

# Grado en Estadística

---

**Título: Análisis factorial múltiple aplicado a la violencia de género en España desde 2003 a 2017.**

**Autor: Amaya Lus Lascort**

**Director: Tomàs Aluja**

**Departamento: Estadística e Investigación Operativa**

**Convocatoria: Junio 2018**



UNIVERSITAT DE  
BARCELONA



UNIVERSITAT POLITÈCNICA DE CATALUNYA  
BARCELONATECH

Facultat de Matemàtiques i Estadística

## **Resumen**

La violencia de género es la acción violenta ejercida por un conjunto de personas de un mismo sexo sobre otro conjunto del sexo contrario. Dentro de la Unión Europea, España se encuentra entre los países con un mayor porcentaje de denuncias por parte de las víctimas a sus agresores. A través de la base de datos descargada del portal estadístico de la Delegación del Gobierno para la Violencia de Género, estudiaremos este fenómeno en España desde el año 2003 hasta el 2017.

Mediante el análisis de correspondencias simple hemos podido ver las relaciones existentes entre las comunidades autónomas y las diferentes variables que caracterizan los sucesos, como que en aquellas comunidades donde el número de víctimas es relativamente bajo se dan aquellos sucesos donde sus características son peculiares, como agresores con edades muy avanzadas. También observar si los sucesos van variando sus características a lo largo de los años donde hemos observado una disminución del número de víctimas de aquellos sucesos en los que los hechos permanecen encubiertos con respecto a los primeros años del estudio.

El análisis factorial múltiple nos ha permitido observar cómo se ha comportado el número de víctimas en el periodo anterior, durante y posterior a la crisis económica en las diferentes comunidades autónomas y establecer si todas tienen el mismo perfil con respecto a estos tres periodos temporales. Se ha establecido que en la mayoría de las comunidades autónomas el número de víctimas era superior antes de la crisis, teniendo en los otros dos periodos, un número de sucesos similar, aunque no todas se comportan de la misma manera. Además hemos podido determinar que la mayor parte de la información está contenida en la variabilidad entre las comunidades autónomas en cada uno de los tres periodos de años que hemos considerado.

Con el paso de los años, la situación de la mujer en España ha cambiado dentro de la estructura de la sociedad, podemos ver la cantidad de medidas y medios que existen para hacer tomar conciencia a la sociedad de esta situación que vive el género femenino.

## **Palabras clave**

Agresor, víctima, análisis factorial múltiple, dimensión, número de víctimas y relación.

## **Abstract**

Gender violence is the forceful act exerted by a group of people of the same gender to other group of the opposite sex. Inside the European Union, Spain is among the countries with the highest rate of reports by the victims towards their attackers. Thanks to the data base downloaded from the statistical portal of the “*Delegación del Gobierno para la Violencia de Género*”, we will study this phenomenon in Spain from the year 2003 until 2017.

Through the simple correspondence analysis we have been able to see the relationships between the autonomous regions and the different variables which characterize the events. For example, in those regions where the number of victims is relatively low, we can find the events whose characteristics are peculiar, such as aged aggressors. We have also been capable of analyze if the incidents had been changing their characteristics during the years in which the number of victims were decreasing, in opposition to the events in which the facts rest undercover in relation to the first years of the study.

The multiple factorial analysis has allowed us to see how the number of victims have behaved in the previous, middle and posterior period of time of the economic crisis in the autonomous regions, and also to establish if all of them have the same profile in relation to this three time periods. In general, we have found out that in the majority of autonomous regions the number of victims was higher before the crisis, with no significant differences in the other two periods, although not all the regions behave the same way. In addition, we have been able to determine that most of the information is contained in the variability between the autonomous communities in each of the three periods of years that we have considered.

Over the years, the role of the women in Spain has changed inside the structure of the society, where we can see there are a lot of movements that are trying to raise awareness about this situation, making it more visible.

### **Key Words**

Aggressor, victim, multiple factorial analysis, dimensión, victim`s number and relation.

### **Clasificación AMS**

62-04: Explicit machine computation and programs (not the theory of computation or programming)

62-07: Data analysis

62-09: Graphical methods

62H17 Contingency tables

62H25: Factor analysis and principal components; correspondence analysis

## Tabla de contenido

1.	INTRODUCCIÓN .....	6
1.1.	OBJETIVOS .....	11
1.2.	JUSTIFICACIÓN DEL TRABAJO .....	11
1.3.	BASE DE DATOS .....	11
1.4.	ESTRUCTURA DEL TRABAJO .....	12
2.	METODOLOGÍA.....	14
2.1.	TEÓRICA .....	14
2.1.1.	ANÁLISIS FACTORIAL DE CORRESPONDENCIAS.....	14
2.1.2.	ANÁLISIS FACTORIAL DE TABLAS TERNARIAS.....	20
2.2.	PRÁCTICA .....	25
2.2.1.	TRANSFORMACIÓN DE LA BASE DE DATOS .....	25
2.2.2.	DESCRIPTIVA UNIVARIANTE .....	27
2.2.3.	DESCRIPTIVA BIVARIANTE .....	27
2.2.4.	ESTUDIO DE LAS MARGINALES BINARIAS .....	28
2.2.5.	AFC DE LA TABLA SUMA Y LAS $T$ TABLAS COMO SUPLEMENTARIAS .....	28
2.2.6.	AFC DE LAS $T$ TABLAS Y LA TABLA SUMA COMO SUPLEMENTARIA.....	28
2.2.7.	ANÁLISIS INTRA .....	29
3.	ANÁLISIS .....	30
3.1.	BASE DE DATOS .....	30
3.1.1.	TRATAMIENTO DE LA BASE DE DATOS.....	30
3.1.2.	DESCRIPTIVA UNIVARIANTE .....	31
3.2.	ANÁLISIS FACTORIAL.....	42
3.2.1.	ESTUDIO DE LAS MARGINALES BINARIAS POR ANÁLISIS DE CORRESPONDENCIAS .....	42
3.2.2.	AFC DE LA TABLA SUMA Y LAS $T$ TABLAS COMO SUPLEMENTARIAS .....	51
3.2.3.	AFC DE LAS $T$ TABLAS Y LA TABLA SUMA COMO SUPLEMENTARIA .....	52
3.2.4.	ANÁLISIS INTRA .....	56
3.2.5.	INERCIA PROYECTADA.....	60
4.	CONCLUSIÓN .....	62

4.1. CONCLUSIÓN TEÓRICA .....	62
4.2. CONCLUSIÓN PRÁCTICA .....	62
4.3. CONCLUSIÓN PERSONAL .....	63
5. BIBLIOGRAFÍA .....	65
ANEXO .....	66
ANEXO 1: DESCRIPTIVA BIVARIANTE.....	66
ANEXO 2: ANÁLISIS.....	73
ESTUDIO DE LAS MARGINALES BINARIAS .....	73
AFC DE LA TABLA SUMA Y LAS T TABLAS COMO SUPLEMENTARIAS .....	86
AFC DE LAS T TABLAS Y LA TABLA SUMA COMO SUPLEMENTARIA.....	92
ANÁLISIS INTRA .....	99
ANEXO 3: SCRIPTS DE R.....	106

# 1. INTRODUCCIÓN

Según la definición de la Real Academia de la lengua Española, violencia significa la “acción y efecto de violentar o violentarse” y género es “grupo al que pertenecen los seres humanos de cada sexo, entendido este desde un punto de vista sociocultural en lugar de exclusivamente biológico”. Por lo tanto, la violencia de género es la violencia efectuada por un grupo de personas del mismo sexo sobre personas del sexo contrario. En este caso, nos vamos a centrar en la violencia ejercida por parte del género masculino hacia el género femenino, también llamada violencia doméstica, violencia de pareja o violencia machista (López Martín, 2017).

El origen de este acto comienza por la falta de igualdad entre sexos, ya que la mujer es percibida como un ser inferior, que no merece respeto y del cual se puede hacer abuso y uso (López Martín, 2017). A esto debemos sumarle, la educación recibida por los varones donde ellos tienen derecho a dominarla, siguiendo viejos principios culturales, como si se tratase de un bien de su propiedad, el cual debe obedecerle y ofrecerle sumisión (López Martín, 2017). Por último, recalamos que, por lo general, el sexo masculino frecuentemente goza de una fuerza física superior a la de la mujer, lo que hace más asequible este ataque.

“Los tres pilares básicos que propician una conducta de maltrato son: la dependencia, la subordinación y la posesión”(López Martín, 2017).

Desde la antigüedad, esta subordinación anteriormente mencionada de la mujer hacia el hombre más la suposición de que era incapaz de tomar decisiones correctas, le otorgó al varón ante la ley el poder de castigarla para corregir sus errores (Abascal Monedero & Nieto Morales, 2012). Tenían el mismo comportamiento hacia ellas que hacia sus sirvientes (Abascal Monedero & Nieto Morales, 2012).

Las mujeres carecían de voluntad para elegir a su esposo, las familias de los conyugues eran las que concretaban dichas uniones sin existir ningún vínculo de unión entre ambos, además de someterse a los deseos sexuales de sus esposos sin consentimiento alguno (Abascal Monedero & Nieto Morales, 2012). Más aún, en el caso de la incapacidad de la mujer a engendrar hijos, los esposos podían buscar el heredero fuera del matrimonio, cosa que no sucedía con las mujeres (Abascal Monedero & Nieto Morales, 2012).

Esta situación de inferioridad con respecto al hombre se mantuvo hasta 1975 cuando el permiso marital del Código Civil fue suprimido, el cual declaraba la obediencia de la esposa al conyugue y el derecho de este a “corregirla” por sus errores, comentado anteriormente (López Martín, 2017).

En 1981 se permitió como causa de divorcio los malos tratos tanto físicos como psíquicos (Abascal Monedero & Nieto Morales, 2012). En los años posteriores a esta aprobación los casos que más salieron a la luz fueron los más graves, considerados así por la brutalidad de las agresiones o por la cantidad de años que las mujeres llevaban soportándolos (López Martín, 2017).

Sin embargo, aunque había maltrato no se denunciaba, las cifras reales se encubrían, lo que hacía a las mujeres no tener la valentía suficiente para delatar a sus conyugues (López Martín, 2017).

Cuatro años más tarde se crearon en España las primeras Casas de Acogida donde las mujeres podían recibir tanto asistencia en el caso de haber ocurrido algún incidente como asesoramiento para sus complicadas situaciones (López Martín, 2017).

Actualmente estamos viviendo un cambio en la sociedad basado en fomentar la igualdad entre hombre y mujeres (López Martín, 2017). No obstante, en muchas situaciones la mujer sigue siendo la víctima, en temas del hogar ellas son las que deben encargarse tanto de las labores de esta como del cuidado de los hijos comunes de la pareja (López Martín, 2017). En el ámbito laboral, realizando el mismo trabajo su sueldo es inferior que el de un hombre y deben exponerse a perder su trabajo al quedarse embarazadas.

A esto debemos sumarle que muchos hombres no aceptan esta igualdad entre ambos sexos ya que lo consideran como una pérdida de la imagen estereotipada del hombre (López Martín, 2017). Esta situación desencadena en el hombre sentimientos de humillación al replantearse su masculinidad y su superioridad sobre la mujer, así mismo se plantean que imponiendo su fuerza sobre ellas la actitud de estas sea de sumisión y respeto (López Martín, 2017).

Por el contrario, cada vez son más las mujeres que se encuentran apoyadas ante estas situaciones y son capaces de denunciarlas.

Son muchos los aspectos en los que el hombre prevalece sobre la mujer sin llegar a la violencia. Por ejemplo, la prohibición del derecho al sufragio donde las mujeres para hacerse notar crearon los movimientos sufragistas, la participación en el espacio público, político o religioso, los derechos de primogenitura, o uno de los debates más discutidos en la actualidad, el sexismo en el lenguaje. Todas estas cuestiones han participado en la infravaloración del género femenino, es decir, han provocado la creación del concepto machismo.

### **Violencia de género en Europa**

Para poder comparar las cifras de violencia de género de los países de Europa debemos tener en cuenta los diferentes contextos culturales, sociales y políticos de cada lugar, además que ni las legislaciones ni la forma de contabilización de las víctimas son equiparables (Tejada Dewar, 2015). Sí que se mantiene la protección de la víctima en el caso de que se desplace a otro país miembro de la unión europea, pero no hay una política conjunta para hacer frente a este suceso (Tejada Dewar, 2015).

Los países donde más casos tenemos de violencia de género son los del norte de Europa (Tejada Dewar, 2015). Estos invierten más en educación y políticas sobre la igualdad de género, así que las mujeres se sienten más seguras al hablar de este tema, ya que se percibe como una cuestión pública no tolerable (Tejada Dewar, 2015). Además, al estar apoyadas por la sociedad, tienen mayor seguridad al denunciar, por lo que, todas estas cifras quedan reflejadas, cosa que no sucede en muchos países del sur de Europa, de los cuales desconocemos una gran cantidad de datos (Tejada Dewar, 2015). Para sustentar dicha información, nos hemos basado en números exactos de diferentes lugares del continente.

En Italia, por ejemplo, las cifras son preocupantes, en 2015 hubo 141 víctimas de la violencia de género, en 2016 fueron 149, de las cuales: 69 fueron asesinadas por su pareja, 17 por su expareja y 33 por un familiar (Montañés, 2018). Ante esta situación se creó en el Parlamento una comisión de investigación sobre cualquier tipo de violencia de género, aunque consideran que es un fenómeno muy complejo de medir, ya que sobre todo se desarrolla dentro de los ambientes familiares (Montañés, 2018). A su vez, el gobierno italiano aprobó una ley para prevenir estos delitos, sancionar a los culpables y proteger a las víctimas, castigando tanto la violencia psicológica como física, los actos de persecución, la violación y el feminicidio (Montañés, 2018). Según el Istat, siete millones de italianas han sufrido alguna forma de abuso en su vida pero las personas más vulnerables han sido las



mujeres separadas, divorciadas o con problemas de salud (Ayuso, Magi, Guimón, & Müller, 2017; Montañés, 2018).

En 2015 en Alemania 331 mujeres fueron asesinadas a manos de sus parejas o exparejas mientras que en 2016 se dieron 9.910 casos de agresiones sexuales y violaciones (Ayuso et al., 2017; Montañés, 2018). En el país alemán, no hay una ley específica para la violencia de género sino que son juzgados en base a la ley de violencia base, tomando como violencia todos los casos de heridas, amenazas y casos de acoso de un hombre hacia una mujer ya sea habiendo un vínculo de unión entre las dos partes o no (Montañés, 2018).

Por otro lado, el gobierno alemán ofrece todo su apoyo a estas víctimas poniéndoles a su disposición pisos ocultos, apoyo psicológico y reinserción laboral para que puedan continuar con su vida (Montañés, 2018). Además, existe un teléfono de protección que, en caso de angustia al encontrarse en una situación violenta, pueden pedir auxilio y una persona se encarga de recogerla y ponerla a salvo en una de estas viviendas anteriormente comentadas (Montañés, 2018).

En Francia, hay un perfil de asesino establecido: autóctono del país, de raza blanca, católico y de entre 41 y 50 años, el cual ha dejado 122 víctimas en 2015, 123 en 2016 y 135 en 2017, es decir, una mujer cada tres días (Montañés, 2018). Sin embargo, no todas estas víctimas se tratan de violencia dentro del hogar, en este país este tipo de violencia ha traspasado al mundo del cine, de la intelectualidad y de la política, destapadas en el caso *Weinstein* (Ayuso et al., 2017).

A pesar de que intentan poner remedio a esta situación se encuentran obstaculizados: un grupo de jóvenes crearon un número de teléfono al que llamar en el caso de necesidad, por lo cual ellos mandarían un mensaje al agresor advirtiéndole sobre su acoso (Montañés, 2018). Debido a la cantidad de amenazas que recibieron tuvieron que cancelar dicho proyecto (Montañés, 2018).

Una mujer asesinada en Grecia cada cuatro días, por lo que en 2017 hubo 88 muertes, 138 denuncias por violación y 3.134 casos de violencia de género investigados (Montañés, 2018). Con la crisis y sus correspondientes recortes en sueldos y despidos, el clima de muchas familias se convirtió en un ambiente tenso y repleto de presión por lo que, el número de víctimas aumentó (Montañés, 2018). Existe el centro de Apoyo para mujeres maltratadas

que consta de ayuda psicológico y centros de acogida, pero pocas mujeres son capaces de denunciar por el pánico creado por sus agresores, lo que da lugar a que pocas hagan uso de ello (Montañés, 2018).

En Portugal, en los últimos 12 años han muerto 450 mujeres por violencia de género, mientras que 525 han sido víctimas de intentos de homicidio, siendo la mayoría de personas con las que mantenían algún tipo de relación (Montañés, 2018). Las portuguesas tardan entre dos y seis años en denunciar desde el momento en que empiezan a sufrir malos tratos, por lo que el gobierno ha decidido incluir la igualdad de género en la educación, con el fin de fomentar la acusación del agresor frente a la policía (Montañés, 2018).

En contraposición a los países del sur de Europa se encuentran los del norte. Cuando hacemos referencia a la palabra “violencia de género”, estos incluyen también temas como la prostitución, acoso o la discriminación laboral (Montañés, 2018).

En Finlandia, el número de denuncias ha aumentado considerablemente, ya que las víctimas se sienten ayudadas con el conjunto de mejoras en sus derechos y la posibilidad de recibir apoyo y asistencia en el caso de formular la denuncia (Montañés, 2018).

En Bélgica, no se puede establecer una cifra concreta de víctimas de la violencia de género ya que, sorprendentemente, hasta 2010 no se realizó el primer estudio sobre este tema y se descubrieron cifras alarmantes, según El Instituto para la Igualdad entre Mujeres y Hombres y las universidades de Gante y Lieja, una de cada siete mujeres belgas han recibido tratos violentos por parte de sus parejas (Montañés, 2018).

En Holanda tenemos un 45% de las mujeres holandesas que declaran haber sufrido algún tipo de violencia física por parte de sus parejas o exparejas, es decir, unas 120.000 mujeres (Montañés, 2018). Lo que más llama la atención es que un tercio de la población consideran que en algunas ocasiones, esta ofensa a la mujer es justificable (Montañés, 2018).

En Reino Unido, el gobierno no se encarga del recuento de víctimas ni de poner medidas para estas agresiones, son las asociaciones que luchan contra la discriminación de la mujer las que se encargan de ponerle fin a esta situación (Montañés, 2018). Entre 2009 y 2015, 936 mujeres sufrieron este acoso, de las cuales 598 fueron asesinadas a manos de su pareja o su expareja, en media, siete mujeres son asesinadas por mes (Ayuso et al., 2017).

Como se puede observar, aunque el papel de la mujer y sus derechos hayan evolucionado a lo largo de los años, estas todavía se sienten intimidadas y coaccionadas a la hora de hacer pública la situación que padecen.

## **1.1. OBJETIVOS**

Los objetivos principales que queremos abordar en este trabajo son:

- Observar si hay evolución a lo largo de los años para el comportamiento de las diferentes comunidades autónomas.
- Destacar aquellas categorías de las variables peculiares y además, determinar a qué años y comunidades autónomas caracterizan.
- Estudiar qué años tienen un mayor número de víctimas y en contraposición, los de menor y relacionarlos entre sí.
- Analizar el comportamiento de este tipo de sucesos antes, durante y después de la crisis económica y ver como se comportaron las comunidades autónomas durante estos periodos de tiempo.
- Investigar y aprender sobre la implementación del análisis factorial múltiple tanto de forma teórica como práctica.

## **1.2. JUSTIFICACIÓN DEL TRABAJO**

Este trabajo lo he realizado porque la violencia de género sobre el sexo femenino es un tema que me trata muy de cerca al ser mujer. Me interesaba observar como ha sido su evolución en España además de ver cuales son las características de este tipo de sucesos que destacan en cada comunidad. Por otro lado, las técnicas de análisis de datos estudiadas durante el grado me han parecido muy interesantes, por lo que implementarlas en mi trabajo sobre este tema y además ampliar mis conocimientos con el análisis factorial múltiple, desconocido para mí, han sido los principales estímulos para su realización.

## **1.3. BASE DE DATOS**

La base de datos objeto de estudio de este proyecto la hemos obtenido del portal estadístico de la Delegación del Gobierno para la Violencia de Género. Se trata de una base de datos agrupados, donde para cada situación compuesta por un conjunto de variables tenemos el número de víctimas. En total tenemos 870 situaciones descritas por 7 variables categóricas y una numérica que serán explicadas a continuación:

- Convivencia: existencia de cohabitación ente víctima y agresor: “Sí”, “No”, “No consta”.
- Denuncia agresor: la existencia de denuncias por parte de la víctima al agresor. “De oficio”, “Había denuncia”, “No consta denuncia”, “No había denuncia”.
- Tramo de edad del agresor: Edad del agresor categorizada. “16-17 años”, “18-20 años”, “21-30 años”, “31-40 años”, “41-50 años”, “51-64 años”, “65-74 años”, “75-84 años”, “>85 años”, “No consta”.
- Tramo de edad de la víctima: Edad de la víctima categorizada. “<16 años”, “16-17 años”, “18-20 años”, “21-30 años”, “31-40 años”, “41-50 años”, “51-64 años”, “65-74 años”, “75-84 años”, “>85 años”, “No consta”.
- Comunidad autónoma donde sucede el suceso: “Andalucía”, “Aragón”, “Canarias”, “Cantabria”, “Castilla - La Mancha”, “Castilla y León”, “Cataluña”, “Ceuta”, “Comunidad de Madrid”, “Comunidad Foral de Navarra”, “Comunitat Valenciana”, “Extremadura”, “Galicia”, “Illes Balears”, “La Rioja”, “Melilla”, “País Vasco”, “Principado de Asturias”, “Región de Murcia”
- Pareja-Expareja: Relación entre la víctima y el agresor. “Expareja”, “Pareja”, “Pareja en fase de separación”.
- Año en el que el suceso tiene lugar: “2003”, “2004”, “2005”, “2006”, “2007”, “2008”, “2009”, “2010”, “2011”, “2012”, “2013”, “2014”, “2015”, “2016”, “2017”, “2018”.
- Número de víctimas mortales: número de víctimas para cada una de las combinaciones existentes para el conjunto de variables nombradas anteriormente.

## 1.4. ESTRUCTURA DEL TRABAJO

Este trabajo los hemos fragmentado en seis apartados:

- En la introducción explicamos la historia de la violencia de género en España hasta la actualidad, comentamos el tema de la violencia de género en algunos países de la Unión Europea aportando cifras numéricas sobre sus víctimas, detallamos los objetivos del trabajo y exponemos la estructura que tendrá el trabajo.
- La metodología la hemos dividido en dos subapartados. En el primero explicamos la metodología teórica, tanto el análisis de correspondencias simple como el análisis factorial múltiple. En el segundo, la metodología práctica, como hemos transformado la base de datos original para realizar los diferentes análisis, la implementación de éstos, además del software y paquetes hemos utilizado.

- El análisis está dividido en dos subapartados. En primer lugar explicamos los resultados obtenidos al realizar la descriptiva univariante de nuestras variables y en segundo lugar, los resultados de los diferentes análisis factoriales aplicados a nuestros datos.
- En la conclusión hemos comentado todos nuestros resultados rebatiendo nuestros objetivos iniciales.
- En la bibliografía recogemos el conjunto de artículos y libros en los que hemos buscado información para este proyecto.
- El anexo se divide en tres subapartados. En el primero hemos incorporado la descriptiva bivariante, en el segundo imágenes de gráficos ampliadas, las cuales en el apartado de análisis no se ven claramente y las coordenadas de cada elemento en cada uno de los gráficos y finalmente, en el tercero hemos incorporado el código de “R” utilizado para realizar nuestro trabajo.

## 2. METODOLOGÍA

### 2.1. TEÓRICA

Toda la información de este apartado ha sido obtenida del libro “Análisis factoriales simples y múltiples” (Escofier & Pagès, 1992).

#### 2.1.1. ANÁLISIS FACTORIAL DE CORRESPONDENCIAS

El análisis factorial de correspondencias se basa en el estudio de una tabla de contingencia, esta tabla representa en cada una de sus celdas el número de observaciones que tenemos para el cruce de dos variables.

A continuación explicaremos un conjunto de notaciones que debemos tener en cuenta:  $I$  es el conjunto de filas y el número de filas,  $J$  es el conjunto de columnas, por lo que la tabla de contingencia anteriormente nombrada tendrá dimensión  $I \times J$  donde  $k_{ij}$  es el número de individuos que poseen la modalidad  $i$  y la  $j$ , por lo que  $\sum_{ij} k_{ij} = n$ , el total de individuos.

Frecuentemente, se suele considerar la tabla de frecuencias relativas de esta tabla, donde cada observación  $k_{ij}$  es dividida por el número total de individuos,  $n$ . En esta tabla nos encontramos con:

- $f_{ij} = k_{ij}/n$  se trata de la frecuencia relativa para las observaciones de la variable  $i$  y  $j$ .
- $\sum_j f_{ij} = f_{i.}$  es la frecuencia marginal de la variable  $i$ , es decir, la frecuencia de la variable  $i$  sin tener en cuenta el valor de la variable  $j$ , es decir, sumado para todas las variables de  $J$ .
- $\sum_i f_{ij} = f_{.j}$  es la frecuencia marginal de la variable  $j$ , es decir, la frecuencia de la variable  $j$  sin tener en cuenta el valor de la variable  $i$ , es decir, sumado para todas las variables de  $I$ .
- $\sum_j f_{.j} = \sum_i f_{i.} = \sum_{ij} f_{ij} = 1$  la suma de las marginales, tanto para el conjunto  $I$  como para el  $J$  así como la suma de todas las frecuencias relativas es igual a 1.

Debemos tener en cuenta la hipótesis de independencia entre la variable  $i$  y  $j$ , esta se cuando se cumplen las siguientes igualdades:

$$f_{ij} = f_{i.}f_{.j} \qquad \frac{f_{ij}}{f_{.j}} = f_{i.} \qquad \frac{f_{ij}}{f_{i.}} = f_{.j}$$

Existe independencia cuando  $f_{ij}$  es igual al producto de sus marginales. También se da este fenómeno cuando es igual la proporción de que la población posea la modalidad  $j$  a la

proporción de que la subpoblación que posee la modalidad  $i$  posea también la  $j$ , esto quiere decir que todas las filas son proporcionales y proporcionales a la marginal de  $f_{.j}$ . Lo mismo ocurre con las columnas, existe independencia cuando las proporciones en las columnas son iguales a la marginal  $f_{.i}$ , es decir, cuando las columnas son proporcionales.

En contraposición, existe relación entre filas y columnas cuando el producto de sus marginales no es igual a su frecuencia relativa, en el caso de que  $f_{ij}$  sea superior al producto, las relación existente entre ellas es positiva, por lo que se atraen, si por el contrario es inferior, existe repulsión ente ellas.

El objetivo de este análisis se basa en obtener una tipología de las filas, otra de las columnas y relacionarlas entre sí. Dos filas se asemejan si se asocian de la misma forma al conjunto de columnas, ya sea una asociación positiva o negativa con respecto a la hipótesis de independencia anteriormente nombrada. La tipología de filas se basa en buscar aquel conjunto que se desvíe más de la población, aquellas que se asemejen más entre sí que serán caracterizadas por aquel grupo de columnas a las que se asocien y por último aquel conjunto de filas que se opongan entre sí. Las columnas se comportan de forma equivalente.

Para poder analizar todas estas cuestiones no se analiza la tabla del AFC directamente, sino que hay que intentar disminuir las dimensiones de los datos conservando la mayor información posible: en el estudio de las filas, creamos el perfil-fila, que consiste en dividir cada término  $f_{ij}$  por la marginal de dicha fila  $f_{i.}$ , lo que representa la proporción de individuos que poseen la variable  $i$ , que también posean la  $j$ . es decir, la probabilidad condicionada definida por  $i$  sobre el conjunto de columnas. Así podemos estudiar la relación ente dos variables por medio de los porcentajes en filas, que pueden estar influidas por sus efectivos marginales.

El perfil-columna tiene el mismo razonamiento que el perfil-fila pero en vez de dividir  $f_{ij}$  por  $f_{i.}$  lo hacemos por la marginal de  $j$ ,  $f_{.j}$ . Finalmente, según cuál sea nuestro objetivo, deberemos estudiar, la tabla de perfil-fila o la de perfil-columna.

Una vez establecida la tabla que utilizaremos en el análisis, para definir la semejanza ente dos filas o dos columnas utilizaremos la distancia  $\chi^2$ :

$$d_{\chi^2}(\text{perfil-fila } i, \text{ perfil-fila } l) = \sum_j \frac{1}{f_{.j}} \left( \frac{f_{ij}}{f_{i.}} - \frac{f_{lj}}{f_{l.}} \right)^2$$

$$d_{\chi^2}(\text{perfil-columna } j, \text{ perfil-columna } k) = \sum_i \frac{1}{f_{i.}} \left( \frac{f_{ij}}{f_{.j}} - \frac{f_{ik}}{f_{.k}} \right)^2$$

Esta distancia es la suma ponderada de los cuadrados de las diferencias, al ponderarlo por  $\frac{1}{f_j}$  o  $\frac{1}{f_i}$  aumenta los términos de aquellas modalidades raras.

A continuación explicaremos cada una de las nubes tanto del perfil-fila, como del perfil-columna y sus correspondientes ajustes.

Cada perfil-fila es un conjunto de  $J$  valores que puede ser representado en un espacio  $R^J$ , donde cada dimensión está asociada a cada una de las  $J$  columnas que disponemos, con peso  $f_i$ . Al ser la distancia  $\chi^2$ , una distancia euclídea, da al espacio  $R^J$  estructura de espacio euclídeo. Cada punto  $i$  tiene como coordenada sobre el eje  $j$   $\frac{f_{ij}}{f_i}$  y el conjunto de todos los puntos lo denotamos como  $N_I$ , la nube de perfiles-filas. Esta nube, perteneciente al hiperplano  $H_I$ , tiene como baricentro  $G_I$  cuya coordenada sobre el eje  $j$  será  $f_j = \sum_i f_i \frac{f_{ij}}{f_i}$ , se interpreta como el perfil medio. Por esto mismo, si queremos ver como difiere un perfil-fila  $i$  del resto de la población debemos estudiar la dispersión de la nube alrededor de su baricentro o lo que es lo mismo, la desviación entre los perfiles de las filas y la marginal.

Debemos buscar una representación aproximada de la nube  $N_I$ , es decir, proyectar  $N_I$  sobre un conjunto de ejes ortogonales que entre ellos hagan máxima la inercia proyectada, vale decir que la distancia entre los puntos proyectados se asemeje lo más posible a la distancia ente los originales. Además, debemos centrar dicha nube para que su baricentro sea el origen de los ejes, por lo que sus puntos quedarán como:  $\frac{f_{ij}}{f_i} - f_j$ . Por lo tanto ahora tendríamos los siguientes componentes:  $i$  es el punto asociado al perfil-fila  $i$ ,  $u_1$  es el vector unitario del primer eje factorial nombrado anteriormente,  $H_i$  la proyección de  $i$  sobre  $u_1$ ; por lo tanto, debemos buscar  $u_1$  que haga máximo  $\sum_i f_i (OH_i)^2$ .

La nube de los perfiles-columna se comporta de manera homóloga: cada perfil-columna puede ser representado en un espacio  $R^I$ , donde cada dimensión hace referencia a una variable del conjunto  $I$ , cada una de estas dimensiones tienen un peso igual a  $f_j$ . El conjunto de estos puntos constituyen la nube  $N_J$  con baricentro  $G_J$  cuya coordenada sobre el eje  $i$  será  $f_i = \sum_j f_j \frac{f_{ij}}{f_j}$ , el perfil medio.

Al buscar la representación aproximada de la nube  $N_J$ , nos encontramos con los mismos elementos que la aproximación de  $N_I$  pero modificados para los perfiles-columna: debemos buscar aquellos vectores ortogonales que hagan máxima la inercia,  $j$  es el punto asociado al perfil-columna  $j$ ,  $v_1$  es el vector unitario del primer eje factorial,  $H_j$  la proyección de  $j$  sobre  $v_1$ ; por lo tanto, debemos buscar  $v_1$  que haga máximo  $\sum_j f_j (OH_j)^2$ .



Estas dos nubes  $N_I$  y  $N_J$  son dos representaciones de la misma tabla, una por perfiles-fila y otra por perfiles-columna, lo que nos lleva a deducir que el análisis de ellas no es independiente: las relaciones entre estos dos análisis se conoce como dualidad.

El estadístico  $\chi^2$  lo utilizamos en una tabla de contingencia de  $n$  individuos para estudiar la desviación de los efectivos observados con los teóricos según la hipótesis de independencia:

$$\chi^2 = \sum_{ij} \frac{(\text{efectivos observados} - \text{efectivos teóricos})^2}{\text{efectivos teóricos}} = \sum_{ij} \frac{(nf_{ij} - nf_{i.}f_{.j})^2}{nf_{i.}f_{.j}}$$

Entonces la inercia total de las correspondientes nubes con respecto a su baricentro se calcula de la misma manera pero obviando la  $n$ :

$$Inercia(N_I) = \sum_i f_{i.} Inercia(i) = \sum_i f_{i.} \sum_j \frac{1}{f_{.j}} \left( \frac{f_{ij}}{f_{i.}} - f_{.j} \right)^2$$

$$Inercia(N_J) = \sum_j f_{.j} Inercia(j) = \sum_j f_{.j} \sum_i \frac{1}{f_{i.}} \left( \frac{f_{ij}}{f_{.j}} - f_{i.} \right)^2$$

Entonces  $\chi^2 = n[Inercia(N_I)] = n[Inercia(N_J)]$ , deducimos que la inercia total de cada nube representa la relación entre el conjunto  $I$  y el  $J$ , por eso nuestro objetivo es maximizar la inercia total, es decir, conservar al máximo las relaciones existentes.

Utilizamos las fórmulas de transición para precisar las relaciones existentes entre estos dos conjuntos. Denominamos factor a la proyección de una nube sobre uno de sus ejes factoriales, por lo que el rango del factor será el rango del eje factorial, queda demostrado que: las inercias asociadas a los ejes de un mismo rango en cada nube son iguales y los factores del mismo rango de ambas nubes quedan relacionados por las antes nombradas relaciones de transición.

Comenzaremos explicando el proceso para llegar a dichas relaciones de transición a partir de la proyección de las filas sobre el eje factorial  $s$ , cuya definición es  $F_s = XM_u_s$ . La matriz  $X$  contiene las desviaciones con respecto al modelo de independencia, es decir, la diferencia entre la tabla de datos  $f_{ij}$  y la tabla basada en la hipótesis de independencia por lo que su término general es:  $x_{ij} = \frac{f_{ij}}{f_{i.}f_{.j}} - 1 = \frac{f_{ij} - f_{i.}f_{.j}}{f_{i.}f_{.j}}$ . Además tendríamos la matriz  $M$  y  $D$  que son

matrices diagonales de coeficientes  $f_i$  y  $f_j$ , respectivamente. En el caso de la nube de filas, la matriz  $M$  corresponde a la métrica y la  $D$  a los pesos de las columnas. La formula directa de la proyección de las filas sobre  $s$  es como hemos dicho  $F_s = XM u_s$  donde  $XM = \frac{f_{ij} - f_i f_j}{f_i \sqrt{f_j}}$ , ya que el término general se encuentra afectado por la métrica, en este caso debemos dividirlo por  $\sqrt{f_j}$ , mientras que la indirecta es  $F_s = \lambda_s^{1/2} f_i^{-1/2} v_s$ . En el caso de la nube de las columnas,  $D$  corresponde a la métrica y  $M$  a los pesos de las filas. La formula directa de la proyección de las columnas es  $G_s = X'D v_s$  donde igual que en el anterior, el término general se encuentra afectado por la métrica  $D$ , en este caso lo dividiríamos por  $\sqrt{f_i}$ . La fórmula directa en este caso es  $G_s = \lambda_s^{1/2} f_j^{-1/2} u_s$ .

Comenzaremos con la proyección de la nube de las filas, despejamos  $u_s$  de la fórmula indirecta de  $G_s$ ,  $u_s = \lambda_s^{-1/2} f_j^{1/2} G_s$  y sustituyéndolo en la fórmula directa de la proyección de  $F_s$  obtenemos:

$$F_s(i) = \sum_j \frac{f_{ij} - f_i f_j}{f_i f_j^{1/2}} f_j^{1/2} \frac{1}{\sqrt{\lambda_s}} G_s(j) = \frac{1}{\sqrt{\lambda_s}} \sum_j \frac{f_{ij}}{f_i} G_s(j) - \frac{1}{\sqrt{\lambda_s}} \sum_j f_j G_s(j)$$

En la segunda parte, el segundo término se anula ya que ya están centrados los vectores  $G_s$ , por lo que nos quedaríamos con que la proyección de la fila  $i$  sobre el eje factorial  $s$  sería igual a:

$$F_s(i) = \frac{1}{\sqrt{\lambda_s}} \sum_j \frac{f_{ij}}{f_i} G_s(j)$$

Donde  $F_s(i)$  es el factor sobre las filas  $s$ , es decir, la proyección de la fila  $i$  sobre el eje factorial  $s$ .

De forma similar que la nube de las filas, se comporta la de las columnas. Despejamos  $v_s$  de la fórmula indirecta de  $F_s$ ,  $v_s = \lambda_s^{-1/2} f_i^{1/2} F_s$  y lo sustituimos en la fórmula directa de la proyección de  $G_s$ :

$$G_s(j) = \sum_i \frac{f_{ij} - f_i f_j}{f_i^{1/2} f_j} f_i^{1/2} \frac{1}{\sqrt{\lambda_s}} F_s(i) = \frac{1}{\sqrt{\lambda_s}} \sum_i \frac{f_{ij}}{f_j} F_s(i) - \frac{1}{\sqrt{\lambda_s}} \sum_i f_i F_s(i)$$

Al igual que en el anterior, el segundo término de la segunda parte se anula ya que los vectores de  $F_s$  ya están centrados y la formula de transición es:

$$G_s(j) = \frac{1}{\sqrt{\lambda_s}} \sum_i \frac{f_{ij}}{f_j} F_s(i)$$

Donde  $G_s(j)$  es el factor sobre las columnas  $s$ , es decir, la proyección de la columna  $j$  sobre el eje factorial  $s$  y  $\lambda_s$  es el valor común de la inercia asociado a al eje  $s$ .

