



Exploratory multidimensional statistical methods Introductory presentation

Anàlisi de Dades i Explotació de la Informació

Grau d'Enginyeria Informatica.

Information System track

Prof. Mónica Bécue Bertaut & Lidia Montero

Monica.becue@upc.edu lidia.montero@upc.edu

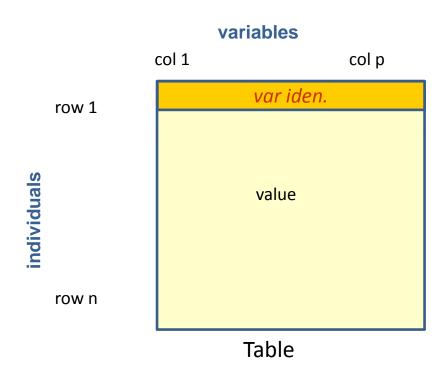








Information as stored in rectangular tables







Information is stored in tables

Rows of the table

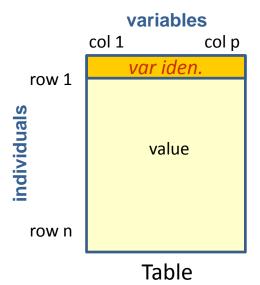
Individuals or instances, sample, example, record, ...
forming the sample under study, extracted from a population

Columns of the table

Variables or "attributes".

Main attribute types: quantitative, binary, nominal, ordinal, interval, ratio, textual, ...

Variables/ Attributes observed on the individuals (in the whole population, the variable follows a probabilistic law...) or constructed a posteriori







Encoding the variables

Continuous or quantitative

- Interval : temperature,... Laplace-Gauss distribution)
 income, ... Exponential distribution)
- Count data ("number of words of a sentence of a same author",
 Poisson distribution)

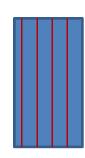


Categorical

- Binary (yes/no variable, boolean attribute.

Binomial/Hypergeometric distribution)

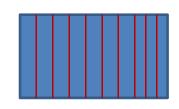
- Nominal (marital status, region, Multinomial distribution)
- Ordinal (clothe's size, social class,, Ordered multinomial)



as many columns as categories

Frequency data

 Series of columns with count data that must be treated as a whole (counts of the occurrences of the different words used to answer an open-ended question; counts of mortality data by causes;
 counts of the occurrences of all the different species present in an ecological site)



as many columns as species

- Textual data





Role of variables

Response

Variable to be explained or predicted either continuous, categorical or frequency

Explanatory

Variables uesed to explain the behaviour of the response variables continuous or categorical or frequency



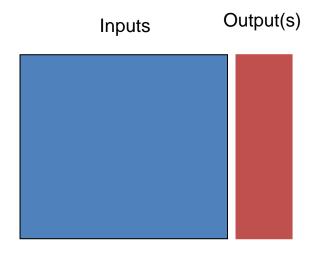


Types or data matrix

With or without response(s) variable



Data to explore, to describe, to find associations (i.e. itemsets), ...



we want to find a model to predict the response





R function available in FactoMineR

We will use FactoMineR Package (cran R)

You can also consult (and download this R function from) http://factominer.free.fr/ where a large documentation is provided, with theoretical background, examples, tutorials and so on.

Some details about the exploratory methods





Big Data

Big data require **Exploratory** multidimensional statistical methods JOB: Data Scientist Technology – Business Intelligence | Mind Candy, London Mind Candy – Posted by Advertiser – London, England, United Kingdom Job Description

We are looking for truly talented individuals to become an integral part in driving the (...)

The Role

Due to our continued success Mind Candy is rapidly expanding and we have a truly fantastic opportunity for a Data Scientist to come on board and play a key role in (...) **Minimum Requirements:**

Good business and technical skills in data analytics. Technical skills must include: Highly proficient data mining skills in **small and very large data sets.**

Great ETL skills using a variety of languages (e.g. SQL, R, Python, Scala) and big data tools (e.g. Hive, Scalding, Pig, Elastic MapReduce).

Great statistical skills and a passion for data and data visualisation.

Ability to continuously adapt to the data needs in a rapidly changing environment. This would include quickly and efficiently integrating new data sources using various methods (from internal or external databases, using REST API, etc.).

