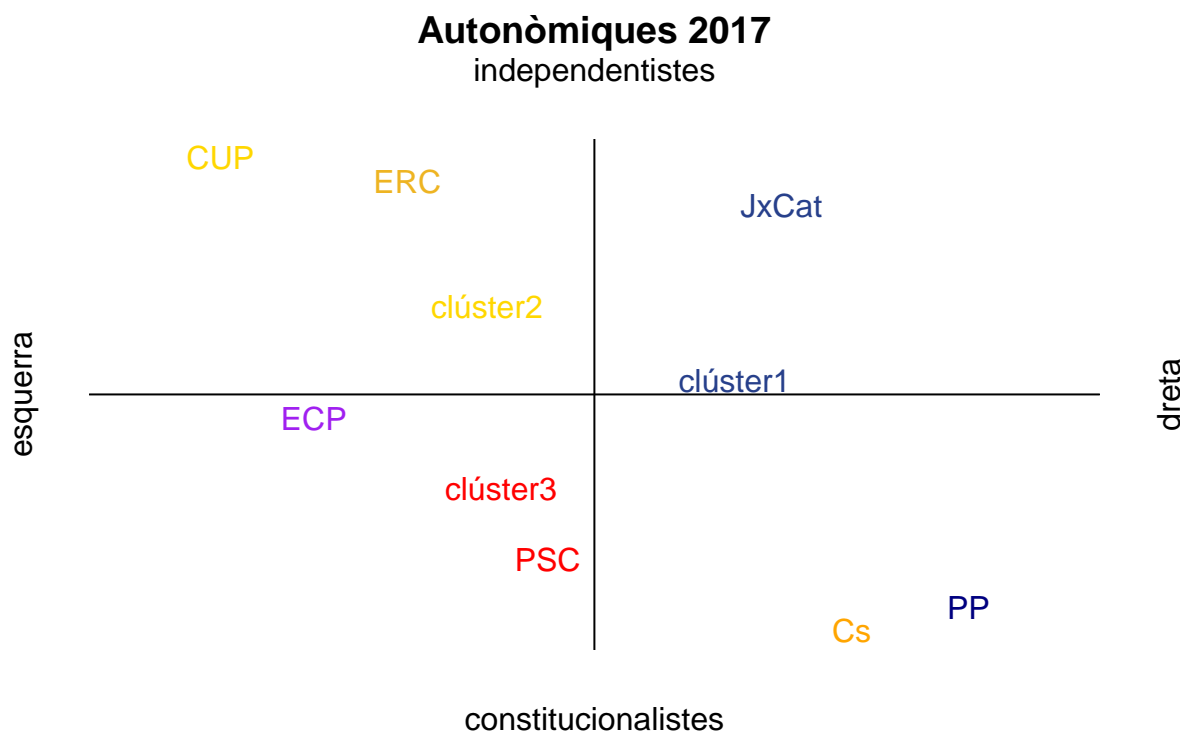
Finalment el clúster 3, també afavoreix als partits d'esquerra, però aquest cop s'inclina força a partits constitucionalistes. Per tant, són les AEBs de Barcelona que més voten al PSC i EPC, amb molta poca representació per a CDC i JxCat.

A les Figures 4.8 i 4.9, s'ha construït una escala de polítiques dels partits: esquerra vs dreta i a l'eix x i independentistes vs constitucionalistes per a l'eix y.

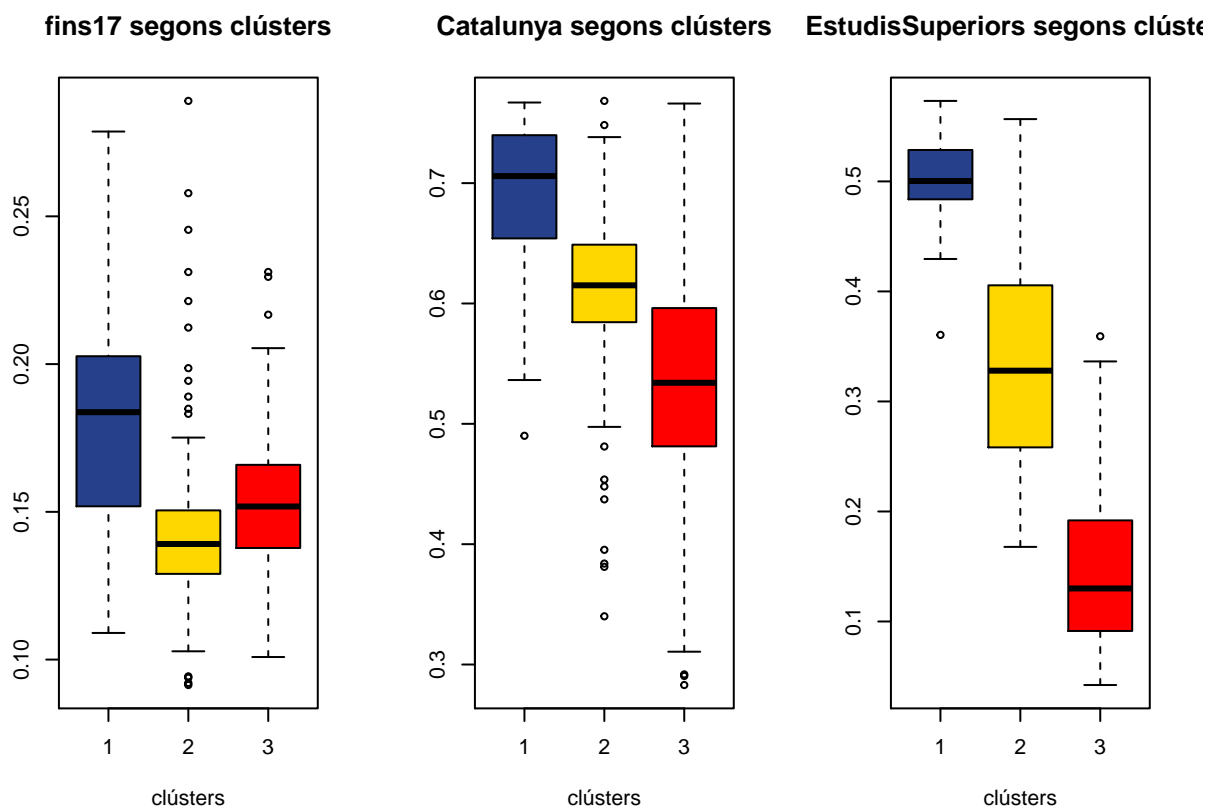
En aquesta escala gràfica, s'ha representat els partits basats en un criteri personal, i alhora, els clústers en base a les proporcions de vot de cadascún.

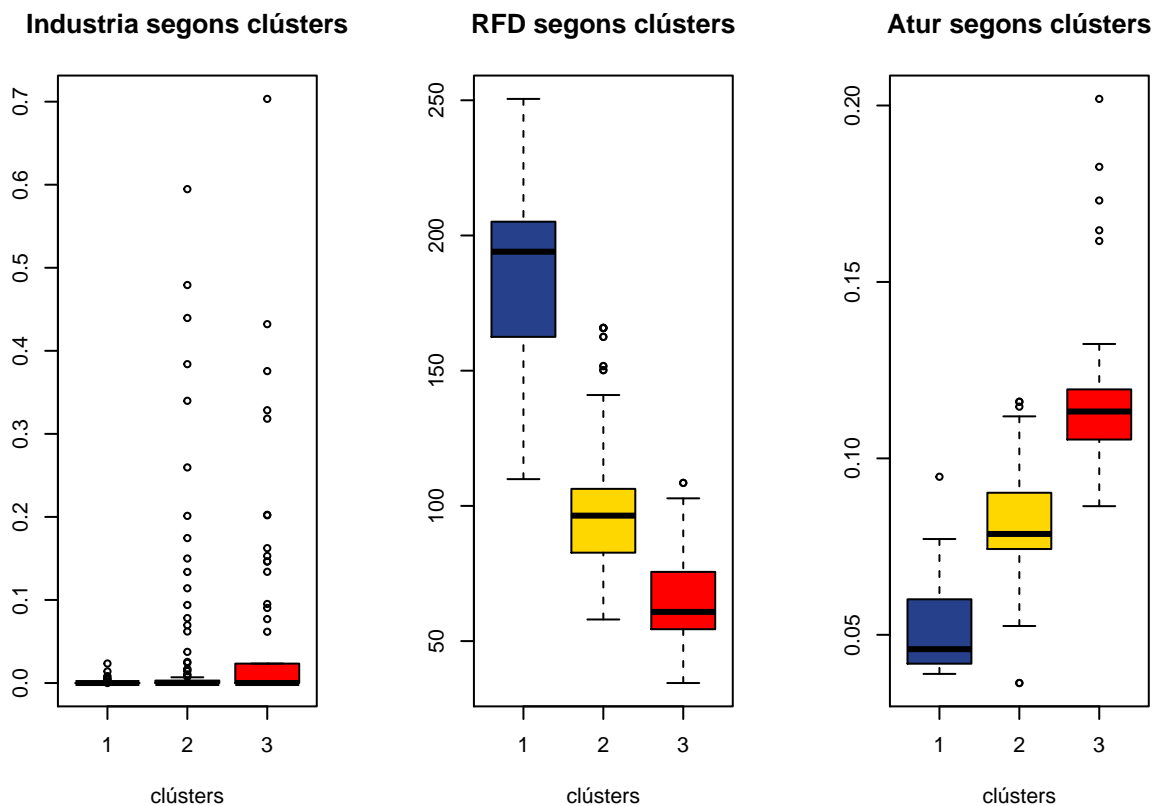


**Figura 4.8:** Caracterització d'idees polítiques dels clústers per a les eleccions Generals del 2016 a Barcelona.



**Figura 4.9:** Caracterització d'idees polítiques dels clústers per a les eleccions Autonòmiques del 2017 a Barcelona.





**Figura 4.10:** Diferències més significatives de les variables socials demogràfiques dels clústers de les eleccions Autonòmiques del 2017.

Per el que fa referència a les variables social demogràfiques associades a les AEBs, als box plots de la figura 4.10 podem veure quines són les variables amb diferències més significatives entre clústers.

De mitjana, al clúster 1 hi ha una proporció més elevada de menors de 18 anys. Aquests valors els podríem interpretar com a un àrea més residencial que no pas els dos altres clústers, amb una composició similar. És el grup amb més empadronats nascuts a Catalunya, i amb una composició de titulats universitaris o equivalent amb una mitjana del 50% de la gent que hi viu, cosa que és una gran diferència amb el clúster 3 amb una mitjana de menys del 15%.

Veiem també com al boxplot de l'indústria de la mateixa figura, hi ha molt poca indústria, casi inexistent per el primer grup, en canvi el tercer és el que te més de mitjana amb algunes AEBS del segon clúster també molt industrialitzades.

La RFD és una variable que estima el poder adquisitiu de les famílies dels barris estimada utilitzant altres variables estimadores de riquesa, de tal manera que ens mostra molt bé la situació econòmica entre els grups. Primer s'ha de comentar que els valors del segon clúster es centren al 100 d'aquesta variable, que per composició és la mitjana per a tota la ciutat de Barcelona. Per tant el clúster 2 podem interpretar que representa la classe mitja de Barcelona. El clúster 1 casi doble aquest valor, mentre que el tercer grup gairebé arriba als 50, la meitat que la mitjana de la ciutat.

Finalment veiem una gran diferència entre les taxes d'atur de les zones que componen els diferents clústers. De mitjana, el primer clúster té un 4% de taxa d'atur, mentre que el clúster 3 supera el 12%, sent l'únic amb observacions superant els 15% i fins i tot arribant al 20% d'aturats.

Amb tota aquesta informació, podem realitzar un resum de les característiques per tal de categoritzar els clústers de Barcelona:

- Clúster 1: Forta disposició a votar partits de dreta. Zona de classe alta, situada a la part residencial més cara de Barcelona (Sarrià-Sant Gervasi i les Corts), amb un gran poder adquisitiu, taxa d'atur inferior al 5% i un nivell d'estudis molt elevat.
- Clúster 2: Forta disposició a votar partits independentistes, amb inclinació a partits d'esquerra. Zona de classe mitjana, situada al centre de la ciutat, amb una renda familiar disponible de mitjana molt propera al del conjunt de la ciutat, amb un rang de valors força gran respecte el nivell d'estudis superiors i una taxa d'atur moderada.
- Clúster 3: Forta disposició a votar partits constitucionalistes, amb inclinació a partits d'esquerra. Zona de classe més humil, situada a la perifèria de la ciutat, més industrial, poc poder adquisitiu i molta taxa d'atur. Zona amb més primeres generacions d'estrangers vivint a la ciutat.

# Capítol 5

## Models Lineals Mixtos Generalitzats

En aquest apartat del treball es pretén introduir el model per a explicar el comportament de les votacions electorals des del punt de vista Freqüentista, el Model Lineal Mixt Generalitzat i com a partir d'aquest, es realitzen les estimacions dels paràmetres i es fa inferència.

Per a poder entendre millor perquè es fa servir aquest model per a les dades electorals de les quals es disposen, s'explicarà els models del qual es basa, el model lineal mixt i el model lineal generalitzat.

### 5.1 Models lineals Mixtos

Quan es tracta amb dades agrupades, la premissa d'independència necessària per a formular els models lineals generalitzats ja no es compleix. Per tant és necessari estendre el Model Lineal General per a relaxar la condició d'independència. Una de les formes més potents de fer-ho és amb els Models Lineals Mixtos.

El model lineal mixt assumeix un model poblacional subjacent vàlid, que servirà per a fer inferència, i un model per a cada individu o unitat experimental expressat en coeficients, que representen les desviacions aleatòries dels models poblacionals i pretenen explicar l'homogeneïtat de cada grup o nivell on es troben els individus. Aquests coeficients s'anomenen efectes aleatoris. En el nostre cas particular tindrem per a cada model unes desviacions  $b_i$  per als districtes i  $b_{ij}$  per als barris.

La presència d'efectes fixos associats al model poblacional, més els efectes aleatoris per als individuals, donen lloc als Models Mixtos.

Finalment la formulació del Model Lineal Mixt l'expressarem com:

$$\begin{cases} Y_{ijk} = X_i\beta + Z_1b_i + Z_2b_{ij} + \varepsilon_{ijk} \\ b_i \sim N(0, D) \quad b_{ij} \sim N(0, B) \\ \varepsilon_{ijk} \sim N(0, \sigma^2) \end{cases}$$

on  $Y_{ijk}$  representen els individus o unitats experimentals,  $X_i\beta$  els efectes fixes i  $Z_1b_i + Z_2b_{ij}$  els efectes aleatoris.

Aquest model requereix la premissa que la distribució de la variable resposta  $Y_{ijk}$  segueixi una Gaussiana o Normal amb l'espai de valors possibles  $\Omega \in \mathbb{R}$  es a dir  $[-\infty, \infty]$ .

## 5.2 Models Lineals Generalitzats

Els Models Lineals Generalitzats són una extensió del Model Lineal General, i s'utilitzen quan la variable resposta  $Y$  no provingui d'una Gaussiana o distribució Normal.

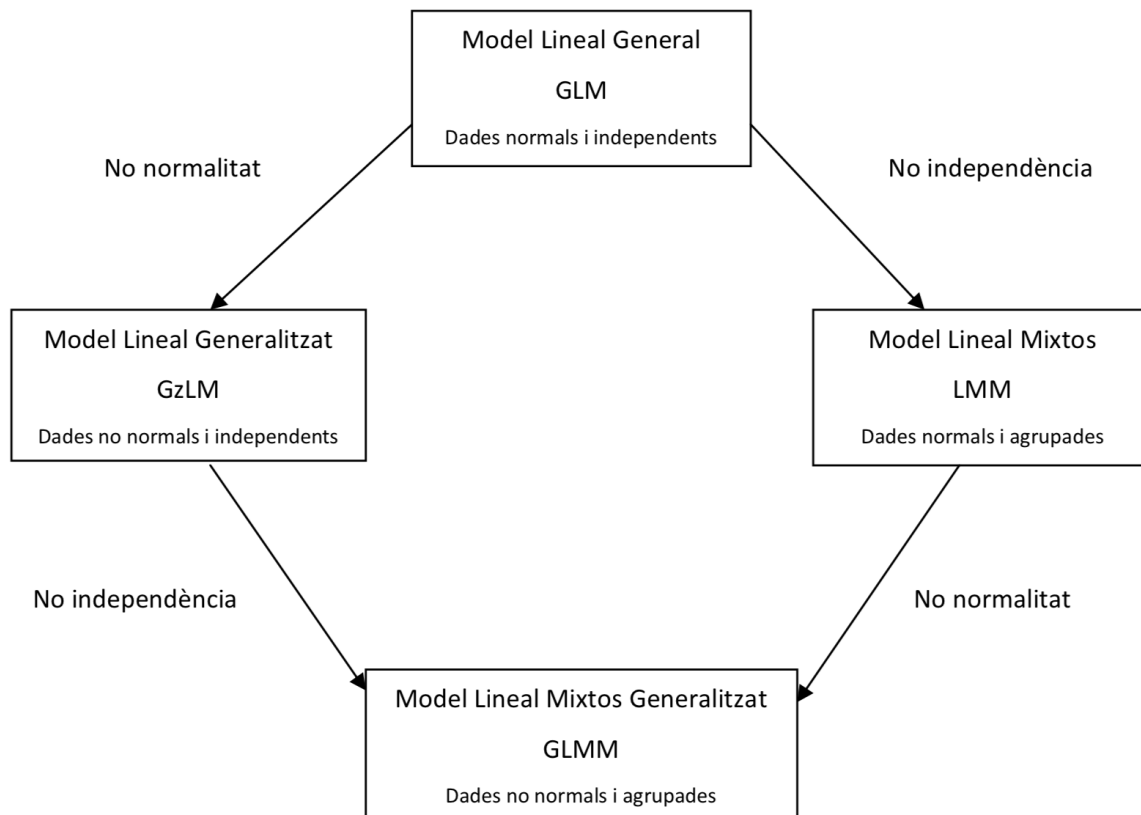
Per tant si no es consideren els barris i els districtes, la variable resposta seria el nombre de vots per a cada partit  $y_k = (y_1, \dots, y_{233})$  per a cada AEB  $k$ . Podem pensar que els vots de cada partit provenen d'una distribució binomial amb probabilitat de votar el partit  $p$  per a cada AEB com a  $\pi_p$  per a  $n_k$  electors a cada zona. Per tant la llei de la resposta serà  $Y_k \sim \text{Binomial}(n_k, \pi_k)$ .

Aleshores tindrem com a objectiu real modelitzar les probabilitats  $\pi_i$  de vot de cada opció de vot  $p$ , utilitzant una funció d'enllaç  $g(\pi_k) = \eta_k = X_k\beta$ . Concretament utilitzarem el *logit* com a funció d'enllaç per al predictor lineal del paràmetre natural  $\eta_k$  com a  $\log\left(\frac{\pi_k}{1-\pi_k}\right) = \eta_k = X_k\beta$ , d'aquesta manera el paràmetre natural a explicar ja no va de  $[0,1]$  sinó a la recta real  $\mathbb{R}$ .

Aquest model també requereix una premissa perquè sigui vàlid; Els individus o unitats experimentals han de ser independents. Per tant no és aplicable per a dades agregades.

## 5.3 Models Lineals Mixtos Generalitzats

Els Models Lineals Mixtos Generalitzats (o GLMM) són una extensió del model lineal mixt que permeten que la distribució de la variable resposta  $y$  sigui no gaussiana. D'altra banda podem enfocar el GLMM com una extensió del model lineal generalitzat per incloure tant els efectes fixos com els efectes aleatoris. Tenim per tant dues possibles extensions com es descriu a la figura 5.1:



**Figura 5.1:** Extensions dels Models Lineals per arribar als Models Lineals Mixtos Generalitzats

Aquest model de forma general, el podem dividir en la distribució condicional de la variable resposta (part aleatòria):

$$Y_i | X_i, Z_i \sim F_{\mu_i, \phi}$$

$$E(Y_i | X_i, Z_i) = \mu_i$$

$$V(Y_i | X_i, Z_i) = \phi v(\mu_i)$$

amb la part sistemàtica com

$$g(\mu_i) = X_i \beta + Z_i b_i$$

Per tant en el cas a estudiar, la variable resposta  $Y_{ijk} = (y_{i1}, \dots, y_{im})$ , són els vectors amb el nombre de vots totals de cada opció de vot  $p$  per a cadascuna de les  $k$  AEBs aniuats per els barris  $j$  i districtes  $i$ , la llei de la resposta ara l'escriuim com  $Y_{ijk} \sim \text{Binomial}(n_{ijk}, \pi_{ijk})$ .

Aleshores, partint del predictor lineal del paràmetre natural anterior  $\log\left(\frac{\pi_{ijk}}{1-\pi_{ijk}}\right) = X_i \beta$ , s'ha d'afegir els efectes aleatoris de mixtura ja que tractem amb dades agrupades amb un disseny multinivell. Les AEBs són els individus o unitats experimentals, que estan

niats a diferents barris de la ciutat, i alhora aquest se situen dins els 10 districtes de Barcelona.

D'aquesta manera plantejarem el problema com a  $m$  models lineals mixtos generalitzats diferents, un per a cada partit o opció de vot, com a:

$$\begin{aligned} Y_{ijk} &\sim \text{Bin}(n_{ijk}, \pi_{ijk}) \\ E(Y_i|X_i, Z_i) &= \mu_i = \pi_{ij} \\ V(Y_i|X_i, Z_i) &= \phi v(\pi_{ij}) \end{aligned}$$

amb la part sistemàtica, utilitzant la funció d'enllaç *logit* per a  $\pi_{ijk}$ , com

$$g(\pi_{ij}) = \log\left(\frac{\pi_{ijk}}{1 - \pi_{ijk}}\right) = X_i\beta + Z_i b_i + Z_{ij} b_{ij}$$

on  $b_i \sim N(0, \sigma_D^2)$ ,  $b_{ij} \sim N(0, \sigma_B^2)$  són els efectes aleatòris de mixtura.

## 5.4 Estimació

L'estimació del conjunt de paràmetres  $\Theta = (\beta, \sigma_D, \sigma_B)$  és realitza utilitzant l'estimació per a la màxima versemblança  $\max_{\Theta} L(\Theta; y_{ijk})$ .

La funció de versemblança  $L(\Theta; y_{ijk}) = f_y(y_{ijk}; \Theta) = \int_{b_i} \int_{b_{ij}} [f_{(y, b_i, b_{ij})}(y, b_i, b_{ij}; \Theta) \partial b_i \partial b_{ij}]$

Descomponent pel teorema de bayes  $f_{(y, b_i, b_{ij})}(y, b_i, b_{ij}; \Theta) \partial b_i \partial b_{ij} = f_{y|b_i, b_{ij}}(y; \Theta) f_{b_i|b_{ij}}(b_i)$

La doble integral de la versemblança no es pot calcular de forma exacta, per tant per a calcular-la s'utilitzen uns mètodes d'estimació que no es referenciaran en aquest projecte.

La multicolinealitat, és un fenomen en què una variable predictora en un model de regressió múltiple es pot predir linealment dels altres amb un grau de precisió substancial. En aquest cas, les estimacions del coeficient  $\beta$  de la regressió múltiple poden canviar erràticament en resposta a petits canvis en el model o les dades. La multicolinealitat no redueix el poder predictiu o la fiabilitat del model en general, almenys dins del conjunt de dades de mostra; només afecta els càlculs dels predictors individuals.

Una forma per a poder quantificar la multicolinealitat entre les variables predictores és utilitzant el factor d'inflació de la variància (VIFs), que proporciona un índex que mesura fins a quin punt la variància d'un coeficient de regressió estimat incrementa a causa de la colinealitat.

Podem calcular el *VIF* de cada predictor  $X_i$  com  $VIF_i = \frac{1}{1 - R_i^2}$  on  $R_i^2$  és el coeficient de determinació resultant de la regressió del predictor  $X_i$  com a variable resposta utilitzant els altres predictors com a variables explicatives.



## 5.5 Inferència

Un avantatge de les estimacions per al criteri de la màxima versemblança és que el conjunt de paràmetres tenen distribució asimptòtica normal  $\hat{\Theta}_{ML} \approx AN(\theta, I^{-1}(\theta))$ .

Gràcies a aquesta propietat, és possible realitzar el test de wald  $\frac{\hat{\theta}_{ML} - \theta}{\sqrt{I^{-1}(\theta)}} \approx N(0, 1)$  per a veure la significació dels paràmetres.

El test de raó de versemblança (LRT), és un altre test estadístic per a comprovar la significació dels paràmetres. Comparant la bondat de l'ajust de dos models  $M_0$  i  $M_1$ , un dels quals (el model nul o hipòtesi nul·la) és un cas especial de l'altre (el model alternatiu o hipòtesi alternativa), la prova que expressa quantes vegades és més probable que les dades provinguin d'un model que de l'altre.

$$H_0 : M_0 = M_1 \Rightarrow M_0$$

$$H_1 : M_0 \neq M_1 \Rightarrow M_1$$

quan la versemblança  $L_0$  és molt semblant al  $L_1$ ,  $\Lambda = -2\log L_0 - 2\log L_1 \sim \chi_d^2$  on  $d$  és el nombre de paràmetres fixats a  $M_0$ , d'aquesta manera podrem trobar la significació dels paràmetres del model.

Per al nostre cas, per a comprovar la significació del paràmetre  $\beta_1$  associada a la variable  $x_1$  compararem:

$$\text{Model 0 : } \log\left(\frac{\pi_{ijk}}{1 - \pi_{ijk}}\right) = \beta_0 + \beta_2 x_2 + \dots + b_i + b_{ij}$$

$$\text{Model 1 : } \log\left(\frac{\pi_{ijk}}{1 - \pi_{ijk}}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + b_i + b_{ij}$$

Aquest és el test que farem servir per als efectes aleatoris  $b_i$  i  $b_{ij}$ , ja que no és possible utilitzant el test de wald per a variàncies ja que són estrictament positives i el valor de test (zero) està a la frontera de l'espai de paràmetres.



# Capítol 6

## Resultats Models Lineals Mixtos Generalitzats per a dades electorals

En aquest capítol es presenten els resultats d'aplicar el Model Lineal Mixt General a les dades electorals de les eleccions Generals del 2016 i les Autonòmiques del 2017 a la ciutat de Barcelona, amb la finalitat d'intentar explicar quins efectes de mixtura influeixen a la probabilitat de votar a cada partit o opció de vot.

Utilitzant primer els models simples, és a dir, fent servir només els districtes i barris com a variables explicatives, podrem quantificar les components aleatòries del model resultants de l'agrupació espacial de barris i districtes.

Més endavant, afegint-hi a cada model les variables social demogràfiques, analitzarem com afecten aquestes variables amb les probabilitats de votar a cada categoria, a més, quantificarem com ha millorat el model respecte el simple.

La interpretació de la part fixe no s'abordarà des de el punt de vista quantificatiu sinó qualitatiu. La funció *logit* és una funció monòtona on la interpretació del signe dels coeficients del predictor lineal està en relació amb un increment o decrement de les probabilitats de votar al partit que es modelitza. D'aquesta manera concentrarem tota la informació en un codi de colors que representi la significació i signe dels coeficients per així poder fer una interpretació clara i concisa entre dels models per a cada elecció.

Després aplicarem el model complet per variables sociodemogràfiques de cada partit a les dades segmentades per els 3 clústers obtinguts anteriorment, amb l'objectiu de veure si d'aquesta manera podem reduir els efectes aleatoris, és a dir la variabilitat no explicada per els efectes fixes, i si hi ha diferències entre la relació dels paràmetres fixes dels models segmentats respecte al model global.