Para realizar una proyección conjunto de las filas y las columnas, debemos proyectar las proyecciones de cada una de las dos nubes sobre los planos engendrados por los ejes de igual rango, estas representaciones podemos describirlas así: excepto por  $\frac{1}{\sqrt{\lambda_s}}$ , la proyección de la fila  $i$  sobre el eje  $s$  es el baricentro de las proyecciones de las columnas  $j$ , donde cada columna  $j$  está dotada del peso  $f_{ij}$ . Por lo tanto, los elementos con mayor frecuencias serán atraídos al centro, mientras que los que tengan una frecuencia inferior y sean las variables más “raras” estarán alejadas de este y destacarán. En resumen, aquellos puntos que se encuentren sobre el origen serán los que representen el perfil medio, mientras que los alejados serán más diferentes a este, además, aquellos puntos que aparezcan cercanos entre sí son los que se asocien más y serán situados a un lado de un factor, en contraposición con los que se encuentren en el lado opuesto, que serán los que menos se asocien a ellos.

Por último, para enriquecer la interpretación podemos valernos de los elementos suplementarios, que consiste en proyectar sobre los ejes factoriales, variables que no han intervenido en el cálculo de éstos.

## ANÁLISIS DE CONCATENACIÓN DE TABLAS DE FRECUENCIAS

Todo lo explicado anteriormente se le puede aplicar a su vez a tablas concatenadas, este tipo de tablas consisten en que para el mismo conjunto de filas concatenar diferentes grupos de columnas. Una propiedad muy importante de este tipo de tablas es la composición de su inercia. En el caso de que tengamos  $Q$  grupos de columnas de  $n_q$  columnas cada grupo y considerando a  $G$  el centro de gravedad de la tabla, la inercia total sería:

$$Inercia_{Total} = \frac{1}{Q * n} \sum_q \sum_{j_q} n_q d^2(j_q, G)$$

Esto nos permite observar si existe un conjunto de columnas que contribuye en mayor proporción a la inercia total de la tabla o por el contrario, todas las tablas intervienen de la misma forma. A su vez, la inercia total es la media aritmética de las  $Q$  tablas, coincidiendo el centro de gravedad de la tabla global con el centro de gravedad de cada una de las  $Q$  tablas:

$$Inercia_{Total} = \frac{1}{Q} \sum_q Inercia_q = \frac{1}{Q} \sum_q \sum_{j_q} \frac{n_q}{n} d^2(j_q, G)$$

### 2.1.2. ANÁLISIS FACTORIAL DE TABLAS TERNARIAS

Dentro de los diferentes análisis que se les pueden realizar a este tipo de tabla nos centraremos en el análisis factorial múltiple (AFM), el cuál comenzaremos presentando desde el punto de vista teórico.

Nos centraremos en el análisis de varias tablas binarias de frecuencias, es decir, tablas definidas por el cruce de dos variables definidas sobre poblaciones diferentes. Disponemos, de un conjunto de tablas binarias indexadas por el tiempo y queremos que esta dimensión temporal intervenga en nuestro estudio.

En dicha tabla nos encontramos con:  $I$  el conjunto de individuos,  $J$  el conjunto de variables en cada espacio de tiempo y  $T$  hace referencia al conjunto de periodos de tiempo. A partir de estos tres conjuntos podemos definir  $f_{ijt}$ , corresponde al número de efectivos existente para el individuo  $i$ , la variable  $j$  en el periodo de tiempo  $t$  dividido entre el total, por lo que  $\sum_{itj} f_{ijt} = 1$ . A partir de este valor podemos obtener los siguientes términos generales:

- $\sum_t f_{ijt} = f_{ij}$ . es la proporción con respecto al total del individuo  $i$  que posee la variable  $j$  para el conjunto de todos los periodos.
- $\sum_j f_{ijt} = f_{i,t}$  proporción con respecto al total del individuo  $i$  en el periodo de tiempo  $t$  para el conjunto de todas las variables.
- $\sum_i f_{ijt} = f_{j,t}$  proporción con respecto al total de la variable  $j$  en el periodo de tiempo  $t$  para el conjunto de todos los individuos.
- $\sum_{jt} f_{ijt} = f_{i..}$  corresponde con la marginal del individuo  $i$ , es la proporción con respecto al total del individuo  $i$  para la suma del conjunto de variables y del conjunto de periodos.
- $\sum_{it} f_{ijt} = f_{.j}$ . corresponde con la marginal de la variable  $j$ , es la proporción con respecto al total de la variable  $j$  para la suma del conjunto de individuos y del conjunto de periodos.
- $\sum_{ij} f_{ijt} = f_{..t}$  corresponde con la marginal del periodo  $t$ , es la proporción con respecto al total del periodo  $t$  para la suma del conjunto de individuos y del conjunto de variables.

Podemos presentar la tabla tanto en forma de paralelepípedo como una sucesión de tablas binarias. Para analizarlas debemos o aplicar un análisis factorial de correspondencias (AFC) a las tablas binarias individualmente o un análisis derivado del AFC que considera estas tablas ternarias. Al contemplar la posibilidad de analizar la tabla ternaria nos encontramos con el

término de “trinidad”, sustituto de la dualidad, el cual será explicado posteriormente. Sin embargo, el término “trinidad” relacionada con las tablas ternarias es complicado, ya que no ha sido posible realizar un análisis de una tabla ternaria, lo que nos limita a realizar un AFC a cada tabla binaria individualmente.

Esta limitación no es tan trascendental, ya que el paralelepípedo de tablas binarias es una sucesión de tablas binarias en las que casi siempre se cruzan las mismas variables. Por lo que nuestros objetivos tras la comparación de este conjunto de tablas serán: observando las tendencias comunes de las diferentes tablas, buscar una tendencia o estructura común entre ellas, en el caso de que exista nos llevará a deducir un conjunto de individuos o variables homólogos entre un conjunto de tablas; además estudiar las desviaciones existentes entre estas tablas, en nuestro caso resultará una evolución a lo largo del tiempo de nuestro conjunto de variables e individuos.

Para poder alcanzar nuestros objetivos podemos utilizar cuatro tipos de análisis. En primer lugar tendríamos el análisis de las marginales binarias de una tabla ternaria, el cuál es recomendable realizar en todos los casos. Posteriormente podemos distinguir entre tres análisis: un AFC donde analizaríamos la tabla de la suma del conjunto de las  $T$  tablas y utilizaríamos el resto de tablas como elementos suplementarios; otro sería realizar un AFC de tablas yuxtapuesta completado con múltiples índices y poniendo como suplementaria la suma de las  $T$  tablas; finalmente, un “análisis intra”.

## **ESTUDIO DE LAS MARGINALES BINARIAS**

Disponemos de tres tablas binarias, cada una de ellas se corresponde con la tabla marginal binaria del conjunto de individuos  $I$ , del conjunto de variables  $J$  y del conjunto de periodos temporales  $T$ , debemos realizar un AFC de cada una de ellas. Este análisis nos permite ver las relaciones que existen entre los conjuntos dos a dos, por ejemplo, al analizar la tabla marginal del conjunto de individuos  $I$ , podremos estudiar las relaciones existentes entre el conjuntos de variables  $J$  y el conjunto de periodos de tiempo  $T$ .

Esta forma de estudio nos permite ver las grandes tendencias de los datos que nos servirá para tener una visión global de nuestro conjunto de datos antes de comenzar con el análisis más detallado.

## **AFC DE LA TABLA SUMA Y LAS T TABLAS COMO SUPLEMENTARIAS**

Consiste en realizar un AFC de la suma de las  $T$  tablas, colocando las  $T$  tablas como elementos suplementarios: el resultado será el análisis de una nube media, por lo que sus factores mostrarán las tendencias comunes a las  $T$  tablas, al poner las  $T$  tablas como suplementarias proyectamos los perfiles de sus columnas sobre los ejes de inercia de sus baricentros para poder ver la desviación existente entre el perfil-columna  $j$  de cada tabla  $t$  y el perfil-columna medio sobre cada factor. En el caso del perfil-fila la metodología es análoga.

Mediante esta nube media podemos ver la estructura común pero en el caso de que no haya una estructura común bastante fuerte, esta suma será una mezcla de varias tendencias, lo que podemos hacer es examinar la dispersión de los perfiles filas o columnas homólogas con respecto al perfil medio.

## **AFC DE LAS T TABLAS Y LA TABLA SUMA COMO SUPLEMENTARIA**

La tabla analizada mediante un AFC es la tabla resultante al yuxtaponer las  $T$  tablas, es decir, tendría dimensión  $I \times JT$ , mientras que de suplementaria tendríamos la marginal sumando las  $T$  tablas. En este análisis estamos haciendo justamente lo contrario que en el análisis anterior, estamos construyendo los ejes con la inercia de las  $T$  subnubes que poseemos.

Al considerar la nube de puntos construida por el conjunto de columnas activas y suplementarias, el principio de Huygens indica que la inercia de esta nube de puntos, compuesta por varias subnubes puede descomponerse en:

$$Inercia\ Total = Inercia\ Inter + \sum Inercia\ Intra$$

Donde la inercia inter se trata de la existente de los baricentros de las subnubes y la inercia intra es la que hay en cada subnube respecto al baricentro. Por lo tanto, en este caso estamos construyendo los ejes mediante la inercia total, mientras que en el anterior nos basamos en la inercia inter.

En el caso de la nube de puntos con respecto a las filas tenemos la distancia entre dos filas y la distancia entre una fila y el baricentro de esta nube ( $G$ ), ambas distancias las podemos dividir en dos términos:

$$d^2(i, l) = d_{marginal}^2(i, l) + \sum_j d_{intra}^2(i, l)$$

$$d^2(i, G) = d_{marginal}^2(i, G) + \sum_j d_{intra}^2(i, G)$$

En el caso de la distancia al cuadrado entre dos filas vemos que esta es igual a su distancia al cuadrado en la tabla suma, la parte inter más la suma para todas las variables de la distancia entre estos dos individuos, la parte intra. Mientras que en la distancia al cuadrado entre una fila y  $G$ , se divide en las mismas partes, la parte inter es la distancia al cuadrado entre esta fila y  $G$  de la tabla suma y la intra es igual que la anterior distancia, la suma para todas las variables de la distancia entre dos individuos.

En resumen, tanto en la nube filas como en la de columnas se divide en la inercia se divide en la parte inter y la parte intra.

En cuanto a los resultados que obtenemos que no existe simetría en la yuxtaposición de las filas y las columnas, según la manera en que yuxtapongamos las tablas (por filas o columnas) los resultados que obtengamos serán diferentes: en primer lugar compararíamos las diferentes filas a lo largo de las  $T$  tablas y en el segundo caso, las diferencias existentes entre las columnas en las  $T$  tablas yuxtapuestas.

Además, mediante este análisis podemos estudiar tanto la inercia inter como la intra, ya que los ejes factoriales están compuesto por la inercia total: si existe una estructura común muy fuerte, es decir, una inercia inter elevada, nos llevará casi a las mismas conclusiones que el análisis de la tabla suma de  $T$ ; en cambio, si existen diferencias fuertes entre las diferentes subtablas y una mala estructura común, la inercia intra será la elevada.

## ANÁLISIS INTRA

En este estudio vamos a excluir la inercia inter en la construcción de los ejes, basándonos solamente en la intra de la tabla yuxtapuesta, para poder realizar el análisis desde este punto de vista debemos transformarla, vamos a centrar todas las subnubes en el mismo plano de forma que el baricentro de cada subnube coincida con el origen de este plano.

Este análisis lo podemos hacer a través de la concatenación de filas o de columnas. En nuestro caso como queremos ver el comportamiento de nuestras filas a lo largo de las diferentes tablas, realizamos la concatenación por filas. Nuestro objetivo es observar el comportamiento de cada fila con respecto a su promedio a lo largo del tiempo.

En el AFC clásico comparamos la desviación existente entre la tabla de frecuencias y la tabla modelo que hace referencia a la hipótesis de independencia, es decir, a cada perfil le restamos su perfil medio bajo hipótesis de independencia:  $f_{ijt} - f_{j.}f_{i.t}$ .

Como queremos hacer un análisis factorial clásico centrándonos solamente en la inercia intra, debemos construir una nueva tabla modelo. Además para realizar el análisis clásico, debemos calcular la desviación existente entre nuestra tabla y la tabla que hace referencia a la hipótesis de independencia como hemos explicado anteriormente.

En este caso la tabla analizada será: *datos - modelo + producto de las marginales*  $= f_{ijt} - m_{ijt} + f_{j.}f_{i.t}$ . Donde  $f_{ijt}$  es el término general de la tabla de datos,  $m_{ijt}$  es el término de nuestra tabla modelo y  $f_{j.}f_{i.t}$  es el término bajo la hipótesis de independencia.

El término general de la tabla modelo está compuesta por la frecuencia de cada fila y cada columna sumada para todas las tablas dividido por la frecuencia de cada fila sumada para todas las columnas y todas las tablas, lo que da lugar al perfil medio de dicha fila en dicha columna a lo largo de las diferentes tablas. Este perfil lo multiplicamos por la frecuencia de esa fila en cada tabla sumada para todas las columnas, así tenemos en cuenta el número de frecuencias de cada tabla, sin cambiar el perfil:  $\frac{f_{ij.}f_{i.t}}{f_{i..}}$

Podemos ver como la marginal de las filas en nuestro modelo es igual que la de la tabla original:  $\sum_j \frac{f_{ij.}f_{i.t}}{f_{i..}} = \frac{f_{i..}f_{i.t}}{f_{i..}} = f_{i.t}$ . Lo mismo ocurre con la marginal de las columnas:  $\sum_i \sum_t \frac{f_{ij.}f_{i.t}}{f_{i..}} = \sum_i \frac{f_{ij.}f_{i..}}{f_{i..}} = f_{j.}$

El término general de la tabla que debemos analizar según lo formulado anteriormente yuxtaponiendo las filas es:

$$r_{ijt} = f_{ijt} - \frac{f_{ij.}f_{i.t}}{f_{i..}} + f_{j.}f_{i.t}$$

Ahora los perfiles de las columnas serán, divididos por ( $f_{j.}$ ):

$$\frac{r_{ijt}}{f_{j.}} = \frac{f_{ijt}}{f_{j.}} - \frac{f_{ij.}}{f_{i..}f_{j.}} + f_{i.t}$$

Que si los centramos con respecto al baricentro de la nube las coordenadas serían:



$$\frac{r_{ijt}}{r_{jt}} - f_{i,t} = \frac{f_{ijt}}{f_{j.}} - \frac{f_{ij.}}{f_{i.} f_{j.}}$$

Mientras que los de las filas divididos por ( $f_{i,t}$ ):

$$\frac{r_{ijt}}{r_{i,t}} = \frac{f_{ijt}}{f_{i,t}} - \frac{f_{ij.}}{f_{i.}} + f_{j.}$$

Al centrarles como en el anterior, las coordenadas quedan:

$$\frac{r_{ijt}}{r_{i,t}} - f_{j.} = \frac{f_{ijt}}{f_{i,t}} - \frac{f_{ij.}}{f_{i.}}$$

Ahora si calculamos la distancia al cuadrado entre dos columnas, la parte inter queda eliminada:

$$\begin{aligned} d^2(j, k) &= \sum_{it} \left( \left( \frac{f_{ijt}}{f_{j.}} - \frac{f_{ikt}}{f_{k.}} \right) - \frac{f_{i,t}}{f_{i.}} \left( \frac{f_{ij.}}{f_{j.}} - \frac{f_{ik.}}{f_{k.}} \right) \right)^2 \frac{1}{f_{i,t}} \\ &= \sum_{it} \left( \frac{f_{ijt}}{f_{j.}} - \frac{f_{ikt}}{f_{k.}} \right)^2 \frac{1}{f_{i,t}} - \sum_{it} \frac{1}{f_{i.}} \left( \frac{f_{ij.}}{f_{j.}} - \frac{f_{ik.}}{f_{k.}} \right)^2 \end{aligned}$$

Al realizar este análisis exclusivo de la inercia intra nos permite estudiar cómo se comportan las subnubes en conjunto y compararla los perfiles entre sí, al estar todas centradas en el mismo origen y no estar influenciado por la inercia inter.

En resumen, gracias al análisis intra podemos ver la relación que existe entre dos conjuntos de variables ( $I$  y  $J$ ) condicionada por un tercero ( $T$ ), además como hemos dicho anteriormente, las diferencias que existen entre los perfiles de columnas homólogas de todas las tablas y las diferencias entre las “evoluciones” de los perfiles filas a lo largo de las  $T$  tablas.

## 2.2. PRÁCTICA

### 2.2.1. TRANSFORMACIÓN DE LA BASE DE DATOS

La base de datos original se trata de una base de datos agrupados, donde para cada una de las posibles combinaciones de las siete variables cualitativas tenemos el número de víctimas que se produjeron, la hemos transformado en diversas tablas de frecuencias mediante el programa “R”:

- “d”: tabla original de datos agrupados.
- “d\_tot”: tabla de frecuencias donde las filas son las 19 comunidades autónomas y las columnas son las categorías de las variables restantes, en total, 46 columnas.
- “d\_tot2”: tabla de frecuencias donde las filas son las 19 comunidades autónomas y las columnas son las categorías de todas las variables excluyendo las 15 categorías de los años, en total, 31 columnas. Se trata de tener las frecuencias de cada categoría en cada comunidad para todos los años.
- “d\_año”: 15 tablas de frecuencias, una para cada año, donde las filas son las comunidades autónomas y las columnas las categorías de las variables excluyendo el año, en total 31 columnas. En este caso tenemos las frecuencias de cada categoría para cada comunidad autónoma pero diferenciando el año.
- “dano”: se trata de la tabla de frecuencias compuesta por los 15 años como filas y todas las categorías de las variables, incluyendo las comunidades autónomas como columnas, en total 50 columnas.
- “danotot”: se trata de una yuxtaposición por filas de las 15 tablas de “d\_año”, por lo tanto tendremos 285 filas (15 veces las 19 comunidades autónomas) y 31 columnas.
- “d\_ccaa”: tabla de frecuencias donde cruzamos los años con las comunidades autónomas, por lo tanto tenemos 15 filas y 19 columnas.
- “d\_ac”: tabla de frecuencias donde cruzamos las comunidades autónomas con los años, es la traspuesta de la anterior por lo que tiene 19 filas y 15 columnas.
- “d\_cv”: se trata de la misma tabla que “d\_tot2”, cruza las comunidades autónomas con las categorías de las variables, excepto las categorías de la variable referente a los años: 19 filas y 31 columnas.
- “d\_av”: se trata de la tabla que cruza los 15 años con las categorías del resto de variables, excepto las categorías de la variable que especifica la Comunidad Autónoma, tiene 15 filas y 31 columnas.
- “d\_0307”: es la tabla que cruza las comunidades autónomas con las categorías de las variables excepto las de año, sumadas para los años desde 2003 a 2007. Consta de 19 filas y 31 columnas, corresponde con el periodo antes de la crisis económica.
- “d\_08012”: La misma tabla que en el caso anterior pero sumada para los años desde 2008 hasta 2012. Consta de 19 filas y 31 columnas, es el periodo que duró la crisis.
- “d\_013017”: La misma tabla pero sumada para los años desde 2013 hasta 2017. Consta de 19 filas y 31 columnas, aproximadamente el periodo después de la crisis.
- “d\_cvt”: se trata de la tabla obtenida tras la yuxtaposición por filas de las tablas “d\_tot2”, “d\_0307”, “d\_08012” y “d\_013017”. La tabla resultante tendrá 76 filas y 31 columnas.

- “d\_cvt2”: se trata de la tabla anterior, pero eliminando la tabla suma, es decir, solamente las 3 tablas de los 3 grupos yuxtapuestas por columnas. Tiene 57 filas y 31 columnas.
- “d\_cvms”: se trata de la tabla modelo a la que aplicamos la siguiente transformación  $r_{ijt} = f_{ijt} - \frac{f_{ij} \cdot f_{i.t}}{f_{i..}} + f_{j.t} \cdot f_{i.t}$  a partir de la tabla “d\_cvt2”. Consta de 57 filas y 31 columnas.
- “d\_cvmt”: es la tabla modelo sumada para todos los años, cruzando las comunidades autónomas con las 31 categorías de las variables. Tiene 19 filas y 31 columnas.
- “d\_cvm”: es la tabla modelo yuxtaponiendo los 3 grupos de años con la tabla suma de ellos. Tiene 76 filas y 31 columnas.
- “com”: una tabla con 10 filas y 57 columnas, donde las filas son las 10 categorías de la variable “Edad\_victima” y las columnas son las 19 categorías de la variable “CCAA” para los años 2003, 2008 y 2013. Cada casilla corresponde a la población española de dicha a dicha edad a 1 de julio de dicho año.

### 2.2.2. DESCRIPTIVA UNIVARIANTE

Para cada una de las variables hemos creado su tabla de frecuencias y porcentajes con respecto al total de individuos a partir de la tabla “d\_tot” y además hemos realizado un “barplot” con “R” de su número de víctimas.

Para la variable “CCAA” hemos descargado del Instituto Nacional de Estadística (INE) la población femenina correspondiente a 1 de julio de los años 2003, 2008 y 2013 para cada Comunidad Autónoma para cada edad. Las hemos agrupado, según las categorías de nuestra variable “Edad\_victima”. Posteriormente, hemos dividido el número de observaciones que teníamos para esa edad en ese año en dicha comunidad por la población obtenida del INE guardada en “com” y la hemos multiplicado por 100.000, para tener datos por cada 100.000 mujeres. Finalmente, hemos sumado todas las edades de cada año para cada comunidad y hemos realizado un “barplot” de cada año y calculado el porcentaje víctimas que supone cada comunidad.

### 2.2.3. DESCRIPTIVA BIVARIANTE

El análisis descriptivo bivalente según el año lo hemos incluido en el [Anexo 1](#). A partir de la tabla “dano”, para cada variable excepto para la variable que representa la comunidad autónoma del suceso hemos creado su tabla de frecuencias y porcentajes y un “barplot” con “R”.

#### **2.2.4. ESTUDIO DE LAS MARGINALES BINARIAS**

La tabla marginal binaria donde las filas serán las comunidades autónomas y las columnas los diferentes años, sumando todas las categorías de las variables es “d\_ac”. La segunda tabla es la marginal obtenida a partir de la suma de las frecuencias de los años donde las filas son las comunidades autónomas y las columnas las categorías de las diferentes variables, se trata de la tabla “d\_cv”. Finalmente, la última marginal binaria es la de los años y las categorías de las variables sin tener en cuenta la comunidad autónoma donde se dio el suceso llamada “d\_av”. A cada una de estas tres marginales binarias aplicamos un AFC simple.

En programa “R” instalamos el paquete “FactoMineR” mediante el cual implementamos la función “CA” que aplicada a cada una de estas tres tablas se hace inmediatamente el AFC de ellas.

#### **2.2.5. AFC DE LA TABLA SUMA Y LAS 7 TABLAS COMO SUPLEMENTARIAS**

Para realizar este análisis utilizamos del paquete “FactoMineR” la función “MFA” pero al aplicarla sobre la tabla “d\_cvt” nos encontramos con problemas al tener una gran cantidad de 0 en nuestras observaciones por lo que decidimos sumar un 1 a cada tabña y luego calcular la tabla suma de estas, ya que aunque se modifican las observaciones, las relaciones entre los objetos se mantienen. Una vez aplicada la función sobre la tabla de contingencia, nos dimos cuenta de que en realidad realizada un “PCA”, es un análisis de componentes principales para tablas con variables numéricas cuando nosotros tenemos frecuencias. Finalmente, hemos realizado el análisis factorial múltiple manual: hemos aplicado la función “CA” del análisis de correspondencias simples sobre la tabla de contingencia de la suma de todos los años, y hemos dividido manualmente los grupos, que posteriormente hemos proyectado. Solamente hemos especificado las relaciones entre las comunidades autónomas de cada grupo y las totales, ya que lo que nos interesa, como hemos dicho en los objetivos es la evolución de las comunidades a lo largo de los años, no de las categorías de las variables. Aunque estas últimas también las hemos proyectado para ver si han evolucionado estas.

#### **2.2.6. AFC DE LAS 7 TABLAS Y LA TABLA SUMA COMO SUPLEMENTARIA**

En este caso hemos realizado la misma metodología que en el caso anterior sobre la tabla “d\_cvt”, pero hemos aplicado el análisis sobre las 3 tablas de los grupos de los años y hemos proyectado la tabla suma sobre los ejes calculados con ellas.

### **2.2.7. ANÁLISIS INTRA**

Una vez construida la tabla modelo "d\_cvm" realizamos sobre los 3 grupos de años el análisis factorial comentado en los dos puntos anteriores, posteriormente hemos proyectado la tabla suma modelo de ellos sobre sus ejes.

## 3. ANÁLISIS

### 3.1. BASE DE DATOS

#### 3.1.1. TRATAMIENTO DE LA BASE DE DATOS

Al importar la base de datos cambiamos el nombre de las variables para tener todas escritas de forma homogéneas y además, eliminar los acentos y las “ñ” que en muchas ocasiones dan problemas, así quedaría el conjunto de nombres:

**Tabla 3.1.1.1.: Nombres de las variables.**

Nombre antiguo	Nombre nuevo
Denuncia.agresor	Denuncia_Agresor
Convivencia	Convivencia
Tramo.de.edad.Agresor	Edad_Agresor
Tramo.de.edad.Víctima	Edad_Victima
Comunidad.autónoma	CCAA
Pareja...Expareja	Pareja_Expareja
Año	Ano
Número.de.víctimas.mortales	Num_victimas

También realizamos cambios en algunas categorías de las variables por los mismos problemas:

En la variable “Denuncia\_Agresor” hemos cambiado las categorías “Había denuncia” y “No había denuncia” por “Denuncia Si” y “Denuncia No”, respectivamente.

En “Convivencia”, las categorías “No”, “No consta” y “Sí” han sido sustituidos por “Convivencia No”, “No consta\_C”, “Convivencia Si”, en primer lugar para que los tres sean relacionados con la variable a la que pertenecen y por el acento de “Sí”.

Tanto en “Edad\_Agresor” como “Edad\_Victima”, ambas categorías estaban compuestas por el tramo de edad más la palabras “años”, por ejemplo, “<16 años”, hemos eliminado la palabra años de todas las categorías por los problemas que conlleva la “ñ” y hemos añadido a cada tramo de edad A o V según sea la edad del agresor o de la víctima.

En la variable “CCAA” hemos tenido problemas con las tildes, por lo que las hemos eliminado en las categorías de "Andalucia", "Aragon", "Castilla y Leon", Pais Vasco", "Region de

Murcia", mientras que en el caso de Cataluña con la "ñ" la hemos escrito en catalán, "Catalunya".

En "Pareja\_Exporeja" solamente hemos cambiado la categoría "Pareja en fase de separación" eliminado la tilde de "separación".

Por último, en la variable "Año" nos hemos encontrado con la misma situación que en las categorías de las variables referentes a las edades, los años iban acompañados por la palabra "año" por lo que hemos eliminado dicha palabra y solo hemos dejado la cifra numérica.

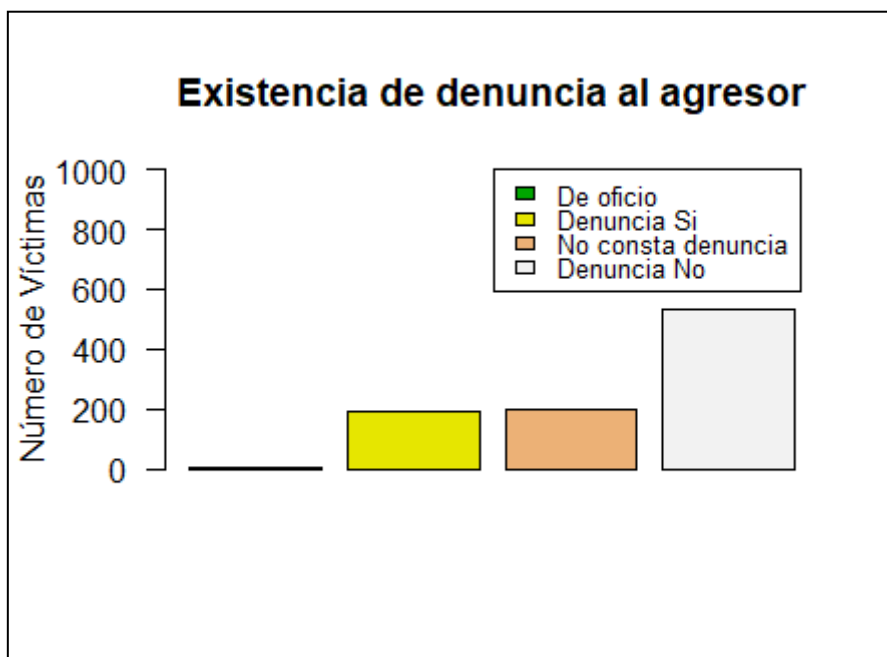
Por último, hemos eliminado los 3 casos referentes al año 2018 de la base de datos, ya que esta fue descargada el 28 de febrero de 2018 y no consideramos correcto el estudio de este año cuando no tenemos las observaciones completas de él.

### 3.1.2. DESCRIPTIVA UNIVARIANTE

En este apartado realizaremos la descriptiva univariante de las variables cualitativas que intervienen en nuestro estudio.

#### DENUNCIA AL AGRESOR

Gráfico 3.1.2.1.: Existencia de denuncia al agresor antes del suceso.



**Tabla 3.1.2.1.: Existencia de denuncia al agresor antes del suceso (frecuencias y porcentajes).**

<b>Categoría</b>	<b>De oficio</b>	<b>Denuncia Si</b>	<b>No consta denuncia</b>	<b>Denuncia No</b>
<b>Número de víctimas</b>	1	200	189	531
<b>Porcentaje</b>	0.11%	20.52%	21.72%	57.65%

La variable “Denuncia\_Agresor” hace referencia a la existencia de una denuncia interpuesta por la víctima al agresor antes del suceso. Nos encontramos con cuatro categorías o situaciones: “De oficio”, en el caso en el que la víctima no haya interpuesto denuncia pero se haya iniciado una investigación por parte de la policía, el juez o el ministerio público al conocer un delito; “Denuncia Si”, presenta la situación en la que la víctima ha formulado una denuncia a su agresor; “No consta denuncia”, representa las situaciones donde no existe información sobre la presencia de una denuncia. Por último, “Denuncia No”, la víctima no interpuso ningún tipo de denuncia a su agresor.

Al observar la descriptiva de esta variable, advertimos como más de la mitad de las víctimas no interpusieron ningún tipo de denuncia a sus agresores, en concreto 531, en contraposición de 200 víctimas que sí que lo hicieron antes de morir.

Cabe destacar a su vez, el gran número de “No consta denuncia”, un 21.72%, es un porcentaje muy elevado, casi tanto como el de “Denuncia Si”. En último lugar, “De oficio” solamente el 0.11% de las víctimas dispusieron de este tipo de denuncia, como hemos explicado anteriormente, son situaciones muy peculiares.



## CONVIVENCIA DE LA VÍCTIMA CON EL AGRESOR

Gráfico 3.1.2.2.: Convivencia con el agresor en el momento del suceso.

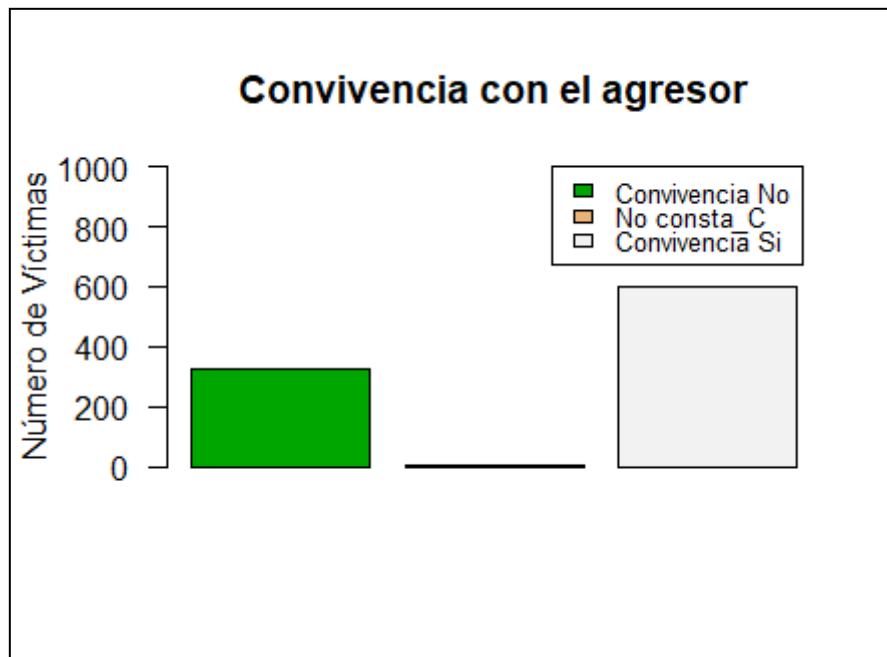


Tabla 3.1.2.2.: Convivencia con el agresor en el momento del suceso (frecuencias y porcentajes).

Categoría	No	No consta	Si
Número de víctimas	323	1	597
Porcentaje	35.07%	0.11%	64.82%

La variable “Convivencia” representa la existencia de cohabitación entre la víctima y el agresor en el momento del acontecimiento. Poseemos tres situaciones: “No”, no existía convivencia con su agresor; “No consta”, no tenemos información sobre su situación; “Si”, agresor y víctima vivían en el mismo espacio en el momento del suceso.

En este caso, 64.82% de las víctimas convivían con su agresor en el momento de su muerte, mientras que más de un tercio no lo hacían. Por último, solamente nos falta información de una de las víctimas, un valor insignificante.

## EDAD DEL AGRESOR

Gráfico 3.1.2.3.: Edad del agresor en el momento del suceso.

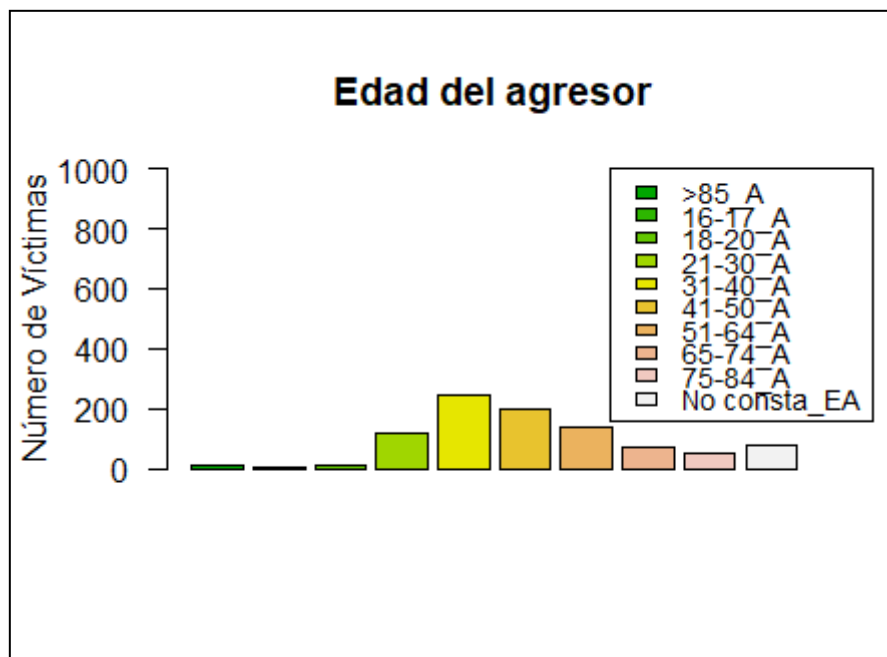


Tabla 3.1.2.3.: Edad del agresor en el momento del suceso (frecuencias y porcentajes).

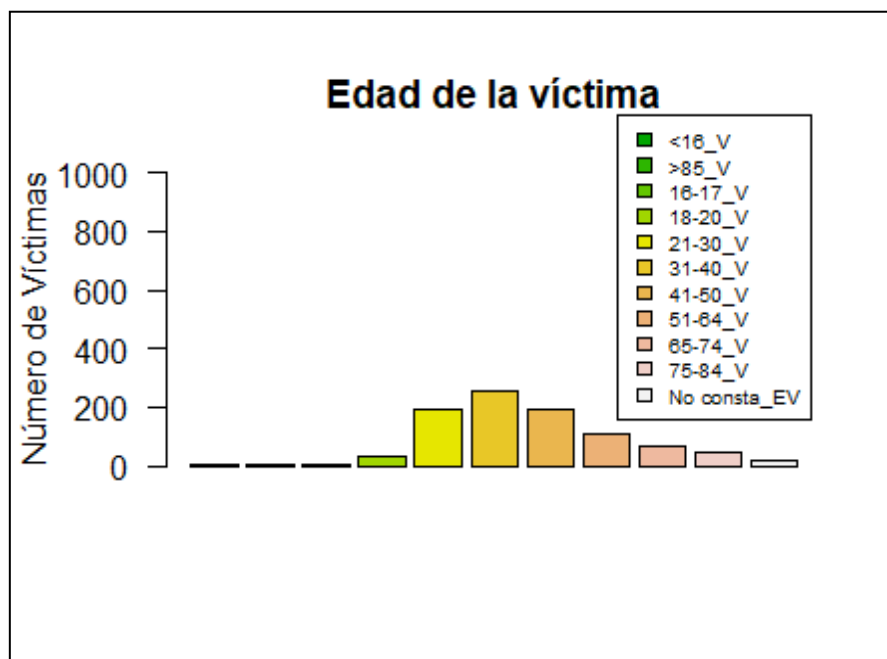
Categoría	Número de víctimas	Porcentaje
>85	13	1.41%
16-17	1	0.11%
18-20	12	1.3%
21-30	115	12.49%
31-40	243	26.38%
41-50	199	21.61%
51-64	135	14.66%
65-74	71	7.71%
75-84	54	5.86%
No consta	78	8.47%

La variable “Edad\_Agresor” es la edad que tenía el agresor en el momento del acontecimiento. Esta variable está categorizada en 9 tramos de edad: “>85”, “16-17”, “18-20”, “21-30”, “31-40”, “41-50”, “51-64”, “65-74” y “75-84” más la categoría de “No consta” que alude aquellos sucesos en los que no tenemos la información que hace referencia a su edad.