Experience and confidence in gathering business requirements from the product teams and delivering reports, analysis and innovative, fit for purpose information solutions.

Experienced in managing your own priorities based on business goals.

Strong communication skills.

Experience of working in an Agile environment.

Preferred Requirements: (...)

Resumen de los tipos de descripciones de Big Data que Ward y Barker han descubierto de varias organizaciones influyentes:

- 1. Gartner. En 2001, un informe de Meta (hoy día Gartner) tomó nota del aumento del tamaño de los datos, la tasa de aumento a la que se producen y la creciente variedad de formatos y representaciones empleadas. Este informe es anterior a la expresión 'big data', pero proponía una definición triple con tres 'V': volumen, velocidad y variedad. Desde entonces, esta idea se ha hecho muy popular y, a veces, incluye una cuarta V: veracidad, para cubrir la cuestión de la confianza y la incertidumbre.
- 2. Oracle. 'Big data' es la derivación de valor a partir de la toma de decisiones de negocio en función de bases de datos relacionales tradicionales, aumentada con nuevas fuentes de datos no estructurados.
- 3. Intel. Las oportunidades de trabajo con grandes volúmenes de datos surgen en organizaciones que generen un promedio de 300 terabytes de información a la semana. La clase de datos más común es la de las transacciones comerciales almacenadas en bases de datos relacionales, seguida de documentos, correo electrónico, datos de sensores, blogs y redes sociales.

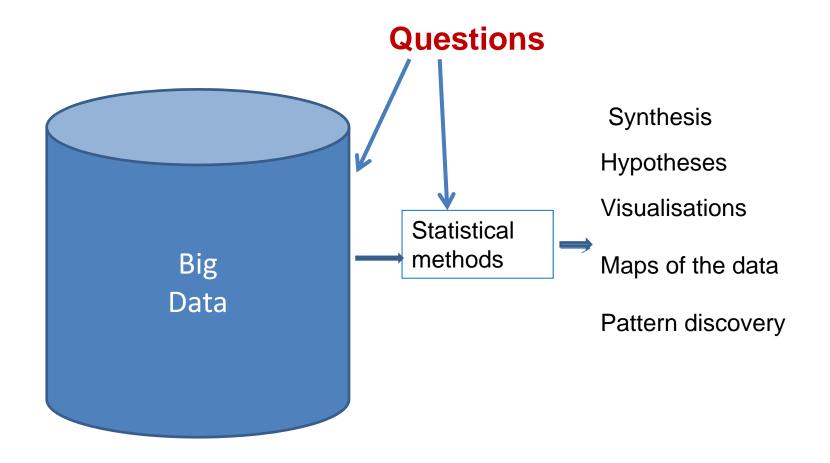
LABORATORI DE MODELITZACIÓ



- 4. Microsoft. "Big data' es un término cada vez más utilizado para describir el proceso de aplicación de una significativa potencia de computación (lo último en el aprendizaje de máquinas e inteligencia artificial) a conjuntos de información de enorme tamaño y, a menudo, de alta complejidad".
- 5. El proyecto de código abierto MIKE (siglas en inglés de Method for an Integrated Knowledge Environment). El proyecto MIKE argumenta que los grandes volúmenes de datos no tienen que ver con el tamaño sino con la complejidad. Por consiguiente, lo que define un conjunto de datos como 'big data' es su alto grado de permutaciones e interacciones.
- 6. El Instituto Nacional de Estándares y Tecnología de EEUU. El Instituto afirma que los grandes volúmenes de datos se refieren a aquellos que "superan la capacidad o la habilidad de los métodos y sistemas actuales o convencionales". En otras palabras, la noción de 'grande' está relacionada con el estándar de computación actual.