Per acabar, mitjançant l'ús de taules i imatges farem una comparació general de tots els models finals, tant globals com els segmentats, per a poder realitzar les conclusions

generals d'aquest apartat.

Al tenir un model per a cadascuna de les 8 categories diferents per a les eleccions Generals del 2016 -JxCat, ERC, ECP, PSC, Cs, PP, Altres i Abstenció- més la CUP per a les eleccions Autonòmiques, tractarem amb 17 models simples diferents i 17 models finals globals i 51 models finals resultants de la segmentació per clústers. Per tant, explorarem exhaustivament els components, validació i interpretació d'un model d'exemple per a cadascun dels apartats i adjuntarem la resta a l'annex.

## 6.1 Models simples

Una preconditionió per a poder fer inferència correctament sobre els paràmetres fixes, és que s'hagin validat els paràmetres aleatoris. Podem utilitzar el test de raó de versemblança (LRT) explicat anteriorment per a justificar sí realment els components de la variància són significatius respecte al model buit, és a dir, si la proporció de vot d'un partit en probabilitats realment es més homogènia segons la localització de l'àrea estadística bàsica: per una banda els efectes dels barri i per altre el districte a les que pertanyen.

Per tant tindrem 3 models que compararem:

$$\begin{aligned}
 M_0 &: \text{logit}\left(\frac{\pi_{ijk}}{1 - \pi_{ijk}}\right) = 1 \\
 M_D &: \text{logit}\left(\frac{\pi_{ijk}}{1 - \pi_{ijk}}\right) = 1 + b_i \\
 M_{DB} &: \text{logit}\left(\frac{\pi_{ijk}}{1 - \pi_{ijk}}\right) = 1 + b_i + b_{ij} \\
 &\text{amb } \begin{cases} b_i \sim N(0, \sigma_D^2) \\ b_{ij} \sim N(0, \sigma_B^2) \end{cases}
 \end{aligned}$$

### 6.1.1 Exemple JxCat Autonòmiques 2017

Prenent d'exemple les votacions de JxCat a Barcelona de les eleccions Autonòmiques del 2017, aplicant la funció *anova* del *R*, realitzarem aquest mateix test.

Data: dades

Models:

model0: form

modelD: cbind(JxCat, Votants - JxCat) ~ 1 + (1 | Districte)

modelDB: cbind(JxCat, Votants - JxCat) ~ 1 + (1 | Districte/Barri)

	Df	AIC	BIC	logLik	deviance	Chisq	Chi	Df	Pr(>Chisq)
model0	1	39175	39178	-19586.5	39173				

```

modelD  2 14059 14066 -7027.5    14055 25118.1    1 < 2.2e-16 ***
modelDB 3  4595  4606 -2294.7    4589  9465.5    1 < 2.2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

**Figura 6.1:** Resultats anova per als models intercept, districte  $b_i$  i districte+barri  $b_i + b_{ij}$

Com podem veure a la figura 6.1, si considerem els efectes aleatoris dels districtes  $b_i$  es redueix la deviança del model d'una forma extraordinària, de 39173 a 14055, naturalment significatiu respecte al model nul. El component del barri  $b_{ij}$  també redueix molt la deviança de 14955 a 4589, també és clarament significativa respecte al model que només considera l'agrupació per districtes. Per tant podem concloure que l'agrupació de districtes i barris si que explica molta variabilitat de la variable resposta.

Aquest test s'ha aplicat a totes les opcions de vot per a les dues eleccions a estudiar i totes surten altament significatives.

## 6.2 Models ampliat amb les dades sociodemogràfiques

Un cop hem validat els efectes aleatoris de mixtura, ja podem ampliar els models simples anteriors amb les variables social demogràfiques com a variables explicatives.

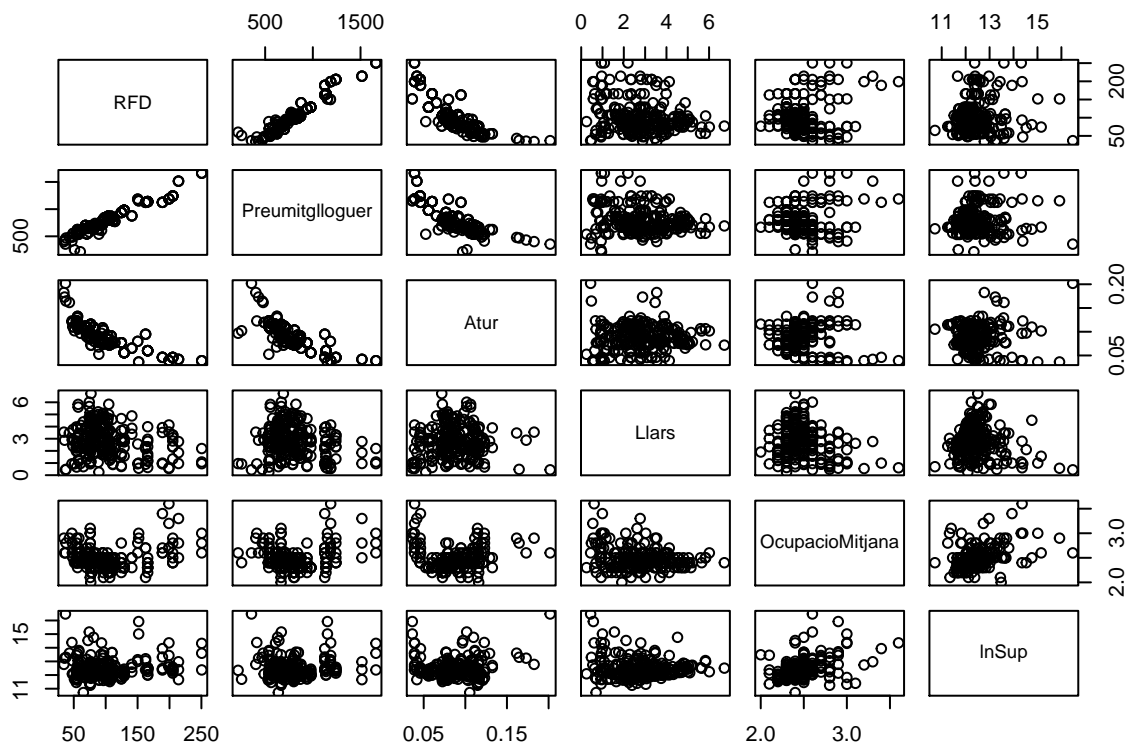
### 6.2.1 Criteris d'elecció de variables explicatives

Entre algunes de les variables explicatives, existeixen correlacions importants que poden portar a possibles problemes de multicolinealitat als models futurs, per tant hem de triar quines variables explicatives inclourem al model màxim (variables explicatives candidates a entrar al model final) abans d'aplicar el mètode *stepwise*.

La variable Població no la podem incloure com a variable candidata, perquè tractem la probabilitat de cada opció de vot com el nombre de vots de cada partit dividit entre la resta vots sumats, cosa que incloent-hi el nombre de persones de cada AEB resultaria amb una multicolinealitat molt clara i distorsionaria els coeficients per a fer inferència.

Un altre variable que es descarta per la mateixa raó, és la densitat de població, ja que disposant de la superfície de cada AEB resultaria en el mateix problema de multicolinealitat, de la mateixa manera també deixem fora la variable Preu mitjà del metre quadrat, on creiem que preu mitjà del lloguer serà una variable més informativa.

Els grups de variables referents a les proporcions de cada AEB del sexe, edat, origen de naixement, nivell acadèmic i ús del sòl s'inclouen al model màxim, però al ser proporcions que sumen 1 (per exemple el % d'homes és igual a 1-% de dones), s'han de treure del model una variable de cada grup que serà la de referència. Aquestes variables seran el percentatge de dones respecte la població per a sexe (variable Dones), fins17 per al grup d'edat, Estrangers per a l'origen de naixement, Estudis secundaris per al nivell acadèmic i finalment l'àrea Residencial per a l'ús del sòl a les AEB de la ciutat de Barcelona.



**Figura 6.2:** Gràfics de dispersió *pairs* de les variables explicatives creuades entre si.

Mirant els gràfics de dispersió de la figura 6.2, es pot veure com la variable renda familiar disponible (RFD), té una gran correlació lineal positiva amb el preu mitjà de lloguer i negativa amb la taxa d'Atur, cosa que ens porta a pensar en possibles problemes de multicolinealitat.

Per confirmar aquesta hipòtesi, calcularem els factors d'inflació de la variància (VIFs) per a les variables amb i sense la variable RFD. Efectivament, com es veu a la taula 6.1, el VIF de la variable RFD és molt elevat amb un valor de 33.4, conjuntament amb la variable Preu mitjà de lloguer amb un vif de 25 aproximadament. Els VIFs elevats dins de variables dels conjunts d'Edat o nivell acadèmic es poden considerar normals ja que com s'ha explicat anteriorment estan relacionades i a cada AEB els conjunts sumen 1 per construcció, ja que són proporcions. Al treure la renda familiar disponible de les variables, veiem com ja no tenim problemes de multicolinealitat greus, tot i que, hi ha correlacions moderades entre els predictors amb vifs al voltant del 5.

Taula 6.1: Factors d'inflació de la variància per a les variables explicatives considerant la variable RFD i sense considerar-la.

	Vifs.considerant.RFD	Vifs.sense.RDF
Homes	4.35	4.35
de18a29	3	2.99
de30a64	11.59	9.94
mes65	9.64	8.72
Catalunya	6.07	5.7
Espanya	4.89	4.84
SenseEstudis	7.52	7.52
EstudisPrimaris	27.35	26.07
EstudisSuperiors	35.16	34.41
Equipaments	1.45	1.44
ParcsUrbans	2.17	2.17
Industria	2.78	2.75
Xarxa_viaria	2.08	2.02
ParcsForestals	3.91	3.81
RFD	33.4	6.24
Preumitgllloguer	25.35	
Atur	6.04	5.13
Llars	2.03	2.02
OcupacioMitjana	5.66	5.4
lnSup	5.17	5.13

Taula 6.2: Variables explicatives dels models finals de partida

notacio	noms	notacio2	noms2
x1	Homes	x11	ParcsUrbans
x2	de18a29	x12	Industria
x3	de30a64	x13	Xarxa_viaria
x4	mes65	x14	ParcsForestals
x5	Catalunya	x15	Preumitgloguer
x6	Espanya	x16	Atur
x7	SenseEstudis	x17	Llars
x8	EstudisPrimaris	x18	OcupacioMitjana
x9	EstudisSuperiors	x19	lnSuperficie
x10	Equipaments		

## 6.2.2 Model màxim

Així doncs, el model màxim per a cada opció de vot, abans d'utilitzar la metodologia *stepwise* és el següent:

$$\log\left(\frac{\pi_{ij}^{Partit}}{1 - \pi_{ij}^{Partit}}\right) = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \beta_3x_3 + \beta_4x_4 + \beta_5x_5 + \beta_6x_6 \\ + \beta_7x_7 + \beta_8x_8 + \beta_9x_9 + \beta_{10}x_{10} + \beta_{11}x_{11} + \beta_{12}x_{12} + \beta_{13}x_{13} \\ + \beta_{14}x_{14} + \beta_{15}x_{15} + \beta_{16}x_{16} + \beta_{17}x_{17} + \beta_{18}x_{18} + \beta_{19}x_{19} + b_i + b_{ij}$$

amb el nom de les variables  $x_i$  representades a la taula 6.2.

## 6.2.3 Stepwise

Per aconseguir el model per a cada partit amb millor mesura d'informació i que millor ajusti a les dades sense arribar a un sobreajust, aplicarem el mètode *stepwise*.

*Stepwise* és una metodologia per a escollir les covariables més rellevants. És un procediment iteratiu on parteix del model simple, i a cada iteració compara la mesura d'informació emparada del model actual amb les mesures d'informació dels models resultants d'afegir per separat, cadascuna de variable del model màxim o bé traient cadascuna de les variables explicatives ja en el model, també per separat. Si la mesura d'informació d'una d'aquestes accions és millor que la del model per a la iteració  $t$ , fa l'acció que més el millora, mentre que si no hi ha cap, para d'iterar i el model final serà el model base de la última iteració.

La mesura d'informació emparada ha sigut el criteri d'informació d'Akaike (AIC) definit com:

$$AIC = 2k - 2\ln(\hat{L})$$



on  $k$  és el nombre de paràmetres en el model estadístic i  $\widehat{L}$  el màxim valor de la funció de versemblança del model.

Entre dos valors d'AIC, es considera millor mesura d'informació el AIC més baix. Com veiem a la definició, penalitza les variables explicatives poc informatives.

La funció *stepwise* s'ha tingut que implementar al R per a realitzar aquest apartat ja que no existia la versió per als model *glmer* emparats.

## 6.2.4 Exemple JxCat complet

En aquest apartat s'analitzarà els resultats d'un model concret d'exemple; JxCat per a les dades Parlamentaries del 2017. El model final després del procediment *stepwise* per a JxCat és el següent:

$$\log\left(\frac{\pi_{ij}^{JxCat}}{1 - \pi_{ij}^{JxCat}}\right) = \beta_0 + \beta_3x_3 + \beta_4x_4 + \beta_5x_5 + \beta_6x_6 + \beta_7x_7 + \beta_8x_8 \\ + \beta_{10}x_{10} + \beta_{11}x_{11} + \beta_{12}x_{12} + \beta_{13}x_{13} + \beta_{16}x_{16} + \beta_{17}x_{17} + \beta_{18}x_{18} + \beta_{19}x_{19}$$

```
Generalized linear mixed model fit by maximum likelihood (Laplace
Approximation) [glmerMod]
Family: binomial ( logit )
Formula:
cbind(JxCat, Votants - JxCat) ~ (1 | Districte/Barri) + EstudisPrimaris +
Espanya + mes65 + de30a64 + Catalunya + Atur + Equipaments +
SenseEstudis + Industria + Xarxa_viaria + ParcsUrbans + lnSup +
Llars + OcupacioMitjana
Data: dades
```

AIC	BIC	logLik	deviance	df.resid
2892.3	2950.9	-1429.1	2858.3	216

```
Scaled residuals:
   Min      1Q  Median      3Q      Max
-6.0291 -1.0652  0.0095  1.1149  5.8764
```

```
Random effects:
 Groups          Name          Variance Std.Dev.
Barri:Districte (Intercept) 0.010723 0.10355
Districte       (Intercept) 0.002824 0.05314
Number of obs: 233, groups: Barri:Districte, 73; Districte, 10
```

```
Fixed effects:
      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
```

```

(Intercept)      -2.22812      0.34714    -6.418  1.38e-10 ***
EstudisPrimaris -2.82520      0.17993   -15.702 < 2e-16 ***
Espanya          -3.60679      0.19592   -18.409 < 2e-16 ***
mes65            4.04199      0.30444    13.277 < 2e-16 ***
de30a64         2.51828      0.38022     6.623 3.52e-11 ***
Catalunya       0.65792      0.11097     5.929 3.05e-09 ***
Atur            -3.10403      0.69128    -4.490 7.11e-06 ***
Equipaments     0.17987      0.04801     3.746 0.000179 ***
SenseEstudis   -2.91964      0.65319    -4.470 7.83e-06 ***
Industria       -0.16311      0.07679    -2.124 0.033658 *
Xarxa_viaria   -0.49095      0.07942    -6.181 6.36e-10 ***
ParcsUrbans    -0.07629      0.03936    -1.938 0.052604 .
lnSup          -0.04067      0.01020    -3.989 6.64e-05 ***
Llars           0.01013      0.00371     2.731 0.006308 **
OcupacioMitjana 0.05992      0.03760     1.594 0.110970

```

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

convergence code: 0

**Figura 6.3:** Sortides d'R de la funció *summary* aplicada al model final per a JxCat

.

A la figura 6.3, tenim la sortida del *summary* aplicada al model JxCat, on ens dona informació detallada del model.

Les variables de la fórmula del *summary*, estan per l'ordre d'entrada al model durant el procés *stepwise*.

A la taula dels efectes fixos  $\beta$  dins de la sortida del *summary*, veiem com no totes les variables del model final són estrictament significatives. Això es degut a que el criteri de l'AIC utilitzat és més laxe en comparació amb altres criteris, i permet incloure variables estrictament no significatives (p valors  $> 0.05$ ) mentre aquestes aportin prou informació. En general però, ens trobarem amb p valors  $< 0.15$ , sent estrictament significatives (p valors  $< 0.05$ ) la majoria de les  $\beta$ .

A la figura 6.4 es presenten els resultats del *R* de la funció *anova* entre el model final i el model només amb els efectes aleatoris. Podem veure com la deviança és redueix 1731 canvi significatiu respecte al model *districte|barri*, d'aquesta manera justifiquem afegir les variables sociodemogràfiques corresponents als efectes fixes al model final, amb un AIC de 2892.

Data: dades

Models:

```
modelDB: cbind(JxCat, Votants - JxCat) ~ 1 + (1 | Districte/Barri)
```

```
modelcomplet: cbind(JxCat, Votants - JxCat) ~ (1 | Districte/Barri) + EstudisPrimaris +
```

```
modelcomplet:      Espanya + mes65 + de30a64 + Catalunya + Atur + Equipaments +
```

```
modelcomplet:      SenseEstudis + Industria + Xarxa_viaria + ParcsUrbans + lnSup +
```

```
modelcomplet:      Llars + OcupacioMitjana
```

	Df	AIC	BIC	logLik	deviance	Chisq	Chi	Df	Pr(>Chisq)
modelDB	3	4595.4	4605.7	-2294.7	4589.4				
modelcomplet	17	2892.3	2950.9	-1429.1	2858.3	1731.1		14	< 2.2e-16

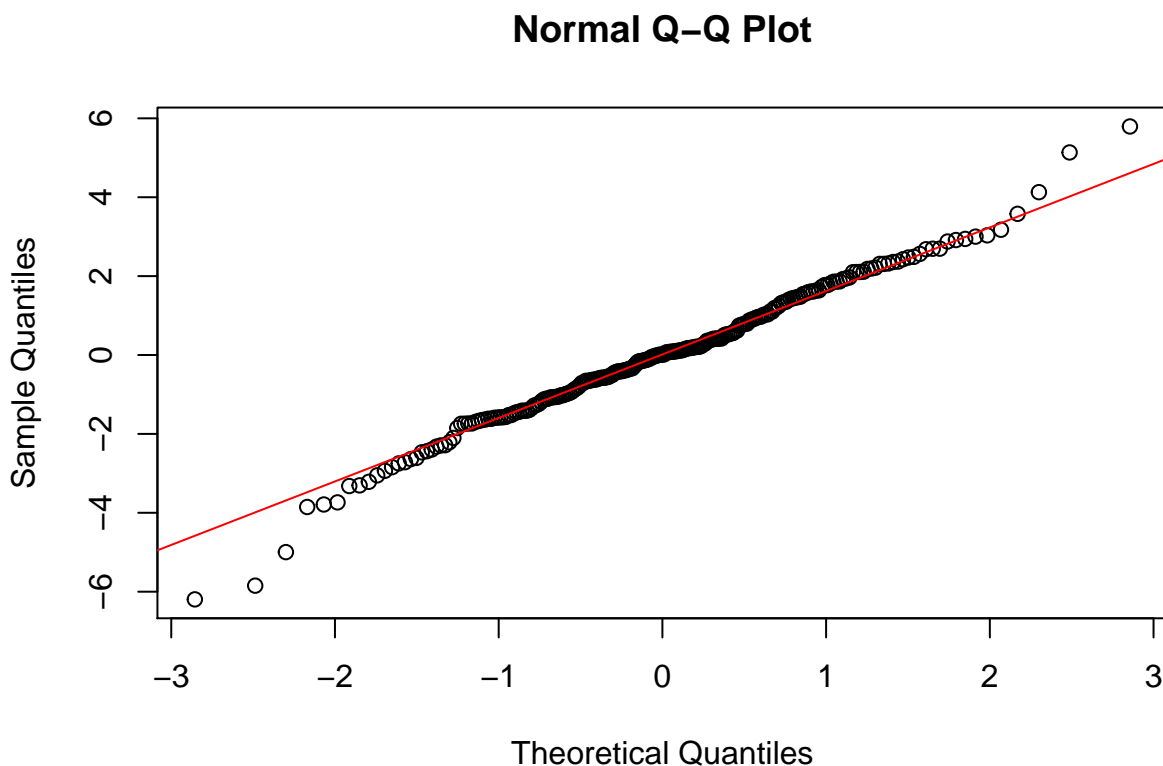
modelDB  
modelcomplet \*\*\*  
---  
Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

**Figura 6.4:** Resultats anova per als models final i el districte+barri  $b_i + b_{ij}$  per a JxCat.

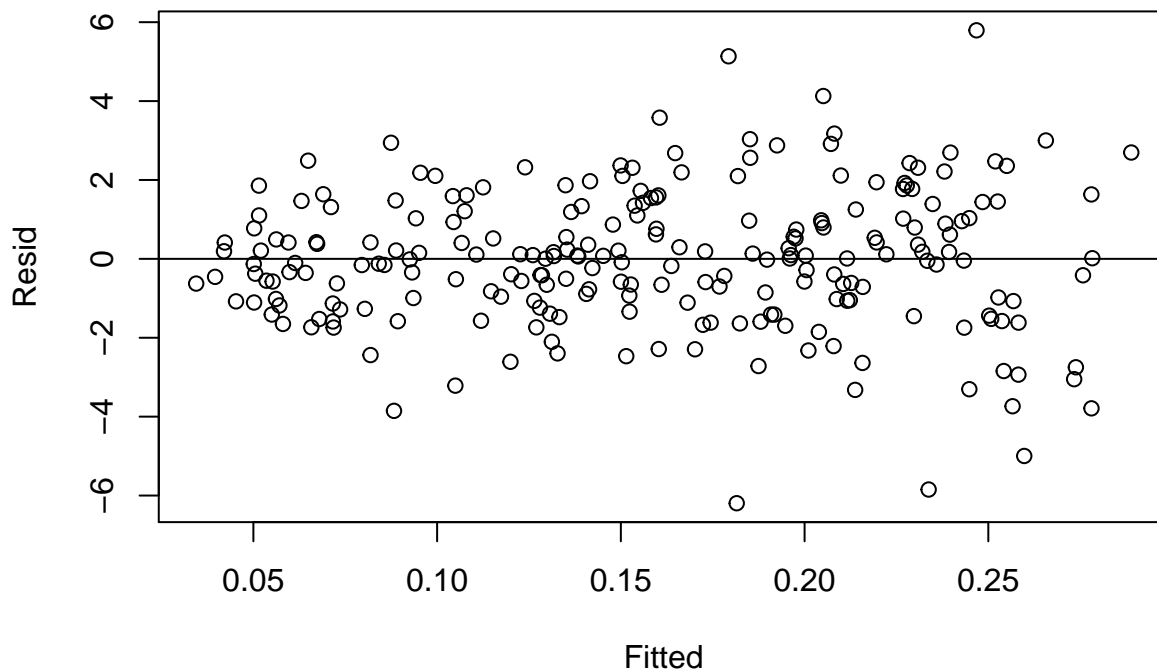
Una part important de la modelització estadística és la validació dels models. Una premissa que han de complir és la normalitat i homoscedasticitat del residu.

A la figura 6.5, tenim el qq plot, que ens indica si els residus segueixen una distribució *Normal*. En aquest cas tot hi tenir valors outliers, podem confirmar que és el cas, ja que els punts segueixen en gran part a la diagonal.

A la figura 6.6, estan representats els residus al eix y i els valors predits al eix x. Com veiem la majoria de punts del gràfic estan entre el 4 i -4 de l'eix y, cosa que ens indica que el model ajusta bé a les dades. El gràfic també ens indica homoscedasticitat ja que els punts estan distribuïts de forma aleatòriament uniformes al voltant del eix x, sense un canvi de forma apreciable, es a dir no es produeix un creixement o decreixement ordenat dels valors de  $|y|$  del gràfic.



**Figura 6.5:** qq plots de validació de normalitat dels residus per al model JxCat.

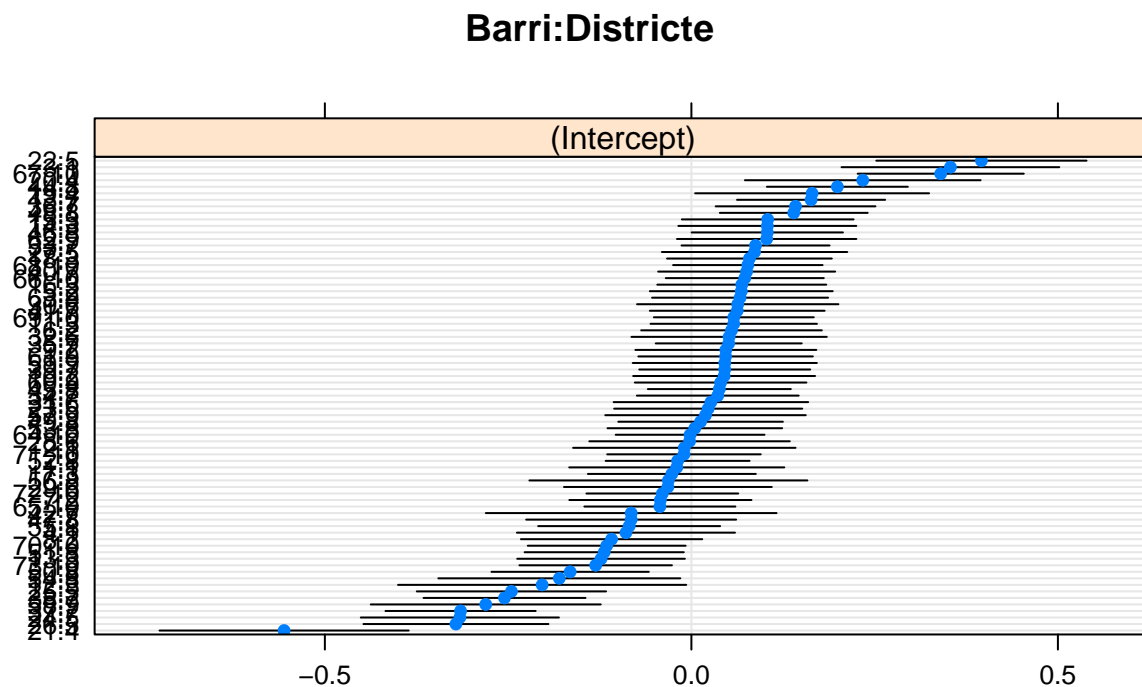


**Figura 6.6:** Fitted vs predict: plots de validació d'homoscedasticitat dels residus per al model final JxCat.

Una eina que tenim per a explorar els coeficients de mixtura aleatoris del model  $b_i$  i  $b_{ij}$  és amb la funció `ranef` de la llibreria `'lmer4'` del `R`. Aquesta funció ens permet representar com varien els efectes aleatoris segons cada Districte i Barri.

A la figura 6.7, estan representats per al model que estem tractant, JxCat. D'aquest gràfic podem interpretar que la part fixe li falta explicar una part de la variabilitat de inclouen els efectes aleatoris, als districtes i barris amb l'interval fora del 0. El 0 representa el model poblacional o promitg de Barcelona. En aquest cas concret podem interpretar que els districtes 1 (Ciutat Vella) i 10 (Sant Martí), voten més a JxCat del que haurien per les característiques sociodemogràfiques de la zona i 8 (Nou Barris ) i el 5 (Sarrià-Sant Gervasi) els voten menys.