Sobresalen sobre los demás, aquellos agresores que tienen entre 31 y 50 años, entre los dos corresponden casi la mitad de los agresores. En edades tempranas y en contraposición, en edades avanzadas, el porcentaje de víctimas es casi insignificante. La categoría “No consta” establece un 8.47% del total de víctimas, puede ser porque en esos sucesos no haya registro sobre quien ha sido el agresor, por lo tanto, no podemos caracterizarle de una edad.

## EDAD DE LA VÍCTIMA

**Gráfico 3.1.2.4.: Edad de la víctima en el momento del suceso.**



**Tabla 3.1.2.4.: Edad de la víctima en el momento del suceso (frecuencias y porcentajes).**

Categoría	Número de víctimas	Porcentaje
<16	5	0.54%
>85	4	0.43%
16-17	4	0.43%
18-20	32	3.47%
21-30	189	20.52%
31-40	256	27.80%
41-50	194	21.06%
51-64	110	11.94%
65-74	66	7.17%
75-84	46	4.99%
No consta	15	1.63%

Al igual que tenemos una variable para la edad del agresor también tenemos para la de la víctima, "Edad\_Victima" es la edad que tenía la víctima en el momento del ataque. Esta variable esta categorizada en 10 tramos de edad: "<16", ">85", "16-17", "18-20", "21-30", "31-40", "41-50", "51-64", "65-74" y "75-84" más la categoría de "No consta" que alude aquellos sucesos en los que no tenemos la información que hace referencia a su edad.

Tenemos una situación muy similar a la de la edad del agresor, de 31 a 50 años se encuentra el mayor número de víctimas pero en este caso también es el tramo de edad de 21 a 30 años donde hay un 20% de las víctimas. Solamente desconocemos la edad del 1.63% ,15 víctimas, un valor muy bajo para ser destacado.

### RELACIÓN VÍCTIMA Y AGRESOR

Gráfico 3.1.2.5.: Relación víctima y agresor en el momento del suceso.

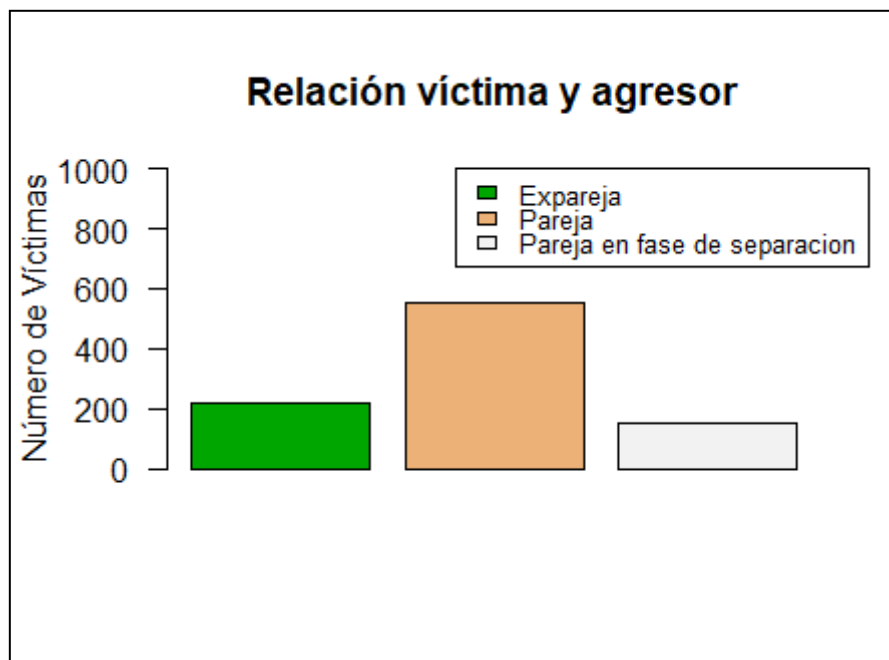


Tabla 3.1.2.5.: Relación víctima y agresor en el momento del suceso (frecuencias y porcentajes).

Categoría	Expareja	Pareja	Pareja en fase de separación
Número de víctimas	215	553	153
Porcentaje	23.34%	60.04%	16.61%

La variable "Pareja\_Expareja" se refiere a la relación existente entre la víctima y el agresor. Tenemos tres posibles estados: "Expareja" cuando la relación entre ambos ya ha sido finalizada definitivamente; "Pareja", ambos se encuentran dentro de una relación, ya sea casados o no; "Pareja en fase de separación", el vínculo entre ellos dos ha terminado pero no definitivamente.

En cuanto a los datos, se observa como aproximadamente el 60% de los sucesos han ocurrido cuando víctima y agresor mantenían una relación.

**AÑO DEL SUCESO**

**Gráfico 3.1.2.6.: Año del suceso.**



**Tabla 3.1.2.6.: Año del suceso (frecuencias y porcentajes).**

<b>Categoría</b>	<b>Número de víctimas</b>	<b>Porcentaje</b>
<b>2003</b>	71	7.71%
<b>2004</b>	72	7.82%
<b>2005</b>	57	6.19%
<b>2006</b>	69	7.49%
<b>2007</b>	71	7.71%
<b>2008</b>	76	8.25%
<b>2009</b>	56	6.08%
<b>2010</b>	73	7.93%
<b>2011</b>	62	6.73%
<b>2012</b>	52	5.65%
<b>2013</b>	54	5.86%
<b>2014</b>	55	5.97%
<b>2015</b>	60	6.51%
<b>2016</b>	44	4.78%
<b>2017</b>	49	5.32%

La variable “Año” corresponde al año en el que tuvo lugar el suceso, va desde el 2003 hasta el 2017, ambos incluidos. Vemos que los porcentajes de los años son muy similares, aunque hay una tendencia descendiente conforme van avanzando los años.

## COMUNIDAD AUTÓNOMA

Gráfico 3.1.2.7.: Comunidad autónoma donde se realizó el suceso.

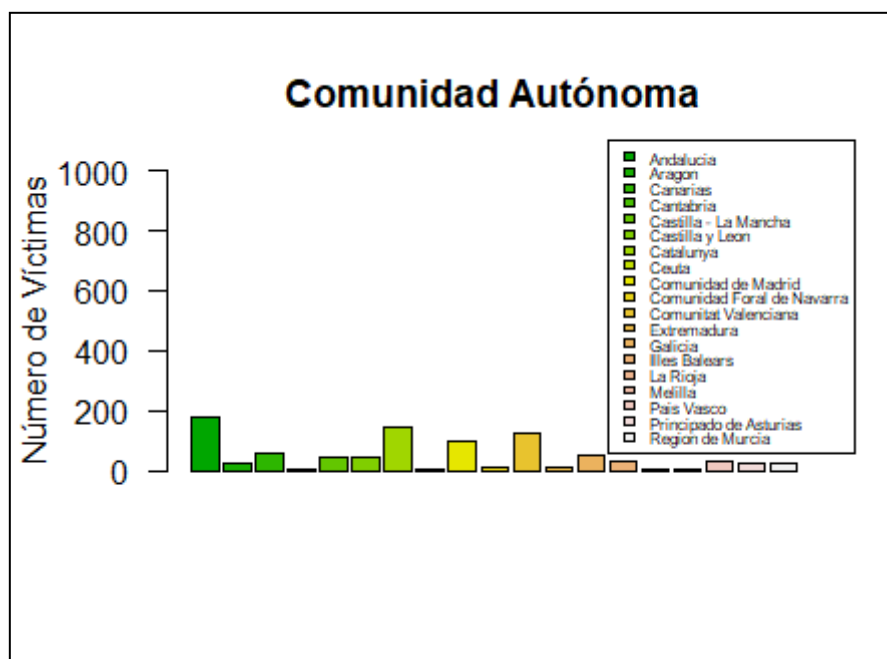


Tabla 3.1.2.7.: Comunidad autónoma donde se realizó el suceso (frecuencias y porcentajes).

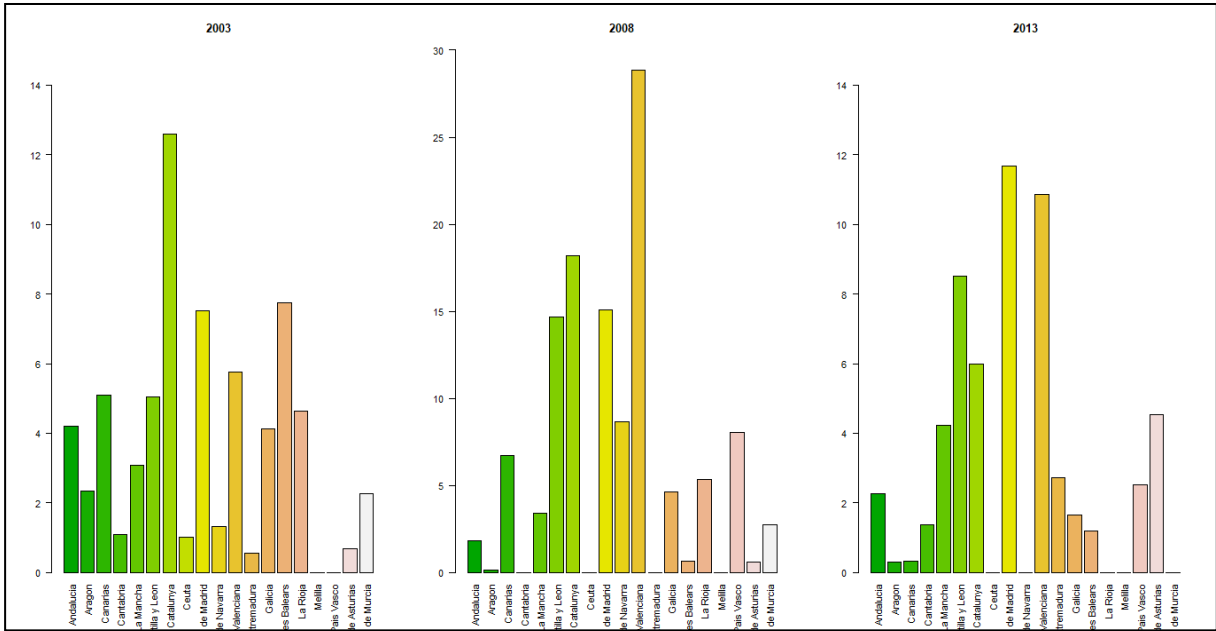
Categoría	Número de víctimas	Porcentaje
Andalucía	180	19.54%
Aragón	23	2.50%
Canarias	58	6.30%
Cantabria	7	0.76%
Castilla- La Mancha	42	4.56%
Castillas y león	46	4.99%
Catalunya	143	15.53%
Ceuta	2	0.22%
Comunidad de Madrid	96	10.42%
Comunidad Foral de Navarra	10	1.09%
Comunitat Valenciana	122	13.25%
Extremadura	12	1.30%
Galicia	53	5.75%
Illes Balears	33	3.58%
La Rioja	6	0.65%
Melilla	5	0.54%
País Vasco	33	3.58%
Principado de Asturias	23	2.50%
Región de Murcia	27	2.93%

La variable “CAA” se refiere a la Comunidad Autónoma de España donde tuvo lugar el suceso, consta de 19 Comunidades Autónomas incluidas la Comunidad Foral de Navarra, Ceuta y Melilla.

Hay una gran disparidad en los datos, es debido al tamaño de las comunidades autónomas. Mientras que en Andalucía, Cataluña, Comunidad de Madrid o Valencia tenemos unos porcentajes de víctimas elevados, en Ceuta o Melilla son insignificantes. Esto es porque estamos comparando con los datos globales de España, no el porcentaje de víctimas que tenemos en cada lugar.

Hemos seleccionado los años 2003, 2008 y 2013, que son los años iniciales de nuestros 3 periodos y hemos calculado su número de víctimas por cada 100.000 mujeres residentes en dicha comunidad.

**Gráfico 3.1.2.8.: Tasa de víctimas en cada Comunidad Autónoma en 2003, 2008 y 2013.**





**Tabla 3.1.2.8.: Tasa de víctimas en cada Comunidad Autónoma en 2003, 2008 y 2013.**

<b>Categoría</b>	<b>Tasa en 2003</b>	<b>Tasa en 2008</b>	<b>Tasa en 2013</b>
<b>Andalucía</b>	4.1986786	1.8115824	2.2608035
<b>Aragón</b>	2.3424837	0.1620971	0.3145806
<b>Canarias</b>	5.1055351	6.7010662	0.3268700
<b>Cantabria</b>	1.0882103	0.0000000	1.3681762
<b>Castilla- La Mancha</b>	3.0910184	3.4071752	4.2313082
<b>Castillas y león</b>	5.0372799	14.6808621	8.5099699
<b>Catalunya</b>	12.5865474	18.1985927	5.9778072
<b>Ceuta</b>	1.0055405	0.0000000	0.0000000
<b>Comunidad de Madrid</b>	7.5208262	15.0829442	11.6652678
<b>Comunidad Foral de Navarra</b>	1.3298226	8.6533771	0.0000000
<b>Comunitat Valenciana</b>	5.7507435	28.8480425	10.8532320
<b>Extremadura</b>	0.5467977	0.0000000	2.7225701
<b>Galicia</b>	4.1382122	4.6088784	1.6659650
<b>Illes Balears</b>	7.7567121	0.6427768	1.1952430
<b>La Rioja</b>	4.6444345	5.3422658	0.0000000
<b>Melilla</b>	0.0000000	0.0000000	0.0000000
<b>País Vasco</b>	0.0000000	8.0732570	2.5104182
<b>Principado de Asturias</b>	0.6947581	0.6131621	4.5398829
<b>Región de Murcia</b>	2.2538723	2.7476515	0.0000000

Podemos ver que en 2003 en Cataluña se da el mayor número de víctimas por cada 100.000 mujeres, además con bastante diferencia con respecto al resto, mientras que en Melilla o el País Vasco, el número de víctimas es prácticamente 0. En 2008, destacan Cataluña, Comunidad de Madrid y Comunidad Valenciana con una tasa de más de 10 víctimas. Finalmente, en 2013 destacan la Comunidad de Madrid y la Comunidad Valenciana, aunque el número de víctimas ha descendido con respecto al año anterior en la mayoría de las comunidades.

## 3.2. ANÁLISIS FACTORIAL

### 3.2.1. ESTUDIO DE LAS MARGINALES BINARIAS POR ANÁLISIS DE CORRESPONDENCIAS

#### 3.2.1.1. COMUNIDAD AUTÓNOMA Y AÑO DEL SUCESO

Una vez realizado el análisis factorial de correspondencias simple de la tabla marginal de las comunidades autónomas y el año del suceso obtenemos la siguiente representación de los valores propios de los diferentes factores:

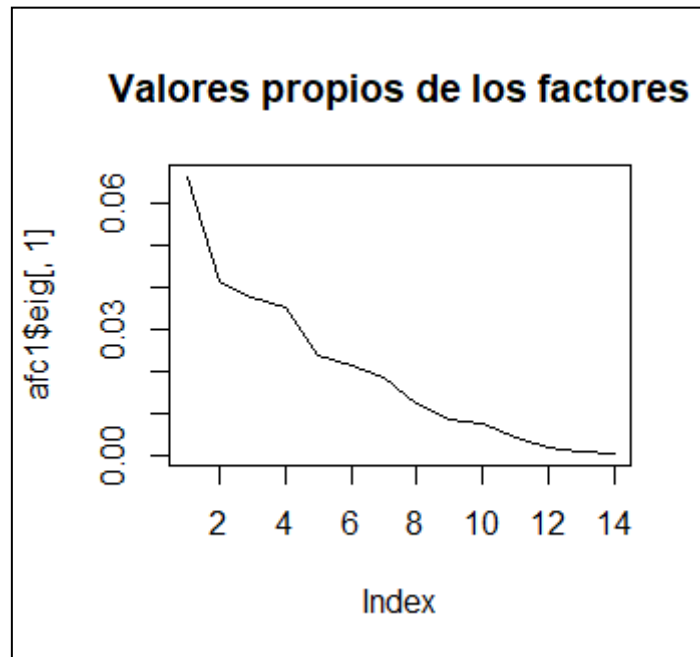
**Tabla 3.2.1.1.1.: Valores propios, porcentaje de inercia e inercia acumulada por cada uno de los factores.**

Factor	Valor propio	% inercia	% inercia acumulado
1	0.0663540980	23.5570155	23.55702
2	0.0413405963	14.6767283	38.23374
3	0.0378356646	13.4324083	51.66615
4	0.0352239899	12.5052122	64.17136
5	0.0239198221	8.4920093	72.66337
6	0.0216644532	7.6913088	80.35468
7	0.0184551427	6.5519402	86.90662
8	0.0124442575	4.4179572	91.32458
9	0.0087053849	3.0905836	94.41516
10	0.0078377217	2.7825460	97.19771
11	0.0043469962	1.5432695	98.74098
12	0.0019309722	0.6855333	99.42651
13	0.0011020942	0.3912652	99.81778
14	0.0005132743	0.1822225	100.00000

Los valores propios son la varianza o inercia extraída por cada factor o dimensión, estos valores están comprendidos entre 0 y 1, significando el 1 una asociación perfecta sobre dicho factor entre una partición de las filas, por una parte y una partición de las columnas, por otra. En el caso contrario, que tome valor 0, se trata de una relación débil.

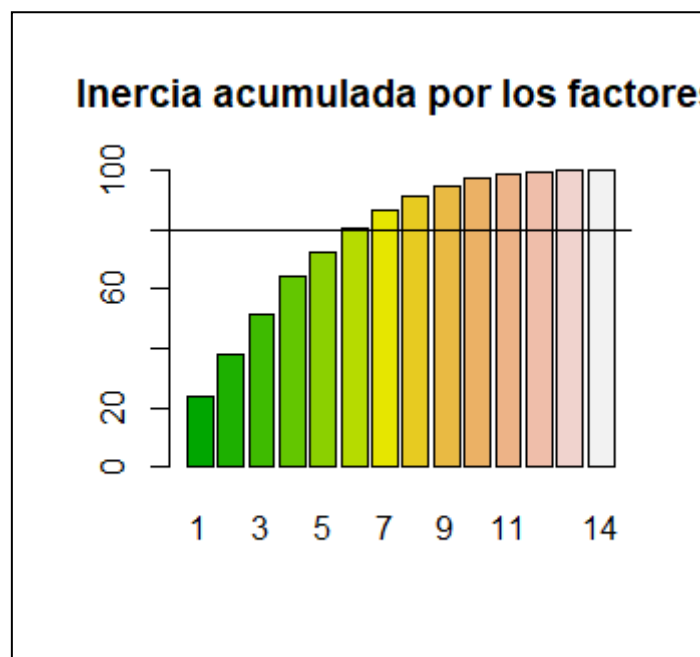
La suma de los valores propios asociados a cada factor es 0.2816745, es decir, mediante este conjunto de factores explicamos una varianza de 0.2816745.

**Gráfico 3.2.1.1.1.: Valores propios asociados a cada uno de los factores.**



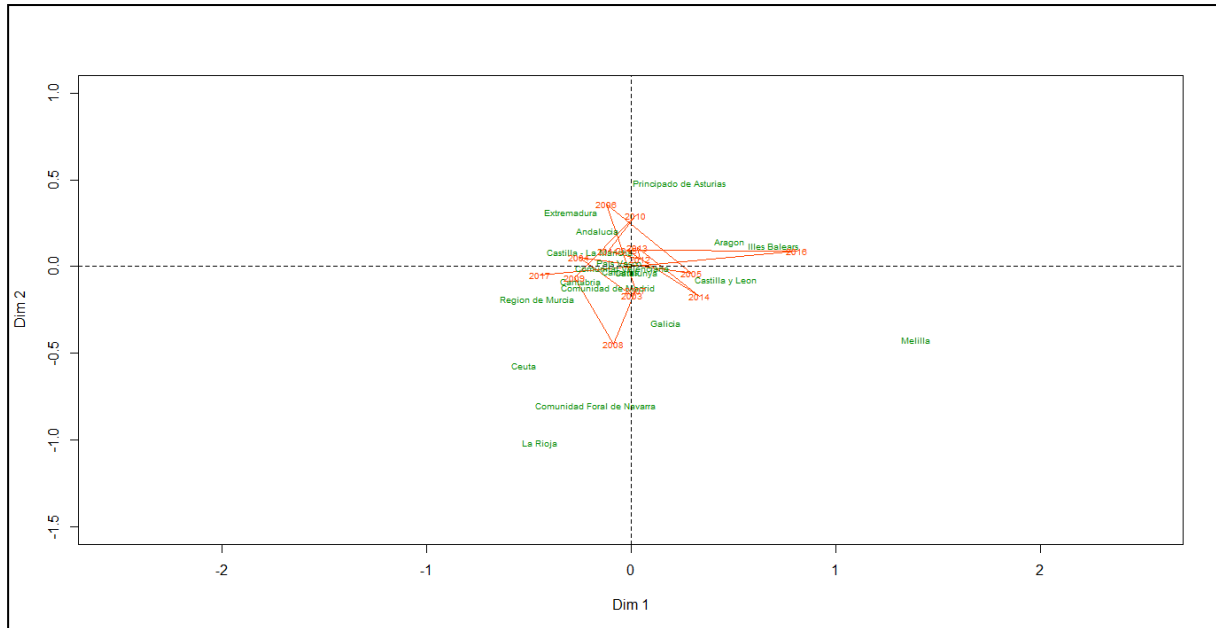
Al observar el comportamiento de la inercia en los diferentes factores vemos como esta se encuentra muy repartida a lo largo de los factores, es decir, que necesitamos varios factores para explicar lo máximo posible de la inercia.

**Gráfico 3.2.1.1.2.: Inercia acumulada en cada uno de los factores.**



Al observar el gráfico de la inercia acumulada por factores, vemos como conseguimos explicar el 80% de la inercia con seis factores, los cuales representaremos dos a dos. Es un número elevado de factores, pero como hemos dicho anteriormente, la inercia de nuestra nube se encuentra muy repartida a lo largo de los factores.

**Gráfico 3.2.1.1.3.: Proyección conjunta de las comunidades autónomas y de los años sobre las dimensiones 1 y 2 (Imagen ampliada: Anexo 2, [Gráfico 1](#)).**



Mediante la representación de estas dos dimensiones explicamos el 38.23 % de la inercia, un valor bastante bajo. En cuanto a la dimensión 1, hemos dicho que destaca a su derecha el “2016” por su bajo número de víctimas donde a su vez se alejan del origen “Melilla” y “Castilla-León” donde en dicho año su bajo número de víctimas se ha visto incrementado, siendo uno de los años que más destaca.

Por otro lado, tendríamos la dimensión 2, donde en su parte baja destaca “2008” relacionado con “Ceuta”, “Comunidad Foral de Navarra” y “La Rioja” donde se da el mismo fenómeno que en la situación anterior, estas 3 comunidades en dicho año sufrieron un mayor número de víctimas.

Finalmente en la parte superior del mapa, nos encontramos con “Principado de Asturias” próximo a “2006” y “2010”, del mismo modo que antes, en esta comunidad en los años 2006 y 2010 se produjeron un aumento de las víctimas, siendo en el resto de los años prácticamente cero.

En definitiva, no tenemos un comportamiento determinado de los años del suceso y las comunidades que se alejan del origen coinciden con que son aquellas con un número bajo de víctimas, podemos sacar ciertas conclusiones con respecto a los años pero en definitiva poseemos poca información de ellas al tener tan bajo número de víctimas.

Para poder ver las proyecciones sobre la dimensiones 3 y 4, 5 y 6, ir al Anexo 2: [Gráfico 2](#) y [Gráfico 3](#), respectivamente.

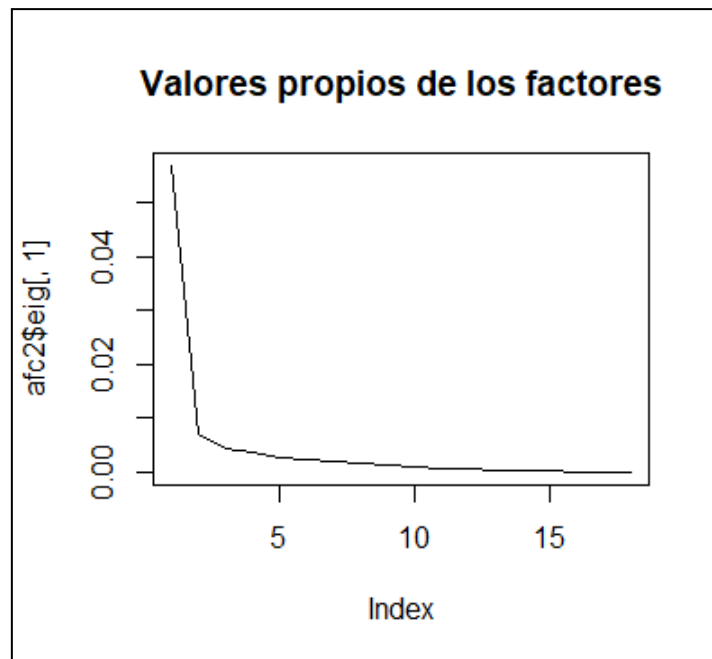
### 3.2.1.2. COMUNIDAD AUTÓNOMA Y CATEGORÍAS DE LAS VARIABLES

En este apartado trataremos la tabla marginal binaria que cruza las comunidades autónomas y todas las categorías de las variables sin tener en cuenta el año en el que se realizó el suceso.

**Tabla 3.2.1.2.1: Valores propios, porcentaje de inercia e inercia acumulada por cada uno de los factores.**

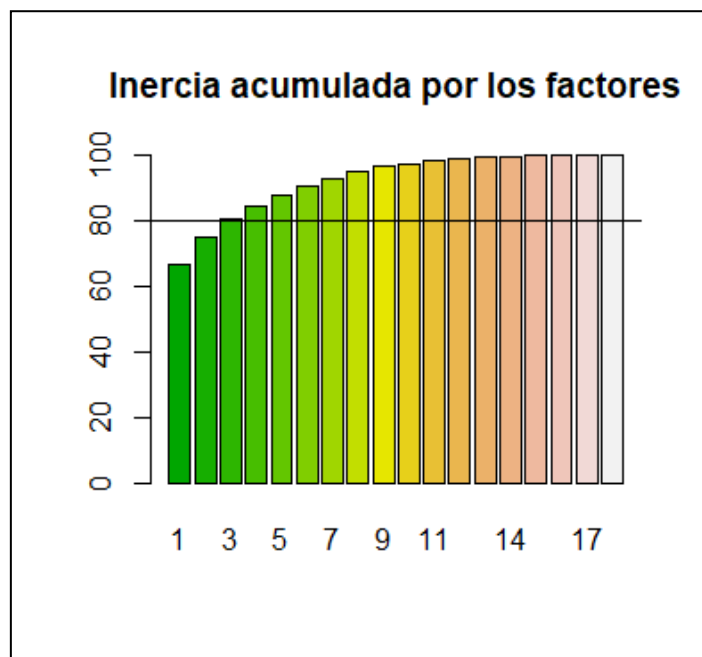
Factor	Valor propio	% inercia	% inercia acumulado
1	5.696836e	66.71421280	66.71421
2	7.211294e	8.44496527	75.15918
3	4.519112e	5.29221901	80.45140
4	3.612334e	4.23031406	84.68171
5	2.757113e	3.22878563	87.91050
6	2.396682e	2.80669393	90.71719
7	1.988737e	2.32896031	93.04615
8	1.731572e	2.02780068	95.07395
9	1.226259e	1.43604112	96.50999
10	8.648072e	1.01275392	97.52275
11	7.396620e	0.86619961	98.38895
12	5.257850e	0.61573361	99.00468
13	3.307240e	0.38730251	99.39198
14	2.407671e	0.28195626	99.67394
15	1.734964e	0.20317725	99.87712
16	5.741017e	0.06723160	99.94435
17	3.463056e	0.04055498	99.98490
18	1.289196e	0.01509745	100.00000

**Gráfico 3.2.1.2.1.: Valores propios asociados a cada uno de los factores.**



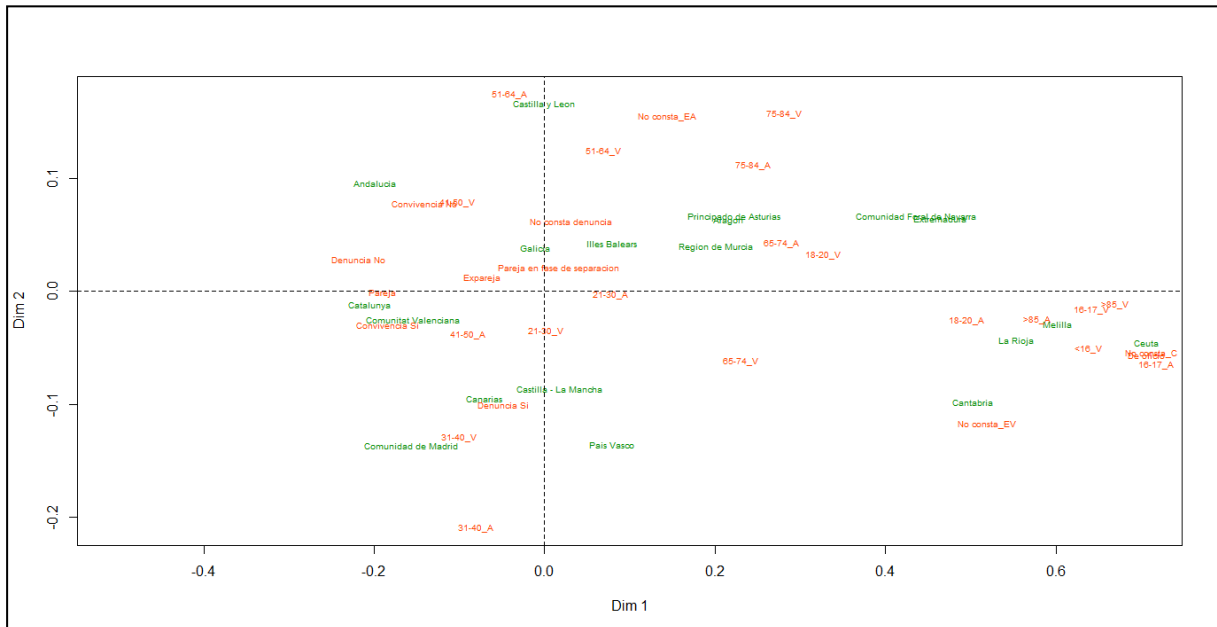
Al observar el gráfico vemos como la inercia se acumula principalmente en los primeros factores para luego repartirse homogéneamente entre los demás. El conjunto de todos ellos solamente nos explica una inercia de 0.08539164.

**Gráfico 3.2.1.2.2.: Inercia acumulada por cada uno de los factores.**



En el gráfico anterior, vemos que debemos escoger 3 factores para que entre ellos expliquen el 80% de la inercia anteriormente comentada. Sin embargo, para poder representarlos dos a dos escogeremos 4 factores.

**Gráfico 3.2.1.2.5.: Proyección conjunta de las comunidades autónomas y de las categorías de las variables sobre las dimensiones 1 y 2 (Imagen ampliada: Anexo 2, [Gráfico 4](#)).**



Las dimensiones 1 y 2 explican aproximadamente el 75% de la inercia total, como hemos dicho antes, la dimensión 1 recoge gran parte de la inercia. Al observar el gráfico, vemos que a lo largo de la dimensión 1 se alejan de su centro “Cantabria”, “La Rioja”, “Melilla” y “Ceuta”, a su vez relacionadas con las categorías de edades de la víctima “<16\_V”, “16-17\_V”, “>85\_V” y del agresor “16-17\_A”, “18-20\_A” y “>85\_A”, con “No consta EV” y “No consta\_C”. En estas comunidades se dan aquellas situaciones opuestas: por un lado, tanto víctima como agresor son jóvenes, menores que 20 años y por otro lado, víctimas y agresores de edades avanzadas, mayores de 85 años. Además no constan datos sobre la edad de la víctima ni de la existencia de convivencia entre ellos.

Para poder ver las proyecciones sobre las dimensiones 3 y 4, ir al Anexo 2: [Gráfico 5](#).

Finalmente, podemos demostrar como el promedio de las inercias de las 5 variables que intervienen en el estudio es igual a la inercia total del análisis, 0.08539164:

**Tabla 3.2.1.2.2.: Porcentaje de inercia total explicado por cada variable**

Variable	Denuncia_Agresor	Convivencia	Edad_Agresor	Edad_Victima	Pareja_Expareja
% Inercia	19.668504	18.177129	28.043295	26.871690	7.239382

Como podemos ver, las variables que más inercia conservan de la inercia total son las que corresponden con las edades, tanto de la víctima como del agresor. Las categorías de estas variables son las que más relación han establecido en el análisis con las diferentes comunidades autónomas.

### 3.2.1.3. AÑO DEL SUCESO Y CATEGORÍAS DE VARIABLES

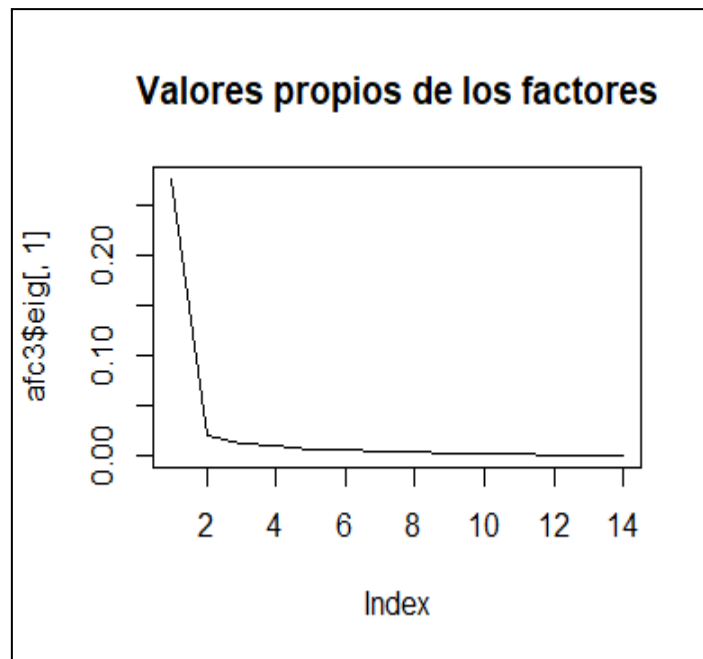
En este apartado vamos a analizar la tabla marginal binaria sin contar la comunidad autónoma donde se realizó el suceso cruzando el año del suceso y las categorías de las variables.

**Tabla 3.2.1.3.1.: Valores propios, porcentaje de inercia e inercia acumulada por cada uno de los factores.**

Factor	Valor propio	% inercia	% inercia acumulado
1	0.2765598181	77.5414895	77.54149
2	0.0198667371	5.5702104	83.11170
3	0.0125295059	3.5130069	86.62471
4	0.0110178473	3.0891700	89.71388
5	0.0075551009	2.1182896	91.83217
6	0.0067860048	1.9026514	93.73482
7	0.0053296397	1.4943176	95.22914
8	0.0047626663	1.3353503	96.56449
9	0.0034698340	0.9728676	97.53735
10	0.0030180872	0.8462074	98.38356
11	0.0023163577	0.6494574	99.03302
12	0.0017401132	0.4878907	99.52091
13	0.0010202569	0.2860583	99.80697
14	0.0006884716	0.1930328	100.00000

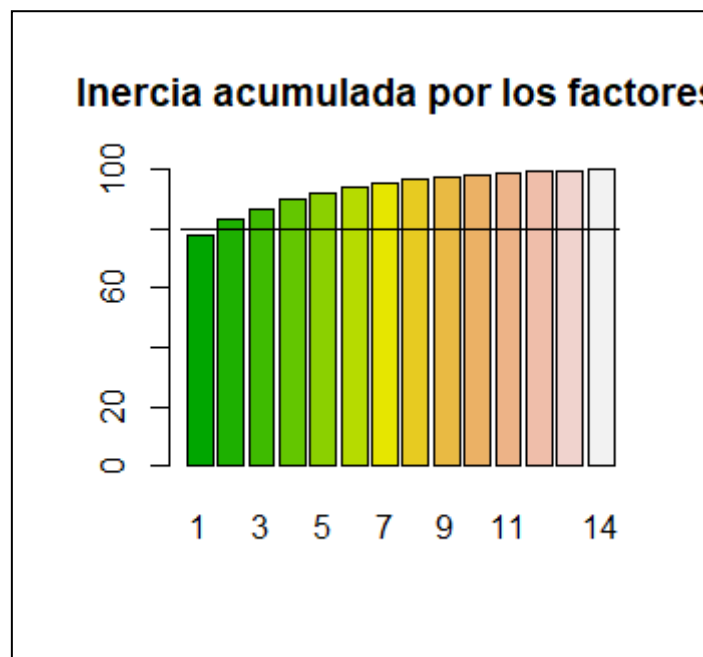


**Gráfico 3.2.1.3.1.: Valores propios asociados a cada uno de los factores.**



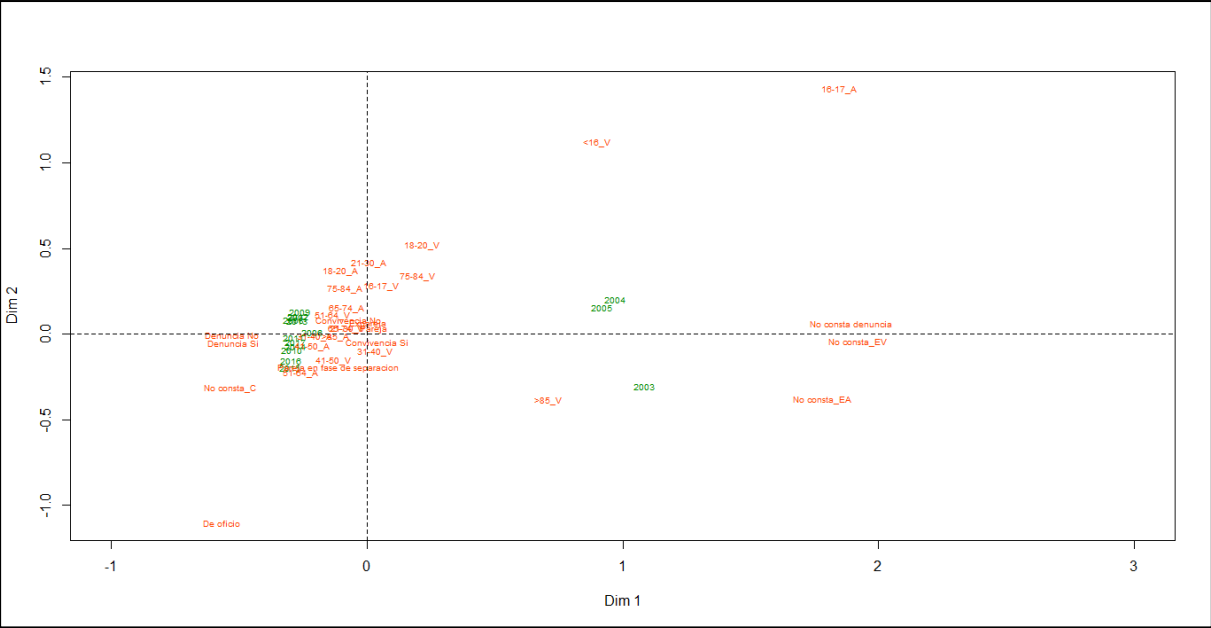
En este caso vemos, al igual que en el anterior análisis, como la inercia se concentra en su mayoría en los primeros factores, para luego descender y repartirse entre el resto de factores, en este caso la inercia total explicada es de 0.3566604.