LABORATORI DE MODELITZACIÓ I ANÀLISI DE LA INFORMACIÓ





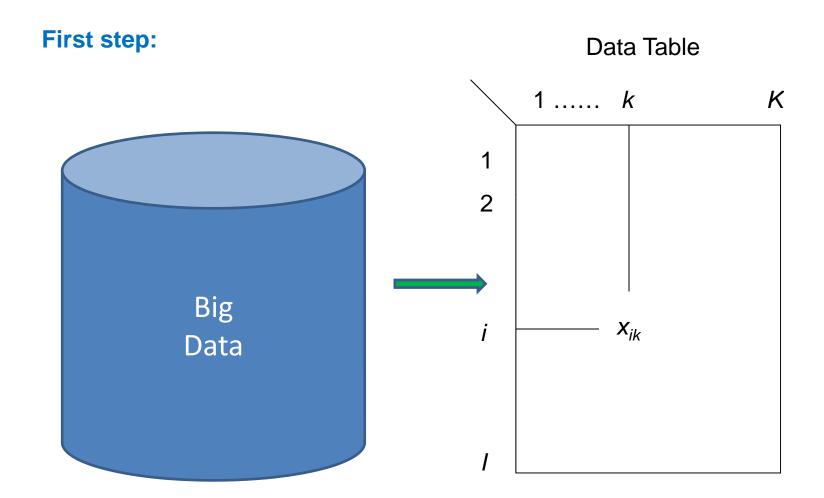


Among the Statistical methods: multidimensional exploratory statistical methods

What are they for?







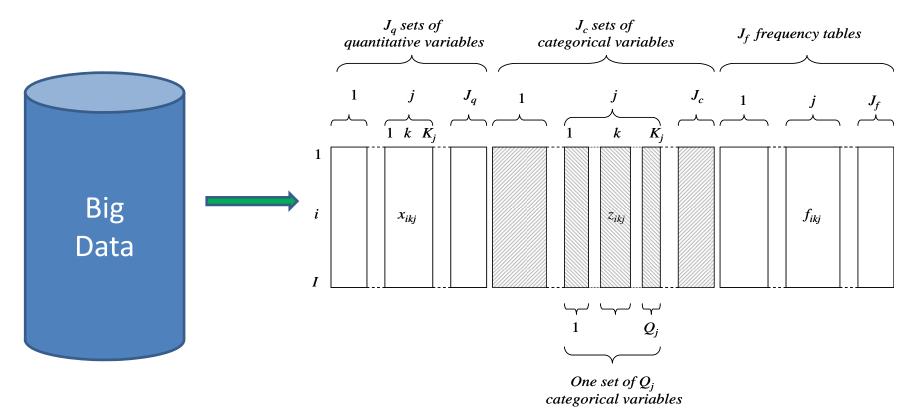
It tabular data led to data analysis, it can also be pointed out that tabular data led to the computer (Fionn Murtagh *Electronic Journ@l for History of Probability and Statistics*- Vol 4, n°2; Décembre/December 2008 www.jehps.net

Laboratori de Modelització i Anàlisi de la Informació



Or First step:

Multiple Table





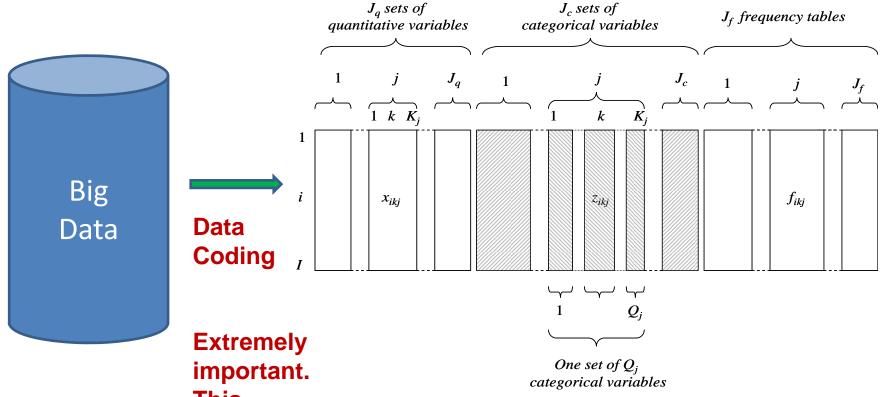
LABORATORI DE MODELITZACIÓ I ANÀLISI DE LA INFORMACIÓ





Or First step:

Multiple Table



important.
This
conditions
the results



And now exploratory data analysis gets going!

To answer the questions

"In data analysis numerous disciplines have to collaborate.

The role of mathematics, although essential, remains modest in the sense that classical theorems are used almost exclusively, or elementary demonstration techniques.