```
$`Barri:Districte`
```



\$Districte

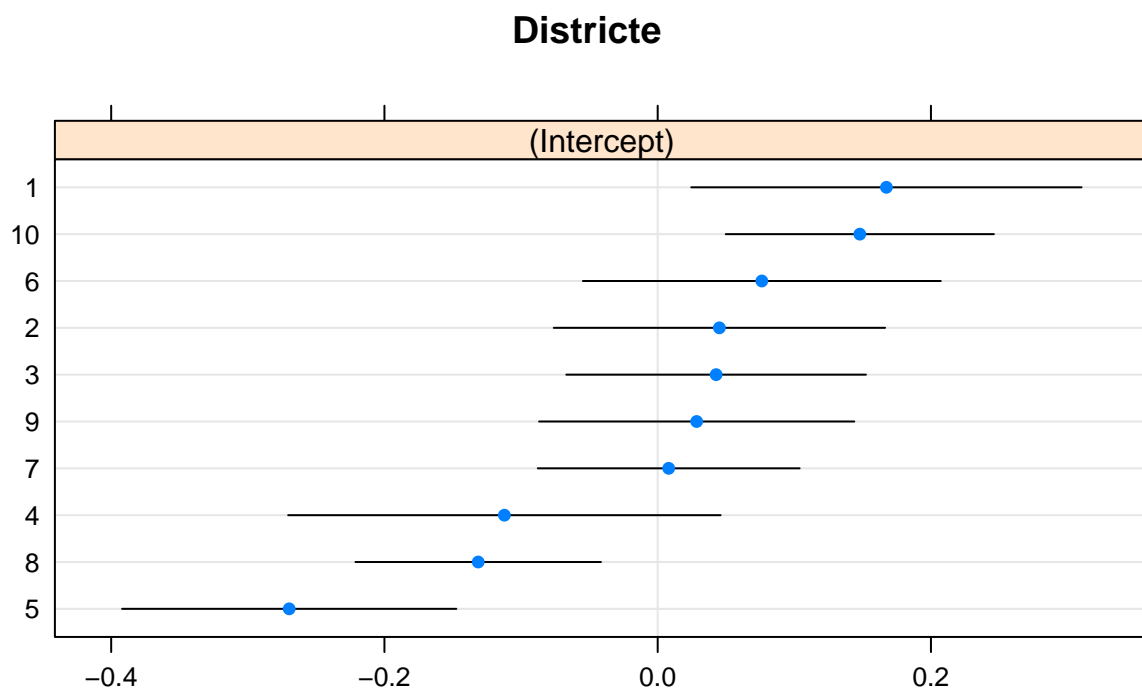


Figura 6.7: Efectes aleatoris per als Barris i els Districtes del model final JxCat.

## 6.3 Resultats dels models finals pels partits

En aquest apartat analitzarem la significació i signe dels factors fixos dels 8 models finals globals de cadascuna de les opcions de vot per a les eleccions Generals del 2016 i els 9 models per a les eleccions autonòmiques del 2017.

Per a poder comparar els models de forma clara i concisa, representarem utilitzant gràfics de *traffic lights* i taules, els efectes fixos de cada model final per partit, que minimitzen l'AIC obtinguts aplicant la metodologia *stepwise*. Aquests gràfics, es construeixen fent una taula per a cada elecció, on tindrem una fila per a cada model final per a cadascun dels partits i les columnes representaran les variables sociodemogràfiques de les dades. A continuació pintarem les caselles de la taula on aquell paràmetre explicatiu sigui significatiu per al model que correspon; Verd per als valors positius (tonalitat més clara per l'escala de grisos), vermell per als valors negatius i finalment, es deixen en blanc les caselles que facin referència a les variables que no són al model final. Les variables de referència dels grups de variables, s'han marcat acompanyant el nom de la variable amb el símbol #.

### 6.3.1 Models per a les eleccions Generals del 2016

A la figura 6.8 podem analitzar i comparar com afecten les variables sociodemogràfiques que caracteritzen a les AEBs a les probabilitats de cada opció de vot.

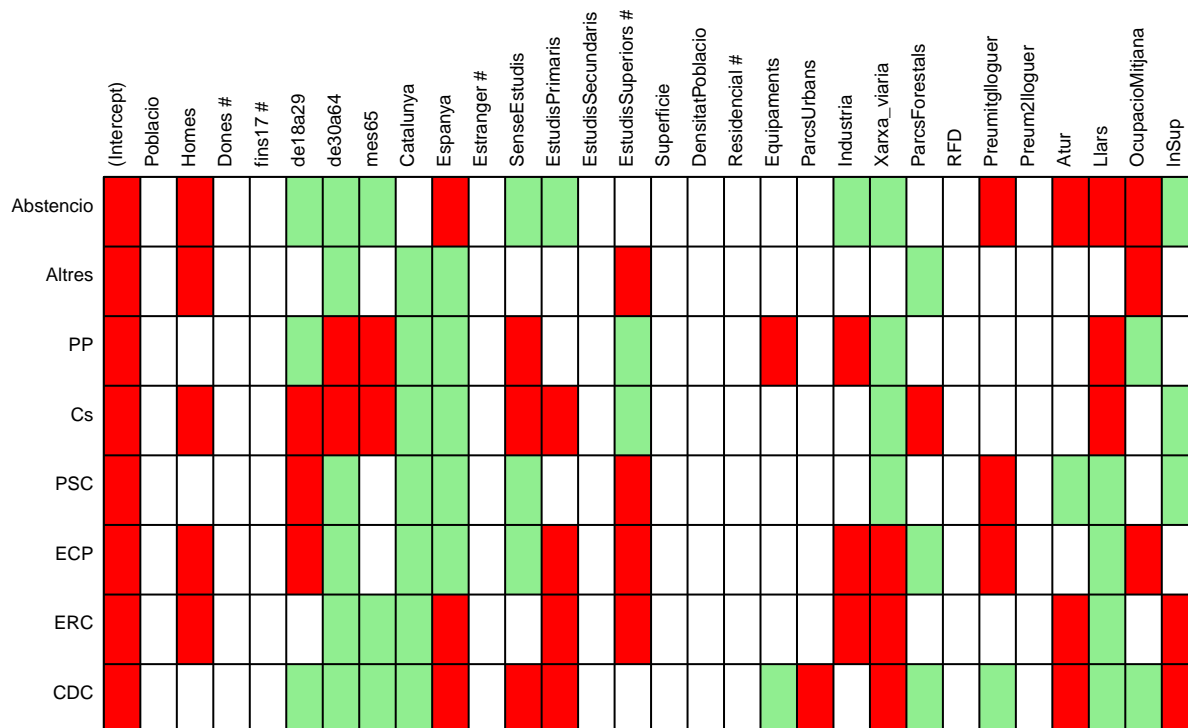
Hi ha partits on les característiques de les AEB afecten de forma semblant a les probabilitats de vot, com per exemple ERC i CDC amb 9 variables significatives i del mateix signe per a tots dos partits. Aquestes variables són les proporcions de gent de 30 a 66 anys i els més grans de 65, que respecte a la proporció de menors de 18, a les AEB on hi ha més gent més adulta la probabilitat de votar aquests partits augmenta. De la mateixa manera passa amb la proporció de gent nascuda a Catalunya respecte als estrangers i amb el nombre de llars. Les variables que afecten negativament a la probabilitat de votar són la proporció d'espanyols nascuts fora de Catalunya respecte al grup d'estrangers, la proporció de xarxa viària respecte al ús residencial, la taxa d'atur i el logaritme de la superfície.

PP i Cs també comparteixen 8 variables amb el mateix comportament, per exemple la variable Espanya que representa els espanyols nascuts fora de Catalunya, te un signe positiu (color verd), sense estudis respecte a estudis secundaris és penalitza a la proporció de vot i estudis superiors en canvi, fa pujar les probabilitats de votar aquests partits. Comportament invers a PSC i ECP on aquests models respecte a les variables d'estudis tenen el signe canviat.

La variable preu mig del lloguer, només és significativa a les opcions de vot Abstenció, PSC i ECP, on afecta negativament als resultats de vots d'aquella zona, mentre que només afecta positivament a les probabilitats de votar a CDC.

Per tant ens trobem amb relacions de semblança del la significació i signe dels

paràmetres fixes  $\beta$  per als partits de dreta constitucionalistes, partits independentistes, i els partits d'esquerra, concretament ECP amb ERC i finalment ECP amb PSC.



**Figura 6.8:** Gràfic *Tràfic lights* dels efectes fixes de cada model corresponent als partits per a les eleccions Generals 2016.

### 6.3.2 Models per a les eleccions Autonòmiques del 2017

Per a les eleccions Autonòmiques del 2017, tractarem amb un model global més, el que fa referència a la CUP. A la figura 6.9 podem analitzar i comparar com afecten les variables sociodemogràfiques que caracteritzen a les AEBs a les probabilitats de cada opció de vot.

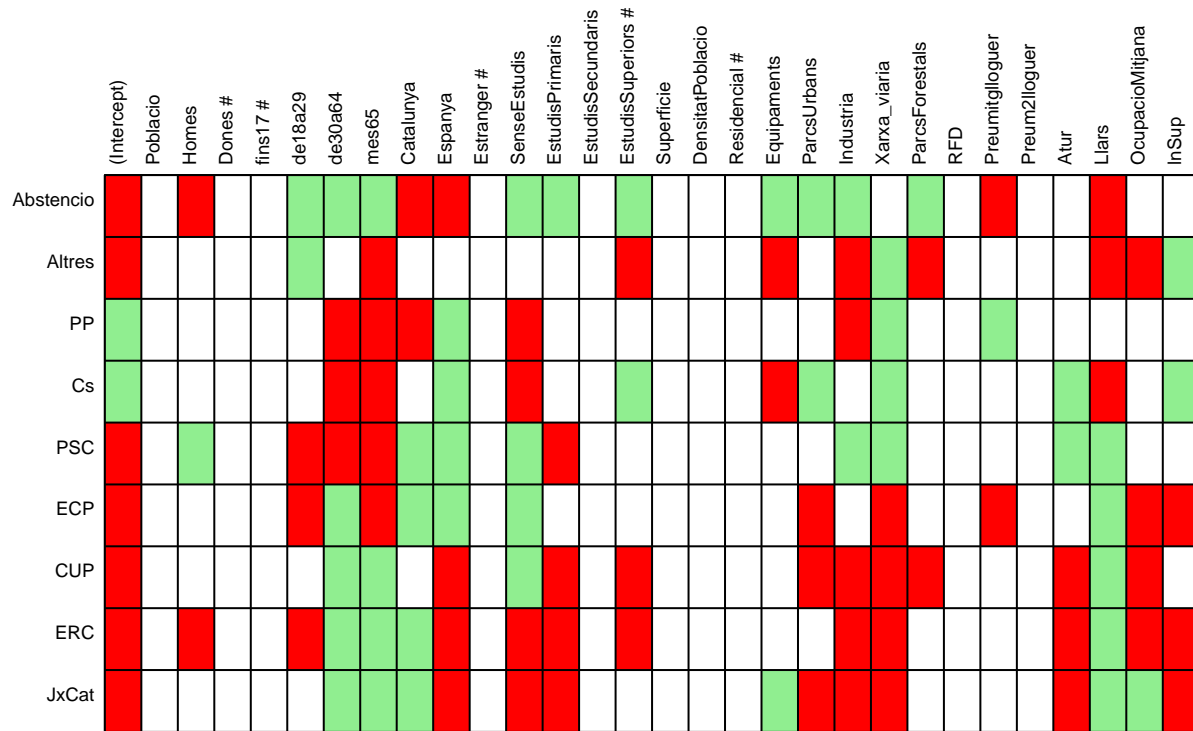
A simple vista veiem que la significació i signes dels coeficients dels partits independentistes (CUP, ERC i JxCat) són molt similars amb 8 paràmetres coincidents. Aquest fenomen també es dona per als partits PP, Cs i PSC, tot i que menys coincidents i amb en general amb signe contrari als grups independentistes.

El paràmetre referent a la proporció de gent sense estudis de cada AEB, augmenta les probabilitats de votar als partits PSC, ECP i CUP, mentre que la disminueix a la resta de partits.

A les AEB on el preu mitjà de lloguer és més elevat, les probabilitats de votar al PP augmenten mentre que per a ECP i l'Abstenció disminueix.

Podem veure com les components fixes del model de l'Abstenció és força característic respecte a les altres opcions de vot.

L'intercept de Cs i PP, tot i no ser interpretable, sí que ens indica una possible semblança entre els models, mirant-ho conjuntament amb l'efecte de les altres variables sociodemogràfiques.



**Figura 6.9:** Gràfic *Tràfic lights* dels efectes fixes de cada model per a les eleccions Autonòmiques del 2017.

## 6.4 Resultats dels models finals pels partits segmentats per clústers

En aquest apartat tornarem a construir els Models Lineals Mixtos Generalitzats per a cada opció de vot de cadascuna de les eleccions d'estudi, però amb la diferència que ara segmentarem la base de dades, tant dels resultats com de les variables sociodemogràfiques, per els 3 clústers multinomials bayesians obtinguts al Capítol 4.

Això ho fem amb l'objectiu de veure si es possible reduir la component aleatòria del model global a partir dels models segmentats pels clústers i, a més, per intentar veure si per a un mateix partit o opció de vot, les relacions de la probabilitat de vot amb les variables explicatives de la part fixe es comporten de forma diferent dependent del clúster on s'hagi construït el model.

Utilitzarem figures *trafic lights* del mateix estil a les taules 6.8 i 6.9, però aquest cop tindrem una per a cada partit, on representarem la significació i signe de cada model final segmentat i el model global com a referència.

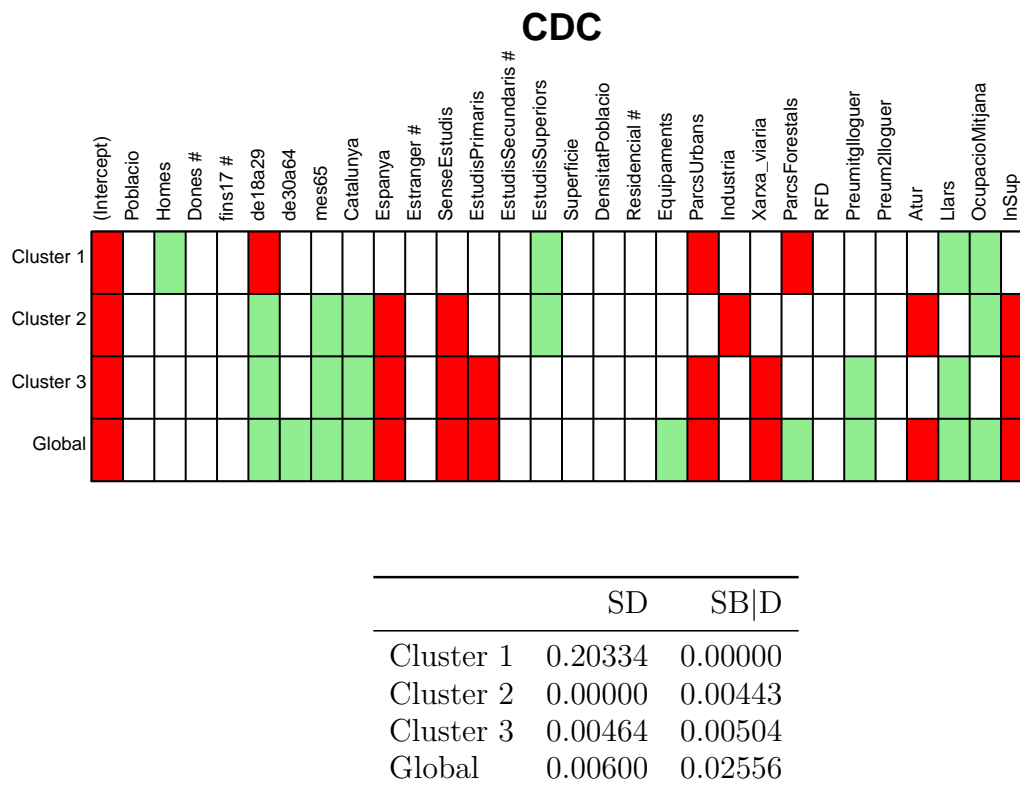


D'aquesta manera, si els paràmetres fixes d'un o més dels models segmentats tenen un comportament de significació o signe diferent al model global, ens estarà aportant una informació que només amb el model global no haguéssim pogut explorar.

### 6.4.1 Models per a les eleccions Generals 2016

En aquest apartat analitzarem els 3 models segmentats per clústers dels 8 opcions de vot de les eleccions Generals del 2016, comparant-los amb els models globals calculats a l'apartat anterior.

Al haver-hi tanta informació, es comentaran els resultats que es considerin més rellevants i s'intentarà buscar patrons entre els partits, clústers i variables explicatives sociodemogràfiques.



**Figura 6.10:** Resum dels efectes de mixtura dels models segmentats per clústers per a CDC a les eleccions Generals del 2016.

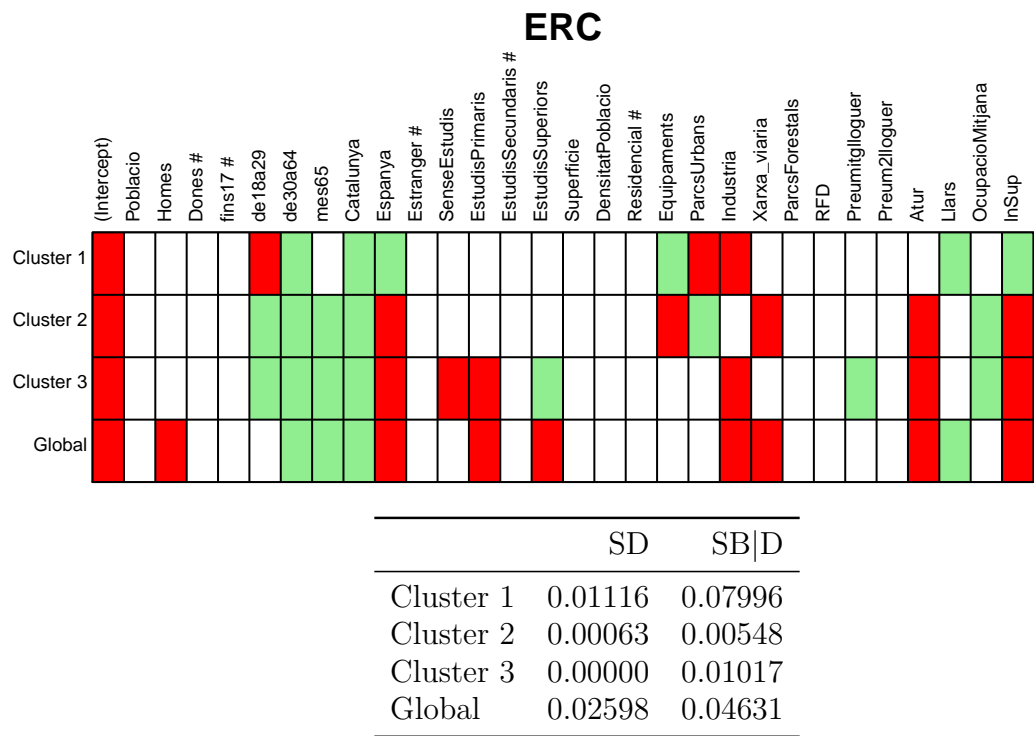


Figura 6.11: Resum dels efectes de mixtura dels models segmentats per clústers per a ERC a les eleccions Generals del 2016.

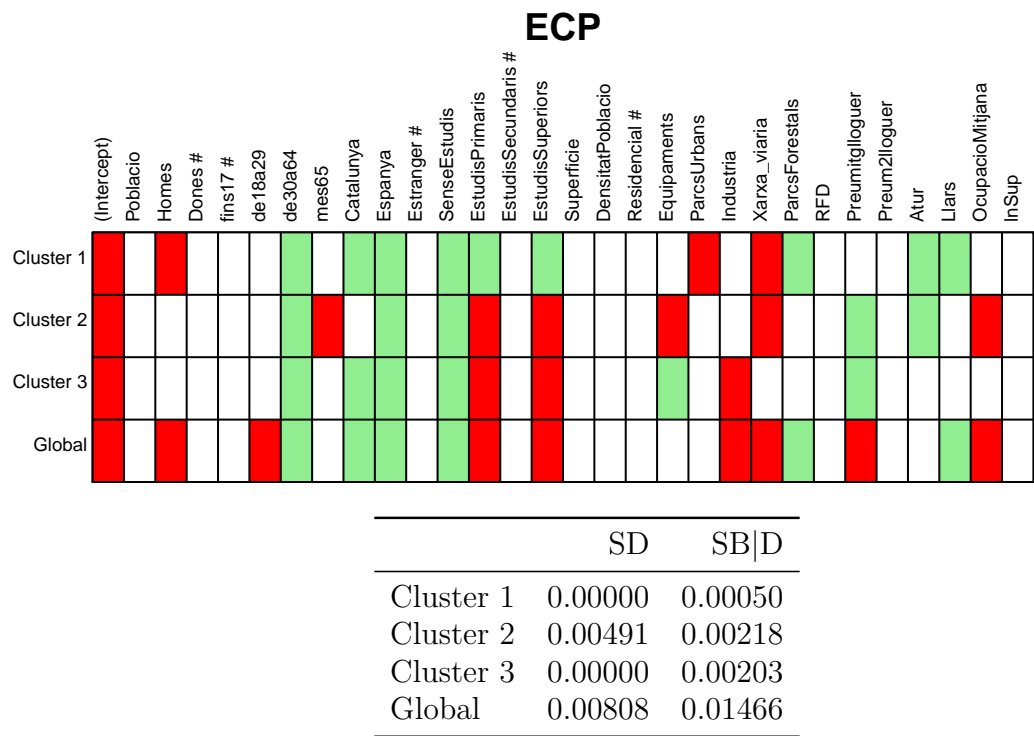
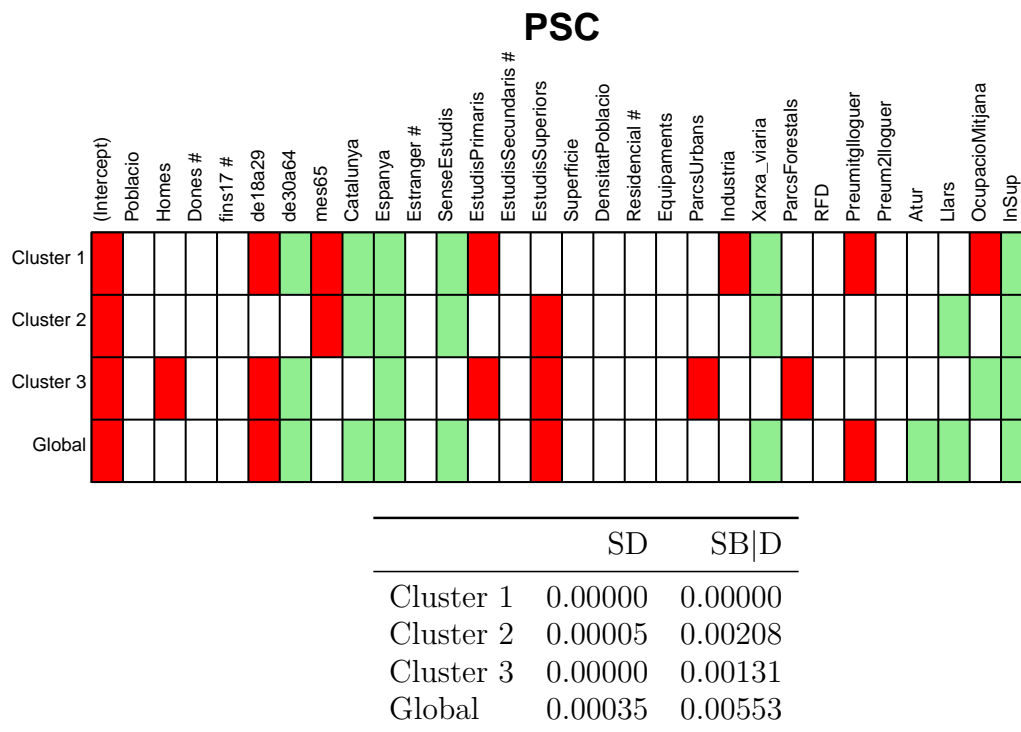
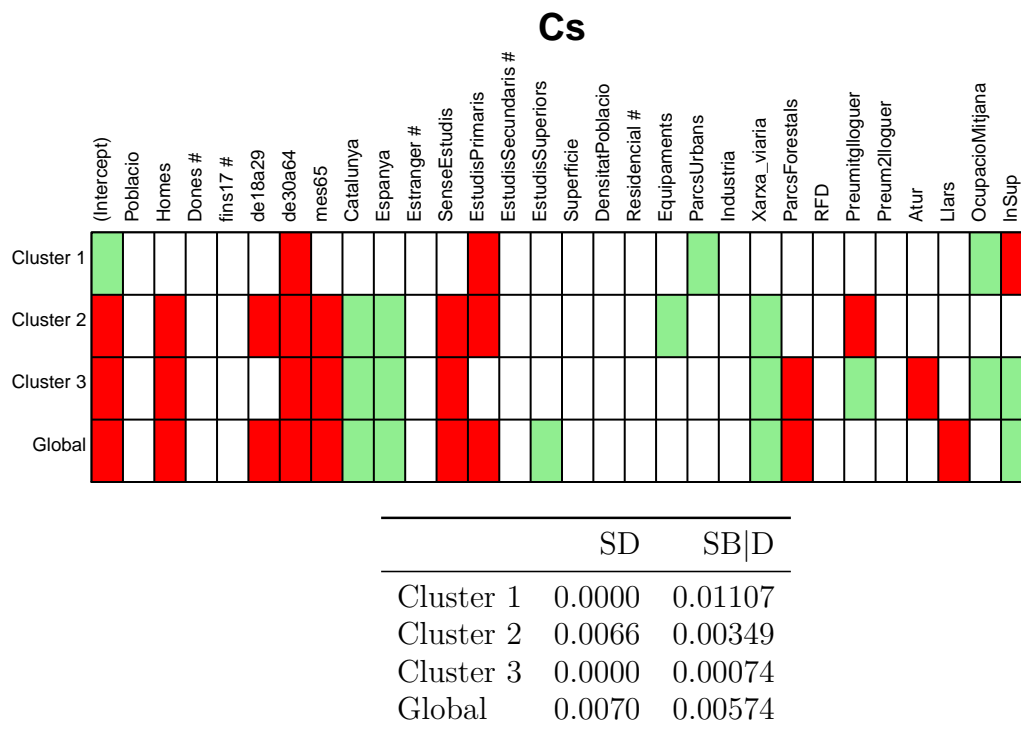


Figura 6.12: Resum dels efectes de mixtura dels models segmentats per clústers per a ECP a les eleccions Generals del 2016.



**Figura 6.13:** Resum dels efectes de mixtura dels models segmentats per clústers per al PSC a les eleccions Generals del 2016.



**Figura 6.14:** Resum dels efectes de mixtura dels models segmentats per clústers per a Cs a les eleccions Generals del 2016.

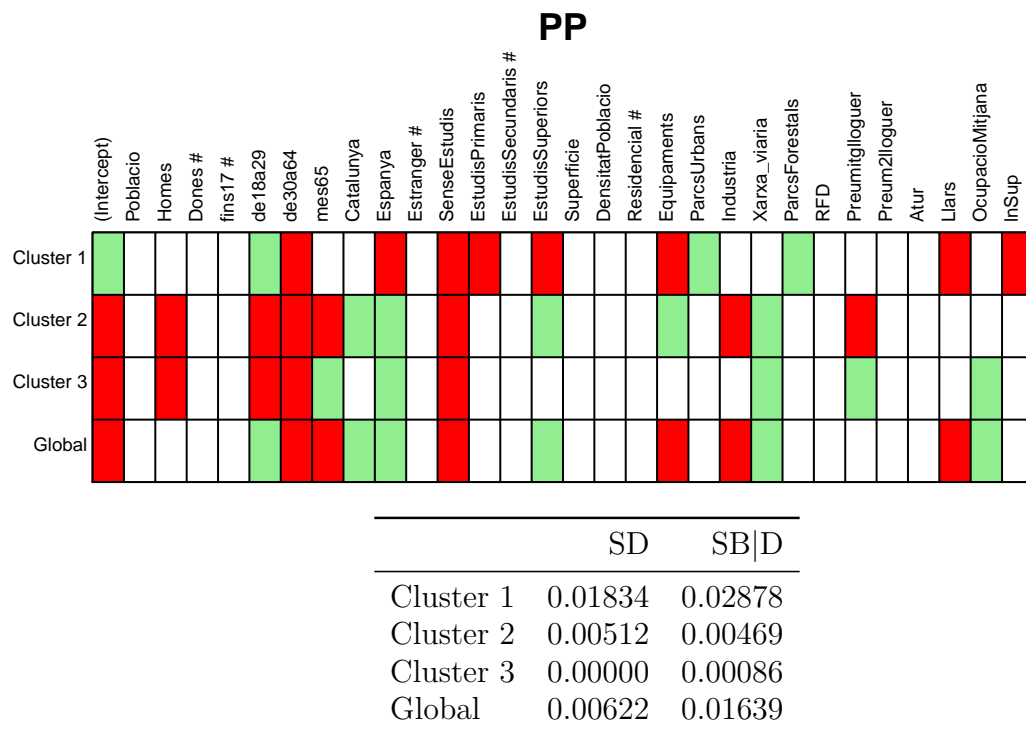


Figura 6.15: Resum dels efectes de mixtura dels models segmentats per clústers per al PP a les eleccions Generals del 2016.

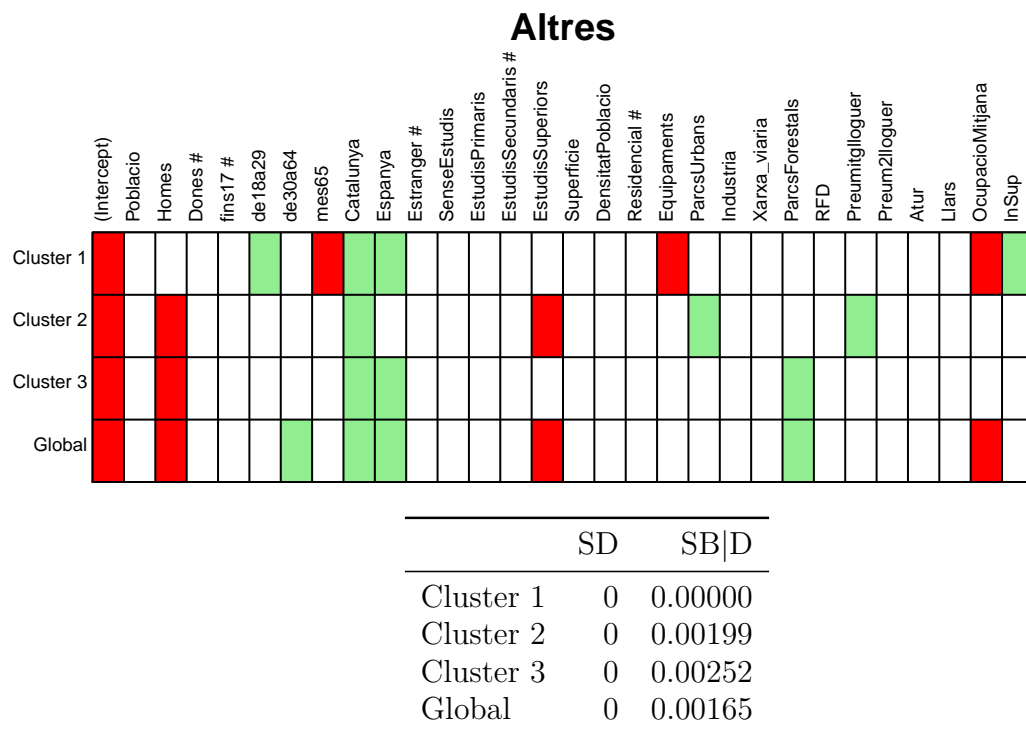
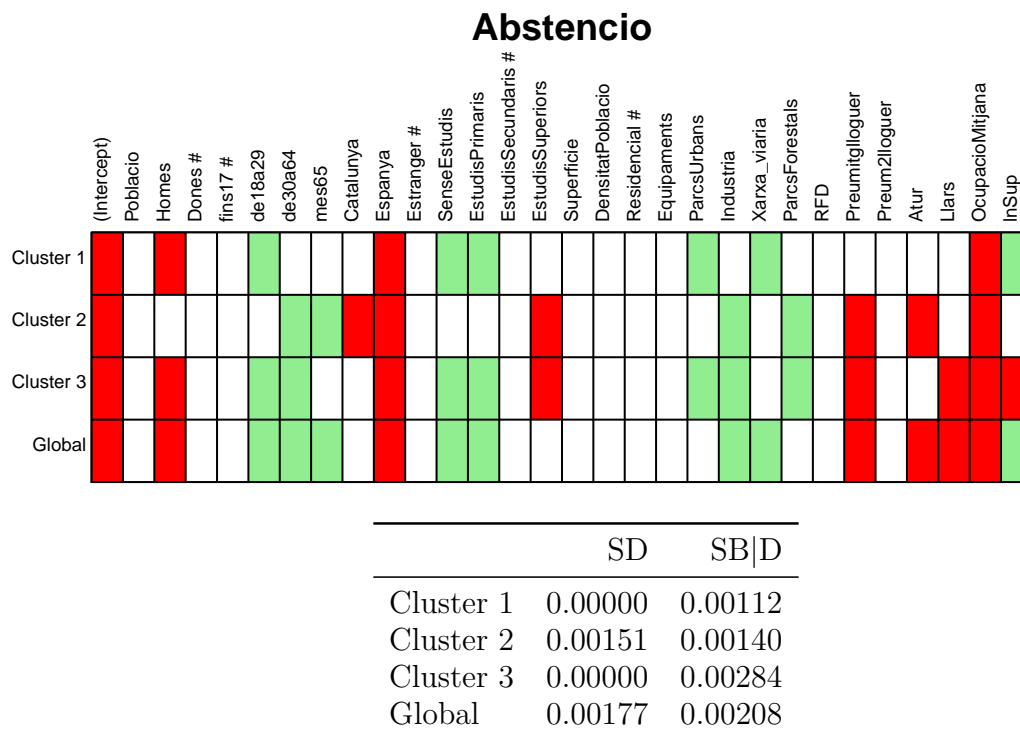


Figura 6.16: Resum dels efectes de mixtura dels models segmentats per clústers per a Altres a les eleccions Generals del 2016.



**Figura 6.17:** Resum dels efectes de mixtura dels models segmentats per clústers per a l'Abstenció a les eleccions Generals del 2016.

D'aquestes figures, les referents als models per a CDC, ERC, ECP, Cs i PP tenen en comú que els paràmetres fixes del model referent al clúster 1 es relacionen diferent amb la proporció de vot que els models segmentats dels clústers 2 i 3, similars al model global.