**Gráfico 3.2.1.3.2.: Inercia acumulada por cada uno de los factores.**



Al observar el gráfico anterior, podemos ver que con solamente los dos primeros factores conservamos más del 80% de la inercia, ya que como hemos dicho anteriormente solamente con el primer factor ya conservamos aproximadamente el 77% de la inercia total. Por lo tanto, con solo representar los dos primeros factores podemos tener una visión de la relación entre los años y las categorías de las diferentes variables.

**Gráfico 3.2.1.3.5.: Proyección de las categorías de las variables y los años sobre las dimensiones 1 y 2 (Imagen ampliada: Anexo 2, [Gráfico 6](#)).**



Solo con las dos primeras dimensiones ya explicamos más del 80% de la inercia, por lo que no hará falta representar más dimensiones. Como vemos en la parte derecha del mapa se relacionan los años “2003”, “2004” y “2005”, los que más observaciones tienen con “No consta denuncia”, “No consta\_EV” y “No consta\_EA” donde estas categorías en dichos años han alcanzado sus valores más altos en cuanto a frecuencias. Además vemos una relación entre “2003” y “>85\_V”, ya que en ese año murió una víctima de más de 85 años, dentro de las pocas situaciones en las que se da este hecho. Finalmente nos encontramos alejadas de su origen categorías como “De oficio”, “<16\_V” o “16-17\_A”, que se encuentran relacionadas con estos 3 años comentados anteriormente.

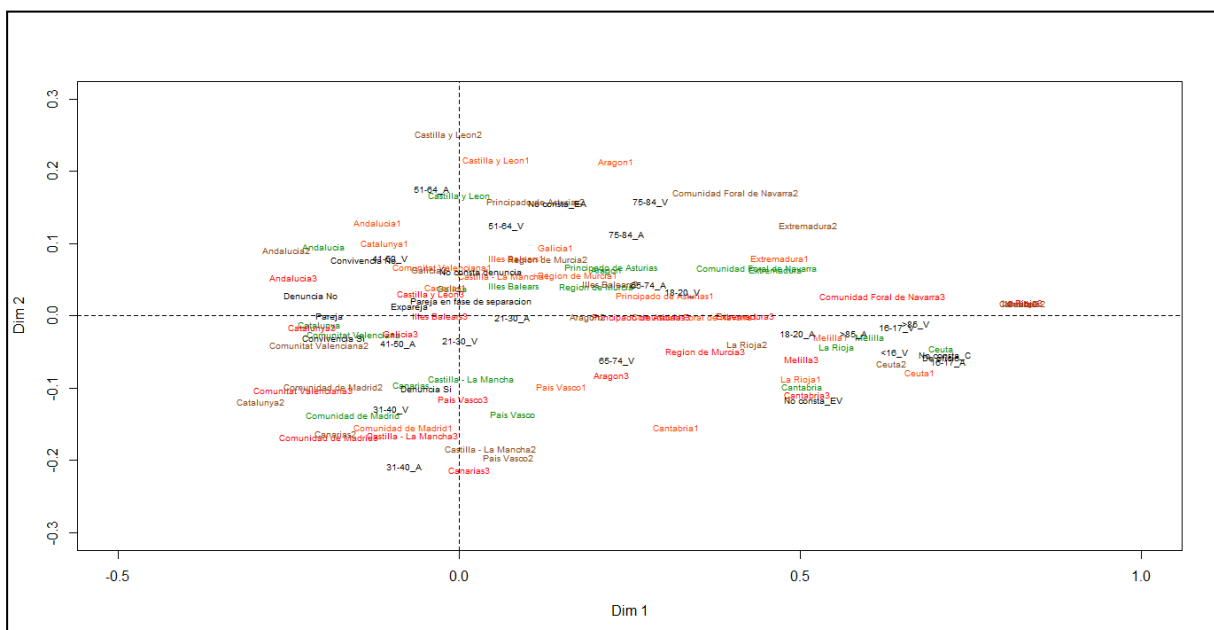
Estos tres años se caracterizan por tener una elevada falta de información en la imposición de la denuncia, en la edad del agresor y de la víctima. A su vez por tener denuncias de oficio y agresores y víctimas jóvenes. Excepto el 2003, que también se caracteriza por tener víctimas de edades avanzadas.

### 3.2.2. AFC DE LA TABLA SUMA Y LAS T TABLAS COMO SUPLEMENTARIAS

En este apartado aplicaremos el análisis de correspondencias sobre la tabla suma que cruza las comunidades autónomas con las 31 categorías de las variables, sumadas para todos los años. Posteriormente proyectaremos las 3 tablas que cruzan las comunidades autónomas con las categorías de las variables para los años 2003 y 2007, 2008 y 2012, 2013 y 2017, sumadas las frecuencias de los 5 años en cada uno de los 3 grupos.

El análisis de la tabla suma se trata del mismo que el realizado en la sección “3.2.1.2. *Comunidades autónomas y categorías de las variables*” donde hemos estudiado su marginal que es la suma de todos los años.

**Gráfico 3.2.2.3.: Proyección conjunta de las comunidades autónomas de la tabla suma, de los grupos 1, 2 y 3 y de las categorías de las variables sobre las dimensiones 1 y 2 (Imagen ampliada: Anexo 2, [Gráfico 7](#)).**



En esta proyección, las dimensiones 1 y 2 recogen aproximadamente el 75% de la inercia proyectada y representamos la inercia inter, es decir, la información contenida en la variabilidad existente entre las comunidades de los tres periodos. Al observar el gráfico vemos que no hay diferencias ente los grupos y el total en cada comunidad, se comportan de la misma forma. Podemos destacar que “Cantabria”, “Melilla”, “La Rioja” y “Ceuta”, al igual que hemos comentado en el análisis de la marginal, se caracterizan por agresores y víctimas tanto de edades tempranas como de edades muy avanzadas, lo mismo ocurre con sus tres grupos. Es decir, no hay diferencias a lo largo del tiempo.

Para poder ver las proyecciones sobre la dimensiones 3 y 4, ir al *Anexo 2: [Gráfico 8](#)*.

### **3.2.3. AFC DE LAS 7 TABLAS Y LA TABLA SUMA COMO SUPLEMENTARIA**

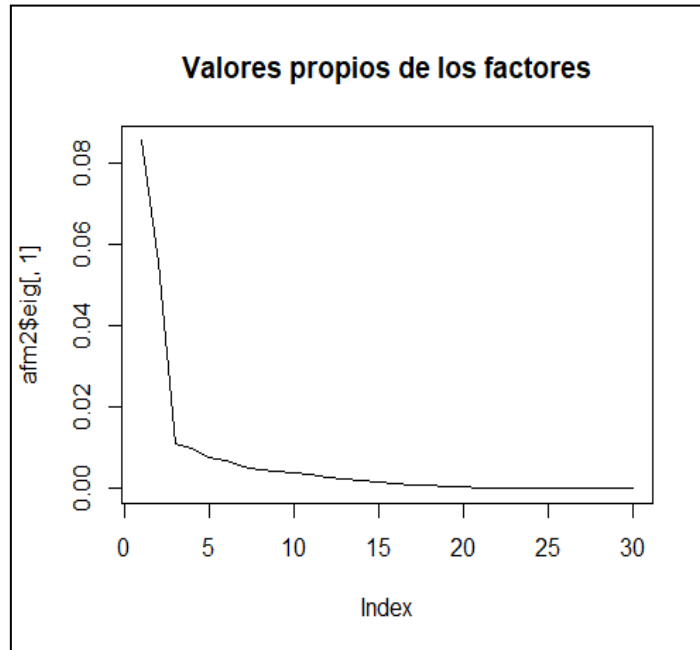
Este análisis se basa en realizar el análisis de correspondencias sobre la yuxtaposición por filas de los 3 grupos de años y proyectar la tabla de la suma de los 15 años sobre los ejes calculados mediante la tabla yuxtapuesta.

**Tabla 3.2.3.1.: Valores propios, porcentaje de inercia e inercia acumulada por cada uno de los factores.**

<b>Factor</b>	<b>Valor propio</b>	<b>% inercia</b>	<b>% inercia acumulado</b>
1	0.08544759	39.99788819	39.99789
2	0.05549356	25.97645452	65.97434
3	0.01126449	5.27289256	71.24724
4	0.00986798	4.61918613	75.86642
5	0.00767700	3.59359030	79.46001
6	0.00696164	3.25873364	82.71875
7	0.00538667	2.52149104	85.24024
8	0.00467995	2.19067850	87.43091
9	0.00435849	2.04020470	89.47112
10	0.00413243	1.93438611	91.40551
11	0.00371550	1.73921995	93.14473
12	0.00298873	1.39902043	94.54375
13	0.00249902	1.16978839	95.71353
14	0.00212373	0.99411668	96.70765
15	0.00167896	0.78592019	97.49357
16	0.00123463	0.57792748	98.07150
17	0.00109936	0.51460888	98.58611
18	0.00083931	0.39288187	98.97899
19	0.00056083	0.26252306	99.24151
20	0.00045448	0.21274113	99.45425
21	0.00032696	0.15304860	99.60730
22	0.00023939	0.11205717	99.71936
23	0.00018821	0.08810188	99.80746
24	0.00014200	0.06646833	99.87393
25	0.00012523	0.05862036	99.93255
26	0.00011042	0.05168560	99.98424
27	0.00003368	0.01576427	100.00000
28	0.00000000	0.00000000	100.00000
29	0.00000000	0.00000000	100.00000
30	0.00000000	0.00000000	100.00000

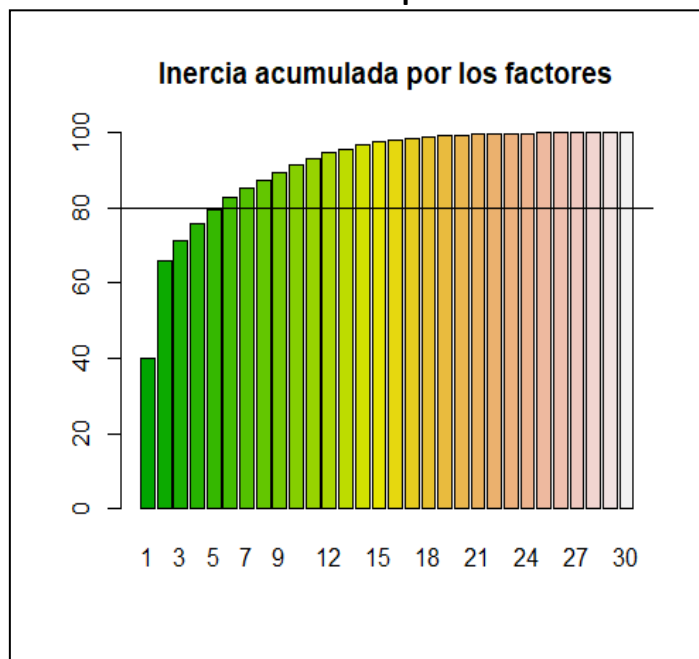
En nuestra tabla activa tenemos 57 filas, pero en la distribución de la inercia solamente nos muestra la inercia conservada hasta el factor 30, ya que a partir del 28 ya se conserva el 100% de la inercia y no hace falta mostrar más. En este caso, con este análisis explicamos una inercia de 0.2136302.

**Gráfico 3.2.3.1.: Valores propios asociados a cada uno de los factores.**



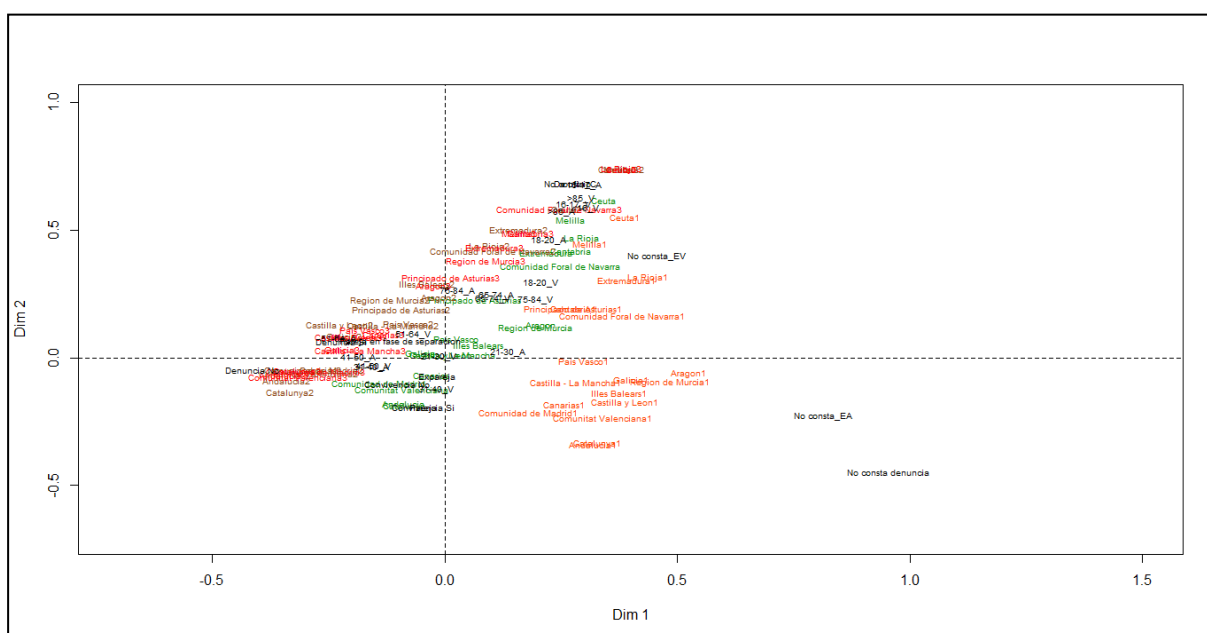
En el gráfico que muestra la distribución de la inercia entre los factores, observamos que las primeras dimensiones o factores conservan gran parte de la inercia, entre la 1 y la 2 tenemos aproximadamente el 65%. Posteriormente la inercia se encuentra muy repartida entre el resto de factores.

**Gráfico 3.2.3.2.: Inercia acumulada por cada uno de los factores.**



Para explicar mínimo el 80% de la inercia debemos representar nuestro conjunto de datos sobre al menos 6 dimensiones, aunque como hemos dicho anteriormente las dimensiones 1 y 2 concentran gran parte de ella.

**Gráfico 3.2.3.3.: Proyecciones conjunta de las comunidades autónomas de la tabla suma, de los grupos 1, 2 y 3 y de las categorías de las variables sobre las dimensiones 1 y 2 (Imagen ampliada: Anexo 2, [Gráfico 9](#)).**



En la proyección de las comunidades autónomas de los 3 grupos sobre las dimensiones 1 y 2 conservamos aproximadamente el 65% de la inercia total. En este caso estamos proyectando tanto la inercia inter como la intra.

Vemos claramente como los grupos 2 y 3 se encuentran estrechamente relacionados y en contraposición con el grupo 1, siendo la suma total el nexo de unión entre ambos grupos. A su vez, los cuatro grupos se encuentran ordenados de menor número de víctimas a mayor. En la mayoría de las situaciones se da que entre el grupo 2 y 3 tienen un número de víctimas similar inferior al del grupo 1.

En cuanto a su caracterización por las categorías de las variables, vemos como el grupo 1 se caracteriza por “No consta EV”, “No consta EA” y “No consta denuncia”. Es decir, los primeros años del estudio se caracterizan por los “No consta”, situación que ha disminuido a lo largo de los años.

Además, en la parte superior del gráfico, como hemos dicho se encuentran aquellas comunidades con un menor número de víctimas, las cuales se caracterizan por agresores y víctimas de edades avanzadas o muy tempranas, como hemos observado a su vez en el análisis anterior.

Para poder ver las proyecciones sobre la dimensiones 3 y 4, 5 y 6 ir al Anexo 2: [Gráfico 10](#) y [Gráfico 11](#), respectivamente.

#### **3.2.4. ANÁLISIS INTRA**

En este apartado realizaremos el análisis de correspondencias sobre la tabla modelo explicada anteriormente donde las filas activas serán las comunidades de los 3 grupos de años y las suplementarias las correspondientes a la suma de todos los años.

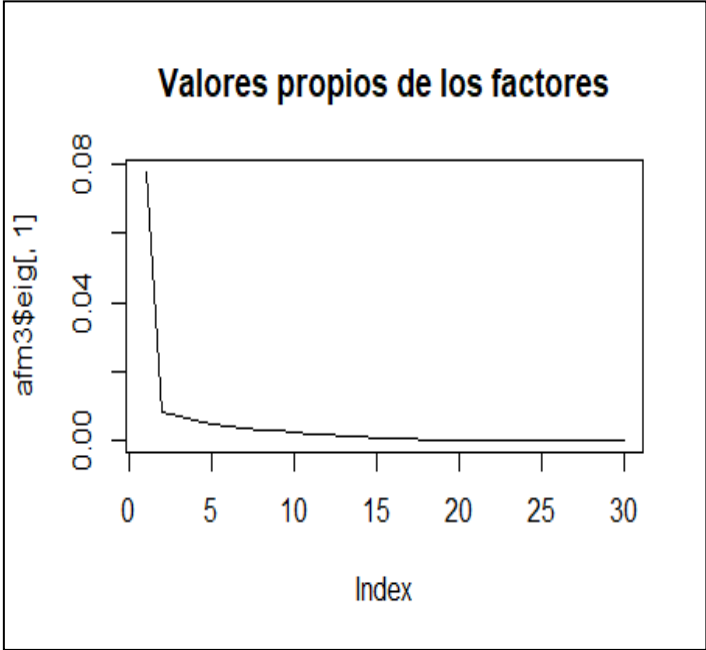


**Tabla 3.2.4.1.: Valores propios, porcentaje de inercia e inercia acumulada por cada uno de los factores.**

<b>Factor</b>	<b>Valor propio</b>	<b>% inercia</b>	<b>% inercia acumulado</b>
1	0.07779724	60.66600769	60.66601
2	0.00807007	6.29300939	66.95902
3	0.00697193	5.43668513	72.39570
4	0.00578422	4.51051573	76.90622
5	0.00457340	3.56631756	80.47254
6	0.00429880	3.35219184	83.82473
7	0.00353179	2.75407802	86.57881
8	0.00292828	2.28345868	88.86226
9	0.00277185	2.16147802	91.02374
10	0.00241079	1.87992590	92.90367
11	0.00193413	1.50822416	94.41189
12	0.00165512	1.29066023	95.70255
13	0.00111488	0.86937819	96.57193
14	0.00104766	0.81696026	97.38889
15	0.00075042	0.58517471	97.97407
16	0.00073397	0.57234540	98.54641
17	0.00061909	0.48276503	99.02918
18	0.00041063	0.32021158	99.34939
19	0.00022652	0.17664327	99.52603
20	0.00016620	0.12960106	99.65563
21	0.00012247	0.09549981	99.75113
22	0.00010494	0.08183350	99.83297
23	0.00007055	0.05501519	99.88798
24	0.00006604	0.05149414	99.93947
25	0.00005285	0.04121612	99.98069
26	0.00001254	0.00977593	99.99047
27	0.00001223	0.00953344	100.00000
28	0.00000000	0.00000000	100.00000
29	0.00000000	0.00000000	100.00000
30	0.00000000	0.00000000	100.00000

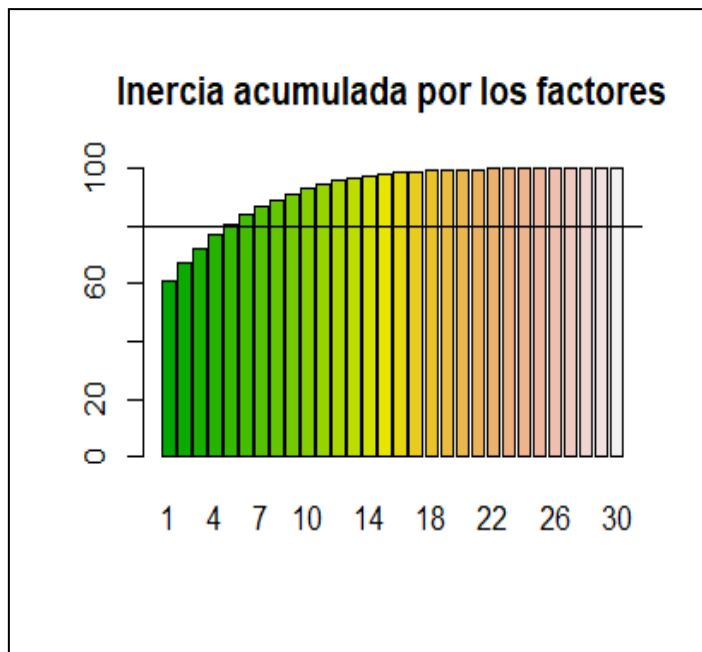
En cuanto al cálculo de los factores, nos sucede lo mismo que en el análisis del anterior, tenemos posibles 56 factores al tener 57 filas activas, pero como ya en el factor 27 recogemos el 100% de la inercia, no nos muestra el valor del resto de factores, ya que su valor propio sería 0. Con estos 30 factores explicamos una inercia de 0.1282386.

**Gráfico 3.2.4.1.: Valores propios asociados a cada uno de los factores.**



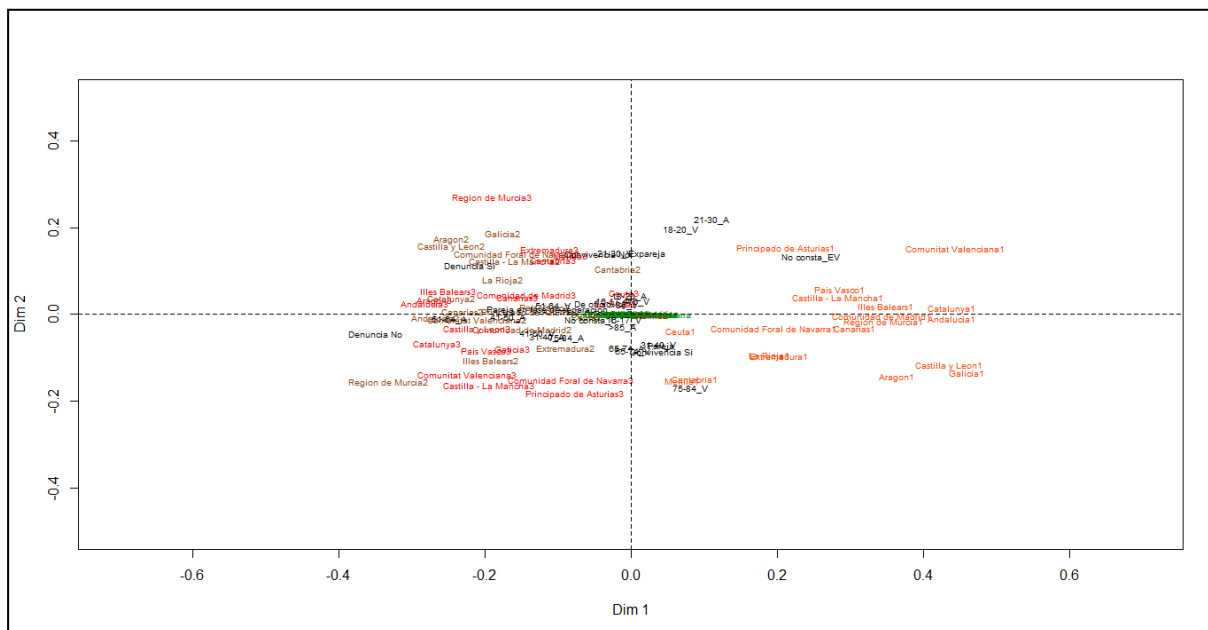
Al observar la distribución de la inercia a lo largo de los factores, vemos como la mayoría de inercia se concentra en el primer factor, un 60% de la total, para luego repartirse el resto entre los demás factores de forma más equitativa.

**Gráfico 3.2.4.2.: Inercia acumulada por cada uno de los factores.**



Para explicar al menos el 80% de la inercia total vamos a representar hasta la sexta dimensión. Aunque con la quinta explicamos justamente el 80%, si representamos la 6 podemos realizar los gráficos dos a dos y además explicar más inercia.

**Gráfico 3.2.4.3.: Proyección conjunta de las comunidades autónomas de la tabla suma, de los grupos 1, 2 y 3 y de las categorías de las categorías de las variables sobre las dimensiones 1 y 2 (Imagen ampliada: Anexo 2, [Gráfico 12](#)).**



Con la representación sobre las dimensiones 1 y 2 explicamos aproximadamente el 67% de la inercia proyectada, solamente la inercia intra, ya que al utilizar la nueva tabla hemos eliminado la inter.

Observamos como por un lado se encuentra el grupo 1, a la derecha del gráfico y en la izquierda el 2 y 3. El grupo 1 en la mayoría de los casos es el que mayor número de víctimas posee, en contraposición del 2 y 3, los cuales a su vez tienen un número de víctimas similar. Dentro del grupo 1, están ordenados de mayor a menor número de víctimas, de derecha a izquierda mientras que en los otros dos grupos se alejan del centro aquellas comunidades con el menor número de víctimas dentro de su grupo. Al observar la proyección de la tabla suma vemos como ninguna se aleja del centro ni se diferencian entre ellas, todas se comportan de la misma manera. Al igual que en el anterior análisis, la categoría de “No consta EV”, se encuentra relacionada con el grupo 1 y también agresores y víctimas jóvenes: “21-30\_A” y “18-20\_V”. Por otro lado, vemos como “Denuncia Si” se encuentra más relacionada con el grupo 2 y “Denuncia No” con el grupo 3, es decir, el hecho de denunciar ha disminuido con el paso de los años.

Para poder ver las proyecciones sobre la dimensiones 3 y 4, 5 y 6 ir al Anexo 2: [Gráfico 13](#) y [Gráfico 14](#), respectivamente.

### **3.2.5. INERCIA PROYECTADA**

Como hemos dicho en la metodología teórica, la inercia total de un análisis factorial múltiple está compuesta por la inercia inter y la inercia intra. En el primer análisis factorial múltiple solamente proyectamos la inercia inter, 0.08539164; en el segundo la suma de la inercia inter y la intra, es decir, la total que es 0.2136302; en el último, la inercia intra, 0.1282386. Debido a esta descomposición de la inercia total, podemos ver que en el análisis de nuestra tabla, la inercia más importante es la inercia intra, ya que corresponde aproximadamente el 60% de la inercia total. Esto quiere decir que la mayor parte de la información está contenida en la variabilidad entre las comunidades autónomas en cada uno de los tres periodos de años que hemos considerado.

Esta descomposición de la inercia se puede observar visualmente a través de los gráficos. En el [Gráfico 3.2.2.3.](#) donde proyectamos la inercia inter observamos que comunidades con pocas observaciones totales como “Cantabria”, “Melilla”, “La Rioja” y “Ceuta”, se caracterizan por tener agresores y víctimas jóvenes y a su vez, de edades avanzadas. Por otro lado, mediante la proyección de la inercia intra, [Gráfico 3.2.4.3.](#), vemos que el grupo 1

se encuentra en contraposición del grupo 2 y 3, siendo este primero mayor en su número de víctimas, además los tres grupos se encuentran ordenados de menor a mayor número de víctimas. Además el grupo 1, se caracteriza por un gran número de datos ausentes en cuanto a la edad de la víctima y por agresores y víctimas jóvenes. Finalmente, mediante el [Gráfico 3.2.3.3.](#), recogemos tanto la inercia inter como la intra, por lo tanto vemos como en este gráfico se recogen las relaciones encontradas en los otros dos gráficos, aunque al ser la inercia intra mayor, son más visibles las relaciones de este análisis: los tres grupos se encuentran ordenados de mayor a menor, pero a su vez, el grupo 1, con mayor número de víctimas, se encuentra separado del 2 y 3, con un número de víctimas más parecido. El grupo 1 se encuentra caracterizado por la falta de datos en cuanto a las edades de la víctima y del agresor y de existencia de denuncia. Además, vemos como “Cantabria”, “Melilla”, “La Rioja” y “Ceuta”, comunidades con bajo número de víctimas, se caracterizan por agresores y víctimas de edades tempranas y avanzadas.

## **4. CONCLUSIÓN**

### **4.1. CONCLUSIÓN TEÓRICA**

El estudio de las tablas ternarias de contingencia mediante el análisis factorial múltiple posee gran complejidad pero mediante el uso de diversos tratamientos nos permiten obtener diversas visiones de nuestros datos.

En primer lugar, mediante el estudio de las marginales binarias a través de un análisis de correspondencias simple nos permite establecer relaciones entre filas o columnas. Además de crear una tipología de filas caracterizada por un conjunto de columnas, y viceversa.

Mediante el análisis de la tabla suma y las tablas de los grupos como suplementarias, conservando solamente la inercia inter, es decir, la información existente es la procedente de la variabilidad entre las diferentes tablas. A través de estos análisis podemos ver si existe una estructura común del total de las tablas o por el contrario, hay una mezcla de tendencias. También, podemos comparar los perfiles totales de las filas.

Con el análisis de las tablas yuxtapuestas por filas y la tabla suma como suplementaria, conservando tanto la inercia intra como la inter, permite comparar los perfiles filas en las diferentes tablas, además de ver cuáles son las variables que más contribuyen a la inercia total.

Finalmente, el análisis intra de la yuxtaposición de tablas por filas, donde la información explicada procedente de la variabilidad que hay entre las filas dentro de cada una de las tablas, permite tener todas las tablas centradas en el mismo punto y poder establecer relaciones entre filas homólogas de las diferentes tablas y además ver la relación entre dos variables condicionadas por una tercera.

### **4.2. CONCLUSIÓN PRÁCTICA**

Mediante este trabajo, a través de una tabla ternaria hemos jugado con la variabilidad para poder tener un análisis completo, mediante el análisis de correspondencias simple y el análisis factorial múltiple.

Hemos visto que la mayoría de las comunidades autónomas tienen el mismo comportamiento a lo largo de los años. Sin embargo, destacan “Ceuta”, “Comunidad Foral de Navarra” y “La Rioja”, comunidades caracterizadas por tener un número de víctimas

cercano a 0 que en 2008 han aumentado sus frecuencias, lo mismo sucede con “Principado de Asturias” en 2006.

No hay una caracterización determinada de las comunidades autónomas mediante las categorías de las variables pero hemos visto como “Cantabria”, “La Rioja”, “Melilla” y “Ceuta” se caracterizan por tener agresores y víctimas muy jóvenes y a su vez también de edades muy avanzadas, además de destacar por un gran número de “No consta” edad de la víctima y convivencia.

Al conjunto de años les sucede algo similar, aunque los primeros años del estudio, los que un mayor número de víctimas poseen, “2003”, “2004” y “2005”, se caracterizan por su gran número de “No consta” en las variables de edad de la víctima, del agresor y de denuncia, además de caracterizarse por denuncias “De oficio” y víctimas y agresores jóvenes.

Por otro lado, también hemos estudiado como ha sido el comportamiento del número de víctimas antes, durante y después de la crisis económica en España.

Conservando solamente la inercia inter, hemos visto que los 3 periodos se caracterizan por las categorías de las variables de la misma forma que el número total de víctimas, que ya hemos explicado anteriormente.

En la conservación de la inercia inter e intra, se observa que durante y después de la crisis el número de víctimas es más similar e inferior que antes de ella. Además antes de la crisis, abundaba la falta de observaciones sobre la edad del agresor, de la víctima y de denuncia al agresor.

Finalmente, mediante la conservación de la inercia intra, al igual que en el anterior, durante y después de la crisis el número de víctimas fue inferior que antes y además antes de la crisis, además de caracterizarse por la falta de datos sobre la edad de la víctima, también se caracteriza por agresores y víctimas jóvenes. Por otro lado, durante la crisis abundaron las denuncias al agresor, mientras el periodo después de ella se caracterizó por el hecho de no denunciar al agresor, es decir, que las denuncias han disminuido con el paso del tiempo.

### **4.3. CONCLUSIÓN PERSONAL**

Mediante este trabajo me he dado cuenta de mi capacidad autodidacta, he sido capaz de entender y aplicar el análisis factorial múltiple, un método que no habíamos utilizado durante el grado. Además de haber mejorado mi organización en cuanto al trabajo que he

ido realizando durante estos meses. En cuanto al tema tratado, la violencia de género, no han salido los resultados que esperaba en relación a su disminución a lo largo del tiempo, aunque sí que me ha alegrado saber que ha disminuido la información desconocida en cuanto a estas situaciones. En resumen, me siento satisfecha con mi trabajo, ya que he abordado tanto temas teóricos como prácticos.



## 5. BIBLIOGRAFÍA

- Abascal Monedero, P. J., & Nieto Morales, C. (2012). Conversaciones con profesionales sobre la violencia de género en España. Recuperado a partir de <https://idus.us.es/xmlui/handle/11441/33354>
- Ayuso, S., Magi, L., Guimón, P., & Müller, E. (2017). Día contra la violencia de género: Europa dibuja un panorama sombrío de agresiones, abusos y acoso sexual | España | EL PAÍS. Recuperado 22 de mayo de 2018, a partir de [https://politica.elpais.com/politica/2017/11/24/actualidad/1511547392\\_285925.html](https://politica.elpais.com/politica/2017/11/24/actualidad/1511547392_285925.html)
- Escofier, B., & Pagès, J. (1992). *Análisis factoriales simples y múltiples : objetivos, métodos e interpretación*. Universidad del País Vasco.
- López Martín, A. (2017). Revista de Derecho Actual , Vol. III (2017), ISSN: 2445-4001.
- Montañés, É. (2018). La violencia sobre la mujer se recrudece en Europa. Recuperado 26 de abril de 2018, a partir de [http://www.abc.es/sociedad/abci-violencia-sobre-mujer-recrudece-europa-201802042208\\_noticia.html](http://www.abc.es/sociedad/abci-violencia-sobre-mujer-recrudece-europa-201802042208_noticia.html)
- Tejada Dewar, J. (2015). Las cifras de violencia de género en los países nórdicos duplican las de España | Público. Recuperado 26 de abril de 2018, a partir de <http://www.publico.es/sociedad/cifras-violencia-genero-paises-nordicos.html>

# ANEXO

## ANEXO 1: DESCRIPTIVA BIVARIANTE

Gráfico 1: Existencia de denuncia al agresor según el año del suceso.

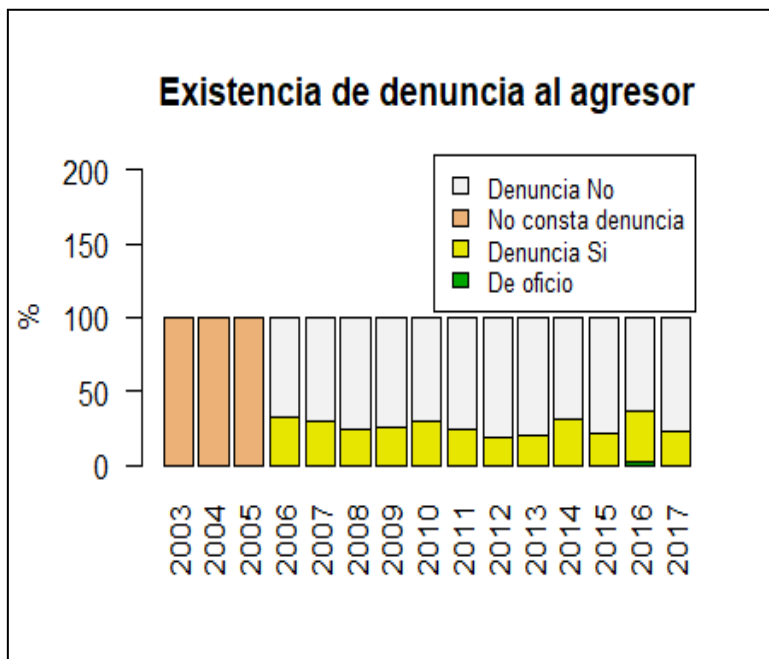
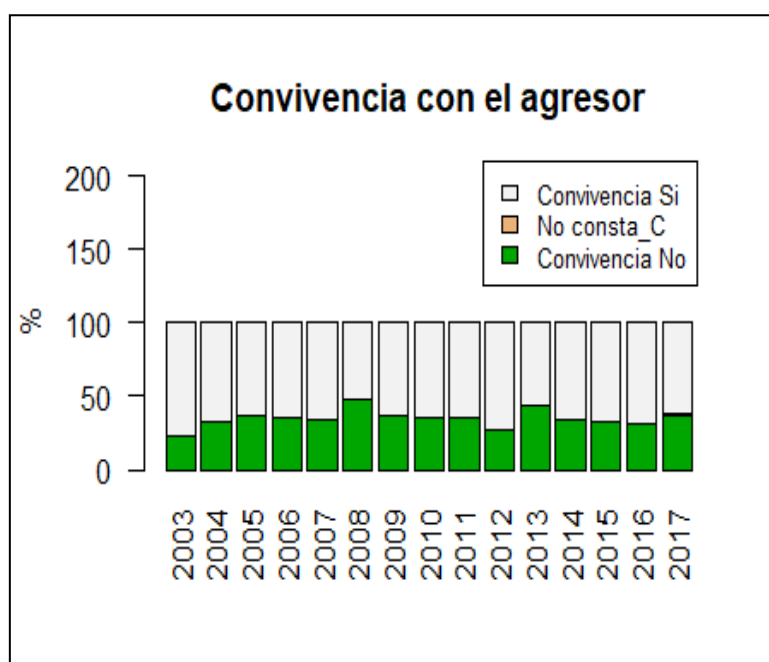


Tabla 1: Existencia de denuncia al agresor según el año (frecuencias y porcentajes).