But it is necessary that certain abstract conceptions penetrate the spirit of the users, who are the specialists collecting the data and having to orientate the analysis in accordance with the problems that are fundamental to their particular science."

Fionn Murtagh

Electronic Journ @I for History of Probability and Statistics

Vol 4, n°2; Décembre/December 2008

www.jehps.net

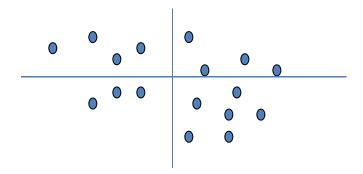


Among the Statistical methods: multidimensional exploratory statistical methods

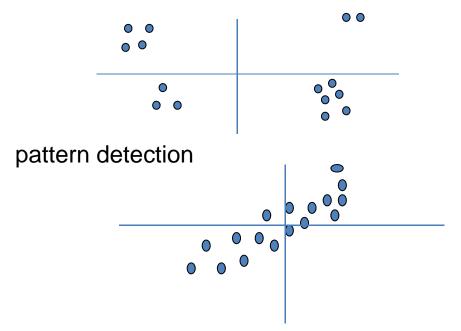
What are they for?



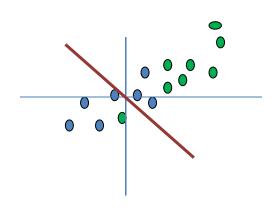
Visualisation of data



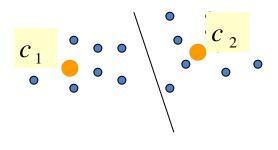
Mapping the indivduals from their similarity



For classifying the individuals



or clustering them







Examples



1. Method: PCA

Ejemplo: cata de chocolates

Ejemplo: Chocolates

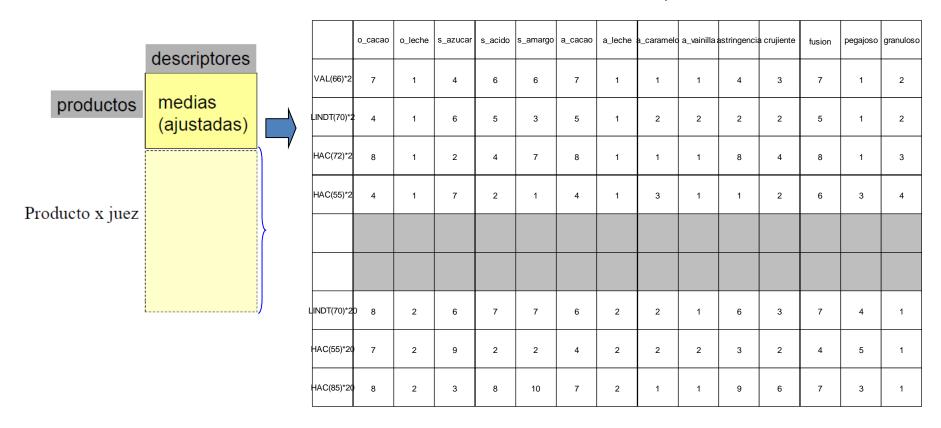
- 10 chocolates negros
 - 3 marcas: Lindt, Valrhona y Hacendado
 - Porcentaje de cacao entre 55% y 85%
- Método de recogida de datos: QDA (Quantitative Descriptive Analysis)
- 16 panelistas y 2 sesiones
- 14 descriptores
 - Olor: cacao, leche
 - Sabor: azúcar, ácido, amargo, cacao, leche, caramelo, vainilla
 - Características: astringencia, crujiente, fusión en la boca, pegajoso, granuloso
- Notas entre 0 y 10
- Diseño de experimentos completo balanceado para los rangos y efectos de arrastre de orden 1