Per al CDC la proporció d'Homes i la proporció de gent amb estudis superiors afecta positivament a les probabilitats de vot. Veiem que fins i tot ens trobem amb un canvi de signe, es a dir que al clúster 1, la proporció de joves afecta negativament a les probabilitats de vot, contrari al model global.

Al gràfic del PSC de la figura 6.13, veiem que els efectes fixes és mantenen molt consistents als clústers respecte al global. En aquest cas aconseguim una gran reducció dels efectes aleatoris, com es mostra a la taula adjunta a la figura.

A les figures 6.16 i 6.17 es presenten els resultats per Altres i l'Abstenció.

En general la tendència de les components aleatòries representades a les taules adjuntes a cada gràfic, es que als models segmentats baixen respecte els models globals.

## 6.4.2 Models per a les eleccions Autònòmiques 2017

Per a les eleccions autonòmiques tindrem 3 models segmentats per clústers dels 9 opcions de vot, (afegint-hi la CUP).

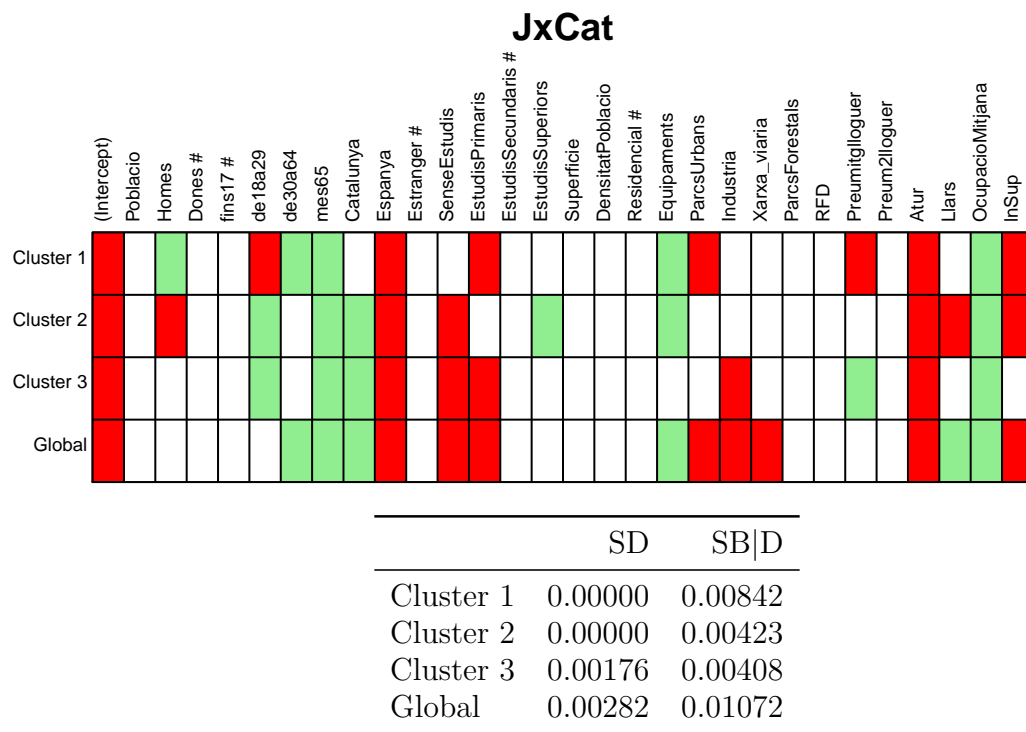


Figura 6.18: Resum dels efectes de mixtura dels models segmentats per clústers per a JxCat a les eleccions Autonòmiques del 2017.

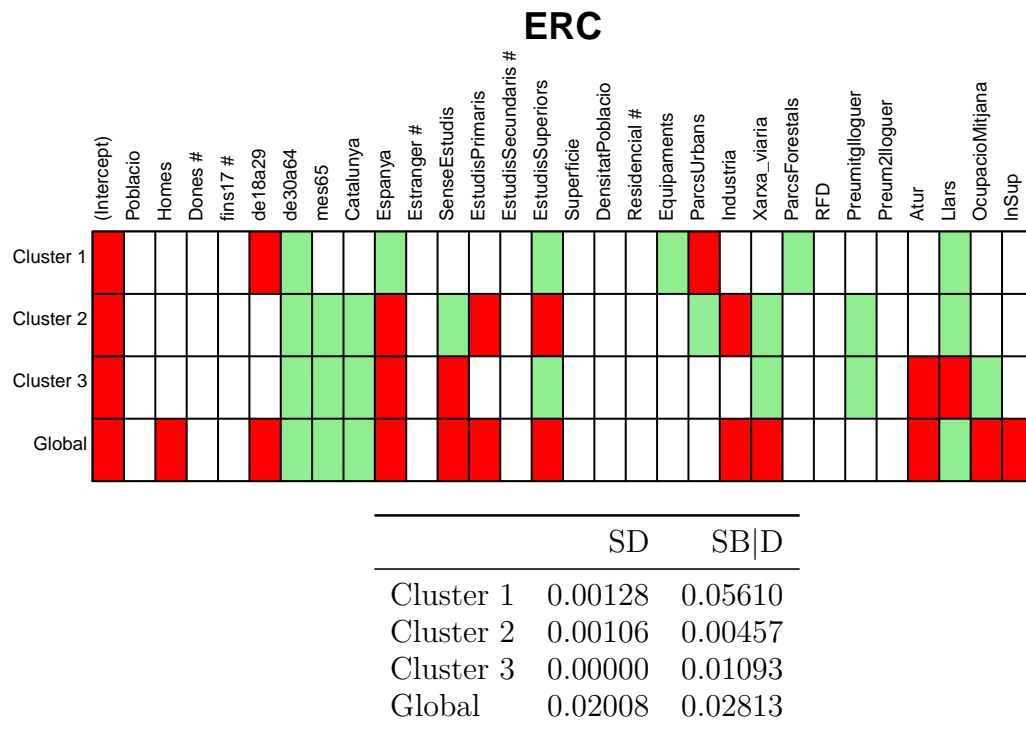
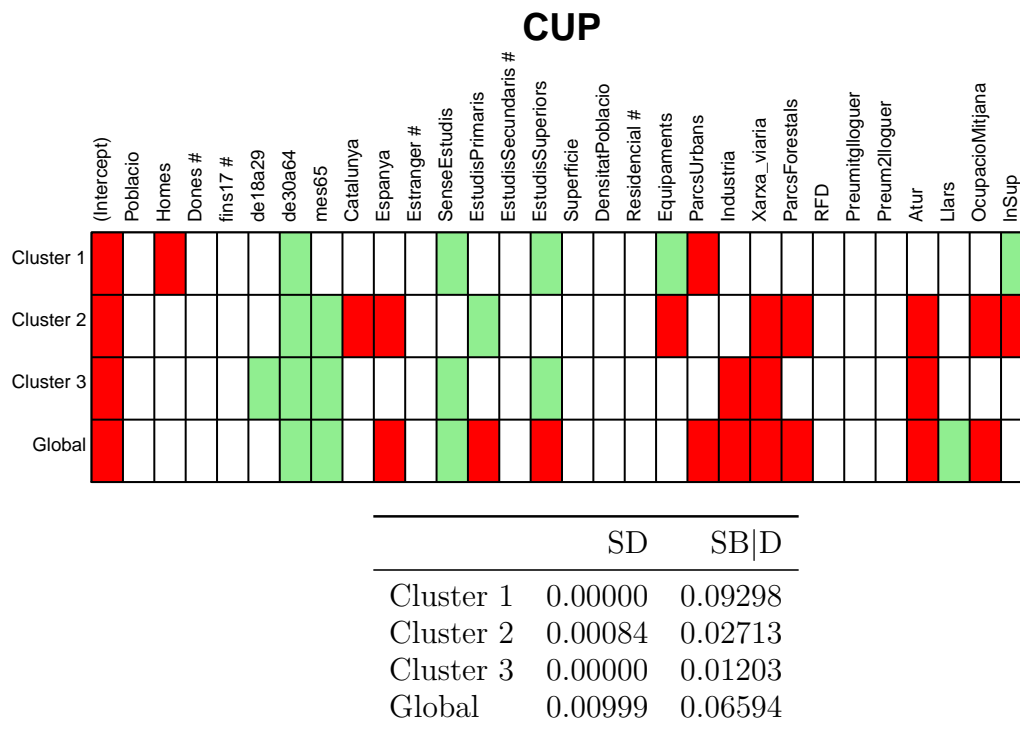
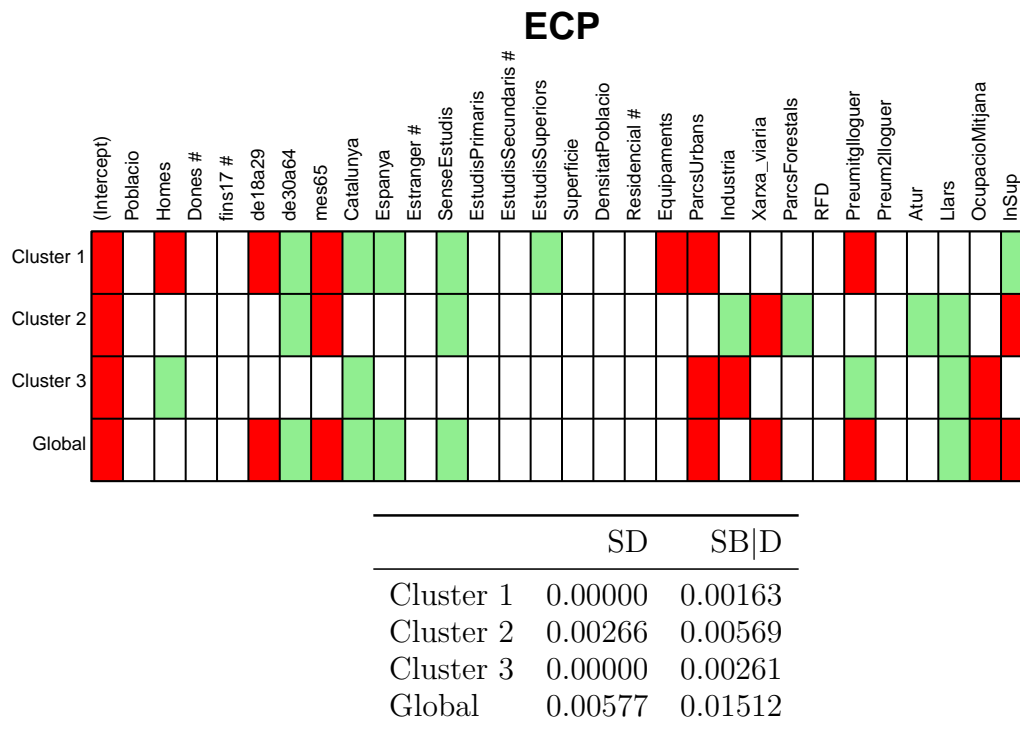


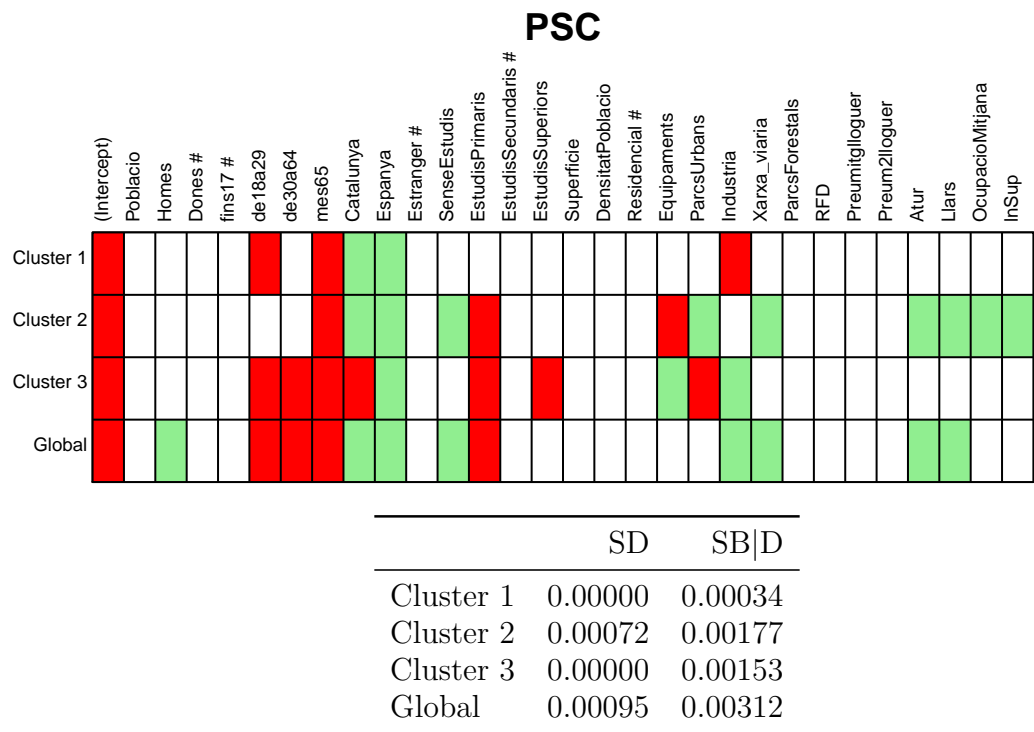
Figura 6.19: Resum dels efectes de mixtura dels models segmentats per clústers per a ERC a les eleccions Autonòmiques del 2017.



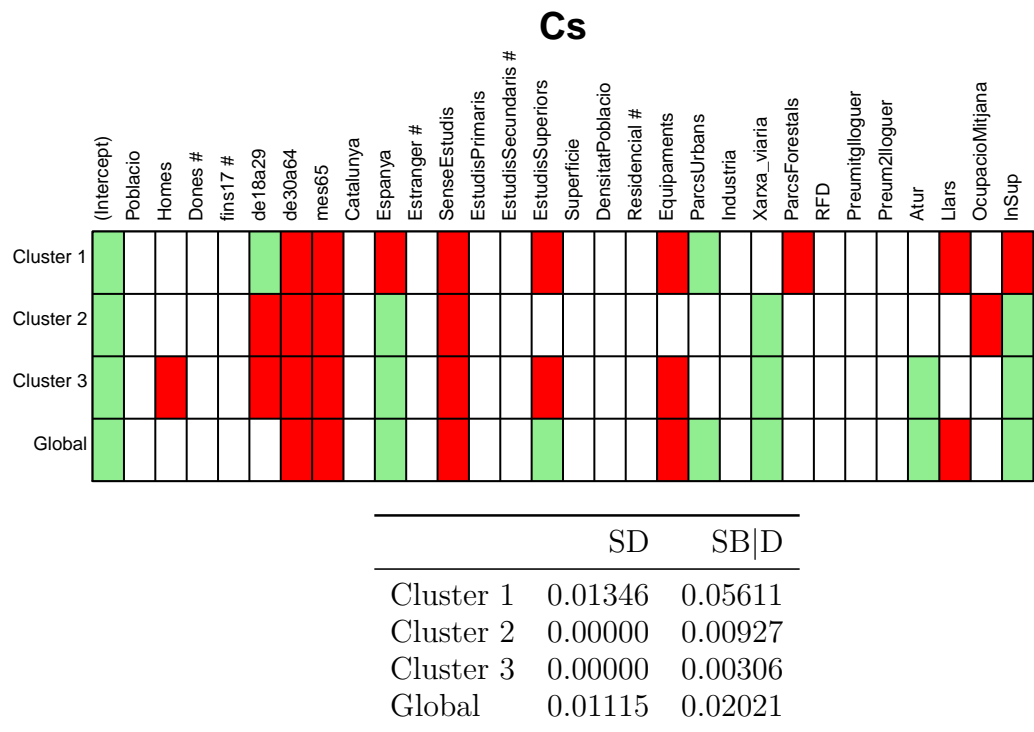
**Figura 6.20:** Resum dels efectes de mixtura dels models segmentats per clústers per a les CUP a les eleccions Autonòmiques del 2017.



**Figura 6.21:** Resum dels efectes de mixtura dels models segmentats per clústers per a ECP a les eleccions Autonòmiques del 2017.



**Figura 6.22:** Resum dels efectes de mixtura dels models segmentats per clústers per al PSC a les eleccions Autonòmiques del 2017.



**Figura 6.23:** Resum dels efectes de mixtura dels models segmentats per clústers per a Cs a les eleccions Autonòmiques del 2017.



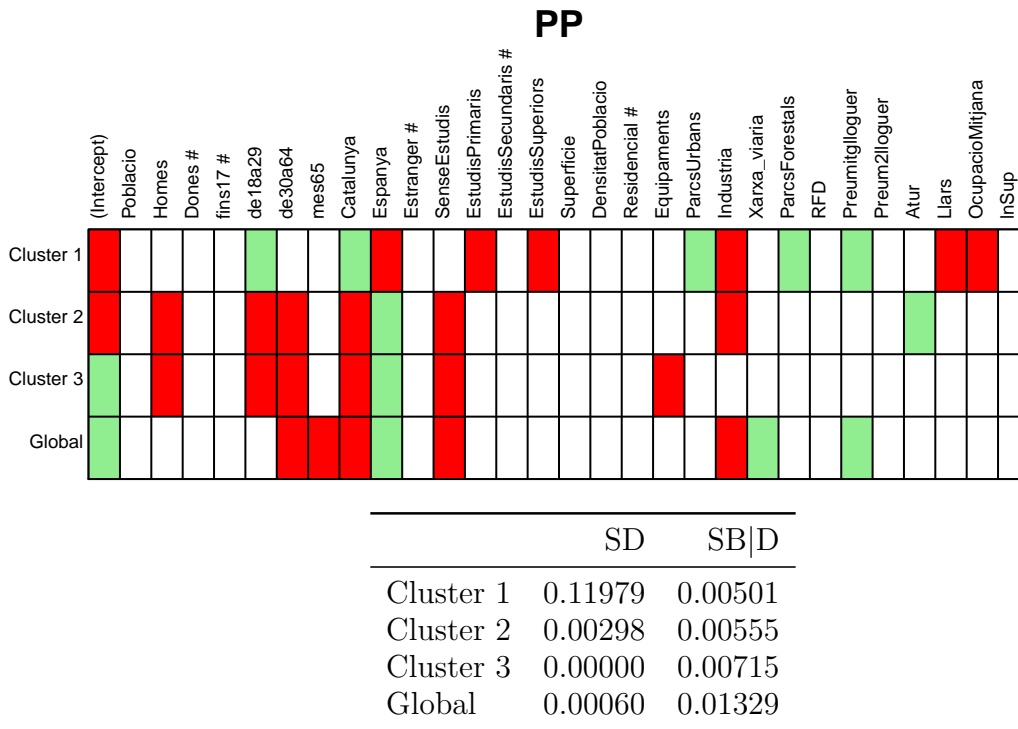


Figura 6.24: Resum dels efectes de mixtura dels models segmentats per clústers per al PP a les eleccions Autonòmiques del 2017.

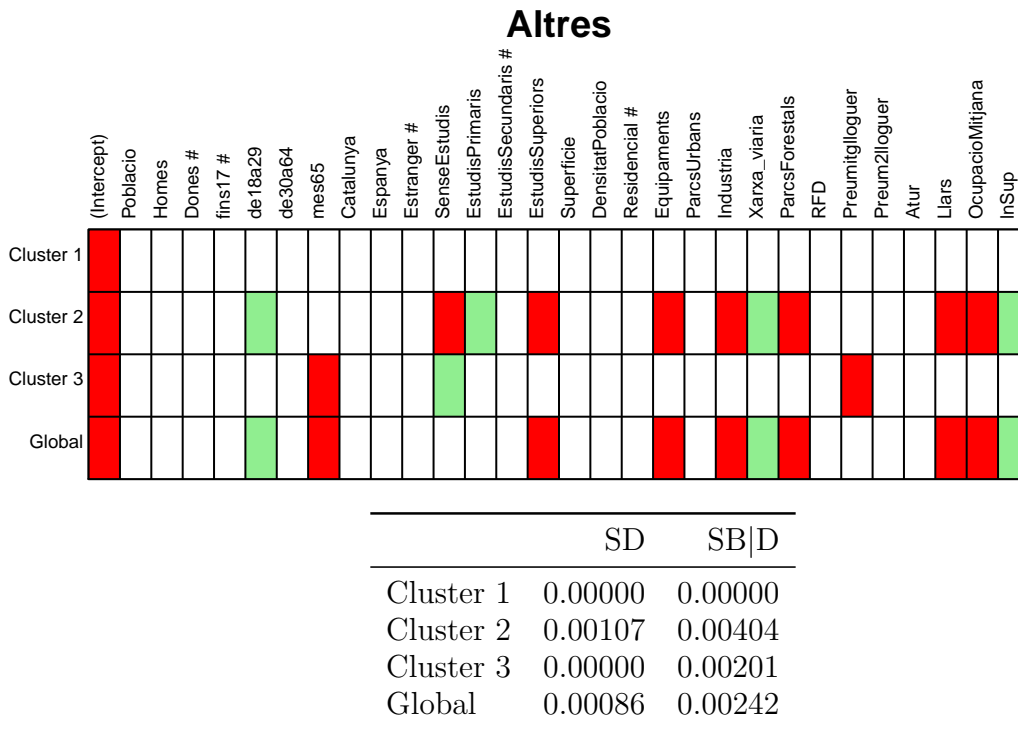
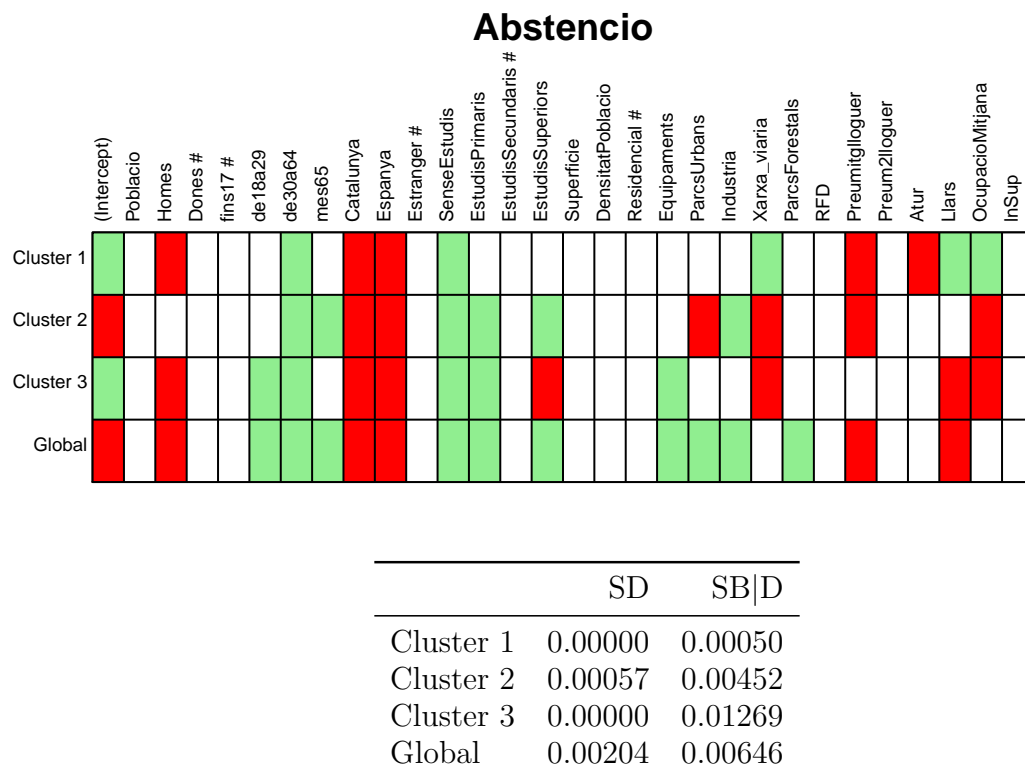


Figura 6.25: Resum dels efectes de mixtura dels models segmentats per clústers per a Altres a les eleccions Autonòmiques del 2017.



**Figura 6.26:** Resum dels efectes de mixtura dels models segmentats per clústers per a l'Abstenció a les eleccions Autonòmiques del 2017.

Per a les eleccions autonòmiques del 2017, els models segmentats per clústers als partits JxCat, CUP, PSC i l'Abstenció de les figures 6.18,6.20,6.26, són semblants al seus respectius models globals per el que fa a la significació i signe dels paràmetres fixos.

Els coeficients  $\beta$  dels models segmentats del clúster 1 dels partits ERC i PP corresponents a les figures 6.19 i 6.24, tenen un comportament diferent al global, tot i que no tan exegerat com a les eleccions generals del 2016.

El model segmentat del clúster 2 per a l'opció de vot Altres, com veiem a la figura 6.25, és la que caracteritza el model global, ja que per als altres clústers hi ha variables sociodemogràfiques explicatives.

El components fixes del model segmentat del clúster 3 per a ECP, representat a la figura 6.21, és el que justament te un comportament diferent als dels altres dos models segmentats, però amb components similars al global.

Per a aquestes eleccions la tendència de les components aleatòries també són menors als models segmentats per clústers respecte els models globals.

## 6.5 Comparació de models entre eleccions Generals del 2016 i Autonòmiques del 2017

En les eleccions Generals del 2016 els models globals obtinguts són semblants en el grup de partits de dreta (excepte CDC) i en el grup de partits d'esquerra. D'altre banda també s'observa que CDC té un model també força semblant al de ERC, possiblement per la component independentista d'ambdós partits.

A les eleccions Autonòmiques però, podem veure com les relacions entre les probabilitats de vot i les variables predictores es polaritzen entre partits independentistes o bé constitucionalistes, on les característiques dels efectes fixes són semblants segons si són d'un grup o bé de l'altre. En aquestes eleccions apareix la CUP, que presenta un model molt semblant als que inclouen els partits independentistes. D'altre banda ECP dona un model que incorpora característiques dels dos blocs.

Respecte als models segmentats per als clústers multinomials bayesians, a les eleccions Generals el clúster que s'allunya més del model global és el clúster 1, en la majoria d'opcions de vot.

Si bé en les eleccions Autonòmiques del 2017 el clúster 1 dona lloc a models diferents als globals, sobretot en ERC i PP, de forma general veiem que els models associats als clústers s'assemblen més als models obtinguts de forma global.



# Conclusions i possibles extensions

En aquest capítol es recullen les conclusions més destacables a les que s'ha arribat durant la realització del treball i s'exposen possibles extensions a l'estudi realitzat.

## 6.6 Conclusions

Tot i que la preparació i construcció de les dades no ha sigut una part extensa d'aquest treball, ja que provenien de fonts oficials i fiables, de seguida hem vist que la informació que proporcionen tenen moltes dimensions: Dades corresponents a característiques o votacions de partits per a eleccions diferents, de les zones d'estudi niuades a barris i districtes. En definitiva disposàvem de dades composicionals (proporcions de vot) amb component temporal en diferent context (eleccions Generals i Autonòmiques) i espacials (Districtes, Barris i AEBs).

Per tant com una primera aproximació a aquesta informació, ha sigut plantejant un estudi ecològic prospectiu, de caràcter observacional, on hem volgut modelitzar les votacions, sense cap intenció de buscar causalitat i només correlacions entre les components de mixtura i les proporcions de vot. Seguidament s'explica quin ha sigut el recorregut del treball per abordar els objectius plantejats.

Un cop documentades les dades que hem utilitzat per al treball, s'ha fet l'anàlisi descriptiva de les dades electorals amb taules i gràfics dels resultats generals i la distribució espacial de cada proporció de vot a Barcelona, on comparant entre eleccions, hem vist una polarització de vot a les eleccions Autonòmiques del 2017, on els grups de partits independentistes i constitucionalistes han guanyat molts vots respecte a les Generals del 2016 on partits amb una posició menys clara com ECP i PSC van obtenir més vots.

En el mateix capítol s'ha realitzat una anàlisi descriptiva per a les dades sociodemogràfiques que caracteritzen les àrees estadístiques bàsiques que componen la ciutat de Barcelona, on ja es podien anticipar que podien existir algunes relacions amb les dades electorals. Per exemple les variables que representen la renda familiar disponible i els

preus del lloguer semblen estar relacionades amb zones on la proporció de vots té un caràcter principalment determinat per l'eix dreta-esquerra.

Utilitzant l'anàlisi clúster multinomial Bayesià hem agrupat les dades en dos grups més homogenis entre si, que després hem ampliat a 3 grups més informatius.

S'ha explorat les diferències de la composició dels clústers entre les eleccions generals i autonòmiques, on hem vist que només 9 de les 233 AEB de Barcelona han canviat de clústers respecte als de les eleccions Generals del 2016, tot i la diferència entre la proporció de vot a Barcelona entre les dues eleccions. Els resultats posen de manifest una estabilitat en la segmentació obtinguda a partir dels vots.

Hem caracteritzat els 3 clústers segons els resultats electorals i les variables sociodemogràfiques de les AEB que els componen. Aquests grups corresponen a la Zona de classe alta, situada a la part residencial més cara de Barcelona (Sarrià-Sant Gervasi i les Corts), proporció de persones amb un gran poder adquisitiu on hi ha disposició forta a votar partits de dreta, el segon grup correspon a una zona de classe mitjana, situada al centre de la ciutat, amb una renda familiar disponible de mitjana molt propera al del conjunt de la ciutat. Hi ha una forta disposició a votar partits independentistes amb inclinació a partits d'esquerra i finalment el tercer clúster es situa a la zona de classe més humil, situada a la perifèria de la ciutat, més industrial, amb poc poder adquisitiu i molta taxa d'atur. En aquest grup hi ha una forta disposició a votar partits constitucionalistes, amb inclinació a partits d'esquerra.