Año	De oficio		Denuncia Si		No consta denuncia		Denuncia No	
	Nº	%	Nº	%	Nº	%	Nº	%
2003	0	0.00	0	0.00	71	100.00	0	0.00
2004	0	0.00	0	0.00	72	100.00	0	0.00
2005	0	0.00	0	0.00	57	100.00	0	0.00
2006	0	0.00	22	31.88	0	0.00	47	68.12
2007	0	0.00	21	29.58	0	0.00	50	70.42
2008	0	0.00	18	23.68	0	0.00	58	76.32
2009	0	0.00	14	25.00	0	0.00	42	75.00
2010	0	0.00	22	30.14	0	0.00	51	69.86
2011	0	0.00	15	24.19	0	0.00	47	75.81

<b>2012</b>	0	0.00	10	19.23	0	0.00	42	80.77
<b>2013</b>	0	0.00	11	20.37	0	0.00	43	79.63
<b>2014</b>	0	0.00	17	30.91	0	0.00	38	69.09
<b>2015</b>	0	0.00	13	21.67	0	0.00	47	78.33
<b>2016</b>	1	2.27	15	34.09	0	0.00	28	63.64
<b>2017</b>	0	0.00	11	22.45	0	0.00	38	77.55

**Gráfico 2: Convivencia con el agresor según el año.**

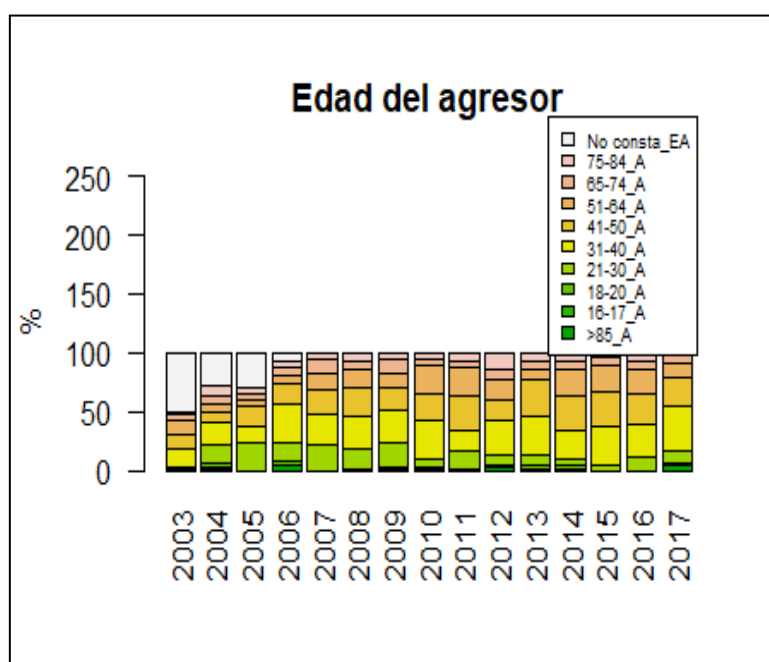


**Tabla 2: Convivencia con el agresor según el año (frecuencias y porcentajes).**

Año	Convivencia No		No consta_C		Convivencia Si	
	Nº	%	Nº	%	Nº	%
<b>2003</b>	16	22.54	0	0.00	55	77.46
<b>2004</b>	24	33.33	0	0.00	48	66.67
<b>2005</b>	21	36.84	0	0.00	36	63.16
<b>2006</b>	24	34.78	0	0.00	45	65.22
<b>2007</b>	24	33.80	0	0.00	47	66.20
<b>2008</b>	36	47.37	0	0.00	40	52.63
<b>2009</b>	21	37.50	0	0.00	35	62.50
<b>2010</b>	26	35.62	0	0.00	47	64.38

<b>2011</b>	22	35.48	0	0.00	40	64.52
<b>2012</b>	14	26.92	0	0.00	38	73.08
<b>2013</b>	24	44.44	0	0.00	30	55.56
<b>2014</b>	19	34.55	0	0.00	36	65.45
<b>2015</b>	20	33.33	0	0.00	40	66.67
<b>2016</b>	14	31.82	0	0.00	30	68.18
<b>2017</b>	18	36.73	1	2.04	30	61.22

**Gráfico 3: Edad del agresor según el año.**



**Tabla 3: Edad del agresor según el año (porcentajes).**

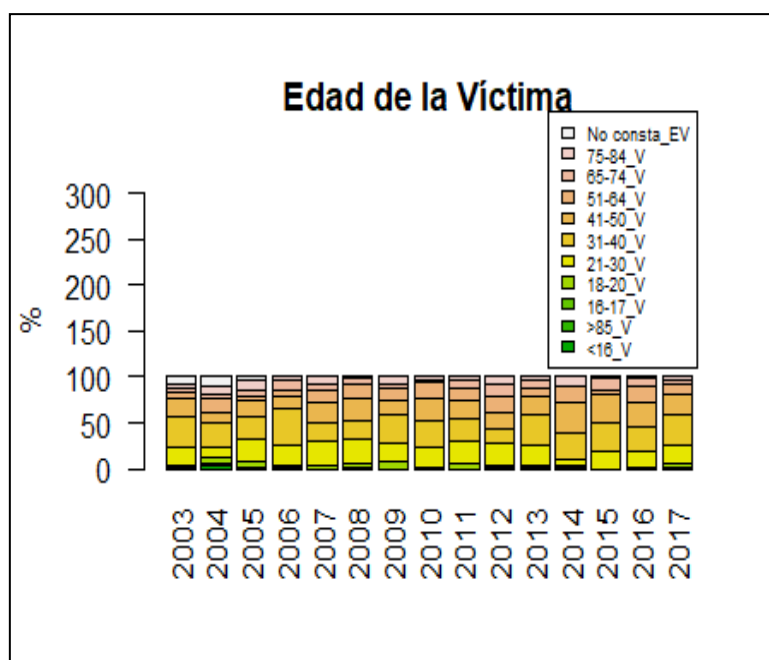
Año	>85	16-17	18-20	21-30	31-40	41-50	51-64	65-74	75-84	No consta_EA
	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%
<b>2003</b>	1.41	0.00	0.00	1.41	15.49	12.68	11.27	5.63	1.41	50.70
<b>2004</b>	1.39	1.39	2.78	16.67	18.06	9.72	5.56	8.33	8.33	27.78
<b>2005</b>	0.00	0.00	0.00	22.81	14.04	17.54	5.26	5.26	5.26	29.82
<b>2006</b>	4.35	0.00	4.35	14.49	33.33	17.39	7.25	7.25	4.35	7.25
<b>2007</b>	0.00	0.00	0.00	21.13	26.76	21.13	12.68	12.68	5.63	0.00
<b>2008</b>	0.00	0.00	1.32	17.11	27.63	23.68	15.79	7.89	6.58	0.00
<b>2009</b>	1.79	0.00	1.79	19.64	28.57	17.86	12.50	12.50	5.36	0.00
<b>2010</b>	1.37	0.00	1.37	6.85	32.88	21.92	24.66	5.48	5.48	0.00
<b>2011</b>	1.61	0.00	0.00	14.52	17.74	29.03	24.19	6.45	6.45	0.00

<b>2012</b>	1.92	0.00	1.92	9.62	28.85	17.31	17.31	9.62	13.46	0.00
<b>2013</b>	1.85	0.00	1.85	9.26	33.33	31.48	7.41	7.41	7.41	0.00
<b>2014</b>	1.82	0.00	1.82	5.45	25.45	29.09	21.82	7.27	7.27	0.00
<b>2015</b>	0.00	0.00	0.00	5.00	31.67	30.00	23.33	6.67	3.33	0.00
<b>2016</b>	0.00	0.00	0.00	11.36	27.27	27.27	20.45	6.82	6.82	0.00
<b>2017</b>	4.08	0.00	2.04	10.20	38.78	24.49	12.24	6.12	2.04	0.00

**Tabla 4: Edad del agresor según el año (frecuencias).**

<b>Año</b>	<b>&gt;85</b>	<b>16-17</b>	<b>18-20</b>	<b>21-30</b>	<b>31-40</b>	<b>41-50</b>	<b>51-64</b>	<b>65-74</b>	<b>75-84</b>	<b>No consta_EA</b>
	<b>Nº</b>	<b>Nº</b>	<b>Nº</b>	<b>Nº</b>	<b>Nº</b>	<b>Nº</b>	<b>Nº</b>	<b>Nº</b>	<b>Nº</b>	<b>Nº</b>
<b>2003</b>	1	0	0	1	11	9	8	4	1	36
<b>2004</b>	1	1	2	12	13	7	4	6	6	20
<b>2005</b>	0	0	0	13	8	10	3	3	3	17
<b>2006</b>	3	0	3	10	23	12	5	5	3	5
<b>2007</b>	0	0	0	15	19	15	9	9	4	0
<b>2008</b>	0	0	1	13	21	18	12	6	5	0
<b>2009</b>	1	0	1	11	16	10	7	7	3	0
<b>2010</b>	1	0	1	5	24	16	18	4	4	0
<b>2011</b>	1	0	0	9	11	18	15	4	4	0
<b>2012</b>	1	0	1	5	15	9	9	5	7	0
<b>2013</b>	1	0	1	5	18	17	4	4	4	0
<b>2014</b>	1	0	1	3	14	16	12	4	4	0
<b>2015</b>	0	0	0	3	19	18	14	4	2	0
<b>2016</b>	0	0	0	5	12	12	9	3	3	0
<b>2017</b>	2	0	1	5	19	12	6	3	1	0

**Gráfico 4: Edad de la víctima según el año.**



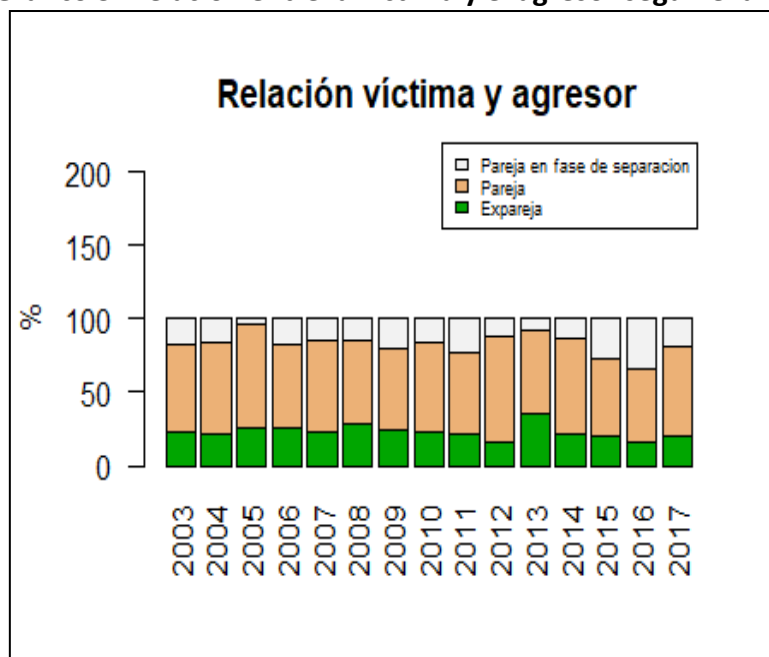
**Tabla 5: Edad de la víctima según el año (porcentajes).**

Año	<16	>85	16-17	18-20	21-30	31-40	41-50	51-64	65-74	75-84	No consta_EA
	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%
<b>2003</b>	0.00	1.41	0.00	1.41	19.72	35.21	19.72	5.63	5.63	2.82	8.45
<b>2004</b>	4.17	1.39	0.00	6.94	11.11	26.39	11.11	15.28	5.56	8.33	9.72
<b>2005</b>	0.00	0.00	1.75	7.02	22.81	24.56	17.54	5.26	7.02	10.53	3.51
<b>2006</b>	0.00	0.00	1.45	2.90	21.74	39.13	13.04	7.25	10.14	4.35	0.00
<b>2007</b>	0.00	0.00	0.00	2.82	26.76	21.13	21.13	12.68	8.45	7.04	0.00
<b>2008</b>	0.00	0.00	1.32	5.26	26.32	19.74	25.00	14.47	6.58	1.32	0.00
<b>2009</b>	0.00	0.00	0.00	8.93	19.64	30.36	16.07	12.50	5.36	7.14	0.00
<b>2010</b>	0.00	0.00	1.37	0.00	21.92	28.77	24.66	17.81	2.74	2.74	0.00
<b>2011</b>	0.00	0.00	0.00	4.84	24.19	25.81	19.35	14.52	8.06	3.23	0.00
<b>2012</b>	1.92	0.00	0.00	1.92	25.00	13.46	19.23	17.31	13.46	7.69	0.00
<b>2013</b>	1.85	0.00	0.00	1.85	22.22	33.33	18.52	9.26	9.26	3.70	0.00
<b>2014</b>	0.00	1.82	0.00	1.82	7.27	29.09	32.73	16.36	1.82	9.09	0.00
<b>2015</b>	0.00	0.00	0.00	0.00	20.00	30.00	31.67	3.33	13.33	1.67	0.00
<b>2016</b>	0.00	0.00	0.00	2.27	15.91	27.27	27.27	18.18	6.82	2.27	0.00
<b>2017</b>	0.00	2.04	0.00	4.08	20.41	32.65	22.45	10.20	4.08	4.08	0.00

**Tabla 6: Edad de la víctima según el año (frecuencias).**

Año	<16	>85	16-17	18-20	21-30	31-40	41-50	51-64	65-74	75-84	No consta_EA
	Nº	Nº	Nº	Nº	Nº	Nº	Nº	Nº	Nº	Nº	Nº
2003	0	1	0	1	14	25	14	4	4	2	6
2004	3	1	0	5	8	19	8	11	4	6	7
2005	0	0	1	4	13	14	10	3	4	6	2
2006	0	0	1	2	15	27	9	5	7	3	0
2007	0	0	0	2	19	15	15	9	6	5	0
2008	0	0	1	4	20	15	19	11	5	1	0
2009	0	0	0	5	11	17	9	7	3	4	0
2010	0	0	1	0	16	21	18	13	2	2	0
2011	0	0	0	3	15	16	12	9	5	2	0
2012	1	0	0	1	13	7	10	9	7	4	0
2013	1	0	0	1	12	18	10	5	5	2	0
2014	0	1	0	1	4	16	18	9	1	5	0
2015	0	0	0	0	12	18	19	2	8	1	0
2016	0	0	0	1	7	12	12	8	3	1	0
2017	0	1	0	2	10	16	11	5	2	2	0

**Gráfico 5: Relación entre la víctima y el agresor según el año.**



**Tabla 7: Relación entre la víctima y el agresor según el año ( frecuencias y porcentajes).**

Año	Expareja		Pareja		Pareja en fase de separación	
	Nº	%	Nº	%	Nº	%
<b>2003</b>	16	22.54	43	60.56	12	16.90
<b>2004</b>	16	22.22	44	61.11	12	16.67
<b>2005</b>	15	26.32	40	70.18	2	3.51
<b>2006</b>	18	26.09	39	56.52	12	17.39
<b>2007</b>	16	22.54	45	63.38	10	14.08
<b>2008</b>	22	28.95	43	56.58	11	14.47
<b>2009</b>	14	25.00	31	55.36	11	19.64
<b>2010</b>	17	23.29	44	60.27	12	16.44
<b>2011</b>	13	20.97	35	56.45	14	22.58
<b>2012</b>	8	15.38	38	73.08	6	11.54
<b>2013</b>	19	35.19	31	57.41	4	7.41
<b>2014</b>	12	21.82	36	65.45	7	12.73
<b>2015</b>	12	20.00	32	53.33	16	26.67
<b>2016</b>	7	15.91	22	50.00	15	34.09
<b>2017</b>	10	20.41	30	61.22	9	18.37



## ANEXO 2: ANÁLISIS

### ESTUDIO DE LAS MARGINALES BINARIAS

#### COMUNIDAD AUTÓNOMA Y AÑO DEL SUCESO

Tabla 1: Coordenadas de las comunidades autónomas

CCAA	Dim 1	Dim 2	Dim 3	Dim 4	Dim 5	Dim 6
Andalucía	-0.162	0.207	0.063	-0.138	0.042	-0.057
Aragón	0.482	0.139	-0.441	0.055	-0.120	-0.041
Canarias	-0.051	-0.030	-0.229	-0.069	-0.016	-0.112
Cantabria	-0.246	-0.083	0.053	0.146	-0.664	0.622
Castilla - La Mancha	-0.196	0.084	-0.219	0.454	-0.023	0.238
Castilla y León	0.465	-0.078	-0.166	-0.016	-0.126	-0.025
Catalunya	0.028	-0.037	0.094	-0.029	0.161	0.033
Ceuta	-0.523	-0.569	-0.167	-1.883	0.182	0.870
Comunidad de Madrid	-0.112	-0.120	0.083	0.208	-0.021	-0.084
Comunidad Foral de Navarra	-0.173	-0.802	-0.661	0.198	0.071	-0.455
Comunitat Valenciana	-0.041	-0.008	0.077	0.052	-0.070	0.034
Extremadura	-0.291	0.314	-0.112	0.119	0.006	0.613
Galicia	0.169	-0.323	0.390	-0.068	-0.261	0.019
Illes Balears	0.696	0.119	-0.212	-0.145	0.142	0.222
La Rioja	-0.444	-1.017	-0.447	-0.928	-0.162	0.279
Melilla	1.396	-0.424	0.499	0.338	0.809	-0.010
País Vasco	-0.053	0.021	0.118	0.111	0.190	-0.095
Principado de Asturias	0.240	0.478	-0.073	-0.130	-0.407	-0.294
Región de Murcia	-0.456	-0.193	-0.360	-0.073	0.118	-0.036

**Tabla 2: Coordenadas de los años**

<b>Año</b>	<b>Dim 1</b>	<b>Dim 2</b>	<b>Dim 3</b>	<b>Dim 4</b>	<b>Dim 5</b>	<b>Dim 6</b>
2003	0.007	-0.166	-0.171	-0.366	-0.085	0.153
2004	-0.253	0.055	-0.074	-0.011	0.071	0.191
2005	0.295	-0.038	-0.347	0.043	0.191	-0.179
2006	-0.121	0.358	-0.084	-0.060	0.121	-0.061
2007	0.023	-0.134	0.026	0.226	-0.115	0.013
2008	-0.085	-0.449	-0.106	0.020	-0.096	-0.176
2009	-0.276	-0.066	0.106	-0.341	0.142	0.104
2010	0.022	0.292	-0.046	-0.052	-0.068	-0.162
2011	-0.113	0.089	0.069	-0.028	0.008	-0.264
2012	0.044	0.042	0.175	0.146	0.075	0.125
2013	0.031	0.111	0.035	0.215	-0.235	0.120
2014	0.335	-0.173	0.496	0.011	0.297	-0.025
2015	-0.021	0.095	0.306	-0.088	-0.311	-0.039
2016	0.809	0.088	-0.185	0.026	-0.045	0.209
2017	-0.444	-0.048	-0.124	0.405	0.137	0.126

Gráfico 1: Proyección conjunta de las comunidades autónomas y de los años sobre las dimensiones 1 y 2.

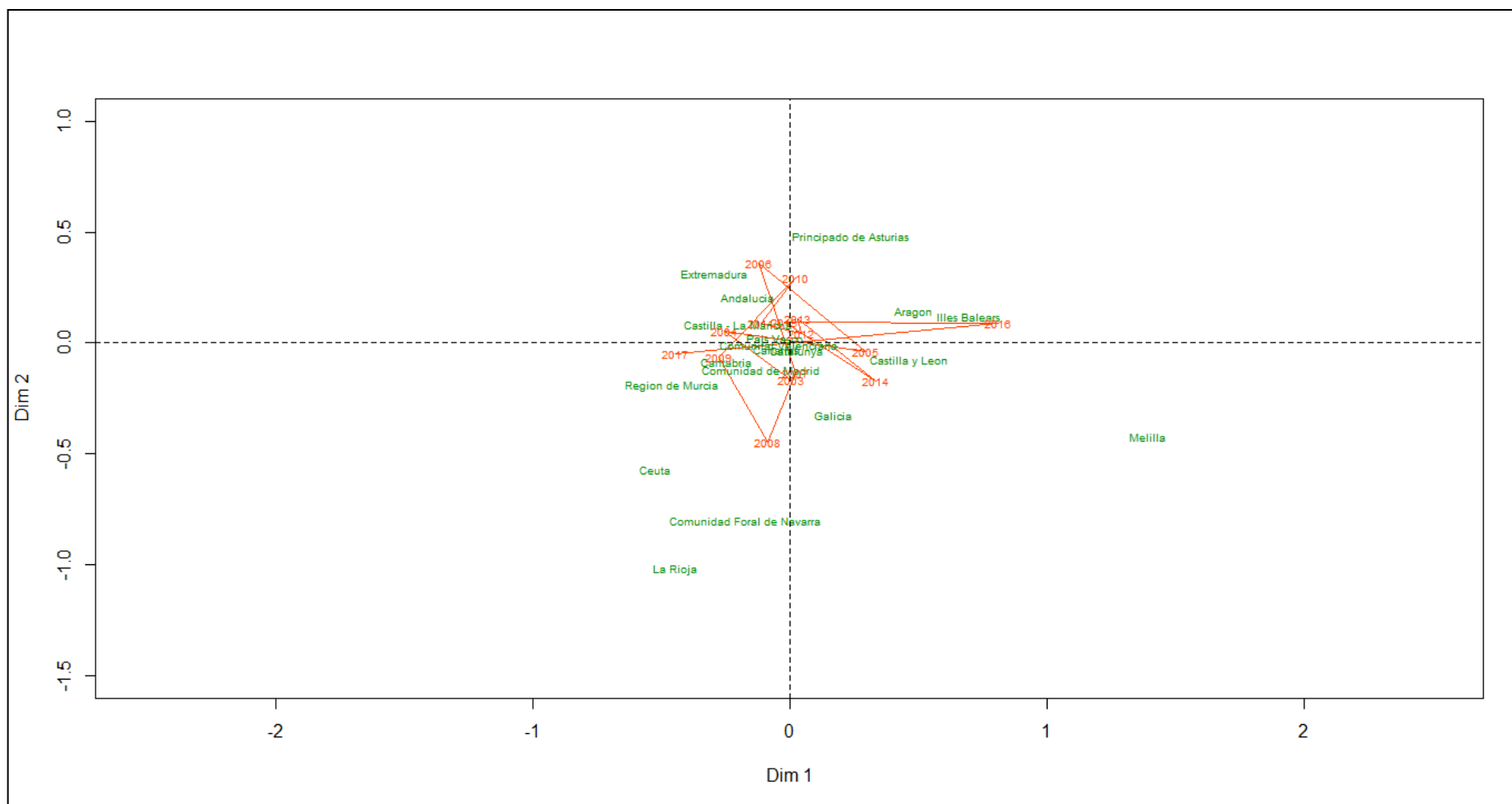
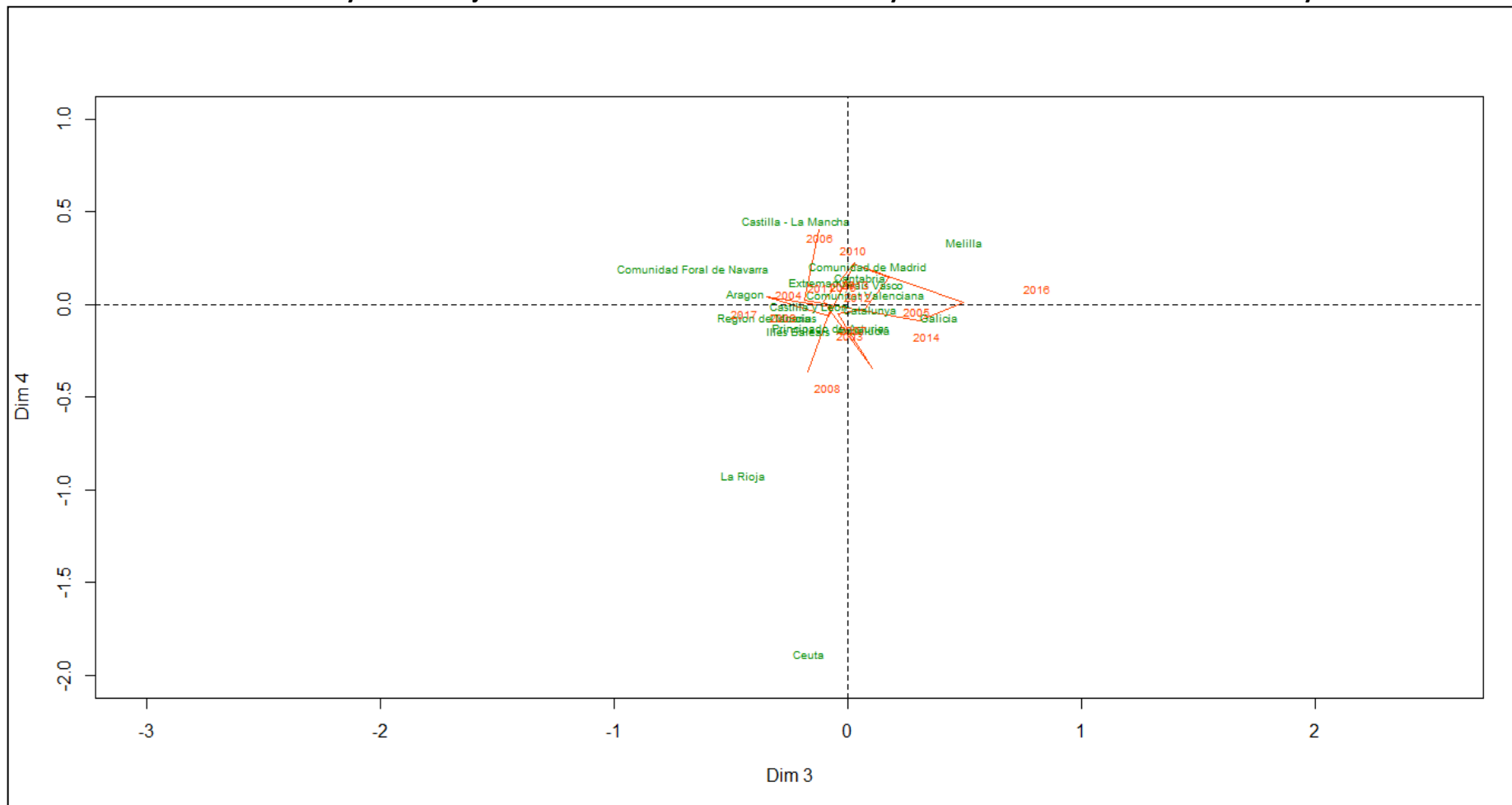


Gráfico 2: Proyección conjunta de las comunidades autónomas y de los años sobre las dimensiones 3 y 4.







## COMUNIDAD AUTÓNOMA Y RESTO DE VARIABLES

**Tabla 3: Coordenadas de las comunidades autónomas.**

<b>CCAA</b>	<b>Dim 1</b>	<b>Dim 2</b>	<b>Dim 3</b>	<b>Dim 4</b>	<b>Dim 5</b>	<b>Dim 6</b>	<b>Dim 7</b>	<b>Dim 8</b>
Andalucía	0.129	-0.017	-0.047	0.054	-0.027	0.012	0.056	-0.015
Aragón	0.056	-0.105	0.275	-0.189	-0.188	-0.138	0.132	-0.057
Canarias	-0.174	0.048	-0.080	-0.071	-0.049	0.081	-0.043	-0.155
Cantabria	-0.177	0.424	-0.221	0.217	-0.147	-0.224	-0.082	-0.169
Castilla – La Mancha	-0.165	0.089	0.298	0.171	-0.013	0.172	-0.023	-0.003
Castilla y León	0.033	-0.322	-0.124	0.065	0.088	-0.003	0.049	-0.009
Catalunya	-0.053	-0.060	0.023	0.080	-0.014	-0.022	-0.058	0.017
Ceuta	-0.535	0.305	0.022	0.016	-0.116	-0.662	-0.007	-0.325
Comunidad de Madrid	-0.108	0.062	-0.057	-0.029	0.028	-0.082	-0.037	0.054
Comunidad Foral de Navarra	0.101	-0.024	-0.071	0.097	-0.034	0.317	0.255	-0.188
Comunitat Valenciana	0.044	0.044	-0.008	-0.032	0.094	0.030	-0.095	0.030
Extremadura	0.724	0.541	0.113	0.113	0.109	-0.159	0.000	-0.110
Galicia	0.105	0.049	-0.071	-0.106	-0.142	0.048	0.015	0.128
Illes Balears	-0.005	-0.134	0.065	-0.143	0.174	-0.079	-0.019	-0.121
La Rioja	-0.286	0.130	-0.250	-0.072	-0.328	-0.135	0.048	-0.217
Melilla	-0.099	0.130	-0.317	-0.207	-0.344	0.313	-0.176	0.181
País Vasco	-0.273	0.195	-0.010	-0.058	0.167	0.000	0.307	0.096
Principado de Asturias	0.130	-0.045	0.187	-0.355	0.013	0.089	-0.038	-0.029
Región de Murcia	-0.039	-0.136	0.170	0.069	-0.140	-0.168	0.024	0.085

**Tabla 4: Coordenadas de las categorías de las variables.**

<b>Categorías</b>	<b>Dim 1</b>	<b>Dim 2</b>	<b>Dim 3</b>	<b>Dim 4</b>	<b>Dim 5</b>	<b>Dim 6</b>	<b>Dim 7</b>	<b>Dim 8</b>
De oficio	-1.211	0.385	-0.742	-0.703	-0.532	0.907	-0.497	-2.066
Denuncia Si	-0.025	0.154	-0.015	0.044	0.040	0.063	-0.108	0.085
No consta denuncia	-0.014	-0.030	0.023	0.046	-0.088	-0.089	0.091	-0.174
Denuncia No	0.016	-0.044	-0.002	-0.032	0.020	0.010	0.005	0.039
Convivencia No	0.009	-0.087	-0.122	0.041	0.000	0.066	0.052	-0.012
No consta_C	-1.150	0.713	2.760	1.694	-0.146	1.926	-0.261	-0.037
Convivencia Si	-0.003	0.046	0.061	-0.025	0.000	-0.039	-0.028	0.007
>85_A	0.507	0.241	0.303	-0.744	0.671	-0.028	-0.509	-0.399
16-17_A	-1.901	1.563	-0.092	-0.570	1.824	0.004	3.533	1.286
18-20_A	-0.090	-0.378	-0.133	0.435	-0.093	-0.437	-0.097	0.292
21-30_A	0.096	0.087	0.138	0.064	0.161	0.107	0.167	-0.062
31-40_A	-0.259	0.147	-0.129	0.013	-0.035	-0.091	-0.094	-0.028
41-50_A	-0.060	-0.010	0.023	-0.031	0.061	0.091	-0.002	0.025
51-64_A	0.116	-0.264	-0.031	0.055	0.068	0.027	-0.017	-0.055
65-74_A	0.113	0.015	-0.030	-0.378	-0.374	0.061	0.066	0.107
75-84_A	0.582	0.381	-0.090	0.303	-0.099	-0.041	0.091	0.082
No consta_EA	0.067	-0.384	0.255	0.048	-0.112	-0.109	0.012	0.064
<16_V	-0.505	-0.364	0.995	0.951	-0.427	-0.141	-0.395	0.358
>85_V	1.472	1.016	0.189	0.532	0.443	-0.390	-0.278	-0.257
16-17_V	0.171	-0.469	-0.544	0.142	0.502	-0.121	-0.077	0.201
18-20_V	0.165	-0.122	-0.343	0.022	0.000	0.156	-0.153	0.174
21-30_V	-0.075	0.033	0.142	0.003	-0.106	0.022	0.078	-0.077
31-40_V	-0.184	0.086	-0.056	0.059	0.034	-0.040	0.025	-0.013
41-50_V	0.067	-0.129	-0.075	0.039	0.051	-0.011	-0.087	-0.002
51-64_V	0.096	-0.205	-0.033	-0.090	0.085	0.100	0.057	-0.011
65-74_V	0.024	0.103	0.093	-0.325	-0.070	-0.107	0.024	0.121
75-84_V	0.678	0.289	-0.003	0.017	-0.151	-0.043	0.009	-0.009
No consta_EV	-0.312	0.185	0.478	-0.063	0.134	0.272	-0.283	0.308
Expareja	0.003	0.046	-0.131	0.028	-0.069	0.129	0.015	-0.002
Pareja	-0.006	-0.005	0.050	-0.002	-0.003	0.020	-0.023	-0.008
Pareja en fase de separacion	0.017	-0.045	0.003	-0.033	0.106	-0.252	0.062	0.033



**Gráfico 4: Proyección conjunta de las comunidades autónomas y las categorías de las variables sobre las dimensiones 1 y 2.**

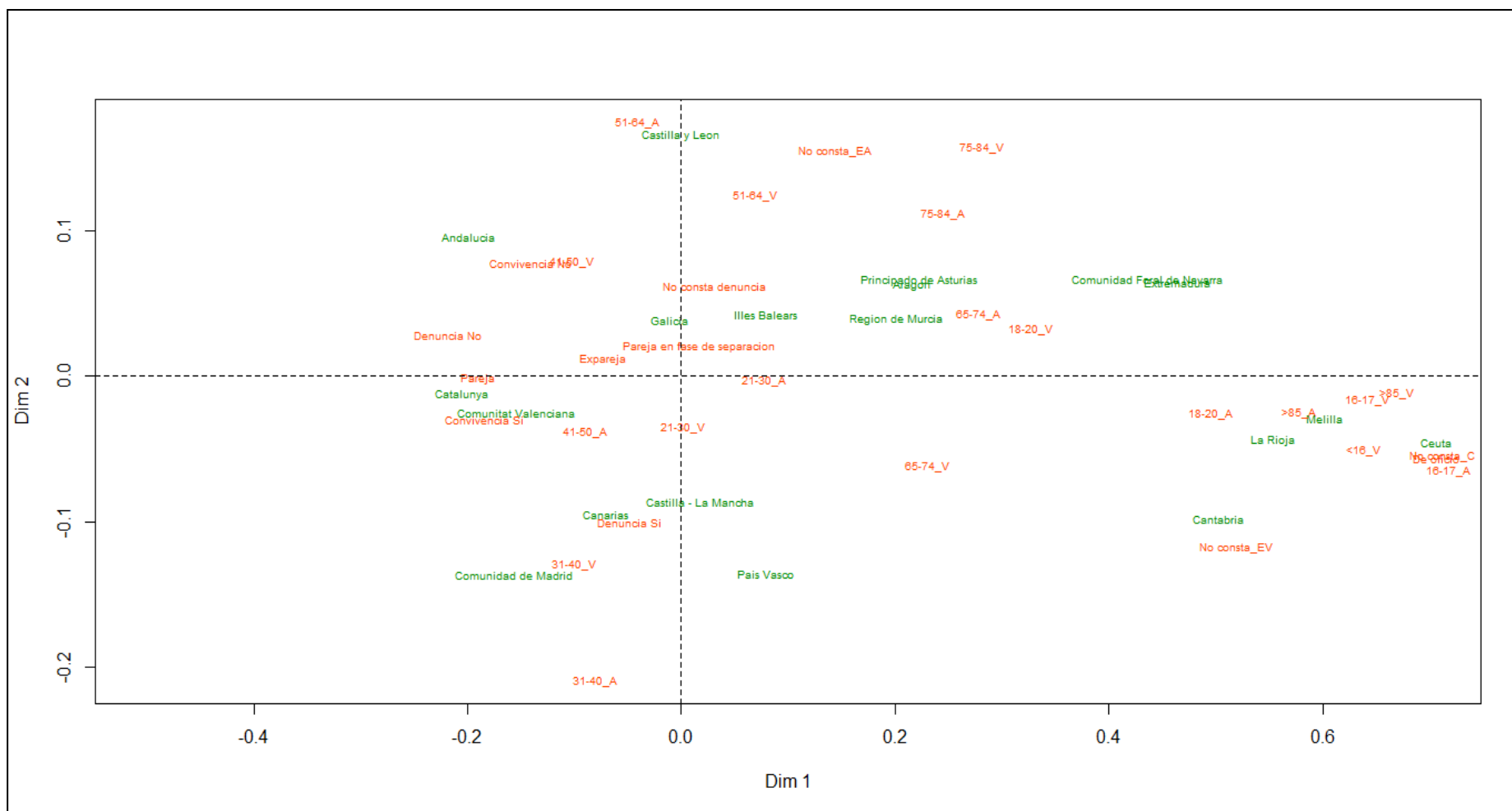
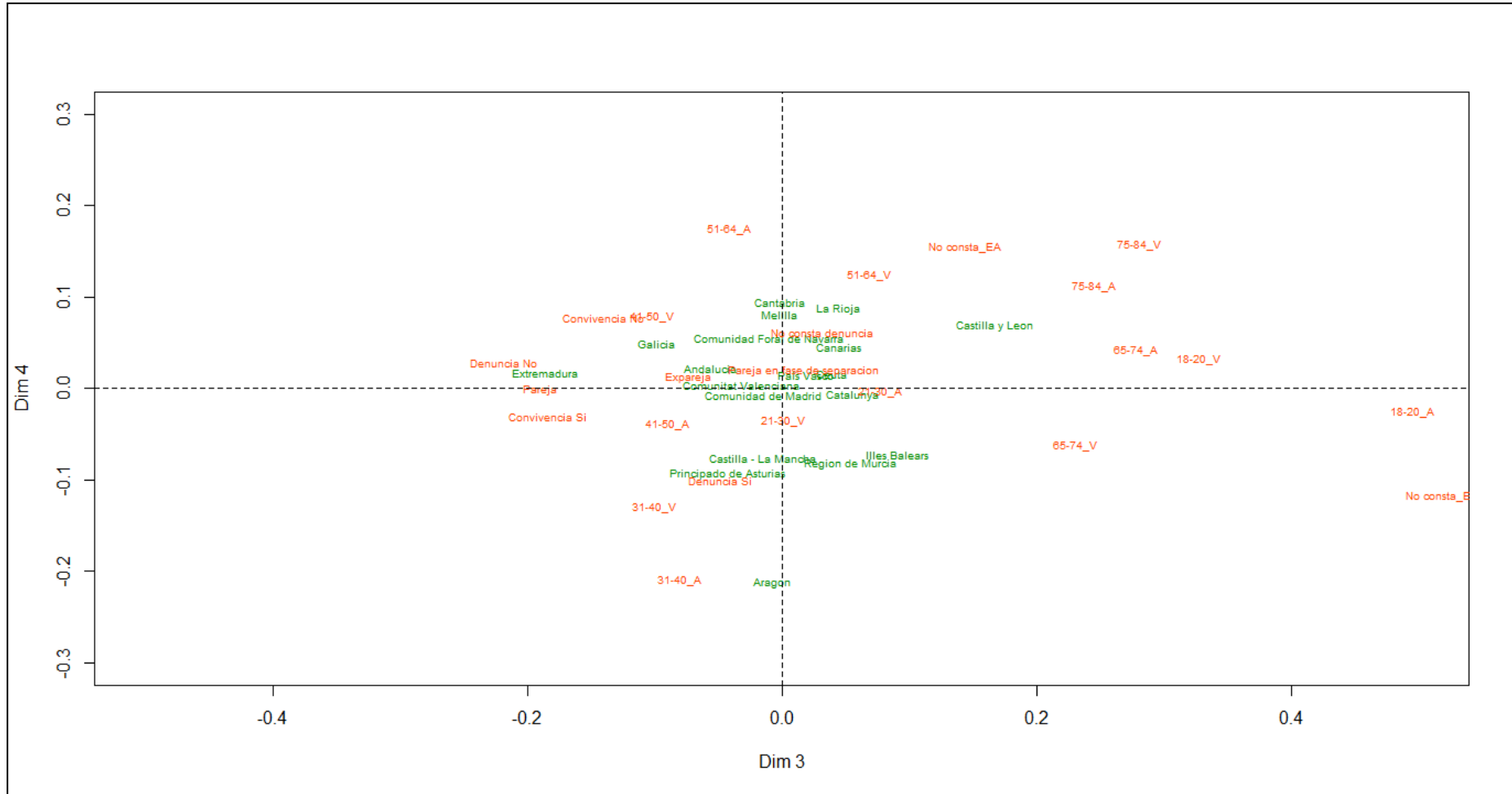


Gráfico 5: Proyección conjunta de las comunidades autónomas y las categorías de las variables sobre las dimensiones 3 y 4.