Data capture

sesión	panelista	rango	producto	primero	O.Cacao	O.leche	Azúcar	Ácido	Amargo	Cacao	Leche	Caramelo	Vainilla	Astringencia	Crujiente	Fusión boca	Pegajoso	Granuloso
1	2	1	VALRHONA (64)	1	6	1	4	7		6	1	1	1	3	3	7	1	2
1	2	2	VALRHONA (66)	0	7	1	4	6	6	7	1	1	1	4	3	7	1	2
1	2	3	LINDT-NS (70)	0	4	1	6	5	3	5	1	2	2	2	2	5	1	2
1	2	4	HACENDADO (72)	0	8	1	2	4	7	8	1	1	1	8	4	8	1	3
1	2	5	HACENDADO (55)	0	4	1	7	2	1	4	1	3	1	1	2	6	3	4
1	2	6	LINDT-EF (85)	0	8	1	2	6	7	9	1	1	1	8	6	7	1	1
1	2	7	HACENDADO (85)	0	8	1	2	7	6	7	1	1	1	7	4	5	1	2
1	2	8	VALRHONA (70)	0	6	1	5	7	5	5	1	1	1	2	6	6	1	2
1	2	9	LINDT-EF (70)	0	7	1	2	7	6	6	1	1	1	7	6	6	1	2
1	2	10	VALRHONA (85)	0	9	1	1	6	8	9	1	1	1	9	6	7	2	2
2	20	8	LINDT-EF (70)	0	8	2	6	7	7	6	2	2	1	6	3	7	4	1
2	20	9	HACENDADO (55)	0	7	2	9	2	2	4	2	2	2	3	2	4	5	1
2	20	10	HACENDADO (85)	0	8	2	3	8	10	7	2	1	1	9	6	7	3	1

Building the products × variables table

ProductoxJuez-Descriptores



Objetivos de ACP

El estudio de los individuos (A)

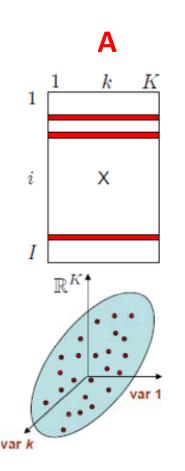
- Similaridad entre los individuos respecto a todas las variables
- → partición entre los individuos

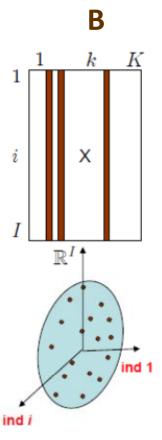
El estudio de las variables (B)

- Relaciones lineales entre las variables
 = Visualización de la matriz de correlaciones (S)
- Encontrar variables sintéticas

Relación entre los dos estudios

 Caracterización de grupos de individuos por variables; individuos particulares para entender mejor la relación entre las variables