Justificades les components aleatòries de mixtura dels models simples on s'ha afegit les variables sociodemogràfiques seguint el criteri de la màxima informació (mínim AIC) per a obtenir els models globals. Utilitzant gràfics de *Traffic lights* hem pogut comparar la significació i signe dels factors fixes dels models dels partits entre si, representant correlacions significatives entre les probabilitats de vot i les variables sociodemogràfiques.

S'ha realitzat els models segmentats pels 3 clústers obtinguts amb la metodologia bayesiana on hem vist que poden ser molt diferents dels models globals, aportant informació addicional que no podríem obtenir només considerant el model global. Tot i no explorades al detall s'ha vist una tendència de disminució dels components aleatoris respecte al model global.

Finalment s'han comparat els models globals i segmentats entre les eleccions Generals i Autonòmiques, buscant les diferències de comportament, on hem tornat a veure la polarització de vots a les eleccions del 2017, sent més semblants els models dels partits segons si eren independentistes o constitucionalistes, perdent similituds que abans tenien els partits amb diferents ideals respecte a aquest tema, però amb polítiques socials semblants (esquerra-dreta).

## 6.7 Possibles extensions

- Afegir a les dades electorals amb les eleccions Generals pròximes i les següents Autonòmiques o bé les eleccions ja passades per a poder quantificar millor la tendència temporal i l'efecte del tipus d'elecció per a la intenció de vot.
- Analitzar l'impacte que pot tenir el fet d'ampliar el nombre de clústers de la segmentació.
- Amb l'ajuda d'un expert, plantejar hipòtesis de causalitat o bé quantificar els efectes fixes dels models que puguin donar lloc a estudis d'enquestes estratificades per fer anàlisis confirmatoris.
- Explorar més a fons els components aleatoris dels models globals i segmentats i la seva distribució geogràfica.





# Bibliografia

Banfield JD, Raftery AE (1993). Model based Gaussian and non-Gaussian clustering. *Biometrics*, 49, 803-821.

Congdon, Peter (2014). *Applied Bayesian Modelling*: Wiley.

Dobson, Annette J (2008). *An Introduction to generalized linear models*. Boca Raton: CRC Press / Chapman & Hall.

Faraway, Julian James (2006). *Extending the Linear Model with R, Generalized Linear, Mixed Effects and Nonparametric Regression Models*. Boca Raton (Mass.): Chapman & Hall/CRC.

Giron J, Ginebra J, Riba A. (2005). Bayesian analysis of a Multinomial Sequence and Homogeneity of Literary Style, *The American Statistician*, 59, 19-30.

KRUSCHKE, John K. *Doing Bayesian Data Analysis: A Tutorial with R, JAGS, and Stan*. Amsterdam: Academic Press, 2015.

McLachlan GJ, Basford K (1988). *Mixture Models: Inference and Applications to Clustering*. New York: Marcel Dekker.

Xavier Puig & Josep Ginebra (2014) A Bayesian cluster analysis of election results, *Journal of Applied Statistics*, 41:1, 73-94, DOI: 10.1080/02664763.2013.830088

Intoduction to Generalized Linear Mixted Moldes. UCLA: Statistical Consulting Group. from <https://stats.idre.ucla.edu/other/mult-pkg/introduction-to-generalized-linear-mixed-models/> (consultada el 1 de juny de 2018)

Divisió territorial ciutat de Barcelona: <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/terri/index.htm> (consultada el 3 de febrer de 2018).

Dades sociodemogràfiques de la ciutat de Barcelona: <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades> (consultada el 3 de febrer de 2018).

Estructura Bookdown per a la redacció del treball: <https://github.com/rstudio/bookdown> (consultada el 30 de gener de 2018).



# Glossari

CDC: Convergència Democràtica de Catalunya.

JxCat: Junts per Catalunya.

ERC: Esquerra Republicana de Catalunya.

CUP: Candidatura d'Unitat Popular.

ECP: En Comú Podem.

PSC: Partit dels Socialistes de Catalunya.

Cs: Ciutadans.

PP: Partit Popular.

AEB: Àrees Estadístiques Bàsiques.

RFD: Renda Familiar Disponible.

AIC: *Akaike Information Criterion*

VIF: *Variance Inflation Factor*

LRT: *Likelihood-ratio Test*



# Annex

Generals 26 de juny del 2016:

- Descripció: Resultats electorals de totes les candidatures presentades
- Unitats de mesura: nombre de vots
- Font: Ministerio del Interior
- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/telec/gen/gen16/t401.htm>
- Territori: Seccions Censals

Autonòmiques 21 de desembre de 2017

- Descripció: Resultats electorals de totes les candidatures presentades
- Unitats de mesura: nombre de vots
- Font: Padró municipal d'habitants
- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/telec/aut/aut17/caut1004.htm>
- Territori: Seccions Censals

Dades sociodemogràfiques:

## Població

- Descripció: Població empadronada
- Unitats de mesura: nombre de persones
- Font: Padró municipal d'habitants
- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/tpob/pad/padro/a2015/sexe/sexe05.htm>
- Territori: Seccions Censals
- Període de temps: Juny 2015

## Població Homes

- Descripció: Població masculina empadronada
- Unitats de mesura: Nombre d'homes
- Font: Padró municipal d'habitants

- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/tpob/pad/padro/a2015/sexe/sexe05.htm>
- Territori: Seccions Censals
- Període de temps: Juny 2015

### **Població Dones**

- Descripció: Població femenina empadronada
- Unitats de mesura: Nombre de dones
- Font: Padró municipal d'habitants
- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/tpob/pad/padro/a2015/sexe/sexe05.htm>
- Territori: Seccions censals
- Període de temps: Juny 2015

### **Superfície**

- Descripció:
- Unitats de mesura: metre quadrat (m<sup>2</sup>)
- Font: Informació de base i cartografia. IMI-Hàbitat Urbà
- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/timm/tterr/a2015/S0305.htm>
- Territori: Seccions censals
- Període de temps: Juny 2015

### **Residencial**

- Descripció: Ús del sòl per a estructures amb caràcter residencial
- Unitats de mesura: metre quadrat (m<sup>2</sup>)
- Font: Informació de base i cartografia. IMI-Hàbitat Urbà
- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/timm/tterr/a2015/S0305.htm>
- Territori: Seccions censals
- Període de temps: 2015

### **Equipaments**

- Descripció: Ús del sòl per a Equipaments
- Unitats de mesura: metre quadrat (m<sup>2</sup>)
- Font: Informació de base i cartografia. IMI-Hàbitat Urbà
- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/timm/tterr/a2015/S0305.htm>
- Territori: Seccions censals
- Període de temps: Juny 2015

### Parcs Urbans

- Descripció: Ús del sòl per a Parcs Urbans
- Unitats de mesura: metre quadrat (m<sup>2</sup>)
- Font: Informació de base i cartografia. IMI-Hàbitat Urbà
- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/timm/tterr/a2015/S0305.htm>
- Territori: Seccions censals
- Període de temps: Juny 2015

### Indústria i infraestructures

- Descripció: Ús del sòl per a la indústria i infraestructures
- Unitats de mesura: metre quadrat (m<sup>2</sup>)
- Font: Informació de base i cartografia. IMI-Hàbitat Urbà
- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/timm/tterr/a2015/S0305.htm>
- Territori: Seccions censals
- Període de temps: Juny 2015

### Xarxa viària

- Descripció: Ús del sòl per a xarxa viària i transport públic
- Unitats de mesura: metre quadrat (m<sup>2</sup>)
- Font: Informació de base i cartografia. IMI-Hàbitat Urbà
- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/timm/tterr/a2015/S0305.htm>
- Territori: Seccions censals
- Període de temps: Juny 2015

### Parcs forestal

- Descripció: superfície de parc forestal
- Unitats de mesura: metre quadrat (m<sup>2</sup>)
- Font: Informació de base i cartografia. IMI-Hàbitat Urbà
- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/timm/tterr/a2015/S0305.htm>
- Territori: Seccions censals
- Període de temps: Juny 2015

### Sense estudis

- Descripció: Persones sense estudis
- Unitats de mesura: Nombre de persones

- Font: Padró municipal d'habitants
- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/tpob/pad/padro/a2015/nivi/nivi11.htm>
- Territori: Seccions censals
- Període de temps: Juny 2015

### **Estudis primaris o EGB**

- Descripció: Màxima titulació d'estudis primaris o equivalents
- Unitats de mesura: Nombre de persones
- Font: Padró municipal d'habitants
- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/tpob/pad/padro/a2015/nivi/nivi11.htm>
- Territori: Seccions censals
- Període de temps: Juny 2015

### **Graduat escolar o ESO**

- Descripció: Màxima titulació acadèmica de graduat escolar o equivalents
- Unitats de mesura: Nombre de persones
- Font: Padró municipal d'habitants
- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/tpob/pad/padro/a2015/nivi/nivi11.htm>
- Territori: Seccions censals
- Període de temps: Juny 2015

### **Batxillerat superior o BUP/COU**

- Descripció: Màxima titulació acadèmica de batxillerat superior o equivalents
- Unitats de mesura: Nombre de persones
- Font: Padró municipal d'habitants
- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/tpob/pad/padro/a2015/nivi/nivi11.htm>
- Territori: Seccions censals
- Període de temps: Juny 2015

### **Estudis universitaris**

- Descripció: Màxima titulació acadèmica grau universitari o superior
- Unitats de mesura: Nombre de persones
- Font: Padró municipal d'habitants
- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/tpob/pad/padro/a2015/nivi/nivi11.htm>
- Territori: Seccions censals



- Període de temps: Juny 2015

### **LLoc de naixement**

- Descripció: Múltiples variables segons la comunitat autònoma d'origen de la població, estranger si no es Espanyol.
- Unitats de mesura: nombre de persones
- Font: Padró municipal d'habitants
- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/tpob/pad/padro/a2015/llocna/llocna11.htm>
- Territori: Seccions censals
- Període de temps: Juny 2015

### **Edat**

- Descripció: Múltiples variables d'edat any a any (desde 0 fins als 95+)
- Unitats de mesura: Nombre de persones
- Font: Padró municipal d'habitants
- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/tpob/pad/ine/a2015/edat/edata11.htm>
- Territori: Seccions censals
- Període de temps: Gener 2015

### **Renda Familiar Disponible**

- Descripció: Descripció territorial derenda familiar de Barcelona.
- Unitats de mesura: Índex RPD Barcelona = 100
- Font: Padró municipal d'habitants
- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/barris/economia/renda/rdfamiliar/a2015.htm>
- Territori: Barris
- Període de temps: Juny 2015

### **Metres quadrats mitjans lloguer**

- Descripció: Superfície mitjana de l'habitatge llogat
- Unitats de mesura: metres quadrats
- Font: Secretaria d'Habitatge i Millora Urbana
- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/barris/timm/ipreus/hab1lo/sup2015.htm>
- Territori: Barris
- Període de temps: 2015

### Preu metre quadrat lloguer

- Descripció: Lloguer mitjà per superfície
- Unitats de mesura: euros/m<sup>2</sup> mes
- Font: Secretaria d'Habitatge i Millora Urbana
- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/barris/timm/ipreus/habllo/1s2015.htm>
- Territori: Barris
- Període de temps: 2015

### Atur

- Descripció: Persones inscrites com aturades al Servei d'Ocupació de Catalunya
- Unitats de mesura: Nombre de persones
- Font: Departament de Treball
- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/barris/ttreball/atur/sexe/sxbar15.htm>
- Territori: Barris
- Període de temps: Gener 2015

### Llars

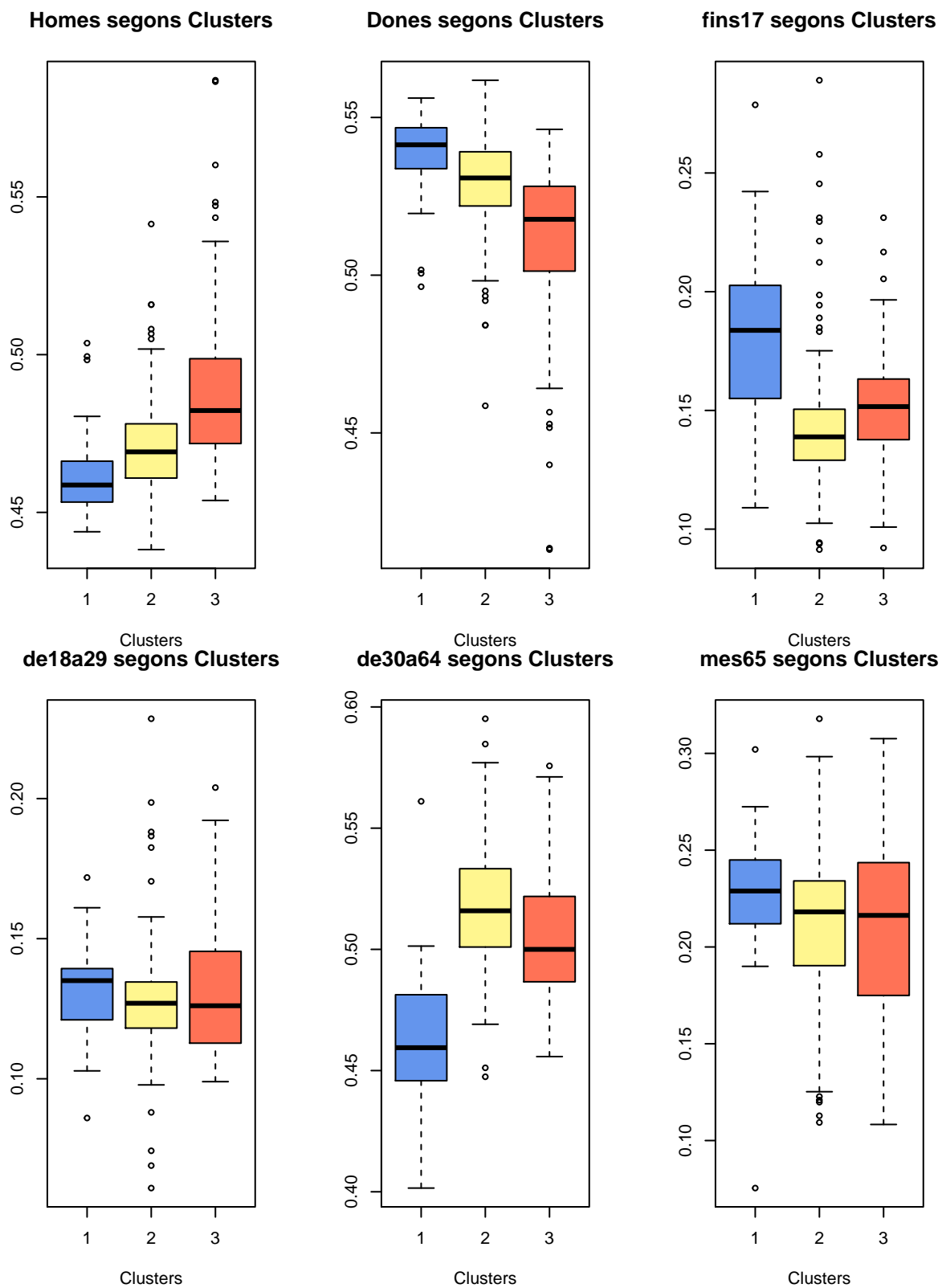
- Descripció: Nombre d'habitatges on hi viu gent.
- Unitats de mesura: Nombre de llars
- Font: Padró municipal d'habitants
- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/tpob/llars/padro/a2015/persones/person04.htm>
- Territori: Àrees estadístiques bàsiques
- Període de temps: Juny 2015

### Ocupació Mitjana

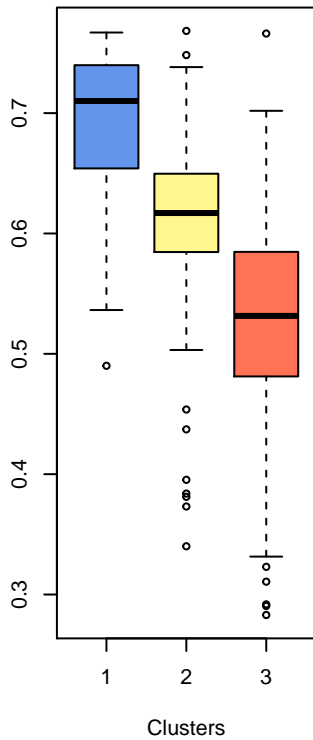
- Descripció: Nombre mitjà de persones que viuen per llar.
- Unitats de mesura: Nombre mitjà de persones
- Font: Padró municipal d'habitants
- <http://www.bcn.cat/estadistica/catala/dades/tpob/llars/padro/a2015/persones/ocu03.htm>
- Territori: Àrees estadístiques bàsiques
- Període de temps: Juny 2015

Boxplots de les característiques completes clústers 2 components.

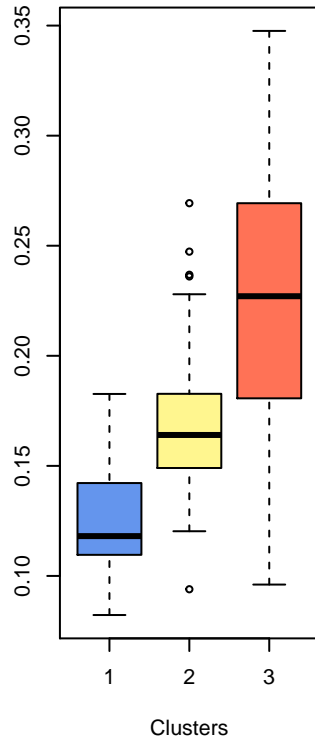
Boxplots de les característiques completes clusters 3 components.



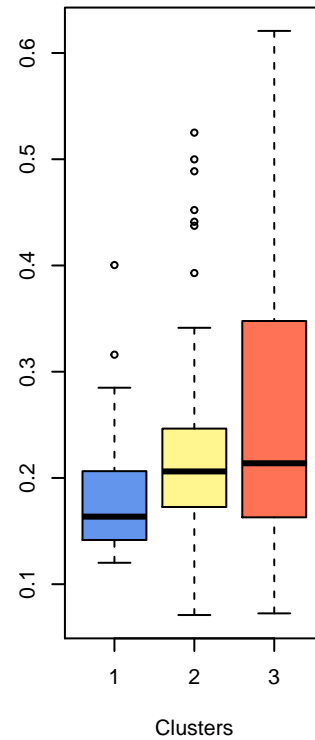
**Catalunya segons Clusters**



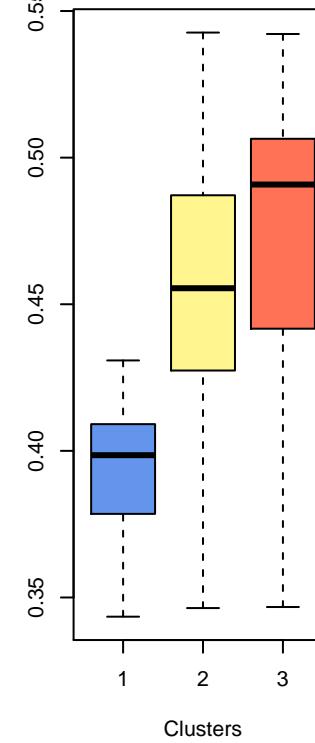
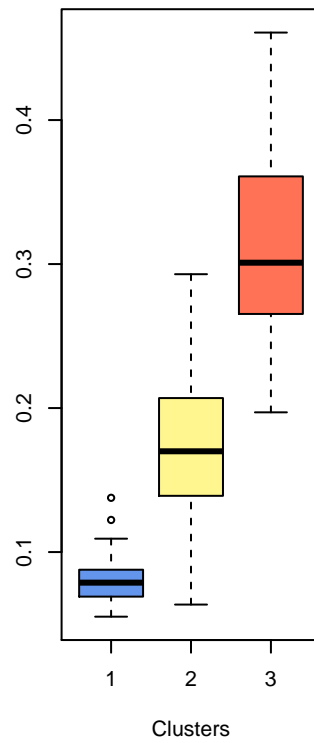
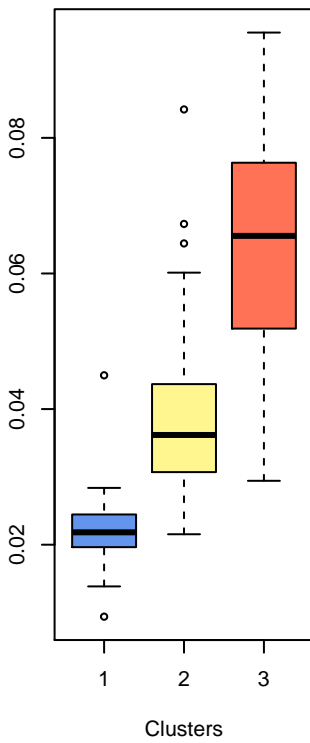
**Espanya segons Clusters**



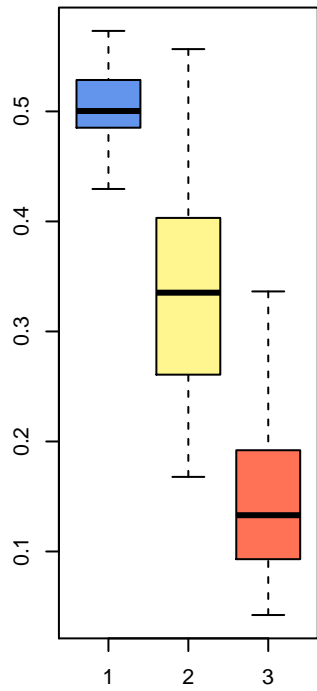
**Estranger segons Clusters**



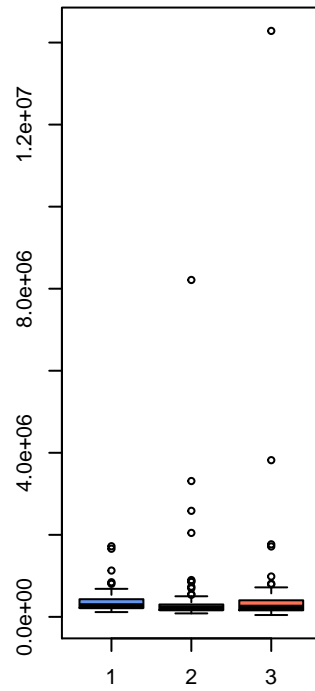
**SenseEstudis segons Cluster: EstudisPrimaris segons Cluste EstudisSecundaris segons Clus**



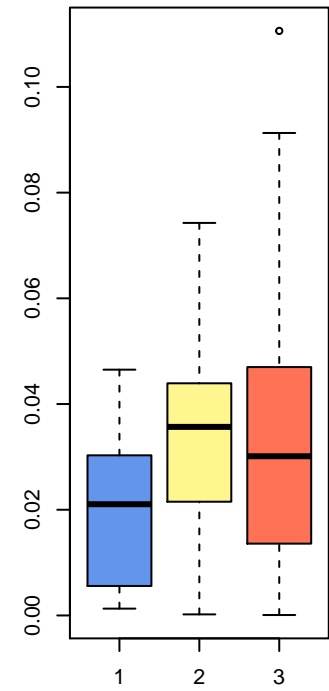
**EstudisSuperiors segons Clust**



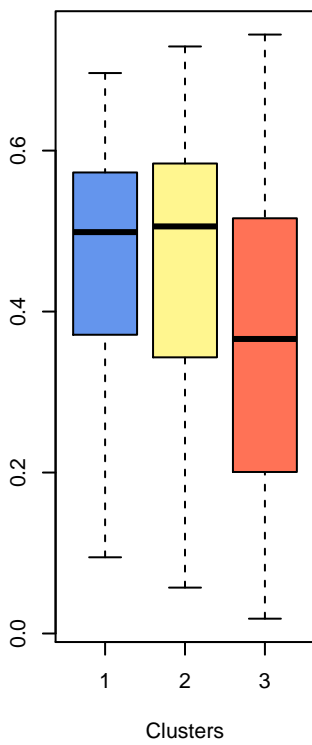
**Superficie segons Clusters**



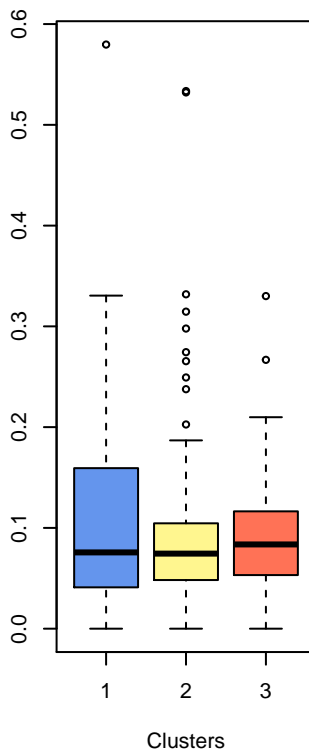
**DensitatPoblacio segons Clust**



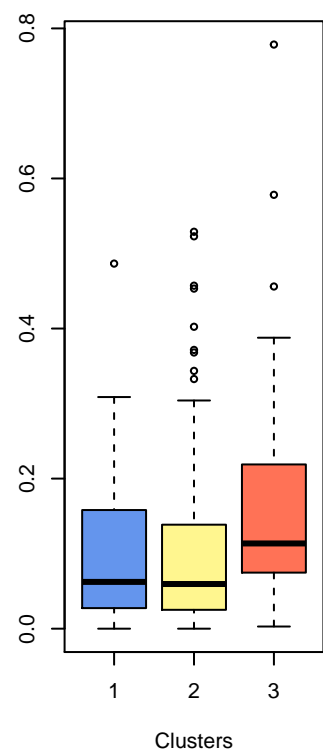
**Residencial segons Clusters**



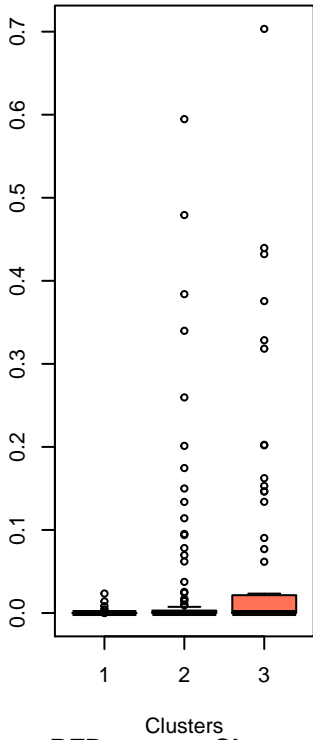
**Equipaments segons Clusters**



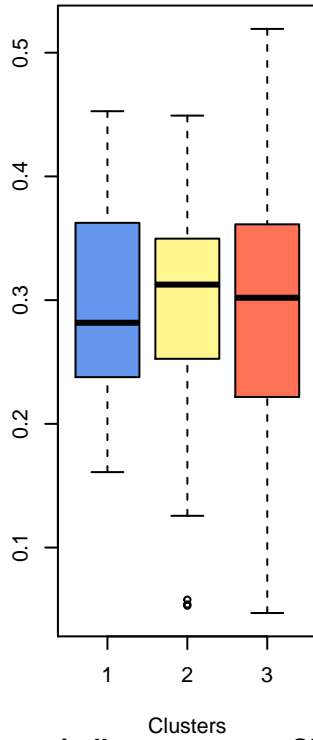
**ParcsUrbans segons Clusters**



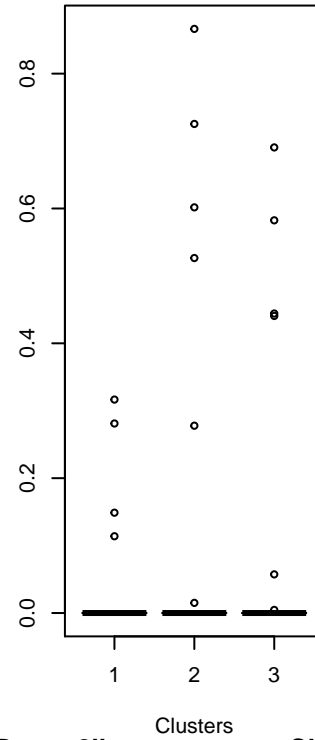
**Industria segons Clusters**



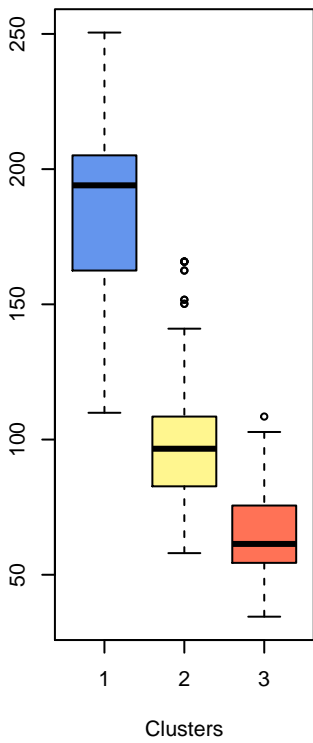
**Xarxa\_viaria segons Clusters**



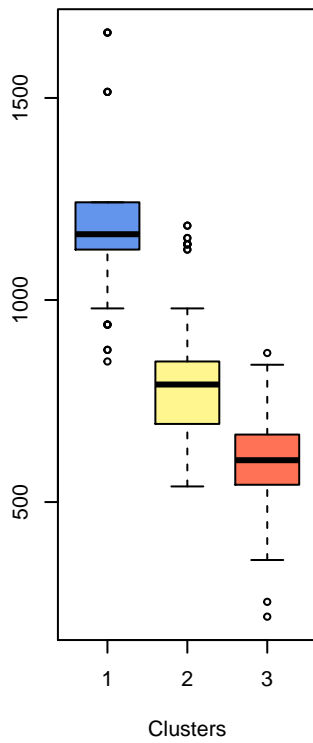
**ParcsForestals segons Cluster**



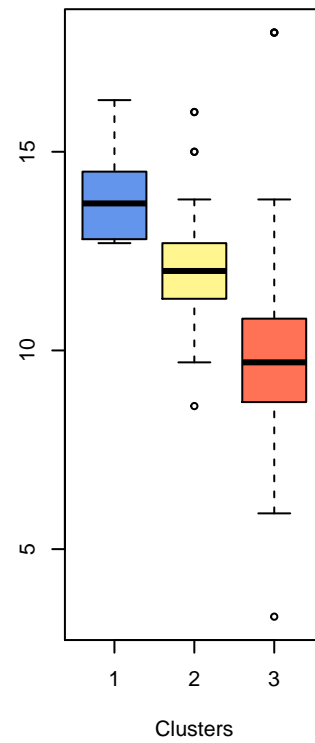
**RFD segons Clusters**

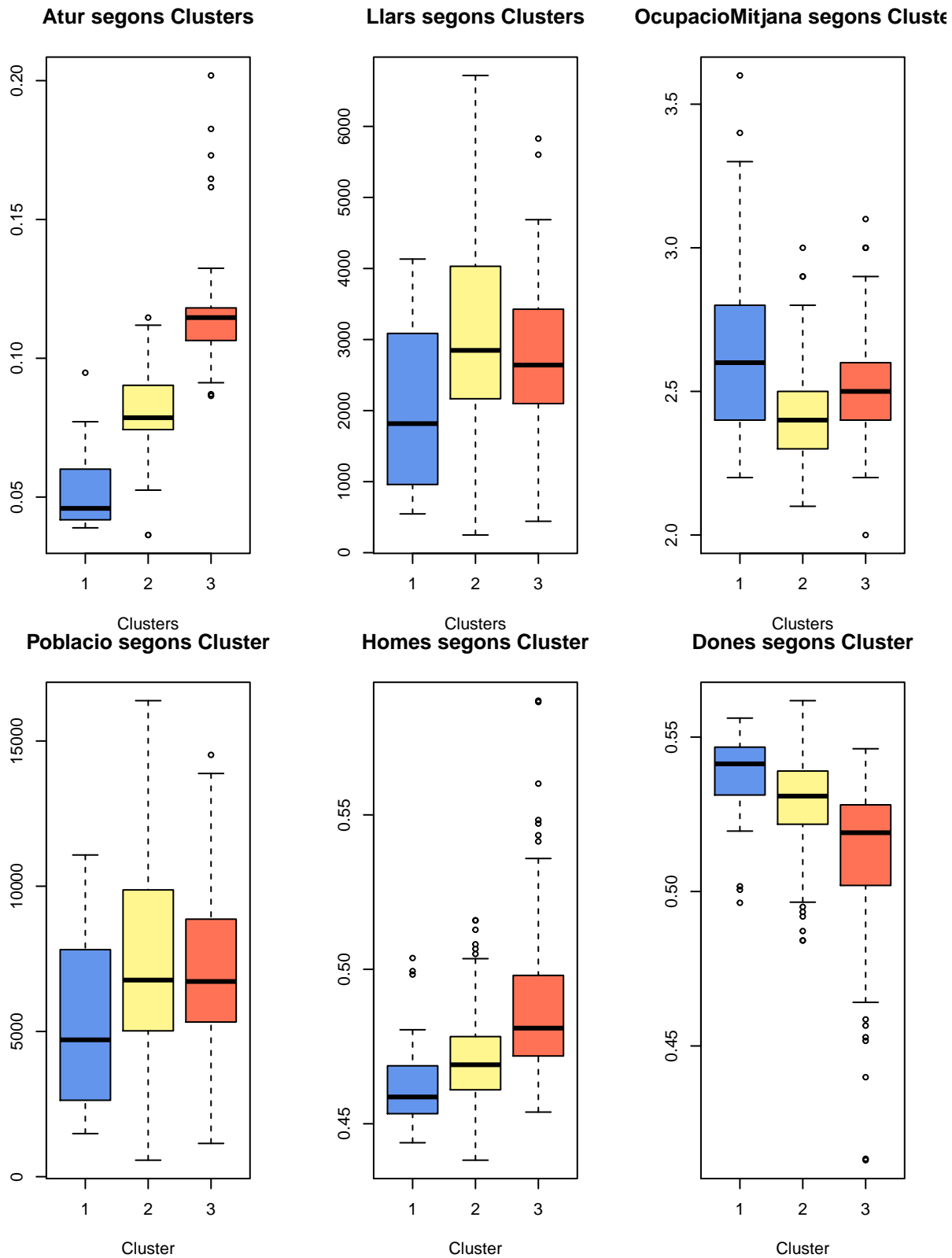


**Preumitgloguer segons Cluste**

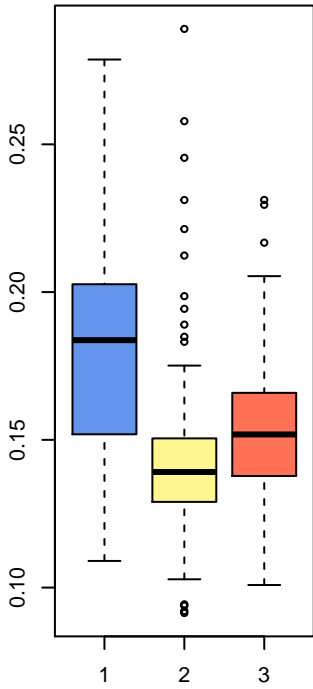


**Preum2lloguer segons Cluster**

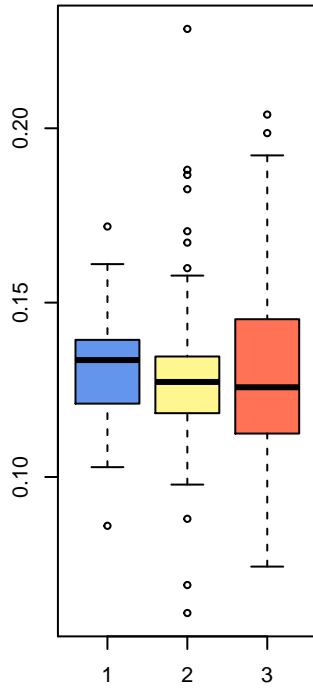




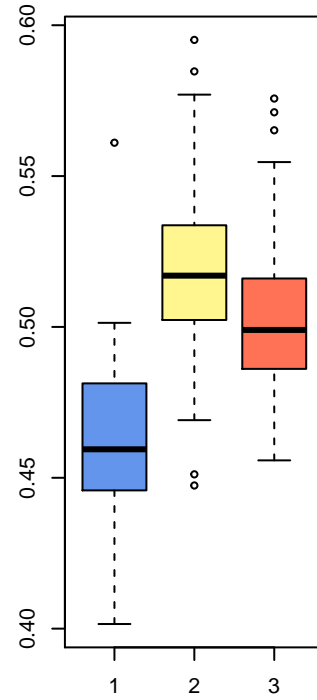
**fins17 segons Cluster**



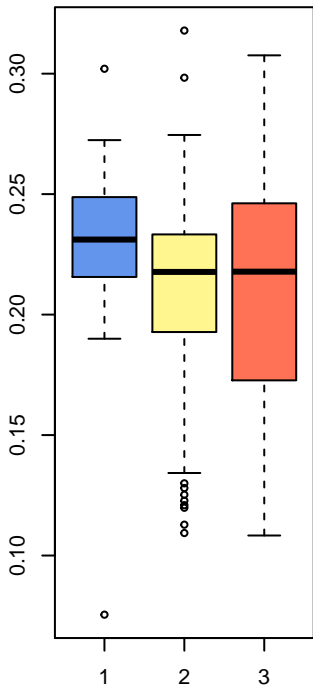
**de18a29 segons Cluster**



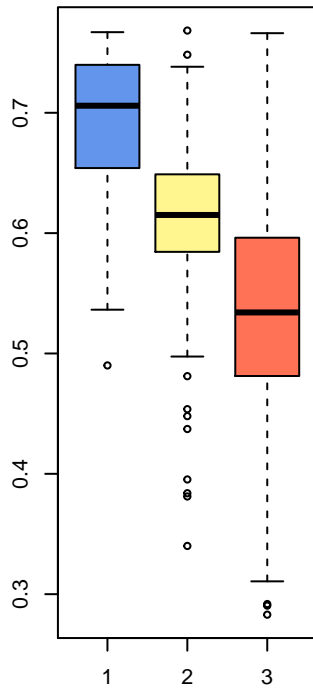
**de30a64 segons Cluster**



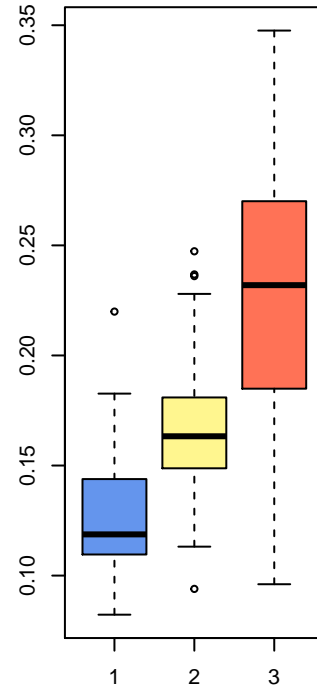
**mes65 segons Cluster**



**Catalunya segons Cluster**

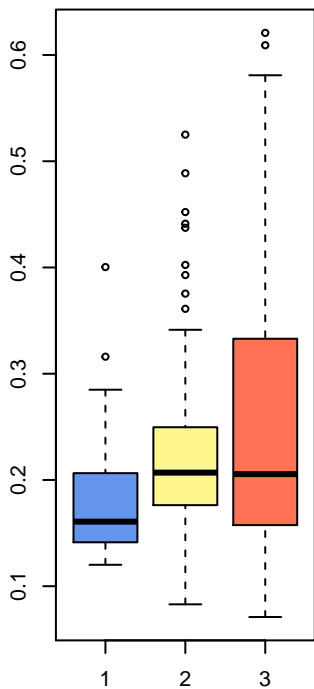


**Espanya segons Cluster**

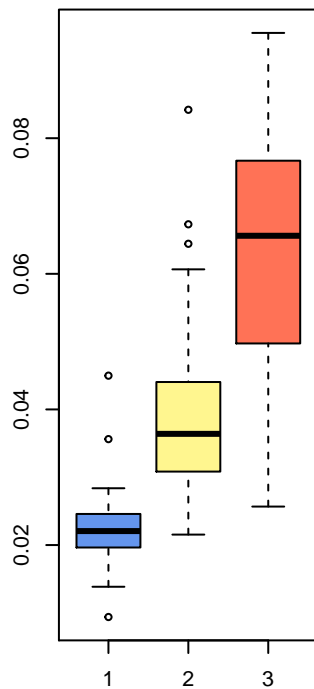




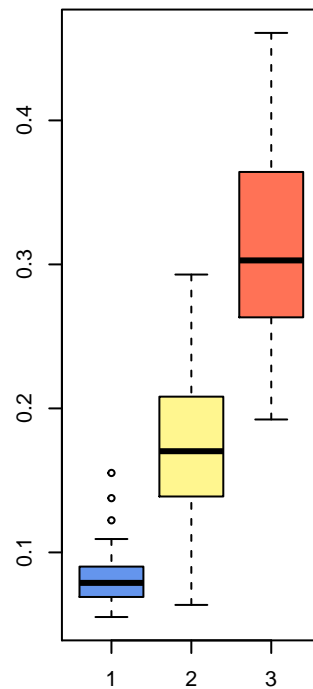
**Estranger segons Cluster**



**SenseEstudis segons Cluster**



**EstudisPrimaris segons Clustre**

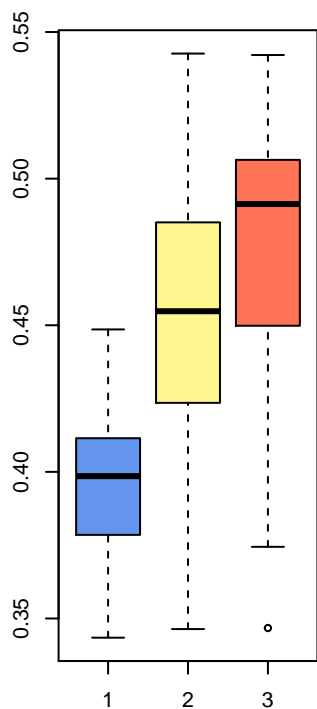


Cluster

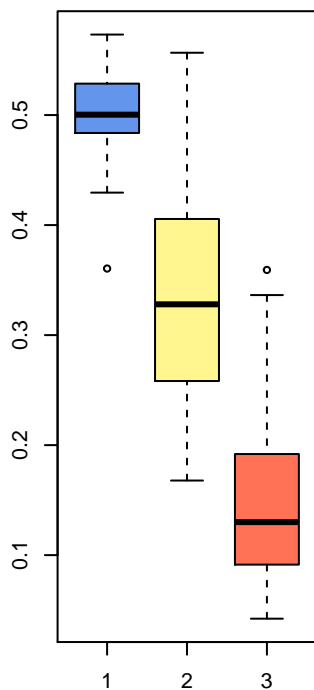
Cluster

Cluster

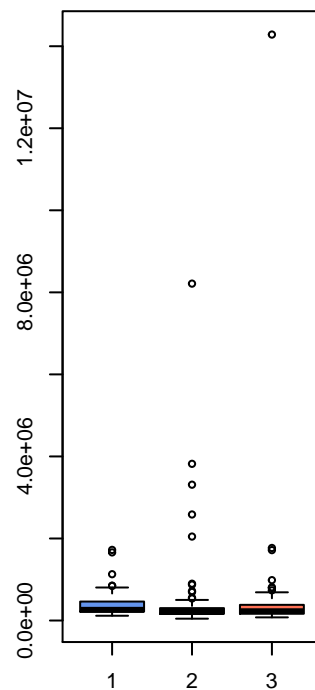
**EstudisSecundaris segons Clus**



**EstudisSuperiors segons Cluster**



**Superficie segons Cluster**

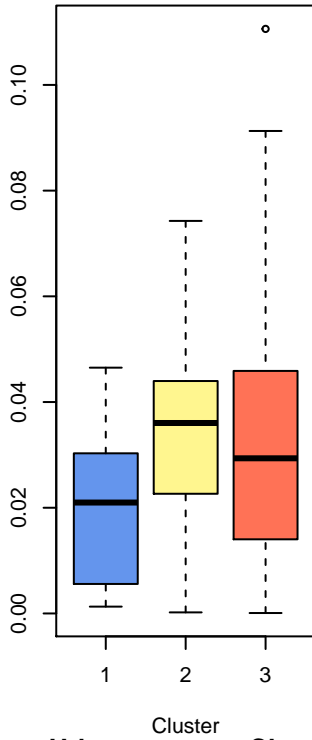


Cluster

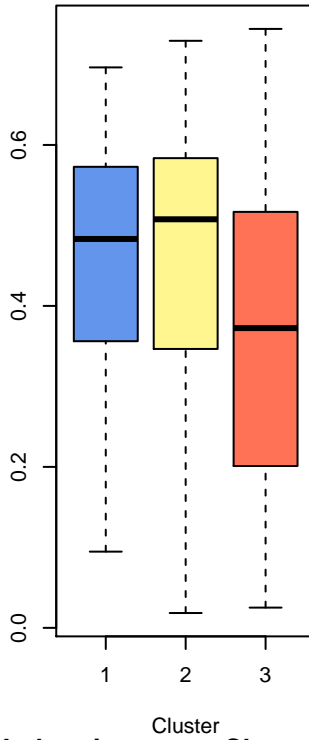
Cluster

Cluster

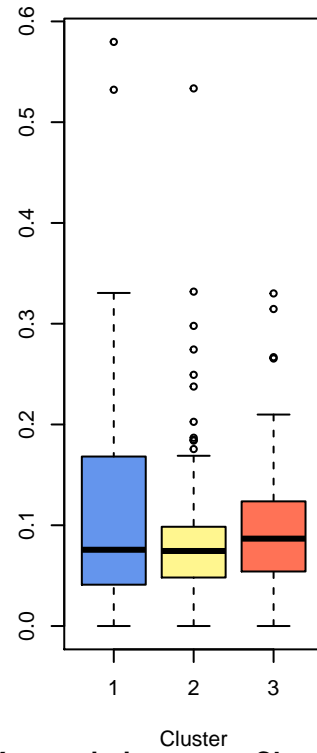
**DensitatPoblacio segons Clust**



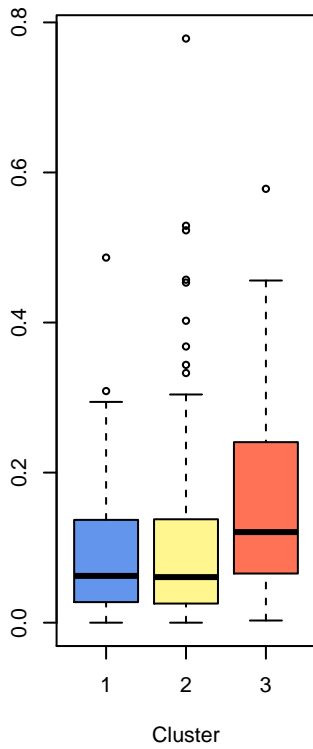
**Residencial segons Cluster**



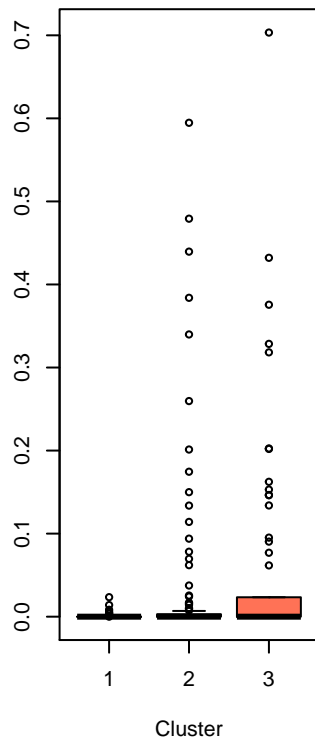
**Equipaments segons Cluster**



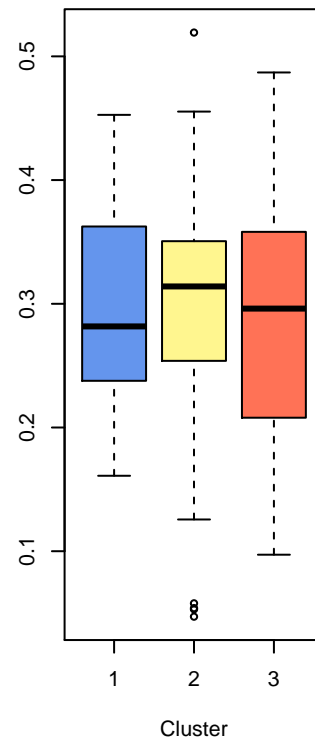
**ParcsUrbans segons Cluster**



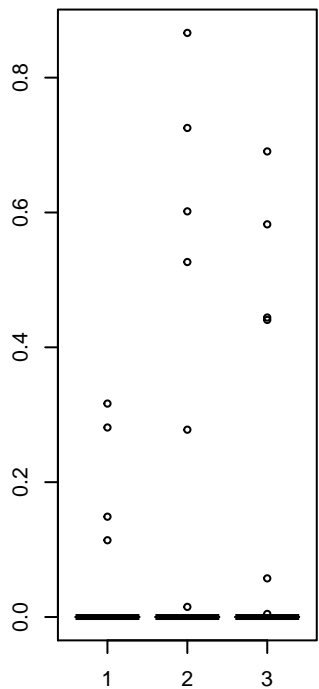
**Industria segons Cluster**



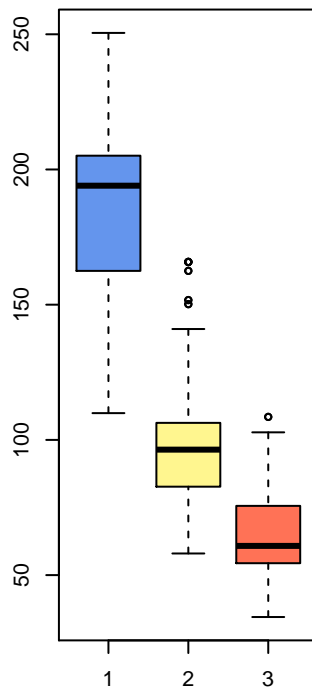
**Xarxa\_viaria segons Cluster**



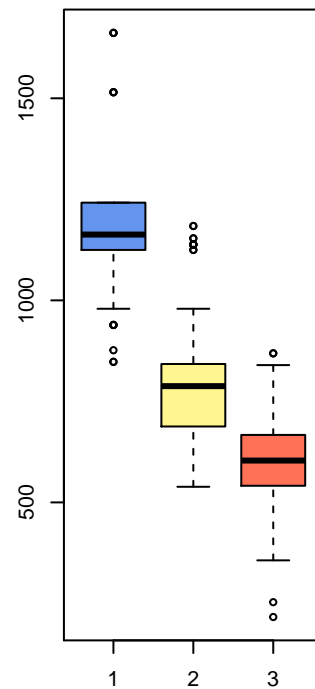
**ParcsForestals segons Cluste**



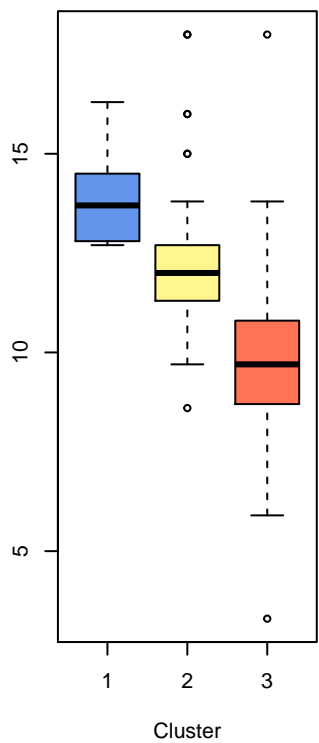
**RFD segons Cluster**



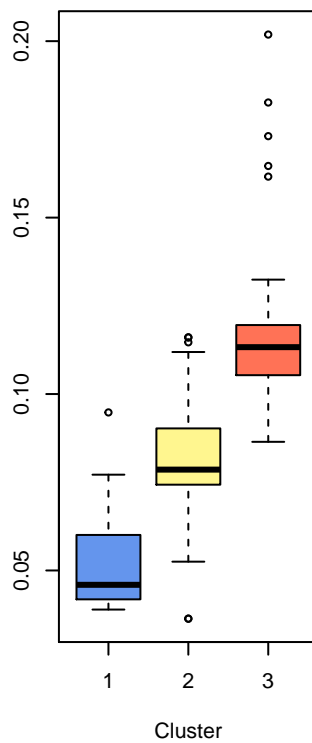
**Preumitgloguer segons Cluste**



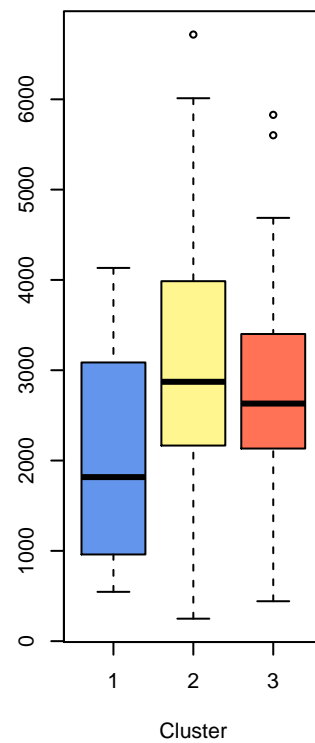
**Preum2lloguer segons Cluste**

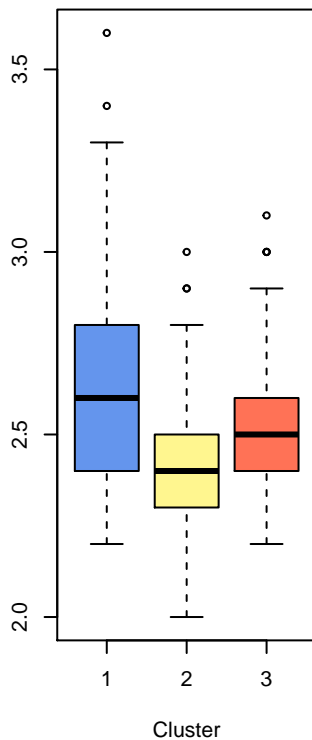


**Atur segons Cluster**



**Llars segons Cluster**



**OcupacioMitjana segons Clust****Anoves models simples Partits Generals 2016****CDC**

Data: dades

Models:

model0: form

modelD: cbind(CDC, Votants - CDC) ~ 1 + (1 | Districte)

modelDB: cbind(CDC, Votants - CDC) ~ 1 + (1 | Districte/Barri)

	Df	AIC	BIC	logLik	deviance	Chisq	Chi	Df	Pr(>Chisq)
model0	1	39295	39298	-19646.3	39293				
modelD	2	13131	13138	-6563.5	13127	26165.6		1	< 2.2e-16 ***
modelDB	3	4645	4656	-2319.7	4639	8487.5		1	< 2.2e-16 ***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

**ERC**

Data: dades

Models:

model0: form

modelD: cbind(ERC, Votants - ERC) ~ 1 + (1 | Districte)

modelDB: cbind(ERC, Votants - ERC) ~ 1 + (1 | Districte/Barri)

	Df	AIC	BIC	logLik	deviance	Chisq	Chi	Df	Pr(>Chisq)
model0	1	22518.0	22521.4	-11258.0	22516.0				