## AÑO DEL SUCESO Y CATEGORÍAS DE LAS VARIABLES

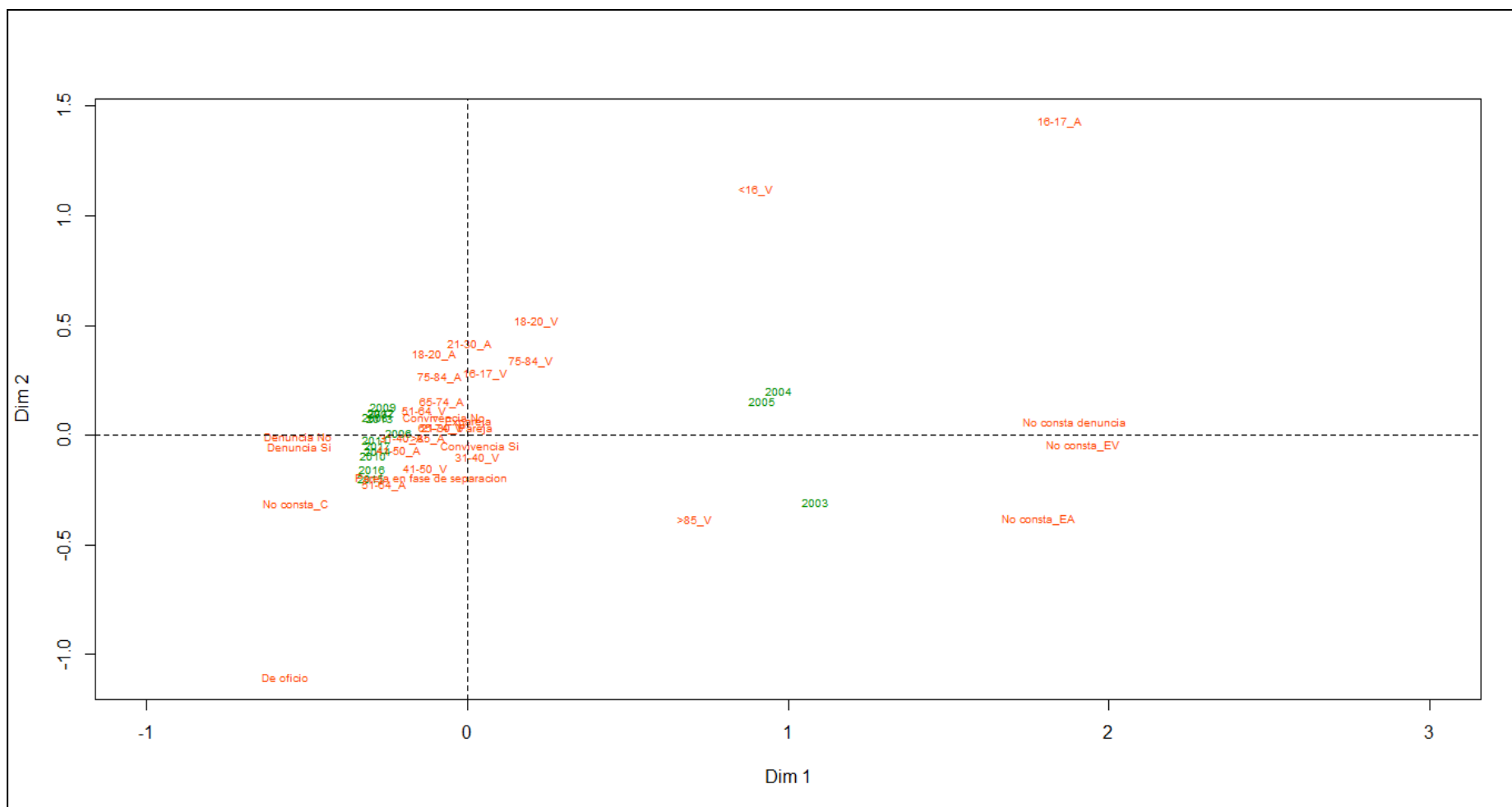
Tabla 5: Coordenadas de los años.

<b>Año</b>	<b>Dim 1</b>	<b>Dim 2</b>
2003	1.085	-0.303
2004	0.970	0.202
2005	0.917	0.153
2006	0.215	0.012
2007	0.271	0.098
2008	0.287	0.083
2009	0.264	0.132
2010	0.295	-0.091
2011	0.286	-0.021
2012	0.270	0.103
2013	0.274	0.079
2014	0.279	-0.074
2015	0.302	-0.197
2016	0.298	-0.155
2017	0.281	-0.045

**Tabla 6: Coordenadas de las categorías de las variables.**

<b>Categoría</b>	<b>Dim 1</b>	<b>Dim 2</b>
De oficio	-0.567	-1.102
Denuncia Si	-0.523	-0.052
No consta denuncia	1.894	0.062
Denuncia No	-0.526	-0.003
Convivencia No	-0.074	0.083
No consta_C	-0.534	-0.317
Convivencia Si	0.041	-0.045
>85_A	-0.120	-0.015
16-17_A	1.845	1.430
18-20_A	-0.104	0.370
21-30_A	0.006	0.413
31-40_A	-0.205	-0.013
41-50_A	-0.215	-0.073
51-64_A	-0.262	-0.227
65-74_A	-0.080	0.152
75-84_A	-0.088	0.262
No consta_EA	1.779	-0.383
<16_V	0.900	1.116
>85_V	0.711	-0.390
16-17_V	0.057	0.279
18-20_V	0.215	0.517
21-30_V	-0.076	0.032
31-40_V	0.031	-0.103
41-50_V	-0.131	-0.155
51-64_V	-0.136	0.108
65-74_V	-0.084	0.034
75-84_V	0.199	0.339
No consta_EV	1.919	-0.048
Expareja	0.004	0.061
Pareja	0.029	0.031
Pareja en fase de separacion	-0.111	-0.198

Gráfico 6: Proyección conjunta de los años del suceso y de las categorías de las variables sobre las dimensiones 1 y 2.



## AFC DE LA TABLA SUMA Y LAS T TABLAS COMO SUPLEMENTARIAS

**Tabla 7: Coordenadas de las comunidades autónomas para la suma total de los años.**

CCAA	Dim 1	Dim 2	Dim 3	Dim 4	Dim 5	Dim 6
Andalucía	-0.115	0.114	-0.056	0.034	-0.030	-0.036
Aragón	0.173	0.106	0.095	-0.287	-0.009	-0.059
Canarias	-0.053	-0.133	0.023	0.039	0.044	-0.068
Cantabria	0.527	-0.173	-0.085	0.170	-0.064	0.020
Castilla - La Mancha	0.019	-0.113	-0.011	-0.087	-0.146	-0.094
Castilla y León	-0.043	0.152	0.221	0.139	0.022	0.039
Cataluña	-0.126	-0.030	0.054	0.015	-0.023	-0.020
Ceuta	0.941	-0.121	0.104	0.045	-0.030	0.075
Comunidad de Madrid	-0.098	-0.145	-0.042	-0.021	0.037	0.046
Comunidad Foral de Navarra	0.408	0.105	0.011	0.115	-0.109	-0.123
Comunitat Valenciana	-0.084	-0.015	-0.052	-0.001	-0.004	0.089
Extremadura	0.517	0.209	-0.323	-0.003	-0.142	0.135
Galicia	-0.007	0.071	-0.115	-0.004	0.173	-0.051
Illes Balears	0.035	0.035	0.142	-0.067	-0.010	0.154
La Rioja	0.604	-0.113	0.074	0.147	0.092	-0.073
Melilla	0.696	-0.053	0.004	0.133	0.158	-0.027
Pais Vasco	0.057	-0.190	-0.009	-0.001	-0.024	-0.011
Principado de Asturias	0.195	0.108	0.020	-0.186	0.146	-0.019
Region de Murcia	0.179	0.042	0.128	-0.080	-0.043	-0.003

**Tabla 8: Coordenadas de las comunidades autónomas para el primer grupo de años.**

<b>CCAA</b>	<b>Dim 1</b>	<b>Dim 2</b>	<b>Dim 3</b>	<b>Dim 4</b>	<b>Dim 5</b>	<b>Dim 6</b>
Andalucia1	0.070	0.148	0.020	0.013	-0.237	-0.092
Aragon1	0.501	0.247	0.194	-0.293	0.005	-0.093
Canarias1	0.204	0.025	0.116	-0.047	-0.015	-0.044
Cantabria1	0.676	-0.112	-0.067	0.172	-0.075	0.078
Castilla - La Mancha1	0.310	0.061	0.078	-0.181	-0.204	-0.139
Castilla y Leon1	0.284	0.177	0.293	0.054	-0.101	-0.076
Catalunya1	0.087	0.050	0.285	-0.031	-0.138	-0.114
Ceuta1	1.117	-0.061	0.135	0.111	-0.031	0.138
Comunidad de Madrid1	0.142	-0.152	0.065	-0.079	-0.116	0.013
Comunidad Foral de Navarra1	0.691	-0.002	0.094	0.035	-0.109	-0.162
Comunitat Valenciana1	0.164	0.056	0.109	-0.024	-0.180	0.008
Extremadura1	0.841	0.168	-0.222	0.138	-0.177	0.021
Galicia1	0.412	0.120	0.056	-0.166	0.010	-0.088
Illes Balears1	0.328	0.063	0.222	-0.094	-0.112	-0.031
La Rioja1	0.897	-0.075	0.089	0.027	0.071	-0.087
Melilla1	0.954	-0.002	0.073	0.019	0.033	0.060
Pais Vasco1	0.446	-0.111	0.055	0.034	-0.196	-0.075
Principado de Asturias1	0.619	0.044	0.077	-0.154	-0.005	-0.088
Region de Murcia1	0.440	0.036	0.286	-0.150	-0.169	-0.064

**Tabla 9: Coordenadas de las comunidades autónomas para el segundo grupo de años.**

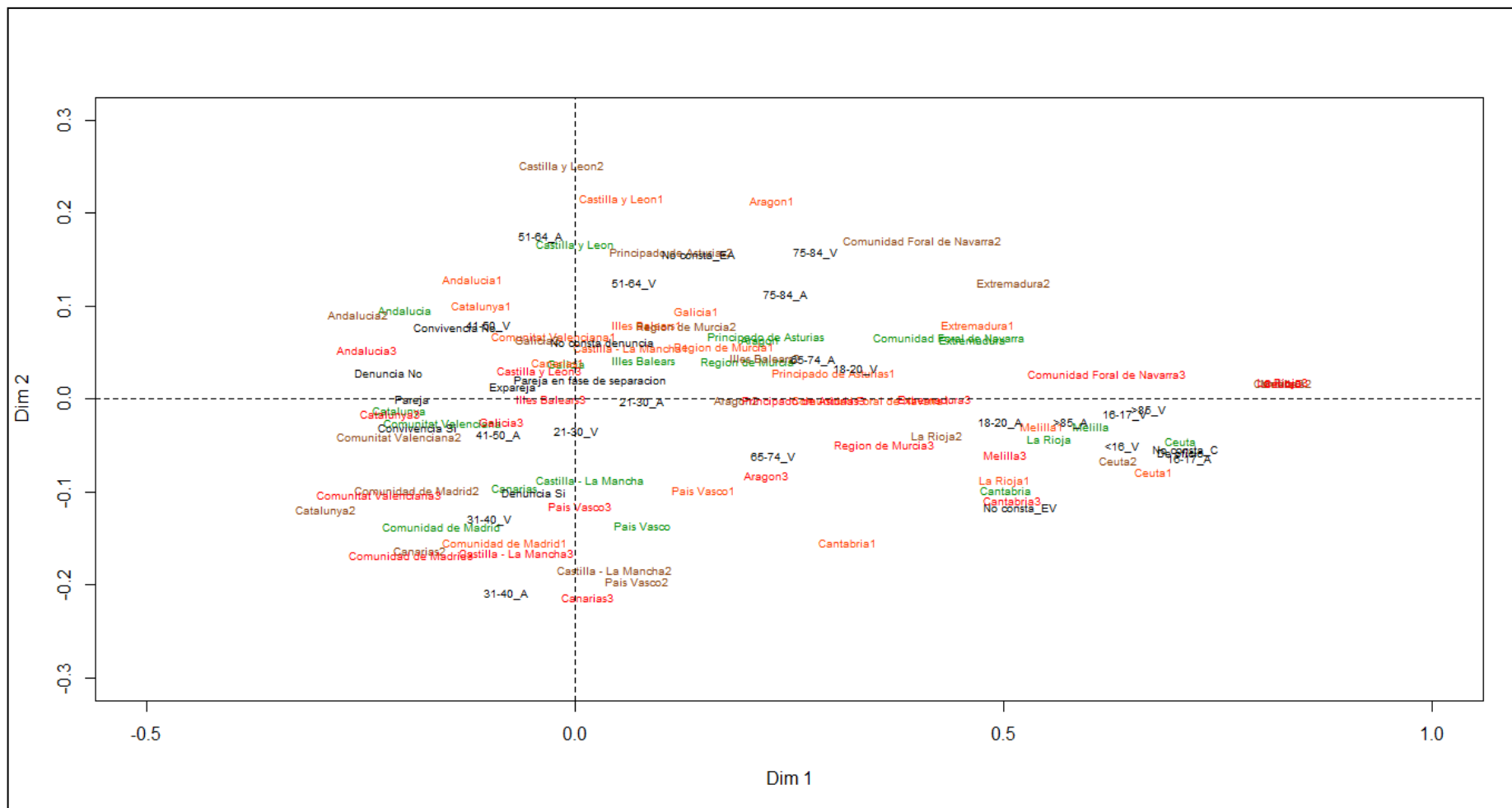
<b>CCAA</b>	<b>Dim 1</b>	<b>Dim 2</b>	<b>Dim 3</b>	<b>Dim 4</b>	<b>Dim 5</b>	<b>Dim 6</b>
Andalucia2	-0.091	0.114	-0.127	0.033	0.094	-0.009
Aragon2	0.504	0.017	0.036	-0.184	-0.154	-0.049
Canarias2	0.036	-0.171	-0.035	0.127	0.070	-0.019
Cantabria2	1.307	0.041	0.119	0.116	0.006	0.082
Castilla - La Mancha2	0.318	-0.168	-0.082	0.093	-0.092	0.032
Castilla y Leon2	0.187	0.198	0.198	0.219	0.107	0.024
Catalunya2	-0.111	-0.111	-0.076	0.059	0.029	0.020
Ceuta2	1.081	-0.041	0.086	0.040	0.002	0.017
Comunidad de Madrid2	0.022	-0.068	-0.091	-0.020	0.134	0.067
Comunidad Foral de Navarra2	0.737	0.188	-0.014	0.237	-0.057	0.003
Comunitat Valenciana2	-0.016	-0.013	-0.077	0.004	0.032	0.095
Extremadura2	0.883	0.203	-0.094	0.040	0.042	0.154
Galicia2	0.166	0.074	-0.082	0.189	0.218	-0.042
Illes Balears2	0.540	0.066	0.087	-0.132	0.130	0.301
La Rioja2	0.785	-0.048	0.090	0.245	0.056	0.045
Melilla2	1.307	0.041	0.119	0.116	0.006	0.082
Pais Vasco2	0.342	-0.162	-0.075	-0.053	0.067	0.039
Principado de Asturias2	0.381	0.160	0.113	-0.037	0.118	-0.014
Region de Murcia2	0.403	0.105	-0.009	-0.031	0.137	0.137



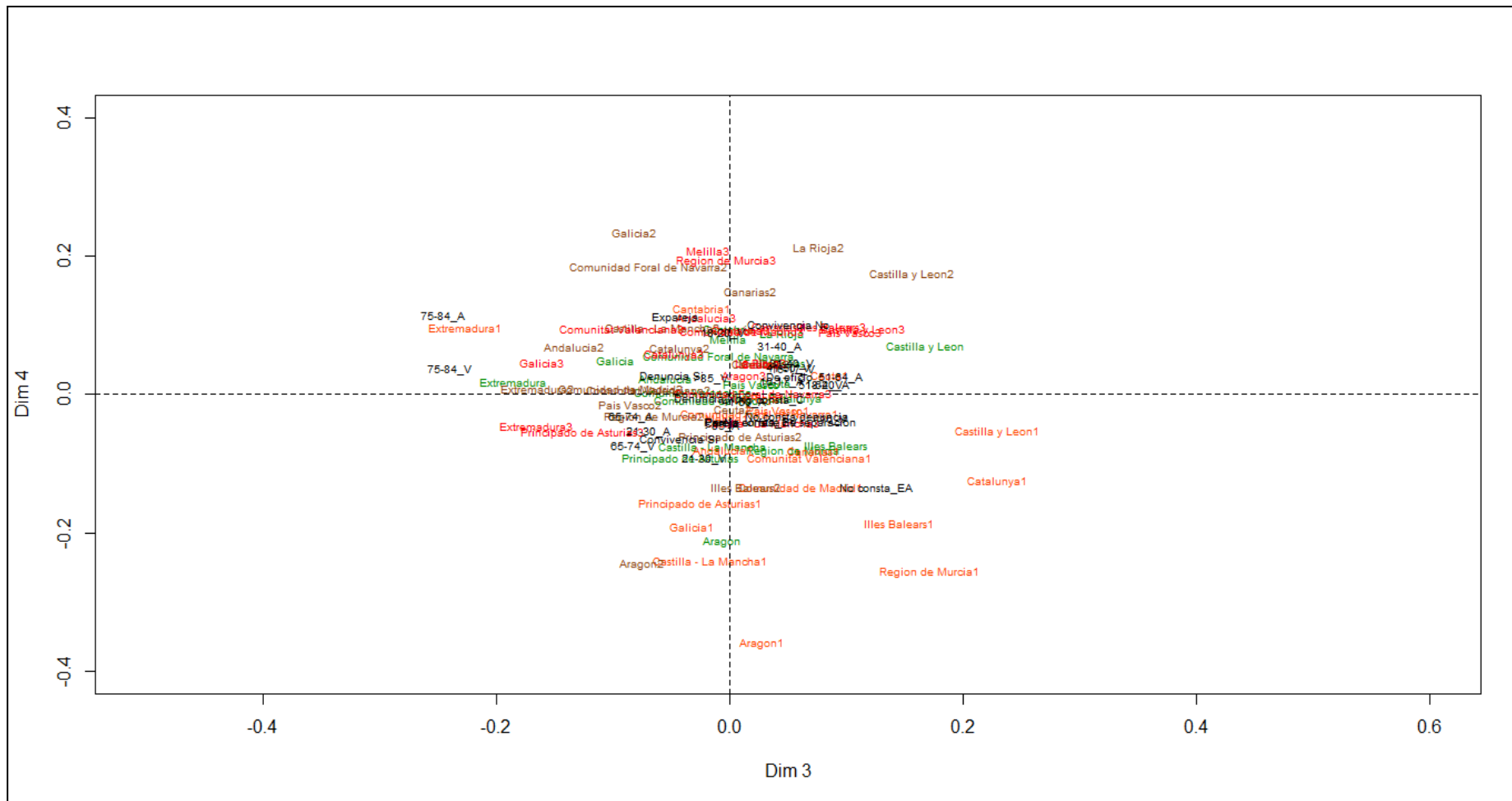
**Tabla 10: Coordenadas de las comunidades autónomas para el tercer grupo de años.**

<b>CCAA</b>	<b>Dim 1</b>	<b>Dim 2</b>	<b>Dim 3</b>	<b>Dim 4</b>	<b>Dim 5</b>	<b>Dim 6</b>
Andalucía3	-0.081	0.047	-0.029	0.085	0.114	0.038
Aragón3	0.533	-0.071	0.040	0.028	0.132	0.121
Canarias3	0.308	-0.219	0.022	0.098	0.076	-0.083
Cantabria3	0.913	-0.094	0.046	0.127	0.004	-0.013
Castilla - La Mancha3	0.214	-0.171	0.033	-0.014	-0.030	-0.046
Castilla y León3	0.175	0.016	0.108	0.134	0.056	0.198
Cataluña3	-0.025	-0.004	-0.067	0.046	0.072	0.087
Ceuta3	1.307	0.041	0.119	0.116	0.006	0.082
Comunidad de Madrid3	0.011	-0.169	-0.028	0.080	0.053	0.065
Comunidad Foral de Navarra3	1.051	0.044	0.105	0.068	0.016	0.111
Comunitat Valenciana3	-0.028	-0.072	-0.140	0.047	0.137	0.161
Extremadura3	0.796	0.066	-0.114	-0.035	-0.097	0.164
Galicia3	0.137	0.020	-0.160	-0.012	0.170	0.028
Illes Balears3	0.209	-0.015	0.078	0.135	0.014	0.204
La Rioja3	1.307	0.041	0.119	0.116	0.006	0.082
Melilla3	0.877	-0.036	0.021	0.224	0.168	-0.031
Pais Vasco3	0.273	-0.131	0.087	0.103	0.095	0.078
Principado de Asturias3	0.599	0.048	-0.061	-0.102	0.213	0.157
Region de Murcia3	0.699	-0.043	0.010	0.226	-0.001	0.012

**Gráfico 7: Proyección conjunta de las comunidades autónomas de la tabla suma, de los grupos 1, 2 y 3 y de las categorías de las variables sobre las dimensiones 1 y 2.**



**Gráfico 8: Proyección conjunta de las comunidades autónomas de la tabla suma, de los grupos 1, 2 y 3 y de las categorías de las variables sobre las dimensiones 3 y 4.**



## AFC DE LAS T TABLAS Y LA TABLA SUMA COMO SUPLEMENTARIA

**Tabla 11: Coordenadas de las comunidades autónomas para el primer grupo de años.**

CCAA	Dim 1	Dim 2	Dim 3	Dim 4	Dim 5	Dim 6
Andalucía1	0.319	-0.339	-0.007	0.030	-0.005	0.162
Aragón1	0.525	-0.061	0.202	-0.256	-0.103	-0.077
Canarias1	0.258	-0.182	0.002	-0.021	0.041	-0.013
Cantabria1	0.276	0.194	-0.233	-0.096	0.110	0.042
Castilla - La Mancha1	0.282	-0.096	0.054	0.039	-0.212	-0.011
Castilla y León1	0.387	-0.175	0.114	-0.011	0.213	-0.043
Cataluña1	0.328	-0.334	0.059	0.016	0.078	-0.134
Ceuta1	0.387	0.550	-0.092	-0.028	0.085	-0.072
Comunidad de Madrid1	0.180	-0.214	-0.179	-0.025	-0.082	-0.079
Comunidad Foral de Navarra1	0.381	0.165	-0.014	0.126	-0.095	-0.017
Comunitat Valenciana1	0.339	-0.234	-0.006	0.124	-0.015	0.050
Extremadura1	0.391	0.304	-0.046	-0.091	0.031	0.285
Galicia1	0.401	-0.084	0.015	-0.231	0.043	0.067
Illes Balears1	0.376	-0.137	0.036	-0.028	0.010	-0.076
La Rioja1	0.436	0.313	-0.099	-0.046	-0.011	-0.064
Melilla1	0.312	0.448	-0.067	-0.104	0.052	0.024
Pais Vasco1	0.299	-0.012	-0.120	0.111	-0.059	-0.031
Principado de Asturias1	0.277	0.189	0.042	0.061	-0.157	-0.025
Region de Murcia1	0.484	-0.095	-0.008	-0.026	0.001	-0.098

**Tabla 12: Coordenadas de las comunidades autónomas para el segundo grupo de años.**

<b>CCAA</b>	<b>Dim 1</b>	<b>Dim 2</b>	<b>Dim 3</b>	<b>Dim 4</b>	<b>Dim 5</b>	<b>Dim 6</b>
Andalucia2	-0.340	-0.087	0.134	0.000	-0.054	0.077
Aragon2	-0.013	0.235	0.043	0.029	-0.293	0.013
Canarias2	-0.266	-0.048	-0.142	0.060	0.060	-0.049
Cantabria2	0.379	0.739	0.009	0.007	0.048	-0.003
Castilla - La Mancha2	-0.110	0.127	-0.215	0.152	-0.013	0.072
Castilla y Leon2	-0.226	0.127	0.308	0.227	0.090	-0.066
Catalunya2	-0.333	-0.138	-0.073	0.029	-0.081	-0.027
Ceuta2	0.262	0.582	-0.041	-0.024	-0.063	-0.056
Comunidad de Madrid2	-0.282	-0.045	-0.027	-0.061	-0.077	-0.011
Comunidad Foral de Navarra2	0.103	0.419	0.153	0.261	-0.041	0.159
Comunitat Valenciana2	-0.294	-0.060	0.005	-0.018	-0.083	0.004
Extremadura2	0.159	0.502	0.106	-0.152	-0.019	0.130
Galicia2	-0.217	0.084	0.096	0.130	0.126	0.088
Illes Balears2	-0.038	0.291	0.113	-0.235	-0.048	-0.079
La Rioja2	0.095	0.438	-0.031	0.154	0.119	-0.057
Melilla2	0.379	0.739	0.009	0.007	0.048	-0.003
Pais Vasco2	-0.078	0.132	-0.163	0.020	-0.098	-0.015
Principado de Asturias2	-0.094	0.186	0.298	-0.019	-0.144	-0.142
Region de Murcia2	-0.119	0.224	0.150	-0.177	-0.003	-0.027

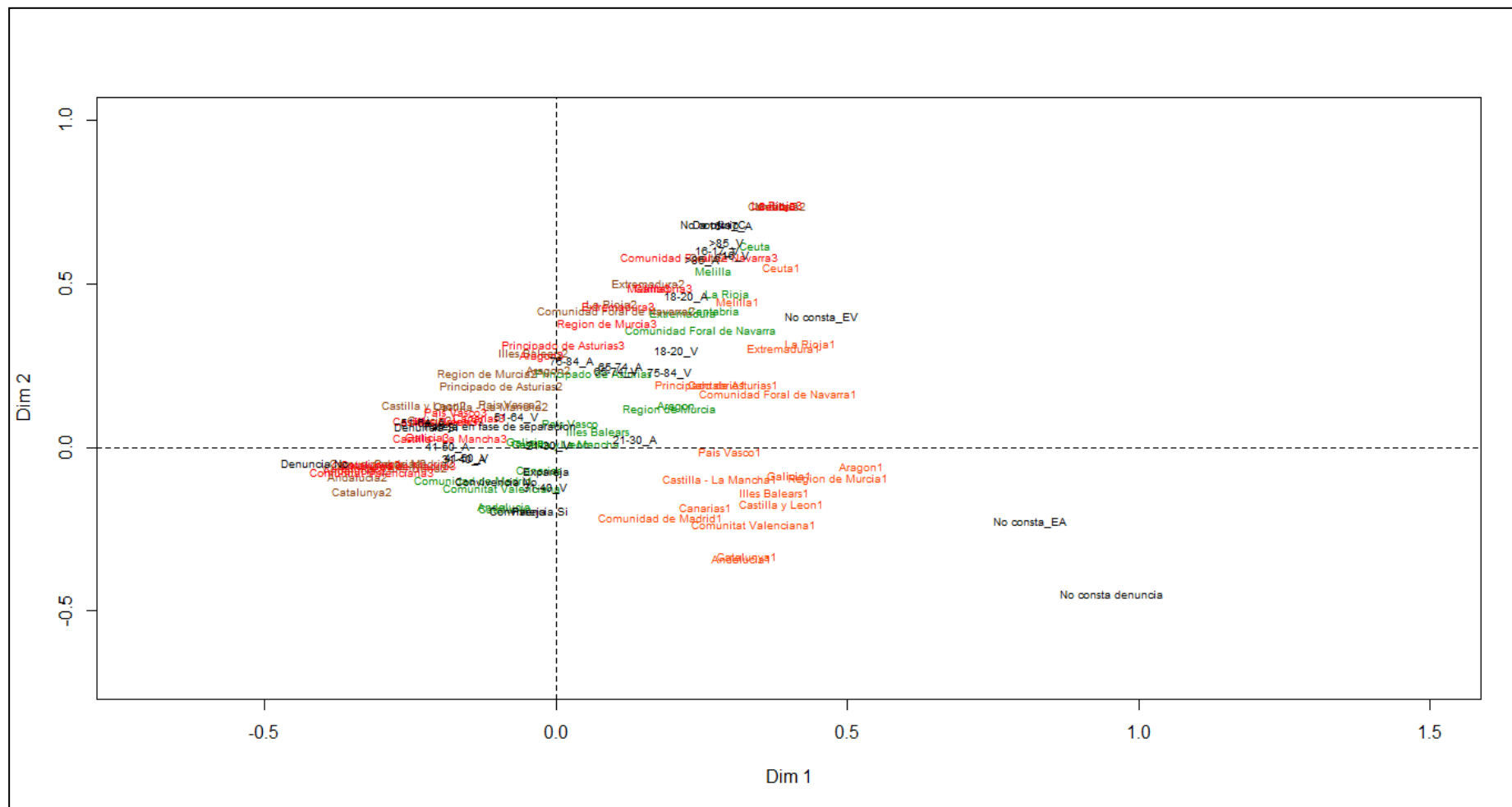
**Tabla 13: Coordenadas de las comunidades autónomas para el tercer grupo de años.**

<b>CCAA</b>	<b>Dim 1</b>	<b>Dim 2</b>	<b>Dim 3</b>	<b>Dim 4</b>	<b>Dim 5</b>	<b>Dim 6</b>
Andalucía3	-0.348	-0.069	0.114	0.047	0.038	-0.020
Aragón3	-0.025	0.279	-0.064	-0.064	0.076	-0.041
Canarias3	-0.131	0.093	-0.150	0.065	-0.052	-0.155
Cantabria3	0.185	0.487	-0.109	0.087	0.025	-0.019
Castilla - La Mancha3	-0.181	0.030	-0.106	-0.084	-0.078	-0.121
Castilla y León3	-0.207	0.079	0.080	0.052	0.070	-0.102
Cataluña3	-0.318	-0.054	-0.019	-0.094	0.101	0.051
Ceuta3	0.379	0.739	0.009	0.007	0.048	-0.003
Comunidad de Madrid3	-0.278	-0.054	-0.139	0.046	0.037	-0.050
Comunidad Foral de Navarra3	0.246	0.582	0.009	-0.063	0.091	0.032
Comunitat Valenciana3	-0.316	-0.073	-0.095	-0.122	0.106	0.061
Extremadura3	0.106	0.434	-0.015	0.058	-0.150	0.145
Galicia3	-0.221	0.034	0.005	-0.154	-0.015	0.062
Illes Balears3	-0.182	0.082	0.002	0.041	0.157	0.002
La Rioja3	0.379	0.739	0.009	0.007	0.048	-0.003
Melilla3	0.161	0.490	-0.032	0.195	0.002	-0.013
Pais Vasco3	-0.170	0.110	-0.055	-0.001	0.117	-0.139
Principado de Asturias3	0.014	0.311	0.010	-0.257	0.032	0.073
Region de Murcia3	0.088	0.378	-0.091	0.245	0.066	0.104

**Tabla 14: Coordenadas de las comunidades autónomas para la suma total de los años.**

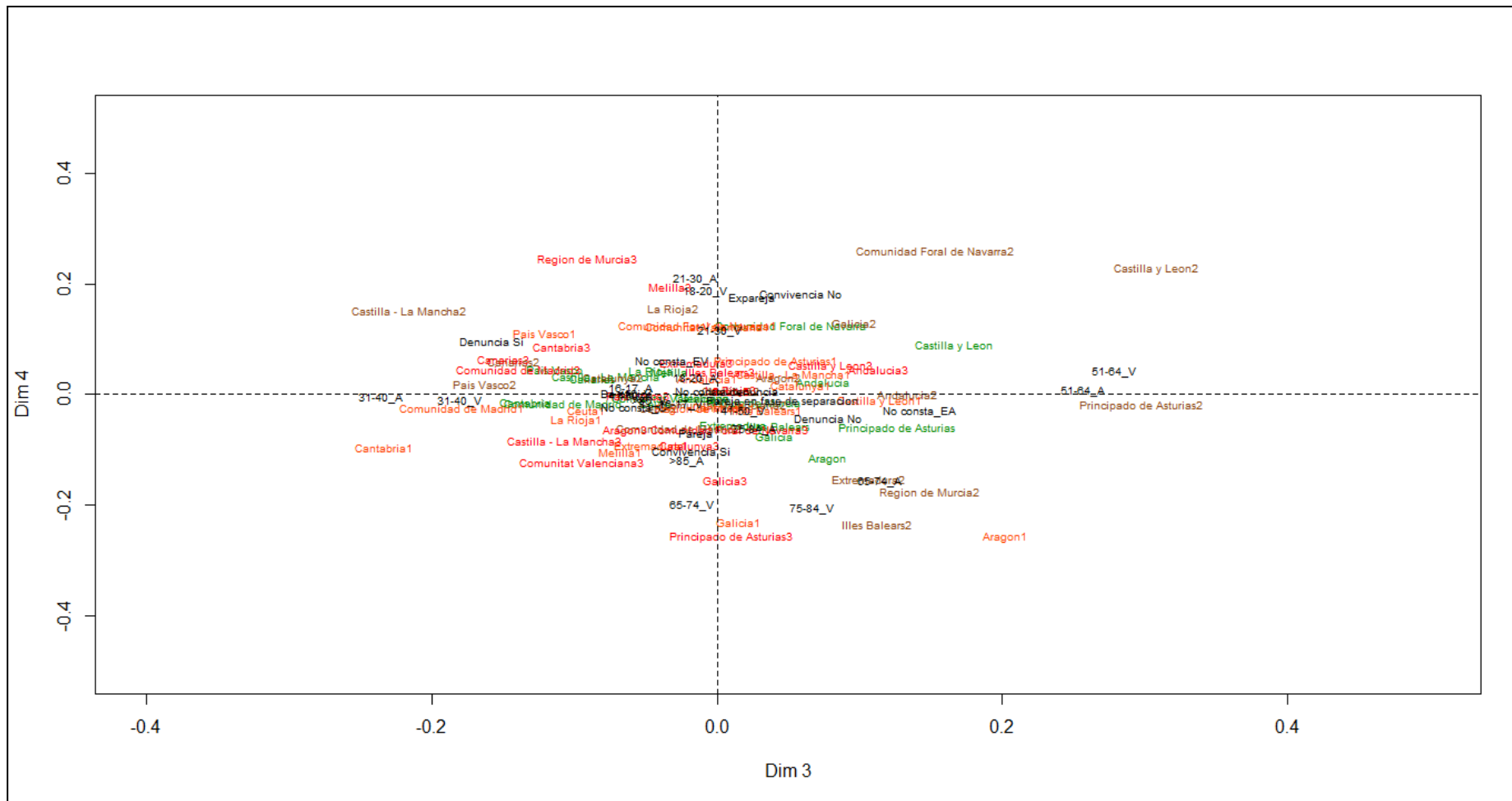
<b>CCAA</b>	<b>Dim 1</b>	<b>Dim 2</b>	<b>Dim 3</b>	<b>Dim 4</b>	<b>Dim 5</b>	<b>Dim 6</b>
Andalucía	-0.120	-0.240	0.079	0.025	-0.015	0.090
Aragón	0.132	-0.135	0.106	-0.168	-0.172	-0.056
Canarias	-0.106	-0.223	-0.106	0.034	0.022	-0.071
Cantabria	0.171	0.120	-0.270	-0.031	0.086	0.025
Castilla - La Mancha	-0.076	-0.177	-0.100	0.041	-0.151	-0.026
Castilla y León	-0.101	-0.166	0.204	0.107	0.144	-0.086
Cataluña	-0.126	-0.265	-0.012	-0.009	0.023	-0.049
Ceuta	0.284	0.435	-0.124	-0.051	-0.018	-0.110
Comunidad de Madrid	-0.206	-0.200	-0.122	-0.019	-0.053	-0.048
Comunidad Foral de Navarra	0.148	0.070	0.084	0.218	-0.088	0.104
Comunitat Valenciana	-0.139	-0.205	-0.036	-0.007	-0.001	0.042
Extremadura	0.107	0.188	0.012	-0.096	-0.117	0.316
Galicia	-0.143	-0.131	0.046	-0.092	0.050	0.088
Illes Balears	-0.023	-0.168	0.054	-0.076	0.046	-0.064
La Rioja	0.208	0.191	-0.102	0.078	0.057	-0.090
Melilla	0.151	0.322	-0.081	0.080	0.013	0.008
Pais Vasco	-0.086	-0.136	-0.153	0.058	-0.037	-0.078
Principado de Asturias	-0.069	0.005	0.176	-0.090	-0.159	-0.055
Region de Murcia	0.125	-0.115	0.032	-0.024	0.002	-0.039