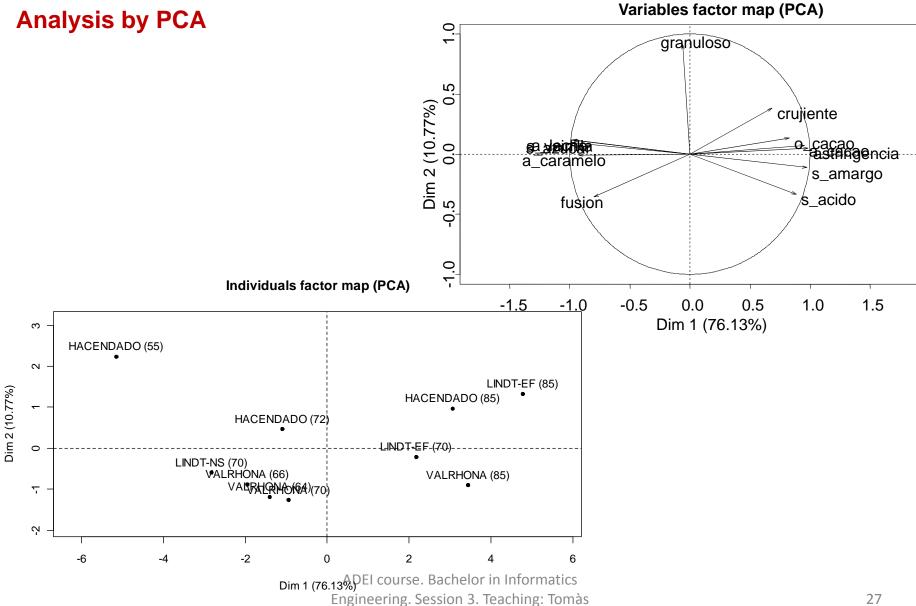






LABORATORI DE MODELITZACIÓ I ANÀLISI DE LA INFORMACIÓ





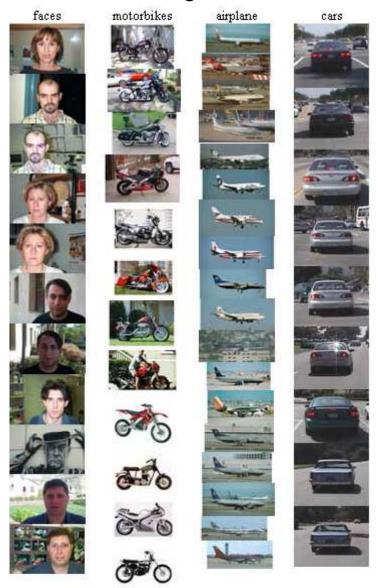
Aluja & Lidia Montero







2. Method: CA Image data base

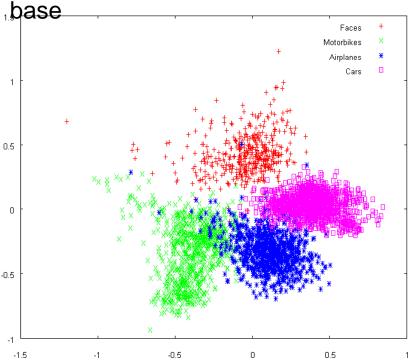


Coding the images into "visual





CA is able to "organize" the image data



3. Multiple Correspondence Analysis (MCA) Example: Perfumes













Aromatics Elixir

Chanel n°5

Cinéma

Coco Mademoiselle

L'instant



Lolita Lempicka



Pleasures



Pure Poison



Shalimar



J'adore (ET)



J'adore (EP)

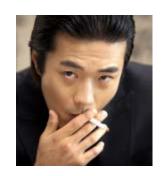
LaASEPSOMESTI. BESTADÍSTICA ARBITAGE LA ENGREPHA ES A SUJA DE LA CHARLETO DE LA C

The panellists (100)

















La ASER SOMETRIA BESTADÍSTICA I APOICA DE LA ASER SOMETRIA BESTADÍSTICA I APOICA DE LA ASER SOMETRIA DEL CARROLLO DE LA ASER SOMETRIA DEL CARROLLO DE LA ASER SOMETRIA DEL CARROLLO DE LA ASER SOMETRIA DE LA





Reagrupar y describir los grupos (Juez 2)



Data coding

- Una tabla con
 - Los perfumes en línea
 - Los jueces en columna
 - Cada juez se considera como una variable cualitativa, cuyas modalidades (categorías) son las palabras utilizadas
- Tratamiento estadístico: Análisis de Correspondencias Múltiple (ACM)

produit	juge 12	juge 13	juge 14	juge 15	juge 16	
Angel	fleuri doux	fruité fort	vanillé épicé esprit des îles	à manger sucré	nourriture épice	
Aromatic Elixir	fort homme	capiteux grand-mère	rude fort	le vieux	ménager cire	
Chanel n°5	Gr 4	capiteux grand-mère	toilettes	savon	connu classique	
Cinéma	fleuri artificiel herbe	fruité moyen	sucré	doux	nourriture épice	
Coco Mademoiselle	fleuri doux	fruité moyen	douceur fleuri	doux	connu classique	
J'adore (EP)	fleuri doux	sucré faible	douceur fleuri	fleuri	connu classique	
J'adore (ET)	fleuri artificiel herbe	sucré faible	douceur fleuri	fleuri	connu classique	
L'instant	fleuri doux	fruité fort	sucré	le vieux	fleuri	
Lolita Lempicka	fleuri doux	fruité moyen	vanillé épicé esprit des îles	à manger sucré	nourriture épice	
Pleasures	fort homme	fruité fort	sucré	fleuri	fleuri	
Pure Poison	fleuri doux	acidulé désodorisant	douceur fleuri	doux	fleuri	
Shalimar	fleuri artificiel herbe	fort lavande eau de cologne	renfermé agressif	le vieux	ménager cire	

LABORATORI DE MODELITZACIÓ I ANÀLISI DE LA INFORMACIÓ



4. Perfumes

Angel







Cinéma







L'insta

Aromat

Lolita







ar



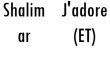


J'adore J'adore

Lempic Poiso es Las jueces n

Pleasur

Pure



(EP)