```

modelD  2 14205.4 14212.3 -7100.7 14201.4 8314.6      1 < 2.2e-16 ***
modelDB 3  4570.5  4580.8 -2282.2  4564.5 9636.9      1 < 2.2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

### ECP

```

Data: dades
Models:
model0: form
modelD: cbind(ECP, Votants - ECP) ~ 1 + (1 | Districte)
modelDB: cbind(ECP, Votants - ECP) ~ 1 + (1 | Districte/Barri)
      Df      AIC      BIC logLik deviance  Chisq Chi Df Pr(>Chisq)
model0  1 17941.3 17944.8 -8969.7 17939.3
modelD  2  7100.5  7107.4 -3548.3  7096.5 10842.8      1 < 2.2e-16 ***
modelDB 3  4492.4  4502.8 -2243.2  4486.4  2610.1      1 < 2.2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

### PSC

```

Data: dades
Models:
model0: form
modelD: cbind(PSC, Votants - PSC) ~ 1 + (1 | Districte)
modelDB: cbind(PSC, Votants - PSC) ~ 1 + (1 | Districte/Barri)
      Df      AIC      BIC logLik deviance  Chisq Chi Df Pr(>Chisq)
model0  1 16186.0 16189.5 -8092.0 16184.0
modelD  2  6631.3  6638.2 -3313.6  6627.3 9556.7      1 < 2.2e-16 ***
modelDB 3  3356.7  3367.0 -1675.3  3350.7 3276.6      1 < 2.2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

### Cs

```

Data: dades
Models:
model0: form
modelD: cbind(Cs, Votants - Cs) ~ 1 + (1 | Districte)
modelDB: cbind(Cs, Votants - Cs) ~ 1 + (1 | Districte/Barri)
      Df      AIC      BIC logLik deviance  Chisq Chi Df Pr(>Chisq)
model0  1 11127.4 11130.9 -5562.7 11125.4
modelD  2  5391.4  5398.3 -2693.7  5387.4 5738.0      1 < 2.2e-16 ***
modelDB 3  3615.7  3626.0 -1804.8  3609.7 1777.8      1 < 2.2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

### ERC

Data: dades

Models:

model0: form

modelD: cbind(PP, Votants - PP) ~ 1 + (1 | Districte)

modelDB: cbind(PP, Votants - PP) ~ 1 + (1 | Districte/Barri)

	Df	AIC	BIC	logLik	deviance	Chisq	Chi	Df	Pr(>Chisq)
model0	1	20246.9	20250.4	-10122.5	20244.9				
modelD	2	10092.9	10099.8	-5044.4	10088.9	10156		1	< 2.2e-16 ***
modelDB	3	5412.9	5423.2	-2703.4	5406.9	4682		1	< 2.2e-16 ***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

### Altres

Data: dades

Models:

model0: form

modelD: cbind(Altres, Votants - Altres) ~ 1 + (1 | Districte)

modelDB: cbind(Altres, Votants - Altres) ~ 1 + (1 | Districte/Barri)

	Df	AIC	BIC	logLik	deviance	Chisq	Chi	Df	Pr(>Chisq)
model0	1	2220.5	2223.9	-1109.24	2218.5				
modelD	2	2028.9	2035.8	-1012.45	2024.9	193.584		1	< 2.2e-16 ***
modelDB	3	1960.7	1971.1	-977.36	1954.7	70.177		1	< 2.2e-16 ***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

### Abstenció

Data: dades

Models:

model0: form

modelD: cbind(Abstencio, Votants - Abstencio) ~ 1 + (1 | Districte)

modelDB: cbind(Abstencio, Votants - Abstencio) ~ 1 + (1 | Districte/Barri)

	Df	AIC	BIC	logLik	deviance	Chisq	Chi	Df	Pr(>Chisq)
model0	1	8240.3	8243.7	-4119.1	8238.3				
modelD	2	5733.6	5740.5	-2864.8	5729.6	2508.7		1	< 2.2e-16 ***
modelDB	3	3708.6	3718.9	-1851.3	3702.6	2027.0		1	< 2.2e-16 ***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

### Anoves models simples Partits a les Autonòmiques del 2017

#### JxCat

Data: dades

Models:

model0: form

modelD: cbind(JxCat, Votants - JxCat) ~ 1 + (1 | Districte)

```

modelDB: cbind(JxCat, Votants - JxCat) ~ 1 + (1 | Districte/Barri)
      Df   AIC   BIC  logLik deviance  Chisq Chi Df Pr(>Chisq)
model0  1 39175 39178 -19586.5   39173
modelD  2 14059 14066 -7027.5    14055 25118.1      1 < 2.2e-16 ***
modelDB 3  4595  4606 -2294.7     4589  9465.5      1 < 2.2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

### ERC

```

Data: dades
Models:
model0: form
modelD: cbind(ERC, Votants - ERC) ~ 1 + (1 | Districte)
modelDB: cbind(ERC, Votants - ERC) ~ 1 + (1 | Districte/Barri)
      Df   AIC   BIC  logLik deviance  Chisq Chi Df Pr(>Chisq)
model0  1 16498.1 16501.6 -8248.1  16496.1
modelD  2 10272.2 10279.1 -5134.1  10268.2 6228.0      1 < 2.2e-16 ***
modelDB 3  4160.6  4170.9 -2077.3   4154.6 6113.6      1 < 2.2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

### CUP

```

Data: dades
Models:
model0: form
modelD: cbind(CUP, Votants - CUP) ~ 1 + (1 | Districte)
modelDB: cbind(CUP, Votants - CUP) ~ 1 + (1 | Districte/Barri)
      Df   AIC   BIC  logLik deviance  Chisq Chi Df Pr(>Chisq)
model0  1 9161.5 9165.0 -4579.8   9159.5
modelD  2 6133.5 6140.4 -3064.7   6129.5 3030.0      1 < 2.2e-16 ***
modelDB 3 3158.7 3169.0 -1576.3   3152.7 2976.8      1 < 2.2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

### ECP

```

Data: dades
Models:
model0: form
modelD: cbind(ECP, Votants - ECP) ~ 1 + (1 | Districte)
modelDB: cbind(ECP, Votants - ECP) ~ 1 + (1 | Districte/Barri)
      Df   AIC   BIC  logLik deviance  Chisq Chi Df Pr(>Chisq)
model0  1 7157.8 7161.2 -3577.9   7155.8
modelD  2 3970.1 3977.0 -1983.0   3966.1 3189.7      1 < 2.2e-16 ***
modelDB 3 2951.9 2962.3 -1473.0   2945.9 1020.2      1 < 2.2e-16 ***
---

```

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

### PSC

Data: dades

Models:

model0: form

modelD: cbind(PSC, Votants - PSC) ~ 1 + (1 | Districte)

modelDB: cbind(PSC, Votants - PSC) ~ 1 + (1 | Districte/Barri)

	Df	AIC	BIC	logLik	deviance	Chisq	Chi	Df	Pr(>Chisq)
model0	1	7009.3	7012.8	-3503.7	7007.3				
modelD	2	4520.5	4527.4	-2258.3	4516.5	2490.8		1	< 2.2e-16 ***
modelDB	3	2874.7	2885.0	-1434.3	2868.7	1647.9		1	< 2.2e-16 ***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

### Cs

Data: dades

Models:

model0: form

modelD: cbind(Cs, Votants - Cs) ~ 1 + (1 | Districte)

modelDB: cbind(Cs, Votants - Cs) ~ 1 + (1 | Districte/Barri)

	Df	AIC	BIC	logLik	deviance	Chisq	Chi	Df	Pr(>Chisq)
model0	1	21454	21457.6	-10726.1	21452				
modelD	2	12709	12715.8	-6352.4	12705	8747.3		1	< 2.2e-16 ***
modelDB	3	5360	5370.3	-2677.0	5354	7350.9		1	< 2.2e-16 ***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

### ERC

Data: dades

Models:

model0: form

modelD: cbind(PP, Votants - PP) ~ 1 + (1 | Districte)

modelDB: cbind(PP, Votants - PP) ~ 1 + (1 | Districte/Barri)

	Df	AIC	BIC	logLik	deviance	Chisq	Chi	Df	Pr(>Chisq)
model0	1	5792.6	5796.1	-2895.3	5790.6				
modelD	2	4417.7	4424.6	-2206.8	4413.7	1376.9		1	< 2.2e-16 ***
modelDB	3	2990.7	3001.1	-1492.3	2984.7	1429.0		1	< 2.2e-16 ***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

### Altres

Data: dades

Models:

model0: form



```

modelD: cbind(Altres, Votants - Altres) ~ 1 + (1 | Districte)
modelDB: cbind(Altres, Votants - Altres) ~ 1 + (1 | Districte/Barri)
      Df    AIC    BIC  logLik deviance  Chisq Chi Df Pr(>Chisq)
model0  1 2147.7 2151.2 -1072.85  2145.7
modelD  2 1917.2 1924.1 -956.62  1913.2 232.456      1 < 2.2e-16 ***
modelDB 3 1842.5 1852.8 -918.24  1836.5  76.766      1 < 2.2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

### Abstenció

```

Data: dades
Models:
model0: form
modelD: cbind(Abstencio, Votants - Abstencio) ~ 1 + (1 | Districte)
modelDB: cbind(Abstencio, Votants - Abstencio) ~ 1 + (1 | Districte/Barri)
      Df    AIC    BIC  logLik deviance  Chisq Chi Df Pr(>Chisq)
model0  1 21700.0 21703.5 -10849.0  21698.0
modelD  2 10814.9 10821.8 -5405.4  10810.9 10887.2      1 < 2.2e-16 ***
modelDB 3  5399.4  5409.8 -2696.7   5393.4  5417.5      1 < 2.2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

### Summari per a alguns dels models globals de les eleccions Generals del 2016

#### CDC

```

Generalized linear mixed model fit by maximum likelihood (Laplace
Approximation) [glmerMod]
Family: binomial ( logit )
Formula:
cbind(CDC, Votants - CDC) ~ (1 | Districte/Barri) + EstudisPrimaris +
  mes65 + Espanya + Llars + Atur + Catalunya + lnSup + Xarxa_viaria +
  Equipaments + SenseEstudis + ParcsUrbans + de30a64 + OcupacioMitjana +
  Preumitglloguer + de18a29 + ParcsForestals
Data: dades

      AIC      BIC  logLik deviance df.resid
2688.1  2753.7 -1325.1  2650.1      214

```

```

Scaled residuals:
  Min      1Q  Median      3Q      Max
-5.4583 -1.0882  0.0163  0.9474  4.2946

```

Random effects:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.
Barri:Districte	(Intercept)	0.025556	0.15986
Districte	(Intercept)	0.006003	0.07748

Number of obs: 233, groups: Barri:Districte, 73; Districte, 10

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
(Intercept)	-4.037828	0.516656	-7.815	5.48e-15 ***
EstudisPrimaris	-4.101399	0.248643	-16.495	< 2e-16 ***
mes65	6.065510	0.402617	15.065	< 2e-16 ***
Espanya	-3.612759	0.266376	-13.563	< 2e-16 ***
Llars	0.028858	0.004637	6.224	4.84e-10 ***
Atur	-2.972765	1.277352	-2.327	0.01995 *
Catalunya	0.900857	0.168664	5.341	9.24e-08 ***
lnSup	-0.108672	0.015427	-7.044	1.87e-12 ***
Xarxa_viaria	-0.604378	0.102617	-5.890	3.87e-09 ***
Equipaments	0.235523	0.061836	3.809	0.00014 ***
SenseEstudis	-3.686439	0.886849	-4.157	3.23e-05 ***
ParcsUrbans	-0.084830	0.055169	-1.538	0.12414
de30a64	2.519935	0.493936	5.102	3.37e-07 ***
OcupacioMitjana	0.139013	0.045354	3.065	0.00218 **
Preumitgllloguer	0.352233	0.146239	2.409	0.01601 *
de18a29	1.096493	0.463047	2.368	0.01788 *
ParcsForestals	0.180814	0.099647	1.815	0.06959 .

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

convergence code: 0

## ERC

Generalized linear mixed model fit by maximum likelihood (Laplace Approximation) [glmerMod]

Family: binomial ( logit )

Formula: cbind(ERC, Votants - ERC) ~ (1 | Districte/Barri) + Catalunya + de30a64 + mes65 + Industria + Espanya + Xarxa\_viaria + Homes + lnSup + Llars + EstudisPrimaris + EstudisSuperiors + Atur

Data: dades

AIC	BIC	logLik	deviance	df.resid
3375.3	3427.1	-1672.6	3345.3	218

Scaled residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-7.7614	-1.1177	-0.0674	1.1354	6.6862

Random effects:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.
Barri:Districte	(Intercept)	0.04631	0.2152
Districte	(Intercept)	0.02598	0.1612

Number of obs: 233, groups: Barri:Districte, 73; Districte, 10

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
(Intercept)	-5.584756	0.407948	-13.690	< 2e-16 ***
Catalunya	1.886050	0.135474	13.922	< 2e-16 ***
de30a64	7.522370	0.343417	21.905	< 2e-16 ***
mes65	4.097992	0.283736	14.443	< 2e-16 ***
Industria	-0.204485	0.077730	-2.631	0.00852 **
Espanya	-1.499958	0.219435	-6.836	8.17e-12 ***
Xarxa_viaria	-0.778776	0.082888	-9.396	< 2e-16 ***
Homes	-1.253360	0.432164	-2.900	0.00373 **
lnSup	-0.060971	0.010694	-5.701	1.19e-08 ***
Llars	0.019509	0.003682	5.299	1.17e-07 ***
EstudisPrimaris	-2.877144	0.317903	-9.050	< 2e-16 ***
EstudisSuperiors	-1.653164	0.219562	-7.529	5.10e-14 ***
Atur	-5.224919	1.251182	-4.176	2.97e-05 ***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1  
convergence code: 0

## ECP

Generalized linear mixed model fit by maximum likelihood (Laplace  
Approximation) [glmerMod]

Family: binomial ( logit )

Formula: cbind(ECP, Votants - ECP) ~ (1 | Districte/Barri) + de30a64 +  
EstudisSuperiors + Catalunya + OcupacioMitjana + Espanya +  
EstudisPrimaris + Xarxa\_viaria + Llars + SenseEstudis + Industria +  
de18a29 + ParcsForestals + Preumitgllloguer + Homes

Data: dades

AIC	BIC	logLik	deviance	df.resid
3241.1	3299.8	-1603.6	3207.1	216

Scaled residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-7.546	-1.192	-0.051	1.211	8.036

Random effects:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.
Barri:Districte	(Intercept)	0.014659	0.12107

Districte (Intercept) 0.008078 0.08988  
 Number of obs: 233, groups: Barri:Districte, 73; Districte, 10

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )	
(Intercept)	-3.505403	0.288562	-12.148	< 2e-16	***
de30a64	4.878387	0.212721	22.933	< 2e-16	***
EstudisSuperiors	-2.018397	0.193952	-10.407	< 2e-16	***
Catalunya	0.732630	0.114549	6.396	1.60e-10	***
OcupacioMitjana	-0.315245	0.033804	-9.326	< 2e-16	***
Espanya	0.936211	0.161429	5.800	6.65e-09	***
EstudisPrimaris	-1.418452	0.247459	-5.732	9.92e-09	***
Xarxa_viaria	-0.295812	0.060089	-4.923	8.53e-07	***
Llars	0.011123	0.002923	3.805	0.000142	***
SenseEstudis	1.980813	0.541454	3.658	0.000254	***
Industria	-0.133676	0.053613	-2.493	0.012654	*
de18a29	-0.740571	0.348130	-2.127	0.033397	*
ParcsForestals	0.103851	0.051460	2.018	0.043580	*
Preumitgllloguer	-0.200346	0.096770	-2.070	0.038421	*
Homes	-0.660344	0.373261	-1.769	0.076874	.