**Gráfico 9: Proyección conjunta de las comunidades autónomas de la tabla suma, de los grupos 1, 2 y 3 y de las categorías de las variables sobre las dimensiones 1 y 2.**

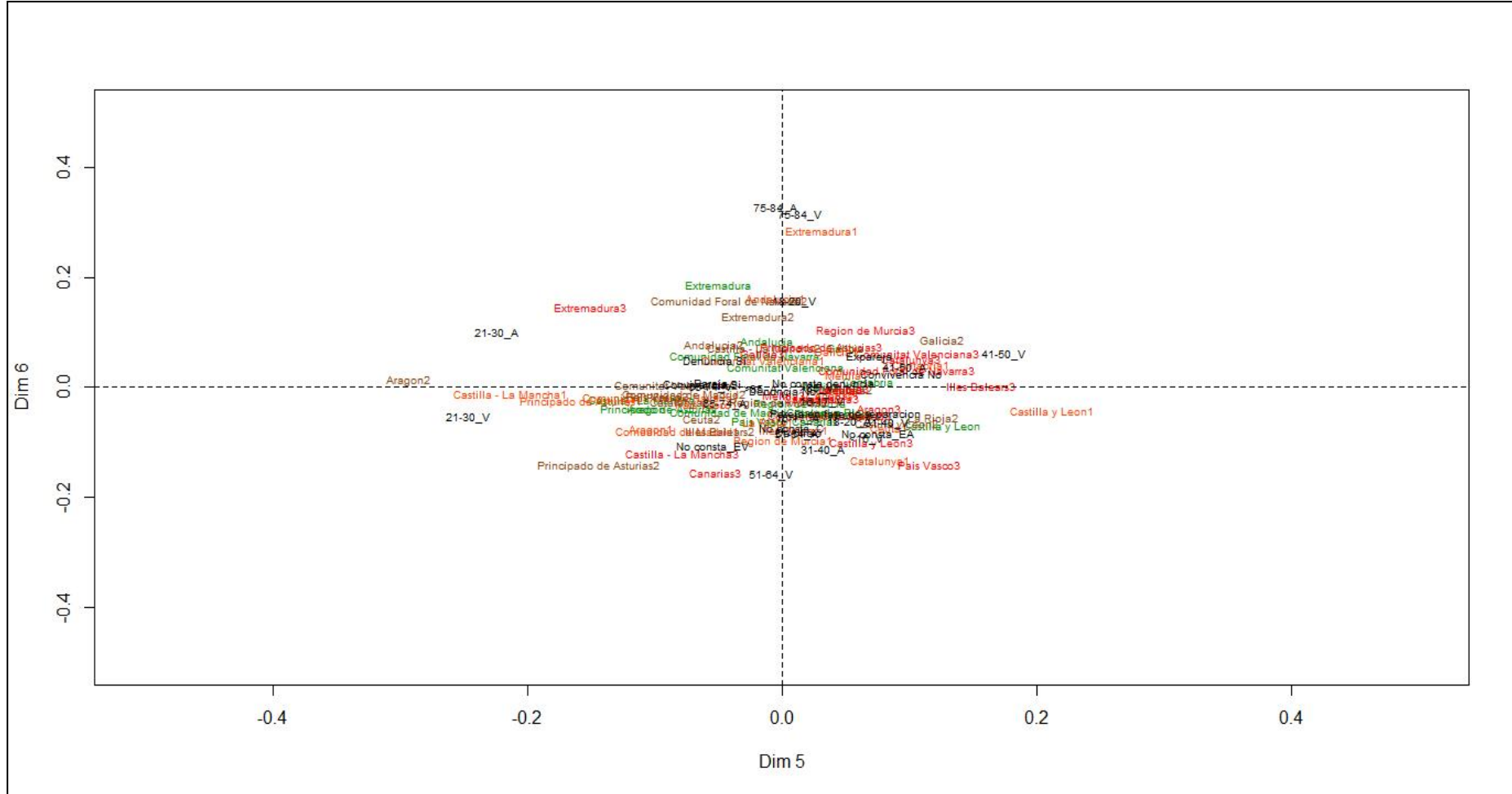




**Gráfico 10: Proyección conjunta de las comunidades autónomas de la tabla suma, de los grupos 1, 2 y 3 y de las categorías de las variables sobre las dimensiones 3 y 4.**



**Gráfico 11: Proyección conjunta de las comunidades autónomas de la tabla suma, de los grupos 1, 2 y 3 y de las categorías de las variables sobre las dimensiones 5 y 6.**



## ANÁLISIS INTRA

**Tabla 15: Coordenadas de las comunidades autónomas para el primer grupo de años.**

<b>CCAA</b>	<b>Dim 1</b>	<b>Dim 2</b>	<b>Dim 3</b>	<b>Dim 4</b>	<b>Dim 5</b>	<b>Dim 6</b>
Andalucía1	0.439	-0.009	0.088	-0.062	0.061	0.052
Aragón1	0.365	-0.144	-0.166	0.001	-0.054	0.002
Canarias1	0.308	-0.031	-0.029	0.082	-0.037	-0.020
Cantabria1	0.087	-0.149	-0.016	-0.220	-0.019	-0.018
Castilla - La Mancha1	0.284	0.039	-0.132	0.071	0.014	-0.020
Castilla y León1	0.436	-0.117	0.093	-0.005	-0.033	0.087
Catalunya1	0.439	0.013	-0.060	0.044	-0.087	0.046
Ceuta1	0.068	-0.038	0.009	-0.069	-0.069	-0.050
Comunidad de Madrid1	0.343	-0.004	0.005	-0.018	0.040	-0.104
Comunidad Foral de Navarra1	0.196	-0.032	-0.082	-0.155	-0.005	-0.046
Comunitat Valenciana1	0.444	0.153	-0.010	0.059	-0.002	-0.028
Extremadura1	0.202	-0.095	0.033	-0.121	-0.040	0.104
Galicia1	0.460	-0.133	0.051	0.084	0.056	-0.017
Illes Balears1	0.349	0.020	-0.058	-0.087	-0.042	-0.110
La Rioja1	0.189	-0.095	-0.051	-0.079	0.052	-0.036
Melilla1	0.071	-0.152	0.050	-0.012	0.001	-0.104
Pais Vasco1	0.286	0.058	-0.029	-0.002	0.031	0.007
Principado de Asturias1	0.212	0.152	0.090	-0.001	0.047	0.004
Region de Murcia1	0.346	-0.018	-0.014	-0.072	-0.019	-0.090

**Tabla 16: Coordenadas de las comunidades autónomas para el segundo grupo de años.**

<b>CCAA</b>	<b>Dim 1</b>	<b>Dim 2</b>	<b>Dim 3</b>	<b>Dim 4</b>	<b>Dim 5</b>	<b>Dim 6</b>
Andalucia2	-0.267	-0.008	-0.063	0.030	0.006	-0.024
Aragon2	-0.246	0.172	0.051	0.011	0.181	0.052
Canarias2	-0.230	0.008	0.050	-0.077	-0.016	-0.009
Cantabria2	-0.017	0.104	0.022	0.330	0.031	0.028
Castilla - La Mancha2	-0.159	0.123	0.200	-0.041	-0.040	-0.097
Castilla y Leon2	-0.246	0.156	-0.077	0.068	-0.019	0.042
Catalunya2	-0.246	0.035	-0.029	-0.085	0.121	0.025
Ceuta2	-0.061	-0.005	-0.045	-0.036	0.073	0.042
Comunidad de Madrid2	-0.149	-0.035	-0.060	0.036	0.030	0.113
Comunidad Foral de Navarra2	-0.156	0.141	-0.036	0.019	0.019	0.060
Comunitat Valenciana2	-0.211	-0.012	-0.082	-0.028	0.051	-0.038
Extremadura2	-0.089	-0.078	-0.073	0.088	-0.053	-0.128
Galicia2	-0.176	0.187	-0.004	-0.036	-0.133	0.076
Illes Balears2	-0.191	-0.105	-0.026	0.284	0.176	0.039
La Rioja2	-0.175	0.079	-0.005	-0.080	-0.094	0.015
Melilla2	0.028	-0.001	0.058	0.204	0.029	0.074
Pais Vasco2	-0.117	0.016	0.035	0.003	0.087	-0.133
Principado de Asturias2	-0.137	0.004	-0.262	-0.073	-0.068	0.001
Region de Murcia2	-0.332	-0.158	-0.130	0.079	-0.009	0.045

**Tabla 17: Coordenadas de las comunidades autónomas para el tercer grupo de años.**

<b>CCAA</b>	<b>Dim 1</b>	<b>Dim 2</b>	<b>Dim 3</b>	<b>Dim 4</b>	<b>Dim 5</b>	<b>Dim 6</b>
Andalucía3	-0.282	0.024	-0.043	0.050	-0.100	-0.043
Aragón3	-0.269	0.032	0.182	-0.013	-0.104	-0.056
Canarias3	-0.154	0.040	-0.030	-0.017	0.085	0.048
Cantabria3	-0.106	0.125	0.006	0.051	0.002	0.004
Castilla - La Mancha3	-0.193	-0.164	-0.031	-0.048	0.021	0.116
Castilla y León3	-0.210	-0.033	-0.021	-0.062	0.053	-0.133
Cataluña3	-0.265	-0.069	0.125	0.060	-0.051	-0.100
Ceuta3	-0.009	0.050	0.042	0.122	-0.005	0.009
Comunidad de Madrid3	-0.143	0.046	0.069	-0.027	-0.075	-0.040
Comunidad Foral de Navarra3	-0.083	-0.149	0.179	0.214	-0.020	-0.015
Comunitat Valenciana3	-0.224	-0.138	0.092	-0.030	-0.049	0.065
Extremadura3	-0.111	0.151	0.030	0.038	0.080	0.010
Galicia3	-0.162	-0.079	-0.032	-0.026	0.084	-0.059
Illes Balears3	-0.249	0.054	0.083	-0.110	-0.081	0.094
La Rioja3	-0.021	0.023	0.084	0.237	0.062	0.032
Melilla3	-0.082	0.136	-0.084	-0.127	-0.021	0.043
Pais Vasco3	-0.197	-0.083	-0.004	-0.001	-0.128	0.133
Principado de Asturias3	-0.076	-0.182	0.222	0.093	0.030	-0.006
Region de Murcia3	-0.190	0.270	0.223	0.025	0.050	0.110

**Tabla 18: Coordenadas de las comunidades autónomas para la suma total de los años.**

<b>CCAA</b>	<b>Dim 1</b>	<b>Dim 2</b>	<b>Dim 3</b>	<b>Dim 4</b>	<b>Dim 5</b>	<b>Dim 6</b>
Andalucía	0	0	0	0	0	0
Aragón	0	0	0	0	0	0
Canarias	0	0	0	0	0	0
Cantabria	0	0	0	0	0	0
Castilla - La Mancha	0	0	0	0	0	0
Castilla y León	0	0	0	0	0	0
Cataluña	0	0	0	0	0	0
Ceuta	0	0	0	0	0	0
Comunidad de Madrid	0	0	0	0	0	0
Comunidad Foral de Navarra	0	0	0	0	0	0
Comunitat Valenciana	0	0	0	0	0	0
Extremadura	0	0	0	0	0	0
Galicia	0	0	0	0	0	0
Illes Balears	0	0	0	0	0	0
La Rioja	0	0	0	0	0	0
Melilla	0	0	0	0	0	0
Pais Vasco	0	0	0	0	0	0
Principado de Asturias	0	0	0	0	0	0
Region de Murcia	0	0	0	0	0	0

**Gráfico 12: Proyección conjunta de las comunidades autónomas de la tabla suma, de los grupos 1, 2 y 3 y de las categorías de las variables sobre las dimensiones 1 y 2.**

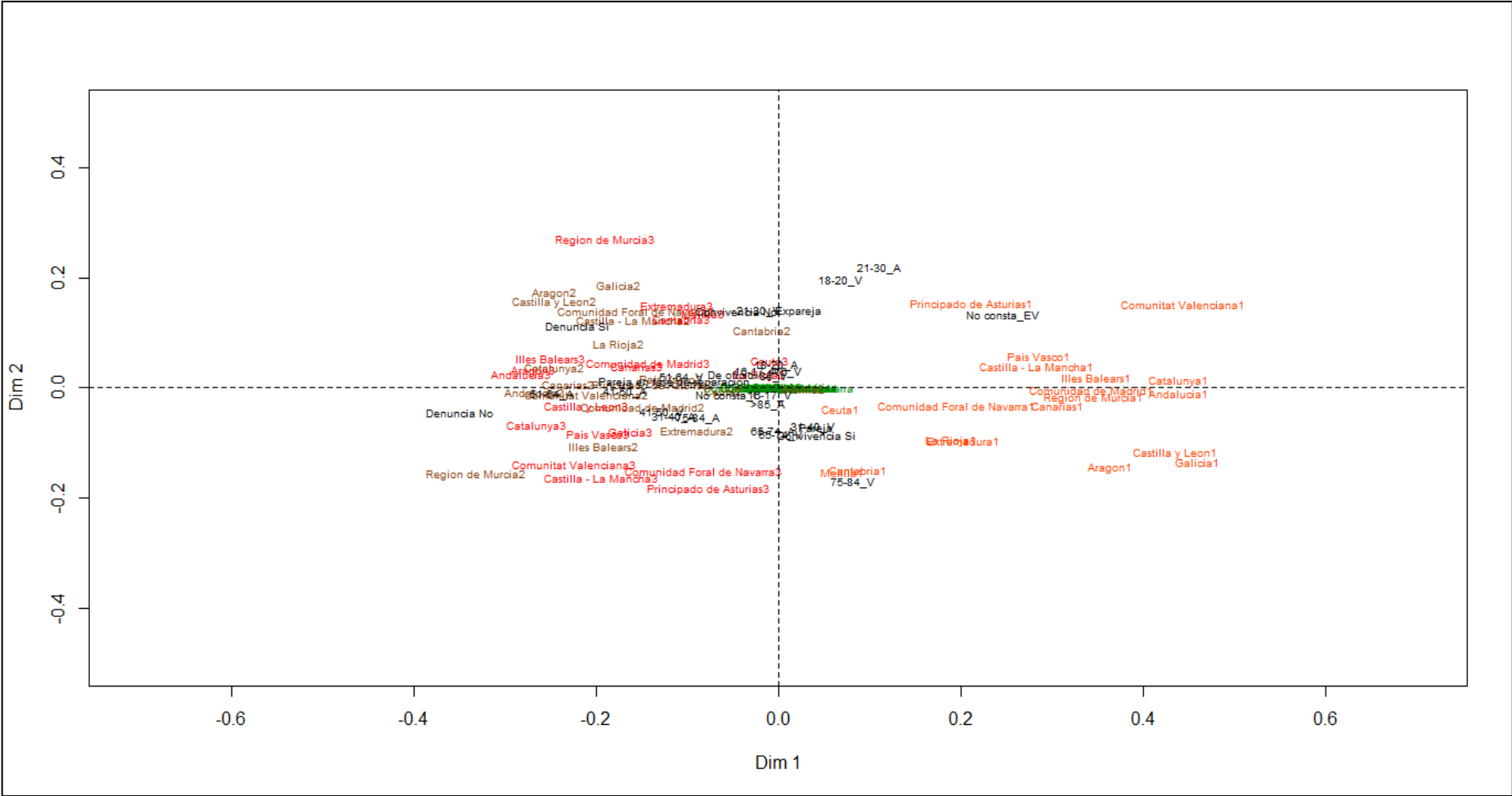
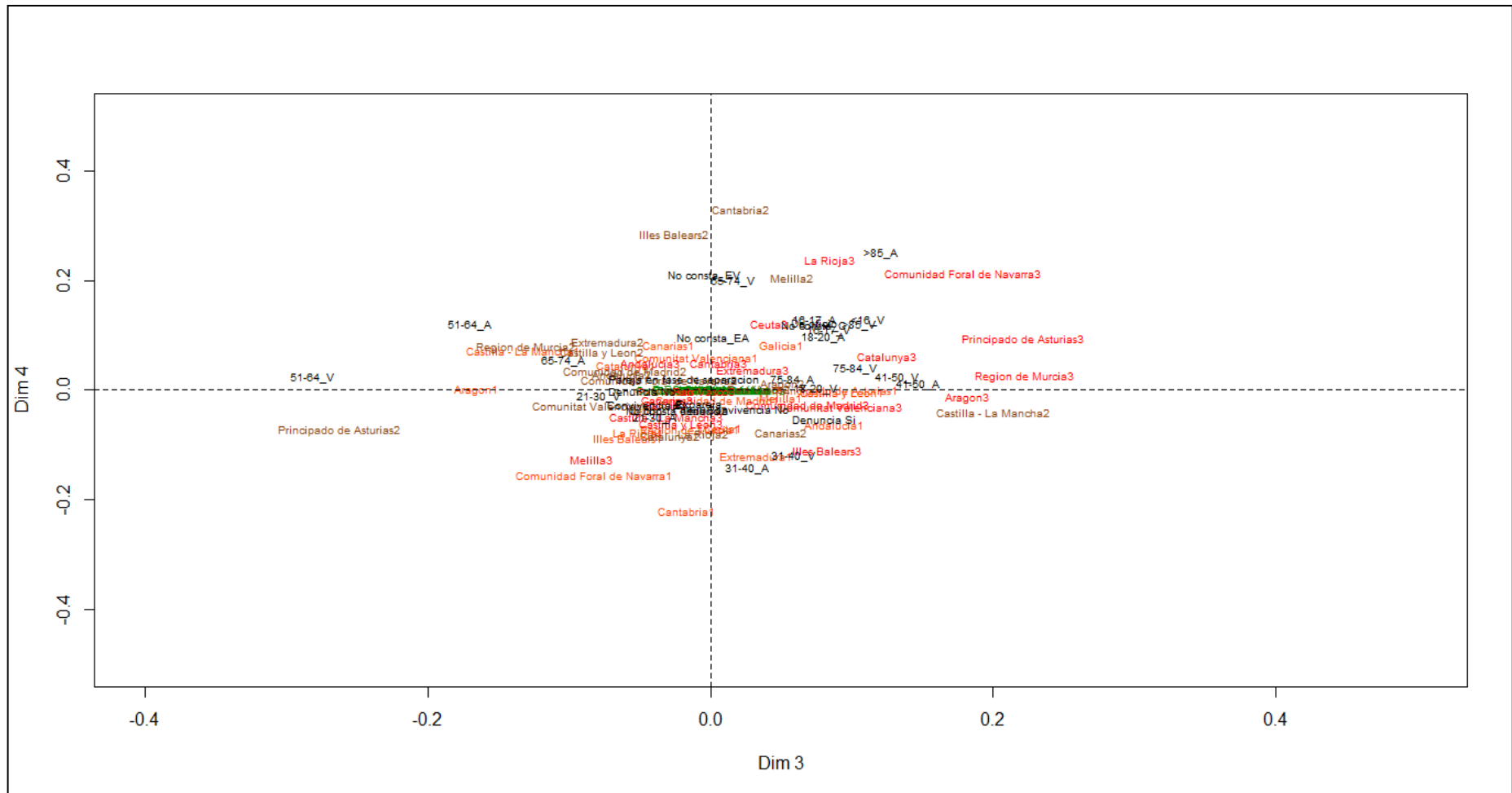
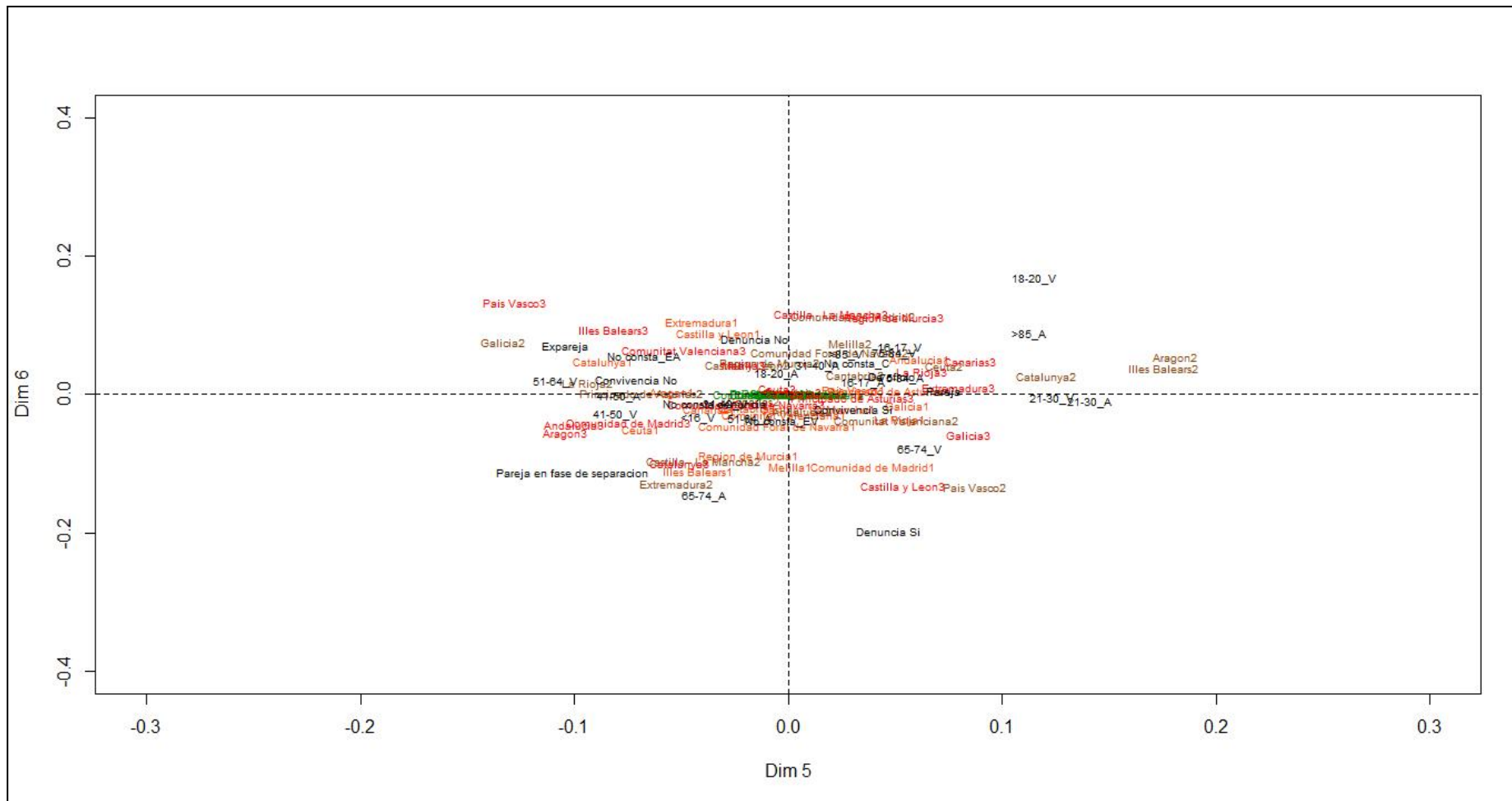


Gráfico 13: Proyección conjunta de las comunidades autónomas de la tabla suma, de los grupos 1, 2 y 3 y de las categorías de las variables sobre las dimensiones 3 y 4.





**Gráfico 14: Proyección conjunta de las comunidades autónomas de la tabla suma, de los grupos 1, 2 y 3 y de las categorías de las variables sobre las dimensiones 5 y 6.**



## ANEXO 3: SCRIPTS DE R

```
d <- read.csv("espana.csv", header=T)

colnames(d)
#DESCRIPTIVA PRE PROCESAMIENTO
summary(d$Denuncia.agresor)
summary(d$Convivencia)
summary(d$Tramo.de.edad.Agresor)
summary(d$Tramo.de.edad.Víctima)
summary(d$Comunidad.autónoma)
summary(d$Pareja...Expareja)
summary(d$Año)
summary(d$Número.de.víctimas.mortales)

#PROCESAMIENTO
##variables categoricas
colnames(d)[c(1,3,4,5,6,7,8)]<-c("Denuncia_Agresor","Edad_Agresor","Edad_Victima",
"CCAA", "Pareja_Exporeja", "Año", "Num_Victimas")

##categorias
levels(d$Denuncia_Agresor)[c(2,4)]<- c("Denuncia Si", "Denuncia No")
levels(d$Convivencia) <- c("Convivencia No", "No consta_C", "Convivencia Si")
levels(d$Edad_Agresor)<- c(">85_A", "16-17_A", "18-20_A", "21-30_A", "31-40_A", "41-
50_A", "51-64_A", "65-74_A", "75-84_A", "No consta_EA")
levels(d$Edad_Victima)<- c("<16_V", ">85_V", "16-17_V", "18-20_V", "21-30_V", "31-40_V",
"41-50_V", "51-64_V", "65-74_V", "75-84_V", "No consta_EV")
levels(d$CCAA)[c(1,2,6,7,17,19)]<- c("Andalucia", "Aragon", "Castilla y Leon",
"Catalunya", "Pais Vasco", "Region de Murcia")
levels(d$Pareja_Exporeja)[3] <- c("Pareja en fase de separacion")
levels(d$Año)<- c("2003":"2018")

##eliminamos 2018
d[d[,"Año"]==2018,]
d<-d[d$Año!="2018",]
levels(d$Año)[16]<-NA
```

```

#CREAMOS LAS MATRICES POR AÑOS
nfil1 <- length(levels(d$CCAA))
ncol1 <- 0
colnam<- c()

for(i in c(1:dim(d)[2])){
  ncol1<-ncol1+length(levels(d[,i]))
  colnam <- c(colnam, levels(d[,i]))
}
ncol1<- ncol1- length(levels(d$CCAA))
colnam<- colnam[!colnam%in%c(levels(d$CCAA))]

#CREAR UNA MATRIZ CONJUNTA SIN DIFERENCIAR EL AÑO
d_tot <- matrix(rep(0,ncol1*nfil1), nrow=nfil1, ncol=ncol1)
d_tot<-data.frame(d_tot)
rownames(d_tot)<- levels(d$CCAA)
colnames(d_tot)<- colnam
vari <- colnames(d)[!colnames(d)%in%c("CCAA", "Num_Victimas")]

for(i in 1:nfil1){
  j <- 1
  for (k in 1:length(vari)){
    for(p in 1:length(levels(d[,vari[k]]))){
      d_tot[i,j]<-
      sum(d$Num_Victimas[((d$CCAA==levels(d$CCAA)[i])
        &(d[,vari[k]]==colnam[j]))])
      j<-j+1
    }
  }
}

#DIFERENCIANDO POR AÑOS
#CREAMOS LAS MATRICES POR AÑOS
nfil1 <- length(levels(d$CCAA))
ncol2 <- 0
colnam2<- c()

```

```

for(i in c(1:dim(d)[2])){
  ncol2<-ncol2+length(levels(d[,i]))
  colnam2 <- c(colnam2, levels(d[,i]))
}
ncol2<- ncol2- length(levels(d$CCAA))-length(levels(d$Ano))
colnam2<- colnam2[!colnam2%in%c(levels(d$CCAA),levels(d$Ano))]

#AÑO 2003
d_2003 <- matrix(rep(0,ncol2*nfil1), nrow=nfil1, ncol=ncol2)
d_2003<-data.frame(d_2003)
rownames(d_2003)<- levels(d$CCAA)
colnames(d_2003)<- colnam2
vari <- colnames(d)[!colnames(d)%in%c("CCAA", "Num_Victimas","Ano")]
d_sup<-subset(d, d$Ano=="2003")
for(i in 1:nfil1){
  j <- 1
  for (k in 1:length(vari)){
    for(p in 1:length(levels(d_sup[,vari[k]]))){
      d_2003[i,j]<-
        sum(d_sup$Num_Victimas[(((d_sup$CCAA==levels(d_sup$CCAA)[i])
          &(d_sup[,vari[k]]==colnam2[j])))]
      j<-j+1
    }
  }
}

#AÑO 2004
d_2004 <- matrix(rep(0,ncol2*nfil1), nrow=nfil1, ncol=ncol2)
d_2004<-data.frame(d_2004)
rownames(d_2004)<- levels(d$CCAA)
colnames(d_2004)<- colnam2
vari <- colnames(d)[!colnames(d)%in%c("CCAA", "Num_Victimas","Ano")]
d_sup<-subset(d, d$Ano=="2004")
for(i in 1:nfil1){
  j <- 1
  for (k in 1:length(vari)){
    for(p in 1:length(levels(d_sup[,vari[k]]))){
      d_2004[i,j]<-
        sum(d_sup$Num_Victimas[(((d_sup$CCAA==levels(d_sup$CCAA)[i])

```

```

        &(d_sup[,vari[k]]==colnam2[j]))))
    j<-j+1
  }
}
}

#AÑO 2015
d_2015 <- matrix(rep(0,ncol2*nfil1), nrow=nfil1, ncol=ncol2)
d_2015<-data.frame(d_2015)
rownames(d_2015)<- levels(d$CCAA)
colnames(d_2015)<- colnam2
vari <- colnames(d)[!colnames(d)%in%c("CCAA", "Num_Victimas","Ano")]
d_sup<-subset(d, d$Ano=="2015")
for(i in 1:nfil1){
  j <- 1
  for (k in 1:length(vari)){
    for(p in 1:length(levels(d_sup[,vari[k]]))){
      d_2015[i,j]<-
        sum(d_sup$Num_Victimas[(((d_sup$CCAA==levels(d_sup$CCAA)[i])
          &(d_sup[,vari[k]]==colnam2[j]))))
      j<-j+1
    }
  }
}
}

```

```

#AÑO 2005
d_2005 <- matrix(rep(0,ncol2*nfil1), nrow=nfil1, ncol=ncol2)
d_2005<-data.frame(d_2005)
rownames(d_2005)<- levels(d$CCAA)
colnames(d_2005)<- colnam2
vari <- colnames(d)[!colnames(d)%in%c("CCAA", "Num_Victimas","Ano")]
d_sup<-subset(d, d$Ano=="2005")
for(i in 1:nfil1){
  j <- 1
  for (k in 1:length(vari)){
    for(p in 1:length(levels(d_sup[,vari[k]]))){
      d_2005[i,j]<-
        sum(d_sup$Num_Victimas[(((d_sup$CCAA==levels(d_sup$CCAA)[i])

```

```

        &(d_sup[,vari[k]]==colnam2[j])))
    j<-j+1
  }
}
}

#AÑO 2006
d_2006 <- matrix(rep(0,ncol2*nfil1), nrow=nfil1, ncol=ncol2)
d_2006<-data.frame(d_2006)
rownames(d_2006)<- levels(d$CCAA)
colnames(d_2006)<- colnam2
vari <- colnames(d)[!colnames(d)%in%c("CCAA", "Num_Victimas","Ano")]
d_sup<-subset(d, d$Ano=="2006")
for(i in 1:nfil1){
  j <- 1
  for (k in 1:length(vari)){
    for(p in 1:length(levels(d_sup[,vari[k]]))){
      d_2006[i,j]<-
        sum(d_sup$Num_Victimas[(((d_sup$CCAA==levels(d_sup$CCAA)[i])
          &(d_sup[,vari[k]]==colnam2[j])))]))
      j<-j+1
    }
  }
}

#AÑO 2007
d_2007 <- matrix(rep(0,ncol2*nfil1), nrow=nfil1, ncol=ncol2)
d_2007<-data.frame(d_2007)
rownames(d_2007)<- levels(d$CCAA)
colnames(d_2007)<- colnam2
vari <- colnames(d)[!colnames(d)%in%c("CCAA", "Num_Victimas","Ano")]
d_sup<-subset(d, d$Ano=="2007")
for(i in 1:nfil1){
  j <- 1
  for (k in 1:length(vari)){
    for(p in 1:length(levels(d_sup[,vari[k]]))){
      d_2007[i,j]<-
        sum(d_sup$Num_Victimas[(((d_sup$CCAA==levels(d_sup$CCAA)[i])
          &(d_sup[,vari[k]]==colnam2[j])))]))
    }
  }
}

```

```

    j<-j+1
  }
}
}
#AÑO 2008
d_2008 <- matrix(rep(0,ncol2*nfil1), nrow=nfil1, ncol=ncol2)
d_2008<-data.frame(d_2008)
rownames(d_2008)<- levels(d$CCAA)
colnames(d_2008)<- colnam2
vari <- colnames(d)[!colnames(d)%in%c("CCAA", "Num_Victimas","Ano")]
d_sup<-subset(d, d$Ano=="2008")
for(i in 1:nfil1){
  j <- 1
  for (k in 1:length(vari)){
    for(p in 1:length(levels(d_sup[,vari[k]]))){
      d_2008[i,j]<-
        sum(d_sup$Num_Victimas[(((d_sup$CCAA==levels(d_sup$CCAA)[i])
          &(d_sup[,vari[k]]==colnam2[j])))])
      j<-j+1
    }
  }
}
#AÑO 2009
d_2009 <- matrix(rep(0,ncol2*nfil1), nrow=nfil1, ncol=ncol2)
d_2009<-data.frame(d_2009)
rownames(d_2009)<- levels(d$CCAA)
colnames(d_2009)<- colnam2
vari <- colnames(d)[!colnames(d)%in%c("CCAA", "Num_Victimas","Ano")]
d_sup<-subset(d, d$Ano=="2009")
for(i in 1:nfil1){
  j <- 1
  for (k in 1:length(vari)){
    for(p in 1:length(levels(d_sup[,vari[k]]))){
      d_2009[i,j]<-
        sum(d_sup$Num_Victimas[(((d_sup$CCAA==levels(d_sup$CCAA)[i])
          &(d_sup[,vari[k]]==colnam2[j])))])
      j<-j+1
    }
  }
}

```

```
}  
}
```

```
#AÑO 2010
```

```
d_2010 <- matrix(rep(0,ncol2*nfil1), nrow=nfil1, ncol=ncol2)  
d_2010<-data.frame(d_2010)  
rownames(d_2010)<- levels(d$CCAA)  
colnames(d_2010)<- colnam2  
vari <- colnames(d)[!colnames(d)%in%c("CCAA", "Num_Victimas","Ano")]  
d_sup<-subset(d, d$Ano=="2010")  
for(i in 1:nfil1){  
  j <- 1  
  for (k in 1:length(vari)){  
    for(p in 1:length(levels(d_sup[,vari[k]]))){  
      d_2010[i,j]<-  
        sum(d_sup$Num_Victimas[(((d_sup$CCAA==levels(d_sup$CCAA)[i])  
          &(d_sup[,vari[k]]==colnam2[j])))])  
      j<-j+1  
    }  
  }  
}
```

```
#AÑO 2011
```

```
d_2011 <- matrix(rep(0,ncol2*nfil1), nrow=nfil1, ncol=ncol2)  
d_2011<-data.frame(d_2011)  
rownames(d_2011)<- levels(d$CCAA)  
colnames(d_2011)<- colnam2  
vari <- colnames(d)[!colnames(d)%in%c("CCAA", "Num_Victimas","Ano")]  
d_sup<-subset(d, d$Ano=="2011")  
for(i in 1:nfil1){  
  j <- 1  
  for (k in 1:length(vari)){  
    for(p in 1:length(levels(d_sup[,vari[k]]))){  
      d_2011[i,j]<-  
        sum(d_sup$Num_Victimas[(((d_sup$CCAA==levels(d_sup$CCAA)[i])  
          &(d_sup[,vari[k]]==colnam2[j])))])  
      j<-j+1  
    }  
  }  
}
```



```

}

#AÑO 2012
d_2012 <- matrix(rep(0,ncol2*nfil1), nrow=nfil1, ncol=ncol2)
d_2012<-data.frame(d_2012)
rownames(d_2012)<- levels(d$CCAA)
colnames(d_2012)<- colnam2
vari <- colnames(d)[!colnames(d)%in%c("CCAA", "Num_Victimas","Ano")]
d_sup<-subset(d, d$Ano=="2012")
for(i in 1:nfil1){
  j <- 1
  for (k in 1:length(vari)){
    for(p in 1:length(levels(d_sup[,vari[k]]))){
      d_2012[i,j]<-
        sum(d_sup$Num_Victimas[(((d_sup$CCAA==levels(d_sup$CCAA)[i])
          &(d_sup[,vari[k]]==colnam2[j])))])
      j<-j+1
    }
  }
}

#AÑO 2013
d_2013 <- matrix(rep(0,ncol2*nfil1), nrow=nfil1, ncol=ncol2)
d_2013<-data.frame(d_2013)
rownames(d_2013)<- levels(d$CCAA)
colnames(d_2013)<- colnam2
vari <- colnames(d)[!colnames(d)%in%c("CCAA", "Num_Victimas","Ano")]
d_sup<-subset(d, d$Ano=="2013")
for(i in 1:nfil1){
  j <- 1
  for (k in 1:length(vari)){
    for(p in 1:length(levels(d_sup[,vari[k]]))){
      d_2013[i,j]<-
        sum(d_sup$Num_Victimas[(((d_sup$CCAA==levels(d_sup$CCAA)[i])
          &(d_sup[,vari[k]]==colnam2[j])))])
      j<-j+1
    }
  }
}