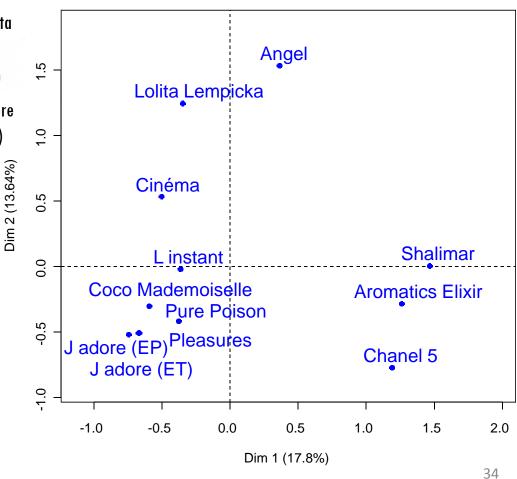






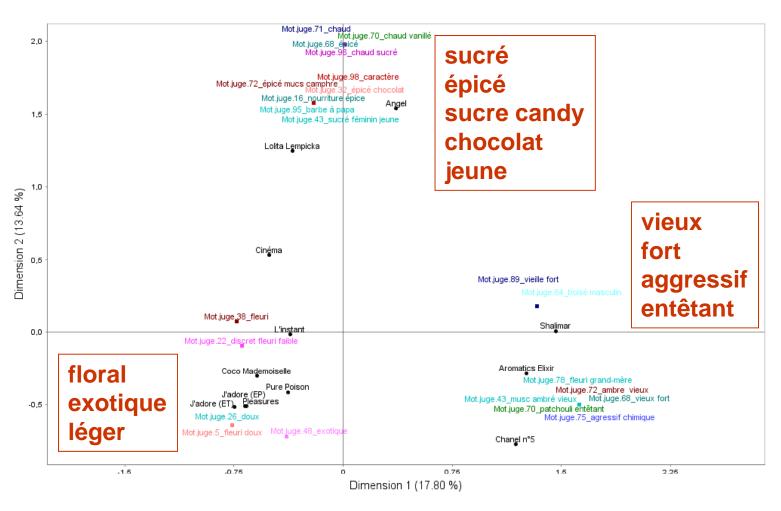
Representation of the rows

SortingTask factor map





Representation of the labels





LABORATORI DE MODELITZACIÓ I ANÀLISI DE LA INFORMACIÓ





Figura 9.3.1.2. Resumen grupos en función de su nivel de redención.

Clustering

SENSIBILIDAD AL PRECIO ALTA

SENSIBILIDAD AL PRECIO MEDIA

SENSIBILIDAD AL PRECIO BAJA

SEGMENTO 2 (27.02%)

- -Preferencia por productos baratos.
- -Segmento con mayor sensibilidad al cupón.
- Gasto medio-bajo.
- -Número de visitas medio.
- Gasto por visita muy reducido (14,1€).
- -Es el segmento de mayor edad destacando el grupo de mayores de 60 años.
- -Segmento con mayor preferencia por productos de marca blanca.

Typology of the customers

MCA + clustering

SEGMENTO 3 (44.80%)

- Compran por igual productos baratos, caros y productos de precio medio.
- -Gasto mensual alto. Los que más gastan junto con el grupo 4.
- -Número de visitas medio-alto.
- -Nivel de redención alto
- -El grupo con mayor porcentaje de clientes que viven con menores de edad.

SEGMENTO 1 (18.34%)

-Preferencia de productos de gama media.

-Gasto medio-alto.

- -Número de visitas medio
- Nivel de sensibilidad al cupón medio.
- -Es el segundo segmento de mayor edad después del segmento 2. Predominio del grupo de mayores de 60 años.

SEGMENTO 4 (9.85%)

- -Preferencia por productos caros.
- -Es el segmento menos sensible al cupón.
- -Los que más gastan junto con el segmento 3.
- -Son los que más gastan por visita.
- -Gasto mensual alto.
- -Número de visitas medio.
- Es el grupo que menos productos de marca blanca adquiere.
- Predominio del grupo de 45-60 años.