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1  
 convergence code: 0

## PSC

Generalized linear mixed model fit by maximum likelihood (Laplace  
 Approximation) [glmerMod]

Family: binomial ( logit )

Formula: cbind(PSC, Votants - PSC) ~ (1 | Districte/Barri) + Espanya +  
 EstudisSuperiors + de30a64 + de18a29 + Llars + Preumitgllloguer +  
 SenseEstudis + Catalunya + lnSup + Xarxa\_viaria + Atur

Data: dades

AIC	BIC	logLik	deviance	df.resid
2556.4	2604.7	-1264.2	2528.4	219

Scaled residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-4.2375	-0.9738	-0.0432	0.9391	3.6712

Random effects:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.
Barri:Districte	(Intercept)	0.0055254	0.07433
Districte	(Intercept)	0.0003495	0.01870

Number of obs: 233, groups: Barri:Districte, 73; Districte, 10

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )	
(Intercept)	-4.963414	0.257956	-19.241	< 2e-16	***
Espanya	3.247245	0.165830	19.582	< 2e-16	***
EstudisSuperiors	-1.112887	0.134008	-8.305	< 2e-16	***
de30a64	1.945863	0.234598	8.294	< 2e-16	***
de18a29	-1.453433	0.404428	-3.594	0.000326	***
Llars	0.018521	0.003693	5.015	5.32e-07	***
Preumitgllloguer	-0.188964	0.076734	-2.463	0.013794	*
SenseEstudis	1.913028	0.593738	3.222	0.001273	**
Catalunya	0.360731	0.109370	3.298	0.000973	***
lnSup	0.023521	0.009541	2.465	0.013690	*
Xarxa_viaria	0.144303	0.083996	1.718	0.085801	.
Atur	0.929556	0.575103	1.616	0.106023	

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Correlation of Fixed Effects:

	(Intr)	Espany	EstdsS	de3064	de1829	Llars	Prmtgl	SnsEst	Catlny
Espanya	-0.351								
EstudsSprrs	-0.185	0.283							
de30a64	-0.695	0.222	0.091						
de18a29	-0.456	0.323	0.213	0.111					
Llars	-0.069	-0.026	0.186	0.111	0.007				
Preumtgllgr	-0.322	-0.016	-0.378	0.160	-0.063	0.035			
SenseEstuds	-0.398	0.032	0.573	0.331	0.234	0.190	-0.008		
Catalunya	-0.533	0.235	-0.047	0.326	0.460	0.050	0.090	0.157	
lnSup	-0.379	-0.074	-0.173	0.014	0.000	-0.211	-0.069	-0.103	-0.109
Xarxa_viari	-0.272	-0.067	-0.089	-0.040	0.008	-0.255	-0.019	-0.021	-0.059
Atur	-0.314	0.028	0.193	0.065	0.033	0.145	0.508	0.044	0.170
	lnSup	Xrx_vr							

Espanya

EstudsSprrs

de30a64

de18a29

Llars

Preumtgllgr

SenseEstuds

Catalunya

lnSup

Xarxa\_viari 0.575

Atur -0.251 -0.100

convergence code: 0

Cs

Generalized linear mixed model fit by maximum likelihood (Laplace Approximation) [glmerMod]  
 Family: binomial ( logit )  
 Formula:  
 cbind(Cs, Votants - Cs) ~ (1 | Districte/Barri) + EstudisPrimaris + Espanya + Catalunya + EstudisSuperiors + Xarxa\_viaria + SenseEstudis + de30a64 + mes65 + de18a29 + Homes + Llars + ParcsForestals + lnSup  
 Data: dades

AIC	BIC	logLik	deviance	df.resid
2439.9	2495.1	-1203.9	2407.9	217

Scaled residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.1190	-1.0076	-0.0571	0.8727	4.0168

Random effects:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.
Barri:Districte	(Intercept)	0.005742	0.07577
Districte	(Intercept)	0.007000	0.08367

Number of obs: 233, groups: Barri:Districte, 73; Districte, 10

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
(Intercept)	-0.745101	0.491159	-1.517	0.12926
EstudisPrimaris	-0.548592	0.338533	-1.620	0.10513
Espanya	5.707835	0.233378	24.458	< 2e-16 ***
Catalunya	1.173369	0.146754	7.995	1.29e-15 ***
EstudisSuperiors	0.823751	0.255253	3.227	0.00125 **
Xarxa_viaria	0.539015	0.091260	5.906	3.50e-09 ***
SenseEstudis	-5.459320	0.742546	-7.352	1.95e-13 ***
de30a64	-5.933641	0.363853	-16.308	< 2e-16 ***
mes65	-4.530608	0.313337	-14.459	< 2e-16 ***
de18a29	-1.194543	0.436637	-2.736	0.00622 **
Homes	-1.478440	0.528137	-2.799	0.00512 **
Llars	-0.011462	0.004146	-2.765	0.00570 **
ParcsForestals	-0.216550	0.067262	-3.220	0.00128 **
lnSup	0.027660	0.012000	2.305	0.02117 *

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1  
 convergence code: 0

ERC

```

Generalized linear mixed model fit by maximum likelihood (Laplace
Approximation) [glmerMod]
Family: binomial ( logit )
Formula:
cbind(PP, Votants - PP) ~ (1 | Districte/Barri) + de30a64 + SenseEstudis +
  Espanya + Xarxa_viaria + mes65 + EstudisSuperiors + Llars +
  Industria + Equipaments + Catalunya + de18a29 + OcupacioMitjana
Data: dades

```

AIC	BIC	logLik	deviance	df.resid
3137.8	3189.6	-1553.9	3107.8	218

Scaled residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-6.5647	-1.0945	-0.0402	1.2350	8.0064

Random effects:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.
Barri:Districte	(Intercept)	0.016388	0.12802
Districte	(Intercept)	0.006223	0.07888

Number of obs: 233, groups: Barri:Districte, 73; Districte, 10

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
(Intercept)	-0.179099	0.425722	-0.421	0.673978
de30a64	-8.561206	0.445015	-19.238	< 2e-16 ***
SenseEstudis	-5.713359	0.692822	-8.247	< 2e-16 ***
Espanya	5.204357	0.211697	24.584	< 2e-16 ***
Xarxa_viaria	0.761127	0.074646	10.196	< 2e-16 ***
mes65	-2.224388	0.350324	-6.350	2.16e-10 ***
EstudisSuperiors	1.108202	0.139717	7.932	2.16e-15 ***
Llars	-0.016782	0.003854	-4.354	1.34e-05 ***
Industria	-0.273798	0.079296	-3.453	0.000555 ***
Equipaments	-0.139930	0.049387	-2.833	0.004607 **
Catalunya	0.449879	0.124705	3.608	0.000309 ***
de18a29	1.241201	0.400842	3.096	0.001958 **
OcupacioMitjana	0.075546	0.039166	1.929	0.053747 .

---  
Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1  
convergence code: 0

**Altres**

```

Generalized linear mixed model fit by maximum likelihood (Laplace
Approximation) [glmerMod]
Family: binomial ( logit )

```

Formula:

cbind(Altres, Votants - Altres) ~ (1 | Districte/Barri) + Espanya +  
 Catalunya + de30a64 + EstudisSuperiors + Homes + OcupacioMitjana +  
 ParcsForestals

Data: dades

AIC	BIC	logLik	deviance	df.resid
1848.8	1883.3	-914.4	1828.8	223

Scaled residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.00326	-0.84605	0.01247	0.80790	2.57083

Random effects:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.
Barri:Districte	(Intercept)	0.00165	0.04062
Districte	(Intercept)	0.00000	0.00000

Number of obs: 233, groups: Barri:Districte, 73; Districte, 10

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
(Intercept)	-4.70651	0.36399	-12.930	< 2e-16 ***
Espanya	1.19236	0.25053	4.759	1.94e-06 ***
Catalunya	0.81297	0.13245	6.138	8.36e-10 ***
de30a64	1.29770	0.37765	3.436	0.00059 ***
EstudisSuperiors	-0.59356	0.10903	-5.444	5.21e-08 ***
Homes	-1.74434	0.72230	-2.415	0.01574 *
OcupacioMitjana	-0.13527	0.05951	-2.273	0.02302 *
ParcsForestals	0.14073	0.07037	2.000	0.04552 *

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Correlation of Fixed Effects:

	(Intr)	Espany	Catlny	de3064	EstdsS	Homes	OcpcMt
Espanya	-0.568						
Catalunya	-0.602	0.111					
de30a64	-0.336	0.255	0.093				
EstudsSprrs	-0.386	0.720	-0.201	0.042			
Homes	-0.573	0.135	0.457	-0.492	0.176		
OcupaciMtjn	-0.121	0.233	-0.224	0.539	0.162	-0.596	
ParcsFrstls	0.012	-0.123	0.009	0.032	-0.004	0.043	-0.148

convergence code: 0

### Abstenció

Generalized linear mixed model fit by maximum likelihood (Laplace



```

Approximation) [glmerMod]
Family: binomial ( logit )
Formula: cbind(Abstencio, Votants - Abstencio) ~ (1 | Districte/Barri) +
  EstudisPrimaris + OcupacioMitjana + Espanya + Llars + SenseEstudis +
  de18a29 + lnSup + Homes + Preumitglloguer + Industria + de30a64 +
  mes65 + Xarxa_viaria + Atur
Data: dades

      AIC      BIC   logLik deviance df.resid
2968.3  3027.0 -1467.2  2934.3     216

```

Scaled residuals:

```

      Min      1Q  Median      3Q      Max
-4.158 -1.131  0.057  1.097  5.524

```

Random effects:

```

Groups          Name          Variance Std.Dev.
Barri:Districte (Intercept) 0.002079 0.04559
Districte       (Intercept) 0.001768 0.04205
Number of obs: 233, groups: Barri:Districte, 73; Districte, 10

```

Fixed effects:

```

              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  -2.337258   0.248009  -9.424 < 2e-16 ***
EstudisPrimaris  1.404812   0.099829  14.072 < 2e-16 ***
OcupacioMitjana -0.106291   0.025891  -4.105 4.04e-05 ***
Espanya        -1.025724   0.108639  -9.442 < 2e-16 ***
Llars          -0.014992   0.002179  -6.879 6.03e-12 ***
SenseEstudis   2.166064   0.359649   6.023 1.72e-09 ***
de18a29        1.826331   0.213771   8.543 < 2e-16 ***
lnSup          0.028036   0.005822   4.816 1.47e-06 ***
Homes         -1.152412   0.249616  -4.617 3.90e-06 ***
Preumitglloguer -0.191650   0.046241  -4.145 3.40e-05 ***
Industria      0.103213   0.041443   2.491 0.012756 *
de30a64       1.115951   0.246722   4.523 6.09e-06 ***
mes65         0.790037   0.204434   3.865 0.000111 ***
Xarxa_viaria   0.113218   0.048570   2.331 0.019751 *
Atur          -0.709961   0.371102  -1.913 0.055733 .

```

---

```

Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
convergence code: 0

```

## Summari per a alguns dels models globals de les eleccions Autonòmiques del 2017

### JxCat

Generalized linear mixed model fit by maximum likelihood (Laplace

Approximation) [glmerMod]

Family: binomial ( logit )

Formula:

```
cbind(JxCat, Votants - JxCat) ~ (1 | Districte/Barri) + EstudisPrimaris +
  Espanya + mes65 + de30a64 + Catalunya + Atur + Equipaments +
  SenseEstudis + Industria + Xarxa_viaria + ParcsUrbans + lnSup +
  Llars + OcupacioMitjana
```

Data: dades

AIC	BIC	logLik	deviance	df.resid
2892.3	2950.9	-1429.1	2858.3	216

Scaled residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-6.0291	-1.0652	0.0095	1.1149	5.8764

Random effects:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.
Barri:Districte	(Intercept)	0.010723	0.10355
Districte	(Intercept)	0.002824	0.05314

Number of obs: 233, groups: Barri:Districte, 73; Districte, 10

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
(Intercept)	-2.22812	0.34714	-6.418	1.38e-10 ***
EstudisPrimaris	-2.82520	0.17993	-15.702	< 2e-16 ***
Espanya	-3.60679	0.19592	-18.409	< 2e-16 ***
mes65	4.04199	0.30444	13.277	< 2e-16 ***
de30a64	2.51828	0.38022	6.623	3.52e-11 ***
Catalunya	0.65792	0.11097	5.929	3.05e-09 ***
Atur	-3.10403	0.69128	-4.490	7.11e-06 ***
Equipaments	0.17987	0.04801	3.746	0.000179 ***
SenseEstudis	-2.91964	0.65319	-4.470	7.83e-06 ***
Industria	-0.16311	0.07679	-2.124	0.033658 *
Xarxa_viaria	-0.49095	0.07942	-6.181	6.36e-10 ***
ParcsUrbans	-0.07629	0.03936	-1.938	0.052604 .
lnSup	-0.04067	0.01020	-3.989	6.64e-05 ***
Llars	0.01013	0.00371	2.731	0.006308 **
OcupacioMitjana	0.05992	0.03760	1.594	0.110970

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

convergence code: 0

**ERC**Generalized linear mixed model fit by maximum likelihood (Laplace  
Approximation) [glmerMod]

Family: binomial ( logit )

Formula: cbind(ERC, Votants - ERC) ~ (1 | Districte/Barri) + de30a64 +  
Catalunya + mes65 + EstudisSuperiors + Llars + OcupacioMitjana +  
EstudisPrimaris + Espanya + Xarxa\_viaria + lnSup + Atur +  
Industria + de18a29 + SenseEstudis + Homes

Data: dades

AIC	BIC	logLik	deviance	df.resid
3244.9	3307.1	-1604.5	3208.9	215

Scaled residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-8.3161	-1.1622	-0.0572	1.3598	5.3716

Random effects:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.
Barri:Districte	(Intercept)	0.02813	0.1677
Districte	(Intercept)	0.02008	0.1417

Number of obs: 233, groups: Barri:Districte, 73; Districte, 10

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )	
(Intercept)	-2.326288	0.462534	-5.029	4.92e-07	***
de30a64	4.979783	0.406809	12.241	< 2e-16	***
Catalunya	1.244152	0.134407	9.257	< 2e-16	***
mes65	1.731578	0.314096	5.513	3.53e-08	***
EstudisSuperiors	-2.189841	0.217943	-10.048	< 2e-16	***
Llars	0.017343	0.003349	5.178	2.24e-07	***
OcupacioMitjana	-0.207760	0.043004	-4.831	1.36e-06	***
EstudisPrimaris	-1.616204	0.285639	-5.658	1.53e-08	***
Espanya	-1.218013	0.190530	-6.393	1.63e-10	***
Xarxa_viaria	-0.457370	0.073759	-6.201	5.62e-10	***
lnSup	-0.025254	0.009523	-2.652	0.00800	**
Atur	-2.939382	0.982503	-2.992	0.00277	**
Industria	-0.206062	0.066752	-3.087	0.00202	**
de18a29	-0.959679	0.390580	-2.457	0.01401	*
SenseEstudis	-1.482304	0.625976	-2.368	0.01789	*
Homes	-0.838701	0.418837	-2.002	0.04524	*

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1  
 convergence code: 0

**CUP**

Generalized linear mixed model fit by maximum likelihood (Laplace  
 Approximation) [glmerMod]

Family: binomial ( logit )

Formula: cbind(CUP, Votants - CUP) ~ (1 | Districte/Barri) + de30a64 +  
 Xarxa\_viaria + OcupacioMitjana + Espanya + mes65 + Industria +  
 EstudisSuperiors + Atur + EstudisPrimaris + ParcsUrbans +  
 SenseEstudis + ParcsForestals + Llars

Data: dades

AIC	BIC	logLik	deviance	df.resid
2626.2	2681.4	-1297.1	2594.2	217

Scaled residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-5.055	-1.008	-0.005	1.030	7.628

Random effects:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.
Barri:Districte	(Intercept)	0.065938	0.25678
Districte	(Intercept)	0.009991	0.09995

Number of obs: 233, groups: Barri:Districte, 73; Districte, 10

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
(Intercept)	-4.832212	0.639441	-7.557	4.13e-14 ***
de30a64	7.475330	0.679435	11.002	< 2e-16 ***
Xarxa_viaria	-1.348966	0.137326	-9.823	< 2e-16 ***
OcupacioMitjana	-0.329955	0.073129	-4.512	6.42e-06 ***
Espanya	-3.188017	0.354886	-8.983	< 2e-16 ***
mes65	2.746884	0.550328	4.991	6.00e-07 ***
Industria	-0.330900	0.112632	-2.938	0.003305 **
EstudisSuperiors	-1.191731	0.334372	-3.564	0.000365 ***
Atur	-4.787605	1.414202	-3.385	0.000711 ***
EstudisPrimaris	-1.290125	0.417952	-3.087	0.002023 **
ParcsUrbans	-0.127637	0.065293	-1.955	0.050601 .
SenseEstudis	2.198328	1.161180	1.893	0.058333 .
ParcsForestals	-0.175098	0.110772	-1.581	0.113947
Llars	0.008287	0.005815	1.425	0.154088

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

convergence code: 0

### ECP

Generalized linear mixed model fit by maximum likelihood (Laplace  
Approximation) [glmerMod]  
Family: binomial ( logit )  
Formula: cbind(ECP, Votants - ECP) ~ (1 | Districte/Barri) + de30a64 +  
SenseEstudis + Llars + de18a29 + OcupacioMitjana + Preumitgllloguer +  
Espanya + ParcsUrbans + Xarxa\_viaria + lnSup + Catalunya + mes65  
Data: dades

AIC	BIC	logLik	deviance	df.resid
2567.2	2619.0	-1268.6	2537.2	218

Scaled residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-4.0072	-0.9718	-0.0911	0.8368	5.6169

Random effects:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.
Barri:Districte	(Intercept)	0.015122	0.12297
Districte	(Intercept)	0.005773	0.07598

Number of obs: 233, groups: Barri:Districte, 73; Districte, 10

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
(Intercept)	-3.265777	0.518723	-6.296	3.06e-10 ***
de30a64	4.001985	0.523660	7.642	2.13e-14 ***
SenseEstudis	2.884579	0.623531	4.626	3.72e-06 ***
Llars	0.018486	0.004372	4.229	2.35e-05 ***
de18a29	-1.718611	0.489466	-3.511	0.000446 ***
OcupacioMitjana	-0.217077	0.053408	-4.064	4.81e-05 ***
Preumitgllloguer	-0.415469	0.099936	-4.157	3.22e-05 ***
Espanya	0.927326	0.235404	3.939	8.17e-05 ***
ParcsUrbans	-0.168954	0.049127	-3.439	0.000584 ***
Xarxa_viaria	-0.453194	0.101860	-4.449	8.62e-06 ***
lnSup	-0.035898	0.011339	-3.166	0.001546 **
Catalunya	0.327584	0.141056	2.322	0.020213 *
mes65	-0.781746	0.421332	-1.855	0.063537 .

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

convergence code: 0

### PSC

Generalized linear mixed model fit by maximum likelihood (Laplace

```

Approximation) [glmerMod]
Family: binomial ( logit )
Formula: cbind(PSC, Votants - PSC) ~ (1 | Districte/Barri) + Espanya +
  mes65 + de30a64 + de18a29 + Xarxa_viaria + Catalunya + Atur +
  Llars + SenseEstudis + EstudisPrimaris + Homes + Industria
Data: dades

```

AIC	BIC	logLik	deviance	df.resid
2412.8	2464.5	-1191.4	2382.8	218

Scaled residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.3681	-0.8713	0.0194	0.7975	2.9844

Random effects:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.
Barri:Districte	(Intercept)	0.0031157	0.05582
Districte	(Intercept)	0.0009485	0.03080

Number of obs: 233, groups: Barri:Districte, 73; Districte, 10

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
(Intercept)	-1.632268	0.353430	-4.618	3.87e-06 ***
Espanya	3.616764	0.164551	21.980	< 2e-16 ***
mes65	-2.475418	0.263020	-9.412	< 2e-16 ***
de30a64	-2.111140	0.314024	-6.723	1.78e-11 ***
de18a29	-1.436501	0.356212	-4.033	5.51e-05 ***
Xarxa_viaria	0.259660	0.063511	4.088	4.34e-05 ***
Catalunya	0.264353	0.108971	2.426	0.015271 *
Atur	1.221816	0.441815	2.765	0.005685 **
Llars	0.009990	0.003418	2.923	0.003470 **
SenseEstudis	1.945043	0.546838	3.557	0.000375 ***
EstudisPrimaris	-0.555524	0.157661	-3.524	0.000426 ***
Homes	0.785996	0.425297	1.848	0.064586 .
Industria	0.087584	0.061276	1.429	0.152906

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1  
convergence code: 0

Cs

Generalized linear mixed model fit by maximum likelihood (Laplace

Approximation) [glmerMod]

Family: binomial ( logit )

Formula:

cbind(Cs, Votants - Cs) ~ (1 | Districte/Barri) + de30a64 + mes65 +

Espanya + Xarxa\_viaria + EstudisSuperiors + ParcsUrbans +  
 SenseEstudis + Llars + Atur + Equipaments + lnSup  
 Data: dades

AIC	BIC	logLik	deviance	df.resid
3540.0	3588.4	-1756.0	3512.0	219

Scaled residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-8.4492	-1.3796	-0.0038	1.3607	8.7686

Random effects:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.
Barri:Districte	(Intercept)	0.02021	0.1422
Districte	(Intercept)	0.01115	0.1056

Number of obs: 233, groups: Barri:Districte, 73; Districte, 10

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
(Intercept)	2.232319	0.223521	9.99	< 2e-16 ***
de30a64	-8.300011	0.256944	-32.30	< 2e-16 ***
mes65	-5.366412	0.222935	-24.07	< 2e-16 ***
Espanya	4.602709	0.172093	26.75	< 2e-16 ***
Xarxa_viaria	0.963215	0.071118	13.54	< 2e-16 ***
EstudisSuperiors	0.609282	0.111518	5.46	4.67e-08 ***
ParcsUrbans	0.120911	0.035095	3.45	0.000571 ***
SenseEstudis	-3.251515	0.526845	-6.17	6.76e-10 ***
Llars	-0.016552	0.003193	-5.18	2.17e-07 ***
Atur	2.542733	0.821479	3.10	0.001966 **
Equipaments	-0.120250	0.043572	-2.76	0.005784 **
lnSup	0.027228	0.008823	3.09	0.002028 **

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Correlation of Fixed Effects:

	(Intr)	de3064	mes65	Espanya	Xrx_vr	EstdsS	PracsUr	SnsEst	Llars
de30a64	-0.791								
mes65	-0.574	0.713							
Espanya	0.113	-0.262	-0.500						
Xarxa_viari	-0.183	-0.070	-0.109	-0.057					
EstudsSprrs	-0.173	0.014	-0.164	0.291	-0.138				
ParcsUrbans	0.080	-0.037	0.052	-0.210	0.298	-0.028			
SenseEstuds	-0.123	0.019	-0.247	0.090	0.034	0.615	0.023		
Llars	0.115	-0.113	-0.181	0.024	-0.052	0.262	0.312	0.214	
Atur	-0.306	0.051	0.059	0.006	-0.098	0.223	0.039	0.019	0.094

```
Equipaments  0.154 -0.078 -0.120  0.018  0.186  0.020  0.309  0.064  0.296
lnSup        -0.524  0.182  0.137 -0.080  0.410 -0.246 -0.238 -0.127 -0.314
            Atur  Eqpmnt
de30a64
mes65
Espanya
Xarxa_viari
EstudsSprrs
ParcsUrbans
SenseEstuds
Llars
Atur
Equipaments  0.035
lnSup        -0.192 -0.326
convergence code: 0
```

### ERC

```
Generalized linear mixed model fit by maximum likelihood (Laplace
Approximation) [glmerMod]
Family: binomial ( logit )
Formula:
cbind(PP, Votants - PP) ~ (1 | Districte/Barri) + de30a64 + Espanya +
SenseEstudis + Catalunya + mes65 + Xarxa_viaria + Preumitgllloguer +
Industria
Data: dades
```

AIC	BIC	logLik	deviance	df.resid
2388.7	2426.6	-1183.3	2366.7	222

```
Scaled residuals:
   Min       1Q   Median       3Q      Max
-4.7639 -0.9353  0.0928  0.8575  5.6274
```

```
Random effects:
 Groups          Name          Variance Std.Dev.
Barri:Districte (Intercept) 0.0132880 0.11527
Districte       (Intercept) 0.0005984 0.02446
Number of obs: 233, groups: Barri:Districte, 73; Districte, 10
```

```
Fixed effects:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)    1.4256    0.3168   4.500 6.81e-06 ***
de30a64        -8.5230    0.4482 -19.018 < 2e-16 ***
Espanya         3.4725    0.2757  12.595 < 2e-16 ***
SenseEstudis  -4.4162    0.7540  -5.857 4.71e-09 ***
```



Catalunya	-1.0729	0.1468	-7.306	2.75e-13	***
mes65	-2.0244	0.3756	-5.389	7.07e-08	***
Xarxa_viaria	0.4274	0.1000	4.273	1.93e-05	***
Preumitgllloguer	0.2570	0.0813	3.161	0.00157	**
Industria	-0.2856	0.1070	-2.669	0.00760	**

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Correlation of Fixed Effects:

	(Intr)	de3064	Espanya	SnsEst	Catlny	mes65	Xrx_vr	Prmtgl
de30a64	-0.917							
Espanya	0.007	-0.188						
SenseEstuds	-0.300	0.147	-0.191					
Catalunya	-0.424	0.192	0.210	0.174				
mes65	-0.576	0.661	-0.453	-0.094	-0.105			
Xarxa_viari	0.070	-0.199	0.061	0.111	0.039	-0.216		
Preumtgllgr	-0.286	0.089	0.184	0.422	-0.097	-0.090	0.008	
Industria	-0.020	-0.030	-0.017	-0.048	0.031	0.095	0.062	0.008

convergence code: 0

**Altres**

Generalized linear mixed model fit by maximum likelihood (Laplace Approximation) [glmerMod]

Family: binomial ( logit )

Formula:

```
cbind(Altres, Votants - Altres) ~ (1 | Districte/Barri) + EstudisSuperiors +
  Llars + lnSup + Industria + de18a29 + Xarxa_viaria + Equipaments +
  ParcsForestals + OcupacioMitjana + mes65
```

Data: dades

AIC	BIC	logLik	deviance	df.resid
1727.4	1772.3	-850.7	1701.4	220

Scaled residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.6153	-0.7786	-0.0751	0.7097	4.1316

Random effects:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.
Barri:Districte	(Intercept)	0.0024246	0.04924
Districte	(Intercept)	0.0008601	0.02933

Number of obs: 233, groups: Barri:Districte, 73; Districte, 10

Fixed effects:

Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
----------	------------	---------	----------

```
(Intercept)      -5.003495   0.357742 -13.986 < 2e-16 ***
EstudisSuperiors -1.349224   0.102233 -13.198 < 2e-16 ***
Llars            -0.044725   0.008558  -5.226 1.73e-07 ***
lnSup           0.153497   0.025002   6.139 8.28e-10 ***
Industria       -0.799197   0.157026  -5.090 3.59e-07 ***
de18a29         1.667050   0.664660   2.508 0.012137 *
Xarxa_viaria    0.328413   0.167386   1.962 0.049762 *
Equipaments    -0.336133   0.129008  -2.606 0.009174 **
ParcsForestals -0.282267   0.117867  -2.395 0.016630 *
OcupacioMitjana -0.243225   0.065280  -3.726 0.000195 ***
mes65          -1.334571   0.321267  -4.154 3.27e-05 ***
```

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Correlation of Fixed Effects:

```
(Intr) EstdsS Llars lnSup Industr de1829 Xrx_vr Eqpmnt PrcsFr
EstudsSprrs -0.066
Llars        0.141 0.176
lnSup       -0.768 -0.184 -0.324
Industria   0.347 0.264 0.368 -0.584
de18a29    -0.410 -0.057 -0.019 0.175 -0.042
Xarxa_viari -0.386 -0.094 -0.130 0.343 -0.210 0.080
Equipaments 0.227 0.001 0.278 -0.338 0.239 -0.006 0.120
ParcsFrstls 0.440 0.146 0.259 -0.569 0.361 -0.068 0.144 0.291
OcupaciMtjn -0.270 0.276 0.143 -0.279 0.198 -0.121 -0.068 0.018 0.041
mes65      -0.385 0.152 -0.043 -0.037 0.206 0.361 -0.131 -0.081 -0.097
OcpcMt
```

EstudsSprrs

Llars

lnSup

Industria

de18a29

Xarxa\_viari

Equipaments

ParcsFrstls

OcupaciMtjn

mes65 0.325

convergence code: 0

### Abstenció

Generalized linear mixed model fit by maximum likelihood (Laplace

Approximation) [glmerMod]

Family: binomial ( logit )

Formula: cbind(Abstencio, Votants - Abstencio) ~ (1 | Districte/Barri) +  
Catalunya + EstudisPrimaris + Espanya + SenseEstudis + Llars +

Industria + de18a29 + Homes + EstudisSuperiors + de30a64 +  
mes65 + Preumitgllloguer + ParcsForestals + Equipaments +  
ParcsUrbans

Data: dades

AIC	BIC	logLik	deviance	df.resid
3007.0	3069.2	-1485.5	2971.0	215

Scaled residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-4.3647	-1.1258	-0.1715	1.0982	8.1545

Random effects:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.
Barri:Districte	(Intercept)	0.006464	0.08040
Districte	(Intercept)	0.002036	0.04513

Number of obs: 233, groups: Barri:Districte, 73; Districte, 10

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
(Intercept)	-1.690066	0.331683	-5.095	3.48e-07 ***
Catalunya	-1.732758	0.111015	-15.608	< 2e-16 ***
EstudisPrimaris	3.241359	0.239619	13.527	< 2e-16 ***
Espanya	-3.342815	0.177884	-18.792	< 2e-16 ***
SenseEstudis	5.043259	0.523063	9.642	< 2e-16 ***
Llars	-0.013321	0.003144	-4.236	2.27e-05 ***
Industria	0.242260	0.052689	4.598	4.27e-06 ***
de18a29	2.568457	0.347606	7.389	1.48e-13 ***
Homes	-1.472497	0.341937	-4.306	1.66e-05 ***
EstudisSuperiors	0.897184	0.189125	4.744	2.10e-06 ***
de30a64	1.842579	0.281915	6.536	6.32e-11 ***
mes65	1.453032	0.243156	5.976	2.29e-09 ***
Preumitgllloguer	-0.187654	0.064090	-2.928	0.003412 **
ParcsForestals	0.147737	0.044386	3.328	0.000873 ***
Equipaments	0.106843	0.041110	2.599	0.009351 **
ParcsUrbans	0.063143	0.029349	2.151	0.031442 *

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1  
convergence code: 0