```

```

#AÑO 2014
d_2014 <- matrix(rep(0,ncol2*nfil1), nrow=nfil1, ncol=ncol2)
d_2014<-data.frame(d_2014)
rownames(d_2014)<- levels(d$CCAA)
colnames(d_2014)<- colnam2
vari <- colnames(d)[!colnames(d)%in%c("CCAA", "Num_Victimas","Ano")]
d_sup<-subset(d, d$Ano=="2014")
for(i in 1:nfil1){
  j <- 1
  for (k in 1:length(vari)){
    for(p in 1:length(levels(d_sup[,vari[k]]))){
      d_2014[i,j]<-
        sum(d_sup$Num_Victimas[(((d_sup$CCAA==levels(d_sup$CCAA)[i])
          &(d_sup[,vari[k]]==colnam2[j]))))
      j<-j+1
    }
  }
}
#AÑO 2004
d_2004 <- matrix(rep(0,ncol2*nfil1), nrow=nfil1, ncol=ncol2)
d_2004<-data.frame(d_2004)
rownames(d_2004)<- levels(d$CCAA)
colnames(d_2004)<- colnam2
vari <- colnames(d)[!colnames(d)%in%c("CCAA", "Num_Victimas","Ano")]
d_sup<-subset(d, d$Ano=="2004")
for(i in 1:nfil1){
  j <- 1
  for (k in 1:length(vari)){
    for(p in 1:length(levels(d_sup[,vari[k]]))){
      d_2004[i,j]<-
        sum(d_sup$Num_Victimas[(((d_sup$CCAA==levels(d_sup$CCAA)[i])
          &(d_sup[,vari[k]]==colnam2[j]))))
      j<-j+1
    }
  }
}
#AÑO 2015
d_2015 <- matrix(rep(0,ncol2*nfil1), nrow=nfil1, ncol=ncol2)

```

```

d_2015<-data.frame(d_2015)
rownames(d_2015)<- levels(d$CCAA)
colnames(d_2015)<- colnam2
vari <- colnames(d)[!colnames(d)%in%c("CCAA", "Num_Victimas","Ano")]
d_sup<-subset(d, d$Ano=="2015")
for(i in 1:nfil1){
  j <- 1
  for (k in 1:length(vari)){
    for(p in 1:length(levels(d_sup[,vari[k]]))){
      d_2015[i,j]<-
        sum(d_sup$Num_Victimas[((d_sup$CCAA==levels(d_sup$CCAA)[i])
          &(d_sup[,vari[k]]==colnam2[j]))])
      j<-j+1
    }
  }
}

```

#AÑO 2016

```

d_2016 <- matrix(rep(0,ncol2*nfil1), nrow=nfil1, ncol=ncol2)
d_2016<-data.frame(d_2016)
rownames(d_2016)<- levels(d$CCAA)
colnames(d_2016)<- colnam2
vari <- colnames(d)[!colnames(d)%in%c("CCAA", "Num_Victimas","Ano")]
d_sup<-subset(d, d$Ano=="2016")
for(i in 1:nfil1){
  j <- 1
  for (k in 1:length(vari)){
    for(p in 1:length(levels(d_sup[,vari[k]]))){
      d_2016[i,j]<-
        sum(d_sup$Num_Victimas[((d_sup$CCAA==levels(d_sup$CCAA)[i])
          &(d_sup[,vari[k]]==colnam2[j]))])
      j<-j+1
    }
  }
}

```

#AÑO 2017

```

d_2017 <- matrix(rep(0,ncol2*nfil1), nrow=nfil1, ncol=ncol2)
d_2017<-data.frame(d_2017)

```

```

rownames(d_2017)<- levels(d$CCAA)
colnames(d_2017)<- colnam2
vari <- colnames(d)[!colnames(d)%in%c("CCAA", "Num_Victimas","Ano")]
d_sup<-subset(d, d$Ano=="2017")
for(i in 1:nfil1){
  j <- 1
  for (k in 1:length(vari)){
    for(p in 1:length(levels(d_sup[,vari[k]]))){
      d_2017[i,j]<-
        sum(d_sup$Num_Victimas[((d_sup$CCAA==levels(d_sup$CCAA)[i])
          &(d_sup[,vari[k]]==colnam2[j]))])
      j<-j+1
    }
  }
}
#Tabla total eliminado el año
dim(d_tot)[2]-length(levels(d$Ano))
d_tot2 <- d_tot[,1:(dim(d_tot)[2]-length(levels(d$Ano)))]
#DESCRIPTIVA UNIVARIANTE
vari <- colnames(d)[!colnames(d)%in%c("CCAA", "Num_Victimas")]

#DENUNCIA
i<-1
nom<-c()
freq <-c()
for(p in 1:length(levels(d[,vari[i]]))){
  nom<- c(nom,levels(d[,vari[i]])[p])
  freq<- c(freq, sum(d_tot[,levels(d[,vari[i]])[p])])
}
barplot(freq, las=2,
  col=terrain.colors(length(levels(d[,vari[i]]))),
  main="Existencia de denuncia al agresor",
  ylab="Número de Víctimas",
  ylim=c(0,1000),args.legend =list(y=1000, cex=0.8),
  legend.text =nom)
pct <- round(freq/sum(freq)*100, 2)
label_pct <- paste(levels(d[,vari[i]]),sep=" ",pct,"%")
label_freq <- paste(levels(d[,vari[i]]),sep=" ",freq)

```

```

#CONVIVENCIA
i<-2
nom<-c()
freq <-c()
for(p in 1:length(levels(d[,vari[i]]))){
  nom<- c(nom,levels(d[,vari[i]])[p])
  freq<- c(freq, sum(d_tot[,levels(d[,vari[i]])[p]]))
}
barplot(freq, las=2,
        col=terrain.colors(length(levels(d[,vari[i]]))),
        main="Convivencia con el agresor",
        ylab="Número de Víctimas",
        ylim=c(0,1000),args.legend =list(y=1000, cex=0.8),
        legend.text =nom)
pct <- round(freq/sum(freq)*100, 2)
label_pct <- paste(levels(d[,vari[i]]),sep=" ",pct,"%")
label_freq <- paste(levels(d[,vari[i]]),sep=" ",freq)

```

```

#EDAD AGRESOR
i<-3
nom<-c()
freq <-c()
for(p in 1:length(levels(d[,vari[i]]))){
  nom<- c(nom,levels(d[,vari[i]])[p])
  freq<- c(freq, sum(d_tot[,levels(d[,vari[i]])[p]]))
}
barplot(freq, las=2,
        col=terrain.colors(length(levels(d[,vari[i]]))),
        main="Edad del agresor",
        ylab="Número de Víctimas",
        legend.text =nom,
        ylim=c(0,1000),
        args.legend =list(x=13.5,y=1000, cex=0.8))
pct <- round(freq/sum(freq)*100, 2)
label_pct <- paste(levels(d[,vari[i]]),sep=" ",pct,"%")
label_freq <- paste(levels(d[,vari[i]]),sep=" ",freq)

```

```

#EDAD VICTIMA
i<-4
nom<-c()
freq <-c()
for(p in 1:length(levels(d[,vari[i]]))){
  nom<- c(nom,levels(d[,vari[i]])[p])
  freq<- c(freq, sum(d_tot[,levels(d[,vari[i]])[p]]))
}
barplot(freq, las=2,
        col=terrain.colors(length(levels(d[,vari[i]]))),
        main="Edad de la víctima",
        ylab="Número de Víctimas",
        legend.text =nom,
        ylim=c(0,1000),
        args.legend =list(x=13.5,y=1200, cex=0.65))
pct <- round(freq/sum(freq)*100, 2)
label_pct <- paste(levels(d[,vari[i]]),sep=" ",pct,"%")
label_freq <- paste(levels(d[,vari[i]]),sep=" ",freq)

```

```

#PAREJA O EXPAREJA
i<-5
nom<-c()
freq <-c()
for(p in 1:length(levels(d[,vari[i]]))){
  nom<- c(nom,levels(d[,vari[i]])[p])
  freq<- c(freq, sum(d_tot[,levels(d[,vari[i]])[p]]))
}
barplot(freq, las=2,
        col=terrain.colors(length(levels(d[,vari[i]]))),
        main="Relación víctima y agresor",
        ylab="Número de Víctimas",
        legend.text =nom,
        ylim=c(0,1000),
        args.legend =list(x=4,y=1000, cex=0.8))
pct <- round(freq/sum(freq)*100, 2)
label_pct <- paste(levels(d[,vari[i]]),sep=" ",pct,"%")
label_freq <- paste(levels(d[,vari[i]]),sep=" ",freq)

```

```

#AÑO
i<-6
nom<-c()
freq <-c()
for(p in 1:length(levels(d[,vari[i]]))){
  nom<- c(nom,levels(d[,vari[i]])[p])
  freq<- c(freq, sum(d_tot[,levels(d[,vari[i]])[p]]))
}
barplot(freq, las=2,
        col=terrain.colors(length(levels(d[,vari[i]]))),
        main="Año del suceso",
        ylab="Número de Víctimas",
        legend.text =nom,
        ylim=c(0,1000),
        args.legend =list(x=20,y=1100, cex=0.63))
pct <- round(freq/sum(freq)*100, 2)
label_pct <- paste(levels(d[,vari[i]]),sep=" ",pct,"%")
label_freq <- paste(levels(d[,vari[i]]),sep=" ",freq)

```

```

#CCAA
i<-1
nom<-c()
freq <-c()
for(p in 1:length(levels(d$CCAA))){
  freqc<- 0
  for(j in 1:length(levels(d[,vari[i]]))){
    freqc<- freqc+ d_tot[p,levels(d[,vari[i]])[j]]
  }
  nom<- c(nom,levels(d$CCAA)[p])
  freq<- c(freq, freqc)
}
barplot(freq, las=2,
        col=terrain.colors(length(levels(d$CCAA))),
        main="Comunidad Autónoma",
        ylab="Número de Víctimas",
        legend.text =nom,
        ylim=c(0,1000),
        args.legend =list(x=25,y=1100, cex=0.51))

```

```

pct <- round(freq/sum(freq)*100, 2)
label_pct <- paste(levels(d$CCAA),sep=" ",pct,"%")
label_freq <- paste(levels(d$CCAA),sep=" ",freq)

#comunidades teniendo en cuenta el número de población
install.packages("readxl")
library("readxl")
com<- read_excel("comunidades.xlsx", col_types = c("text", "numeric", "numeric",
          "numeric", "numeric", "numeric", "numeric", "numeric", "numeric",
          "numeric", "numeric", "numeric", "numeric", "numeric",
          "numeric", "numeric", "numeric", "numeric", "numeric",
          "numeric", "numeric", "numeric", "numeric",
          "numeric", "numeric", "numeric",
          "numeric", "numeric", "numeric",
          "numeric", "numeric", "numeric",
          "numeric", "numeric", "numeric",
          "numeric", "numeric", "numeric",
          "numeric", "numeric", "numeric",
          "numeric", "numeric", "numeric",
          "numeric", "numeric"))

com<-as.data.frame(com)
com<-com[1:10,]
rownames(com)<-com[,1]
com<-com[,-1]
d_2003com<- cbind(d_2003[,c(18, 20:27)],">85_V"= d_2003[,19])
d_2008com<- cbind(d_2008[,c(18, 20:27)],">85_V"= d_2008[,19])
d_2013com<- cbind(d_2013[,c(18, 20:27)],">85_V"= d_2013[,19])

tasa_2003<-data.frame(matrix(rep(0,length(rownames(com))*length(levels(d$CCAA))),
ncol=length(rownames(com))))
colnames(tasa_2003)<-rownames(com)
rownames(tasa_2003)<-levels(d$CCAA)
tasa_2008<-data.frame(matrix(rep(0,length(rownames(com))*length(levels(d$CCAA))),
ncol=length(rownames(com))))

```



```

colnames(tasa_2008)<-rownames(com)
rownames(tasa_2008)<-levels(d$CCAA)
tasa_2013<-data.frame(matrix(rep(0,length(rownames(com))*length(levels(d$CCAA))),
ncol=length(rownames(com))))
colnames(tasa_2013)<-rownames(com)
rownames(tasa_2013)<-levels(d$CCAA)
for(i in 1:length(levels(d$CCAA))){
  tasa_2013[i,]<-d_2013com[i,]/com[,i]*100000
  tasa_2008[i,]<-d_2008com[i,]/com[,i+1]*100000
  tasa_2003[i,]<-d_2003com[i,]/com[,i+2]*100000
}
par(mfrow = c(1, 3))
barplot(rowSums(tasa_2003), las=2,
  col=terrain.colors(length(levels(d$CCAA))),
  main="2003",
  ylim=c(0,15))
barplot(rowSums(tasa_2008), las=2,
  col=terrain.colors(length(levels(d$CCAA))),
  main="2008",
  ylim=c(0,30))
barplot(rowSums(tasa_2013), las=2,
  col=terrain.colors(length(levels(d$CCAA))),
  main="2013",
  ylim=c(0,15))

rowSums(tasa_2003)
rowSums(tasa_2008)
rowSums(tasa_2013)
data.frame("2003"=rowSums(tasa_2003),"2008"=rowSums(tasa_2008),"2013"=rowSums(tas
a_2013))
#DESCRIPTIVA BIVARIANTE
vari2 <- colnames(d)[!colnames(d)%in%c("Año", "Num_Victimas")]
#POR AÑO
#dataframe de todos los años juntos
danotot<-rbind.data.frame(d_2003, d_2004, d_2005, d_2006, d_2007, d_2008,
  d_2009, d_2010, d_2011, d_2012, d_2013, d_2014,
  d_2015, d_2016, d_2017)
#creamos un data frame donde las filas son los años y las columnas todas

```

```

#las categorías de las variables, cada celda es la suma de todas las
#CCAA para ese año para esa categoría
dano<- matrix(rep(0,length(levels(d$Año))*ncol2), ncol=ncol2)
dano<- data.frame(dano)
colnames(dano)<-colnam2
rownames(dano)<-levels(d$Año)
a <- length(levels(d$CCAA))
p<-1
for(i in 1:dim(dano)[1]){
  for(j in 1:dim(dano)[2]){
    dano[i,j]<- sum(danotot[p:(p+(a-1)),j])
  }
  p<-p+a
}
#añadiremos también el número de muertes para cada año de cada CCAA
d_ccaa<- t(d_tot[(dim(d_tot)[2]-length(levels(d$Año))+1):dim(d_tot)[2]])
dano<- cbind.data.frame(dano,d_ccaa)
#añadimos una variable que diga que año es

```

```

#DENUNCIA

```

```

i<-1
p<-(i+length(levels(d[,vari2[i]]))-1)
m<-as.matrix(dano[,i:p])
t<-as.table(m)
tot <- c()#total para cada año
for(h in 1:dim(t)[1]){
  tot <- c(tot,sum(t[h,]))
}
tp<-t/tot
tpe<-round(t/tot,4)*100
tp<-t(tpe)
barplot(tp, las=2,
        col=terrain.colors(length(levels(d[,vari2[i]]))),
        main="Existencia de denuncia al agresor",
        ylab="%",
        ylim=c(0,200),args.legend =list(y=210, cex=0.8),
        legend.text =levels(d[,vari2[i]]))

```

```

t

```

```

tp
#CONVIVENCIA
i<-2
j<-p+1
p<-(j+length(levels(d[,vari2[i]]))-1)
m<-as.matrix(dano[,j:p])
t<-as.table(m)
tot <- c()#total para cada año
for(h in 1:dim(t)[1]){
  tot <- c(tot,sum(t[h,]))
}
tp<-t/tot
tpe<-round(t/tot,4)*100
tp<-t(tpe)
barplot(tp, las=2,
        col=terrain.colors(length(levels(d[,vari2[i]]))),
        main="Convivencia con el agresor",
        ylab="%",
        ylim=c(0,200),args.legend =list(y=210, cex=0.8),
        legend.text =levels(d[,vari2[i]]))
t
tp
tpe
#EDAD AGRESOR
i<-3
j<-p+1
p<-(j+length(levels(d[,vari2[i]]))-1)
m<-as.matrix(dano[,j:p])
t<-as.table(m)
tot <- c()#total para cada año
for(h in 1:dim(t)[1]){
  tot <- c(tot,sum(t[h,]))
}
tp<-t/tot #hacemos las frecuencias
tpe<-round(t/tot,4)*100 #hacemos las frecuencias
tp<-t(tpe)
barplot(tp, las=2,
        col=terrain.colors(length(levels(d[,vari2[i]]))),

```

```

    main="Edad del agresor",
    ylab="%",
    ylim=c(0,250),args.legend =list(y=300, cex=0.55),
    legend.text =levels(d[,vari2[i]]))
t
tp
tpe
#EDAD VICTIMA
i<-4
j<-p+1
p<-(j+length(levels(d[,vari2[i]]))-1)
m<-as.matrix(dano[,j:p])
t<-as.table(m)
tot <- c()#total para cada año
for(h in 1:dim(t)[1]){
  tot <- c(tot,sum(t[h,]))
}
tp<-t/tot #hacemos las frecuencias
tpe<-round(t/tot,4)*100
tp<-t(tpe)
barplot(tp, las=2,
        col=terrain.colors(length(levels(d[,vari2[i]]))),
        main="Edad de la Víctima",
        ylab="%",
        ylim=c(0,320),args.legend =list(y=390, cex=0.55),
        legend.text =levels(d[,vari2[i]]))
t
tp
tpe
#PAREJA O EXPAREJA
i<-6
j<-p+1
p<-(j+length(levels(d[,vari2[i]]))-1)
m<-as.matrix(dano[,j:p])
t<-as.table(m)
tot <- c()#total para cada año
for(h in 1:dim(t)[1]){
  tot <- c(tot,sum(t[h,]))
}

```

```

}
tp<-t/tot #hacemos las frecuencias
tpe<-round(t/tot,4)*100
tp<-t(tpe)
barplot(tp, las=2,
        col=terrain.colors(length(levels(d[,vari2[i]]))),
        main="Relación víctima y agresor",
        ylab="%",
        ylim=c(0,200),args.legend =list(y=220, cex=0.55),
        legend.text =levels(d[,vari2[i]]))
t
tp
tpe
#CCAA
i<-5
j<-p+1
p<-(j+length(levels(d[,vari2[i]]))-1)
m<-as.matrix(dano[,j:p])
t<-as.table(m)
tot <- c()#total para cada año
for(h in 1:dim(t)[1]){
  tot <- c(tot,sum(t[h,]))
}
tp<-t/tot #hacemos las frecuencias
tpe<-round(t/tot,4)*100
tp<-t(tp)
barplot(tp, las=2,
        col=terrain.colors(length(levels(d[,vari2[i]]))),
        main="Comunidad autónoma",
        ylab="%",
        ylim=c(0,4.5),args.legend =list(y=5,x=25 ,cex=0.53),
        legend.text =levels(d[,vari2[i]]))
t
tp
tpe
#ANALISIS FACTORIAL DE CORRESPONDENCIAS
install.packages("FactoMineR")
library("FactoMineR")

```

```

#AFC AÑOxCCAA
d_ac <- d_tot[,32:46]
afc1<-CA(d_ac,ncp=6)

#inercia total
sum(afc1$eig[,1])

#valores propios, porcentaje de inercia, porcentaje de inercia acumulada
afc1$eig[,1]

#plot de los valores propios
plot(afc1$eig[,1],type="l", main="Valores propios de los factores")

#plot de la inercia acumulada
g1<-barplot(afc1$eig[,3],names.arg=c(1:length(afc1$eig[,3])),
            col=terrain.colors(length(afc1$eig[,3])),
            main="Inercia acumulada por los factores")
abline(h=80)

#mapa de los dos
plot(afc1$col$coord[,1:2],type="l", ylim=c(-1.5,1), xlim=c(-2.5,2.5), col="orangered")
text(afc1$row$coord[,1:2],col="green4",labels=rownames(afc1$row$coord), cex=0.6)
text(afc1$col$coord,col=c("orangered"),labels=rownames(afc1$col$coord), cex=0.6)
abline(h=0,v=0, col="black", lty=2)

plot(afc1$col$coord[,3:4],type="l", ylim=c(-2,1), xlim=c(-3,2.5), col="orangered")
text(afc1$row$coord[,3:4],col="green4",labels=rownames(afc1$row$coord), cex=0.6)
text(afc1$col$coord,col=c("orangered"),labels=rownames(afc1$col$coord), cex=0.6)
abline(h=0,v=0, col="black", lty=2)

plot(afc1$col$coord[,5:6],type="l", ylim=c(-1.5,1), xlim=c(-2.5,2.5), col="orangered")
text(afc1$row$coord[,5:6],col="green4",labels=rownames(afc1$row$coord), cex=0.6)
text(afc1$col$coord,col=c("orangered"),labels=rownames(afc1$col$coord), cex=0.6)
abline(h=0,v=0, col="black", lty=2)

```

```

#AFC CCAxVARIABLES
d_cv <- d_tot2+3
afc2<-CA(d_cv, ncp=8)

#ineria total
sum(afc2$eig[,1])

#valores propios, porcentaje de inercia, porcentaje de inercia acumulada
afc2$eig

#plot de los valores propios
plot(afc2$eig[,1],type="l", main="Valores propios de los factores")

#plot de la inercia acumulada
g2<-barplot(afc2$eig[,3],names.arg=c(1:length(afc2$eig[,3])),
            col=terrain.colors(length(afc2$eig[,3])),
            main="Inercia acumulada por los factores")
abline(h=80)

#mapa de los dos
plot(afc2$col$coord[,1:2],type="n", xlim=c(-0.5,0.7))
text(afc2$row$coord[,1:2],col="green4",labels=rownames(afc2$row$coord), cex=0.6)
text(afc2$col$coord,col=c("orangered"),labels=rownames(afc2$col$coord), cex=0.6)
abline(h=0,v=0, col="black", lty=2)

plot(afc2$col$coord[,3:4],type="n", xlim=c(-0.5,0.5),ylim=c(-0.3,0.3))
text(afc2$row$coord[,3:4],col="green4",labels=rownames(afc2$row$coord), cex=0.6)
text(afc2$col$coord,col=c("orangered"),labels=rownames(afc2$col$coord), cex=0.6)
abline(h=0,v=0, col="black", lty=2)

#contribuion de cada variable a la inercia
vari3<-colnames(d)[!colnames(d)%in%c("Ano", "CAA", "Num_Victimas")]
inercia<-c()
k<-1
for(i in 1:length(vari3)){
  afc21<-CA(d_cv[,k:(k+length(levels(d[,vari3[i]]))-1)], ncp=8)
  inercia<-c(inercia,sum(afc21$eig[,1]) )
}

```

```

k<-k+length(levels(d[,vari3[i]]))
}
sum(inercia)/5
inercia/sum(inercia)*100

#AFC AÑOxVARIABLES
vari2 <- colnames(d)[!colnames(d)%in%c("Ano", "Num_Victimas")]
d_av <- matrix(rep(0, length(levels(d$Ano))*ncol2),nrow=length(levels(d$Ano)), ncol=ncol2)
d_av <- as.data.frame(d_av)
rownames(d_av)<-levels(d$Ano)
colnames(d_av)<-colnam2
d_av[1,]<-colSums(d_2003)
d_av[2,]<-colSums(d_2004)
d_av[3,]<-colSums(d_2005)
d_av[4,]<-colSums(d_2006)
d_av[5,]<-colSums(d_2007)
d_av[6,]<-colSums(d_2008)
d_av[7,]<-colSums(d_2009)
d_av[8,]<-colSums(d_2010)
d_av[9,]<-colSums(d_2011)
d_av[10,]<-colSums(d_2012)
d_av[11,]<-colSums(d_2013)
d_av[12,]<-colSums(d_2014)
d_av[13,]<-colSums(d_2015)
d_av[14,]<-colSums(d_2016)
d_av[15,]<-colSums(d_2017)

afc3<-CA(d_av)

#inercia total
sum(afc3$eig[,1])

#valores propios, porcentaje de inercia, porcentaje de inercia acumulada
afc3$eig[,1]

#plot de los valores propios
plot(afc3$eig[,1],type="l", main="Valores propios de los factores")

```



```

#plot de la inercia acumulada
g3<-barplot(afc2$eig[,3],names.arg=c(1:length(afc2$eig[,3])),
            col=terrain.colors(length(afc2$eig[,3])),
            main="Inercia acumulada por los factores")
abline(h=80)

#mapa de los dos
plot(afc3$col$coord[,1:2],type="n", xlim=c(-1,3))
text(afc3$row$coord[,1:2],col="green4",labels=rownames(afc3$row$coord), cex=0.6)
text(afc3$col$coord,col=c("orangered"),labels=rownames(afc3$col$coord), cex=0.6)
abline(h=0,v=0, col="black", lty=2)
#ANALISIS FACTORIAL MULTIPLE
install.packages("FactoMineR")
library("FactoMineR")

#creamos la tabla con los años agrupados en 3 grupos
d_cvt <-as.data.frame(rbind.data.frame(d_tot2+3,
                                     d_2003+d_2004+d_2005+d_2006+d_2007+1, d_2008+d_2009+
                                     d_2010+d_2011+d_2012+1, d_2013+d_2014+d_2015+d_2016+d_2017+1))

#afc de la tabla suma y las T tablas como suplementarias
afm1 <- CA(d_cvt, row.sup = c(20:76), ncp=6)

#tabla
round(afm1$eig, 8)
#inercia total
sum(afm1$eig[,1])

#valores propios, porcentaje de inercia, porcentaje de inercia acumulada
afm1$eig[,1]

#plot de los valores propios
plot(afm1$eig[,1],type="l", main="Valores propios de los factores")

#plot de la inercia acumulada
g11<-barplot(afm1$eig[,3],names.arg=c(1:length(afm1$eig[,3])),
            col=terrain.colors(length(afm1$eig[,3])),
            main="Inercia acumulada por los factores")

```

```

abline(h=80)

#DIM 1,2
#grafico conjunto
plot(afm1$row$coord[,1:2],type="n", xlim=c(-0.5,1), ylim=c(-0.3,0.3))
text(afm1$row$coord[,1:2],col="green4",labels=rownames(afm1$row$coord), cex=0.6)
text(afm1$row.sup$coord[1:19,1:2],col=c("orangered"),labels=rownames(afm1$row.sup$coord)[1:19], cex=0.6)
text(afm1$row.sup$coord[20:38,1:2],col=c("chocolate4"),labels=rownames(afm1$row.sup$coord)[20:38], cex=0.6)
text(afm1$row.sup$coord[39:57,1:2],col=c("red"),labels=rownames(afm1$row.sup$coord)[39:57], cex=0.6)
text(afm1$col$coord,col=c("black"),labels=rownames(afm1$col$coord), cex=0.6)
abline(h=0,v=0, col="black", lty=2)

#DIM 3,4
#grafico conjunto
plot(afm1$row$coord[,3:4],type="n", xlab="Dim 3", ylab="Dim 4",xlim=c(-0.5,0.6), ylim=c(-0.4,0.4))
text(afm1$row$coord[,3:4],col="green4",labels=rownames(afm1$row$coord), cex=0.6)
text(afm1$row.sup$coord[1:19,3:4],col=c("orangered"),labels=rownames(afm1$row.sup$coord)[1:19], cex=0.6)
text(afm1$row.sup$coord[20:38,3:4],col=c("chocolate4"),labels=rownames(afm1$row.sup$coord)[20:38], cex=0.6)
text(afm1$row.sup$coord[39:57,3:4],col=c("red"),labels=rownames(afm1$row.sup$coord)[39:57], cex=0.6)
text(afm1$col$coord[,3:4],col=c("black"),labels=rownames(afm1$col$coord), cex=0.6)
abline(h=0,v=0, col="black", lty=2)

data.frame(t=rowSums(d_cvt[1:19,]), G1=rowSums(d_cvt[20:38,]),
           G2=rowSums(d_cvt[39:57,]), G3=rowSums(d_cvt[58:76,]))

#afc de las T tablas y la tabla suma como suplementaria
afm2 <- CA(d_cvt, row.sup = c(1:19), ncp=6)

#tabla

```

```

round(afm2$eig, 8)

#coordenadas
round(afm2$row.sup$coord,3)
round(afm2$row$coord[1:19,],3)
round(afm2$row$coord[20:38,],3)
round(afm2$row$coord[39:57,],3)

#ineria total
sum(afm2$eig[,1])

#valores propios, porcentaje de inercia, porcentaje de inercia acumulada
afm2$eig

#plot de los valores propios
plot(afm2$eig[,1],type="l", main="Valores propios de los factores")

#plot de la inercia acumulada
g22<-barplot(afm2$eig[,3],names.arg=c(1:length(afm2$eig[,3])),
             col=terrain.colors(length(afm2$eig[,3])),
             main="Inercia acumulada por los factores")
abline(h=80)

#DIM 1,2
#grafico conjunto
plot(afm2$row.sup$coord[,1:2],type="n", xlim=c(-0.7,1.5), ylim=c(-0.7,1))
text(afm2$row.sup$coord[,1:2],col="green4",labels=rownames(afm2$row.sup$coord),
     cex=0.6)
text(afm2$row$coord[1:19,1:2],col=c("orangered"),labels=rownames(afm2$row$coord)[1:19],
     cex=0.6)
text(afm2$row$coord[20:38,1:2],col=c("chocolate4"),labels=rownames(afm2$row$coord)[20:38],
     cex=0.6)
text(afm2$row$coord[39:57,1:2],col=c("red"),labels=rownames(afm2$row$coord)[39:57],
     cex=0.6)
text(afm2$col$coord,col=c("black"),labels=rownames(afm2$col$coord), cex=0.6)
abline(h=0,v=0, col="black", lty=2)

#DIM 3,4

```

```

#grafico conjunto
plot(afm2$row.sup$coord[,3:4],type="n", xlim=c(-0.4,0.5), ylim=c(-0.5,0.5))
text(afm2$row.sup$coord[,3:4],col="green4",labels=rownames(afm2$row.sup$coord),
cex=0.6)
text(afm2$row$coord[1:19,3:4],col=c("orangered"),labels=rownames(afm2$row$coord)[1:1
9], cex=0.6)
text(afm2$row$coord[20:38,3:4],col=c("chocolate4"),labels=rownames(afm2$row$coord)[2
0:38], cex=0.6)
text(afm2$row$coord[39:57,3:4],col=c("red"),labels=rownames(afm2$row$coord)[39:57],
cex=0.6)
text(afm2$col$coord[,3:4],col=c("black"),labels=rownames(afm2$col$coord), cex=0.6)
abline(h=0,v=0, col="black", lty=2)

```

```
#DIM 5,6
```

```

#grafico conjunto
plot(afm2$row.sup$coord[,5:6],type="n", xlim=c(-0.5,0.5), ylim=c(-0.5,0.5))
text(afm2$row.sup$coord[,5:6],col="green4",labels=rownames(afm2$row.sup$coord),
cex=0.6)
text(afm2$row$coord[1:19,5:6],col=c("orangered"),labels=rownames(afm2$row$coord)[1:1
9], cex=0.6)
text(afm2$row$coord[20:38,5:6],col=c("chocolate4"),labels=rownames(afm2$row$coord)[2
0:38], cex=0.6)
text(afm2$row$coord[39:57,5:6],col=c("red"),labels=rownames(afm2$row$coord)[39:57],
cex=0.6)
text(afm2$col$coord[,5:6],col=c("black"),labels=rownames(afm2$col$coord), cex=0.6)
abline(h=0,v=0, col="black", lty=2)

```

```
#AFC TABLA NUEVA
```

```

d_cvt2<- d_cvt[20:76,]/sum(d_cvt[20:76,])
q<- rep(1:19, 3)
d_cvms<-data.frame(matrix(rep(0,57*31), ncol=31))
rownames(d_cvms)<-rownames(d_cvt2)
colnames(d_cvms)<-colnames(d_cvt2)
for(i in 1:dim(d_cvms)[1]){
  for(j in 1:dim(d_cvms)[2]){

    f_ij<- d_cvt2[q[i],j]+d_cvt2[q[i]+19,j]+d_cvt2[q[i]+38,j]
    f_it<- rowSums(d_cvt2)[i]

```

```

f_i <- rowSums(d_cvt2)[q[i]]+rowSums(d_cvt2)[q[i]+19]+rowSums(d_cvt2)[q[i]+38]
f_j<- colSums(d_cvt2)[j]
d_cvms[i,j]<-d_cvt2[i,j]-f_ij*f_it/f_i+f_j*f_it
}
}
d_cvmt<-data.frame(matrix(rep(0,19*31), ncol=31))
rownames(d_cvmt)<-rownames(d_cvt)[1:19]
colnames(d_cvmt)<-colnames(d_cvt)
for(i in 1:dim(d_cvmt)[1]){
  for(j in 1:dim(d_cvmt)[2]){
    d_cvmt[i,j]<- d_cvms[i,j]+d_cvms[i+19,j]+d_cvms[i+38,j]
  }
}
d_cvm <- rbind.data.frame(d_cvms, d_cvmt)

afm3 <- CA(d_cvm,row.sup=c(58:76), ncp=6)

#coordenadas
round(afm3$row$coord,3)
round(afm3$row.sup$coord,3)

#tabla
round(afm3$eig, 8)

#coordenadas
round(afm3$row.sup$coord,3)
round(afm3$row$coord[1:19,],3)
round(afm3$row$coord[20:38,],3)
round(afm3$row$coord[39:57,],3)

#ineria total
sum(afm3$eig[,1])

#valores propios, porcentaje de inercia, porcentaje de inercia acumulada
afm3$eig[,1]

#plot de los valores propios
plot(afm3$eig[,1],type="l", main="Valores propios de los factores")

```

```

#plot de la inercia acumulada
g33<-barplot(afm3$eig[,3],names.arg=c(1:length(afm3$eig[,3])),
            col=terrain.colors(length(afm3$eig[,3])),
            main="Inercia acumulada por los factores")
abline(h=80)

#DIM 1,2

#grafico conjunto
plot(afm3$row.sup$coord[,1:2],type="n", xlim=c(-0.7,0.7), ylim=c(-0.5,0.5))
text(afm3$row.sup$coord[,1:2],col="green4",labels=rownames(afm3$row.sup$coord),
     cex=0.6)
text(afm3$row$coord[1:19,1:2],col=c("orangered"),labels=rownames(afm3$row$coord)[1:19],
     cex=0.6)
text(afm3$row$coord[20:38,1:2],col=c("chocolate4"),labels=rownames(afm3$row$coord)[20:38],
     cex=0.6)
text(afm3$row$coord[39:57,1:2],col=c("red"),labels=rownames(afm3$row$coord)[39:57],
     cex=0.6)
text(afm3$col$coord,col=c("black"),labels=rownames(afm3$col$coord), cex=0.6)
abline(h=0,v=0, col="black", lty=2)

#DIM 3,4

#grafico conjunto
plot(afm3$row.sup$coord[,3:4], xlab="Dim 3", ylab="Dim 4",type="n", xlim=c(-0.4,0.5),
     ylim=c(-0.5,0.5))
text(afm3$row.sup$coord[,3:4],col="green4",labels=rownames(afm3$row.sup$coord),
     cex=0.6)
text(afm3$row$coord[1:19,3:4],col=c("orangered"),labels=rownames(afm3$row$coord)[1:19],
     cex=0.6)
text(afm3$row$coord[20:38,3:4],col=c("chocolate4"),labels=rownames(afm3$row$coord)[20:38],
     cex=0.6)
text(afm3$row$coord[39:57,3:4],col=c("red"),labels=rownames(afm3$row$coord)[39:57],
     cex=0.6)
text(afm3$col$coord[,3:4],col=c("black"),labels=rownames(afm3$col$coord), cex=0.6)
abline(h=0,v=0, col="black", lty=2)

#DIM 5,6

```

```

#grafico conjunto
plot(afm3$row.sup$coord[,5:6], xlab="Dim 5", ylab="Dim 6",type="n", xlim=c(-0.3,0.3),
ylim=c(-0.4,0.4))
text(afm3$row.sup$coord[,5:6],col="green4",labels=rownames(afm3$row.sup$coord),
cex=0.6)
text(afm3$row$coord[1:19,5:6],col=c("orangered"),labels=rownames(afm3$row$coord)[1:1
9], cex=0.6)
text(afm3$row$coord[20:38,5:6],col=c("chocolate4"),labels=rownames(afm3$row$coord)[2
0:38], cex=0.6)
text(afm3$row$coord[39:57,5:6],col=c("red"),labels=rownames(afm3$row$coord)[39:57],
cex=0.6)
text(afm3$col$coord[,5:6],col=c("black"),labels=rownames(afm3$col$coord), cex=0.6)
abline(h=0,v=0, col="black", lty=2)

data.frame(t=rowSums(d_cvt[1:19,]), G1=rowSums(d_cvt[20:38,]),
           G2=rowSums(d_cvt[39:57,]), G3=rowSums(d_cvt[58:76,]))

```